

Министерство образования и науки РФ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

«ПЕРМСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ»

**Факультет прикладной математики и механики**  
**Направление подготовки 01.04.02 – Прикладная математика и информатика**  
**Кафедра прикладной математики**

Зав. кафедрой д.т.н., профессор

\_\_\_\_\_ (В.П.Первадчук)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2020 г.

## **ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

На тему: «Исследование взаимного влияния национальных фондовых индексов и  
финансовых активов»

Студент Окишев Андрей Сергеевич

Руководитель ВКР:  
к.ф.-м.н., доцент кафедры ПМ  
Владимирова Д.Б.

\_\_\_\_\_

Пермь, 2020

## Оглавление

Введение.....	3
Глава 1. Теоретическое обоснование исследования.....	6
Исследование природы показателей.....	6
Обзор литературы.....	17
Глава 2. Методология исследования.....	23
Структурные сдвиги.....	23
Стационарность временных рядов.....	24
Причинность по Грейнджеру.....	25
Коинтеграция.....	26
VECM модель.....	28
Глава 3. Эмпирический анализ.....	29
Нахождение структурных переломов во временных рядах.....	30
Тест на стационарность.....	31
Причинность по Грейнджеру.....	36
Проверка на коинтеграцию.....	39
Построение VECM.....	40
Заключение.....	46
Список литературы.....	47
Приложения.....	49
Приложение 1.....	49
Приложение 2.....	52

## Введение

В настоящее время уровень взаимосвязи между странами является наиболее явным ввиду усиления глобализации, одним из проявления которых является международная торговля ценными бумагами. Торговля ценными бумагами осуществляется на национальных фондовых рынках. История возникновения фондовых рынков берет свое начало в 15-16 вв. с начала применения государственных ценных бумаг [31]. Однако сейчас на фондовых биржах происходит купля-продажа не только государственных, но и частных ценных бумаг. Для оценки состояния национальных фондовых рынков рассчитывают национальные фондовые индексы. Данные индексы включают в себя ценные бумаги крупнейших компаний определенной страны.

Также важно отметить, что существуют фьючерсы на золото и нефть, которые могут быть индикаторами общего состояния мировой экономики из-за отсутствия привязанности к определенной стране или региону. Дополнительно, ввиду стремительного развития технологий, были разработаны криптовалюты (к примеру, биткоин), которые не привязаны ни к одной из стран и не имеют законодательной обоснованности во многих странах. Однако в настоящее время криптовалюты, биткоин в частности, имеют достаточно сильную взаимосвязь с общим состоянием экономики. Представленные выше факторы влияют в той или иной степени на общее состояние мировой экономики, однако также необходимо понять, существует ли между ними связь.

Основываясь на приведенной выше информации и имеющихся исследованиях в области изучения фондовых рынков, можно сделать вывод о том, что исследование о наличии и оценке взаимосвязи между важнейшими индикаторами фондовых рынков: национальные фондовые индексы,

стоимость биткойна, а также фьючерсы на золото и нефть остается актуальным.

Таким образом, цель данной работы заключается в том, чтобы с использованием методов статистического моделирования выявить и оценить наличие или отсутствие взаимосвязей между важнейшими индикаторами фондовых рынков: национальные фондовые индексы, стоимость биткойна, а также фьючерсы на золото и нефть. Для изучения взаимосвязи были выбраны следующие показатели:

1. PTC (IRTS);
2. SPDR S&P 500 (SPY);
3. FTSE 100 (FTSE);
4. General Materials Biochemistry Fertilizer JSC (HSI);
5. Nikkei 225 (N225);
6. DAX (GDAXI);
7. Фьючерсы на золото;
8. Фьючерсы на нефть WTI;
9. Стоимость биткойна.

Для достижения представленной выше цели были составлены следующие задачи:

1. Изучить основные национальные фондовые индексы, стоимости биткойна и фьючерсов на нефть и золото;
2. Провести обзор имеющихся исследований в области изучения фондовых рынков;
3. Изучить теоретическую и методологическую базу по данной теме;
4. Определить объект исследования;
5. Изучить статистический пакет R-studio;
6. Провести анализ выбранных показателей с использованием методов статического анализа: нахождение структурных сдвигов,

проверка временных рядов на стационарность, исследование причинности по Грейнджеру, проверка на коинтеграцию, построение VECM;

7. Интерпретировать и проанализировать полученные результаты;
8. Сделать выводы по проведенному исследованию.

Важно отметить, что данное исследование будет полезным для брокеров, инвесторов и крупных компаний, которые планируют выпуск ценных бумаг на фондовые биржи.

Данная работа состоит из трех частей. В первой части работы осуществлено теоретическое обоснование исследования, а именно исследование природы выбранных показателей и обзор имеющихся исследований в области изучения фондовых рынков. Во второй части представлена методология исследования. В третьей части представлены результаты эмпирического исследования и выводы по проведенному исследованию. В ходе работы использовалось 32 источника.

## **Глава 1. Теоретическое обоснование исследования**

### **Исследование природы показателей**

Фондовый рынок – рынок, на котором происходит покупка и продажа ценных бумаг, которые торгуются как на бирже, так и вне биржи. В настоящее время существует более 200 фондовых бирж. Фондовые биржи – это финансовые институты, которые помогают покупателям и продавцам ценных бумаг взаимодействовать, а также организовывать сделки по покупке и продаже ценных бумаг.

Основная цель фондовых бирж это привлечение капитала в существующие предприятия для улучшения их финансового состояния. Рассмотрим структуру фондового рынка. Первыми участниками являются брокеры, которые имеют полномочия на осуществление сделок от имени клиента, к примеру, банков, крупных предприятий или частных клиентов. Именно брокерские компании дают возможность торговать на фондовом рынке, а не фондовая биржа.

Следующим участником фондового рынка являются регуляторы. Они осуществляют контроль за брокерскими фирмами, следят, чтобы они не нарушали правила, установленные фондовым рынком, иначе их лишат лицензии.

Третий участник рынка – это эмитент. Ими являются как государственные, так и частные предприятия. Чаще всего ими являются крупные корпорации. Важно отметить, что государство может выпустить для торговли только фиксировано-доходные облигации. Таким образом, государство гарантирует отсутствие потери вложенных средств клиента.

Четвертым и последним участником являются инвесторы. Они и являются клиентами фондовых рынков, теми, кто обращаются к брокерам, с целью вложения собственных средств в определенные ценные бумаги.

Основными путями получения прибыли для клиента являются выплачиваемые дивиденды акций крупных компаний, а также разница между ценой покупки и продажи ценных бумаг.

Фондовые индексы – это индексы, вычисляемые на основе данных по стоимости на ценные бумаги определенных групп компаний. Существует две методики расчета фондовых индексов:

1. средняя цена активов, которые включены в фондовый индекс;
2. средняя рыночная стоимость компаний, ценные бумаги которых включены в фондовый индекс, взвешенная по количеству ценных бумаг [1].

Фондовые индексы подразделяют на несколько типов. Во-первых, глобальные (или мировые) индексы – индексы, которые включают в себя компании со всего мира, например, индекс The Global Dow, который включает в себя акции 150 ведущих компаний со всего мира (Amazon.com Inc., Canon Inc., Gazprom PAO и т.д.). Во-вторых, региональные фондовые индексы – это индексы, которые включают в себя ценные бумаги компаний одной территориальной области. К примеру, Morgan Stanley Capital International, который включает в себя наиболее крупные компании европейских стран. В-третьих, национальные фондовые индексы – это индексы, которые включают в себя ценные бумаги компаний, расположенных в одной стране. К примеру, Московская биржа рассчитывает индекс РТС, который включает в себя ведущие компании Российской Федерации (ПАО «Газпром», ПАО «Сбербанк», ПАО «Магнит», ПАО «Лукойл» и т.д.). В данной работе исследование будет проводиться на данных по национальным фондовым индексам следующих стран: Россия, США, Германия, Великобритания, Вьетнам, Япония.

Перейдем к более подробному рассмотрению выбранных для анализа переменных. Начнем с фьючерсов на золото. Фьючерс – это финансовый инструмент, в условиях которого участники биржи заключают договор на покупку или продажу актива или ценной бумаги на определенную дату в

будущем по рыночной цене в настоящий момент. Главной особенностью всех фьючерсов является то, что ими торгуют на биржах (в отличие от форвардных контрактов) и что покупатель данного финансового инструмента не преследует цель приобрести товар или ценную бумагу, а стремится получить прибыль на разнице в цене покупке и продаже финансового инструмента. Золото используется во всем мире во многих сферах жизни человека из-за того, что золото обладает рядом полезных свойств. Самое известное применение данного металла заключается в изготовлении драгоценных изделий, также золото применяется в производстве микроэлектроники из-за его стойкости к окислительным процессам и высокой теплопроводности. Также золото обладает свойством отражения инфракрасного излучения, благодаря чему часто применяется в качестве покрытия стекол многоэтажных зданий. Существует множество других примеров полезного применения драгоценного металла. Именно поэтому данный металл является широко востребованным во всех странах и многих сферах использования [2]. Фьючерсы на золото – это один из видов фьючерсных контрактов, объектом договора в которых является золото. Ниже представлены колебания стоимости фьючерсов на золото в период с 2013 по 2017 гг.



Рис.1. График стоимости фьючерсов на золото за 2013-2017 гг.



Следующим видом рассматриваемых фьючерсов является фьючерс на нефть West Texas Intermediate (WTI). Фьючерсом на нефть является финансовый контракт, объектом которого является покупка или продажа барреля нефти сорта WTI. WTI, в отличие от другого торгуемого сорта товарной нефти Brent, добывается в США и является более качественной ввиду более низкого содержания серы и более высокой плотности нефти. Нефть является одним из самых востребованных сырьевых продуктов. Самой распространенной отраслью, в которой применяется нефть, является нефтеперерабатывающая сфера, основными продуктами которой являются бензин, дизельное топливо, авиакеросин, мазут и т.д. Следующей по популярности сферой, в которой она используется, является сфера производства и переработки пластмассы. Также нефть применяется во многих других сферах (к примеру, фармацевтика, дорожное строительство, химическая отрасль и др.). Также важно отметить, что нефть является основным источником дохода для некоторых развитых стран (к примеру, ОАЭ, Саудовская Аравия, США, Россия, Китай и т.д.) [3]. На рисунке 2 представлен график стоимости фьючерсов на нефть WTI в периоде 2013-2017 гг. [4].

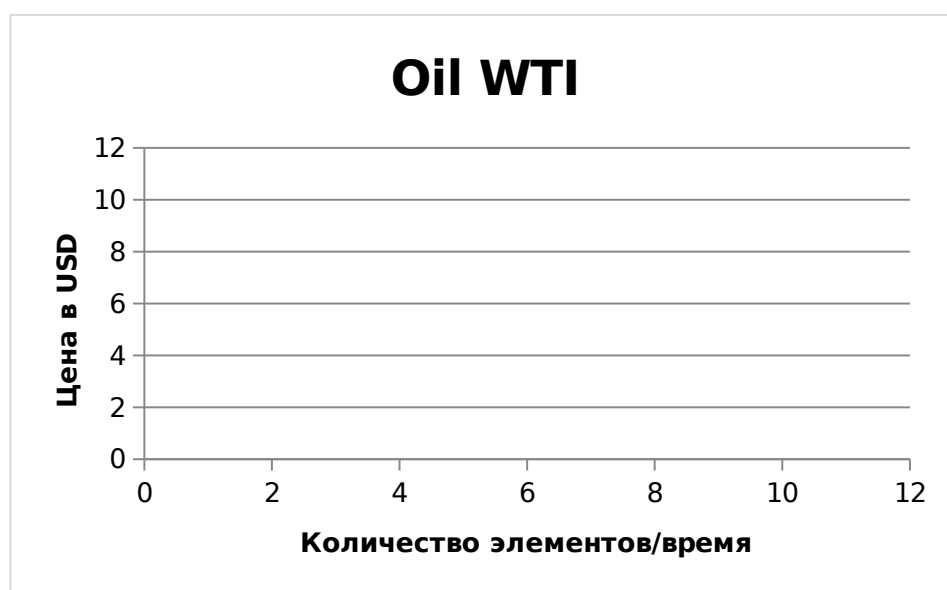


Рис.2. График стоимости фьючерсов на нефть бренда WTI за 2013-2017 гг.

Перейдем к рассмотрению каждого из индексов. Начнем с российского индекса РТС (Российская Торговая Система). Данный индекс рассчитывается Московской биржей с 1 сентября 1995 г. РТС оценивается по второй методике, с помощью взвешивания рыночных стоимостей компаний, включенных в индекс. Рассматриваемый индекс измеряется в долларах за пакет ценных бумаг. В него входят 42 наиболее крупные компании Российской Федерации, далее представлена таблица процентного соотношения отраслей, включенных в сам индекс:

Таблица 1. Доля каждой отрасли в индексе РТС

Отрасль	Доля в индексе (%)
Нефть и газ	50,6
Финансы	17,8
Металлы и добыча	14,7
Потребительский сектор	9,0
Телекоммуникации	3,2
Электроэнергетика	2,7
Другое	2,0

В состав компаний, включающийся в индекс, входят такие компании, как: ПАО «Газпром», ПАО «Сбербанк», ПАО «ЛУКОЙЛ», ПАО «НОВАТЭК» и др. [5]. Далее представлен график колебаний цены в период с 2013 по 2017 гг.:



Рис.3. График стоимости индекса РТС за 2013-2017 гг.

Следующим национальным фондовым индексом, исследуемым в работе, является американский индекс S&P 500 (Standart & Poor's). В данный индекс включаются 505 наиболее крупных американских компаний (Apple Inc., Microsoft Corporation, Amazon.com Inc., Facebook Inc., Intel Corporation). Данный индекс рассчитывается по методу взвешивания капитализации. S&P 500 является одним из индикатором состояния американской экономики наряду с популярным индексом Доу-Джонса [6]. Далее представлен график колебания цен индекса S&P 500:



Рис.4. График стоимости индекса S&P 500 за 2013-2017 гг.

Еще одним индексом, рассматриваемым в данной работе, является немецкий индекс DAX (Deutscher Aktienindex). Данный индекс является одним из важнейших индексов Германии и вычисляется как средневзвешанное стоимости ценных бумаг крупнейших немецких компаний (к примеру, Siemens, SAP, Bayer, Adidas, BMW, Allianz) [7]. График колебаний стоимости немецкого индекса DAX в евро представлен далее:



Рис.5. График стоимости индекса DAX за 2013-2017 гг.

Далее рассмотрим один из ведущих индексов Великобритании и Европы – индекс FTSE 100 (Financial Times Stock Exchange). Данный индекс рассчитывается компанией FTSE Group, владельцами которой являются Financial Times и London Stock Exchange. В состав данного индекса входят 100 наиболее крупных британских компаний (к примеру, Unilever, Royal Dutch Shell, HSBC, British Petroleum и т.д.) [8]. Ниже показан график стоимости индекса FTSE 100:



Рис.6. График стоимости индекса FTSE 100 за 2013-2017 гг.

Следующим, рассматриваемым в данном исследовании индексом, является индекс HSI (General Materials Biochemistry Fertilizer JSC). Акционерное общество, в основе которого лежит данный индекс, занимается производством биохимической продукции, основными товарами которой являются различные типы азотно-фосфорно-калийных удобрений (NPK) под торговой маркой Con Trau. Продукция компании не только распространяется внутри Вьетнама, но и экспортируется на зарубежные рынки, такие как Австралия, Камбоджа, Китай и Лаос. Кроме того, компания занимается торговлей промышленными поставками для производства удобрений, а также сельскохозяйственной техникой и оборудованием [9]. Далее представлен график стоимости акций данной вьетнамской компании во вьетнамских донгах:



Рис.7. График стоимости индекса HSI за 2013-2017 гг.

Рассмотрим следующий индекс Nikkey 225. Данный индекс является одним из самых важных индексов фондовых рынков Японии. В него входит 224 самых крупных компаний из различных сфер: продукты, текстиль и одежда, страхование, машиностроение, химические, торговые и др. Ниже показан график колебания стоимости индекса в японских йенах за 2013-2017 гг.



Рис.8. График стоимости индекса Nikkey 225 за 2013-2017 гг.

Последней переменной, которая будет включаться в модель, является стоимость одного биткоина в долларах. Биткоин - это криптовалюта, которая основана на технологии блокчейн. Технология блокчейн заключается в выстраивании, исходя из определенных правил, последовательной цепочки блоков, в которых содержится информация. Существует несколько преимуществ блокчейна:

- Децентрализация – отсутствие регулирования со стороны других лиц.
- Полная прозрачность – каждый из участников может отследить все проведенные транзакции.
- Конфиденциальность – участник может отследить любую транзакцию, но не может определить, кто отправлял или получал информацию. Для проведения каждой из операций нужен уникальный код доступа.
- Надежность – никто не может внести несанкционированные изменения, они будут отклонены ввиду несоответствия ранним копиям.

Данная технология разрабатывалась первоначально для биткоина, но сейчас сообщество пытается найти иные варианты, в которых может быть использована технология блокчейн.

Получение криптовалюты происходит путем решения множеством несоединенных компьютеров математических вычислительных задач, с помощью которых блокчейн сеть может существовать. Итогом этих действий и является криптовалюта, которую получают участники (майнеры) в качестве поощрения за сделанную работу [10].

Еще одной особенностью биткоина является его ограниченность. Всего может быть произведено 21 млн. биткоинов (на данный момент добыто уже более 18 млн. единиц биткоинов). Каждый год количество биткоинов, которое будет добываться, будет уменьшаться. Из чего следует, что в системе появляется дефицит, он и приводит к росту курса.

Далее показана стоимость одного биткоина в долларах за период с 2013 по 2017 гг.:

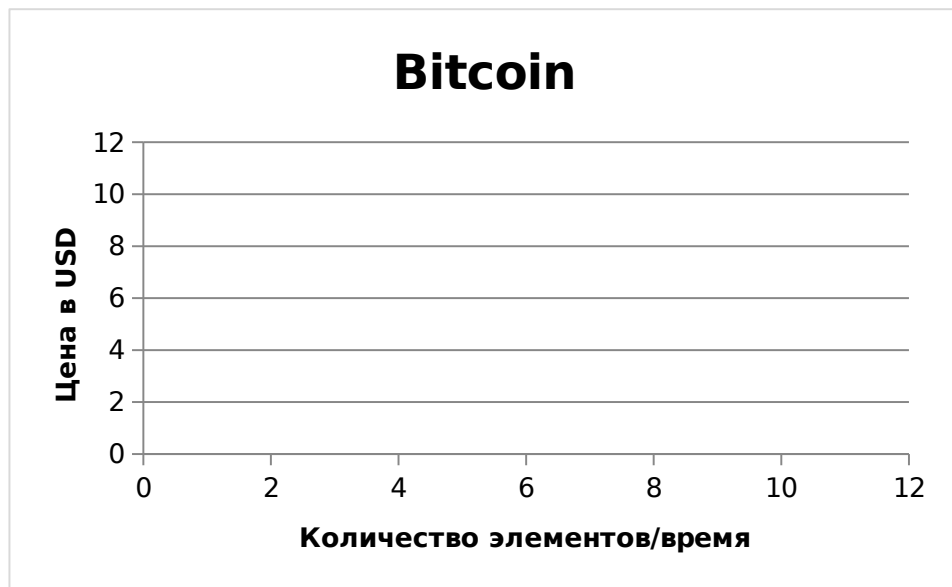


Рис.9. График стоимости Bitcoin за 2013-2017 гг.



## Обзор литературы

В настоящее время фондовые биржи всех стран развиваются стремительно и Россия не исключение. Ввиду глобализации и развития информационных технологий все финансовые активы стали более взаимосвязанными, также появились новые финансовые активы – криптовалюты, которые оказывают сильное влияние на мировую финансовую биржу.

Множество исследователей по всему миру занимаются изучением взаимосвязи фондовых инструментов и их влиянию на мировую экономику. Важнейшим инструментом развития и финансирования экономики является фондовый рынок. Он призван трансформировать сбережения предприятий в инвестиции.

Огромное количество людей, участвующих в торгах, покупают или продают золото. Этот актив довольно универсален, еще недавно, в прошлом веке, золото использовалось в денежном обращении, так как оно не ржавеет. Также сейчас его используют в промышленности из-за свойства электропроводимости. В настоящее время золотом торгуют на публичных биржах, где его стоимость меняется каждую минуту.

Перейдем к рассмотрению исследований в данной теме. Одним из самых популярных направлений исследований является изучение криптовалют и факторов, влияющих на их рост или падение. Данный интерес может быть объяснен ростом популярности биткоина.

Исследования в данной теме можно разделить на несколько групп по переменным, которые, кроме криптовалют, были включены в модели, а именно: биржевые индексы, драгоценные металлы.

Shaen Corbet, Andrew Meegan, Charles Larkin, Brian Lucey, Larisa Yarovaуа изучали влияние финансовых активов на стоимость 3 криптовалют, а именно: Bitcoin, Ripple and Litecoin [11]. Финансовыми активами были

выбраны MSC GSCI Total Returns Index, the US\$ Broad Exchange Rate, the SP500 Index and the COMEX closing gold price , VIX and the Markit ITTR110 index. Для исследования были взяты недельные данные с 2013 по 2017 гг. Авторами были построены корреляционные и ковариационные матрицы, в результате исследования были сделаны выводы об отсутствии корреляции между финансовыми активами и криптовалютами, однако важно отметить наличие положительной взаимосвязи между тремя видами криптовалют, то есть при увеличении стоимости одной из них вырастает цена остальных двух, что свидетельствует о том, что рынок криптовалют сильно взаимосвязан и обладает сильной волатильностью.

Следующим исследованием криптовалют с применением эконометрического анализа является работа Domagoj Sajter [12]. В данном исследовании автором была выдвинута гипотеза о наличии взаимосвязи между криптовалютами (Bitcoin, Ethereum and Ripple) и следующими финансовыми активами: американские (S&P500 и Russell 2000), европейский (Stoxx 600), японский (Nikkei 225), (Hong Kong Hang Seng) и китайский (S&P Global 1200). Для построения зависимости были собраны дневные данные из Google.Finance и Yahoo.Finance. Данные о криптовалюте были получены с Coinmarketcap.com. Период наблюдения с 28 апреля 2013 г. до 14 мая 2018 года. Автор разделил исследуемую выборку на 3 части: с 2013 до 2015 гг., с 2015 по 2018 гг. и с 2013 по 2018 гг. Данное разделение было сделано ввиду резкого увеличения популярности биткоина в 2015-2016 гг. В практической части исследования был проведен тест Дики Фуллера, построена корреляционная матрица, авторегрессионные модели, а также построены регрессии, зависимыми переменными в которых были каждая из выбранных автором криптовалют, коэффициенты построенных моделей были оценены методом наименьших квадратов. В результате исследования был сделан вывод о том, что криптовалюты можно считать отдельными финансовыми активами, а также то, что биржевые индексы оказывают на них незначительное влияние.

Интересным исследованием с точки зрения применяемой методологии является работа Anne Haubo Dyhrberg [13]. Автор построил модель обобщенной авторегрессионной модели условной гетероскедастичности (GARCH) на дневных данных с 19 июля 2010 до 22 мая 2015. Зависимой переменной в моделях была цена биткоина, а объясняющими - федеральная процентная ставка США, курсы USD-EUR и USD-GBP, а также индекс FTSE и цена на золото. В результате исследования были сделаны следующие выводы. Во-первых, построенная модель показала несколько сходств биткоина с золотом и доллар, что указывает на возможности и преимущества хеджирования. Во-вторых, модель GARCH показала, что биткоин может быть полезным в управлении рисками и идеально подходит для инвесторов, не склонных к риску в ожидании негативных шоков для рынка. В целом биткоин имеет место на финансовых рынках и в управлении портфелем, как это может быть классифицированным как нечто среднее между золотом и американским долларом в масштабе от чистой среды обмена преимуществ до чистого магазина ценностные преимущества.

Рассмотренные выше работы исследовали зависимости цен на криптовалюты от мировых биржевых индексов, однако существует исследование MARIA RANGOSSI [14], в котором также исследуется влияние цен на золото. Автор выдвинул гипотезу об отрицательной взаимосвязи между стоимостью биткоина и ценой золота. Также в модель включались биржевые индексы NASDAQ index, DAX index, S&P500 index. В исследовании был проведен кросскорреляционный анализ на недельных данных с 2013 по 2015 гг., так как до 2013 года биткоин не был популярен и цены составляли практически 0. В результате исследования автором был сделан вывод о наличии отрицательного взаимодействия между ценами биткоина и золота.

Перейдем к рассмотрению российских авторов данной тематике. Одним из основных российских авторов, занимающихся исследованием взаимосвязи фондовых бирж, является Самойлов [15]. Автор исследовал

влияние индексов S&P 500, VIX, FTSE 100 и стоимости нефти на индекс РТС. Для построения моделей были собраны дневные данные с марта 2007 по август 2009 гг., для оценки влияния общего состояния мировой экономики на выбранные показатели выборка была разделена на 3 периода: до конца 2008 года (до мирового экономического кризиса), январь-сентябрь 2008 года (период сильной волатильности цен всех исследуемых финансовых активов), сентябрь 2008 – август 2009 года (период мирового экономического кризиса). В эмпирической части исследования автором были проведены анализ стационарности, причинности по Грейнджеру, коинтеграционных связей, импульсных откликов и разложения дисперсии. В исследовании были использованы лаги 5 степени для оценки влияния недельных данных. Автор делает вывод, что влияние на индекс РТС индексов и нефти может колебаться в зависимости от рассматриваемого периода. Также был сделан вывод о наличии сильного влияния британского индекса FTSE 100 и фьючерсов на цену нефти на индекс РТС в первых двух периодах. Однако, уже к третьему периоду доля нефти превышает FTSE и вытесняет его из списка лидеров влияющих на РТС. Эти места занимают индекс S&P 500 и стоимость нефти.

Следующим российским исследователем в данной области является Е. А. Федорова [16]. Целью работы является исследовать взаимосвязи фондового рынка России и фондовых рынков США, Германии и Китая. Для исследования были собраны месячные данные с 2000 по 2012 гг. В работе были проведены корреляционный анализ, проверка стационарности временных рядов, каузальный анализ, расчет многофакторной модели векторной авторегрессии (VAR), коинтеграционный анализ. В результате выявилась положительная корреляция между фондовым рынком России и рынками других стран. В процессе анализа функций импульсного отклика выявилась отрицательная взаимосвязь между индексами VIX и РТС. Одним из выводов исследования также было получено наличие положительной корреляции российского фондового рынка и китайского, однако также

подтвердилось отрицательное взаимодействие между фондовым рынком России и США, Германии.

Следующим исследованием, целью которого было изучение взаимосвязи российских и мировых фондовых бирж, а также цен на нефть, является работа Корхонена и Пересецкого [17]. В исследовании был выбран период с октября 1997 по февраль 2012, собраны дневные данные. В работе используется модель TGARCH-BEKK для оценки степени корреляции между рынками с учетом стохастической тенденции мирового рынка. Новизной в работе является то, что авторы предложили использование данных с лагом в 1 день, так как биржи начинают свою работу в разное время из-за разных часовых поясов. Авторами был сделан вывод о том, что корреляция между рынками увеличилась между 2000 и 2012 годами. Рост был особенно высоким в Рынках Восточной Европы в течение 2004–2006 гг., что, вероятно, связано с вступлением этих стран в ЕС в 2004 г. В качестве мировых бирж были выбраны фондовые биржи следующих стран: США, Япония, Южная Африка, Турция, стран Восточной Европы. В результате анализа авторами был сделан вывод о наличии взаимосвязи между российскими фондовыми биржами и биржами США и Японии, а также то, что после 2006 года цены на нефть незначимы для России.

Следующими российскими исследователями являются Е.А. Федорова и И.В. Ланец [18]. В исследовании была рассмотрена взаимосвязь между ценой на золото и фондовыми рынками стран БРИК в период с 2000 по 2012 гг. В методологии авторы использовали проверку на стационарность с помощью ADF, применение анализа на причинность по Грейнджеру, коинтеграционный анализ (тест Йохансена), моделирование векторной авторегрессии. Исходя из проделанной работы, можно сделать вывод, что индексы стран БРИКС, не учитывая Китай, на длительном интервале имеют стабильную взаимосвязь, а рынок золота показал отрицательную корреляцию и значимую связь в периоды сильной волатильности, в то время как растет спрос на более стабильный актив. Таким образом, золото является активом

довольно специфичной природы. Стабильность данного актива определяют степень интеграции его во всю мировую экономику.

Таким образом, на основе представленного выше обзора литературы можно сделать вывод о том, что исследование влияния национальных фондовых индексов и других финансовых активов друг на друга, остается актуальным. Цель данного исследования заключается в изучении взаимосвязи основных национальных фондовых индексов ведущих стран и финансовых активов:

1. PTC (IRTS)
2. SPDR S&P 500 (SPY)
3. FTSE 100 (FTSE)
4. General Materials Biochemistry Fertilizer JSC (HSI)
5. Nikkei 225 (N225)
6. DAX (GDAXI)
7. Фьючерсы на золото
8. Фьючерсы на нефть WTI
9. Bitcoin

## Глава 2. Методология исследования

### Структурные сдвиги

Структурные сдвиги во временных рядах – это наличие сильного изменения в значениях исследуемых переменных ввиду внешнего воздействия. В данном исследовании рассматриваются финансовые переменные, следовательно, внешними факторами могут служить экономические шоки, а именно: экономические кризисы и инфляция.

В статистическом пакете R для определения наличия структурных сдвигов используется команда нахождения точек разрыва для каждой отдельно взятой переменной. Данная функция в пакете основана на построении отдельных линейных регрессионных моделей. Основа для оценки разрывов в регрессионных моделях временных рядов была дана Баем в 1994 [19] и была расширена до множественных разрывов Баем (1997) [20] и Бай и Перроном (1998) [21]. Построенные модели оцениваются на отдельно взятых сегментах данных и происходит расчет остаточной суммы квадратов (RSS) и Байесовского информационного критерия (BIC). После этого происходит выбор модели с наименьшими RSS и BIC. При условии, что были найдены значительные отличия в RSS и BIC в моделях на отдельных сегментах выборки, можно делать вывод о наличии точки разрыва в данных, то есть о наличии структурного сдвига в исследуемой выборке. Далее статистический пакет R позволяет найти несколько определенных дат (максимум 5), которые соответствуют точке разрыва. Таким образом, становится возможным сравнение точек разрыва для каждой переменной, выявление наличия общей даты для дальнейшего анализа экономических шоков, которые могут оказывать влияние на исследуемые финансовые активы и инструменты.

## Стационарность временных рядов

Понятие стационарности используется в различных сферах, и эконометрика не является исключением. Стационарным процессом называют процесс, основные свойства (среднее значение и стандартное отклонение) которого не изменяются во времени [22]. В теории различают два вида стационарности:

1. строгая стационарность (стационарность в узком смысле) – при изменении времени функция плотности распределения переменной не меняется;
2. слабая стационарность (стационарность в широком смысле) – математическое ожидание и дисперсия переменной не имеют связи с изменениями во времени и при построении автокорреляционной функции, в нее включается только первая разность [23].

Для экономического процесса стационарность может означать либо наличие единичного корня, либо наличие тренда. Для определения единичного корня проводят тест Дики Фуллера (DF-test), расширенный тест Дики Фуллера (ADF-test) и тест Квятковского – Филлипса – Шмидта – Шина (KPSS-test). Для проверки наличия тренда исследователи применяют построение графиков тренда и сезонности. Также проводят тесты на равенство средних и дисперсий, дополнительно строят авторегрессионные функции и частные авторегрессионные функции [24].

Рассмотрим тест Дики Фуллера. При проведении данного теста строится авторегрессия:

$$\Delta y_t = b * y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

где:  $b = a - 1$ , а  $\Delta$  - оператор разности первого порядка  $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ .



Проверка на наличие единичного корня производится с помощью подтверждения или опровержения нулевой гипотезе о том, что коэффициент  $b=0$ . Также дополнительно возможны 3 модификации авторегрессионной модели для более точной оценки влияния тренды и константы на стационарность временных рядов.

Существует три вида тестов:

1. Без тренда и константы:

$$\Delta y_t = b * y_{t-1} + \varepsilon_t$$

2. С константой, без тренда:

$$\Delta y_t = b_0 + b * y_{t-1} + \varepsilon_t$$

3. И с трендом (линейным), и с константой:

$$\Delta y_t = b_0 + b_1 * t + b * y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Для каждой спецификации исследуемой модели существуют ранее определенные критические значения DF-статистики, по которым делают вывод об отклонении или подтверждении выдвинутых гипотез о наличии в авторегрессионном уравнении единичных корней.

Дополнительно был разработан расширенный тест Дики Фуллера. При проведении данного теста в представленные выше авторегрессионные модели включаются лаги первых разностей, так как исследуемые временные ряды могут быть авторегрессией более высокого порядка [25].

$$\Delta y_t = a_1 * y_{t-1} + a_2 * y_{t-2} + \varepsilon_t$$

### **Причинность по Грейнджеру**

Причинность по Грейнджеру – это наличие причинно-следственной связи между исследуемыми временными рядами. Данный термин был

предложен Грейнджером в 1969 году. Автор утверждал, что несмотря на то, что линейная регрессионная модель показывает наличие взаимосвязи, необходимо также изучать влияние прошлых значений как исследуемой зависимой переменной, так и объясняющей. Именно поэтому в модели зависимые и объясняющие модели включаются как с лагами, так и без них [26]. Для проверки наличия и оценки данного явления проводят тест на причинность по Грейнджеру. Преимуществом данного теста является то, что проверяется наличие взаимосвязи в обе стороны, то есть после проведения теста возможно нахождение как причины, так и последствия для значений переменной. При проведении теста строят две векторные авторегрессии, в которых зависимой переменной первой модели является  $y_t$ , а второй модели  $x_t$ .

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + b_1 x_{t-1} + \dots + b_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$x_t = c_0 + c_1 x_{t-1} + \dots + c_p x_{t-p} + d_1 y_{t-1} + \dots + d_p y_{t-p} + u_t$$

После построения представленных выше моделей проверяются следующие нулевые гипотезы при помощи вычисления F-статистики [27]:

$$H_0^1: b_1 = \dots = b_p = 0$$

$$H_0^2: d_1 = \dots = d_p = 0$$

## Коинтеграция

Коинтеграция – это наличие долгосрочной взаимосвязи между нестационарными временными рядами. Существует два теста для проверки наличия коинтеграции:

1. Тест Энгла-Грейнджера;
2. Тест Йохансена.

Первый тест применяется, при условии, что исследуется взаимосвязь между двумя временными рядами, то есть итоговая модель состоит только из одной регрессионной модели. В то время как тест Йохансена проводят при исследовании взаимосвязи между несколькими переменными (3 и более), то есть, когда в результате строится система из нескольких уравнений. В данном исследовании рассматривается взаимовлияние 9 переменных по финансовым активам и инструментам, таким образом, для проведения проверки на наличие коинтеграции был выбран тест Йохансена.

При проведении данного теста в первую очередь оценивается VAR-модель.

$$\vec{Y}_t = (\vec{\mu} + t \vec{\beta}) + A_1 \vec{Y}_{t-1} + \dots + A_p \vec{Y}_{t-p} + \varepsilon_t$$

Далее оцениваются коэффициенты и проверяется подтверждение нулевой гипотезы о наличии коинтеграции в исследуемых временных рядах.

Различают несколько спецификаций исследуемой VAR-модели:

- тренд и константа не входят в VAR-уравнение и в коинтегрирующее соотношение;
- в VAR-уравнение не входят ни тренд, ни константа, константа входит в коинтегрирующее соотношение;
- константа входит и в VAR-уравнение, и в коинтегрирующее соотношение;
- оба показателя входят в коинтегрирующее соотношение, но тренд не входит в VAR-уравнение;
- оба показателя входят в коинтегрирующее соотношение, тренд входит в VAR-уравнение [28].

## VECM модель

После построения VAR модели и проведения теста Йохансена для определения наличия коинтеграции (долгосрочной взаимосвязи между переменными) становится возможным построение векторной модели коррекции ошибок [29]. Векторная модель коррекции ошибок является ограниченной спецификацией VAR-модели, которая строится на нестационарных временных рядах после подтверждения наличия коинтеграции между исследуемыми переменными. Данная модель строится на результатах проведения теста Йохансена. Векторную модель коррекции ошибок можно представить следующим образом:

$$\Delta y_{1,t} = \alpha_1 (y_{2,t-1} - \beta y_{1,t-1}) + \varepsilon_{1,t}$$

В данной модели значения, представленные в скобках, отражают коррекцию регрессионных остатков, который принимает значение ноль при наличии долгосрочного равновесия. Коэффициент  $\alpha_i$  представляет скорость коррекции исследуемых временных рядов к долгосрочному равновесию [30].

### Глава 3. Эмпирический анализ

Исследование взаимного влияния национальных фондовых индексов, а также финансовых активов производится с помощью эконометрических инструментов, и использования аналитических методов для составления выводов о выявленных связях.

Выделяются этапы исследования, которые будут использоваться для ответа на исследовательский вопрос:

- ✓ Сбор и подготовка данных;
- ✓ Нахождение структурных переломов во временных рядах;
- ✓ Тест на стационарность;
- ✓ Нахождение причинно-следственных связей (причинность по Грейнджеру);
- ✓ Проверка на коинтеграцию (тест Йохансена);
- ✓ Исследование краткосрочных связей (построение VECM);
- ✓ Проверка модели на значимость;
- ✓ Исследование связей между исследуемыми переменными.

Данные для проводимого исследования были взяты с сайта [ru.investing.com](http://ru.investing.com), с которого использована информация по недельным значениям изучаемых показателей за 2013-2017 года. Для выполнения нормальности распределения выбранных данных было принято решение об их логарифмировании. Дальнейший анализ проводится на логарифмах. Для расчетов использовался статистический пакет R. R – это открытый для использования язык программирования для проведения расчетов и построения регрессионных моделей и построения графиков.

## Нахождение структурных переломов во временных рядах

Структурные сдвиги являются неотъемлемой частью всех временных рядов, именно поэтому так важно их изучать. Ввиду того, что рассматриваются национальные индексы разных стран, то структурные переломы могут происходить в разное время, в связи с различной политической и экономической ситуациями.

Для проверки наличия структурных переломов использовался Breakpoint Test. Все процедуры в нем связаны с тестированием или оценкой отклонений от стабильности в классической линейной регрессионной модели. Основа для оценки разрывов в моделях была предложена Баи (1994 г.) и было расширено для изучения нескольких переломов Баи в 1997 г., а также Баи и Перроном в 1998 г. Были использованы критерии Шварца (BIC) и критерий квадрата суммы остатков (RSS).

Для каждой переменной был проведен этот тест и выведены основные переломные точки. Данные представлены в таблице № 2.

Таблица 2. Переломные точки в выборке 2013-2018 гг.

IRTS	29.12.2013	28.09.2014	28.06.2015	27.03.2016	25.12.2016
S&P 500	06.10.2013	06.07.2014		15.05.2016	12.02.2017
DAX	06.10.2013	11.01.2015	27.12.2015	04.12.2016	-
FTSE 100	06.10.2013	-	09.08.2015	19.06.2016	19.03.2017
HSI	-	13.04.2014	22.03.2015	29.05.2016	26.03.2017
Nikkei 225	29.09.2013	02.11.2014	27.12.2015	13.11.2016	-
Gold	29.09.2013	24.08.2014	24.05.2015	21.02.2016	-
Oil WTI	-	02.11.2014	02.08.2015	01.05.2016	-
BTC	27.10.2013	21.09.2014	-	22.05.2016	26.03.2017

По приведенной таблице видно, что у каждой переменной на всем промежутке было найдено несколько переломных точек. Согласно таблице 2 можно сделать вывод о том, что практически у каждой переменной есть схожая дата разрыва – конец сентября и начало октября. Было бы логично разделить на две подвыборки для более подробного изучения, однако первая

выборка могла бы получиться небольшой, поэтому не следует разделять выборку на части. Также это следует из того, что схожих переломных дат нет в изучаемом промежутке.

### Тест на стационарность

Для проведения дальнейшего анализа необходимо подтверждение нестационарности исследуемых временных рядов, ввиду того, что исследуются экономические переменные, на которые могут оказывать влияние факторы различных сфер. Дополнительно в исследовании рассматривается значимость тренда и константы. Также осуществляется проверка стационарности первых разностей исследуемых переменных для дальнейшего исследования, в частности для исследования причинности по Грейнджеру. Нестационарность экономических временных рядов может объясняться наличием у них тренда и высокой волатильности.

Для проверки стационарности использовались два теста. Первым тестом является расширенный тест Дики Фуллера (ADF).

$\varepsilon_t - \hat{\varepsilon}_t$  будет автокоррелирована, если в первой разнице была автокорреляция ( $\Delta y_t$ )

Решение состоит в том, чтобы дополнить тест, используя  $p$  лаги зависимой переменной. Альтернативная модель (включая константу и временной тренд) теперь записывается как:

$$\Delta y_t = \mu_1 + \mu_2 t + \psi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p a_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

В работе использовались три варианта спецификаций:

1. Модель с константой и трендом;
2. Модель с константой, но без тренда;
3. Модель без константы и тренд.

В исследовании использовался информационный критерий Акаике (AIC) с максимальным лагом 52. Данный критерий рассчитывается по следующей формуле:

$$AIC = \frac{k}{n} + \ln \left( \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n} \right)$$

где:  $k$  – количество параметров в уравнении,  $n$  – количество наблюдений.

С помощью расширенного теста Дики Фуллера становится возможным убрать авторегрессию из остатков.

Вторым тестом является Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS), в котором нулевой гипотезой является то, что значение  $x$  является константой или трендом. Первоначально строится модель:

$$\Delta y_t = \mu D_t + \varphi_t + \varepsilon_t,$$

$$\varphi_t = \varphi_{t-1} + u_t, u_t \approx i.i.d(0, \sigma_u^2)$$

$D_t$  – содержит детерминированные компоненты,  $\varepsilon_t$  – это наличие единичного корня.

$$H_0: \sigma_u^2 = 0; H_1: \sigma_u^2 > 0$$

Статистика KPSS теста выглядит как:

$$KPSS = \left( T^{-2} \sum_{t=1}^T \hat{S}_t^2 \right) / \hat{\lambda}^2,$$

где:  $\hat{S}_t = \sum_{j=1}^t \hat{u}_t$  – функция остатков,  $\hat{\lambda}^2 = \hat{\sigma}^2 + 2 \sum_{j=1}^q \left[ 1 - \frac{j}{q+1} \right] \hat{\gamma}_j$  – долгосрочная

дисперсия  $\varepsilon_t$ ,  $\hat{\gamma}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=j+1}^T \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_{t-j}$  – оценка автоковариантности порядка  $j$ .



Результаты обоих тестов приведены в таблице №3:

Таблица 3. Результаты тестов ADF и KPSS

	ADF (prob)						KPSS (LM stat)	
	constant +trend	lag (AIC)	constant	lag (AIC)	none	lag (AIC)	trend	constant
IRTS	0.5317	0	0.1887	0	0.5491	0	0.8586	1.9357
S&P	0.6532	4	0.9782	7	0.9949	7	0.4811	3.8038
DAX	0.3304	4	0.6033	4	0.8894	4	0.3267	3.2626
FTSE	0.7387	4	0.7373	4	0.8563	3	0.5582	1.4911
HSI	0.7321	4	0.3116	4	0.1664	4	0.6142	3.852
Nikkei	0.5806	0	0.7075	0	0.9014	0	0.4294	3.0017
Gold	0.4106	2	0.1686	2	0.7289	2	0.6538	1.273
Oil	0.9372	1	0.4432	1	0.4188	1	0.6511	3.1721
BTC	0.9908	0	0.9999	0	0.9941	0	0.4754	2.749
Signif. codes: '*' 0.01 '**' 0.05 '***' 0.1							KPSS critical values	
							*0,216	*0,739
							**0,146	**0,463
							***0,119	***0,347

В результате двух тестов подтвердилась нестационарность приведенных временных рядов, что является логичным, в связи с финансовой природой выбранных показателей. Также во время проведения ADF теста можно говорить о значимости константы и тренда. Рассмотрим более подробно их значимость.

Первым показателем, в котором выявились значимые константа и тренд, является S&P 500 (Trend p-value = 0.0409, Const p-value = 0.596). Это также видно на представленном ниже графике индекса:

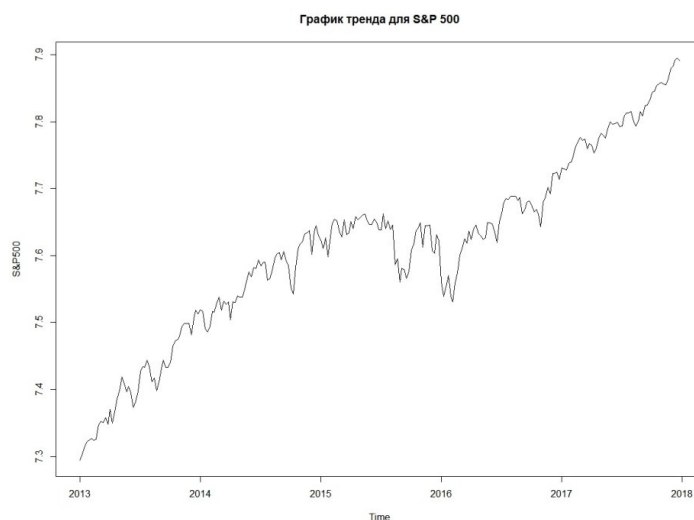


Рис.10. График тренда S&P 500

Также значимые константа и тренд были выявлены у показателя DAX (Trend p-value = 0. 0355, Const p-value = 0. 0135). Данный факт визуально заметен на графике тренда данного индекса:

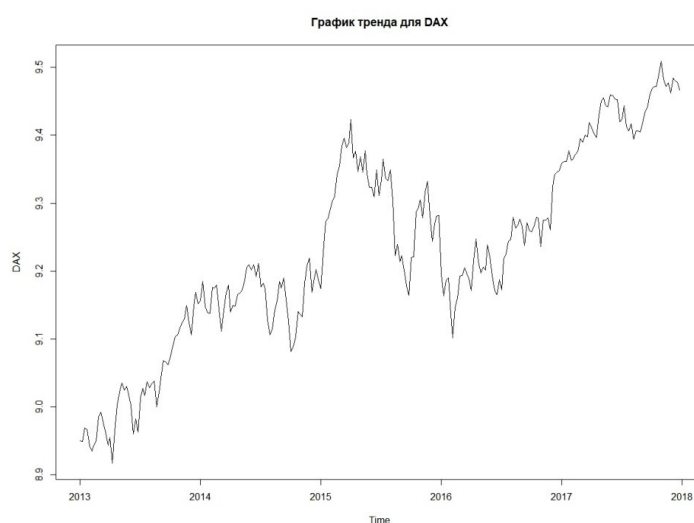


Рис. 11. График тренда DAX

Менее значимыми оказались тренд и константа переменной FTSE 100 (Trend p-value = 0.0922, Const p-value = 0.0893). Визуально колебания относительно линии тренда существенны, ввиду падения цены во второй половине 2015 года.

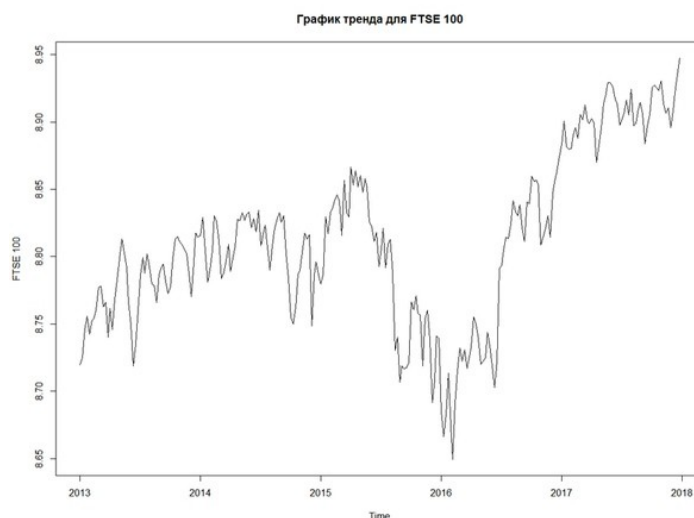


Рис. 12. График тренда FTSE 100

И последней переменной, в которой были выявлены значимый тренд и константа, является Nikkey 225 (Trend p-value = 0.0754, Const p-value = 0.0442).

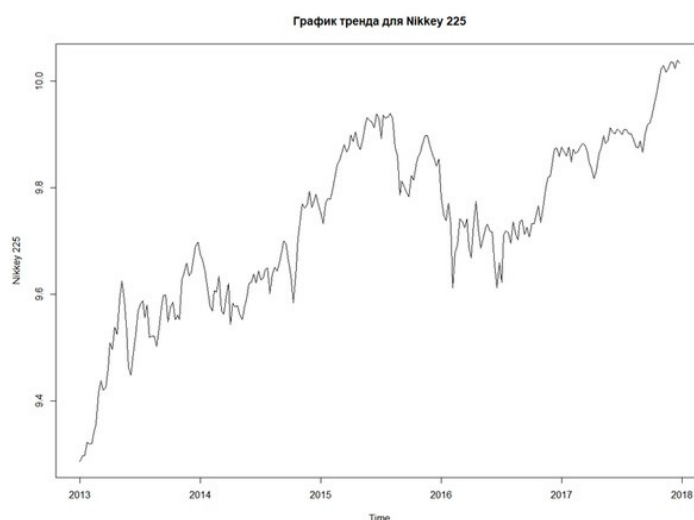


Рис. 13. График тренда Nikkey 225

После проверки исследуемых временных рядов на стационарность возникает необходимость проверить на стационарность первые разности.

Таблица 4. Результаты тестов ADF и KPSS для первых разностей

ADF (prob)					KPSS (LM stat)
	constant	lag (AIC)	none	lag (AIC)	constant
IRTS	0	8	0	8	0.201
S&P	0	4	0	0	0.0799
DAX	0	0	0	0	0.0342
FTSE	0	4	0	4	0.07
HSI	0.0009	10	0	1	0.1632
Nikkei	0	0	0	0	0.1213
Gold	0	1	0	1	0.2666
Oil	0	0	0	0	0.1887
BTC	0	1	0	1	0.2932
Signif. codes: '*' 0.01 '**' 0.05 '***' 0.1					KPSS critical values
					*0,739
					**0,463
					***0,347

Из полученной таблицы видно, что все разности первого порядка стационарны, следовательно, мы можем продолжить исследование.

### Причинность по Грейнджеру

Ввиду подтверждения стационарности разностей первого порядка возникла возможность проверки взаимосвязей между исследуемыми переменными с помощью причинности по Грейнджеру.

В настоящее время методы причинности Грейнджера выполняются только в двумерных рядах (по одной объясняемой и объясняющей переменной). Используемым для проверки причинности по Грейнджеру

тестом является тест Вальда, сравнивающий неограниченную модель, в которой  $Y$  объясняется лагами  $Y$  и  $X$  (вплоть до определенного порядка), и ограниченную модель, в которой  $Y$  объясняется только лагами  $Y$ .

Для выявления причинности по Грейнджеру используются следующие спецификации уравнения:

$$x_t = \sum_{j=1}^p a_j x_{t-j} + \sum_{j=1}^p b_j y_{t-j} + v_t$$

$$y_t = \sum_{j=1}^p c_j y_{t-j} + \sum_{j=1}^p d_j x_{t-j} + w_t$$

При  $d_j=0, j=1, \dots, p$  отсутствует причинная связь от  $x$  к  $y$  (прошлые значения  $x$  не влияют на  $y$ ). При  $b_j=0, j=1, \dots, p$  отсутствует причинная связь от  $y$  к  $x$ . С помощью  $F$ -статистики можно проверять гипотезы о краткосрочной взаимосвязи, при условии, что процесс стационарен.

Результаты теста из статистического пакета R причинности по Грейнджеру представлены ниже в приложении №1.

По полученным результатам можно судить о том, что статистический пакет R при проведении теста на причинность по Грейнджеру использует  $F$ -статистику, а не  $\chi^2$ .

Из представленных таблиц по результатам теста причинности по Грейнджеру видно, что количество степеней свободы является одинаковым для всех переменных и равен пяти, что следует из того, что во введенной формуле был включен лаг пятой степени вспомогательной регрессии.

Для сравнения полученных значений влияния переменных друг на друга была построена общая таблица:

Таблица 5. Сводная таблица теста причинности по Грейнджеру

	IRTS	S&P500	DAX	FTSE 100	HSI	Nikkey 225	Gold	Oil WTI	Bitcoin
IRTS	-	1.519e-05*	0.0127**	0.0175**	0.7979	0.02352**	0.3529	0.1103	0.8349
S&P500	0.0621** *	-	0.3377	0.93	0.9607	0.5094	0.8585	0.9719	0.2342
DAX	0.3249	0.1846	-	0.2697	0.8729	0.4655	0.9499	0.7469	0.8709
FTSE 100	0.3221	0.3501	0.2837	-	0.9185	0.4029	0.8835	0.8879	0.5303
HSI	0.2048	0.381	0.7054	0.4082	-	0.4326	0.8354	0.3264	0.5251
Nikkey 225	0.5706	0.0716***	0.0843** *	0.653	0.9074	-	0.0485* *	0.2779	0.1242
Gold	0.4367	0.9688	0.9042	0.0902** *	0.3615	0.5944	-	0.299	0.4973
Oil WTI	0.344	0.1507	0.5332	0.4971	0.4081	0.8299	0.9678	-	0.771
Bitcoin	0.1363	0.3451	0.4432	0.4854	0.7511	0.3531	0.6374	0.1434	-

Из таблицы видно, что на индекс России влияет только американский индекс. На американский и немецкий индексы оказывают влияние одинаковые индексы: России и Британии. Для Британии причинами по Грейнджеру является российский индекс, а также стоимость золота. На индекс Японии оказывает влияние только Россия, когда он является причиной для стоимости золота. На индекс Вьетнама, стоимость нефти и цену биткоина не оказывает влияния ни один из показателей.

Интересным выводом является то, что самым стабильным индексом, который предсказывает половину показателей, является российский индекс, который включает в себя компании разных отраслей производства, основные из которых: ПАО «Газпром», ПАО «Сбербанк», ПАО «Лукойл», ПАО «Татнефть», ПАО «НОВАТЭК», ПАО «ГМК Норильский никель».

## Проверка на коинтеграцию

Для проверки наличия долгосрочных связей используют тесты на коинтеграцию. Коинтеграция – это существование стационарной линейной комбинации между нестационарными временными рядами.

Для проверки на коинтеграцию используют самый распространенный тест – Йохансена. Данный тест применяется при дальнейшем построении системы уравнений, как в данной работе, в отличие от теста Энгла-Грейнджера, в котором результатом построения является одно векторное уравнение.

После проведения теста Йохансена для проверки наличия коинтеграции были получены значения статистики теста и их критические значения, которые представлены в таблице 14:

Таблица 6. Результаты коинтеграционного теста

	test	10%	5%	1%
$r \leq 8$	0.19	6.50	8.18	11.65
$r \leq 7$	5.18	12.91	14.90	19.19
$r \leq 6$	7.79	18.90	21.07	25.75
$r \leq 5$	12.71	24.78	27.14	32.14
$r \leq 4$	18.73	30.84	33.32	38.78
$r \leq 3$	20.85	36.25	39.43	44.59
$r \leq 2$	31.77	42.06	44.91	51.30
$r \leq 1$	38.29	48.43	51.07	57.07
$r = 0$	61.36	53.04	57.00	63.37

По результатам, представленным в таблице 14, можно сделать вывод об отклонении нулевой гипотезы  $H_0: r=0$  на уровне значимости 5% ( $61.36 > 57.00$ ), что доказывает отсутствие коинтеграции между переменными исследуемых временных рядов.

Таким образом, после проверки наличия коинтеграции с помощью теста Йохансена, а также проверки на отсутствие стационарности с помощью

тестов Дики Фуллера и KPSS, мы можем перейти к построению векторной модели коррекции ошибок для исследования наличия и оценки краткосрочных связей между исследуемыми переменными.

### Построение VECM

Перейдем к главному этапу исследования, а именно построению векторной модели коррекции ошибок для проверки наличия и оценки краткосрочных взаимосвязей между национальными фондовыми индексами, ценами на золото, нефть и стоимость биткойна.

Ввиду того, что после проведения анализа были сделаны выводы о нестационарности исследуемых временных рядов и их коинтеграции, для исследования краткосрочных взаимосвязей была выбрана векторная модель коррекции ошибок. Модель строится на данных с лагом в 2 недели, так как на меньшем лаге существует вероятность не увидеть всех значимых связей.

Векторная модель коррекции ошибок выглядит следующим образом:

$$\Delta X_t = C + \Pi X_{t-1} + \Gamma_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \Gamma_k \Delta X_{t-k} + e_t,$$

где:  $C$  - вектор свободный членов,  $\Gamma_i$  - матрица коэффициентов,  $e_t$  - вектор регрессионных остатков,  $\Pi = \alpha \beta^T$ , где  $\alpha$  - матрица коэффициентов коррекции,  $\beta$  - матрица коинтегрирующих векторов,  $\Pi$  - представляет собой вектор коэффициентов коррекции, умноженный на коинтегрирующее соотношение временных рядов со значениями периода  $t-1$ .

Далее в таблице 7 приведены результаты оценок коэффициентов модели векторной коррекции ошибок. В представленной ниже таблице столбцами являются зависимые переменные каждой из векторной модели коррекции ошибок, а именно каждый из национальных фондовых индексов, цены на нефть, золото и стоимость биткойна. В то время как в строках описаны объясняющие переменные построенных моделей, а именно все вышеперечисленные показатели с лагами в одну и две недели.



Таблица 7. Сводная таблица коэффициентов и их оценок VECM

	rts.d	sp500.d	dax.d	ftse100.d	hsi.d	nikkey225.d	gold.d	oil_wti.d	btc.d
rts.dl1	-0.169660 0.082145 -2.065**	-0.0364637 0.0325883 -1.119	0.0258055 0.0521516 0.495	-0.017135 0.038859 -0.441	-0.19970 0.17816 -1.121	-0.064984 0.058993 -1.102	0.017013 0.044688 0.381	- 0.017634 0.090306 -0.195	0.04834 0.22878 0.211
sp500.dl1	-0.009543 0.264824 -0.036	-0.1365809 0.1050603 -1.300	0.0870943 0.1681296 0.518	-0.019402 0.125277 -0.155	0.53674 0.57436 0.934	0.376174 0.190186 1.978**	-0.055971 0.144070 -0.388	- 0.110036 0.291133 -0.378	1.58679 0.73756 2.151**
dax.dl1	0.131241 0.168292 0.780	0.1310346 0.0667645 1.963***	- 0.0055078 0.1068443 -0.052	0.111153 0.079612 1.396	0.35757 0.36500 0.980	0.223019 0.120861 1.845***	-0.169120 0.091554 -1.847***	0.145735 0.185011 0.788	0.82528 0.46871 1.761***
ftse100.dl1	0.033237 0.241363 0.138	-0.1002850 0.0957531 -1.047	- 0.0878440 0.1532352 -0.573	-0.097601 0.114178 -0.855	-0.60449 0.52348 -1.155	-0.117710 0.173338 -0.679	0.479374 0.131307 3.651*	0.161216 0.265342 0.608	-1.98213 0.67222 -2.949*
hsi.dl1	-0.009926 0.028789 -0.345	0.0052564 0.0114210 0.46	0.0173772 0.0182772 0.951	-0.086179 0.054692 -1.576	-0.21480 0.06244 -3.440*	0.003121 0.020675 0.151	-0.022936 0.015662 -1.464	- 0.028592 0.031649 -0.903	0.08386 0.08018 1.046
nikkey225.dl1	-0.169730 0.115615 -1.468	-0.0173892 0.0458664 -0.379	- 0.0983377 0.0734007 -1.340	-0.024574 0.059124 -0.416	-0.12537 0.25075 -0.500	-0.260964 0.083030 -3.143*	-0.082119 0.062897 -1.306	- 0.101309 0.127101 -0.797	-0.23701 0.32200 -0.736
gold.dl1	-0.109307 0.124983 -0.875	0.0133483 0.0495830 0.269	- 0.0183760 0.0793484 -0.232	-0.009036 0.031324 -0.288	-0.19310 0.27107 -0.712	-0.232668 0.089758 -2.592**	0.006342 0.067993 0.093	- 0.086097 0.137400 -0.627	-0.36551 0.34809 -1.050
oil_wti.dl1	0.174054 0.066216 2.629*	0.0308895 0.0262689 1.176	- 0.0355947 0.0420386 -0.847	-0.009036 0.031324 -0.288	0.11928 0.14361 0.831	0.016447 0.047554 0.346	-0.057597 0.036023 -1.599	0.028956 0.072794 0.398	0.11218 0.18442 0.608
btc.dl1	0.018887 0.022988 0.822	0.0011453 0.0091198 0.126	0.0069030 0.0145946 0.473	-0.004928 0.010875 -0.453	0.08875 0.04986 1.780***	0.021896 0.016509 1.326	-0.014689 0.012506 -1.175	0.003714 0.025272 0.147	-0.00760 0.06402 -0.119
rts.l2	-0.085511 0.035230 -2.427**	0.0024621 0.0139764 0.176	- 0.0076530 0.0223667 -0.342	0.012159 0.016666 0.730	-0.06988 0.07641 -0.915	-0.011947 0.025301 -0.472	0.032048 0.019166 1.672***	0.032506 0.038730 0.839	0.45972 0.09812 4.68*
sp500.l2	-0.178648 0.113394 -1.575	-0.0244177 0.0449856 -0.543	0.1008422 0.0719912 1.401	0.030657 0.053642 0.572	-0.42411 0.24593 - 1.725***	0.121609 0.081436 1.493	0.016550 0.061689 0.268	- 0.260489 0.124660 -2.090**	0.62269 0.31581 1.972**
dax.l2	-0.008443 0.081817 -0.103	-0.0109764 0.0324584 -0.338	- 0.1584176 0.0519436 -3.050*	-0.009754 0.038704 -0.252	-0.13570 0.17745 -0.765	0.017953 0.058758 0.306	-0.039081 0.044510 -0.878	0.076708 0.089946 0.853	0.05078 0.22787 0.223
ftse100.l2	0.195682 0.121889 1.605	-0.0323747 0.0483557 -0.670	0.1098954 0.0773844 1.420	-0.099395 0.057661 -1.724***	0.71985 0.26436 2.723*	0.025808 0.087536 0.295	0.102502 0.066310 1.546	0.075999 0.133999 0.567	-0.69339 0.33947 -2.043**
hsi.l2	-0.003429 0.010210 -0.336	-0.0034705 0.0040506 -0.857	0.0036693 0.0064823 0.566	-0.001529 0.004830 -0.317	-0.04404 0.02214 -1.989**	0.007240 0.007333 0.987	0.008216 0.005555 1.479	0.008440 0.011225 0.752	0.04609 0.02844 1.621
nikkey225.l2	-0.049057 0.064837 -0.757	0.0069149 0.0257221 0.269	0.0066300 0.0411635 0.161	-0.009484 0.030672 -0.309	-0.05212 0.14062 -0.371	-0.113795 0.046564 -2.444**	-0.051427 0.035273 -1.458	- 0.038404 0.071279 -0.539	0.01777 0.18058 0.098
gold.l2	0.028308 0.065772 0.430	0.0332571 0.0260930 1.275	0.0008087 0.0417570 0.019	0.030405 0.031114 0.977	-0.12515 0.14265 -0.877	-0.007972 0.047235 -0.169	-0.147274 0.035781 -4.116*	0.035960 0.072306 0.497	0.01030 0.18318 0.056
oil_wti.l2	-0.013544 0.022726 -0.596	-0.0003615 0.0090158 -0.04	- 0.0132258 0.0144281	-0.003346 0.010751 -0.311	-0.03024 0.04929 -0.614	-0.006360 0.016321 -0.390	-0.032258 0.012363 -2.609*	- 0.075371 0.024984	-0.16086 0.06329 -2.541**

			-0.917					-3.017*	
btc.l2	0.012139	0.0035988	-	0.002748	0.01480	-0.003725	0.001629	0.016938	-0.03815
	0.005401	0.0021428	0.0004110	0.002555	0.01171	0.003879	0.002938	0.005938	0.01504
	2.247**	1.679***	0.0034291	1.075	1.264	-0.960	0.554	2.852*	-2.536**
			-0.120						
const	0.591886	0.2589411	-	0.532600	0.38570	-0.075415	0.719779	0.635893	-1.98452
	0.627595	0.2489783	0.2594184	0.296888	1.36115	0.450715	0.341425	0.689945	1.74791
	0.943	1.040	0.3984440	1.794***	0.283	-0.167	2.108**	0.922	-1.135
			-0.651						

В каждой ячейке таблице представлены сначала оценки коэффициентов, затем стандартная ошибка, а после этого t-статистика с уровнем значимости (\*' 0.01 '\*\*' 0.05 '\*\*\*' 0.1).

Начнем интерпретацию полученных коэффициентов с российского индекса РТС. Во-первых, значимое влияние на 5% уровне оказывает сам индекс РТС с лагами в одну и две недели, однако важно отметить, что данное влияние является отрицательным. Следующим показателем, оказывающим положительное влияние на РТС значимым на 5% уровне, является биткойн с лагом в две недели. И последним элементом, который положительно влияет на индекс РТС, является нефть, значимая на 1% уровне, с лагом в одну неделю. Данное влияние может объясняться несколькими факторами. Во-первых, российская экономика сильно взаимосвязана с ценами на нефть. Во-вторых, большую часть индекса РТС составляют предприятия нефтегазовой промышленности.

Рассмотрим факторы, влияющие на американский индекс S&P 500. Первым фактором, оказывающим положительное влияние на 10% уровне значимости, является немецкий фондовый индекс DAX с лагом в одну неделю. Вторым фактором, значимым на 10% уровне и оказывающим положительное влияние на индекс S&P 500, является биткойн с лагом в две недели. Интересным фактом является то, что исследуемый индекс с лагами в одну и две недели не оказывает значимого влияния на себя же.

Перейдем к рассмотрению переменных, оказывающих влияние на немецкий фондовый индекс DAX. Интересно заметить, что на данный индекс оказывает влияние на 1% уровне только собственные значения с лагом в две недели.

Далее рассмотрим индекс Великобритании под названием FTSE 100. Из исследуемых переменных, как и в предыдущем случае, не оказалось значимого влияния, кроме собственных значений с лагом два, но в данном случае 10% уровня значимости. Также оказалась значимой и положительной константа, что показывает, что есть другие факторы, не рассматриваемые в этом исследовании, которые оказывают значимое влияние на данный индекс.

Следующим исследуемым индексом является вьетнамский индекс HSI. На 1% уровне значимости оказывают отрицательное влияние собственные значения индекса с лагом в одну неделю, а на уровне значимости в 5% отрицательно влияют собственные значения с лагом в две недели. Также с уровнем значимости в 1% оказывает положительное влияние британский индекс FTSE 100. Коэффициентами, оказывающими влияние на уровне значимости 10%, являются стоимость биткойна с лагом в одну неделю и американский индекс S&P 500 с лагом в две недели, которые оказывают положительное и отрицательное влияния, соответственно. Большое количество значимых объясняющих переменных можно объяснить высокой развитостью международной торговли, а именно экспортом различной продукции данной компании.

Перейдем к рассмотрению японского индекса Nikkei 225. Собственные значения данного коэффициента оказывают отрицательное влияние с лагом в одну неделю на 1% уровне значимости и с лагом в две недели на 5% уровне значимости. Также оказывают положительное влияние на 5% уровне значимости американский индекс S&P 500 с лагом в одну неделю.

Следующим фактором, оказывающим значимое влияние на японский индекс, является немецкий фондовый индекс DAX с лагом в одну неделю, который влияет положительно на уровне значимости в 10%. Важно отметить, что стоимость фьючерсов на золото с лагом в одну неделю оказывает отрицательное влияние на уровне значимости в 5% только на данный коэффициент.

Перейдем к рассмотрению факторов, оказывающих влияние на фьючерсы. Начнем с рассмотрения золота. На уровне значимости в 1% собственные значения фьючерса на золото с лагом в две недели оказывают отрицательное влияние. Также на уровне значимости в 1% оказывает положительное влияние британский индекс FTSE 100 с лагом в две недели и отрицательное влияние стоимость фьючерсов на нефть с лагом в две недели. Также на уровне значимости 10% на стоимость золота оказывает отрицательное влияние немецкий индекс с лагом один и положительное влияние российский индекс с лагом в две недели. Большое количество объясняющих переменных объясняется тем, что золото является всемирно распространенной мерой обращения.

Следующим фьючерсом является фьючерс на нефть (WTI). Во-первых, на данный фьючерс оказывают отрицательные значения с лагом в две недели на 1% уровне значимости. Также на 1% уровне оказывает положительное влияние биткоин с лагом в две недели. Дополнительно на стоимость нефти оказывает отрицательное влияние американский индекс S&P 500 с лагом в две недели и уровнем значимости 5%.

И последним для рассмотрения коэффициентом является стоимость такого актива, как биткоин. Первым элементом, оказывающим отрицательное влияние на биткоин, являются его собственные значения с лагом в две недели и уровнем значимости 5%. Вторым элементом на уровне значимости 1% отрицательное влияние оказывает индекс FTSE 100 с лагом в одну неделю и положительное российский индекс с лагом в две недели. Далее на уровне значимости 5% на биткоин положительно влияет американский индекс с лагами в одну и две недели, а также положительное влияние оказывает британский индекс с лагом в две недели и фьючерс на нефть с лагом два. Также на уровне значимости 10% оказывает влияние на стоимость биткоина немецкий индекс DAX с лагом в одну неделю. На стоимость биткоина оказывает влияние наибольшее количество переменных, так как данная

криптовалюта является общедоступной и не привязанной к ни одному из национальных фондовых индексов.

## Заключение

В ходе исследования были рассмотрены национальные фондовые индексы России, Америки, Японии, Германии, Вьетнама, Великобритании, фьючерсы на золото и нефть WTI, а также стоимость биткоина. Также был проведен обзор имеющихся исследований в области изучения фондовых рынков и их взаимодействия, а также влияния на стоимость биткоина. Были изучены теоретическая и методологическая базы по данной теме. Были выбраны объекты исследования. Изучен статистический пакет R-studio. Далее был проведен анализ выбранных показателей с использованием методов статического анализа: нахождение структурных сдвигов, проверка временных рядов на стационарность, исследование причинности по Грейнджеру, проверка на коинтеграцию, построение VECM. В итоге были проинтерпретированы и проанализированы полученные результаты и сделаны выводы. Таким образом, можно сделать вывод о том, что цель исследования достигнута.

## Список литературы

1. <https://aboutcash.ru/chto-takoe-fondovaya-birzha/#i>
2. <https://strategy4you.ru/finansovaya-gramotnost/fyuchers-na-zoloto.html>
3. <https://www.rbc.ru/economics/27/11/2012/5704002e9a7947fcbd442f1b>
4. <https://www.ifcmarkets.com/ru/about-forex/brent-vs-wti>
5. [https://ru.wikipedia.org/wiki/Индекс\\_РТС](https://ru.wikipedia.org/wiki/Индекс_РТС)
6. <https://admiralmarkets.com/ru/education/articles/trading-instruments/index-sp500-trading>
7. <https://ru.wikipedia.org/wiki/DAX>
8. [https://wiki2.net/FTSE\\_100](https://wiki2.net/FTSE_100)
9. <https://www.marketscreener.com/GENERAL-MATERIALS-BIOCHEM-20704162/company/>
10. <https://mining--cryptocurrency-ru.turbopages.org>
11. Shaen Corbet, Andrew Meegan, Charles Larkin, Brian Lucey, Larisa Yarovaya (2018), Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets
12. Domagoj Sajter (2018), TIME-SERIES ANALYSIS OF THE MOST COMMON CRYPTOCURRENCIES
13. Anne Haubo Dyhrberg (2016), Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis
14. MARIA RANGOSSI, BITCOIN VALUE ANALYSIS BASED ON CROSSCORRELATIONS
15. Самойлов Д.В., Факторы, оказывающие влияние на индекс РТС во время финансового кризиса 2008-2009 гг. и до него
16. Федерова Е.А., Оценка влияния фондовых рынков США, Китая и Германии на фондовый рынок России
17. Iikka Korhonen and Anatoly Peresetsky, What determines stock market behavior in Russia and other emerging countries?

18. Федорова Е.А., Ланец И.В., Влияние рынка золота на фондовые рынки стран БРИК
19. Bai J. (1994), Least Squares Estimation of a Shift in Linear Processes, Journal of Time Series Analysis
20. Bai J. (1997a), Estimating Multiple Breaks One at a Time, Econometric Theory
21. Bai J. (1997a), Estimating Multiple Breaks One at a Time, Econometric Theory
22. [https://ru.wikipedia.org/wiki/  
%D0%A1%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%BE%D0%BD  
%D0%B0%D1%80%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D1%8C](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%BE%D0%BD%D0%B0%D1%80%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D1%8C)
23. Канторович Г.Г., Анализ временных рядов
24. Вербик М. (2008). Путеводитель по современной эконометрике
25. [https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A2%D0%B5%D1%81%D1%82\\_  
%D0%94%D0%B8%D0%BA%D0%B8\\_%E2%80%94\\_  
%D0%A4%D1%83%D0%BB%D0%BB%D0%B5%D1%80%D0%B0](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A2%D0%B5%D1%81%D1%82_%D0%94%D0%B8%D0%BA%D0%B8_%E2%80%94%D0%A4%D1%83%D0%BB%D0%BB%D0%B5%D1%80%D0%B0)
26. [https://ru.qwe.wiki/wiki/Granger\\_causality](https://ru.qwe.wiki/wiki/Granger_causality)
27. [https://ru.wikipedia.org/wiki/Тест\\_Грэнджера\\_на\\_причинность](https://ru.wikipedia.org/wiki/Тест_Грэнджера_на_причинность)
28. Канторович Г.Г., Анализ временных рядов<sup>1)</sup>
29. [https://ru.qwe.wiki/wiki/Error\\_correction\\_model#VECM](https://ru.qwe.wiki/wiki/Error_correction_model#VECM)
30. Банников В.А., Векторные модели авторегрессии и коррекции регрессионных остатков (EViews)
31. [https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D1%8B%D0%BD%D0%BE  
%D0%BA\\_%D1%86%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8B%D1%85\\_  
%D0%B1%D1%83%D0%BC%D0%B0%D0%B3#  
%D0%98%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%8F](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D1%8B%D0%BD%D0%BE%D0%BA_%D1%86%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8B%D1%85_%D0%B1%D1%83%D0%BC%D0%B0%D0%B3#%D0%98%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%8F)
32. [ru.investing.com](http://ru.investing.com)



## Приложения

### Приложение 1

Таблица 1. Причинность по Грейнджеру IRTS

Variables	F	df	p-value
S&P500	2.1341	5	0.0621***
DAX	1.1694	5	0.3249
FTSE 100	1.175	5	0.3221
HSI	1.4568	5	0.2048
Nikkei 225	0.7722	5	0.5706
Gold	0.9701	5	0.4367
Oil WTI	1.132	5	0.344
Bitcoin	1.6958	5	0.1363

Таблица 2. Причинность по Грейнджеру S&P 500

Variables	F	df	p-value
IRTS	6.3365	5	1.519e-05*
DAX	1.5188	5	0.1846
FTSE 100	1.1205	5	0.3501
HSI	1.064	5	0.381
Nikkei 225	2.0568	5	0.0716***
Gold	0.1832	5	0.9688
Oil WTI	1.6376	5	0.1507
Bitcoin	1.1299	5	0.3451

Таблица 3. Причинность по Грейнджеру DAX

Variables	F	df	p-value
IRTS	2.97	5	0.0127**
S&P500	1.1442	5	0.3377
FTSE 100	1.2561	5	0.2837
HSI	0.5929	5	0.7054
Nikkei 225	1.9669	5	0.0843***
Gold	0.3142	5	0.9042
Oil WTI	0.8247	5	0.5332
Bitcoin	0.9598	5	0.4432

Таблица 4. Причинность по Грейнджеру FTSE 100

Variables	F	df	p-value
IRTS	2.8067	5	0.0175**
S&P500	0.2685	5	0.93
DAX	1.2879	5	0.2697
HSI	1.0171	5	0.4082
Nikkey 225	0.6615	5	0.653
Gold	1.9293	5	0.0902***
Oil WTI	0.8771	5	0.4971
Bitcoin	0.8946	5	0.4854

Таблица 5. Причинность по Грейнджеру HSI

Variables	F	df	p-value
IRTS	0.4707	5	0.7979
S&P500	0.2037	5	0.9607
DAX	0.364	5	0.8729
FTSE 100	0.2895	5	0.9185
Nikkey 225	0.3088	5	0.9074
Gold	0.0991	5	0.3615
Oil WTI	0.0173	5	0.4081
Bitcoin	0.5331	5	0.7511

Таблица 6. Причинность по Грейнджеру Nikkey 225

Variables	F	df	p-value
IRTS	2.6518	5	0.02352**
S&P500	0.8589	5	0.5094
DAX	0.9248	5	0.4655
FTSE 100	1.026	5	0.4029
HSI	0.9768	5	0.4326
Gold	0.7396	5	0.5944
Oil WTI	0.4266	5	0.8299
Bitcoin	1.1148	5	0.3531

Таблица 7. Причинность по Грейнджеру Gold

Variables	F	df	p-value
IRTS	1.1152	5	0.3529
S&P500	0.3856	5	0.8585

DAX	0.2283	5	0.9499
FTSE 100	0.3477	5	0.8835
HSI	0.4188	5	0.8354
Nikkey 225	2.268	5	0.0485**
Oil WTI	0.1858	5	0.9678
Bitcoin	0.6821	5	0.6374

Таблица 8. Причинность по Грейнджеру Oil WTI

Variables	F	df	p-value
IRTS	1.8165	5	0.1103
S&P500	0.1745	5	0.9719
DAX	0.5386	5	0.7469
FTSE 100	0.3407	5	0.8879
HSI	1.1663	5	0.3264
Nikkey 225	1.2692	5	0.2779
Gold	1.2228	5	0.299
Bitcoin	1.6666	5	0.1434

Таблица 9. Причинность по Грейнджеру Bitcoin

Variables	F	df	p-value
IRTS	0.4195	5	0.8349
S&P500	1.3754	5	0.2342
DAX	0.3669	5	0.8709
FTSE 100	0.8287	5	0.5303
HSI	0.8362	5	0.5251
Nikkey 225	1.749	5	0.1242
Gold	0.8768	5	0.4973
Oil WTI	0.5068	5	0.771

```

library("lubridate") # Работа с датами
library("zoo") # Построение графиков
library("xts") # Загрузка данных из Excel
library("fpp2") # Построение прогнозов
library("PerformanceAnalytics") # Графики
library("forecast") # Прогнозы
library("psych")
library("moments")
library("fUnitRoots") # единичные корни
library("dplyr")
library("CADFtest") # CADF тест
library("urca") # структурные переломы
library("tseries") # работа с временными рядами
library("lmtest") # построение регрессий
library("fDMA")
library(stargazer) # вывод результатов
library("xtable")
library(margins)
library("Hmisc")
library("gmodels") # модели
library("MASS")
library("latticeExtra")
library("purrr")
library("knitr") # используем Rmarkdown
library("texreg") # вывод результатов регрессии в txt и html
library("tidyverse") # подключаем ggplot2 (графики), dplyr, tidyr, etc
(манипуляции с данными)
library("plm") # работа с панельными данными
library(GGally)
library(BaylorEdPsych) # расчет псевдо R2
library(erer) # расчет предельных эффектов
library(vcd) # графики для качественных данных
library(reshape2) # манипуляции с данными
library(AUC) # для ROC кривой
library(pROC) # для ROC кривой
library(caret) # для построения матрицы Confusion Matrix
library(e1071) # для построения матрицы Confusion Matrix
library(tibble)
library(car)
library(readxl) # импорт Excel
library(strucchange) # структурные переломы

```

```

library(bfast)
library(grangers) # причинность по Грейнджеру
library(vars)

da <- read_excel("D:/Хранилище/Учеба/диплом/data/logGeneral.xlsx")
#загружаем базу данных
da <- ts(da[c(2,3,4,5,6,7,8,9,10)], frequency = 52, start = c(2013, 1), end =
c(2017,52)) #Делаем временной ряд

####Проверка на нормальность распределения
shapiro.test(da[,1])
shapiro.test(da[,2])
shapiro.test(da[,3])
shapiro.test(da[,4])
shapiro.test(da[,5])
shapiro.test(da[,6])
shapiro.test(da[,7])
shapiro.test(da[,8])
shapiro.test(da[,9])

####График для всех переменных
plot(da[,1], type="l", ylab = "IRTS", main = "График для IRTS")
plot(da[,2], type="l", ylab = "S&P500", main = "График для S&P 500")
plot(da[,3], type="l", ylab = "DAX", main = "График для DAX")
plot(da[,4], type="l", ylab = "FTSE 100", main = "График для FTSE 100")
plot(da[,5], type="l", ylab = "HSI", main = "График для HSI")
plot(da[,6], type="l", ylab = "Nikkei 225", main = "График для Nikkey
225")
plot(da[,7], type="l", ylab = "Gold", main = "График для Gold")
plot(da[,8], type="l", ylab = "Oil", main = "График для Oil")
plot(da[,9], type="l", ylab = "Bitcoin", main = "График для Bitcoin")

####Графики тренда и сезонности для переменных
decomposedRes1 <- decompose(da[,1], type="mult")
plot (decomposedRes1) #IRTS

decomposedRes2 <- decompose(da[,2], type="mult")
plot (decomposedRes2) #S&P 500

decomposedRes3 <- decompose(da[,3], type="mult")
plot (decomposedRes3) #DAX

decomposedRes4 <- decompose(da[,4], type="mult")
plot (decomposedRes4) #FTSE 100

```

```
decomposedRes5 <- decompose(da[,5], type="mult")
plot (decomposedRes5) #HSI
```

```
decomposedRes6 <- decompose(da[,6], type="mult")
plot (decomposedRes6) #Nikkei 225
```

```
decomposedRes7 <- decompose(da[,7], type="mult")
plot (decomposedRes7) #Gold
```

```
decomposedRes8 <- decompose(da[,8], type="mult")
plot (decomposedRes8) #Oil WTI
```

```
decomposedRes9 <- decompose(da[,9], type="mult")
plot (decomposedRes9) #Bitcoin
```

```
##### Структурные переломы для всех переменных
# Структурные переломы для одной переменной(IRTS)
bp1 = breakpoints(da[,1] ~ 1, breaks = 5)
bp1
```

```
# Структурные переломы для одной переменной(S&P 500)
bp2 = breakpoints(da[,2] ~ 1, breaks = 5)
bp2
```

```
# Структурные переломы для одной переменной(DAX)
bp3 = breakpoints(da[,3] ~ 1, breaks = 5)
bp3
```

```
# Структурные переломы для одной переменной(FTSE 100)
bp4 = breakpoints(da[,4] ~ 1, breaks = 5)
bp4
```

```
# Структурные переломы для одной переменной(HSI)
bp5 = breakpoints(da[,5] ~ 1, breaks = 5)
bp5
```

```
# Структурные переломы для одной переменной(Nikkei 225)
bp6 = breakpoints(da[,6] ~ 1, breaks = 5)
bp6
```

```
# Структурные переломы для одной переменной(Gold)
bp7 = breakpoints(da[,7] ~ 1, breaks = 5)
bp7
```

```

# Структурные переломы для одной переменной(Oil WTI)
bp8 = breakpoints(da[,8] ~ 1, breaks = 5)
bp8

# Структурные переломы для одной переменной(Bitcoin)
bp9 = breakpoints(da[,9] ~ 1, breaks = 5)
bp9

##### Стационарность
####Тест Дикки-Фуллера
#выбирается спецификация с минимальным AIC из числа
спецификаций от 1 до 10 лагов для разности в приведенном уравнении
#type: "trend" - приведенное уравнение с константой и трендом,
#      "drift" - приведенное уравнение с константой и без тренда,
#      "none" - приведенное уравнение без константы и тренда.
## trend
CADF1T=CADFtest(da[,1], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF1T) #IRTS
CADF2T=CADFtest(da[,2], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF2T) #S&P500
CADF3T=CADFtest(da[,3], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF3T) #DAX
CADF4T=CADFtest(da[,4], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF4T) #FTSE 100
CADF5T=CADFtest(da[,5], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF5T) #HSI
CADF6T=CADFtest(da[,6], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF6T) #Nikkei 225
CADF7T=CADFtest(da[,7], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF7T) #Gold
CADF8T=CADFtest(da[,8], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF8T) #Oil WTI
CADF9T=CADFtest(da[,9], type=c("trend"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF9T) #Bitcoin

```

```

## drift
CADF1D=CADFtest(da[,1], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF1D) #IRTS
CADF2D=CADFtest(da[,2], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF2D) #S&P500
CADF3D=CADFtest(da[,3], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF3D) #DAX
CADF4D=CADFtest(da[,4], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF4D) #FTSE 100
CADF5D=CADFtest(da[,5], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF5D) #HSI
CADF6D=CADFtest(da[,6], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF6D) #Nikkei 225
CADF7D=CADFtest(da[,7], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF7D) #Gold
CADF8D=CADFtest(da[,8], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF8D) #Oil WTI
CADF9D=CADFtest(da[,9], type=c("drift"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF9D) #Bitcoin

```

```

## none
CADF1N=CADFtest(da[,1], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF1N) #IRTS
CADF2N=CADFtest(da[,2], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF2N) #S&P500
CADF3N=CADFtest(da[,3], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF3N) #DAX
CADF4N=CADFtest(da[,4], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF4N) #FTSE 100

```



```

CADF5N=CADFtest(da[,5], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF5N) #HSI
CADF6N=CADFtest(da[,6], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF6N) #Nikkei 225
CADF7N=CADFtest(da[,7], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF7N) #Gold
CADF8N=CADFtest(da[,8], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF8N) #Oil WTI
CADF9N=CADFtest(da[,9], type=c("none"), max.lag.y = 52, criterion =
c("AIC"))
summary(CADF9N) #Bitcoin

```

```
#### Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test
```

```
## IRTS
```

```
kpss.test(da[,1], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,1], null = "Trend")
```

```
## S&P500
```

```
kpss.test(da[,2], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,2], null = "Trend")
```

```
## DAX
```

```
kpss.test(da[,3], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,3], null = "Trend")
```

```
## FTSE 100
```

```
kpss.test(da[,4], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,4], null = "Trend")
```

```
## HSI
```

```
kpss.test(da[,5], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,5], null = "Trend")
```

```
## Nikkei 225
```

```
kpss.test(da[,6], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,6], null = "Trend")
```

```
## Gold
```

```
kpss.test(da[,7], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,7], null = "Trend")
```

```
## Oil WTI
```

```
kpss.test(da[,8], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,8], null = "Trend")
```

```
## Bitcoin
```

```
kpss.test(da[,9], null = "Level")
```

```
kpss.test(da[,9], null = "Trend")
```

##### Причинность по Грейнджеру

## IRTS to other

grangertest(da[1],da[2],order=5)

grangertest(da[1],da[3],order=5)

grangertest(da[1],da[4],order=5)

grangertest(da[1],da[5],order=5)

grangertest(da[1],da[6],order=5)

grangertest(da[1],da[7],order=5)

grangertest(da[1],da[8],order=5)

grangertest(da[1],da[9],order=5)

## S&P500 to other

grangertest(da[2],da[1],order=5)

grangertest(da[2],da[3],order=5)

grangertest(da[2],da[4],order=5)

grangertest(da[2],da[5],order=5)

grangertest(da[2],da[6],order=5)

grangertest(da[2],da[7],order=5)

grangertest(da[2],da[8],order=5)

grangertest(da[2],da[9],order=5)

## DAX to other

grangertest(da[3],da[1],order=5)

grangertest(da[3],da[2],order=5)

grangertest(da[3],da[4],order=5)

grangertest(da[3],da[5],order=5)

grangertest(da[3],da[6],order=5)

grangertest(da[3],da[7],order=5)

grangertest(da[3],da[8],order=5)

grangertest(da[3],da[9],order=5)

## FTSE 100 to other

grangertest(da[4],da[1],order=5)

grangertest(da[4],da[2],order=5)

grangertest(da[4],da[3],order=5)

grangertest(da[4],da[5],order=5)

grangertest(da[4],da[6],order=5)

grangertest(da[4],da[7],order=5)

grangertest(da[4],da[8],order=5)

grangertest(da[4],da[9],order=5)

## HSI to other

grangertest(da[5],da[1],order=5)

```
grangertest(da[,5],da[,2],order=5)
grangertest(da[,5],da[,3],order=5)
grangertest(da[,5],da[,4],order=5)
grangertest(da[,5],da[,6],order=5)
grangertest(da[,5],da[,7],order=5)
grangertest(da[,5],da[,8],order=5)
grangertest(da[,5],da[,9],order=5)
```

```
## Nikkey 225 to other
```

```
grangertest(da[,6],da[,1],order=5)
grangertest(da[,6],da[,2],order=5)
grangertest(da[,6],da[,3],order=5)
grangertest(da[,6],da[,4],order=5)
grangertest(da[,6],da[,5],order=5)
grangertest(da[,6],da[,7],order=5)
grangertest(da[,6],da[,8],order=5)
grangertest(da[,6],da[,9],order=5)
```

```
## Gold to other
```

```
grangertest(da[,7],da[,1],order=5)
grangertest(da[,7],da[,2],order=5)
grangertest(da[,7],da[,3],order=5)
grangertest(da[,7],da[,4],order=5)
grangertest(da[,7],da[,5],order=5)
grangertest(da[,7],da[,6],order=5)
grangertest(da[,7],da[,8],order=5)
grangertest(da[,7],da[,9],order=5)
```

```
## Oil WTI to other
```

```
grangertest(da[,8],da[,1],order=5)
grangertest(da[,8],da[,2],order=5)
grangertest(da[,8],da[,3],order=5)
grangertest(da[,8],da[,4],order=5)
grangertest(da[,8],da[,5],order=5)
grangertest(da[,8],da[,6],order=5)
grangertest(da[,8],da[,7],order=5)
grangertest(da[,8],da[,9],order=5)
```

```
## Bitcoin to other
```

```
grangertest(da[,9],da[,1],order=5)
grangertest(da[,9],da[,2],order=5)
grangertest(da[,9],da[,3],order=5)
grangertest(da[,9],da[,4],order=5)
grangertest(da[,9],da[,5],order=5)
```

```
grangertest(da[,9],da[,6],order=5)
grangertest(da[,9],da[,7],order=5)
grangertest(da[,9],da[,8],order=5)
```

```
##### Коинтеграция
```

```
jo1= ca.jo(da[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9)], type = c("eigen", "trace"), ecdet =
c("none", "const", "trend"), K = 2,
      spec=c("longrun", "transitory"), season = NULL, dumvar = NULL)
summary(jo1)
```

```
##### VECM model
```

```
myvecm <- ca.jo(da, ecdet = "const", type="eigen", K=2, spec="longrun")
myvecm.ols <- cajools(myvecm)
summary(myvecm.ols)
```