

EJ+EO IDGH EJ+EO
▲ 86.560 0.650 86.560
▲ 57.030 807.5 57.030
▲ 5.7540 5.7540

30%

Д. С. Сизых
Н. В. Сизых

Динамические характеристики временных рядов котировок акций: анализ, оценка показателей и практическое применение



Д. С. Сизых
Н. В. Сизых

**ДИНАМИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ
ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КОТИРОВОК АКЦИЙ:
АНАЛИЗ, ОЦЕНКА ПОКАЗАТЕЛЕЙ
И ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ**

Монография

Чебоксары
Издательский дом «Среда»
2022

УДК 336
ББК 65.264
С34

Авторы:

Д. С. Сизых – канд. техн. наук, доцент департамента финансового менеджмента Высшей школы бизнеса, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»;

Н. В. Сизых – канд. техн. наук, доцент департамента математики Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Рецензенты:

Мандель Александр Соломонович, д-р техн. наук, профессор, главный научный сотрудник Института проблем управления Российской академии наук;

Цвиркун Анатолий Данилович, д-р техн. наук, профессор, главный научный сотрудник Института проблем управления Российской академии наук

С34 Сизых Д. С.

Динамические характеристики временных рядов котировок акций: анализ, оценка показателей и практическое применение: монография / Д. С. Сизых, Н. В. Сизых. – Чебоксары: Среда, 2022. – 284 с.

ISBN 978-5-907688-06-3

В монографии представлены научно-исследовательские материалы по результатам оценки и анализа динамических характеристик временных рядов котировок акций. Выбраны и обоснованы оптимальные оценки, применение которых возможно для повышения качества и эффективности процессов прогнозирования, формирования и перебалансировки инвестиционных портфелей, управления рисками и пр. Авторами предложены показатели для оценки устойчивости котировок акций, кумулятивной просадки и модель их применения при формировании инвестиционных портфелей с высоким уровнем стабильности. Исследована прогностическая способность гибридных методов прогнозирования котировок акций и обоснованы новые данные по применению показателя Херста. Представленный материал носит системный характер и базируется на развитом зарубежном и отечественном опыте, содержит многочисленные практические примеры с оценочными формулами и анализом полученных результатов.

ISBN 978-5-907688-06-3

DOI 10.31483/a-10475

© Сизых Д. С., Сизых Н. В., 2022

© ИД «Среда», оформление, 2022

Оглавление

Предисловие	4
Введение.....	6
Глава 1. ДИНАМИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ	9
1.1. Показатели волатильности и устойчивости динамического ряда... 10	
1.2. Доходность и риск акций	36
1.3. Монетарные подходы к оценке риска.....	49
1.4. Структурные показатели	61
ГЛАВА 2. ПРОСАДКИ, ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ И ТЕХНИЧЕСКИЕ ИНДИКАТОРЫ.....	65
2.1. Просадки.....	65
2.2. Технические индикаторы	84
2.3. Фундаментальные индикаторы	91
Глава 3. МНОГОМЕРНЫЙ АНАЛИЗ ДИНАМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ И ВЫБОР ОПТИМАЛЬНЫХ ОЦЕНОК.....	115
3.1. Классификационный анализ динамических характеристик курсовой стоимости акций	115
3.2. Выбор оптимальных показателей для оценки риска	142
3.3. Выбор оптимальных показателей, используемых в модели формирования инвестиционного портфеля	152
Глава 4. ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КОТИРОВОК АКЦИЙ. 175	
4.1. Прогнозирование курсов акций с использованием коэффициента Херста.....	179
4.2. Прогностическая способность гибридных методов прогнозирования котировок акций на примере ARIMA/LSTM....	195
Заключение	224
Список литературы	225
Приложение	233

Предисловие

Результаты множества современных исследований, направленных на разработку более качественных методов анализа и прогнозирования ценных бумаг, формирования инвестиционных портфелей, методов мониторинга и управления инвестициями, а также принятия решений указывают на то, что необходимо применять многофакторные подходы. Поскольку анализируемые инвестиционные процессы являются достаточно сложными и на них оказывает влияние множество факторов, то только многофакторные методы могут повысить качество получаемых результатов. Например, даже современные методы прогнозирования с машинным обучением и использованием элементов искусственного интеллекта не могут существенно повысить точность прогнозных показателей без включения дополнительных факторов. Как выбрать эти дополнительные факторы, что и как учитывать, где и как их можно применять? Эти и прочие подобные вопросы требуют скорейшего и всестороннего решения. В настоящее время публикуется много результатов исследований в этом направлении. В данной монографии представлены и систематизированы результаты исследований динамических показателей временных рядов котировок акций и предложены возможные направления их практического применения.

Целевая направленность монографии – представление авторских научно-исследовательских материалов по результатам оценки и анализа динамических характеристик временных рядов котировок акций и возможных направлений их практического применения для прогнозирования, формирования инвестиционных портфелей, методов управления и принятия решений. В данной работе приведены результаты исследований по многомерному анализу и выбору оптимальных показателей, которые могут в дальнейшем использоваться для разработки комплексных методов оценки, гибридных моделей.

Монография содержит большое количество практических примеров с формулами оценки и анализом показателей. Авторские разработки представлены в совокупности с иными известными современными методами оценки динамических показателей временных рядов котировок акций. Кроме этого, в работе авторами проведен анализ и уточнение функциональных возможностей некоторых уже известных оценочных показателей, по применению которых

ведутся дискуссии, например, таких как показатель Херста. Предложены новые оценочные показатели такие, как кумулятивный индекс стабильности, кумулятивный показатель просадок, оценка качества перебалансировки инвестиционных портфелей по структурным показателям, модифицированный метод оптимизации инвестиционных портфелей с учетом показателей просадки.

Монография представляет достаточно полное системное изложение материала по современным методам и методикам оценки и анализа динамических показателей временных рядов котировок акций и направлениям их практического применения для решения различных инвестиционных задач. Данное издание структурно состоит из четырех глав, в которых рассматриваются различные динамические характеристики временных рядов и показатели их оценки, рассматриваются методы оценки просадок временных рядов, предлагается и анализируется метод оценки кумулятивных просадок и его практическое применение в оптимизации инвестиционных портфелей, анализируются некоторые наиболее широко применяемые технические и фундаментальные показатели, исследуются гибридные модели оценки рисков и прогнозирования. Имеется большой список используемой литературы, которая может быть полезна для более подробного и самостоятельного изучения современных методов и методик анализа и практического применения динамических показателей временных рядов котировок акций в инвестировании.

Представленный в монографии материал будет полезен инвестиционным и финансовым аналитикам, менеджерам, инвесторам для подбора необходимых коэффициентов, для разработки различных многофакторных комплексных и гибридных показателей оценки, разработки новых методов оценки, мониторинга, прогнозирования, требуемых в конкретных задачах управления с целью повышения их качества. Кроме этого, приведенный материал будет полезен студентам и преподавателям, изучающим и работающим в направлении инвестиционного анализа и менеджмента.

Представленная монография написана авторами, которые имеют большой научно-исследовательский и педагогический опыт, являются практикующими финансовыми аналитиками и имеют опыт работы как по российским, так и зарубежным грантам, тематика которых связана с методами и методиками оценки и анализа финансовых и рыночных показателей.

Введение

Котировки акций представляют собой сложный нестационарный и неоднородный временной ряд, подверженный влиянию большого количества разнообразных факторов, как внутренних, так и внешних, от процессов внутри компании до политических событий и природных явлений [15; 63; 76]. Акции являются достаточно интересным и эффективным объектом инвестирования. Выбор того или иного объекта инвестирования определяется в соответствии с конкретной целевой установкой инвестора. Оценка инвестиционных решений может осуществляться на основе различных факторов. На практике используется ряд показателей стоимости, риска и качества акций. Для инвесторов, трейдеров и специалистов, принимающих инвестиционные решения, важными показателями являются не только котировки акций, но и их динамика. Особое внимание уделяется методам определения справедливой рыночной стоимости акций компаний и оценкам размаха колебаний котировок акций на фондовых биржах. При этом следует учитывать, что размах колебаний котировок акций зависит от множества факторов, в том числе и от возможных спекуляций на рынках акций. В общем случае диапазон разброса значений текущей стоимости акций характеризуется цифрами максимума и минимума их котировок за принятый период времени.

Кроме оценок риска и доходности акций компаний, можно использовать и показатели, характеризующие качественную составляющую поведения акций, например, стабильность динамики котировок акций за определенный период. В данной работе предложен метод оценки кумулятивного индекса стабильности котировок акций, позволяющий учитывать величину просадок. Предложенный коэффициент стабильности котировок акций, позволяет сочетать показатели роста котировок с риском, связанным с колебаниями котировок (ростом и падением). В настоящее время имеется большой интерес инвесторов к формированию инвестиционных портфелей с хорошим показателем устойчивости. Имеются данные, показывающие, что устойчивые портфели (в статистическом смысле) позволяют получить достаточно большую прибыль при допустимом риске и незначительных затратах на перебалансировку.

Кроме этих общих факторов на котировки акций влияют особенности фондовой биржи и для страны, где она находится [50,63]. Потенциал роста цены акции больше на рынках тех стран, которые уже пользуются продукцией компании и имеющим представление о ее перспективах. Кроме этого, на котировки акций влияют и следующие факторы: целевая группа инвесторов, которая характерна для разных бирж; тип биржи – региональная или глобальная и пр. Глобальные биржи характерны своим масштабом, они обладают высокой капитализацией и ликвидностью, на них реализуется огромный объем торгов. Можно считать, что имидж биржи тоже влияет на котировки акций. Фондовый рынок США позиционируется как один из наиболее ликвидных, а также считается одним из самых прозрачных. Это было достигнуто во многом благодаря жестким стандартам подготовки и подачи финансовой отчетности, этому поспособствовало принятие закона Сарбейнса-Оксли. На котировки акций влияют такие биржевые факторы, как круг инвесторов (как институциональных, так и частных), открытость перед инвесторами, международная репутация, размер инвестиционного капитала, уровень ликвидности и пр.

В настоящее время применяется и разрабатывается большое количество различных компьютерных инструментальных средств для инвесторов [5; 11; 22; 24]. Наибольшей популярностью пользуется рынок робоэдвайзеров. Поскольку большое количество начинающих инвесторов не торопится воспользоваться услугами существующих управляющих инвестиционных компаний, то самым востребованным направлением консультаций с помощью робоэдвайзеров является формирование и перебалансировка портфелей ценных бумаг. В данном направлении уже разработаны различные алгоритмы выбора ценных бумаг. Некоторые алгоритмы нацелены только на выбор массива ценных бумаг и предоставление возможности инвесторам самим выбрать те ценные бумаги, которые они хотели бы включить в формируемый портфель. Есть алгоритмы, которые предлагают инвесторам варианты с уже сформированными портфелями. В связи с этим, актуальным в настоящее время является разработка и внедрение различных интеллектуальных алгоритмов, которые способствуют формированию эффективных и оптимальных инвестиционных портфелей. Инвесторы формируют

свой инвестиционный портфель по различным показателям: по доходности, риску, различным коэффициентам и мультипликаторам. При этом используются различные модели анализа показателей, их оценки и оптимизации [5; 20; 28; 63; 68].

Что касается развития различных инвестиционных систем, то особое значение имеет прогнозирование котировок ценных бумаг. Существенную часть информационного обеспечения современных инвестиционных систем составляют прогнозные данные. Прогнозирование котировок акций является сложной задачей, поэтому постоянно ведется поиск новых методов и моделей, усовершенствование уже применяемых, а также – поиск и анализ различных показателей и коэффициентов, которые повышают могут повысить точность прогнозных данных. Поскольку эффективность принимаемых на их основе управленческих решений зависит именно от соответствия полученного прогноза действительности, то значимость развития методологии и инструментария для прогнозных оценок является существенной. Как отмечают аналитики фондового рынка, современные методы и инструменты прогнозирования курсовой стоимости акций фондового рынка не обладают приемлемой эффективностью. Инвестиционные процессы требуют использования все новых, более эффективных и универсальных способов управления ценными бумагами на фондовом рынке. Для этих целей достаточно часто используются и совершенствуются различные модели технического анализа. Современные алгоритмы машинного обучения упростили возможность аналитикам совершенствовать модели для прогнозирования цен акций. В связи с этим развивается направление по разработке многофакторных оценочных методов, формированию различных комплексных и гибридных оценочных показателей, которые позволяют повысить качество принимаемых инвестиционных решений [15; 20; 28; 37; 68; 91]. Разработка таких моделей и оценок требует предварительных исследований различных факторов и показателей и выбора оптимальных.

ГЛАВА 1. ДИНАМИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ

В общем случае, движение котировок акций бывает слабо-управляемым, спорадическим (вверх – вниз) вокруг какого-то установившегося значения, и более управляемым, трендовым, циклическим, волнообразным, когда более или менее продолжительные по времени стадии падения (снижения) котировок сменяются стадиями их сравнительно длительного роста [37; 43; 63; 76]. Высокая волатильность свидетельствует о большом количестве участников, которые действуют неосмысленно и не имеют представления о стоимости актива. Предположительно волатильность рынка обратно пропорциональна общему уровню знаний его участников. Иметь большое количество таких участников рынка действительно рискованно: если резко понадобятся деньги, то не факт, что в этот момент удастся продать актив за адекватную цену [5; 11; 15; 22; 26].

Высокий риск – высокая доходность: именно высокая волатильность и неадекватность участников рынка может позволить собрать хороший пакет акций по привлекательным ценам, а в последующем и реализовать его на выгодных условиях.

Учет различных динамических характеристик изменений котировок акций на фондовой бирже может повысить качество инвестиционных решений, качество управления источниками финансирования деятельности компании и пр. В настоящее время все большее развитие находят различные многофакторные методы оценки и управления [20; 28; 37; 63; 68]. Чтобы правильно подбирать показатели для многофакторных моделей необходимо исследовать характеристики факторов и особенности их влияния объект управления. Проведем анализ динамических характеристик котировок акций, выделим ключевые показатели и оценим их влияние на доходность акций и риск доходности.

Высокий уровень колебания стоимости активов не является безусловным показателем их рискованности. Часто финансовые инструменты с большим разбросом цен показывают повышен-

ную доходность при долгосрочных вложениях. Но при краткосрочных инвестициях они действительно нередко оказываются рискованными.

Для вложений на срок до полугода рекомендуется выбирать низковолатильные инструменты. За такой короткий срок на рынке могут произойти изменения в любую сторону. В таком случае в день вывода средств инвестор может обнаружить, что оказался в убытке. Придется или ждать момента, когда рынок восстановится, или покрывать потери собственными средствами.

Инвесторам, не желающим рисковать своим капиталом, лучше вкладывать деньги в низковолатильные активы. Но так как их цена не подвержена активным колебаниям, нельзя рассчитывать на получение большой прибыли.

При желании заработать большую сумму за короткое время следует выбирать высоковолатильные инструменты. Но при этом инвестору придется идти на серьезный риск, так как спрогнозировать прибыль от таких ценных бумаг сложно. Поэтому начинающим трейдерам не рекомендуется работать с такими активами.

Волатильность используется для определения рисков и прибыли от инвестиций. Высокое значение данного показателя часто свидетельствует о большом спросе на актив. При выборе инвестиционной стратегии также важно учитывать волатильность. Рынки с высоким и низким уровнем колебания цен требуют различной модели поведения трейдера.

1.1. Показатели волатильности и устойчивости динамического ряда

Временной ряд представляет собой последовательность значений, представленных во временном порядке или индексированных по времени их появления. Измерением или отсчетом называется каждая точка ряда. А все измерения должны соответствовать точке на оси времени. Временные интервалы измерений равноудалены друг от друга. При анализе временных рядов учитывается взаимосвязь измерений со временем, а не только статистическое разнообразие и статистические характеристики выборки [5; 11; 15; 22; 26; 37; 43; 63; 76].

Временной ряд имеет ряд характеристик. Одной из важнейших характеристик временного ряда является стационарность, под которой понимается его неизменность во времени. Стационарный ряд предполагает постоянство определенных характеристик с течением времени. Например, постоянство среднего:

$$E(x_t) = const$$

Под постоянством среднего предполагается, что нет тенденции значений ряда расти вверх или вниз, а все значения колеблются вокруг определенного среднего на протяжении всего ряда.

Кроме постоянства среднего, предполагается и постоянство дисперсии:

$$Var(x_1) = Var(x_2) = Var(x_3) = \dots = \sigma^2$$

Данное условие характеризуется постоянством колебания значений с течением времени. Разброс ряда не должен увеличиваться или уменьшаться со временем, то есть не должно быть расширения или снижения амплитуды колебаний.

Еще одним условием стационарности ряда является попарное равенство ковариации:

$$Cov(x_1, x_2) = Cov(x_2, x_3) = Cov(x_3, x_4) = \dots = \gamma$$

Условие предполагает, что связь сегодняшнего значения ряда со вчерашним такая же, как с позавчерашним и как позавчерашнего с поза позавчерашним. Временные показатели, которые находятся на расстоянии в одну единицу ряда по времени (день, неделю, месяц и т.д.), имеют одинаковую степень связи. Таким образом можно и рассматривать измерения, отстоящие на 2, 3, 5 и т.д. шага друг от друга.

Поскольку стационарный ряд обладает постоянными характеристиками, которые легко оценивать и учитывать, то не сложно и выполнять прогноз и предсказать показатели на будущие временные интервалы. Примером простейшего стационарного временного ряда является белый шум, для которого:

- $E(x_t) = 0$ (математическое ожидание)
- $Var(x_t) = \sigma^2$ (дисперсия);
- $Cov(x_t, x_{t-1}) = 0$ (ковариация)

Наиболее часто на практике встречаются нестационарные временные ряды. Простейшим примером нестационарного ряда является случайное блуждание, то есть ряд с независимыми стационарными приращениями [76].

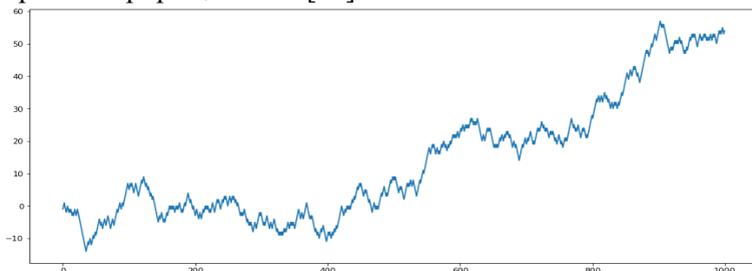


Рис. 1.1. Пример нестационарного временного ряда

Анализ большинства нестационарных рядов позволяет выделить тренд и сезонность. Если показатели временного ряда имеют определенную тенденцию изменения с течением времени, то это указывает, что можно выделить тренд, а периодические колебания ряда, повторяющиеся через определенное число шагов, указывают на наличие сезонности данных.

Временные ряды характеризуются различными уровнями волатильности (колебаний или вариации значений ряда) [76]. В общем случае, волатильность (колеблемость, изменчивость, Volatility) – это статистический показатель, характеризующий меру изменчивости финансового актива (меру неопределенности), то есть показывающий то, насколько меняются котировки в течение заданного промежутка времени. Различие индивидуальных значений ряда внутри изучаемой совокупности в статистике называется вариацией признака. Вариация (колебания) значений ряда складываются под совокупным влиянием разнообразных факторов, которые по-разному сочетаются и оказывают влияние на показатели ряда в каждом отдельном случае. Если отсутствуют колебания, то имеем динамический ряд в форме «чистого» тренда.

Термин «вариация» имеет латинское происхождение (variatio) и характеризует изменение, колеблемость, различие. В статистике под вариацией понимают такие количественные изменения

величины исследуемого признака в пределах однородной совокупности, которые обусловлены перекрещивающимся влиянием действия различных факторов. Поэтому не всякие различия принято называть вариацией. Классифицируют вариацию показателя ряда как случайную и систематическую [76].

Анализ систематической вариации позволяет оценить степень зависимости изменений в изучаемом признаке от определяющих ее факторов. Например, изучая силу и характер вариации в выделяемой совокупности, можно оценить, насколько однородной является данная совокупность в количественном, а иногда и качественном отношении, а следовательно, насколько характерной является исчисленная средняя величина.

Колеблемость (волатильность) показывает отклонение уровней ряда от тенденции, которая часто характеризуется трендом. Данные по волатильности используются в оценке различных активов и рынков в целом. Для вложений на срок до полугода рекомендуется выбирать низковолатильные инструменты. При этом показатель внутридневной волатильности используется при краткосрочных торгах на бирже. Изменения внутри месяца или квартала полезны для среднесрочных инвестиционных операций. Долгосрочные инвесторы используют показатели волатильности за год и более, хотя в данном случае более применимы показатели тренда.

Для инвесторов чем выше волатильность, тем выше неопределенность, а значит, выше риски. А чем выше риски, тем выше доходность актива, в частности, акции. Волатильность выражает ту степень риска, которая может ожидать финансовый показатель рассматриваемой акции на заданном промежутке времени. Таким образом, волатильность является важнейшим финансовым показателем в управлении финансовыми рисками и является мерой риска использования финансового инструмента за заданный промежуток времени [27; 63; 76]. Анализируя показатели волатильности, инвестор получает представление о том, насколько сильно он рискует, приобретая данные акции. Необходимо учитывать, что активы с низкой волатильностью имеют высокий показатель надежности и наоборот. Но во времена кризиса волатильность может расти по отношению ко всем финансовым инструментам.

Уровень волатильности зависит от множества показателей: динамики спроса и предложения на рынке, различных корпоративных событий (отчетность компаний, информация о дивидендах, новых продуктах, изменений в топ-менеджменте и пр.), макроэкономических новостей и политических событий, поведении инвесторов, а также – движения рынка в целом. На долгосрочном периоде времени волатильность, которая выражается, как правило, трендом и циклическими колебаниями вокруг него, зависит от фаз экономики, технологических и индустриальных циклов и указывает на фундаментальные движения. В качестве примера можно рассмотреть фондовый рынок США, где вековой тренд – бычий, который делится на ряд многолетних трендов и бычьих, и медвежьих, зависящих от экономических циклов. Кратко- и среднесрочная волатильность наблюдается внутри многолетних трендов.

Чем выше значение волатильности, тем значительнее колебания показателей ряда. А применительно к временному ряду акций – выше колебания котировок, а, значит, выше и цена акций.

Как правило, выделяют два основных вида показателя волатильности [43; 63; 76]:

- Ожидаемая волатильность (*implied volatility*), которая рассчитывается на основании текущей стоимости ценной бумаги, в частности, акции. При этом предполагается, что рыночная стоимость отражает ожидаемые риски.

- Историческая волатильность (*historical volatility*) – величина, равная стандартному отклонению стоимости акции за заданный промежуток времени, рассчитанному на основе исторических данных о его стоимости.

Историческая волатильность отражает изменение стоимости актива в прошлом, поэтому ее иногда называют реализованной или фактической волатильностью.

В качестве исторической волатильности рассматривают два вида:

- статическая волатильность – вычисляется как стандартное отклонение доходности актива за определенный временной промежуток;

- волатильность Паркинсона, то есть экстремальная волатильность.

Легче всего рассчитать статическую историческую волатильность, так как для ее расчета используются наиболее широко применяемые формулы стандартного отклонения. Стандартное отклонение представляет собой оценку того, насколько широко разбросаны показатели временного ряда котировок относительно их среднего значения [78; 91]. Данный показатель свидетельствует о вероятности, с которой котировка акции (цена) примет то или иное значение и задает меру отклонения актива от некоторой средней величины, т.е. характеризует риск, связанный с данным активом.

Степень близости данных отдельных единиц x_i к средней измеряется рядом абсолютных, средних и относительных показателей. Средняя величина – это абстрактная, обобщающая характеристика признака изучаемой совокупности, но она не показывает структуру совокупности (временного ряда), которая весьма существенна для ее познания. Средняя величина не дает представления о том, как отдельные значения изучаемого признака группируются вокруг средней, сосредоточены ли они вблизи или значительно отклоняются от нее. В некоторых случаях отдельные значения признака близко примыкают к средней арифметической и мало от нее отличаются. В таких случаях средняя хорошо представляет всю совокупность. В других, наоборот, отдельные значения совокупности далеко отстают от средней, и средняя плохо представляет всю совокупность.

Основным показателем, характеризующим волатильность является показатель стандартного отклонения, то есть среднего квадрата отклонений значений ряда или квадрат среднего квадратического отклонения (σ^2), который оценивается как корень квадратный из дисперсии σ^2 [78; 91]:

Сопоставление линейных или среднеквадратических отклонений по признакам совокупности дает возможность определить статистическую однородность совокупности: чем меньше размер, тем совокупность более однородна.

По показателю среднего квадратического отклонения получаем обобщенную характеристику признака ряда. Данная оценка показывает во сколько раз в среднем колеблется величина признака. Среднее квадратическое отклонение по величине всегда

больше среднего линейного отклонения. Среднее квадратическое отклонение является мерой надежности средней величины: чем оно меньше, тем точнее средняя арифметическая.

Как правило, при принятии решения об инвестировании, используются показатели среднегодовой волатильности. Однако если актив приобретается на меньший срок (несколько месяцев), то можно рассчитать месячную волатильность.

Вычисление среднегодовой волатильности проводится по формуле:

$$\sigma = \frac{\sigma_{SD}}{\sqrt{P}}$$

где σ_{SD} – стандартное отклонение доходности инструмента,
 P – временной период, выраженный в годах.

Для каждого актива средние значения σ_{SD} известны. Если среднее отклонение равно 0.01 за один торговый день, имеем 252 торговых дня, и значит, раз мы используем σ для одного торгового дня, то временной период P будет равняться $1/252$.

Таким образом, по расчету для среднегодовой волатильности получим:

$$\sigma = \frac{0,01}{\sqrt{1/252}} = 0,1587$$

Показатель волатильность за четко заданный промежуток времени определяется по следующей формуле:

$$\sigma_T = \sigma\sqrt{T}$$

где σ – это среднегодовая волатильность,
 T – заданный промежуток времени.

Если T равняется одному месяцу или $1/12$ года, тогда расчет будет иметь следующий вид:

$$\sigma_{months} = 0,1587 * \sqrt{1/12} = 0,0458$$

Таким образом, оценить историческую волатильность может любой инвестор, аналитик или трейдер.

При этом следует отметить, что основная задача инвестора – подобрать оптимальный временной исторический период для оценок в зависимости от целевой функции решаемых задач. Как показал анализ данных и исследования, проведенные авторами монографии, максимальный объем данных не всегда позволяет

получить более качественный показатель для принятия решений. Во многих ситуациях слишком «старые» исторические данные могут быть неактуальными для будущих предсказаний и могут их исказить результаты усредняя их [56; 58; 61]. Поэтому инвесторам и аналитикам необходимо учитывать несколько оценок показателей временного ряда для того, чтобы выбрать оптимальный исторический интервал, который необходимо учитывать для получения более точной оценки волатильности. Один из примеров выбора такого оптимального исторического периода для оценок приведен в главе 4 данной монографии.

Нормальная историческая волатильность акций, к примеру, должна находиться в пределах 10–15%. Если же данный параметр приближается к 100%, то активы обладают повышенной волатильностью. При выборе того или иного актива можно производить сравнение волатильности.

Волатильность выражается в абсолютном или в относительном от начальной стоимости значении. Мера волатильности имеет две формы: в относительном значении (например, $80\% \pm 15\%$ от начальной стоимости) и в абсолютном (например, $1000\$ \pm 120\$$). Более распространена первая форма выражения ввиду своей универсальности.

Ожидаемая волатильность зависит от ряда факторов, среди которых:

- историческая волатильность – чем она выше в настоящее время, тем, возможно, выше будут ожидания относительно будущей волатильности;
- от политической и экономической ситуации в стране и мире;
- от ликвидности (спрос/предложение) рынка – если предложение превышает спрос, цены падают, и наоборот;
- от смены технических уровней на рынке, нестабильности на рынке.

Поэтому при оценке ожидаемой волатильности учитываются все эти факторы.

Кроме ожидаемой волатильности важное значение имеет уровень и подразумеваемой волатильности. Подразумеваемая волатильность рассчитывается на основе цен на опционы (премий). Для оценки опционов часто используется модель Блэка-Шоулза,

которая предполагает, что премии на опционы прямо зависят от волатильности базового актива. Бывают моменты, когда цена опциона меняется вне зависимости от котировок базового актива. Особенно это очевидно в периоды напряженности на рынке, при выходе важных новостей. Превышение подразумеваемой волатильности над исторической говорит о перекупленности опционов и соответственно страхе участников рынка, а превышение исторической над подразумеваемой, наоборот, характеризует бесстрашие инвесторов в текущий момент времени. Индикаторы, связанные с подразумеваемой волатильностью, полезны для оценки настроений участников рынка. Одним из таких оценочных показателей является «индекс страха», который имеет следующую закономерность: когда рынок падает, индекс волатильности растет, а когда рынок растет, индекс волатильности снижается.

Расчет показателей размера и интенсивности вариации. Для характеристики размера вариации в статистике применяются абсолютные показатели вариации: размах вариации, среднее линейное отклонение, среднее квадратическое отклонение и дисперсия [76; 78; 91].

Абсолютные показатели:

1. Размах вариации (R) – наиболее простая характеристика вариации уровней ряда (показателей ряда, вариант ряда, признаков ряда). Размах вариации – это разность между наибольшим и наименьшим значением уровней ряда в изучаемой совокупности:

$$R = x_{max} - x_{min},$$

где x_{max} – наибольшее значение уровня ряда;

x_{min} – наименьшее значение уровня ряда.

В данном случае R показывает максимальное различие значений котировок акций за анализируемый период времени в абсолютной величине (денежных единицах). Недостатком оценки R является то, что она показывает только максимальное различие значений X и не может измерять силу вариации по всем значениям ряда данных (или во всей совокупности данных), то есть оценка R не отражает отклонений всех значений уровней ряда. В большинстве случаев данным показателем можно оценить систематически действующие причины на изменения котировок акций.

Для измерения отклонения каждой варианты от средней величины в ряду распределения или в группировке применяется среднее линейное отклонение (d).

2. Среднее линейное отклонение (d), среднее по абсолютной величине отклонение от тренда или колеблемость по абсолютной величине показывает, на сколько в среднем каждое значение варианты ряда отклоняется от средней величины, то есть это средний модуль отклонений значений X от среднего арифметического значения. Эта величина измеряется в тех же величинах, в которых даны статистические показатели. Рассчитывается показатель по формуле средней арифметической *простой*:

$$\bar{d} = \frac{\sum |x - \bar{x}|}{n}$$

Среднее линейное отклонение показывает, на сколько в среднем каждое значение признака отклоняется от средней величины. Эта величина всегда именованная и измеряется в тех же величинах, в которых даны статистические показатели. Среднее линейное отклонение дает обобщенную характеристику степени колеблемости признаков совокупности.

3. Расчет дисперсии и среднего квадратического отклонения. Основными обобщающими показателями вариации в статистике являются дисперсии и среднее квадратическое отклонение.

Дисперсия – это средняя арифметическая квадратов отклонений каждого значения признака от общей средней. Дисперсия обычно называется средним квадратом отклонений и обозначается σ^2 .

Средний квадрат отклонений – это квадрат среднего значения модуля отклонений значений ряда X от его среднего арифметического значения. Данный показатель имеет наибольшее практическое применение для анализа динамических рядов данных и называется показателем дисперсии или средним квадрат отклонений, или квадрат среднего квадратического отклонения σ^2 . Показатель дисперсии определяется по формуле:

$$\sigma^2 = \frac{\sum (x - \bar{x})^2}{n}$$

Чем меньше размер дисперсии, тем анализируемый ряд показателей имеет более однородные показатели или совокупность более однородна.

Корень квадратный из дисперсии σ^2 представляет среднее квадратическое отклонение σ :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x - \bar{x})^2}{n}}$$

Среднее квадратическое отклонение – обобщающая характеристика абсолютных размеров вариации признака в совокупности. Выражается оно в тех же единицах измерения, что и признак.

Среднее квадратическое отклонение является мерой надежности средней. Чем меньше среднее квадратическое отклонение, тем лучше средняя арифметическая отражает собой всю представляемую совокупность. Вычислению среднего квадратического отклонения предшествует расчет дисперсии.

Среднее квадратическое отклонение дает обобщенную характеристику ряда данных и показывает во сколько раз в среднем колеблется величина данных. Данный показатель иногда называется стандартным отклонением и применяется в различных стандартах.

Среднее квадратическое отклонение по величине всегда больше среднего линейного отклонения. Среднее квадратическое отклонение является мерой надежности средней величины: чем оно меньше, тем точнее средняя арифметическая. Сопоставление линейных или среднеквадратических отклонений по признакам совокупности дает возможность определить статистическую однородность совокупности: чем меньше размер, тем совокупность более однородна.

Среднее квадратическое отклонение уровней ряда от тренда, обозначаемое как σt или St . Если речь идет только об измерении колеблемости во временном ряду и не ставится задача оценки силы колебаний вообще в прогнозе на будущее, тогда следует вычислять и использовать обычное среднее квадратическое отклонение.

Среднее квадратическое отклонение, как известно, входит в формулу нормального закона распределения вероятностей, на его

основе можно рассчитывать вероятности ошибок прогнозов и их доверительные границы. Показатели относительной интенсивности колебаний рассчитываются как отношение индивидуальных отклонений отдельного периода к уровню тренда за этот же период, а обобщающие показатели – как отношение обобщающих показателей силы колебаний за весь ряд к обобщающему показателю уровней ряда – среднему уровню.

Абсолютные величины имеют и существенные недостатки, в частности, с ними невозможно связать вероятностные законы распределения. Поэтому модули не пригодны для прогнозирования доверительных границ возможных колебаний с заданной вероятностью.

Показатели относительного рассеивания позволяют получить меры колеблемости изучаемого признака в относительных величинах. Данные показатели позволяют сравнивать характер рассеивания в различных распределениях: различные единицы наблюдения одного и того же признака в двух совокупностях или рядах данных, при различных значениях средних, при сравнении разнотименных совокупностей.

Относительные показатели вариации. Для оценки интенсивности вариации, а также для сравнения ее величины в разных совокупностях или по разным признакам используют относительные показатели вариации, которые рассчитываются как отношение абсолютных показателей вариации к средней величине признака: относительный размах вариации (коэффициент осцилляции), относительное линейное отклонение и др. [78,91].

1. Линейный коэффициент вариации, относительное линейное отклонение характеризует долю усредненного значения абсолютного отклонения от средней величины. Применяется для сравнения вариации показателей разных рядов данных (или разных совокупностей) и показывает отношение среднего линейного отклонения к средней арифметической:

$$V_{\bar{a}} = \frac{\bar{a}}{\bar{x}} * 100\%$$

В отличие от среднего линейного отклонения значение линейного коэффициента вариации не зависит от единиц измерения X.

2. Коэффициент вариации, коэффициент колеблемости, квадратический коэффициент вариации – является самым популярным относительным показателем вариации и показывает отношение среднеквадратического отклонения к среднеарифметическому, рассчитывается как отношение среднеквадратического отклонения к среднеарифметическому в процентах:

$$V = \frac{\sigma}{\bar{x}} * 100\%$$

Коэффициент вариации необходим для сравнения колеблемости двух различных явлений и чаще всего выражаются в % и позволяет судить об интенсивности вариации признака и однородности данных ряда. Чем больше величина коэффициента вариации, тем больше разброс значений признака вокруг средней, тем больше неоднородность совокупности. Существует шкала определения степени однородности совокупности в зависимости от значений коэффициента вариации:

- < 17% – абсолютно однородный;
- 17% – 33% – достаточно однородный;
- 35% – 40% – недостаточно однородный;
- 40% – 60% – большая колеблемость данных ряда.

Как правило, критериальным значением квадратического коэффициента вариации является показатель 0,333 или 33,3%, то есть если V меньше или равен 0,333 – вариация считается слабой, а если больше 0,333 – сильной. В случае сильной вариации анализируемый ряд данных считается *неоднородным*, а среднюю величину нельзя использовать как обобщающий показатель этого ряда данных. Показатель характеризует однородность совокупности. Вариация считается незначительной, если ее относительный уровень ниже 10%, средней – в пределах 10–30%, высокой – превышает 30% (больше 33% – совокупность неоднородна).

Приведенная выше шкала оценки однородности совокупности относительно условна. Вопрос о степени интенсивности вариации должен решаться для каждого изучаемого признака индивидуально исходя из сравнения наблюдаемой вариации с некоторой ее обычной интенсивностью, принимаемой за норму.

Таким образом, коэффициент вариации показывает уровень риска, что может оказаться полезным при включении нового актива в портфель. Показатель позволяет сопоставить ожидаемую

доходность и риск. То есть величины с разными единицами измерения.

3. Коэффициент осцилляции, относительный размах вариации – это отношение размаха вариации к средней, в процентах. Отражает относительную колеблемость крайних значений признака вокруг средней:

$$V_R = \frac{R * 100\%}{\bar{x}}$$

Оценка устойчивости в динамике. Статистические показатели устойчивости будем оценивать и анализировать с двух сторон данного понятия [78,91]:

- устойчивость как оценка, противоположная колеблемости;
- устойчивость направленности изменений уровней ряда, то есть устойчивость тенденции.

1. Коэффициент устойчивости (U) интерпретируется как обеспечение устойчивости уровней ряда относительно тренда в $U\%$ случаях. Коэффициент оценивается как:

$$U = (100 - V)\%$$

где V – коэффициент вариации, коэффициент колеблемости.

Чем больше значение U , тем ниже колеблемость динамического ряда относительно тренда и выше его устойчивость. Например, если значение U равно 90%, это означает, что среднее колебание составляет 10% среднего уровня. Однако вероятность того, что отдельное колебание (т.е. отклонение от тренда в отдельном периоде) не превзойдет средней величины колебаний, составляет лишь 68%, если распределение колебаний по их величине близко к нормальному.

По аналогии с коэффициентом вариации предлагается градация значений показателей устойчивости:

- $U > 90\%$ – характеризует норматив устойчивости;
- $90\% > U > 80\%$ – допустимый уровень устойчивости;
- $80\% > U > 60\%$ – неустойчивое развитие;
- $60\% > U > 40\%$ – вариация показателя крайне неустойчивая;
- $U < 40\%$ – недопустимый показатель устойчивости.

2. Индекс устойчивости, показатель колеблемости уровней определяется как отношение средних уровней за благоприятные периоды времени к средним уровням за неблагоприятные:

$$I_{уст.} = X_{благ} / X_{неблаг}$$

где $X_{благ}$ – среднее значение уровней ряда за благоприятные периоды времени, которое определяется как отношение суммы значений ряда, которые больше (или равны), чем предыдущее значение ряда к количеству таких значений;

$X_{неблаг}$ – среднее значение уровней ряда за неблагоприятные периоды времени, которое определяется как отношение суммы значений ряда, которые меньше, чем предыдущее значение ряда к количеству таких значений;

Индекс также может служить показателем колеблемости уровней. Чем ближе отношение к единице, тем меньше колеблемость и, соответственно, выше устойчивость. Например, $I = 0,991$ показывает высокую устойчивость и низкую колеблемость уровней

3. Индекс относительной силы *RSI* (*relative strength index*) предоставляет относительную оценку устойчивости последних цен на акции, что делает его индикатором момента. Основное приложение *RSI* – использовать индикатор для определения областей, которые потенциально перекуплены или перепроданы. Индекс относительной силы *RSI* рассчитывается по следующей формуле:

$$RSI = 100 - 100 / (1 + RS)$$

где RS = среднее увеличение периодов повышения в течение указанного периода времени / средняя потеря периодов понижения в течение указанного периода времени.

Интерпретируется показатель как:

- значения *RSI*, равные 70 или выше, указывают на то, что котировки переоценены и поэтому возможно изменение тренда или корректирующий отскок в цене;
- значения *RSI*, равные 30 или ниже обычно интерпретируется как недооцененное состояние, которое может сигнализировать об изменении цены вверх.

Как правило, по мере роста цены актива показатель *RSI* также повышается, поскольку средняя прибыль будет превышать сред-

ние потери. Когда цена активов падает, потери обычно опережают прибыль, в результате чего индикатор падает. Однако доходы или убытки не продолжают бесконечно и поэтому *RSI* может помочь в принятии торговых решений.

4. Коэффициент Спирмена (ранговый коэффициент Спирмена) является наиболее простым показателем устойчивости тенденции временного ряда [15; 63; 76; 78]. Коэффициент Спирмена относится к показателям оценки тесноты связи, отражает величину изменения уровней через величину их рангов:

$$\rho = 1 - \frac{6 * \sum d^2}{n(n^2 - 1)}$$

где ρ – коэффициент корреляции рангов;

d – разность между рангами;

d^2 – квадрат разностей между рангами;

n – количество точек в выборке.

Коэффициент рангов различных периодов времени и уровней динамического ряда может принимать значения в пределах от 0 до ± 1 .

Расчет коэффициента для временных рядов котировок акций будем выполнять по следующему алгоритму:

а) проведем ранжирование уровней (значений) ряда котировок по возрастанию. Ранг – это порядковый номер. Если встречаются два одинаковых значения, им присваивают одинаковое значение ранга, равное среднему арифметическому рангов этих значений.

б) определим ранги уровней исходного и ранжированного рядов данных. Определим разности рангов каждой пары сопоставляемых значений, $d = d_x - d_y$.

с) определим квадраты разностей d_i и найдем общую сумму квадратов разностей, $\sum d^2$.

д) вычисление коэффициента корреляции рангов проводим по приведенной выше формуле.

Расчет коэффициента Спирмена имеет некоторые условия, ограничивающие точность его оценки:

- для точной оценки данных необходима достаточно большая выборка наблюдений;

- коэффициент дает приближенные значения при большом количестве одинаковых рангов по сопоставляемым переменным.

В случае применения коэффициента Спирмена для анализа временных рядов котировок акций данные ограничения не имеют значения, так как временной интервал как правило достаточно большой и одинаковые ранги встречаются достаточно редко.

Чтобы получить адекватный результат по коэффициенту Спирмена, необязательно наличие нормального закона распределения коррелируемых рядов, что важно для временных рядов котировок акций, поскольку достаточно часто они отклоняются от нормального распределения.

Необходимо проверять статистическую значимость коэффициента ранговой корреляции Спирмена, чтобы подтвердить, что ранговая корреляционная связь между оценками по двум тестам значимая. Выдвигаются две гипотезы:

- H_0 – гипотеза о равенстве нулю генерального коэффициента ранговой корреляции Спирмена при уровне значимости α (то есть $p = 0$);

- H_1 – гипотеза о неравенстве нулю генерального коэффициента ранговой корреляции Спирмена при уровне значимости α (то есть $p \neq 0$).

Критическую точку для проверки гипотез вычисляем по следующей формуле:

$$T_{kp} = t(\alpha, k) \sqrt{\frac{1 - p^2}{n - 2}}$$

где n – объем выборки;

p – выборочный коэффициент ранговой корреляции Спирмена;

$t(\alpha, k)$ – критическая точка двусторонней критической области, которую находят по таблице критических точек распределения Стьюдента, по уровню значимости α и числу степеней свободы $k = n - 2$.

Решение по статистической значимости коэффициента ранговой корреляции Спирмена принимается следующим образом:

- если $|p| < T_{kp}$, то нет оснований отвергнуть нулевую гипотезу и ранговая корреляционная связь является не значимой;

• если $|p| > T_{kp}$, то нулевую гипотезу отвергают, а значит, существует значимая ранговая корреляционная связь.

Если коэффициент Спирмена равен +1, это указывает на полную устойчивость фактора роста уровней ряда и непрерывность роста, то есть каждый уровень ряда исследуемого периода выше, чем предыдущего, то ранги уровней ряда и номера уровня совпадают. При этом, чем ближе коэффициент Спирмена к значению +1, тем выше устойчивость роста уровней ряда и ближе рост уровней к непрерывному. Если коэффициент равен нулю, то рост полностью не устойчив, а чем ближе к значению -1, тем устойчивее снижение изучаемого показателя. Предлагается для интерпретации коэффициента корреляции рангов применять следующий подход:

- $p < -0,3$ – устойчивое снижение;
- $-0,3 < p < 0$ – неустойчивое снижение;
- $0,0 < p < 0,3$ – неустойчивый рост;
- $0,3 < p < 0,7$ – устойчивость роста средняя;
- $0,7 < p < 1,0$ – устойчивый рост;
- $0,7 < p < 0,8$ – устойчивый рост 3-й степени;
- $0,8 < p < 0,9$ – устойчивый рост 2-й степени;
- $0,9 < p < 0,95$ – устойчивый рост 1-й степени;
- $0,95 < p < 0,98$ – высокий рост;
- $0,98 < p < 1,00$ – очень высокий рост.

5. *Критерий Кендалла (коэффициент Кендалла, Kendall tau rank correlation coefficient)* – мера линейной связи между случайными величинами [15; 63; 76; 78]. Корреляция Кендалла является ранговой и, в общем случае сам коэффициент является альтернативой методу определения корреляции рангов по Спирмену. Этот коэффициент также изменяется в пределах $-1 < T < 1$. Он дает более строгую оценку корреляционной связи, чем коэффициент Спирмена и определяется как разность вероятностей совпадения и инверсии в рангах.

Соотношение между показателями коэффициентов Спирмена и Кендалла следующее:

$$\rho_{xy} \approx \frac{3}{2} \tau$$

Формула для вычисления коэффициента ранговой корреляции τ -Кендалла базируется на подсчете числа совпадений и инверсий:

$$T = \frac{4P}{N(N-1)} - 1$$

где P – число совпадений,
 N – объем выборки.

Необходимо проверять статистическую значимость коэффициента ранговой корреляции Кендалла, чтобы подтвердить, что ранговая корреляционная связь между оценками по двум тестам значимая. Выдвигаются две гипотезы:

- H_0 – гипотеза о равенстве нулю генерального коэффициента ранговой корреляции Кендалла при уровне значимости α (то есть $\tau = 0$);
- H_1 – гипотеза о неравенстве нулю генерального коэффициента ранговой корреляции Кендалла при уровне значимости α (то есть $\tau \neq 0$).

Критическую точку для проверки гипотез вычисляем по следующей формуле:

$$T_{кр} = z_{кр} \sqrt{\frac{2(2n-5)}{9n(n-1)}}$$

где n – объем выборки;

$z_{кр}$ – критическая точка двусторонней критической области, которую находят по таблице функции Лапласа по равенству:

$$\Phi(z_{кр}) = (1-\alpha)/2.$$

Анализ значимости проводят следующим образом:

- если $|\tau| < T_{кр}$ - ранговая корреляционная связь незначима и нет оснований отвергнуть нулевую гипотезу;
- если $|\tau| > T_{кр}$ - существует значимая ранговая корреляционная связь и нулевую гипотезу отвергают.

В анализе временных рядов акций применение коэффициента Кендалла позволяет получить оценку без погрешностей, поскольку выборки данных достаточно большие и в них практически отсутствуют повторяющиеся элементы.

Интерпретация рангового коэффициента корреляции по Кендаллу аналогична интерпретации рангового коэффициента корреляции по Спирмену.

6. *Коэффициент конкордации рангов* Кендалла применяется для определения тесноты связи между временными рядами котировок акций и между исходным рядом котировок и ранжированным по возрастанию. Данный коэффициент позволяет установить статистическую связь между несколькими рядами данных и рассматривается как множественный коэффициент корреляции рангов. Коэффициент конкордации Кендалла определяется по следующей формуле:

$$W = \frac{12D}{m^2(m^3 - n)}$$

где W – коэффициент конкордации;

D – сумма квадратов рангов рассчитывается по формуле:

$$D = \sum_{i=1}^n r_{ij}^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n r_{ij}^2)^2}{n}$$

n – число объектов ранжируемого признака (количество временных периодов);

m – число анализируемых порядковых переменных.

r_{ij} – расставленные ранги по временным рядам данных.

Коэффициент конкордации служит мерой общности анализируемых рядов данных и изменяется в диапазоне $0 < W < 1$. При значении 1 имеется полное совпадение рядов данных, при значении 0 – полная несогласованность рангов данных.

Проверка значимости коэффициента проводится по критерию Фишера, как проверка гипотезы о принадлежности рангов данных разных рядов котировок акций к одной и той же генеральной совокупности оценок.

Величина уровня значимости α определяется с помощью критерия Пирсона с $n-1$ степенями свободы. Для $n = 7$ величина $m(n-1) * W$ имеет χ^2 распределение с числом степеней свободы $n-1$. Поэтому коэффициент конкордации значим на уровне $\alpha = 0,05$, если $m(n-1) * W > \chi^2$ для теоретического значения.

Коэффициент конкордации является многомерным аналогом коэффициенту Спирмена.

7. *Метод Фостера–Стьюарта* – метод, разработанный Ф. Фостером и А. Стюартом, позволяет получить более надежные результаты по наличию тренда во временных рядах: оценивается тренд самого ряда и устанавливается наличие тренда дисперсии временного ряда [63,76]. Ф. Фостер и А. Стюарт предложили по данным исследуемого ряда определять величины u_t и l_t . Значения u_t и l_t находятся методом последовательного сравнения уровней ряда. Если какой-либо уровень ряда превышает по своей величине каждый из предыдущих уровней, то величине u_t присваивается значение 1, в остальных случаях она равна 0

$$u_t = \begin{cases} 1, & \text{если } y_t \text{ больше всех предыдущих уровней} \\ 0 & \text{– в противном случае} \end{cases}$$

Показателю l_t присваивается значение 1, если уровень меньше всех предыдущих:

$$l_t = \begin{cases} 1, & \text{если } y_t \text{ меньше всех предыдущих уровней} \\ 0 & \text{– в противном случае} \end{cases}$$

Далее находим две характеристики S и d отдельно для всех значений ряда:

$$S_t = u_t + l_t \quad d_t = u_t - l_t$$

После этого подсчитываем суммы по всем членам ряда:

$$S = \sum S_t \quad d = \sum d_t$$

Показатель S_t принимает значения 0 и 1:

- в случае, если значение ряда x_t не является ни наибольшим, ни наименьшим уровнем среди всех предшествующих уровней $S_t = 0$,

- в противном случае $S_t = 1$.

Значение показателя S может находиться в пределах $0 \leq S \leq n-1$:

- показатель $S = 0$, если все уровни ряда равны (нулевая дисперсия),

- уровни ряда монотонно растут, или падают, или колебания их чередуются, систематически увеличиваясь или падая, то показатель определяется как: $S = n-1$.

Что касается величины показателя d_t , то она принимает значения 0; 1 и -1 . В методике не рассматриваются условия, когда значение показателя d_t равно 0, в данном случае, если все уровни равны, то $\sum u_t = 0$, $\sum l_t = 0$ и $d = 0$ (ситуация полного отсутствия тренда). Отдельно надо учитывать и ситуации, когда $d = 0$:

- если $\sum u_t = \sum l_t$, то значения временного ряда могут состоять из двух периодов с противоположными тенденциями;

- и в случае, когда подъемы и падения уровней чередуются.

При этом, если значения уровней ряда симметрично располагаются вокруг горизонтальной линии, то величина $d = 0$ соответствует отсутствию тренда в средней. Недостатком методики Фостера–Стьюарта является то, что при определении d не принимаются во внимание величины отклонений значений ряда от горизонтальной линии, а эти отклонения с одним знаком могут систематически быть выше отклонений с другим знаком, что не покажет тенденцию средней к росту (падению), так, как не отразится на величине d .

Что касается предельных значений для величины d , то

- нижний предел равен $-(n-1)$, что соответствует монотонно убывающему ряду, а

- верхний предел равен $+(n-1)$, что соответствует монотонно растущему ряду.

Как установили авторы данной методики, то показатели S и d имеют независимые распределения и являются асимптотически нормальными. Порядок расположения уровней ряда во времени полностью определяет значения этих показателей и их анализ:

- показатель S применяется для выявления тенденций изменения дисперсии;

- а показатель d – применяется для выявления тенденций в средней.

Авторы методики Фостера–Стьюарта предложили проводить статистическую проверку гипотезы о том, можно ли считать случайными разности $d-0$ и $S-\mu$ для показателей d и S . Гипотезу можно проверить, применяя *t-критерий* Стьюдента для расчетных значений:

$$t = \frac{d - 0}{\sigma_2}$$

$$t = \frac{S - \mu}{\sigma_1}$$

где μ – математическое ожидание величины S , определяемое для случайного расположения уровней во времени;

σ_1 – средняя квадратическая ошибка величины S ;

σ_2 – средняя квадратическая ошибка величины d .

Авторы методики предложили необходимые для такой проверки значения.

Кроме приведенных выше оценочных показателей и методик анализа волатильности (колеблемости) и устойчивости временного ряда, рассматривался показатель, который определяет случайность характера изменений котировок акций. Таким показателем является коэффициент Херста (Hurst) [79–82; 84]. Показатель подтверждает, что рыночные явления и экономические индикаторы не являются случайными явлениями. Рынок инерционен, т.е. обладает памятью на коротком временном интервале [84]. Для оценки такого явления было предложено использовать показатель Херста.

Показатели Херста и стабильности временных рядов [10; 14; 36; 42; 54; 57; 79–82; 84; 86]. В общем случае коэффициент Херста показывает, насколько долговременную память имеет временной ряд. Это связано с автокорреляциями временных рядов и скоростью, с которой они уменьшаются по мере увеличения запаздывания между парами значений. Показатель Херста (Hurst) определяет случайность характера изменений уровней временного ряда, а, значит, может характеризовать трендовость. Показатель Херста называют «индексом зависимости» или «индексом дальнедействующей зависимости».

Показатель Херста или постоянная Херста или коэффициент Херста используется в анализе временных рядов для установления персистентности временного ряда. Впервые был предложен гидрологом Гарольдом Эдвином Херстом [79–82; 84]. Рассчитав данный коэффициент Херст смог обнаружить закономерность в, казалось бы, случайном процессе приливов и отливов реки Нил.

Данный показатель показывает, как сильно значения временного ряда в прошлом влияют на его значения в будущем.

Чтобы оценить показатель Херста, необходимо построить масштабированный диапазон на временном интервале наблюдений. Для этого временной ряд полной длины разбивается на ряд более коротких временных рядов, и для каждого из меньших временных рядов рассчитывается масштабированный диапазон.

В литературе предложен ряд оценок показателя Херста. Основными являются: анализ масштабированного диапазона (R/S analysis), бестрендовый флуктуационный анализ (DFA), локальная оценка Уиттла и вейвлет-анализ [10; 14; 36; 79–82; 84; 86].

Анализ масштабированного диапазона. Анализ R/S был введен самим Херстом для оценки минимальной пропускной способности. R/S анализ – один из первых методов оценки показателя Херста. Хотя многие оценки экспоненты Херста обладают лучшими статистическими свойствами, чем оценка R/S, это простой метод, который быстро вычисляется. Показатель Херста оценивается с помощью метода нормированного размаха или RS-анализа и позволяет различить случайный и фрактальный временные ряды.

Показатель Херста H рассчитывается как:

$$R/S = (aN)^H,$$

отсюда:

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(aN)},$$

где

H – коэффициент Херста;

S – стандартное отклонение уровней временного ряда;

R – величина накопленного отклонения;

N – значение количества анализируемых временных периодов;

a – константа, которая эмпирическим путем была рассчитана для рядов на небольшой период времени и составила 0.5.

Э. Найманом была предложена формула для расчета показателя Херста для данных с малым числом наблюдений [82; 86]:

$$H_T = \frac{\lg\left(\frac{R}{S_T}\right)}{\lg\left(\pi * \frac{N}{2}\right)} (-0,0011 * \ln(N) + 1,0136)$$

где H_T – показатель Херста для котировок акций за период T ;

R – размах накопленного отклонения, который определяется как:

$$R = \max (Z_u) - \min (Z_u)$$

Z_u – накопленное отклонение ряда x от среднего значения X ;

N – число точек ряда;

$\pi = 3,14$;

S_T – стандартное отклонение котировок акций за период T .

Значения коэффициента Херста изменяются в интервале от 0 до 1. При этом:

- если $0 < H < 0.5$ – имеется антиперсистентный временной ряд, для которого более вероятна смена предыдущего направления;
- если $H = 0.5$ – имеется стохастический временной ряд, для которого возможна любая смена направления;
- если $0.5 < H < 1$ – имеется персистентный временной ряд, для которого смена предыдущего направления наименее вероятна [82; 86].

Таким образом, можно определять случайность характера изменений уровней временного ряда для прогнозных показателей, а это имеет отношение к анализу трендовости.

Чаще всего для оценки показателя Херста финансовых временных рядов используются R/S и DF анализы, при этом R/S анализ используется для стационарных временных рядов, то есть временных рядов с постоянным математическим ожиданием и дисперсией, а DF анализ для нестационарных временных рядов. Кроме того, что показатель Херста полезен для оценки тренда или сходимости к среднему, он также помогает отследить критические переходы во временных рядах. Это полезно в прогнозировании цен на акции, так как умение предсказать критический переход означает возможность для инвестора вовремя вложить или вывести деньги для максимизации его прибыли.

Относительно исторического анализа практического применения показателя Херста в процессах прогнозирования на фондовом рынке, можно отметить следующее. Ванг и Гу [68] использовали данные фондового рынка Шэньчжэня и классифицировали их на две подсерии по критерию даты реформы, а их поведение в масштабе изучалось с использованием DF A. Используя скользящее окно, они обнаружили, что фондовый рынок Шэньчжэня становится все более и более эффективным, анализируя изменение показателя Херста.

Юань и другие [73] проанализировали дневную доходность Шанхайского фондового индекса с использованием метода *DFA* и обнаружили, что существует два разных типа источников мультифрактальности во временных рядах, а именно распределения вероятностей с толстыми хвостами и нелинейные временные корреляции. Выяснилось, что при резком росте и падении индекса цен акций сильная изменчивость отчетливо характерна для обобщенных показателей Херста. Они использовали меры, основанные на обобщенных показателях Херста, для сравнения финансовых рисков рынка.

Йу и другие [74] использовали метод бестрендового анализа флуктуаций (*DFA*) для определения долгосрочной корреляции и свойств масштабирования суточных рядов осадков в Пекине с 1973 по 2004 г. до и после добавления различных трендов к исходным рядам.

Однако в этих исследованиях отсутствует прямая связь между показателем Херста и прогнозированием финансовых временных рядов. Митра [36] в своем исследовании оценил полезность показателя Херста для прогнозирования финансовых временных рядов. Было установлено, что коэффициенты корреляции большинства рядов положительны и в некоторых случаях статистически значимы. Эти наблюдения подтверждают мнение о том, что показатель Херста можно использовать для измерения характеристик тенденций в финансовых временных рядах. Чтобы выяснить прямое влияние показателя Херста на торговую прибыль, автор дополнительно классифицировал каждую 60-дневную и меньшую серию на основе их значений показателя Херста. И хотя результаты в некоторых случаях были не очень очевидны, в целом, ряды, показывающие более высокое значение показателя Херста, приносят более высокую торговую прибыль.

Различные инструменты, разработанные техническими аналитиками, пытаются уловить зависимость будущей стоимости от прошлой стоимости. Показатель Херста и доход коррелируют, и поэтому коэффициент Херста можно использовать в качестве меры для определения целесообразности использования технического анализа [91; 92]. Показатель Херста сам по себе может не иметь никакой силы для определения направления тренда, но

предполагается, что правила обнаружения тренда дают лучшие результаты в периоды высокого показателя Херста. Поэтому важно знать значение показателя Херста для временного ряда котировок акций перед тем, как приступить к прогнозированию.

1.2. Доходность и риск акций

Чаще всего, динамика цен на активы или малоуправляема, осуществляя своё движение относительно определенного значения вверх и вниз, или управляема, двигаясь согласно трендам, циклично. На данный момент, любой анализ динамики цен активов фокусируется в большинстве случаев на сравнении с предыдущими значениями. На основе этой информации описываются изменения цен активов по времени [15; 50; 63].

Курсовой рост акций задается не только инвесторами, главная и последняя инстанция – сама компания и ее средства. Так напрямую связываются результаты бизнеса и стоимость его акций, и это же позволяет одним инвесторам не зависеть от действий других. Действия компании на рынке собственных акций могут существенно улучшить результаты основной деятельности самой компании и доходы ее акционеров.

Рассмотрим методы оценки доходности и риска акций.

Показатель доходности за временной период оцениваем как:

$$E(R_i) = \sum_{i=1}^n E(r)$$

где r – темпы роста актива за временную единицу рассматриваемого временного периода (за час, день, месяц).

Показатель доходности по темпам роста котировок:

а) вариант 1:

$$r = \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) - 1$$

или

$$r = \left(\frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \right),$$

где r – стоимость актива по дням или месяцам

в) вариант 2:

исходя из предположения о сложном начислении процента, воспользуемся натуральным логарифмом

$$P_t = P_{t-1} * e^r$$
$$r = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right),$$

где r – стоимость актива за временную единицу рассматриваемого временного периода.

Неопределенность в отношении цен на акции порождает риск и, естественно, влияет на принятие рациональных решений инвесторов при выборе и их покупке. При этом многие индивидуальные инвесторы и управляющие компании полагаются на стандартные, относительно базовые методы оценки риска ценных бумаг. Это способствует ориентации на акции с низкой волатильностью. Поэтому для принятия эффективных решений необходимо использовать несколько оценочных показателей риска и ориентироваться на комплексные модели для управления рисками ценных бумаг [18; 21; 27; 52].

Риск ценных бумаг воспринимается как отклонение фактической доходности этих ценных бумаг от их ожидаемой доходности. Различают два вида риска: систематический и несистематический [15; 26; 27].

Несистематический риск связан с рынком в целом. *Unsystematic risk* несистематический [диверсифицируемый, остаточный, уникальный, специфический] риск (специфический для конкретной компании риск изменения стоимости ценных бумаг), который может быть в значительной степени уменьшен посредством диверсификации. Этот риск влияет на общий рынок ценной бумаги. Он является непредсказуемым и недиверсифицируемым.

Systematic risk систематический (рыночный, недиверсифицируемый) риск (риск изменения стоимости ценных бумаг компании вследствие изменения общеэкономической ситуации и общего роста или падения цен на рынке) не может быть устранен за счет диверсификации портфеля. *Систематический риск* связан с компанией или отдельным сектором [15; 27]. Если инвестор покупает акции биотехнологической отрасли, он принимает на себя риск, связанный как с данной отраслью, так и с самой компанией. Также данный риск известен как диверсифицируемый риск.

Кроме этого, выделяют следующие виды риска:

- рыночный риск (*Market risk*) – это вероятность неблагоприятного изменения стоимости активов;
- фондовый риск (*Equity risk*) – вероятность потерь в случае неблагоприятного изменения стоимости ценных бумаг на фондовом рынке;
- процентный риск (*Interest rate risk*) – вероятность потерь при изменении банковских процентных ставок;
- товарный риск (*Commodity risk*) – вероятность непредвиденных потерь в случае изменения стоимости товаров;
- валютный риск (*Currency risk*) – вероятность потерь из-за изменения курса валют.

Все методы оценки рыночных рисков можно условно разделить на две группы:

1) статистические методы оценки риска:

- стандартное отклонение доходностей (σ);
- метод *Value at Risk (Var)*;
- метод *CVaR (Conditional VaR)*;

2) экспертные методы оценки риска:

- рейтинговые методы;
- балльные методы;
- метод Дельфи.

Выделяют следующие группы оценочных показателей инвестиционного риска: монетарные показатели и статистические показатели.

Следует отметить, что статистические показатели риска широко используется в инвестиционной теории поскольку их легко интерпретировать и они интуитивно понятны. В данном разделе рассмотрим статистические показатели риска. Основным статистический показатель – это среднеквадратическое отклонение. Марковиц предложил в 1952 году использовать для оценки риска такие статистические показатели, как стандартное отклонение и дисперсия [33]. Стандартное отклонение случайной величины является мерой рассеивания возможных исходов вокруг ожидаемого значения (среднего). В случае доходности актива стандартное отклонение является мерой дисперсии возможных исходов доходности актива вокруг ее ожидаемой доходности и используется для измере-

ния ее волатильности (риска). Волатильная акция будет иметь высокое стандартное отклонение. Среднеквадратическое отклонение акции i определяется по следующей формуле [15; 76]:

$$\sigma(R_i) = \frac{\sum_{j=1}^N (E(R_{ij}) - \bar{R})^2}{N-1},$$

где N – число рассматриваемых периодов,

$E(R_{ij})$ – ожидаемая доходность ценной бумаги i за период j ,

\bar{R} – средняя доходность ценной бумаги за весь период.

Поскольку показатель стандартного отклонения не проводит различия между доходностью и убытками (штрафует их одинаково), то эта оценка не является точным показателем риска ценных бумаг. К тому же, с его помощью невозможно оценить вероятное максимальное отклонение. Кроме этого, стандартное отклонение не чувствительно к текущим изменениям в доходности ценной бумаги, то есть не учитывает динамику ее изменения, что является критичной при прогнозе риска. Как пример, на рис. 1.2 проиллюстрировано изменение доходности двух акций во времени $R(X_1)$ и $R(X_2)$, которые имеют одинаковые математическое ожидание и дисперсию. Однако их динамика значительно отличается в рассмотренном периоде [27].

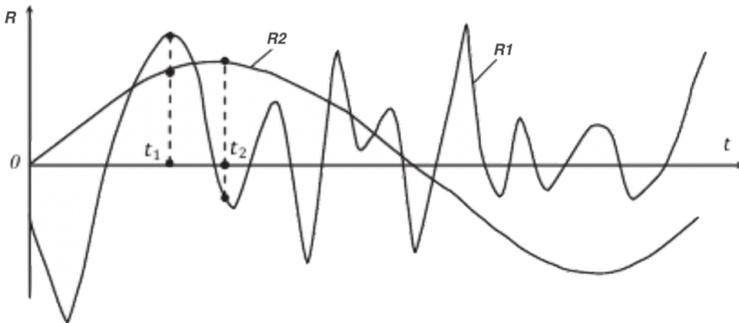


Рис. 1.2. График динамики изменения доходностей двух акций, имеющих одинаковые математическое ожидание и дисперсию

Коэффициент детерминации. Коэффициент детерминации (R^2) – это статистический показатель, представляющий собой процентную долю изменения доходности ценной бумаги, которая

может быть объяснена изменениями бенчмарка, например, индекса S&P 500. Коэффициент демонстрирует тесноту взаимосвязи между динамикой результатов портфеля и динамикой результатов рынка (индекса). Коэффициент R представляет корреляцию между двумя переменными – для инвестиционных целей R -квадрат измеряет объясненное движение фонда или ценной бумаги относительно ориентира.

Показатель детерминации выражается в процентах и, соответственно, его значение может быть от 0 до 100%. Считается, что R^2 , находящийся в диапазоне от 85 до 100, показывает, что актив сильно коррелирует с эталонным фондовым индексом (или иным бенчмарком), а значение ниже 70 показывает обратное [27]. Чем больше коэффициент детерминации, тем больше взаимосвязь между движением результатов актива и соответствующего для этого актива индекса. Высокий R -квадрат показывает, что показатели актива соответствуют индексу. Morningstar, взаимный фонд со значением R -квадрата от 85 до 100, имеет рекорд производительности, тесно связанный с индексом. Фонд с рейтингом 70 или меньше обычно не работает как индекс.

Кроме этого, коэффициент детерминации является показателем производным от стандартного отклонения, поэтому наследует все его недостатки.

Косвенно коэффициент R^2 позволяет определить состав активов портфеля. Если, например, у портфеля смешанных инвестиций высокий коэффициент детерминации, рассчитанный на индекс, то это может свидетельствовать о том, что в активах портфеля значительную долю занимают акции первого эшелона.

Коэффициент детерминации обычно рассчитывается вместе с другими статистическими показателями риска ценной бумаги. Сам по себе коэффициент детерминации не является достаточным показателем риска. Финансовые консультанты могут использовать R -квадрат вместе с бета-версией, чтобы предоставить инвесторам исчерпывающую картину эффективности активов.

Коэффициент бета [27]. Коэффициент бета является мерой волатильности или систематического риска ценной бумаги по сравнению с рынком в целом. Коэффициент бета (*Beta*, β , *beta coefficient*) – определяет меру риска акции (актива) по отношению к рынку и показывает чувствительность изменения доходности акции по отношению к изменению доходности рынка.

Впервые коэффициент бета рассмотрел Г. Марковиц для оценки систематического риска акций, который получил название индекс недиверсифицируемого риска [33]. Коэффициент бета позволяет сравнивать между собой акции различных компаний по степени их риска.

Формула расчета коэффициента бета

$$\beta = \frac{Cov(r_i, r_m)}{\sigma^2}$$

β – коэффициент бета, мера систематического риска (рыночного риска);

r_i – доходность i -й акции (инвестиционного портфеля);

r_m – рыночная доходность по индексу рынка;

σ_m^2 – дисперсия рыночной доходности

Можно использовать определение корреляции между доходностями актива i с доходностями рыночного индекса:

$$\rho_{im} = \frac{Cov_{im}}{\sigma_i \sigma_m}$$

отсюда получим:

$$Cov_{im} = \rho_{im} * \sigma_i * \sigma_m$$

заменив Cov_{im} на β_i , получим:

$$\beta_i * \sigma_m^2 = \rho_{im} * \sigma_i * \sigma_m$$

В результате получим:

$$\beta_i = \rho_{im} * \frac{\sigma_i}{\sigma_m}$$

Коэффициент бета может быть рассчитан не только для отдельной акции, но также и для инвестиционного портфеля.

На рисунке показано, как работают инвестиции с разными коэффициентами бета.



Рис. 1.3. Пример графиков котировок с разными коэффициентами бета [27]

Бета рассчитывается с помощью регрессионного анализа и представляет собой тенденцию доходности от приобретения ценной бумаги к реагированию на изменения на рынке. Рассмотрим графическую интерпретацию показателя β_i по линии характеристики ценной бумаги (*Security Characteristic Line, SCL*). График строится по данным:

- независимая переменная (X) – избыточная доходность рыночного индекса;
- зависимая переменная (Y) – избыточная доходность по активу.

Линия представляет собой линию регрессии наименьших квадратов – это линия, которая минимизирует сумму квадратов расстояний точек.

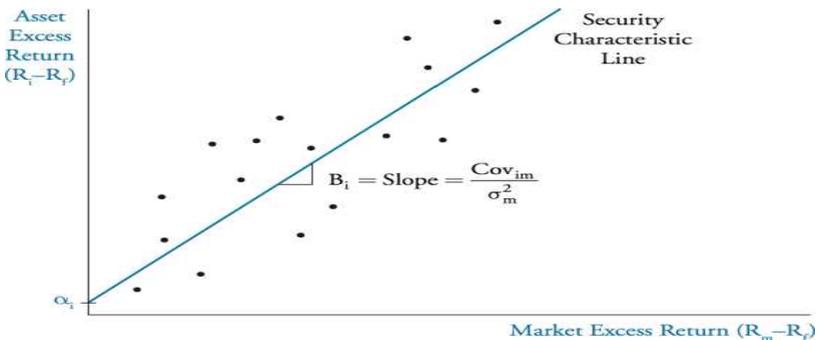


Рис. 1.4. Графическая интерпретация показателя β_i по линии характеристики ценной бумаги (*Security Characteristic Line, SCL*)

Математически наклон линии определяется как $\frac{Cov_{im}}{\sigma_m^2}$, что является той же формулой, которая используется для вычисления бета. Наклон этой линии – это и есть оценка бета. На рисунке линия более крутая, чем 45 градусов, наклон больше единицы, оценочная бета актива больше единицы.

Интерпретация заключается в том, что доходность активов более изменчива в зависимости от систематических факторов риска, чем общий рынок, который имеет бета, равный 1.

Коэффициент β показывает состояние экономической конъюнктуры в целом на рынке, он представляет собой тангенс угла наклона выявленной линейной зависимости между общерыночными прибылями по всем акциям на бирже в целом и прибылями по отдельным акциям. Для безрискового актива $\beta = 0$. При одинаковом изменении рыночных цен и цен на конкретные ценные бумаги $\beta = 1$, т.е. изменение общерыночной цены на 1% влечет за собой изменение на 1% цены данных бумаг. Если $\beta < 1$, то это означает слабую зависимость данных ценных бумаг от рынка в целом, если $\beta > 1$ – сильную зависимость.

Анализ уровня риска по значению коэффициента бета. Коэффициент бета может иметь как положительный, так и отрицательный знак, который показывает положительную или отрицательную корреляцию между акцией и рынком. Положительный знак отражает, что доходность акций и рынка изменяются в одном направлении, отрицательный – разнонаправленное движение.

Таблица 1.1

Уровень риска и стратегия реагирования в зависимости от значений коэффициента бета

Значение показателя	Уровень риска акции	Направление изменения доходности акции
$\beta > 1$	Высокий	Однонаправленное
$\beta = 1$	Умеренный	Однонаправленное
$0 < \beta < 1$	Низкий	Однонаправленное
$-1 < \beta < 0$	Низкий	Разнонаправленное
$\beta = -1$	Умеренный	Разнонаправленное
$\beta < -1$	Высокий	Разнонаправленное

Коэффициент бета используется многими информационно-инвестиционными компаниями для оценки систематического риска: Bloomberg, Barra, Value Line и др. Для оценки коэффициента бета используются данные за несколько лет по месяцам/неделям.

Таблица 1.2

Оценка уровня риска по коэффициенту бета

Информационные компании	Исторический период наблюдения	Частота
Bloomberg	2 года	Неделя
Barra	5 лет	Месяц
Value Line	5 лет	Месяц

Долгосрочная оценка может сильно быть искажена вследствие влияния на акции компании различных кризисов и негативных факторов.

Линейная взаимосвязь планируемой доходности с уровнем рыночного риска, выраженного коэффициентом бета, отражена в модели CAPM (*Capital Assets Price Model, модель У.Шарпа*). Шарп и Линтер разработали модель ценообразования капитальных активов (*CARM, Capital Asset Pricing Model*) для расчета ожидаемой доходности ценной бумаги i [15; 22; 27]:

$$E(R_i) = r_f + (E(r_m) - r_f)\beta_i,$$

где r_f – это безрисковая ставка доходности на долгосрочный актив, $E(r_m)$ – это ожидаемая доходность всего рынка, β_i – коэффициент бета, коэффициент чувствительности актива к изменениям рыночной доходности.

Формула расчета модифицированной модели CAPM (*Modified Capital Asset Pricing Model, MCAPM*) следующая:

$$r_i = r_f + \beta(r_m - r_f) + r_u$$

где: r_i – ожидаемая доходность акции (ставка дисконтирования);
 r_f – доходность по безрисковому активу (например, государственные облигации);
 r_m – рыночная доходность;
 β – коэффициент бета;

σ_{im} – стандартное отклонение изменения доходности акции от изменения доходности рынка;

σ_m^2 – дисперсия рыночной доходности;

r_u – рисковая премия, включающая несистематический риск компании.

Таблица 1.3

Пример различных поправок на риск

Специфические риски	Возможная поправка на риск, %
Влияние государства на тарифы	0,4%
Изменение цен на сырье, материалы, энергию, комплектующие, аренду	0,2%
Управленческий риск собственника/акционеров	0,2%
Влияние ключевых поставщиков	0,3%
Влияние сезонности спроса на продукцию	0,4%
Условия привлечения капитала	0,3%
Итого, поправка за специфический риск:	1,8%

Основная идея модели *SAPM* заключается в том, что активы с высоким риском (высоким бетой) должны приносить более высокую доходность, чем активы с низким риском (низкая бетой), и наоборот. Подразумевается, что все ценные бумаги с бетой выше нуля несут некоторый риск, и поэтому их ожидаемая доходность выше доходности безрисковой ставки [15; 27]. Так как в мире *SAPM* существует только систематический риск, то активы, которые полностью не связаны с рынком и поэтому имеют бета, равное нулю, должны приносить доход, равный безрисковой ставке.

Недостатки использования коэффициента бета в модели *SAPM*:

- сложность использования коэффициента бета для оценки низко ликвидных акций для развивающихся рынков капитала, в частности: России, Индии, Бразилии и т.д.;

- невозможность оценки для малых компаний, не имеющих эмиссий обыкновенных акций;
- неустойчивость прогноза коэффициента бета. Использование линейной регрессии для оценки рыночного риска по ретроспективным данным не позволяет получать точные прогнозы риска. Как правило, трудно прогнозировать коэффициент бета более 1 года;
- не возможность учета несистематических рисков компании: рыночной капитализации, исторической доходности, отраслевой принадлежности, критериев P/E и т.д., которые оказывает влияние на величину ожидаемой доходности.

Модификации и корректировки коэффициента β :

1. Модификация М. Блума (1971), согласно которой коэффициент определяется следующим образом:

$$\beta_{BLUM} = 0,33 + 0,67\beta$$

Данную модификацию используют многие информационные агентства, такие как: Bloomberg, Value Line и Merrill Lynch.

2. Модификация Бава-Линдсберга (1977) предлагает рассчитывать односторонний коэффициент бета поскольку изменение доходности выше определенного уровня большинство инвесторов не рассматривают как риск, а риском считается только то, что ниже уровня. Формула для расчета:

$$\beta_{BL} = \frac{E[(r_i - r_f), \min(r_m - r_f, 0)]}{E[\min(r_m - r_f, 0)]^2}$$

r_i – доходность акции;

r_m – доходность рынка;

r_f – доходность безрискового актива.

3. Модификация Харлоу-Пао (1989) отражает одностороннюю бету, с предположением, что инвесторы рассматривают риск только как отклонение от среднерыночной доходности вниз. В отличие от модели Бава-Линдсберга за минимальный уровень риска брался уровень среднерыночной доходности:

$$\beta_{HR} = \frac{E[(r_i - \mu_i), \min(r_m - \mu_m, 0)]}{E[\min(r_m - \mu_m, 0)]^2}$$

где: μ_i – средняя доходность акции;

μ_m – средняя доходность рынка.

Коэффициент позволяет разделить, какой успех был достигнут путем обычного движения рынка, а какой – грамотными действиями управляющего. Если ожидаемая доходность акции будет ниже, чем требуемая доходность инвесторы откажутся от вложения в данный актив. Коэффициент бета может использоваться для оценки будущих изменений цены акций (по отношению к движению рынка).

На практике коэффициент бета часто применяется для оценки успешности управления фондов.

Коэффициент Альфа [15; 27]. Йенсен предложил добавить в модель *SARM* еще одну переменную, названную как коэффициент альфа α чтобы измерить реальную эффективность управляющих активами с учетом рисков:

$$E(R_i) - r_f = \alpha_i + (E(r_m) - r_f)\beta_i + \epsilon_i,$$

где α_i – коэффициент альфа ценной бумаги i , ожидаемая избыточная доходность актива при нулевой рыночной избыточной доходности,

ϵ_i – случайное число возможных ошибок.

Коэффициент альфа Йенсена (англ. Jensen index) – размер превышения доходности инвестиционного актива над среднерыночной. Чем выше значение коэффициента Альфы Йенсена, тем эффективнее активная стратегия управления над пассивной (вложение в рыночный индекс). Альфа, равный 1, означает, что актив превзошел свой эталонный фондовый рыночной индекс на 1%. Соответственно, альфа, равный минус 1, означает отставание в 1% от эталонного индекса. Положительный альфа показывает, что управляющая компания или инвестор заработали более чем достаточную сумму доходности, чтобы компенсировать риск, который они взяли на себя в течение расчетного периода. Отрицательный альфа показывает обратное.

Анализ коэффициента Йенсена

Значение коэффициента Йенсена	Оценка эффективности инвестиции
Jensen index >0	Высокая эффективность и доходность управления инвестиционным портфелем
Jensen index <0	Низкая степень эффективности управления. Целесообразнее вложение в рыночный индекс (пассивная стратегия)

При расчете коэффициентов бета и альфа предполагается, что доходности ценных бумаг распределены нормально, что на практике в чистом виде встречается редко. Кроме того, нет однозначного мнения, какая выборка исторических данных для расчета коэффициентов α и β будет достаточной, чтобы ожидать аналогичной динамики изменения доходностей ценной бумаги в будущем.

Сравнение показателей *R-Squared*, *Beta* и *Альфа*. Коэффициент детерминации позволяет определить, корректно ли был выбран индекс для расчета коэффициентов альфа и бета. Если значение коэффициента детерминации к определенному индексу ниже 75%, то расчеты бета и альфа коэффициентов по данному индексу будут некорректны. Разница между *R-Squared* и *Beta* состоит в следующем:

- β и *R*-квадрат представляют собой две взаимосвязанные, но разные меры корреляции.
- *R*-квадрат измеряет, насколько тесно каждое изменение цены актива соотносится с эталоном, а β - версия показывает, насколько велики эти изменения цены по отношению к эталону.
- Совместно *R*-квадрат и β дают инвесторам полное представление о работе управляющих активами.
- β , равная 1,0, означает, что риск (волатильность) актива идентичен риску его эталона.
- На практике *R*-квадрат выступает как метод статистического анализа для практического использования и оценки надежности β -версий ценных бумаг.

Таким образом, рассмотренные коэффициенты выполняют следующие функции:

- β акции показывает, насколько точно ее цена движется по той же схеме, что и соответствующий индекс с течением времени.
- α акции показывает, насколько хорошо она работает по сравнению с соответствующим индексом.
- R -квадрат показывает, насколько точны эти показатели эффективности с течением времени.

1.3. Монетарные подходы к оценке риска

Монетарные подходы характеризуют риск с точки зрения денежных потерь, то есть позволяют оценить размер потерь в случае негативного изменения стоимости компании на фондовом рынке [15; 21; 27; 50].

Стоимость под риском VaR – стоимостная оценка рыночного риска. Стоимость под риском (VaR , *Value-at-Risk*) – это один из показателей риска финансовых инструментов, выраженных в денежных единицах. Это статическая модель, которая оценивает потенциальный убыток для ценной бумаги за определенный временной горизонт и уровень доверия [21]. Метод VaR был предложен в 80-х годах. Метод хорошо известен и принят в краткосрочной практике управления рисками. Наиболее широко применим для ценных бумаг и валют. VaR подходит для оценки практически любого актива, стоимость которого измеряется постоянно, то есть любого актива, торгующегося на фондовом или обычном рынке. Наиболее широко применим для ценных бумаг и валют.

Критерий риска – VaR позволяет комплексно оценить возможные убытки в будущем с выбранной вероятностью и за определенный промежуток времени. Из определения следует, что VaR зависит от трех факторов: временного горизонта, доверительного уровня и базовой валюты, в которой он измеряется. Существует несколько способов расчета VaR , то есть сумма потенциального убытка в результате рыночного риска может быть измерена несколькими способами.

Способы расчета меры риска *VaR*.

1. Вариация/ковариация (или корреляция или параметрический метод).
2. Дельта-нормальный метод оценки *VaR*.
3. Историческое моделирование, исторический метод оценки *VaR*.
4. Расчет при помощи метода Монте-Карло.

На данный момент одним из самых главных регламентов, описывающих методы расчета рисков, является Базель. Базель – это соглашение «Международная конвергенция измерения капитала и стандартов капитала: новые подходы» Базельского комитета по банковскому надзору. Главной целью соглашения Базель – повышение качества управления рисками в банковском деле. Базель предлагает для расчета риска портфеля ценных бумаг использовать метод *VaR*.

Value at Risk, VaR – стоимостная мера риска, представляет собой оценку объема потерь (в денежных единицах или процентах) которую не превысит компания, банк, держатель акций (или портфеля ценных бумаг) в течение установленного горизонта оценки n дней с вероятностью, равной уровню доверия α . Показатель *VaR* был впервые введен с целью повышения эффективности работы с рисками.

VaR – величина убытков, которая с вероятностью, равной уровню доверия (например, 99%), не будет превышена, но для данного уровня доверия для 1% убыток составит величину, большую чем *VaR*. Вычисление величины *VaR* проводится с целью заключения утверждения подобного типа: «Мы уверены на $X\%$ (с вероятностью $X\%$), что потери не превысят величины Y в течение следующих N дней». В данном предложении неизвестная величина Y и есть *VaR*. Например, если $VaR_{99\%} = 250$ руб. с горизонтом оценки 10 дней означает, что с вероятностью $\alpha = 99\%$ в течение ближайших $n = 10$ дней, объем потерь не превысит 250 руб.

Оцениваться может любой объект (или группа объектов) экономической деятельности, для которого имеются данные о доходах по дням в течение, желательно, не менее 250 дней. Это может быть как компания, группа компаний, банк, так и пакет акций или портфель ценных бумаг.

Для вычисления VaR необходимо определить ряд базовых элементов, влияющих на его величину. Очевидно, что для его построения необходима некоторая статистика по поведению каждого из этих инструментов во времени. Если предположить, что логарифмы изменений цен активов подчиняются нормальному закону распределения с нулевым средним, то достаточно оценить только волатильность, стандартное отклонение. Однако на реальном рынке предположение о нормальности распределения, как правило, не выполняется.

После задания распределения рыночных факторов необходимо выбрать доверительный уровень, то есть вероятность, с которой потери не должны превышать VaR . Затем надо определить период поддержания позиций, на котором оцениваются потери.

При некоторых упрощающих предположениях известно, что VaR портфеля пропорционален квадратному корню из периода поддержания позиций. Поэтому достаточно вычислить только однодневное VaR . Тогда, например, девятидневное VaR будет в три раза больше.

Формула расчета рисков VaR следующая:

$$VaR = V * \lambda * \sigma$$

где: V – текущая стоимость акций компании/предприятия;

λ – квантиль нормального распределения доходностей акций компании/предприятия;

σ – изменение доходности акций компании/предприятия, отражающий фактор риска.

Обычно расчет VaR производится для доверительных уровней 90%, 95%, 97,5% и 99%. Снижение стоимости акций приводит к уменьшению рыночной капитализации компании и уменьшению ее рыночной стоимости, а следовательно, и инвестиционной привлекательности.

Интерпретация показателя VaR :

Пример:

Стоимость портфеля: 10 млн руб.

VaR_{95} (1 день) = 50000 руб.

Горизонт оценки = 1 день; Доверительная вероятность = 95%;
Максимальный объем возможных потерь = 50000 руб.

Что это значит?

- Вероятность того, что в течение следующих 24 часов потери в стоимости портфеля не превысят 50 тыс. руб. равна 95%.
- Вероятность того, что в течение следующих 24 часов потери в стоимости портфеля превысят 50 тыс. руб. равна 5%.

Метод параметрической модели. При данном подходе расчета VaR показатель риска будет иметь следующую формулу [21]:

$$VaR_i = V_i(-R_i T + z_\alpha \sigma_i \sqrt{T}),$$

где V_i – это размер ценной бумаги,

R_i – доходность за единицу времени,

σ_i – волатильность за единицу времени,

T – рассматриваемый временной горизонт.

Метод исторического моделирования. Он позволяет не привязываться к распределению ценной бумаги при оценке риска [21]. Данный подход считается одним из самых простых способов расчета стоимости риска. Первым шагом надо проранжировать доходности ценной бумаги за расчетный период по убыванию. Далее, найти первое значение, превышающее доверительный уровень, ее порядковый номер будет равен $(\alpha \times N) + 1$, где α – это уровень значимости, N – число рассматриваемых периодов. И это значение станет искомым значением VaR .

Метод на основе дельта нормального моделирования вероятности и размера убытка. Данный подход относится к подклассу методов исторического моделирования. Суть вышеупомянутого метода в том, чтобы оценить параметры нормального распределения доходности ценной бумаги, а есть быть более точным, необходимо определить квантиль данного распределения. С учетом полученных данных оценивается будущая стоимость финансового инструмента за следующий период времени. Полученная стоимость позволяет понять, что с определенной вероятностью доходность акции не опустится ниже полученного значения. Однако, есть определенное условие, которое обязательно надо соблюдать при расчете стоимости под риском данным методом: доходность ценной бумаги должна подчиняться нормальному закону распределения (распределением Гаусса) [11].

По рекомендации Bank of International Settlements для расчета VaR необходимо использовать не менее 250 данных по стоимости акции. Следует отметить, что корректность использования дельта

нормального метода оценки риска достигается только при подчинении факторов риска (доходности) нормальному закону распределения (Гауссовому). Для определения принадлежности распределения доходности Гауссовому распределению можно воспользоваться классическими статистическими критериями – Колмогорова-Смирнова или Пирсона.

Алгоритм оценки риска актива на фондовом рынке по модели VaR на основе дельта нормального моделирования вероятности и размера убытка.

1. Возьмем данные по торговым дням (252 значения).
2. Рассчитаем доходность акций.
3. Рассчитать основные параметры распределения доходности: математическое ожидание и стандартное отклонение.
4. Следующим этапом в расчете меры риска VaR является определение квантиля данного нормального распределения. В статистике под квантилем понимают – значение функции распределения (Гаусса) по заданным параметрам (математического ожидания и стандартного отклонения) при которых функция не превышает данное значение с заданной вероятностью. Уровень вероятности возьмем 99%, при этом квантиль оценим, как (в Excel):

*Квантиль = НОРМОБР (1%; математическое ожидание;
стандартное отклонение)*

5. Оценивается какой возможно будет стоимость акции при заданных параметрах распределения доходности по следующей формуле:

$$P_{t+1} = (q + 1) * P_t;$$

q – квантиль распределения доходностей акции;

P_t – стоимость акции в момент времени t ;

P_{t+1} – минимальная стоимость акции в следующем периоде времени t с заданным уровнем квантиля.

Для прогнозирования будущей стоимости акции (актива) на несколько периодов вперед следует использовать модификацию формулы:

$$P_{t+1} = (q\sqrt{n} + 1) * P_t;$$

q – квантиль распределения доходностей акции;

P_t – стоимость акции в момент времени t ;

P_{t+1} – минимальная стоимость акции в следующем периоде времени t при заданном уровне квантиля;

n – глубина прогноза возможной минимальной стоимости акции.

Рассмотрим пример расчета *VaR* следуя алгоритму, приведенному ниже.

Определим минимальную стоимость акции компании на следующий день как:

$$P_{t+1} = (1 + \text{квантиль}) * \text{котировка (стоимость) акции в конце периода.}$$

Определим минимальную стоимость акции компании через 5 дней определяется как:

$$P_{t+5} = \text{котировка (стоимость) акции в конце периода} * (1 + \text{квантиль} * \text{КОРЕНЬ}(5))$$

Например, $P_{t+1} = 137,38$ руб. (с вероятностью 99% акции компании не опустятся ниже данной цены), а $P_{t+5} = 129,42$ руб. (минимальная стоимость акции с вероятностью 99% на 5 следующих дней).

Относительное снижение стоимости акции на следующий день определяется как:

$$\text{Относительное снижение стоимости акции на следующий день} = \text{LN}(P_{t+1} / \text{котировка (стоимость) акции в конце периода}) = 5\%$$

Относительное снижение стоимости акции за пять дней определяется как:

$$\text{Относительное снижение стоимости акции за пять дней} = \text{LN}(P_{t+5} / \text{котировка (стоимость) акции в конце периода}) = 11\%$$

Абсолютное снижение стоимости акции на следующий день определяется как:

$$\text{Абсолютное снижение стоимости акции на следующий день} = P_{t+1} - \text{котировка (стоимость) акции в конце периода} = -6,44 \text{ руб.}$$

Абсолютное снижение стоимости акции за пять дней определяется как:

$$\text{Абсолютное снижение стоимости акции за пять дней} = P_{t+5} - \text{котировка (стоимость) акции в конце периода} = -14,4 \text{ руб.}$$

Экономический смысл показателя VaR . Получив данные в нашем примере, сделаем следующий анализ:

- в течение следующего дня стоимость акции компании с вероятностью 99% не окажется ниже 137,38 руб. и абсолютные убытки не превысят 6,44 руб. (5%) на акцию;
- в течение пяти дней стоимость акции компании с вероятностью 99% не опустится ниже 129,42 руб., и потеря капитала не превысит 11% (14,4 руб. на акцию).

Оценка меры риска VaR «ручным способом» позволяет не привязываться к распределению, по которому изменяется стоимость актива, что является основным преимуществом данного метода по отношению к дельта нормальному методу. Рассмотрим алгоритм данного метода на приведенном выше примере.

Алгоритм:

1. Рассчитываем доходность акций компании
2. По рассчитанной доходности определяем максимум и минимум доходности:
 - *Максимальное значение доходности акции = МАКС (матрица–столбец доходностей)*
 - *Минимальное значение доходности акции = МИН (матрица–столбец доходностей)*
3. Выбор количества интервалов группировки доходностей/убытков акции

Для ручного способа оценки риска необходимо взять количество интервалов деления группировки доходностей.

Количество может быть любое, например, на 252 точки возьмем $N = 100$.

4. Определение ширины интервала группировки доходностей
- Ширина интервала или шаг изменения группы необходим для построения гистограммы и рассчитывается как деление максимального разброса доходностей к количеству интервалов:

$$\text{Размер интервала доходностей акции} = (\text{Максимум} - \text{Минимум}) / \text{Количество интервалов}$$

5. Строим гистограмму распределения доходностей по выбранным интервалам.

Для этого рассчитываем границы всех групп доходностей:

$$\text{Граница доходностей акции} = \text{Минимум} + \text{интервал доходностей}$$

Строим накопительную гистограмму: заходим в надстройку «Данные» → «Анализ данных» → «Гистограмма». В открывшемся окне заполняем «Входные интервалы», «Интервалы карманов», также выбираем опцию «Интегральный процент» и «Вывод графика».

6. Определение квантиля доходностей акции «ручным способом».

При построении графика формируется таблица:

первый столбец полученной таблицы – это квантиль данного для распределения доходностей/убытков,

второй столбец – частота попадания доходностей в тот или иной интервал,

третий – отражает вероятность появления убытков.

В таблице с накопительной вероятностью попадания в тот или иной интервал необходимо найти уровень примерно равный 1%

Например

	А	В	С
1	Карман	Частота	Интегральный %
2	-0,150	1	0,40%
50	-0,041	0	0,40%
51	-0,039	2	1,20%
52	-0,037	0	1,20%
53	-0,034	0	1,20%
54	-0,032	2	2,00%
55	-0,030	3	3,20%

Значение квантиля соответствует $-0,039$, тогда как при дельта нормальном способе оценки риска квантиль составил $-0,045$.

7. Для оценки рисков воспользуемся уже полученными формулами оценки и рассчитаем размер убытков.

• $P_{t+1} = 138,21$ руб. (с вероятностью 99% акции компании не опустятся ниже данной цены)

• $P_{t+5} = 131,28$ руб. (минимальная стоимость акции с вероятностью 99% на 5 следующих дней).

8. Относительное снижение стоимости акции на следующий день $= \text{LN}(P_{t+1} / \text{котировка (стоимость) акции в конце периода}) = 4\%$

Относительное снижение стоимости акции за пять дней $= \text{LN}(P_{t+5} / \text{котировка (стоимость) акции в конце периода}) = 9\%$.

Абсолютное снижение стоимости акции на следующий день $= P_{t+1} - \text{котировка (стоимость) акции в конце периода} = -5,61$ руб.

Абсолютное снижение стоимости акции за пять дней $= P_{t+5} - \text{котировка (стоимость) акции в конце периода} = -12,54$ руб.

Таким образом, оценка возможных убытков на следующий день и в течение пяти дней с вероятностью 1% составят 4% и 9% соответственно.

Таблица 1.5

*Алгоритм расчета показателя VaR_{99%}
с использованием исторического метода*

Этап (№)	Исходные данные	Расчет
1	данные по цене закрытия $p_1 \dots p_i$ за 250 торговых дней, $i = 250$	Рассчитаем темпы роста по формуле $r_n = \ln p_i / \ln p_{i-1}$; Получим значения темпов роста $r_1 \dots r_n$, 249 значений, $n = 249$
2	данные по темпам роста $r_1 \dots r_n$, $n = 249$	Рассчитаем среднее значение темпов роста: используем формулу $r_{cp} = (r_1 + r_2 \dots + r_n) / n$. Встроенная функция MSExcel: „= срзнач($r_1 \dots r_n$)“. В результате получаем средний темп роста r_{cp}
3	данные по темпам роста $r_1 \dots r_n$, $n = 249$	Рассчитаем стандартное отклонение по темпам роста: используем формулу: $s(r) = \sqrt{\frac{n}{n-1} \sum_{r=1}^n (r_n - r_{cp})^2}$ Встроенная функция MSExcel: „= стандотклон($r_1 \dots r_n$)“ Получаем стандартное отклонение темпов роста $s(r)$

Окончание таблицы 1.5

Этап (№)	Исходные данные	Расчет
4	стандартное отклонение темпов роста $s(r)$	<p>Рассчитаем показатель волатильности (дневной): Используем формулу: $\sigma_{\text{дн}} = \frac{s(r)}{\sqrt{\frac{1}{n}}} = s(r) * \sqrt{n}.$ Получаем дневную (при $n = 249$ дней) волатильность темпов роста - $\sigma_{\text{дн}}$</p>
5	среднее значение темпов роста r_{cp} и стандартное отклонение темпов роста $s(r_{\text{cp}})$	<p>Рассчитаем квантиль с вероятностью 1% (0,01) на основе рассчитанных значений среднего и значения стандартным отклонением темпов роста: функция MS Excel „= нормобр(0,01; r_{cp}; $s(r)$)“ Получим квантиль (обратное нормальное распределение) $q_{1\%}$.</p>
6	цена закрытия за последний день p_{250} , дневная квантиль $q_{1\%}$ – обратное нормальное распределение с вероятностью 1%	<p>Рассчитаем прогноз минимальной стоимости акции, ниже которой цена акции не опустится с вероятностью 99% на период в 1 и 10 дней: Воспользуемся формулой: $p_{250+k} = (1 + q_{1\%} * \sqrt{k}),$ где k- количество прогнозных дней. Получим прогнозные значения минимальной цены акции p_{251} и p_{260}, ниже которой цена акции не опустится с вероятностью 99%.</p>
7	Прогнозные значения минимальной цены акции p_{251} и p_{260} , ниже которой цена акции не опустится с вероятностью 99%	<p>Рассчитаем показатель $Var_{99\%}$ с горизонтом оценки 1 день и 10 дней: Используем формулу: $Var_{99\%} = p_k / p_{250}$</p>
Результат	показатель $Var_{99\%}$ с горизонтом оценки 1 день и 10 дней	

Таблица 1.6.

Пример обобщенных результатов расчетов показателей VaR для акций анализируемой компании за 250 торговых дней

Показатель	Расчетное значение по историческому методу	Расчетное значение по дельта-нормальному методу
$VaR_{99\%}(abc--1\text{день})$	73,67 руб.	28,22 руб.
$VaR_{99\%}(abc--10\text{дней})$	232,96 руб.	89,26 руб.
$VaR_{99\%}(\%--1\text{день})$	0,055%	0,13%
$VaR_{99\%}(\%--10\text{дней})$	0,175%	0,42%

Комментарий к расчетам: результаты расчета имеют заметное расхождение: исторический метод несколько завышает получаемые результаты. Рекомендуется использовать для расчетов риска по акциям дельта-нормальный метод. Таким образом, по дельта-нормальному методу объем потерь за 10 дней после 04.01.2012 не превысит 89,26 руб. (или 0,42% от стоимости акции за 04.01.2012) с вероятностью 99%.

Отечественный фондовый рынок имеет достаточно высокую степень волатильности, на рынке наблюдаются «тяжелые хвосты», то есть возможно возникновение частых кризисов с большим размером убытков. В результате модель VaR не может точно спрогнозировать возможные будущие потери инвестора.

Следует отметить, что данная модель хорошо применима для товарных низковолотильных рынков нежели фондовых.

К основным недостаткам можно отнести:

- VaR плохо учитывает так называемые «тяжелые хвосты» распределений. Под «тяжелыми хвостами» подразумевается тот факт, что вероятность наступления кризисных событий значительно выше, чем в модели.

- VaR не предусматривает кризисных ситуаций.
- Модель может быть неправильно специфицирована.
- VaR не учитывает ликвидность, что искажает действительность на низколиквидных рынках.

- Показатель VaR не является когерентным.

Модификация классического показателя VaR - Conditional Value at Risk (CVaR). Встречаются другие названия данного показателя:

- *Expected Shortfall,*
- *Conditional Tail Expectation.*

Общее определение: *CVaR* – это средние ожидаемые убытки, превышающие показатель *VaR*. *CVaR* является когерентной, а также спектральной мерой риска в том смысле, что неблагоприятным исходам придаются большие веса.

Также стоит отметить, что существует ряд других показателей, которые являются более специфичными и их стоит выбирать в зависимости от среды. К ним относятся:

- *Downside risk* – меры одностороннего риска. То есть учитывается только риск падения стоимости актива.
- *Earnings at risk (EaR)* – сумма, на которую изменится чистый доход при изменении процентных ставок.
- *Cash flow at risk (CFaR)* – мера риска, которая дает информацию о недостаточности денежных средств на определенном временном промежутке с заданной вероятностью.
- *Liquidity adjusted Value at Risk (LaVaR)* – модификация *VaR* с учетом ликвидности.

Метод оценки рисков Shortfall. Метод оценки рыночных рисков *Shortfall* (*Expected Shortfall, Average value at risk, Conditional VaR*) более консервативный, нежели метод *VaR*. Формула оценки риска следующая:

$$Shortfall_{\alpha} = E(X|X > VaR_{\alpha}(X));$$

где: α – выбранный уровень риска. Например, это могут быть значения 0,99, 0,95.

Метод *Shortfall* лучше позволяет отразить «тяжелые хвосты» в распределении доходностей акций.

Ожидаемые потери. Ожидаемые потери (*CVaR, ES, Expected Shortfall*) – взвешенное по вероятности математическое ожидание потерь в хвосте распределения за предельным значением *VaR*, то есть в отличие от *VaR, CVaR* учитывает тяжелые хвосты в распределении доходности акции. Таким образом ожидаемые потери рассчитываются следующим образом [20]:

$$ES_{\alpha} = E(X|X > VaR_{\alpha}(X)),$$

где X – это случайная величина возможных потерь.

Стоимость под риском восполняет почти все те недостатки, которые имеют статистические подходы оценки риска ценных бумаг. Однако и у VaR есть свои недостатки. Данная мера риска не когерентна, так как не удовлетворяет условию субаддитивности. Свойство субаддитивности показывает, что мера риска должна учитывать возможности диверсификации портфеля, предполагая, что риск всего портфеля не должен быть больше суммы рисков, входящих в него позиций. Однако в рамках данной работы, скорее всего, эта особенная черта не доставит проблем, так как исследование предполагает лишь оценку риска отдельных ценных бумаг. Показатель риска $CVaR$ не только когерентен, но и спектрален, что означает, что он придает неблагоприятным условиям больше значения.

1.4. Структурные показатели

В проведенном исследовании использовались стандартные показатели структурных сдвигов (различий), которые были предложены в статистических исследованиях Л.С. Казинца, К. Гатева, А. Салаи и других специалистов [77; 83; 85; 87]. При этом некоторые из данных показателей были адаптированы авторами монографии для анализа структуры временных рядов котировок акций и структурного анализа качества ребалансировки портфелей. Кроме того, авторами проведена систематизация и упорядочение соответствующих статистических показателей с целью их применения для анализа структуры портфелей ценных бумаг. Приведем перечень использованных в работе показателей структуры с кратким их описанием:

- *Линейный коэффициент абсолютных структурных сдвигов* определяется по формуле среднего линейного отклонения, например, для временного периода 2 по сравнению с периодом 1, используем следующий расчет:

$$S_{2-1}^{\text{абс}} = \frac{\sum_{i=1}^n |d_{i2} - d_{i1}|}{n}$$

где $|d_{i2} - d_{i1}|$ – модуль абсолютного прироста долей (удельных весов) по показателям роста и снижения котировок по рассмат-

риваемым временным периодам (или по каждой отдельной ценной бумаге портфеля, или по отдельной отрасли, сектору, представляющем ценные бумаги в портфеле) в текущем периоде (d_{i2} – доля текущего периода) по сравнению с предыдущим периодом или базисным (d_{i1} – доля предыдущего периода или базисного); n – число уровней ряда (или отдельных видов ценных бумаг или отраслей, представленных в портфеле).

Данный коэффициент показывает среднюю величину отклонений удельных весов (процентных пунктов или единиц в среднем) друг от друга по всем структурным составляющим временного ряда (портфеля) в двух сравниваемых временных периодах. То есть показывает среднюю скорость изменения удельных весов отдельных структурных частей. Чем больше значение коэффициента, тем значительнее абсолютные структурные сдвиги. При совпадении структур данный коэффициент равен 0. Таким образом, нижний предел коэффициента равен 0, а верхний предел не ограничен.

Недостаток данного коэффициента в том, что он менее чувствителен к сильным колебаниям структуры и сглаживает их.

• *Квадратический коэффициент абсолютных структурных сдвигов*, который определяется следующим образом:

$$S_{2-1}^{\text{кв абс}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}{n}}$$

Коэффициент дает количественную оценку средней величины отклонения друг от друга удельных весов сравниваемых структурных показателей в процентных пунктах. Чем выше значение коэффициента, тем больше структурные изменения. Нижний предел коэффициента равен 0, а верхний предел не ограничен.

Относительные показатели структурных сдвигов. Для анализа структуры рядов котировок ценных бумаг (портфелей) использование применяемых в статистике коэффициентов затруднено, поскольку во многих случаях удельный вес может быть равен 0 и оценка относительных весов невозможна из-за недопустимых расчетных операций. Поэтому было предложено использовать следующие два модифицированных коэффициента:

• *Линейный коэффициент относительных структурных сдвигов*, определяемый по предложенной авторами формуле:

$$S_{2-1}^{\text{относит.}} = \left| \frac{\sum_{i=1}^n d_{i2}^2}{\sum_{i=1}^n d_{i1}^2} - 1 \right| * \sum_{i=1}^n d_{i1}^2$$

Коэффициент показывает среднюю интенсивность изменения удельных весов, то есть, каков средний относительный прирост удельного веса. Большее значение данного коэффициента указывает, что более резкими являются относительные структурные сдвиги, и, наоборот.

• *Квадратический коэффициент относительных структурных сдвигов*, определяемый по формуле:

$$S_{2-1}^{\text{кв. относит.}} = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n d_{i2}^2}{\sum_{i=1}^n d_{i1}^2} - 1 \right)^2 * \sum_{i=1}^n d_{i1}^2}$$

Данный коэффициент оценивает среднюю квадратическую величину относительного отклонения удельных весов.

В целом, приведенные два коэффициента относительных сдвигов структуры показывают среднюю интенсивность изменения удельных весов структурных составляющих, то есть относительный прирост по абсолютному значению. Чем больше значение коэффициентов относительных показателей, тем более значительны относительные структурные сдвиги. Данные показатели сложно интерпретируемы, поскольку не имеют четкого верхнего предела значений и не располагают критериями для идентификации их меры.

Наиболее информативными и легко интерпретируемыми являются сводные показатели оценки структурных сдвигов. Эти показатели имеют удобную шкалу значений – от 0 до 1 и могут использоваться для оценки существенности различий структуры. Данные показатели могут анализироваться самостоятельно без обязательного сравнения с другими показателями.

Обобщенные интегральные коэффициенты. В данном исследовании использовались следующие три обобщенных коэффициента:

- *Интегральный коэффициент структурных сдвигов* (К. Гатев):

$$S_{2-1}^{\text{интегр.}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}{\sum_{i=1}^n d_{i2}^2 + \sum_{i=1}^n d_{i1}^2}}$$

Показатель учитывает разности удельных весов относительно значения самих удельных весов обоих периодов.

- *Обобщающий показатель структурных сдвигов Салаи* (индекс Салаи). В исследовании данный показатель был незначительно модифицирован авторами монографии и оценивался по формуле:

$$S_{2-1}^{\text{Салаи}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}{\sum_{i=1}^n (d_{i2} + d_{i1})^2} / n}$$

Как отмечают исследователи, значения данного показателя зависят от числа структурных составляющих.

- *Обобщающий показатель структурных сдвигов В.Рябцева* (индекс В. Рябцева) [3]:

$$S_{2-1}^{\text{Рябцев}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}{\sum_{i=1}^n (d_{i2} + d_{i1})^2}}$$

Динамический анализ показателей структуры - одно из важнейших средств изучения закономерностей развития во времени. Структурные сдвиги, в частности, отражают различные темпы роста. Применительно к сравнению двух структур в пространстве некоторые учёные (в частности, Л.С. Казинец) предлагают термин «структурные различия» [85].

Исследователи отмечают, что из всего множества показателей структурных сдвигов (различий) только малая часть шкалирована и имеет какие-либо комментарии по их трактовке и особенностям. Кроме того, показатели структурных сдвигов, как правило, не отражают ни направленности структурных сдвигов, ни интенсивности изменений тех характеристик, для которых они рассчитываются.

ГЛАВА 2. ПРОСАДКИ, ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ И ТЕХНИЧЕСКИЕ ИНДИКАТОРЫ

2.1. Просадки

В настоящее время повышается интерес к переходу от волатильности как основного показателя риска активов к показателям просадки. Просадки являются мерой волатильности вниз. Например, управляющие активами часто используют статистику просадки для принятия решений о распределении средств и выкупе. Подходы, основанные на просадке, можно использовать в качестве метода снижения риска, что влияет на ожидаемую доходность. А это значит, что оценка и контроль просадки могут иметь большое значение в управлении рисками доходности активов [12; 26; 50; 69].

С точки зрения управления рисками контроль просадки, то есть контроль падения доходов с течением времени от пиков к последующим минимумам, имеет большое значение для инвесторов, трейдеров, управляющих компаний и пр. Проблеме контроля за просадкой уделяется значительное внимание в финансовой литературе. Рассматриваются вопросы мониторинга и контроля просадок, разработка методов и методологии для решения различных типов просадок в инвестировании и торговле акциями, оптимизация управления портфелями ценных бумаг учетом просадок, разработка различных модификаций оценки просадок и расширение их практического применения, разработка предложений по различным методикам эффективного применения показателей просадок для случая с одной акцией и для всего портфеля [12; 69].

Современные методы измерения показателей просадки дают оценки с большой неопределенностью, которые во многом зависят от анализируемого временного интервала. К тому же оценочные методы данного направления недостаточно хорошо изучены. Например, в отличие от эмпирических работ по моделированию прибылей и убытков, максимальная просадка, как показатель эффективности, имеющий большое значение для управляющих активами и хедж-фондов, практически не изучалась.

Оценка величины просадки широко изучалась в литературе. Прикладной теории вероятностей. Математический анализ максимальной просадки броуновского движения проанализирован у Тейлора (1975). Концепция просадки была впервые предложена финансистами Янг (1991), Burke (1994), Kestner (1996), Odo (2006) или Schmielewski and Schwehm (2014), как новых мер измерения риска, которые способны повысить точность оценок [12; 21; 26; 50; 69]. Общее определение просадки (drawup) состоит в том, что под просадкой рассматривается непрерывное уменьшение (увеличение) значений ряда, которое прекращается любым движением в противоположном направлении. Просадка – это спад показателя от пика до минимума в течение определенного периода для инвестиции, торгового счета или фонда. Поэтому в общем случае, просадка рассматривается, как не убыток, а просто движение от пика к впадине, тогда как трейдеры рассматривают убыток относительно суммы первоначально затраченного капитала. Просадки представляют собой риск для инвесторов с точки зрения того, сколько усилий и изменений цены требуется для того, чтобы преодолеть падение и вернуться к первоначальному пику. Например, при просадке в 50% (то есть потеря половины счета) потребует 100% прибыли (удвоение счета), чтобы преодолеть просадку. Таким образом, просадка и убыток не обязательно одно и то же. Большинство трейдеров рассматривают просадку как показатель от пика до минимума, в то время как потери обычно относятся к цене покупки относительно текущей цены или цены выхода из падения.

Просадка измеряется за определенный период между двумя разными временными периодами снижения показателя. Просадка может иметь абсолютное значение в стоимостном выражении или относительное в процентах. Просадка означает, насколько инвестиционный или торговый счет упал с пика, прежде чем он восстановится до пика. Просадки обычно указываются в процентах, но также могут использоваться стоимостные оценки, если это применимо к конкретному трейдеру. При оценке просадок также следует учитывать время, необходимое для восстановления просадки. Предпочтительна низкая максимальная просадка, поскольку это указывает на то, что потери от инвестиций были

небольшими. Инвесторам и трейдерам, как правило, рекомендуется, чтобы просадка не превышала 20%.

Оценка абсолютной просадки проблематична, особенно при длительном наблюдении временного ряда, потому что тогда цены часто колеблются в больших пределах. Поэтому исследователи и аналитики предпочитают другой подход и оценивают показатель риска, связанный с просадкой, на основе относительных просадок. В то время как абсолютная просадка измеряет абсолютную разницу в цене между историческими максимумами и текущей ценой, относительная просадка измеряет процентную потерю между этими двумя ценами. Абсолютная просадка – это снижение размера стартового капитала. Показатель служит в основном для анализа инвестиционной стратегии, подразумевая ее использование в течение конкретного временного срока, измеряется в процентах.

$$DD_i = \frac{cr_i - HWM_i}{HWM_i}$$

cr_i – стартовый капитал, совокупный доход в момент времени i ; HWM_i – минимальная пиковая амплитуда кривой до времени i .

Абсолютная просадка принимается во внимание при долгосрочном, но ограниченном во времени инвестировании. В ходе тестов определяемое значение выражает «плату» за возможность достижения итоговой валовой прибыли. Относительная просадка – мера коррекции капитала, после достижения очередного максимума. Иными словами, это разница между максимумами и следующими за ними минимумами.

В течение торгов трейдер наблюдает, чтобы минимум капитала не превышал тестовую абсолютную просадку. Во внимание принимаются временные рамки и условие, что при достижении определенного размера минимальной пиковой амплитуды, ее уровень не возвращался к первоначальному значению капитала.

Относительная просадка не используется в «чистом виде», трейдеры вычисляют ее среднее значение, применяя эту величину как алерт. Как правило, инвесторы, которые заинтересованы только в получении прибыли, учитывают только абсолютную просадку, тогда как трейдер, который всегда должен учитывать свою

эффективность, должен больше учитывать относительную просадку. Трейдеры в большинстве случаев заботятся о том, чем они могут рискнуть, а не о первоначальной сумме инвестиций.

На сегодняшний день предлагается несколько методов оценки просадок. Наиболее применимыми являются: максимальная просадка (MDD, MaxDD), средняя просадка (AvDD), условная просадка CDD и условная ожидаемая просадка (CED).

Максимальная просадка (Maximum drawdown, или MDD) – показатель уровня снижения котировок (или стоимости) актива от точки максимального его значения (peak value) до минимального (lowest value) и до достижения нового максимума в течение определенного периода времени [12,50,69]. Полученная оценка указывает на максимальные потери, которые могут быть. Формула расчета:

$$MDD, \% = \left(\frac{P_{max} - P_{min}}{P_{max}} \right) * 100$$

где P_{min} – исторический минимум (минимум);

P_{max} – исторический максимум (пик)

Как правило, данный показатель оценивается в процентах, то есть оценивается процент от общих потерь от максимального значения счета (или котировок) актива за период до того, как был достигнут новый пик. Поскольку данная оценка указывает на уровень риска, то ее можно применять как один из инструментов мониторинга и контроля за прибылью активов.

Например, в начале анализируемого периода акция стоила 100000 долларов, а в конце рассматриваемого периода стоимость составила 140000 долларов (рис. 2.1), но в течение рассматриваемого временного периода стоимость повышалась до 120000 долларов, после чего были некоторые колебания и стоимость снижалась до минимального уровня в 70000 долларов. В данном примере максимальная просадка составляет:

$$MDD = (120\ 000 - 70\ 000 \text{ долл. США}) / 120\ 000 \text{ долл. США} = 41,67\%$$

Уточним: мы включили в формулу пиковое значение в 120 000 долларов США в качестве максимального значения до того, как стоимость достигла своей нижней точки – 70 000 долларов США. В данном расчете не учитывается максимальный пик в размере

140 000 долларов США, поскольку это новый максимум, достигнутый после наименьшего значения. Что касается точек 80 000 и 110 000 долларов, они в расчет не берутся, поскольку они не являются максимумами или минимумами за этот период.

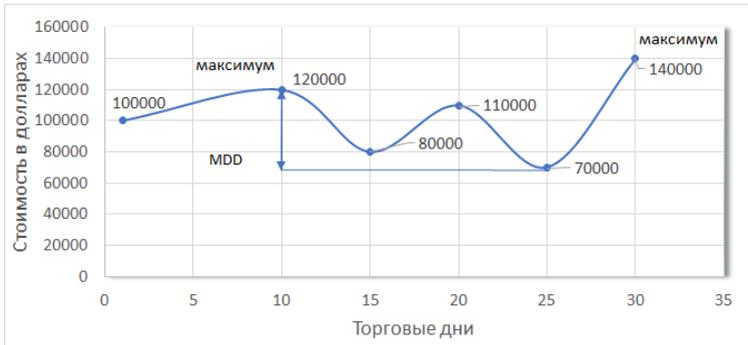


Рис. 2.1. Динамика котировок актива за рассматриваемый временной период для примера оценки максимальной просадки

Таким образом, *MDD* означает, что максимальный убыток, который имеется от просадки (максимального снижения котировки) составил 41,67%. Для анализа данного показателя необходимо учитывать, кроме величины потерь, и следующие показатели: продолжительность просадки, окно восстановления, частота просадок, а также – цели инвестора, стратегии, отношения к риску.

Таким образом, *MDD* измеряет общую наибольшую потерю, не раскрывая частоту таких потерь, значит, кроме величины снижения показателя на анализ оценки просадок влияет также продолжительность просадки и частота. Продолжительность просадки – это продолжительность любого пикового периода или время между новыми максимумами показателя. Максимальная продолжительность просадки – это наихудший (максимальный/самый продолжительный) промежуток времени между пиками (максимумами капитала) между инвестициями. Окно восстановления также является ключевым моментом при оценке просадки и указывает время, необходимое для восстановления или преодоления случившейся просадки. На фондовом рынке для

трейдеров окно восстановления зависит от типа активов, а также от торговых целей.

Показатель максимальной просадки можно использовать как самостоятельный показатель или в качестве входных данных для других показателей, таких как «доходность сверх максимальной просадки» и ряд коэффициентов оценки эффективности управления активами, таких, как коэффициент Calmar [18; 27].

Коэффициент Calmar – это показатель доходности инвестиционных фондов с поправкой на риск, созданный менеджером фонда Терри Янгом в 1991 году. Этот коэффициент дает более актуальную информацию о результатах деятельности фонда, чем коэффициенты Стерлинга или Шарпа, или другие широко используемые показатели, потому что он рассчитывается ежемесячно, в то время как они рассчитываются ежегодно. Ежемесячное обновление также сделало коэффициент Calmar более чувствительным к изменениям. Коэффициент Calmar, по сути, является модифицированной версией коэффициента Стерлинга. Его название является аббревиатурой от California Managed Account Reports. Янг также называл коэффициент Calmar коэффициентом просадки.

Коэффициент Calmar использует максимальную просадку фонда как единственную меру риска, что делает его уникальным, но это также можно считать одним из его недостатков. Коэффициент рассчитывается по формуле:

$$\text{Calmar ratio} = \frac{r_i^d - r_f}{-MD_i}$$

где r_f – безрисковая процентная ставка

r_i^d – среднее значение нормы прибыли на i ресурсы

MD_i – наименьшая норма доходности i активов в предполагаемый период, максимальная просадка.

У коэффициента Кальмара, как и у многих других коэффициентов, есть недостаток, а именно то, что в нем нет какой-либо привязки ко времени. Оценивая то, каким должно быть значение коэффициента, то важно подчеркнуть, что оно должно быть не меньше трех, так как в ином случае риски и просадка выше, чем прибыль, и все это ведет к тому, что стратегия может считаться не слишком устойчивой.

Приведенная формула показывает, что коэффициент Кальмара отражает наихудший сценарий из прошлых результатов, принимая самую низкую отрицательную доходность в анализируемом периоде времени. Благодаря этому он может завышать реальный уровень риска, однако для инвесторов, не склонным к риску, эта функция может быть полезной. Коэффициент Кальмара чувствителен к экстремальным явлениям, которые могут привести к значительным убыткам, но это случается довольно редко. Некоторые инвесторы могут рассматривать это как недостаток. Когда коэффициент увеличивается, повышается эффективность.

Если инвестор заинтересован в оценке с более низкой чувствительностью к случайным событиям, можно применять коэффициент Стерлинга. Он основан на среднем арифметическом нескольких самых низких норм прибыли, полученных в анализируемом промежутке времени. Инвестор выбирает, сколько из них учитывать, что зависит как от исторических данных, так и отношения инвестора к риску. Математическая версия коэффициента Стерлинга обычно имеет вид [26,69]:

$$SR = \frac{r_i^d - r_f}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^N (-MD_{ij})}$$

где r_f – безрисковая процентная ставка;

r_i^d – среднее значение нормы прибыли на i ресурсы;

$-MD_{ij}$ – наименьшая норма доходности i активов в предполагаемый период;

N – количество наименьших норм доходности i активов, учитываемых в коэффициенте.

Чем выше коэффициент Стерлинга, тем эффективнее инвестиции.

Коэффициент Берка отражает превышение нормы прибыли над безрисковой процентной ставкой относительно квадратного корня из суммы просадок.

Коэффициент Берка обычно представлен в следующем виде [26; 69]:

$$BR = \frac{r_i^d - r_f}{\sqrt{\sum_{j=1}^N MD_{ij}^2}}$$

где r_f – безрисковая процентная ставка;

r_i^d – среднее значение нормы прибыли на i ресурсы;

MD_i – наименьшая норма доходности i активов в предполагаемый период;

N – количество наименьших норм доходности i активов, учитываемых в коэффициенте.

Данные коэффициенты успешно дополняют оценку меры эффективности по показателю Шарпа.

Кроме использования в различных коэффициентах, показатель максимальной просадки (MDD) применяется в управлении портфелем по крайней мере с 1980-х годов и измеряет самый большой убыток от пика до минимума [22]. Максимальная просадка также служит индикатором работы рынка. Максимальную просадку для актива можно сравнить с просадкой для индекса фондового рынка, чтобы оценить производительность актива по отношению к рынку. Если MDD отдельной акции меньше, чем у ее эталонного индекса, это означает, что первый превзошел индекс, даже если стоимость MDD этой акции высока в абсолютном выражении.

Кроме максимальной просадки аналитиками применяется показатель средней просадки, который рассчитывается путем деления суммы имеющихся в анализируемом временном периоде просадок по количеству. Средняя просадка ($AvDD$, $AverageDD$) рассчитывается следующим образом:

$$Average\ DD = \frac{\sum_{i=1}^I DD_i}{I}$$

I – количество просадок.

С учетом возможных просадок в рассматриваемом временном периоде максимальная просадка (MDD , $MaxDD$) может быть представлена как максимум вектора просадки:

$$Max\ DD = \max_{1 \leq i \leq I} \{DD_i\}$$

Более широко используется частный случай средней максимальной просадки – среднее значение распределения максимальной просадки, называемое условной ожидаемой просадкой (*CED*). Риск просадки можно формализовать как условную ожидаемую просадку (*CED*), которая является хвостовым средним для распределений максимальной просадки. *CED* является положительной однородной мерой риска и ее можно использовать при количественной оптимизации. Важной особенностью *CED* является его чувствительность к последовательной корреляции.

Поскольку максимальное значение просадки зависит от одной оценки – максимальной цены, этот показатель не подходит для сравнения эффективности различных инвестиционных стратегий в разные периоды времени. В этом случае гораздо более практичной мерой является условная просадка, которая объединяет общее количество и размер просадок за выбранный период [12]. Этот индикатор является справочным, касающимся максимального убытка, наблюдаемого в определенный период оценки.

Понятие условной просадки впервые было введено Чехловым, Урайсевым, Забаранкиным (2003), когда они предложили однопараметрическую функцию риска для выражения просадки портфеля на основе кривой просадки [12]. Условная просадка – средняя просадка, превышающая определенный порог отсечения. Условная просадка (*CDD*) – меры риска, которые являются функционалом кривой просадки портфеля, учитываемой при активном управлении портфелем. Для некоторого значения параметра допуска α функционал просадки определяется как среднее из наихудших

$$(1 - \alpha) * 100\% \text{ просадок.}$$

Мера *CDD* обобщает понятие функционала просадки на случай с несколькими сценариями и может рассматриваться как обобщение меры отклонения для динамического случая. Мера *CDD* включает максимальную просадку и среднюю просадку в качестве предельных случаев.

Оценка такой просадки основана на профилировании рисков, т. е. присвоении конкретных весовых коэффициентов с заранее

определенными уровнями уверенности. Профиль риска $\chi(\alpha)$ является дискретным и задается дискретным множеством точек $\chi^i = d\chi(ai)$, $i = 1, L$.

Просадки *MaxDD* и *AvDD* включены в *CDD* с профилями риска

$$\chi(\alpha) = I\{\alpha \geq 1\} \text{ и } \chi(\alpha) = I\{\alpha > 0\}$$

соответственно. В много сценарном случае *CDD* с уровнем допуска α интерпретируется как среднее значение наихудших $(1 - \alpha) * 100\%$ просадок на кривой просадок.

Одной из сильных сторон мер просадки является то, что они особенно внимательны к потерям, но временные пределы просадки необходимо динамически корректировать, чтобы контролировать показатели периода времени, в течение которого активы находятся под управлением. Продолжительность просадок определяют по моделям Леви.

Концептуальные различия между показателями просадки приводят к разным рейтингам портфелей, что авторы документируют в имитационном исследовании. Их исследование также показывает, что все показатели просадки могут (в некоторой степени) различать умелых и неумелых управляющих портфелем, но различаются по точности.

Кумулятивный показатель стабильности временного ряда котировок акций (кумулятивный индекс стабильности, Cumulative Stability Index, CSI).

Потенциальные серьезные просадки являются главной заботой инвесторов и представляют собой риск, который часто неадекватно учитывается в процессе профилирования риска или оптимизации портфеля [64]. Авторами монографии условные ожидаемые просадки расширены за счет введения условной кумулятивной меры просадки. Помимо расширения набора инструментов анализа рисков, авторами предлагается подход для эффективного включения этой меры в процесс оптимизации. Как показали результаты апробации инвесторы могут значительно повысить устойчивость и повысить доходность с поправкой на риск за счет применения предложенной кумулятивной меры просадки для оптимизации портфеля.

В исследованиях ранее было установлено, что стабильность всегда лучше всего подходит для выявления рисков компании и, при этом, практически все полученные результаты имеют высокую степень статистической значимости [21; 45; 56]. Кроме этого, за последние несколько лет управляющие активами разработали инвестиционные стратегии на основе исторических данных, которые позволили показать, что акции с более низкой волатильностью способны приносить более высокую доходность. Поэтому актуальным и желательным становится разработка теоретических положений и практических рекомендаций по инвестиционной устойчивости.

Установлено, что стабильность помогает лучше всего выявлять риски компании [21; 45; 56; 89]. Поэтому мера стабильности рассматривается в качестве альтернативного подхода к измерению инвестиционных рисков. В настоящее время в качестве показателя устойчивости тенденций развития (и временного ряда), традиционно используются непараметрические методы оценки тесноты связи, в частности, ранговые коэффициенты корреляции Спирмена, Кендалла, которые определяют направленность изменения уровня ряда, то есть тенденцию. А также применяются для оценки устойчивости динамического ряда данные показатели колеблемости, которые измеряются с помощью показателей среднего квадратического отклонения и показателей вариации. Однако эти методы имеют характер статичности. Следует отметить, что все существующие в настоящее время методы анализа динамики акций учитывают их изменение сравнением показателя только с предыдущим показателем, но при этом практически не учитываются рост или падения котировок акций в рамках рассматриваемого временного отрезка. Предлагается метод оценки стабильности изменения показателей, который сочетает оценку и базисных и цепных показателей и, при этом, характеризует тренд с точки зрения стабильности изменений уровней ряда. В основе предложенной модели используется метод сравнения с эталоном [56; 89]. Полученный показатель является качественной оценкой стабильности изменения уровней динамического ряда и может

использоваться совместно с уже известными показателями. Данный показатель сочетает в себе как рисковую составляющую, так и ценовую.

Расчет кумулятивного индекса стабильности проводится относительно эталонного показателя стабильной динамики котировок акций:

$$CSI, \% = \frac{CSI^{actual}}{CSI^{base}}$$

Будем рассматривать временные ряды котировок акций за различные временные интервалы t_i , где $i = 1, 2, 3, \dots, n$. Таким образом, имеем временной ряд котировок акций

$$y_1, y_2, y_3, \dots, y_n,$$

где y_i – значения уровней ряда, то есть котировки акций за временной период $t = 1, 2, 3, \dots, n$,

Эталонной нормой стабильности временного ряда будем считать ряд, состоящий из последовательности всех натуральных чисел от 1 до n , расположенных в порядке возрастания без повторения значений.

Эталонный кумулятивный показатель стабильности котировок акций CSI^{base} будет равен сумме элементов ряда:

$$CSI^{base} = \frac{n * (n + 1)}{2}$$

Фактический кумулятивный показатель стабильности котировок акций CSI^{actual} определяется по кумулятивной оценке сопоставления изменений уровня ряда котировок акций в момент i со всеми предыдущими уровнями ряда. Будем учитывать стабильность ряда, если его уровни равны предыдущим значениям или больше предыдущих значений. Нестабильностью будем считать любые снижения уровней ряда. Таким образом, коэффициенты стабильности a_{ij} для фактического ряда котировок акций определяются следующим образом:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } y_i \geq y_j \\ 0, & \text{во всех остальных случаях} \end{cases}$$

где $i=1, \dots, n, \quad j = i-1,$

y_i – значения уровней ряда котировок акций.

Таким образом, имея временной ряд котировок акций

$$y_1, y_2, y_3, \dots, y_n,$$

где y_i – значения уровней ряда, то есть котировки акций за временной период $t = 1, 2, 3, \dots, n$,

а также вычислив коэффициенты стабильности, можно рассчитать значения уровней ряда стабильности s_i для анализируемого временного ряда котировок акций:

$$s_1, s_2, s_3, \dots, s_n$$

где

$$s_1 = a_{10}$$

$$s_2 = a_{20} + a_{21}$$

$$s_3 = a_{30} + a_{31} + a_{32}$$

...

$$s_n = a_{n0} + a_{n1} + a_{n2} + \dots + a_{nn-1}$$

Индекс стабильности временного ряда котировок акций оценивается как [56,89]:

$$CSI, \% = \frac{CSI^{actal}}{CSI^{base}} * 100\% = \left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{i-1} a_{ij}}{n * (n-1)} \right) * 100\%$$

$$= \frac{2 * \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{i-1} a_{ij}}{n * (n-1)} * 100\%$$

$$CSI^{base} \text{ оценивается как: } CSI^{base} = \frac{n*(n-1)}{2}$$

Кумулятивный индекс стабильности показывает, насколько отличаются уровни фактического ряда котировок акций от эталонного (учитывается только рост и равенство показателей ряда). Данный кумулятивный подход к оценке стабильности котировок акций компании позволяет учесть не только рост/снижение котировок акций, но и величину такого роста/снижения. Индекс стабильности роста котировок акций можно рассматривать как информативный показатель оценки качества поведения акций на фондовом рынке.

Приведем пример, расчета кумулятивного индекса стабильности и ряда показателей стабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX) за 1 квартал 2021 года.

Таблица 2.1

Данные и расчет кумулятивного индекса стабильности и ряда показателей стабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX за 1 квартал 2021 года (с сокращением)

значения и показатели	эталонный ряд по торговым дням, i ,	ряд котировок, y_i , долл. США	Доходность, ед.	ряд показателей стабильности, s_i , ед.	ряд показателей нестабильности, ед.
	1	60,08	-0,03403	0	1
	2	60,16	0,001331	1	1
	3	59,87	-0,00483	0	3
	4	60,11	0,004001	2	2
	5	59	-0,01864	0	5
	6	58,72	-0,00476	0	6
	7	59,03	0,005265	2	5

	59	75,23	-0,01045	51	8
	60	75,7	0,006228	54	6

Окончание таблицы 2.1

значения и показатели	эталонный ряд по торговым дням, i ,	ряд котировок, y_i , долл. США	Доходность, ед.	ряд показателей стабильности, s_i , ед.	ряд показателей нестабильности, ед.
	61	76,75	0,013775	58	3
Сумма	1891			1668	223
среднее значение		69,6	0,21		
среднее квадратическое отклонение		6,06	0,027		
кумулятивный индекс стабильности, %				$1668/1891*100=$ 88,21%	
кумулятивный индекс нестабильности, %					$100 - 88,21 = 11,79\%$ $223/1891*100$ $=11,79\%$

Таблица 2.2

Данные доходности и кумулятивных индексов стабильности и нестабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX) за 2021 год

Кварталы 2021 г.	Доходность, ед.	Кумулятивный индекс стабильности, %	Кумулятивный индекс нестабильности, %
1	0,211	88,21	11,79
2	0,136	68,15	31,85
3	-0,064	39,33	60,67
4	0,314	88,46	11,54

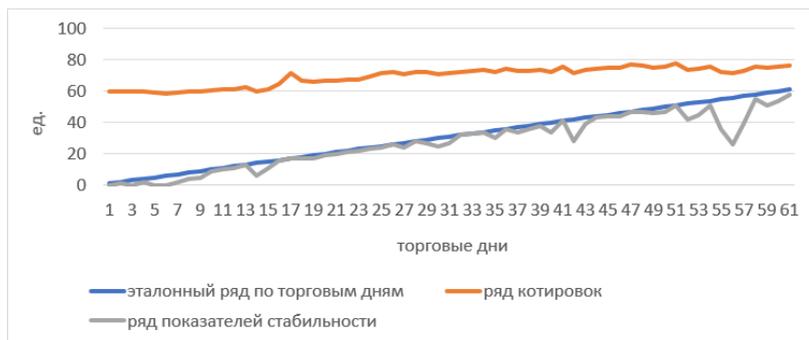


Рис. 2.2. График показателей кумулятивного индекса стабильности и ряда показателей стабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX) за 1 квартал 2021 года

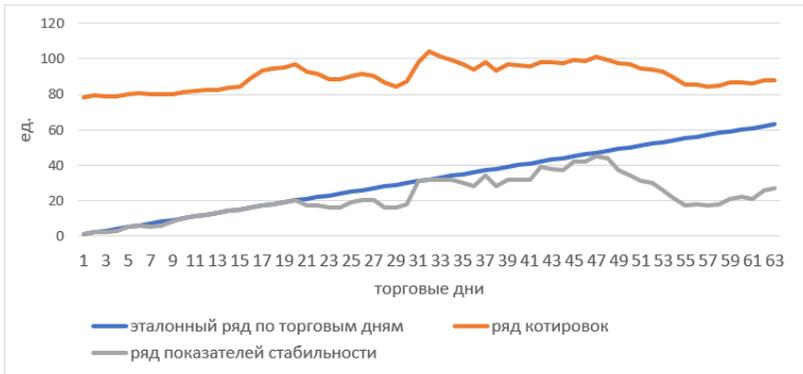


Рис. 2.3. График показателей кумулятивного индекса стабильности и ряда показателей стабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX) за 2 квартал 2021 года

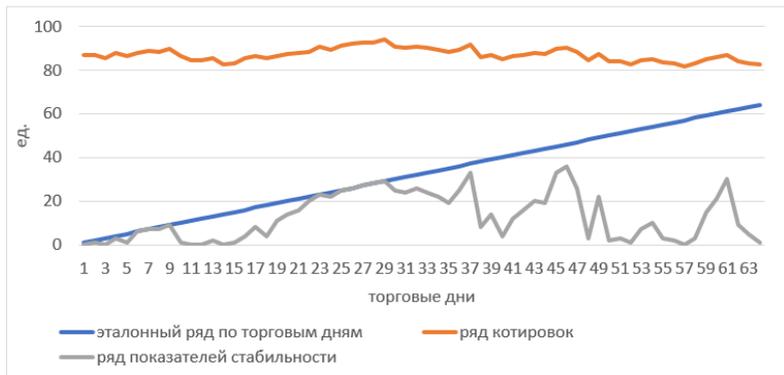


Рис. 2.4. График показателей кумулятивного индекса стабильности и ряда показателей стабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX) за 3 квартал 2021 года

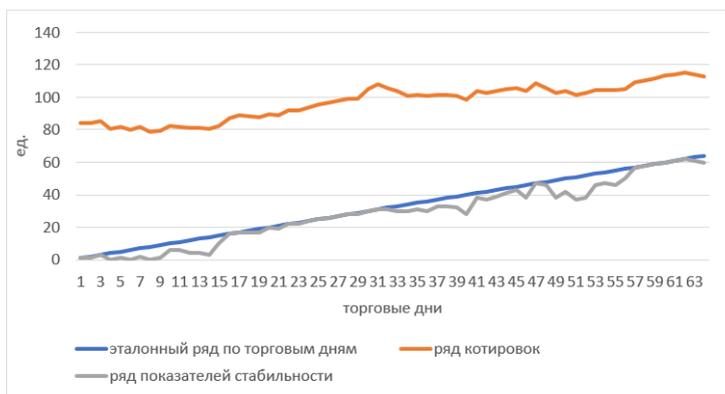


Рис. 2.5. График показателей кумулятивного индекса стабильности и ряда показателей стабильности для котировок акций компании Seagate Technology PLC STX) за 4 квартал 2021 года

Кумулятивный индекс стабильности анализировался на большом количестве компаний и на разных временных интервалах (результаты исследований приведены в главе 3 данной монографии).

Кумулятивный индекс стабильности сравнивался с различными показателями динамических рядов. Данный показатель коррелирует с коэффициентами корреляции Спирмена, Кендалла и коэффициентом конкордации Кендалла. Однако получаемые значения в ряде случаев имеют достаточно большое различие поскольку кумулятивный индекс стабильности показывает отклонение от эталонного ряда, а коэффициенты корреляции – показывают ранговую корреляцию вариационного ряда и ряда фактического. Кроме этого, расчет кумулятивного индекса стабильности намного проще показателей ранговой корреляции и при этом не требует каких-то ограничений. Например, учитываются данные уровней ряда, если во многих случаях они равны, нет существенных ограничений по величине ряда. Хотя было проведено исследование по зависимости качества оценки кумулятивного индекса стабильности от объема исторических данных для оценки. Установлено, что наиболее точные оценки по кумулятивному индексу стабильности можно получить на данных минимум 50–60 точек.

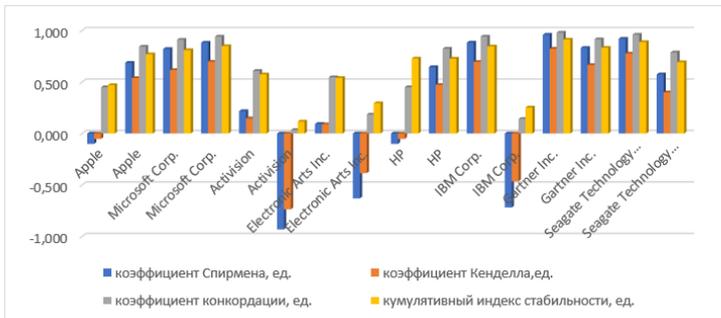


Рис. 2.6. Показатели ранговой корреляции и кумулятивного индекса стабильности для уровней ряда котировок акций компаний (данные по полугодиям 2021 г.)

Кумулятивный индекс стабильности позволяет достаточно успешно оценить суммарные просадки за рассматриваемый временной период. Суммарные просадки оцениваются кумулятивным показателем нестабильности (*cumulative instability index, CII*):

$$CII = 100 - CSI, \%$$

При этом показатель данного индекса *CII* можно учитывать как кумулятивную просадку временного ряда котировок акций. На рис. 2.7 проиллюстрировано, что просадки на графике фактических уровней ряда котировок акций полностью совпадают с просадками на графике показателей стабильности. Кумулятивная просадка учитывает все показатели снижения котировок акций (убытки) на рассматриваемом временном ряду. Уровни просадок показаны на графике относительно оси абсцисс.

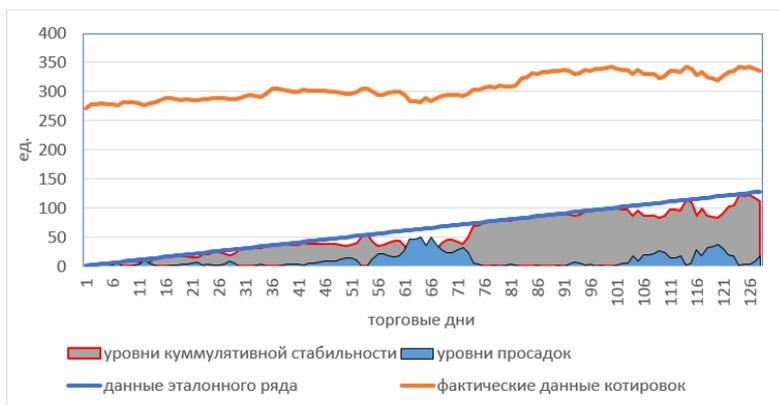


Рис. 2.7. График фактического уровня акций, кумулятивного уровня стабильности, эталонного уровня стабильности и уровня просадок

Авторами предложен кумулятивный индекс стабильности котировок акций как одна из оценок качества акций: приводится алгоритм расчета, исследованы особенности данного показателя и возможность его практического применения, проведен сравнительный анализ коэффициента стабильности роста котировок акций, размещенных на разных фондовых биржах.

2.2. Технические индикаторы

Технический анализ фокусируется на рынке поведения эмиссионных ценных бумаг, игнорируя операции, лежащие в основе бизнеса, и является общим способом количественного измерения активности инвесторов. Технические аналитики предсказывают изменения цен на акции, оценивая действия участников рынка. Технический анализ является, кроме аналитического, и маркетинговым инструментом, который направлен на максимизацию числа сделок, что приносит доход и брокерам и инвесторам.

Технический анализ состоит из двух глобальных направлений [91]:

- технический графический анализ и
- технический статистический анализ.

Рассмотрим модели технического статистического анализа. Статистический анализ состоит в анализе числовых рядов котировок (цен), на основе которых считаются различные показатели, которые помогают определить математические закономерности в движении цены. Статистический анализ состоит из ряда технических индикаторов. Большинство индикаторов, используемых в техническом анализе, предоставляют три типа торговых сигналов: пересечение центральной линии, пересечение главной сигнальной линии и расхождение. Один из таких индикаторов уже был рассмотрен в разделе 1.1 данной монографии – это индекс относительной силы – *RSI* (*relative strength index*). *RSI* измеряет скорость и направление движения цены и графически отображает данные, колеблясь между 0 и 100. Индикатор рассчитывается с использованием средних прибылей и убытков актива за определенный период времени. Данный индекс часто используется в сочетании с линиями тренда, поскольку рост линии тренда или снижение часто совпадают с уровнями роста или снижения *RSI*. Индекс относительной силы является одной из групп технических индикаторов, известных как импульсные осцилляторы.

Другими известными импульсными осцилляторами являются расхождение сходимости среднего скользящего среднего (*MACD*) и стохастический осциллятор.

MACD (*Moving average convergence divergence*) – индикатор, показывающий расхождение сходимости среднего скользящего среднего. *MACD* – это осциллирующий индикатор, колеблющийся выше и ниже нуля. Это индикатор тенденции. Индикатор *MACD* вычисляет импульс по-другому, чем *RSI*, путем сравнения относительных положений краткосрочной и долгосрочной скользящей средней. В первую очередь контролируют *MACD* для признаков того, что импульс расходится с ценой. В то время как цена может продолжать расти, при условии, что *RSI* продолжает отражать перекупленность в течение некоторого времени, то *MACD* показывает расхождение, начиная отклоняться, поскольку цена продолжает продвигаться вперед. Это дает дополнительную информацию, подтверждающую, что рынок может достичь уровня, в котором он перенапряжен и, следовательно, может вернуться в ближайшем будущем. Используются также экспоненциальные

скользящие средние (*EMA*), которые быстрее реагируют на недавние изменения цен и относительно краткосрочные скользящие средние.

Индекс денежного потока (*Money Flow Index, MFI*) представляет собой взвешенную по объему торгов оценку более широко используемого индекса относительной силы (*RSI*). В то время как *RSI* отслеживает динамику рынка за счет скорости и изменения движения цен, *MFI* более внимательно следит за покупкой и продажей на основе колебаний объема торгов. Основываясь на том, что объем предопределяет цену, *MFI* выступает в качестве более предпочтительного индикатора, чем *RSI*. Оба индикатора являются импульсными осцилляторами, хотя, как правило, они имеют разные сильные стороны.

Индикатор объем по балансу (On-Balance Volume OBV) дает информацию об объеме торгов. Индикатор измеряет кумулятивное значение покупки/продажи. Рост цены должен сопровождаться ростом *OBV*; падающая цена должна сопровождаться падением *OBV*. Если *OBV* растет, а цена – нет, цена, скорее всего, последует за *OBV* и начнет расти. Если цена растет, и *OBV* остается постоянной или падает, то цена может быть около максимума. Если цена падает, а *OBV* постоянна или растет, то цена может приближаться к минимуму.

Скользящие средние (*Moving Average MA*) являются одним из самых популярных и часто используемых технических индикаторов. Скользящее среднее легко рассчитать и, как только оно представлено на графике, то является мощным средством визуального представления тенденций. Часто применяют три типа скользящей средней: простой, экспоненциальный и линейный. Самой простой является простая скользящая средняя (*SMA*).

Кроме приведенных выше, инвесторы и трейдеры применяют и многие иные индикаторы. Каждый индикатор может использоваться по-разному, чем указано.

Графический анализ – визуальный анализ графиков в поисках тенденций и повторяющихся фигур на графиках и пр.

Рассмотрим пять основных направлений графического технического анализа [91].

Определение тренда на графике. Тренды трех типов: восходящий, нисходящий, боковой тренд (рынок колеблется в определенном узком диапазоне цен) [91]:



Рис. 2.8. Пример трендов: восходящий, нисходящий, боковой

2. Определение линий падения и роста на графиках (значимые уровни с психологической и поведенческой точки зрения рынка).

Линия падения показывает минимальную цену, в которую будет упираться график в случае движения вниз (нижняя граница ценового канала).

Линия роста показывает максимальную цену, в которую будет упираться график в случае движения вверх (верхняя граница любого ценового канала).



Рис. 2.9. Пример нижней и верхней границы ценового канала

3. Разворотные фигуры и фигуры продолжения тенденции (предвещают смену тенденции).

Фигуры продолжения тенденции: «Флаг», «Вымпел», «Треугольник».

Разворотные фигуры: «Голова и плечи», «Двойная вершина», «Тройная вершина», «Восходящий треугольник», «Нисходящий треугольник».



Рис. 2.10. Пример разворотных фигур и фигур продолжения тенденции

4. Скользящие средние.

Обычно используется 3 средних – для 25 точек (краткосрочная тенденция), 50 (среднесрочная) и 100 точек (долгосрочная).

В случае, если более быстрые линии (25 и 50) пересекают более медленную (например, 100) – это сигнал к началу тенденции.

Если пересечение снизу – значит движение будет вверх, если пересечение сверху, значит цена пойдет вниз.



Рис. 2.11. Пример скользящих средних

5. Дивергенция (технические индикаторы рынка) на MACD

Дивергенция – расхождение пиковых значений цены и пиковых значений индикатора. *MACD (Moving Average Convergence Divergence)* – индикатор, по которому определяется дивергенция.



Рис. 2.12. Пример индикатора MACD

2.3. Фундаментальные индикаторы

Фундаментальный анализ, как правило, проводится «снизу-вверх», оценивает стоимость фирмы на основе балансовой стоимости и прогнозируемых будущих доходов [91].

Инвестиционные решения, основанные на фундаментальном анализе, зависят от фирмы, внутренней стоимости по отношению к рыночной цене.

Курсовой рост акций задается не только инвесторами, главная и последняя инстанция – сама компания и ее средства. Так напрямую связываются результаты бизнеса и стоимость его акций, и это же позволяет одним инвесторам не зависеть от действий других.

Действия компании на рынке собственных акций могут существенно улучшить результаты основной деятельности самой компании и доходы ее акционеров.

Финансовые мультипликаторы – это производные финансовые показатели, с помощью которых можно охарактеризовать инвестиционную привлекательность компании.

Оценка мультипликаторов представляет собой стоимостной подход к процессу инвестирования в ценные бумаги.

На практике в различных оценочных целях используются различные мультипликаторы, которые основаны на соотношении рыночной капитализации компании P или стоимости компании EV к различным финансовым показателям деятельности компании или к балансовой стоимости компании BV .

Рассмотрим основные мультипликаторы, особенности их применения, достоинства и недостатки.

Рыночная капитализация компании P (Price, M или, Market Capitalization, MC) – рыночная стоимость компании, которая определяется рыночной стоимостью выпущенных ею акций и оценивается как:

$$P = \text{Средневзвешенное количество акций, находящихся в обращении} * \text{Рыночная цена акции на конец периода}$$

Такой же подход используется для оценки рыночной капитализации различных рыночных субъектов, включая даже рынки. Как правило, выделяют следующие типы категорий рыночной капитализации компаний:

- микро-компании, Micro Cap – с рыночной капитализацией менее 300 миллионов долл.;
- малые компании, Small Cap – с рыночной капитализацией от 300 млн до 2 миллиардов долл.;
- средние компании, Mid Cap – с рыночной капитализацией в размере 2–10 миллиардов долл.;
- большие компании, Large Cap – с рыночной капитализацией 10–50 миллиардов долл.;
- мега компании, Mega Cap – с рыночной капитализацией в 50 миллиардов долларов и больше.

Следует отметить, что основным недостатком показателя рыночной капитализации является невозможность показать долги компании.

Стоимость компании EV (Enterprise value) показывает совокупный доход инвесторов (как акционеров, так и кредиторов) с учётом всех источников финансирования: долговых обязательств, привилегированных акций, доли меньшинства и обыкновенных акций компании. Синонимы *EV*: *Total enterprise value TEV*, *Firm value FV*, *Market Value of Invested Capital MVIC* - рыночная стоимость инвестированного капитала или стоимость инвестированного капитала, стоимость бизнеса.

Показатель *EV* оценивается как:

$$EV = \text{Рыночная капитализация компании} + \\ \text{Рыночная стоимость долгосрочного долга} - \text{Ликвидные} \\ \text{денежные средства на балансе} = \text{Рыночная капитализация} \\ \text{компании} + \text{Чистый долгосрочный долг}$$

Ликвидные денежные средства (*Cash and cash equivalents, Cash*) вычитаются для снижения общего долга и учитывают средства в кассе, счета в банках, котируемые ценные бумаги, выпущенные опционы на покупку, привилегированные акции, конвертируемые облигации, стоимость инвестиций в ассоциированные компании и т. п.

В сумме стоимости долгосрочного долга (*Debt, D*) учитывается и та часть долга, которая погашается в текущем году, а также отсроченные налоги, лизинговые платежи, размер недофинансирования различных фондов, обязательства перед миноритарными акционерами, капитал привилегированных акционеров. При этом

не учитывается торговая кредиторская задолженность. Чистый долгосрочный долг (*Net Debt, ND*), определяется как:

$$\text{Чистый долгосрочный долг} = \text{Рыночная стоимость долгосрочного долга} - \text{Ликвидные денежные средства на балансе}$$

Чистый долгосрочный долг учитывается по своей рыночной стоимости и может быть отрицательным, если у компании имеется низкий долгосрочный долг и большие избыточные денежные средства.

Показатель *EV*, по сути, отражает стоимость основных средств, и, используя его, можно получить оценку рыночной капитализации компании *MC*:

$$MC = EV - ND = EV + \text{Cash} - D$$

В данном случае рыночная капитализация компании или стоимость ее акций определяется как сумма стоимости компании и ликвидных денежных средств за вычетом ее долгосрочных долговых обязательств.

Балансовая стоимость компании BV (Book value) – представляет собой общую сметную стоимость компании, которая будет получена ее акционерами, если в данный момент времени она будет продана или ликвидирована. Синонимы: нетто-стоимость компании *Carrying value*, стоимость чистых активов. Балансовая стоимость отражает собственный капитал компании, а в корпорации – акционерный капитал, т.е. показывает источники собственных средств, за счет которых финансируются активы. Таким образом, *BV* – это совокупные активы компании за вычетом нематериальных активов (включая гудвилл) и обязательств (включая привилегированные акции, долговые обязательства, кредиторскую задолженность) согласно балансу компании, т.е. исторической стоимости.

Как правило, балансовая стоимость компании практически всегда отличается от её рыночной стоимости, факт занижения или завышения которой можно оценить путем сравнения с её балансовой стоимостью. Чистая балансовая стоимость или остаточная стоимость оценивается как разница между балансовой стоимостью и накопленной амортизацией и износом. Балансовая сто-

имость акций является одним из показателей для сравнения компаний между собой и сравнения с рыночной стоимостью. Балансовая стоимость акции (*B, book value*) определяется по данным бухгалтерского баланса как:

$$B = \frac{\text{стоимость собственных источников имущества компании} / \text{количество акций эмитента} = (\text{стоимость чистых активов} - \text{стоимость привилегированных акций}) / \text{количество обыкновенных акций}}{}$$

Особенности оценки и использования показателя *BV*:

- возможны искажения показателя из-за субъективности оценки нематериальных активов, последующих переоценок, высокого уровня долга, внереализационных показателей и пр.;
- показатель может принимать отрицательные значения при высоком уровне долга, что делает его бессмысленным для практического использования в качестве оценочного показателя;
- показатель не имеет никакой прогнозной информации;
- оценки *BV* компаний с невысокими темпами роста являются более точными, чем для компаний с высоким ростом.

Финансовые мультипликаторы – это производные финансовые показатели, с помощью которых можно охарактеризовать инвестиционную привлекательность компании. Оценка мультипликаторов представляет собой стоимостной подход к процессу инвестирования в ценные бумаги.

1. *Прибыль на акцию, EPS (earnings per share)* - отношение доходов, полученных компанией в течение периода и доступных к распределению между акционерами, к числу выпущенных акций.

Использование долговой нагрузки при прочих равных условиях приводит к тому, что рост прибыли корпорации до уплаты процентных платежей и налогов ведет к более сильному росту показателя прибыли на акцию.

Например, рост *EBIT* на 1% ведет к более сильному росту показателя *EPS*.

Показатель прибыли на акцию рассчитывается по формуле:

$$EPS = \frac{\text{Чистая прибыль}}{\text{Количество обыкновенных акций в обращении}}$$

2. *Сила финансового левериджа, DFL (degree of financial leverage)* – мера воздействия финансового левериджа на доходы акционеров корпорации. Рассматривается как степень процентного увеличения прибыли на акцию при данном процентном увеличении операционной прибыли корпорации.

Характеризует эффект финансового рычага. С его помощью можно оценить воздействие долговых обязательств компании на прибыль на акцию.

Этот показатель называют силой финансового левериджа и рассчитывают по следующей формуле:

$$DFL = \frac{\text{change in EPS}}{\text{change in EBIT}} = \frac{EBIT}{EBIT - \text{Interest}}$$

3. *Прибыль на акцию, EPOS (Earnings per ordinary share)*- один из наиболее важных показателей, влияющих на рыночную стоимость компании.

Показывает долю чистой прибыли (в денежных единицах), приходящуюся на одну обыкновенную акцию.

Рассчитывается по формуле:

$$EPOS = (\text{Чистая прибыль} - \text{Дивиденды по привилегированным акциям}) / \text{Число обыкновенных акций}$$

DY (Dividend Yield) – показатель, который позволяет сопоставить величину годового дивиденда со стоимостью акции:

$$DY = \frac{\text{Annual Dividend}}{\text{Share Price}}$$

Рыночные мультипликаторы на базе показателя капитализации компании. Среди данных мультипликаторов основными являются следующие: цена/прибыль *P/E*, рыночная/балансовая стоимость *P/B*, цена/объем продаж *P/S*. Кроме основных на практике используется и ряд дополнительных коэффициентов, которые также рассмотрены в данном разделе.

Коэффициент цена/прибыль P/E (Price/Earnings, P/E ratio, PE ratio, Price to Earnings ratio) показывает рыночную стоимость единицы прибыли компании и используется для сравнительной оценки ее инвестиционной привлекательности. Коэффициент отражает временной период, в течение которого акционеры согласны платить сложившуюся цену за одну единицу чистой при-

были компании (количество лет или количество годовых прибылей) и показывает, насколько быстро могут окупиться инвестиции в акции компании, при условии, что уровень прибыли постоянен и компания ее выплачивает акционерам в полном объеме. Определять данный коэффициент можно как относительно компании в целом (соотношение стоимости всей компании к ее чистой прибыли), так и в расчете на одну акцию (соотношение стоимости одной акции к прибыли, приходящейся на одну акцию). При этом используются следующие формулы:

$$P/E = \text{Рыночная капитализация компании} / \text{Прибыль после уплаты налогов и дивидендов по привилегированным акциям}$$

или

$$P/E = \text{Рыночная цена одной акции} / \text{Прибыль на одну акцию,}$$

где

- *прибыль после уплаты налогов и дивидендов по привилегированным акциям (Earnings after Taxes and Preference Dividends)* определяется как чистая прибыль минус дивиденды по привилегированным акциям;
- *рыночная цена одной акции (Market Value per Share, Market Price per Share)* – цена акции на фондовом рынке;
- *прибыль на одну акцию* – разводненная прибыль на акцию *EPOS*, если компания имеет сложную структуру капитала, или базовая прибыль на акцию *EPS (Earnings Per Share)*, если простая структура капитала и не сообщается разводненная прибыль.

Анализ показателя *P/E* проводится на основе следующего положения: чем выше его значение, тем меньше текущая доходность акций, а значит и их привлекательность для инвестора. Чем меньше значение коэффициента *P/E* для компании относительно аналогичных компаний, тем более дешевые ее акции. С другой стороны, анализировать данный показатель можно и с точки зрения доверия инвесторов в будущие доходы компании и их рыночного восприятия уровня риска. При этом, чем больше значение *P/E*, тем прогноз инвесторов в будущие доходы выше, и наоборот. Принято сравнивать *P/E* компаний между собой в рамках одной отрасли, поскольку разные отрасли имеют разные доходности и перспективы. Компании с убытками (отрицательной прибылью) не оцениваются коэффициентом *P/E*. Можно оценивать

коэффициент P/E для отдельных отраслей, фондовых рынков и пр. Средневзвешенные коэффициенты P/E в последние годы показывают большие колебания в рамках компании и отрасли. Необходимо учитывать, что высокое значение P/E может указывать, как на высокую капитализацию компании, так и на нежелательное падение чистой прибыли.

По среднеотраслевому значению показателя P/E можно определить переоцененность или недооцененность акций по прибыли. Чем меньше коэффициент по отношению к среднему, тем более недооцененной считается компания по сравнению с аналогами. Рекомендовано подбирать компании-аналоги таким образом, чтобы показатели рентабельности ROE и ROS были практически одинаковыми.

Среднее для отрасли значение P/E используется для оценки капитализация непубличной компании через умножение данного показателя на значение прибыли компании. Поэтому для непубличных компаний наиболее оптимальным является использование показателя P/S , а не P/E .

Коэффициент цена-прибыль P/E имеет ряд недостатков, таких как:

- его точность зависит от точности вычисления прибыли на акцию, которая является бухгалтерской величиной и подвержена влиянию неденежных статей или манипуляциям (например, за счет амортизации и износа);
- может иметь большую волатильность, обусловленную колебаниями показателей прибыли и среднесрочными экономическими циклами в экономике в целом;
- не может применяться для компаний, имеющих убытки, поскольку стоимость компании при этом будет отрицательной;
- имеет ограниченные объяснительные возможности и не представляет полную картину, поскольку не учитываются расходы и обязательства компании, а стоимость акции и чистая прибыль на акцию могут быть не скоррелированы между собой, поскольку изменение рыночной стоимости акции не зависит от деятельности предприятия;
- не учитывает будущее развитие компании.

При использовании данного мультипликатора рекомендуется проанализировать показатели прибыли компании и при необходимости внести корректировки, например, исключить влияние единовременных доходов и расходов, т.е. нормализовать ее. Кроме того, можно использовать среднегодовую величину прибыли, вычисленную за последние несколько лет. Учитывая то, что долгосрочная средняя сглаживает возможные краткосрочные колебания и влияние среднесрочных экономических циклов, предложено использование соотношения $P/E10$ (синонимы: циклически скорректированное соотношение цена-прибыль – *Cyclically Adjusted Price-Earnings ratios CAPE*, или соотношение PE Шиллера). Возможны варианты $P/E5$, $P/E15$ и пр. Данные соотношения учитывают инфляционную составляющую и рассчитываются следующим образом:

$$P/E10 = \text{Рыночная цена акции на конец года} / ((\text{EPS для каждого года за предыдущие 10 лет} * \text{Показатель инфляции}) / 10)$$

Показатель $P/E10$ является менее волатильным, чем традиционное соотношение P/E , кроме того, он имеет более высокую корреляцию с 10-летней доходностью инвестиций. При этом отмечаются следующие недостатки показателя $P/E10$: сложность расчетов, а также то, что долгосрочные средние работают лучше для рынков, чем для отдельных акций.

Таким образом, невзирая на то, что коэффициент P/E является основным среди рыночных мультипликаторов, его следует использовать с осторожностью, а принимаемые инвестиционные решения должны основываться в сочетании с другими дополнительными показателями.

Обратное значение данного коэффициента E/P характеризует доходность бизнеса, при условии учета инфляции, темпов роста и пр. Таким образом, обратное соотношение можно считать годовой процентной ставкой для инвестора в отношении его вложений в покупку акций (в виде чистой прибыли в процентах от цены акции). Поскольку данная ставка соответствует реальной котировке акции на фондовом рынке, то ее можно считать требуемой инвестором доходностью вложений. Таким образом, показатель E/P является ориентиром по доходности от вложений в акции

компании, а его сравнение с уровнем доходности других компаний, со средними оценками в отрасли и стране позволяет принимать соответствующие инвестиционные решения.

Показатель E/P отражает уровень реальной доходности компании, при условии нулевой инфляции, при допущении, что развитие компании нулевое (значения инфляции и темпов роста равны). Однако, в общем случае, с учетом темпов роста экономики и показателей инфляции, реальную доходность бизнеса можно выразить как:

$$E/P = R - G, \text{ а отсюда } R = E/P + G, \text{ при } G = i + a,$$

где G – темп роста прибыли бизнеса;

i – инфляция;

a – реальный рост прибыли в связи с развитием бизнеса (в среднем по экономике он равен реальному росту ВВП).

Если учитывать, что фактическое значение E/P компании, работающей в экономике с ненулевой инфляцией, уже включает i , то

$$E/P_{\text{факт.}} = (E/P + i).$$

При этом реальная доходность бизнеса (от владения акцией) будет определяться как:

$$R_{\text{реальн.}} = E/P_{\text{факт.}} - i + a,$$

а номинальная доходность бизнеса определяется как:

$$R_{\text{номин.}} = E/P_{\text{факт.}} + a.$$

Инвесторы и акционеры заинтересованы в эффективном управлении вложенными средствами, что непосредственно связано с повышением значения соотношения P/E . Поскольку в оценке коэффициента P/E соединены внутренний показатель с внешним показателем, то для повышения значения P/E можно непосредственно управлять только внутренним показателем. В общем случае, отношение стоимости к вложениям можно выразить как отношение рентабельности вложений собственников компании к требуемой доходности, т.е.

$$P/E = ROE / R.$$

Поскольку при этом управлять требуемой доходностью практически невозможно, то рассмотрим направления повышения рентабельности для максимизации отношения P/E . Рентабельность вложений акционеров определяется как:

$$ROE = \text{Чистая прибыль} / \text{Величина вложений акционеров, включая накопленный капитал}$$

После преобразований получим:

$$ROE = (\text{Чистая прибыль} / \text{Выручка}) * (\text{Выручка} / \text{Суммарные активы компании}) * (\text{Суммарные активы компании} / \text{Величина вложений акционеров, включая накопленный капитал}),$$

где

- соотношение *Чистая прибыль/Выручка* – рентабельность продаж по чистой прибыли, маржа продаж, которая показывает долю чистой прибыли в выручке, и чем она выше, тем выше рентабельность вложений акционеров ROE . Если чистую прибыль выразить как разницу между доходами и расходами, то рассматриваемое соотношение будет равно: $(1 - \text{Суммарные расходы}/\text{Выручка})$. Минимизация расходов также приводит к росту рентабельности;

- соотношение *Выручка/Суммарные активы компании* – коэффициент оборачиваемости активов, чем он выше, тем компания лучше управляет своими активами, а значит и выше значение ROE ;

- соотношение *Суммарные активы компании/Величина вложений акционеров, включая накопленный капитал* – коэффициент финансовой зависимости или мультипликатор собственного капитала, показывает степень финансовой зависимости от внешних источников финансирования, от кредитов. При умелом управлении кредитной политикой, кредиты приносят дополнительную прибыль акционерам.

Таким образом, эффективное управление рентабельностью продаж по чистой прибыли, оборачиваемостью активов и кредитной политикой, позволит повысить ROE и, соответственно, значение соотношения P/E .

Для коррекции недостатков показателя P/E используется коэффициент PEG , который позволяет сравнивать компании с различ-

ными темпами роста и в различных отраслях. Показатель *PEG* учитывает прогнозируемые темпы роста прибыли компании, что позволяет получить более точную оценку, чем по соотношению *P/E*.

Коэффициент PEG (Prospective Earnings Growth Ratio, PEG ratio) определяется как соотношение цены акции с прибылью на акцию и ожидаемой будущей прибылью компании, то есть по формуле:

$$PEG = P/E / (\text{прогнозируемый рост доходов}) = P/E / \text{темпы роста EPS},$$

где *прогнозируемый рост доходов* – темпы роста чистой прибыли или рост прибыли на акцию *EPS* за следующий год или несколько лет (как правило, применяются показатели на пятилетний период).

Анализ показателя *PEG* (как и *P/E*) проводится на основе следующего положения: чем ниже значение коэффициента, тем акции недооценены больше, и тем меньше плата за каждую единицу будущего роста доходов. При этом акции с высоким уровнем *P/E* и высоким прогнозируемым ростом доходов, могут быть привлекательны для инвестора, а акции с низким прогнозируемым ростом доходов являются не привлекательными. Значение *PEG* от 0 до 1 показывает, что компания недооценена и может быть получен более высокий доход от инвестирования.

Показатель *PEG* зависит от типа отрасли и компании, поэтому не существует единого эталона. Установлено, что показатель *PEG* наиболее подходит для оценки компаний с высоким ростом. Для сравнения компаний с различными темпами роста лучше подходит показатель *PEG*, поскольку *P/E* может быть завышен у компаний с более высокой скоростью роста. Согласно исследованиям П. Линча (1989г.), значение *P/E* любой компании, которая справедливо оценена (оценка рынком акций соответствует реальной), будет равно скорости роста, то есть $PEG = 1$.

Коэффициент *PEG* может быть отрицательным, если компания имеет убытки или прогнозируются отрицательные темпы роста в будущем. Причины отрицательного показателя могут учитываться как дополнительная информация для принятия дальнейших решений.

Коэффициент *PEG* имеет свои ограничения и недостатки, среди которых необходимо выделить следующие:

1) *PEG* является упрощенным коэффициентом, который предоставляет относительно грубую оценку и не указывает на перспективы развития компании, т.е. возможность банкротства и пр.;

2) скорость роста компании не учитывает общие темпы роста экономики, поэтому чтобы оценить конкурентоспособность акции для инвестиций необходимо сравнивать коэффициент *PEG* со средним значением по отрасли и по экономике в целом;

3) используются прогнозируемые доходы по росту акций, которые не всегда могут быть точными, поскольку в краткосрочном периоде рынок может быть не рациональным и неэффективным (рекомендуется использовать показатель прогноза на пятилетний период); неточными могут быть значения в оценке циклических акций, поскольку прибыль и цены на акции циклических компаний могут быть очень неустойчивыми;

4) при анализе показателя *PEG* следует учитывать, что

- если темпы роста компании гораздо выше темпов роста экономики, то деятельность компании может быть неустойчивой и зависимой от возникающих проблем;

- если на протяжении многих лет у компании имеется высокий устойчивый темп роста, который не подвержен колебаниям, аналогичным колебаниям всей экономики, то в данном случае возможно наличие фиктивных данных;

- если выплачиваются высокие дивиденды, то значение *PEG* может иметь большую погрешность (лучше использовать показатель *PEG* для акций с низкими дивидендами или без дивидендов);

5) имеются ограничения в оценке компании с низкими темпами роста, к которым, как правило, относятся возрастные компании с хорошими доходами;

6) волатильность рискованных акций, которые из-за низкой цены имеют низкие значения коэффициента цена/прибыль, не учитывается в расчетах показателя *PEG*.

Показатель *PEG*, несмотря на ряд существующих недостатков и особенностей применения, предоставляет быструю экспресс-оценку для определения потенциально недооцененных или переоцененных акций, которые требуют дальнейшего анализа для

принятия окончательного решения. Поэтому коэффициент *PEG* является достаточно полезным при его использовании с другими показателями.

Аналитики рекомендуют при выборе объекта инвестирования использовать коэффициент *P/E* совместно с показателем *PEG* и некоторыми дополнительными показателями, например, показателем долга компании, соотношением оборотных активов и текущих обязательств и пр.

Коэффициент цена /денежная прибыль P/CE (Price per share/ Cash earnings, *P/CE*) учитывает в денежной прибыли величину амортизации в отличие от чистой прибыли. Существуют различия в учете амортизации между международными стандартами бухучета и GAAP, а также различия в стандартах учета различных стран. Добавление амортизации к чистой прибыли снимает одно из самых больших бухгалтерских искажений финансового результата сравниваемых компаний. Необходимо, правда, отметить, что денежная прибыль – это искусственно сконструированный финансовый показатель, не имеющий под собой концептуальной основы. Это не бухгалтерский, но и не финансовый показатель, который измерял бы денежный доход акционеров (чему служит такой показатель, как чистый денежный поток), однако многие аналитики используют его как некий измеритель прибыли.

Коэффициент «стоимость бизнеса/денежная прибыль» (*P/CE*) рассчитывается по формуле:

$$P/CE = Price / Cash\ earnings$$

где *Price* – рыночная капитализация компании;

Мультипликатор цена/балансовая стоимость компании P/B или *P/BV* (*price-to-book value, price per share/book value*, синоним – *Цена/Стоимость чистых активов P/BVE, Price/Book value of equity*) – показывает, сколько инвестор платит за балансовую стоимость активов компании, т.е. сколько стоит один рубль чистых активов компании. Данный коэффициент используется инвесторами для выявления недооцененных или переоцененных компаний, но не предоставляет никакой информации о способности получать прибыль. Расчет проводится либо как отношению

текущей рыночной капитализации компании (P) к её текущей балансовой стоимости (BV), либо как отношение рыночная стоимость акции (P) к балансовой стоимости на акцию (B).

Таким образом, коэффициент рассчитывается как:

$$P/BV = \text{Рыночная капитализация компании} / \text{Балансовая стоимость компании},$$

либо

$$P/B = \text{Текущая рыночная цена акции} / \text{Балансовая стоимость одной акции}$$

При анализе показателя P/B считается, что чем ниже его значение, тем лучше, но это не всегда так, поскольку низкое его значение может объясняться слабой эффективностью деятельности компании. Некорректно также утверждение о том, что если значение P/B больше среднеотраслевого, то компания переоценена. Значение коэффициента P/B во многом зависит от отрасли и ряда таких показателей компании, как рентабельность собственного капитала ROE , темпов роста компании, финансовой устойчивости и пр. Поэтому рекомендуется по показателю P/B проводить сравнение акций различных эмитентов только в рамках одной отрасли. Средние значения P/B существенно различаются между компаниями различных отраслей. Средний коэффициент P/B для банковской отрасли значительно ниже, чем в целом на рынке (P/B среднее равно примерно 2,58).

Повышение эффективности использования собственных средств компании влияет на ускоренный рост ставки по капиталу ее акционеров, в сравнении с требуемой ставкой доходности на рынке, то есть происходит отрыв ставки, под которую работают средства акционеров в компании, от требуемых ставок, что повышает значение коэффициента P/BV . Если учесть, что соотношение E/BV – это рентабельность собственного капитала ROE , а отношение чистой прибыли к стоимости компании E/P представляет собой ставку доходности r , которую будет получать инвестор в виде чистой прибыли, то коэффициент P/B отражает эффективность работы средств акционеров в сравнении с рыночной доходностью. При этом P/B можно рассматривать как соотношение рентабельности собственного капитала к требуемой доходности на рынке:

$$P/B = ROE/r,$$

где ROE – рентабельность собственного капитала, то есть ставка, под которую в компании работают средства акционеров, r – требуемая рыночная доходность от вложений в тот или иной бизнес (рыночная ставка в процентах годовых).

Для компаний со стабильно высоким уровнем ROE (выше r) и высоким темпом роста коэффициент P/B будет выше среднеотраслевого. При этом, низкое значение P/B (меньше 1) может указывать на то, что акции компании торгуются ниже их балансовой стоимости и, следовательно, недооценены, так и то, что компания имеет низкую эффективность деятельности. Поэтому инвесторам для принятия решений по показателю P/B необходимо оценить рентабельность ROE и темп роста компании.

При оценке мультипликатора P/B используется бухгалтерский показатель балансовой стоимости активов, который зависит от принятых на предприятии методик бухгалтерского учета и приводит к тому, что бухгалтерская стоимость одних и тех же активов у разных компаний может существенно различаться. Кроме того, разные методы учета, например USGAAP, МСФО, РСБУ, показывают различные значения активов, что делает практически невозможным их сравнение. По этим же причинам, оценка показателя P/B может иметь существенную погрешность для компаний, характеризующихся большой долей нематериальных активов, например, для компаний сферы услуг, консалтинговых и пр. Погрешность оценки P/B значительно снижается для капиталоемких или финансовых компаний, у которых данный показатель чаще всего будет гораздо ниже, чем, для торговых компаний, сферы услуг, консалтинговых фирм.

Невзирая на возможную погрешность в оценке, данный коэффициент является достаточно простым практическим инструментом для выявления недооцененных или переоцененных компаний. Существенным преимуществом мультипликатора P/B является то, что показатель стоимости активов более стабилен, чем показатель прибыли или денежного потока.

*Коэффициент цена/объем продаж, P/S (Price to Sales ratio, P/S ratio, PS ratio, вместо *Sales* может использоваться *Revenues*)* показывает, сколько годовых выручек стоит компания, что характеризует востребованность бизнеса и его возможную прибыль.

Оценка показателя P/S не зависит от прибыли и имеет более широкое практическое применение как для анализа стоимости компаний, так и для сравнительной оценки их инвестиционной привлекательности. Коэффициент P/S рассчитывается по формуле:

$P/S = \text{Рыночная капитализация компании} / \text{Валовая выручка},$

$P/S = \text{Цена за акцию} / \text{Доход на одну акцию},$

$$P/Sales = \frac{\text{Market Share per Share}}{\text{Sales per Share}}$$

где

- *Валовая выручка (Sales)* – показатель выручки компании, как правило, за период 12 месяцев;
- *Цена за акцию (Price per Share)* доступна из данных фондового рынка;
- *Доход на одну акцию (Revenue per Share)* рассчитывается путем деления выручки компании на общее количество акций.

Анализ значений коэффициента P/S проводится следующим образом: низкое соотношение P/S , как правило, считается лучшим для инвестиций, потому что инвесторы должны платить меньше денег за каждую единицу продаж. Поэтому недооцененность компании характеризуется невысоким значением, а переоцененность – высоким. Следует помнить, что данный коэффициент не учитывает уровень эффективности работы компании, за счет чего при одинаковых продажах может быть разная прибыльность, а, значит, и стоимость компании. Поэтому, для компаний с низким значением P/S можно дополнительно проанализировать значение маржи чистой прибыли, и, если этот показатель не ниже среднеотраслевого, то данные компании можно считать недооцененными рынком. Сравнение компаний по данному показателю проводится с учетом отрасли и, при анализе показателя, следует помнить, что он не учитывает расходы и обязательства компании.

Особенности и преимущества использования коэффициента P/S состоят в следующем:

- доступность и прозрачность информации, простота расчета и прозрачность оценивания;
- качество оценки выше, поскольку показатель выручки по сравнению с прибылью менее подвержен искажениям, а его волатильность ниже;

- возможна оценка коэффициента P/S даже для компаний с убытками по прибыли (его значение всегда положительно), и только для компаний, находящихся на начальной стадии развития, данный коэффициент не может оцениваться;

- качество оценки не снижается для компаний с большой долей нематериальных активов, например, для компаний сферы услуг, консалтинговых и пр.

- используется для оценки стоимости непубличной компании методом умножения среднего для отрасли или сектора значения коэффициента P/S на годовую выручку этой компании.

Следует отметить, что в коэффициенте P/S числитель характеризует собственный капитал, а знаменатель – доход на собственный и заемный капитал, поэтому более корректно использовать соотношение $MVIC/S$ или EV/S , что будет отражать стоимость инвестированного капитала.

Для компаний с убытками по чистой прибыли, можно, используя соотношение P/S определить, какой должна быть прибыль от имеющейся выручки. Для этого преобразуем соотношение P/S к следующему виду:

$$P/S = (P * E) / (S * E) = (E/S) / (E/P) = ROS/R, \text{ где}$$

ROS – рентабельность продаж по чистой прибыли,

R – требуемая доходность, обратное значение коэффициента P/E .

Таким образом, коэффициент P/S показывает соотношение рентабельности продаж по чистой прибыли и требуемой доходности. Прогнозируя ROS на основании анализа эмитента и зная требуемую доходность, получаем прогнозное значение P/S . Умножив его на прогноз выручки компании, получаем стоимость компании в будущем.

Мультипликаторы «Цена/Денежный поток» включают показатель капитализации компании и любой из показателей, характеризующих денежный поток. В данном мультипликаторе наиболее часто используются следующие показатели денежного потока:

чистый денежный поток от операционной деятельности» (*Price / Free operating cash flow, P/FOCF*)

чистый денежный поток компании» (*Price/Free Cash Flow to the Firm, P/FCFF*)

Чистый денежный поток акционеров» (*Price/Free Cash Flow to Equity, P/FCFE*)

Коэффициент цена/денежный поток от основной (операционной) деятельности, *P/CF* (*Price per share/ Cash Flow, Price to Cash Flow ratio, Price / Free operating cash flow, P/FOCF* – капитализация/денежный поток от операционной деятельности) определяется как отношение капитализации компании к ее денежному потоку от основной деятельности и показывает, сколько инвестор готов заплатить за денежный поток. Данный мультипликатор применяется для определения уровня переоценки или недооценки акций компании относительно денежного потока. Низкий показатель *P/CF* может означать, что у компании остается много свободных денежных средств, например, на свое развитие, на выплату дивидендов или выкуп акций, а это может привести к росту доходов акционеров. Высокое значение коэффициента указывает на дефицит финансового потока из-за ухудшения текущей операционной деятельности или слишком большой инвестиционной программы.

Чистый денежный поток от операционной деятельности представляет собой прибыль до процентов и налогов (*EBIT*), увеличенную на сумму амортизации и увеличенную на прирост собственного оборотного капитала.

Достоинство этого мультипликатора заключается в том, что он учитывает влияние изменений в оборотном капитале. Быстрый рост компании, сокращение оборачиваемости запасов, предоставление покупателям товарного кредита вызывают уменьшение денежного потока от операционной деятельности. Мультипликатор *P/FOCF* сглаживает различия в потребностях в финансировании оборотного капитала и в эффективности управления им у различных компаний.

Базой расчета мультипликатора *Цена/Денежный поток* может быть любой показатель прибыли, увеличенный на сумму начисленной амортизации.

В группу мультипликаторов *Цена/Денежный поток* входят следующие:

Цена/Чистый денежный поток от операционной деятельности (*Price / Free operating cash flow, P/FOCF*)

Чистый денежный поток от операционной деятельности представляет собой прибыль до процентов и налогов (*EBIT*), увеличенную на сумму амортизации и увеличенную на прирост собственного оборотного капитала.

Достоинство этого мультипликатора заключается в том, что он учитывает влияние изменений в оборотном капитале. Быстрый рост компании, сокращение оборачиваемости запасов, предоставление покупателям товарного кредита вызывают уменьшение денежного потока от операционной деятельности. Мультипликатор *P/FOCF* сглаживает различия в потребностях в финансировании оборотного капитала и в эффективности управления им у различных компаний.

Мультипликатор P/Tangible Book представляет собой отношение стоимости акции к балансовой стоимости материальных активов компании в расчете на одну акцию.

$$P/Tangible\ Book = \frac{Share\ Price}{Tangible\ Book\ Value\ per\ Share}$$

Мультипликатор Цена/Дивиденды, P/DIV (Price/Dividends) – применим к оценке акций крупных стабильных компаний, которые регулярно выплачивают дивиденды.

P/DIV может рассчитываться как на базе фактически выплаченных дивидендов, так и на основе потенциальных дивидендных выплат.

P/DIV уместнее использовать при оценке миноритарных пакетов акций, когда их владелец не может влиять на принятую в компании дивидендную политику

Коэффициент выплаты дивидендов. Коэффициент выплаты дивидендов дает представление о том, сколько денег компания возвращает акционерам, в зависимости от того, сколько она направляет на реинвестирование в рост, погашение долга или добавление в резервы наличных денег (нераспределенная прибыль).

В качестве альтернативы, коэффициент выплаты дивидендов также можно рассчитать, как $1 - \text{коэффициент удержания}$.

Коэффициент выплаты дивидендов может быть рассчитан как годовой дивиденд на акцию, деленный на прибыль на акцию, или, соответственно, дивиденды, деленные на чистую прибыль (как показано ниже):

Дивиденд на акцию (dividend per share – *DPS*) – отношение объявленных дивидендов (*Div*) к общему или среднему количеству обыкновенных акций в обращении. При сравнении различных временных периодов дивиденд на акцию показывает увеличение доходов, получаемых акционерами.

Коэффициент полной доходности акции (earnings yield – *EY*) – отношение прибыли на акцию к ее рыночной стоимости. Как и *EPS*, коэффициент *EY* характеризует потенциальную доходность акции.

Коэффициент дивидендной доходности акции (dividend yield – *DY*) – отношение дивиденда на акцию к ее рыночной стоимости.

DY = дивидендная доходность акции = годовой денежный дивиденд компании на акцию / текущую цену акций Last Price

DY является относительным измерителем дивидендной доходности владельцев акций. Это отношение необходимо рассчитывать на основе общего дивиденда, т.е. прибавляя обратно к чистому дивиденду налоговые льготы.

DY важный показатель для анализа существующих и потенциальных капиталовложений.

Часто *DY* используется для сравнения непосредственной денежной прибыли, получаемой инвестором от акции, с прибылью от капиталовложений с фиксированным процентом. Это сравнение не учитывает никакого ожидаемого удорожания капитала или обесценивания акции.

Как правило, акции с низким коэффициентом дивиденда имеют большой прогнозируемый рост капитала, в то время как акции с высоким коэффициентом имеют относительно низкий прогнозируемый рост.

Покрытие дивиденда. Этот коэффициент показывает, сколько раз дивиденд покрывается прибылью компании.

*Покрытие дивиденда = (EPS/ Дивиденд на акцию)*100*

Покрытие дивиденда является показателем уязвимости дивиденда.

Высокое покрытие дивиденда обычно свидетельствует о том, что прибыль должна значительно упасть до возможного уменьшения дивиденда.

При низком покрытии дивиденда нет возможности для увеличения или сохранения дивиденда, даже при незначительном уменьшении прибыли.

При высоком покрытии дивиденда проводится политика удержания значительной части прибыли от распределения.

Рынок стремится к хорошему покрытию дивиденда, чтобы гарантировать стабильность дивидендов.

Это важная характеристика при котировке акции.

Хорошим покрытием дивиденда может считаться отношение 2:1, но, как и для всех практических методов, это зависит от обстоятельств в каждом случае и особенно от уровня риска в этой отрасли и места в ней конкретной фирмы.

Инвесторы используют оценочные коэффициенты для сравнения компаний. Ниже приведены некоторые финансовые коэффициенты с использованием стоимости компании:

EV/Sales – показатель, который сравнивает стоимость предприятия с его годовой выручкой.

EV/EBITDA – показатель, который сравнивает стоимость предприятия с его *EBITDA*.

EV/EBIT – показатель, который сравнивает стоимость предприятия с его *EBIT*.

EV/Net Income – показатель, который сравнивает стоимость предприятия с его чистой прибылью.

EV/EBITDA – показатель представляет собой отношение стоимости компании к прибыли до вычета процентов, налогов и амортизации основных средств и нематериальных активов.

В качестве стоимости компании берется не рыночная капитализация, а рыночная цена компании.

С помощью данного мультипликатора можно сравнивать компании с разными системами учета и налогообложения.

$$EV/EBITDA = \frac{\text{Enterprise Value}}{EBITDA}$$

EV/EBIT – показатель позволяет сравнить рыночную цену компании с прибылью до вычета процентов и налогов.

$$EV/EBITDA = \frac{\text{Enterprise Value}}{EBIT}$$

Таблица 2.3

Пример сравнительного анализа мультипликаторов акций компаний *Advanced Micro Devices* и *Texas Instruments Inc.* по данным за 2019 год

Мультипликатор	Показатели по акциям		Сравнительный анализ и рекомендация
	Акция компании AMD	Акция компании TXN	
1	2	3	4
<i>P/E</i>	338,44	20,4	Показатель <i>P/E</i> для AMD очень большой, что свидетельствует о сильной переоцененности компании. У TXN значительно ниже, но тоже достаточно большой. Это говорит о том, что инвесторы прогнозируют рост доходности обеих компаний, но более значительный для AMD
<i>P/Book</i>	16,27	9,93	Значение <i>P/Book</i> для обеих компаний больше 1, что свидетельствует об отсутствии недооцененности их акций и проблем с управлением компаниями. У TXN показатель меньше, что считается предпочтительным
<i>P/Sales</i>	1,84	6,92	У компании AMD <i>P/S</i> ниже, чем у TXN, что говорит о недооцененности AMD и подразумевает большую привлекательность для инвесторов, однако показатель учитывает валовую выручку, а не чистую прибыль, поэтому не может не соотноситься с предыдущими

Продолжение таблицы 2.3

1	2	3	4
<i>P/Cash Flow</i>	143,92	19,3	Очень высокое значение <i>P/Cash Flow</i> у AMD свидетельствует о дефиците финансового потока в компании и её очень сильной переоцененности. У TXN показатель также достаточно высокий, но в разы меньше
<i>P/Free Cash Flow</i>	-220,91	22,17	Для TXN показатель немного превышает 20, что говорит о небольшом дефиците финансового потока. У AMD мультипликатор имеет очень большое отрицательное значение, что может означать как серьёзные проблемы в компании, так и большие капиталовложения, которые могут окупиться в будущем
<i>PEG</i>	-3,04	0,45	<i>PEG</i> TXN находится между 0 и 1, что говорит о сильной недооцененности компании. Для AMD показатель отрицательный, что при учете очень большого положительного P/E говорит об ожидаемом обвале доходов компании
<i>DFL, ед.</i>	0,02	1,17	Изменение <i>EBIT</i> вызывает более сильное изменение EPS для TXN, что означает более сильную волатильность акций компании, а значит и больший риск и ожидаемую доходность
<i>P / Tangible Book</i>	30,87	20,87	Более высокий уровень показателя у AMD может означать более высокую вероятность снижения цены акций.
<i>DY</i>	0	2,04	По этому показателю TXN также предпочтительнее, так как значение 0 у AMD подразумевает нулевые дивидендную доходность акций

Окончание таблицы 2.3

1	2	3	4
EPS с отчетности	0,03	5,12	Не имеет смысла сравнивать чистый EPS, так как показатель зависит от числа акций, которое каждая компания определяет самостоятельно
Доходность по обыкновенным акциям	8,37	35,07	Доходность обеих компаний достаточно высокая, однако у TXN в разы выше
Стоимость предприятия= <i>Enterprise Value</i>	10150,76	102289,1	Последние два показателя имеет смысл рассматривать совместно. Для TXN рыночная капитализация превышает стоимость предприятия, что говорит о низком долгосрочном долге и избытке денежных средств. В то же время, у AMD рыночная капитализация меньше EV, что означает существование не слишком больших, но все-таки долгов компании
Рыночная капитализация	9940,76	102681,2304	

Компания Texas Instruments Inc. практически по всем показателям превосходит Advanced Micro Devices, что делает её значительно более привлекательной для инвестиций.

ГЛАВА 3. МНОГОМЕРНЫЙ АНАЛИЗ ДИНАМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ И ВЫБОР ОПТИМАЛЬНЫХ ОЦЕНОК

В данной главе монографии представлены результаты исследования динамических показателей временных рядов котировок акций и возможных направлений их практического применения. Полученные данные помогут в дальнейшем выбрать дополнительные факторы для построения многофакторных моделей оценки, анализа, мониторинга и принятия решений, для построения различных комплексных и гибридных оценочных метрик и подходов к прогнозированию, оптимизации (оценки риска, прогнозных показателей и пр.).

3.1. Классификационный анализ динамических характеристик курсовой стоимости акций

Учет различных динамических характеристик временных рядов котировок акций на фондовой бирже может повысить качество инвестиционных решений, качество управления источниками инвестиционной деятельности и пр. Поэтому проведем анализ динамических характеристик котировок акций, выделим ключевые показатели и оценим их влияние на доходность акций и риск.

При проведении исследований учитываем, что динамические характеристики котировок акций на фондовой бирже зависят от отраслевой принадлежности компаний, поэтому для исследований выберем акции компаний одной отраслевой принадлежности, в данном случае – акции ведущих IT компаний по годам за период 2015–2017 гг. [55].

Основные показатели, которые были отобраны для анализа динамических характеристик котировок акций IT компаний:

- 1) амплитуда (размах) колебаний котировок;
- 2) значение 1% прироста котировок определяется отношением абсолютного прироста к темпу прироста;
- 3) среднее квадратическое отклонение котировок;

4) линейный коэффициент вариации показывает долю усредненного значения абсолютного отклонения котировок акций от средней величины;

5) колеблемость по абсолютной величине показывает обобщенную характеристику степени колеблемости значений котировок в течение года;

6) коэффициент вариации, коэффициент колеблемости предоставляет информацию об однородности совокупности показателей и определяется как отношение среднего квадратического отклонения к среднему уровню временного ряда за весь период;

7) коэффициент устойчивости показывает обеспечение устойчивости уровней ряда относительно тренда (определяется в % как $100 - \text{коэффициент колеблемости}$). Чем ближе к 0, тем менее устойчивый процесс изменений котировок акций;

8) индекс устойчивости определяется как отношение средних уровней котировок акций за периоды роста к средним уровням за периоды снижения (чем ближе значение индекса к единице, тем выше устойчивость);

9) коэффициент осцилляции показывает относительную колеблемость крайних значений котировок акций вокруг среднего их значения;

10) коэффициент Спирмена показывает устойчивость тенденции изменений котировок акций как временного ряда;

11) кумулятивный индекс стабильности временного ряда котировок акций показывает стабильность котировок;

12) индекс относительной силы, Relative Strength Index RSI, измеряет скорость и величину движения направленной цены и отображает данные, колеблясь между 0 и 100

13) показатель Херста (Hurst) определяет случайность характера изменений котировок акций.

Классификационный анализ динамических характеристик курсов акций проведем с помощью факторного и кластерного методов. Факторный анализ используется для классификации динамических показателей и для определения комплексных факторов, характеризующих динамику курсовой стоимости акций. Кластерный анализ используется для классификации компаний и анализа

динамических показателей, которые являются критериями кластеризации.

С помощью факторного анализа выявляем скрытые закономерности показателей структуры, определяем обобщенные факторы и, по факторным нагрузкам, выявляем показатели, наиболее тесно связанные с основными факторами.

В исследовании использовался следующий алгоритм классификационного анализа:

1. По матрице взаимной корреляции исходных динамических показателей были выделены показатели, которые имели высокий коэффициент корреляции (0,9 и выше): из этих групп выбирался один значимый показатель, а остальные не учитывались в дальнейшем. Из взаимно коррелируемых показателей отбрасывались второстепенные и производные показатели. Если при повторном факторном анализе, какие-то из оставшихся показателей являлись не значимыми, то пересматривался первый этап отбора показателей и так до тех пор, пока были выбраны все значимые показатели без значительной величины взаимной корреляции. При этом проверялся и показатель значимости корреляции – он должен быть значим.

2. На базе оставшихся динамических показателей проводились факторный и кластерный (к-средних) анализ с помощью программы СПСС. В факторном анализе использовался метод главных компонент. Выделялись комплексные факторы согласно графику «каменной осыпи». В нашем исследовании было выделено 4 комплексных фактора. Полученные значения меры выборочной адекватности Кайзера-Мейера-Олкина (КМО) и критерий сферичности Бартлетта показали, что имеющиеся данные пригодны для факторного анализа. Для максимизации дисперсии (изменчивости) «новой» переменной (фактора) и минимизации разброса вокруг нее использовалось вращение по методу варимакс. По матрице вращения оценивались нагрузки, которые показывают, какие переменные больше всего нагружают фактор. Нагрузки показывают степень взаимосвязи соответствующих переменных и факторов и интерпретируются по абсолютной величине: чем больше нагрузка, тем больше переменная коррелирует с фактором, тем больше эта переменная обусловлена этим фактором.

3. Поскольку качество работы итерационного алгоритма кластеризации зависит от начальной расстановки центров кластеров, то выполнялась кластеризация объектов несколько раз при разных начальных центрах кластеров и разных количествах формирующихся кластеров. По результатам этих нескольких кластеризаций был выбран тот вариант распределения объектов по кластерам, при котором показатель качества имеет наилучшее значение. Был выбран лучший вариант кластеризации: в нашем исследовании – деление на 8 классов.

4. По результатам факторного анализа были определены ключевые показатели, характеризующие комплексные факторы и по определенным 4-м показателям вновь проведен факторный и кластерный анализы. Если результаты, полученные на третьем этапе, совпадали с результатами второго этапа: выделялись четыре фактора и результаты кластеризации совпадали, то можно сделать вывод о том, что установлены ключевые показатели, характеризующие динамические свойства котировок акций компаний данной отрасли. Если результаты не совпадали, то производится замена показателей и дальнейшее проведение анализа.

В дальнейшем проводилось исследование для оценки зависимости доходности акций от динамических показателей их котировок на фондовом рынке. С этой целью выполнялось рейтингование компаний по ключевым динамическим характеристикам котировок акций и по показателям доходности и риска.

Практические результаты классификационного анализа динамических характеристик курсовой стоимости акций ИТ компаний. Практическая апробация проведена на примере анализа динамических характеристик курсовой стоимости акций пятидесяти семи ведущих ИТ компаний за период 2015–2017 гг. Данные по курсам акций взяты с фондовых бирж. Предпочтение отдавалось наибольшим биржам, на которых котировались акции данных компаний.

Факторный анализ определил следующие факторы:

- F1 – фактор колебаний котировок, характеризующийся средним квадратическим отклонением (0,97), который объясняет 36% общей дисперсии.

- F2 – фактор стабильности котировок, характеризуется кумулятивным индексом стабильности котировок акций (0,98), который объясняет 29,1% общей дисперсии.

- F3 – фактор устойчивости, характеризующийся коэффициентом устойчивости (-0,97), который объясняет 18,13% общей дисперсии.

- F4 – показатель Херста (0,913), который объясняет 11,57% общей дисперсии.

Факторные нагрузки примерно одинаковые.

На последнем этапе классификационного анализа получаем те же 4 фактора (табл. 3.1).

Таблица 3.1

*Повернутая матрица компонент факторного анализа
по четырем факторам по данным за 2017 год*

Показатели	Компонент			
	Фактор 1	Фактор 2	Фактор 3	Фактор 4
Среднее квадратическое отклонение	,012	,026	,999	,035
Коэффициент устойчивости	-,154	,170	,037	,973
Кумулятивный индекс стабильности	,986	-,077	,013	-,148
Показатель Херста	-,078	,983	,027	,165

Таким образом, массив ключевых показателей динамических характеристик котировок акций IT компаний включает четыре основных показателя.

На заключительном этапе был построен рейтинг компаний по ключевым динамическим характеристикам котировок акций и по доходности акций. Взаимосвязь между показателями рейтинга оценивалась по ранговому коэффициенту корреляции Спирмена [53; 57; 86].

Таблица 3.2

Коэффициенты корреляции рейтинговых показателей по данным за 2017 год

	Среднее квадратическое отклонение котировок	Коэффициент устойчивости котировок	Коэффициент стабильного роста котировок	Показатель Херста	Общий рейтинг по динамическим показателям
Доходность акций	-0,1398	-0,7644	0,5824	-0,2582	-0,2965
Риск доходности	0,0037	0,3492	0,5232	0,2796	0,5908
Общий рейтинг по доходности акций					0,2086

Таким образом, можно сделать вывод, что динамические показатели котировок акций слабо влияют на доходность акций. Однако можно выделить взаимосвязь на уровне выше среднего у следующих показателей:

- коэффициент устойчивости котировок имеет обратную взаимосвязь с доходностью акций,
- кумулятивный индекс стабильности котировок акций имеет прямую взаимосвязь с доходностью акций.

Показатели взаимосвязи недостаточны, чтобы в дальнейшем использовать самостоятельно данные динамические характеристики котировок акций для мониторинга или прогнозирования доходности. Однако, их можно использовать для предварительного анализа, например, для отбора компаний, а также для дополнительной информации при прогнозировании.

Предложенный метод классификационного анализа динамических показателей котировок акций позволяет выделить ряд ключевых факторов. Установлено, что динамические изменения котировок акций IT-компаний характеризуются следующими че-

тырьмя факторами: среднее квадратическое отклонение котировок, коэффициент устойчивости, кумулятивный индекс стабильности уровней котировок акций, показатель Херста. Данные показатели имеют незначительную взаимосвязь с показателями доходности акций. Однако факторы коэффициент устойчивости котировок и кумулятивный индекс стабильности уровней котировок акций имеют взаимосвязь с доходностью акций выше среднего уровня. Это указывает на то, что эти показатели можно использовать для предварительного анализа и в качестве дополнительной информации при отборе и прогнозировании.

Показатель среднеквадратического отклонения (риска) у акций более половины из рассмотренных IT компаний незначительное и только 10% из всех проанализированных компаний имеют высокие показатели по данному фактору, что указывает на высокий ценовой риск акций. Коэффициент устойчивости котировок акций у всех компаний выше 70%. Кумулятивный индекс стабильности котировок акций у 70% компаний выше 80%, хотя имеются и показатели 33–38%. Показатель Херста по котировкам акций у всех компаний выше 50% и половина акций имеет данный показатель на уровне более 80%. Это указывает на то, что котировки акций образуют персистентный временной ряд с хорошей трендовостью и прогнозируемостью сохранения предыдущего направления тренда котировок.

Классификационный анализ динамических характеристик курсовой стоимости акций был проведен по данным более, чем двухсот компаний за разные временные периоды. Полученные данные по разным компаниям и по разным временным интервалам коррелируют между собой на уровне около 90%. Это подтверждает, то, что для повышения качества оценки управления и прогнозирования, можно выбирать и применять различные дополнительные показатели. Используя данные показатели, можно разрабатывать комплексные и гибридные оценки и методики. Для повышения эффективности применения дополнительных показателей необходимо правильно их выбирать и анализировать.

В качестве примера приведена таблица оценки различных динамических показателей временного ряда котировок акций за два полугодия 2021 г. По этим данным проведен факторный анализ, результаты которого приведены в таблице факторов.

Таблица 3.3

Динамические показатели котировок акций компаний за полугодовые периоды 2021 г. (первая часть)

Название компании	доход, ед.	среднее квадратическое отклонение, ед.	амплитуда (размах) колебаний, долл.	значение 1% прироста, %	среднее линейное отклонение, ед.	линейный коэффициент вариации ед.	историческая волатильность, ед.	коэффициент вариации, ед.
Adobe Systems Incorporated	0,158	35,390	169,550	4,853	26,485	5,385	3,941	7,195
Adobe Systems Incorporated	-0,032	34,116	138,600	5,847	28,191	4,494	3,860	5,439
Autodesk Inc.	-0,045	14,185	67,030	2,968	11,640	4,058	1,580	4,946
Autodesk Inc.	-0,037	22,463	92,590	2,937	19,176	6,418	2,541	7,518
Oracle Corporation	0,185	7,409	24,250	0,638	6,798	9,492	0,825	10,345
Oracle Corporation	0,114	4,130	24,110	0,795	3,303	3,625	0,467	4,533
.....
Schlumberger NV	0,383	3,571	14,710	0,220	2,953	10,338	0,398	12,503
Schlumberger NV	-0,067	2,189	8,300	0,331	1,813	6,028	0,248	7,279
Exxon Mobil Corporation	0,425	5,669	23,160	0,415	4,497	8,013	0,631	10,100
Exxon Mobil Corporation	-0,030	3,483	13,630	0,633	2,983	4,992	0,394	5,830

Таблица 3.4

Динамические показатели котировок акций компаний за полугодовые периоды 2021 г. (вторая часть)

Название компании	коэффициент устойчивости, %	индекс устойчивости, ед.	коэффициент осцилляции, %	коэффициент Спирмена, ед.	коэффициент Кенделла, ед.	коэффициент конкордации, ед.	кумулятивный индекс стабильности, %	показатель Херста, ед.
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>
Adobe Systems Incorporated	92,805	1,024	34,473	0,658	0,463	0,829	72,516	0,327
Adobe Systems Incorporated	94,561	1,013	22,097	0,118	0,161	0,559	57,776	0,273
Autodesk Inc.	95,054	1,012	23,372	-0,389	-0,258	0,305	36,658	0,286
Autodesk Inc.	92,482	1,036	30,989	-0,453	-0,237	0,273	37,500	0,267
Oracle Corporation	89,655	1,033	33,859	0,910	0,740	0,955	86,748	0,228
Oracle Corporation	95,467	1,000	26,463	0,576	0,407	0,789	70,361	0,336
.....
EOG Resources Inc.	85,589	1,015	52,795	0,918	0,733	0,959	86,839	0,260
EOG Resources Inc.	88,079	1,006	40,384	0,666	0,403	0,833	69,416	0,233

Окончание таблицы 3.4

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>
Schlumberger NV	87,497	0,987	51,505	0,829	0,602	0,915	80,387	0,282
Schlumberger NV	92,721	1,027	27,597	0,407	0,237	0,703	60,659	0,266
Exxon Mobil Corporation	89,900	0,991	41,265	0,865	0,694	0,932	84,929	0,298
Exxon Mobil Corporation	94,170	1,028	22,814	0,552	0,320	0,775	64,741	0,263

Таблица 3.5

Динамические показатели котировок акций компаний за полугодовые периоды 2021 г. (третья часть)

Название компании	коэффициент структуры, ед.	процент уровней роста, %	количество уровней роста, %	индекс сходства структур, %	MDD, долл.	MDD/ продолжительность, долл./дней	MDD/амплитуда колебаний, ед.
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>
Adobe Systems Incorporated	0,141	57,039	56,452	85,922	80,440	2,366	0,474

Окончание таблицы 3.5

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>
Adobe Systems Incorporated	0,084	54,225	53,906	91,550	108,530	8,348	0,783
Autodesk Inc.	0,022	51,103	50,806	97,795	45,810	1,580	0,683
Autodesk Inc.	0,096	54,781	53,906	90,438	33,340	0,565	0,360
Oracle Corporation	0,113	55,642	54,839	88,715	11,450	0,188	0,472
Oracle Corporation	0,015	50,770	50,781	98,461	11,950	0,181	0,496
.....
EOG Resources Inc.	0,136	56,811	56,452	86,378	24,720	0,589	0,654
EOG Resources Inc.	0,059	47,030	46,875	105,940	64,260	1,148	1,956
Schlumberger NV	0,006	49,675	50,000	100,650	6,770	0,165	0,460
Schlumberger NV	0,003	49,875	49,219	100,250	4,170	0,070	0,502
Exxon Mobil Corporation	0,125	56,231	56,452	87,538	15,020	0,376	0,649
Exxon Mobil Corporation	0,014	50,681	50,000	98,638	8,200	0,146	0,602

Таблица 3.6

Повернутая матрица компонент факторного анализа динамических показателей

	Компоненты (факторы)					
	1	2	3	4	5	6
доход, ед.	,038	,749	,382	,346	-,052	-,081
среднее квадратическое отклонение, ед.	,899	,163	,290	,120	,007	,132
амплитуда (размах) колебаний, долл.	,925	,128	,200	,164	-,076	,110
значение 1% прироста, %	,945	-,010	-,213	,101	-,018	,060
среднее линейное отклонение, ед.	,883	,170	,324	,082	,039	,139
линейный коэффициент вариации ед.	,075	,239	,951	,037	,143	,008
историческая волатильность, ед.	,898	,162	,291	,117	,008	,132
коэффициент вариации, ед.	,091	,239	,951	,105	,097	-,033
коэффициент устойчивости, %	-,091	-,239	-,951	-,105	-,097	,033
индекс устойчивости, ед.	,146	-,068	-,140	,053	-,076	,919
коэффициент осцилляции, %	,107	,229	,916	,198	-,091	-,128
коэффициент Спирмена, ед.	,094	,942	,204	,198	,045	,003
коэффициент Кенделла, ед.	,125	,933	,199	,238	,076	-,013
коэффициент конкордации, ед.	,094	,942	,203	,197	,045	,002
кумулятивный индекс стабильности, %	,053	,939	,162	,222	,085	-,032

Окончание таблицы 3.6

	Компоненты (факторы)					
	1	2	3	4	5	6
показатель Херста, ед.	,075	-,049	-,401	,324	-,652	-,272
коэффициент структуры, ед.	,137	,180	,168	,850	-,007	,026
процент уровней роста, %	,182	,276	,080	,922	,043	,044
количество уровней роста, %	,168	,283	,095	,917	,051	-,050
индекс сходства структур, %	-,179	-,284	-,063	-,922	-,041	-,032
MDD, долл.	,855	,013	-,041	,182	-,062	-,056
MDD/продолжительность, долл./дней	,751	-,078	-,213	,047	-,027	-,209
MDD/амплитуда колебаний, ед.	-,062	,126	,012	,288	,808	-,246

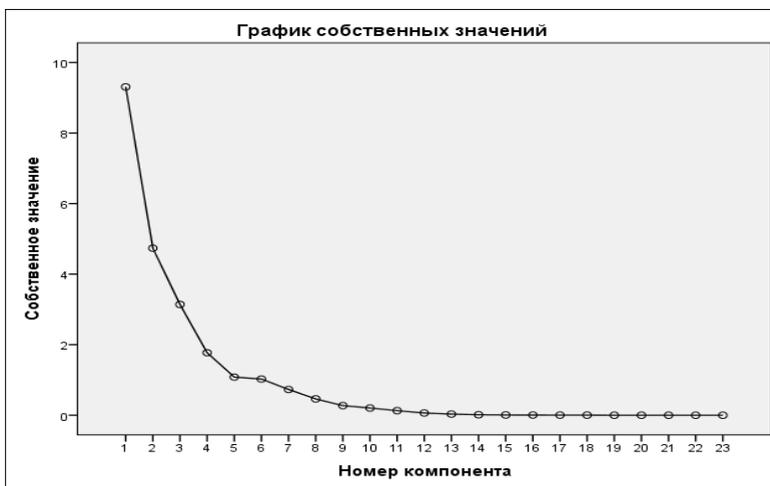


Рис. 3.1. График собственных значений факторов

Таблица 3.7

Объясненная совокупная дисперсия

Компонент	Начальные собственные значения		
	Всего	% дисперсии	Суммарный %
1	9,308	40,471	40,471
2	4,736	20,589	61,060
3	3,141	13,656	74,717
4	1,773	7,708	82,425
5	1,083	4,709	87,133
6	1,027	4,464	91,598
7	,730	3,175	94,773
8	,464	2,019	96,793

Таким образом, выделяются следующие комплексные факторы (6 факторов) и динамические показатели, которые характеризуют данные факторы:

первый фактор – фактор риска, включает 7 показателей, которые оцениваются по-разному, но составляют один и тот же фактор;

второй фактор – фактор доходности, включает показатели трендовости и кумулятивный индекс стабильности (данные показатели коррелируют с показателем доходности);

третий фактор – фактор вариации данных, которая оценивается показателем устойчивости;

четвертый фактор – фактор структуры временных рядов, которая характеризуется уровнями роста и снижения показателей;

пятый фактор и шестой факторы оказывают незначительное и отличное от других факторов влияние на динамику котировок акций: индекс устойчивости, показатель Херста и соотношение «MDD/амплитуда колебаний»

Что касается индекса устойчивости, то он рассматривается как показатель колеблемости уровней и определяется как отношение средних уровней за благоприятные периоды времени к средним уровням за неблагоприятные. По всей вероятности, этот показатель не значимо влияет на колеблемость и устойчивость динамического ряда, а имеет немного иную оценочную характеристику.

Подобный структурно-классификационный анализ проводился и относительно фундаментальных показателей (мультипликаторов). Ниже представлена таблица результатов факторного анализа (повернутая матрица компонент) по фундаментальным показателям интернет и телекоммуникационных компаний (мультипликаторам) за период 2021 год.

Таблица 3.8

Повернутая матрица компонент по фундаментальным показателям интернет и телекоммуникационных компаний (мультипликаторам) за период 2021 года

Показатели	Показатели							
	фактор 1	фактор 2	фактор 3	фактор 4	фактор 5	фактор 6	фактор 7	фактор 8
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>
EPS	0,962	-0,058	-0,08	-0,015	-0,041	0,008	0,054	-0,033
Book Value	0,962	0,093	-0,057	-0,019	-0,03	-0,034	0,121	-0,01
TBVPS	0,856	0,123	0,08	-0,142	-0,022	0,053	0,082	-0,012
Enterprise Value	0,324	0,611	0,216	0,059	-0,037	-0,011	0,469	-0,133
P / Tangible Book	0,066	0,763	0,022	0,05	-0,013	0,554	-0,022	-0,119
P / E	-0,114	0,41	-0,087	0,645	0,017	0,549	-0,201	-0,026
P / Book	-0,039	0,301	-0,001	0,899	-0,032	0,174	0,164	-0,099
P / Sales	0,064	-0,161	0,32	0,178	0,166	0,025	0,743	-0,227
P/Cash Flow	-0,051	0,113	-0,122	0,004	-0,07	0,93	-0,114	0,062
P/Free Cash Flow	-0,096	0,066	-0,064	0,002	-0,008	0,074	0,044	0,908
EV/EBITDA	-0,088	0,015	0,078	0,897	0,241	-0,13	0,075	0,109

Окончание таблицы 3.8

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>
EV/ЕБИТ	-0,088	0,105	0,076	0,193	<i>0,939</i>	0,056	-0,06	-0,006
СFF/акцию	<i>0,943</i>	0,022	-0,118	-0,02	-0,022	0,029	0,074	-0,026
доходы на акцию	0,629	0,686	-0,074	0,212	0,008	-0,039	0,049	0,014
РЕG	0,036	<i>-0,886</i>	0,008	-0,261	-0,06	-0,118	0,058	-0,289
DFL, ед.	-0,026	-0,074	-0,014	-0,011	<i>0,977</i>	-0,06	0,073	-0,012
DY	-0,3	0,023	<i>-0,546</i>	-0,396	-0,128	-0,31	-0,006	-0,309
Среднее квадратическое	0,537	0,444	0,042	0,043	0,011	-0,133	-0,303	-0,008
коэффициент устойчивости	0,237	-0,007	<i>-0,838</i>	0,101	0,027	-0,049	0,179	0,278
коэффициент стабильности	0,081	0,001	<i>0,705</i>	0,163	0,005	-0,294	0,347	0,333
Показатель Херста	0,159	0,053	-0,32	0,258	0,37	0,505	0,176	0,159
доходность за год	-0,091	0,076	<i>0,877</i>	-0,01	0,03	-0,224	0,198	-0,066
Риск, VAR	-0,13	-0,107	0,072	-0,008	0,074	0,143	<i>-0,879</i>	-0,282

Таблица 3.9

Пример оценки показателей по риску (%) и доходности (%) компании Volkswagen AG поквартально за период 3 кв. 2011 г. по 2 кв. 2012 г.

Показатель	Фондовая биржа Xetra (ФРГ)				Фондовая биржа LSE (Англия)				Фондовая биржа OTC Markets			
	3-2011 г.	4-2011 г.	1-2012 г.	2-2012 г.	3-2011 г.	4-2011 г.	1-2012 г.	2-2012 г.	3-2011 г.	4-2011 г.	1-2012 г.	2-2012 г.
среднеквадратическое отклонение	15,9	7,56	6,22	4,93	10,2	6,9	5,5	5,08	4,84	2,36	1,83	1,7
кумулятивный показатель неустойчивости	78,9	41,1	30,1	58,1	19,6	39,6	36,9	53,4	82,8	48,4	34,6	66,2
VAR	24	20	12	18	22	30	13	21	28	25	14	17
Доходность	-27,1	23,0	10,8	-9,7	4,0	0,9	5,74	7,29	-27,7	14,2	8,1	-4,3

Группировка показателей по факторам достаточно стабильная при анализе акций компаний различных отраслей и периодов (корреляция около 90%). Оценочные формулы и интерпретация мультипликаторов приведена в разделе 1.3.

Проведен анализ динамических показателей котировок акций на разных фондовых биржах. Как известно, фондовые биржи и поведение биржевого индекса влияют на показатели динамики котировок акций. Это было проверено экспериментально.

В работе проанализированы показатели риска и доходности акций компаний нефтегазовой и автомобильной отраслей на разных фондовых биржах за период с 2004 года по 2017 год (по квартальным данным). Исследование проводилось по данным на фондовых биржах NYSE (США), Xetra (ФРГ), TSE (Токио), LSE (Лондон), OTC Markets [15; 19; 91]. Исходными данными для анализа являются котировки акций выбранных компаний по торговым дням на момент закрытия фондовой биржи.

В процессе выполнения данного исследования обработаны и проанализированы котировки акций рассматриваемых компаний практически за десять лет. В таблице 3.9 приведен пример общего вида оценок показателей по риску и доходности акций компании Volkswagen AG, полученных за четыре квартала.

Анализ и сопоставление показателей риска и доходности проводится по коэффициентам корреляции. В качестве примера приведены коэффициенты корреляции между показателями риска и доходности акций компании Volkswagen AG, %. Данные получены по показателям поквартальных расчетов риска и доходности за период 10 лет. Проведена проверка значимости данных.

Таблица 3.10

Коэффициенты корреляции по показателям риска и доходности акций компании Volkswagen AG, % (по поквартальным данным)

Показатели	Показатель нестабильности	<i>VAR</i>	Доходность
среднеквадратическое отклонение	10,44	27,80	-46,48
кумулятивный показатель нестабильности		39,53	-69,73
<i>VAR</i>			-46,71

Следует отметить, что имеется практически одинаковая обратная взаимосвязь между показателями доходности со среднеквадратическим отклонением и оценкой риска по *VAR*. Поэтому можно исключить один из этих показателей риска, поскольку они практически дублируются. В дальнейшем будем использовать только показатель *VAR*.

Имеется достаточно высокая отрицательная взаимосвязь между показателем нестабильности и доходностью акций. Данный показатель корреляции во всех исследованиях был самым высоким и отрицательным.

Взаимосвязь между показателями риска *VAR* и кумулятивным показателем нестабильности (суммарные просадки) незначительная либо совсем низкая и имеет положительное значение. Это указывает на то, что функционально данные показатели разные и их можно использовать как дополнение друг к другу.

Был проведен анализ взаимосвязи и по годовым показателям риска и доходности акций, который практически совпал с данным, полученными поквартально.

Таблица 3.11

Показатели по риску (%) и доходности (%) компаний BMW AG и Ford Motor Co. (годовые данные за период 2004–2014 гг.)

Год	BMW AG фондовая биржа Хетра (ФРГ)			Ford Motor Co. plc., фондовая биржа NYSE(США)		
	кумулятивный показатель нестабильности	VAR	доходность	кумулятивный показатель нестабильности	VAR	доходность
2004 г.	62,52	9,41	-10,69	51,07	12,53	-12,44
2005 г.	44,35	7,40	9,76	65,44	14,31	-41,88
2006 г.	43,76	9,45	14,61	57,95	16,79	2,68
2007 г.	59,01	11,00	-2,67	54,32	16,33	-20,51
2008 г.	62,89	24,60	-48,97	60,20	46,65	-65,30
2009 г.	40,25	20,93	33,81	33,30	30,43	258,13
2010 г.	22,06	13,77	45,96	39,17	16,68	81,71
2011 г.	56,05	18,34	-9,99	73,01	18,56	-30,20
2012 г.	38,70	13,19	37,19	38,13	11,33	27,76
2013 г.	42,17	9,59	16,85	50,58	10,71	24,24
2014 г.	49,79	9,79	-1,54	49,17	8,26	8,87

По данным таблицы 3.11 наглядно видно, что те года, в которых имеются убытки по доходности акций, характеризуются и высоким показателем по нестабильности (суммарные просадки) котировок акций. Это указывает на возможную высокую взаимосвязь между данными показателями, что и было подтверждено оценкой коэффициентов корреляции (показатели значимы).

Таблица 3.12

Коэффициенты корреляции по показателям риска и доходности акций компаний BMW AG и Ford Motor Co. (годовые данные за период 2004–2014 гг.), %

Показатели	Компания BMW AG, фондовая биржа Xetra (ФРГ)		Компания Ford Motor Co. plc., фондовая биржа NYSE (США)	
	<i>VAR</i>	доходность	<i>VAR</i>	доходность
кумулятивный показатель нестабильности	16,3	-89,4	8	-76,4
<i>VAR</i>		-31		9,5

Анализ коэффициентов корреляции показал, что в 75% анализируемых данных взаимосвязь между показателями доходности и оценкой риска по *VAR* отрицательная и достаточно низкая. Но взаимосвязь между доходностью и кумулятивным показателем нестабильности значимая. Показатель риска по *VAR* относится к группе рисков, которые показывают объем возможных финансовых потерь при покупке акций. К данному показателю не применимо утверждение о том, что, чем больше значение риска, тем больше прибыль. Полученные данные имеют совершенно разные значения и выделить какую-то тенденцию, показывающую взаимосвязь между риском по показателю *VAR* и доходностью по акциям невозможно. Кумулятивный показатель нестабильности котировок акций характеризует частоту и величину снижения котировок акций за рассматриваемый временной период. Данный показатель имеет значимую отрицательную взаимосвязь с показателем доходности акций. В данном случае имеет место утверждение «чем больше риск, тем больше прибыль».

Таким образом, при проведении исследования установлены следующие факты:

- при значении кумулятивного показателя нестабильности менее 43–50% – доходность всегда положительна;
- при значении кумулятивного показателя нестабильности более 50–55% – доходность всегда отрицательна, т.е. имеются убытки;
- при значении кумулятивного показателя нестабильности в промежутке от 43% до 55% имеем показатель доходности либо отрицательный, либо положительный, и это, как правило, зависит от показателя риска по *VAR* (исследования подтвердили полезность кумулятивного показателя нестабильности как показателя риска используемого совместно с *VAR*);
- используя значение кумулятивного показателя нестабильности акций, можно прогнозировать их доходность или убыточность. При этом с учетом значения показателя *VAR* можно приближенно оценить и величину этой доходности или убыточности для разных временных периодов.

При анализе риска по акциям компаний можно использовать показатели по *VAR* и кумулятивные показатели нестабильности как дополнение друг к другу. Например, у компании BMW AG в 2004 году и в 2008 году примерно одинаковые показатели нестабильности 62,52% и 62,89%, что однозначно указывает на убытки по доходности акций в эти годы. При этом, показатель по *VAR* в 2004 году составляет 9,41% и убытки 10,69%, а в 2008 году показатель по *VAR* значительно выше 24,60% и убытки выше 48,97%.

Таким образом, можно использовать показатели риска для выбора более надежных акций. Для этого можно пользоваться следующими рекомендациями:

- 1) необходимо учитывать при выборе акций показатель риска по значению кумулятивного показателя нестабильности;
- 2) показатели риска: кумулятивный показатель нестабильности и *VAR* желательно учитывать совместно поскольку они дополняют друг друга.

Оценка взаимосвязи показателей риска по *VAR*, доходности и кумулятивного индекса стабильности для разных фондовых бирж показана в таблице 3.13.

Таблица 3.13

Данные по взаимосвязи показателей оценки акций анализируемых компаний (по коэффициенту корреляции), %

Фондовая биржа	Xetra	NYSE	LSE	TSE	OTC Market
VAR и CSI	-63,98	-25,7	- 67,95	18,53	- 88,61
VAR и доходность	-77	-17,43	-4,6	- 24,34	- 94,84
Доходность и CSI	95	83,1	39,22	39,16	98,7

Значения показателя *CSI* положительно скоррелированы с показателями доходности акций и имеют отрицательную взаимосвязь со значениями *VAR*. Кроме того, коэффициент *CSI*, который по значению составляет более 50%, однозначно указывает на рост доходности акций компании. Однако коэффициент *CSI* не является аналогом доходности акций, поскольку они имеют различные значения корреляции с *VAR*.

Наибольшая взаимосвязь между показателями акций одной и той же компании на разных фондовых биржах у биржи NYSE с LSE (70%), NYSE с Xetra (61%), NYSE с MSE (52%). Это указывает на то, что поведение акций на фондовых биржах ориентируются на новости с биржи NYSE.

Проведенный анализ взаимосвязи показателей по акциям с соответствующими показателями по биржевому индексу показали, что:

- наибольшее влияние биржевые факторы имеют на показатели акций, размещенных на фондовой бирже NYSE (средний показатель корреляции 70%),
- немногим меньшее влияние на бирже LSE (London) (в среднем 65%),
- а на бирже Xetra – средний показатель корреляции 52%, самый низкий показатель на *IPC Mexico* – 15%.

Если предположить, что факторы, влияющие на изменение биржевого индекса, таким же образом влияют и на изменение показателей акций компании на данной бирже, то можно сделать вывод, например, что волатильность котировок акций, размещенных на бирже NYSE, на 70% объясняются теми же факторами,

что и волатильность биржевого индекса, а на 30% объясняются индивидуальными показателями отрасли, конкретной компании, страновыми показателями и пр. Это заключение требует дальнейшей проверки.

Таким образом, наиболее прогнозируемо поведение акций на фондовой бирже NYSE, а наименее прогнозируемо – на фондовой бирже IPC Mexico.

Полученная разница в большой степени может объясняться степенью жесткости требований для вхождения на данный биржевой рынок (но не только этим фактором). Но при этом следует отметить, что разница между биржами NYSE(США) и LSE London (Англия) совсем незначительна и составляет 5%. (а сумма вхождения в данные рынки разнятся примерно в 2 раза).

Наиболее прогнозируемо поведение акций на фондовой бирже NYSE, а наименее прогнозируемо – на фондовой бирже Xetra. Общие показатели коэффициентов корреляции между акциями, размещенными на одной и той же бирже с учетом отраслевой принадлежности компаний еще раз показали преимущество биржи NYSE (в среднем взаимосвязь составляет 68%), а на остальных биржах показатели менее 50%. Кроме того, следует отметить, что на всех биржах наибольшая взаимосвязь между акциями прослеживается по показателю риска.

Современные исследования подтверждают, что по показателям просадки можно анализировать эффективность работы управляющих инвестиционных компаний. Такие же показатели, но с большей обоснованностью были ранее получены и в наших исследованиях [53; 55; 56; 87; 89].

Таблица 3.14

Оценки показателей деятельности компании Volkswagen и котировок ее акций
по данным годовой отчетности за период 2004–2013 гг.

Период оценки по годам	Показатели деятельности компании		Показатели по котировкам акций на разных фондовых биржах, %					
	Внутренняя стоимость, млн евро.	Эффективность деятельности, %	OTC			Хетра		
			CSI	Доходность	VAR	CSI	Доходность	VAR
2004 г.			40,22	-16,9	12,9	28,08	-24,5	10,5
2005 г.	744376,2	53,85	66,32	25,8	11,2	63,02	32,5	9,5
2006 г.	145593	84,62	73,17	95,5	13,9	71,30	88,2	12,5
2007 г.	320158,9	76,92	66,53	98,5	13,5	66,53	81,7	11,2
2008 г.	234012,3	61,54	52,69	59	77,4	56,46	60,2	85,5
2009 г.	584017,3	46,15	28,89	-69,9	28,2	26,46	-69,9	27,4
2010 г.	429916,5	76,92	59,95	44	16,2	64,06	56,1	13,4
2011 г.	651643,5	61,54	42,50	-4,8	21,4	43,24	-2,9	18
2012 г.	956355,3	84,62	68,17	62,9	14	67,55	53,2	12,7
2013 г.	114126,7	61,54	64,98	25,8	11,4	62,51	21	11,3

Анализ сравнения различных показателей оценки акций компаний, объединенных по отраслевой принадлежности, показал, что коэффициент *CSI* является интегральным оценочным показателем, совмещающим свойства показателя доходности акций с показателем риска, рассчитанного по VAR методике.

Таблица 3.15

*Поквартальный анализ данных по акциям компании
Volkswagen AG*

Временной период	3 квартал 2011 г.	4 квартал 2011 г.	1 квартал 2012 г.	2 квартал 2012 г.
<i>CSI</i> , %	18,88	58,93	69,88	41,89
Доходность, %	-0,27	0,14	0,16	0,04

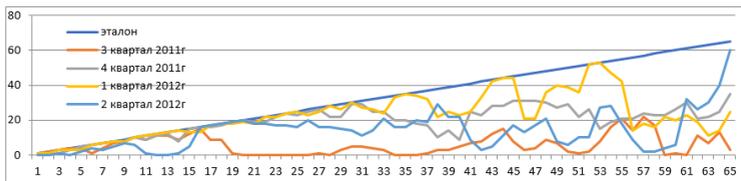


Рис. 3.2. Сравнение данных показателя фактической стабильности акций компании Volkswagen AG по показателю CSI с эталонным показателем стабильности (поквартально за рассматриваемый годовой период, торговых дней 65), ед.

Следует отметить, что имеются отраслевые особенности, которые иллюстрируются показателями взаимосвязи волатильности биржевого индекса и акций, размещенных на фондовых биржах:

- на NYSE(США) наибольший показатель взаимосвязи с индексом имеет автомобильная (80%) и нефтегазовая (79%) отрасли, а телекоммуникационная (47%) наименьший показатель;
- на LSE London – наибольший показатель взаимосвязи с индексом имеет нефтегазовая – 79%, потом телекоммуникационная – 57%, автомобильная – 53%;
- на Xetra – телекоммуникационная – 61%, автомобильная – 51%, а нефтегазовая – 46%.

Данные показатели можно учитывать инвесторам при покупке акций и менеджменту компании при планировании мероприятий по IPO и по повышению курса акций своей компании.

Инвесторы ориентируются на факторы, влияющие на поведение фондовых бирж, на внешнюю информацию по компаниям и показателям результативности их деятельности и, практически не оценивают и не анализируют информацию по внутренней стоимости компании и по эффективности управления. Результаты проведенного анализа показали, что как менеджерам при размещении акций на биржах, так и инвесторам при их покупке необходимо учитывать особенности фондовых бирж и при принятии решений оценивать внутреннюю стоимость компаний и показатели эффективности управления. Таким образом, полученные результаты полезны и могут использоваться:

- менеджерами, которые выбирают биржевые площадки для размещения акций своих компаний на биржах,
- инвесторами, которые хотели бы сориентироваться со своими биржевыми предпочтениями при покупке акций.

Следует отметить, что показатели поведения и предпочтения инвесторов на разных фондовых биржах со временем могут изменяться, поэтому периодически следует проводить такие исследования и анализ результатов.

3.2. Выбор оптимальных показателей для оценки риска

При оценке риска рекомендуется применять несколько показателей. Но какие показатели выбирать и как совместно использовать выбранные показатели – в настоящее время на данный вопрос нет ответа. Рекомендуется разрабатывать комплексные и гибридные методы оценки, но только в последние годы начались исследования в данном направлении. Проведенное нами исследование возможности построения гибридных методов оценки риска для акций, является начальным этапом [6; 88].

С целью разработки модели комплексной оценки риска ценных бумаг были рассмотрены следующие показатели: стандартное отклонение, коэффициент детерминации, коэффициент бета, коэффициент альфа, стоимость под риском, ожидаемые потери, максимальная просадка, коэффициент Шарпа и коэффициент

Калмара. Для принятия окончательного решения, какие именно меры риска различных финансовых инструментов будут задействованы в модели, необходимо провести анализ прогностический способности каждого из показателей и сделать факторный анализ.

Для проведения анализа были выбраны исторические данные по котировкам акций компаний самых различных отраслей бизнеса. Компании и их соответствующие отрасли представлены ниже:

- Информационные технологии: Apple Inc (AAPL)
- Социальные сети: Facebook Inc (FB)
- Электронная коммерция: Amazon.com Inc (AMZN), eBay Inc (EBAY)
- Транспортные услуги: American Airlines Group (AAL)
- Аналитика данных: Verisk Analytics Inc (VRSK)
- HoReCa: Host Hotels & Resorts Inc (HST), Starbucks Corporation (SBUX)
- Автомобильная промышленность: Tesla Inc (TSLA)
- Стриминг: Netflix Inc (NFLX)
- Ритейл: Dollar Tree Inc (DLTR)
- Финансы: People's United Financial Inc (PBCT)
- Пищевая промышленность: PepsiCo Inc (PEP)

Были рассмотрены 13 вышеперечисленных компаний и их акции в период с мая 2016 года по май 2019 года. Рассмотрены самые распространенные направления в управлении и оценках риска ценных бумаг, а именно – статистические, монетарные, рекомендованные на сегодняшний день комбинированные методы и методы на основе соотношения доходностей и риска. У каждого метода есть свои достоинства и недостатки, к тому же они учитывают различную природу риска финансовых инструментов. Наиболее очевидным преимуществом статистических методов является их легкая интерпретируемость, а монетарных подходов – их когерентность и спектральность. Комбинированные же показатели риска учитывают двойственную природу риска ценных бумаг. Доходность-риск методы, как следует из названия, позволяют при оценке риска также учитывать и доходность финансовых инструментов.

В результате проведенного исследования можно сделать вывод, что одного показателя риска или необдуманная комбинация рисков будут недостаточны, чтобы индивидуальные инвесторы и управляющие компании смогли корректно оценить риск своей будущей инвестиции.

Для удобства исследования все расчеты были выполнены с помощью языка программирования Python, Microsoft Excel и SPSS Statistics.

Первоначальные предположения о волатильности той или иной акции можно сделать, если посмотреть на график с их доходностями за расчетный период.

Рассчитаем стандартное отклонение для проверки гипотезы. Действительно, самые большие изменения в доходности акций имеют такие компании как Netflix, Tesla и American Airlines. В то же время Tesla имеет самый низкий коэффициент бета из рассматриваемых компаний, что означает, что акция в целом менее волатильная, чем рынок. При этом American Airlines имеет β близкий к 2, что показывает его волатильность намного большую, чем волатильность рынка в целом, и при этом до и после приобретения акции нужна агрессивная стратегия управления от индивидуального инвестора или управляющей компании для получения более высокой доходности. Netflix также остается рискованной ($\beta \approx 1.5$) по данному показателю. Коэффициент бета акции Apple равняется 1, что означает, что риск инвестирования для этих акций практически равен рыночному.

Как правило, чем выше риск, тем доходнее оказывается ценная бумага, о чем свидетельствует коэффициент альфа. Акции Netflix имеют относительно высокий β , а также высокий α , что показывает высокую доходность по отношению к рынку, несмотря на прилагающийся риск. Однако, если посмотреть на акции American Airlines, можно увидеть $\alpha < 0$, что свидетельствует о том, что за высокой волатильностью, не всегда следует высокая доходность.

Таблица 3.16
*Статистические методы расчеты риска для 13 акций
за расчетный период с мая 2016 по май 2019*

	PEP	HST	VRSK	DLTR	FB	AMZN	AAL	TSLA	SBUX	EBAY	AAPL	PBCT	NFLX
St.D	0.043822	0.061924	0.043620	0.078589	0.081445	0.080731	0.103677	0.116513	0.052367	0.086524	0.076571	0.065974	0.117984
R2, %	17.246110	45.245071	37.074260	7.996887	29.051214	49.719336	40.158061	0.083666	7.619749	29.402921	20.700635	49.731943	17.977105
Beta	0.539793	1.235465	0.787785	0.659181	1.302066	1.688456	1.948746	0.099962	0.428761	1.391607	1.033342	1.379999	1.483788
Alpha	0.003101	-0.003516	0.010389	0.000888	0.003674	0.014669	-0.014940	0.000587	0.006949	0.002786	0.010167	-0.010033	0.028250

Ценные бумаги Amazon имеют наибольшие значения при расчете коэффициента детерминации ($\approx 50\%$), что означает, что 50% изменения доходностей ее акций можно объяснить по изменениям доходностей рыночного индекса. Более того, Amazon также имеет $\beta \approx 1.7$. Эти два показателя, имеющие довольно высокие значения, вместе объясняют, что акции Amazon будут приносить прибыль большую, чем доходность от эталонного индекса.

Далее были рассчитаны оценки риска акций выбранных компаний по монетарному методу (табл. 3.17).

Таблица 3.17
*Монетарные методы расчеты риска для 13 акций
за расчетный период с мая 2016 по май 2019*

	PEP	HST	VRSK	DLTR	FB	AMZN	AAL	TSLA	SBUX	EBAY	AAPL	PBCT	NFLX
VaR, %	9.390	12.610	11.500	14.11	11.170	20.060	20.330	22.430	13.700	13.320	18.300	14.350	19.240
ES, %	-9.400	-12.620	-11.580	-14.11	-11.190	-20.220	-20.330	-22.430	-13.800	-13.340	-18.400	-14.410	-19.340
MDD	-0.167	-0.227	-0.116	-0.30	-0.325	-0.254	-0.499	-0.488	-0.232	-0.345	-0.307	-0.266	-0.316

Для того, чтобы получить стоимость под риском для каждой акции необходимо проверить закон распределения их доходностей, так как выбор метода расчета зависит от ее распределения, а именно – нормально ли оно. Первоначальные предположения о законе можно сделать по данным распределения акций за расчетный период с мая 2016 по май 2019 (рис. 3.3.)

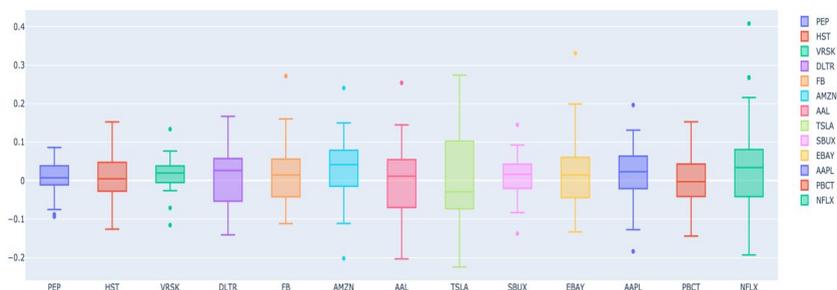


Рис. 3.3. Распределение акций за расчетный период с мая 2016 по май 2019

Для достоверности предположений был проведен тест Колмогорова-Смирнова. Как оказалось, нулевая гипотеза о наличии нормального распределения была отвергнута для всех исходных данных. Таким образом, был выбран исторический метод расчета *VaR* с уровнем доверия в 95% на весь расчетный период. Tesla имеет самый высокий максимальный процент потерь через один месяц (*VaR* потери через месяц равны 22.4%). Самую низкую долю потери имеют ценные бумаги компании PepsiCo ($\approx 9\%$).

Таблица 3.18

Тест Колмогорова-Смирнова

Компания	p-value
PEP	1.123754e-07
HST	3.636880e-07
VRSK	2.698136e-07
DLTR	5.546104e-07
FB	2.408873e-07
AMZN	1.681025e-06
AAL	2.962828e-06
TSLA	5.065079e-06
SBUX	5.077833e-07
EBAY	4.465729e-07
AAPL	1.786203e-06
PBCT	6.029836e-07
NFLX	2.286095e-06

Ожидаемые потери, в свою очередь, показывают, сколько процентов в среднем может потерять индивидуальный инвестор или управляющая компания через месяц после покупки акций. Показатель также рассчитан на доверительном интервале, равном 0.95, за весь исследуемый промежуток времени. Обычно, по модулю, ожидаемые потери больше, чем стоимость под риском.

Наибольшую максимальную просадку имеют такие компании как AAL и TSLA, что означает, что у них наибольший максимальный наблюдаемый убыток от пика до минимума доходности до достижения нового пика.

Далее рассмотрим показатели, которые показывают риск ценной бумаги относительно ее доходности – коэффициент Шарпа и коэффициент Калмара. При расчете в качестве значения безрискового актива было взято значение 2.27%, а количество торговых дней в месяц – 21.

Таблица 3.19

*Доходность-риск методы для расчета риска 13 акций
за расчетный период с мая 2016 по май 2019*

	PEP	HST	VRSK	DLTR	FB	AMZN	AAL	TSLA	SBUX	EBAY	AAPL	PBCT	NFLX
Sharpe Ratio	0.670897	0.404291	1.651813	0.301711	0.742452	1.551726	-0.006754	0.012598	0.819015	0.690460	1.047355	0.008539	1.524538
Calmar Ratio	0.944572	0.605745	3.047449	0.437988	0.921363	2.351733	0.039083	0.060304	0.944856	0.859135	1.271141	0.094902	2.678614

При рассмотрении результатов расчета коэффициента Шарпа снова выделяется акции компании American Airlines, имеющие отрицательное значение по данному показателю. Доходность акций AAL не стоит тех рисков, которые следуют за их приобретением, так как доходность безрискового актива выше. Напротив, AMZN и NFLX имеют *Sharpe Ratio* > 0, что показывает высокую доходность этих акций, несмотря на их довольно высокую волатильность. Значения коэффициента Калмара сохраняют положительную тенденцию.

Анализ прогностической способности методов оценки риска. Для того, чтобы проверить прогностическую способность всех рассчитанных методов оценки риска ценных бумаг – *St. D*, β , α , R^2 , *VaR*, *ES*, *MDD*, *Sharpe Ratio*, *Calmar Ratio*, необходимо исследовать, насколько стабильны все эти показатели и

насколько сильно изменяются данные значения с течением времени.

Для данного исследования были взяты ежедневные котировки акций за тот же расчетный период с 1 мая 2016 года по 6 мая 2019 года. Для каждого месяца в году будут рассчитаны показатели. Помесячные результаты рассчитанных значений мер оценок риска ценных бумаг можно увидеть на рисунке ниже.

Коэффициент детерминации – самый нестабильный из всех статистических мер оценки рисков акций, имеющий наибольшую дисперсию внутри акций одной компании. К примеру, изменения акции компании Verisk Analytics можно объяснить от менее 1% до 96% изменениями эталонного индекса рынка.

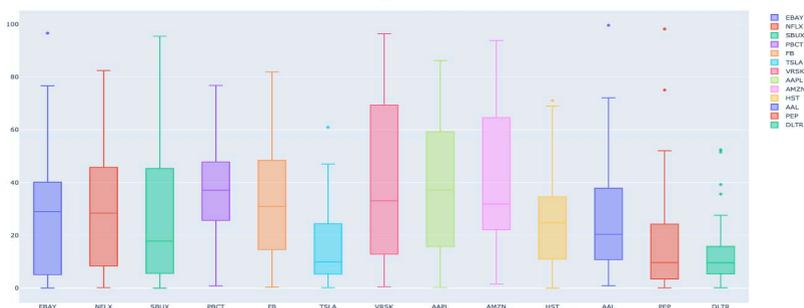


Рис. 3.4. Значения коэффициента детерминации в период с мая 2016 по май 2019 рассчитанный по месяцам

Другие статистические методы оказались менее дисперсионными. К примеру, стандартное отклонение TSLA показывало стабильные значения вплоть до июля 2018 года, где дельта достигла – 0.03. В то же время коэффициент бета показывал экстремальные результаты лишь в единичных месяцах (в октябре) у двух компаний – NFLX и AMZN. Несмотря на это, он имеет наилучшую прогностическую способность из всех статистических методов расчета риска ценных бумаг.

Стоимость под риском имеет относительно хорошую прогностическую способность. Наиболее дисперсионными оказались значения VaR для акций компании Tesla. Ожидаемые потери показывают тенденцию.

Максимальные просадки имеют резкие перепады значений за исследуемый временной интервал, что ставит под сомнения проностическую способность данного показателя. Однако, есть вероятность, что такие значения получены из-за слишком частой разбивки временного интервала.

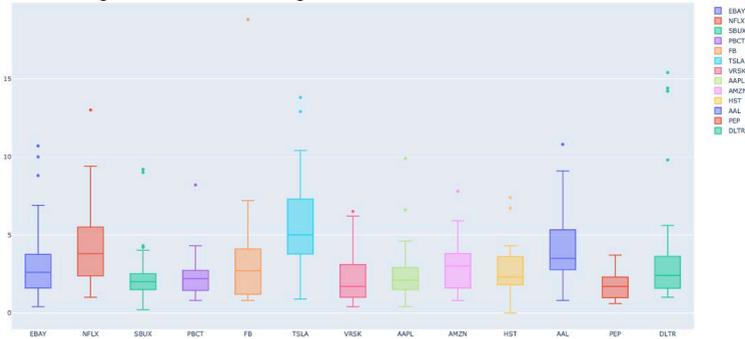


Рис. 3.5. Распределение значений VaR в период с мая 2016 по май 2019 по месяцам

Коэффициент Шарпа показывает очень стабильные результаты, что доказывает наличие отличной прогностической способности данного показателя. В то же время коэффициент Калмара имеет менее стабильные значения, так как при расчете опирается на изменчивую меру риска – максимальную просадку.

Факторный анализ был сделан по методу главных компонент (*PCA*). Центральная идея анализа главных компонент (*PCA*) заключается в изучении взаимосвязей и уменьшении размерности набора данных, состоящего из большого количества взаимосвязанных переменных, при сохранении как можно большего процента дисперсии, присутствующих в наборе данных. Для максимизации дисперсии новой переменной (фактора) и минимизации разброса вокруг нее использовалось вращение по методу вари-макс.

В результате получились 3 компонента, описывающие все пространство переменных. По результатам анализа получилось, что первая компонента объясняет 42% общей дисперсии, вторая компонента – 32%, а третья компонента – 20%.

Первый фактор собрал такие меры риска как стандартное отклонение, стоимость под риском, ожидаемые потери и максимальная просадка (табл. 3.20). Они взаимосвязаны и взаимно коррелируемые. Из данного пространства будут взяты следующие показатели риска: ожидаемые потери (-0.95) и стандартное отклонение (0.936).

Второй фактор собрал такие меры риска как альфа, коэффициент Шарпа и коэффициент Калмара (табл. 3.20). Коэффициент Калмара (0.966) – достаточная переменная для описания второй оси пространства.

Третий фактор собрал такие меры риска как коэффициент детерминации и коэффициент бета (табл. 3.20). Будет использован коэффициент бета (0.92).

Таблица 3.20

Повернутая матрица компонентов

	Компонент		
	1	2	3
St.D	.936	-.049	-.005
R2.percent	-.189	-.009	.953
Beta	.246	.054	.920
Alpha	.121	.941	-.213
VaR.percent	.952	.053	.034
ES.percent	-.950	-.063	-.037
MDD	-.838	.479	.034
Sharpe.Ratio	-.128	.975	.109
Calmar.Ratio	-.104	.966	.144

По диаграмме компонента во вращаемом пространстве переменные в начале координат имеют небольшие нагрузки в связи с факторами. А переменные, расположенные вдали от осей, связаны со всеми факторами.

Таким образом, для описания всего пространства оценки риска ценных бумаг достаточно следующих показателей: стандартное отклонение, ожидаемые потери, коэффициент Калмара и коэффициент бета.

Разработка комплексной модели оценки риска ценных бумаг.

Пусть A^{MN} – это матрица $M \times N$ котировок ценных бумаг, где M – это количество расчётных дней, N – это количество акций. Функция $R: a_{ij} \rightarrow r_i$ – функция получения доходностей ценных

бумаг. Комплексная модель (IM, Integrated Model) оценки риска имеет следующий вид:

$$IM = \begin{cases} \sigma(R) \\ ES(R) \\ \beta(R) \\ Calmar\ Ratio(R) \end{cases}$$

Разработанная модель имеет следующие преимущества:

- учитывает различную природу риска: статистическую, монетарную и связность с доходностью
- интерпретируемая
- когерентная
- спектральная
- высокая прогностическая способность

По результатам анализа прогностических способностей всех статистических показателей риска наиболее стабильными значениями по месяца имели следующие методы оценки риска ценных бумаг: стандартное отклонение и коэффициент бета. В то же время из монетарных оценок риска (VaR , ES , MDD) лучшую прогностическую способность имели такие показатели как VaR и ES . А $Sharpe\ Ratio$ оказался стабильнее $Calmar\ Ratio$, который опирался на дисперсионный показатель MDD .

После проведения факторного анализа по методу главных компонент было определено 4 показателя риска, которых достаточно, чтобы описать все пространство оценок риска ценных бумаг, – стандартное отклонение, коэффициент бета, ожидаемые потери и коэффициент Калмара. Эти же показатели риска вошли в разработанную комплексную модель, которая имеет высокую прогностическую способность, когерентность, спектральность и хорошую интерпретируемость.

3.3. Выбор оптимальных показателей, используемых в модели формирования инвестиционного портфеля

Как уже было отмечено, имеется информация, что акции с более низкой волатильностью приносят более высокую доходность. Этот факт показывает, что можно формировать устойчивые инвестиционные портфели. Для формирования таких портфелей можно выбирать активы с высоким кумулятивным индексом стабильности, а значит, с низким уровнем суммарной просадки за анализируемый исторический временной период. Можно предположить, что при умелом управлении такими портфелями инвесторы могут значительно повысить устойчивость и повысить доходность с поправкой на риск и для такого портфеля не нужна частая ребалансировка.

Ранее было показано, что при использовании большого количества различных факторов и показателей, влияющих и характеризующих динамические показатели активов часто наблюдается корреляция между целевой доходностью активов и вспомогательными переменными. А применение таких дополнительных переменных может предоставить ценную информацию об их связи с целевыми доходами активов и, таким образом, может улучшить характеристики сконструированного портфеля и его оптимизации.

Было проведено исследование по применению модифицированного метода Марковица для оптимизации инвестиционного портфеля с ограничениями на просадку [53; 66; 87]. При этом был применен кумулятивный индекс стабильности. Сравнительное исследование эффективности сконструированного портфеля показывает улучшение его показателей за счет учета кумулятивных просадок. Показано, что в инвестиционных стратегиях в стиле Марковица можно применять показатели просадок и это улучшает эффективность оптимизации.

В процессе исследования был выполнен анализ различных подходов к формированию инвестиционного портфеля на примере акций ведущих интернет и телекоммуникационных компаний за период 2015–2020 гг. Проведена оптимизация и сравнение показателей эффективности при разных подходах к формированию портфелей акций. Предложен вариант модификации модели оптимизации

портфелей Марковица с применением показателей устойчивости котировок акций.

В исследовании оценивалась эффективность портфелей акций, сформированных с помощью следующих подходов к выбору акций:

по максимальной доходности акций за рассматриваемый период;
по минимальному риску котировок акций за рассматриваемый период;

по максимальному показателю стабильности роста акций за рассматриваемый период;

по результатам факторного анализа;

по результатам кластерного анализа.

После выбора ценных бумаг для формирования портфеля, проводится процесс оптимизации. В качестве модели оптимизации в данном случае используется метод Марковица [12; 18; 35]. При этом оптимизация проводится для построения инвестиционного портфеля по следующим целевым функциям:

максимальной доходности:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^n w_i \cdot r_i \rightarrow \max \\ \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \text{Cov}_{ij}} < \sigma_p \\ \sum_{i=1}^n w_i = 1 \\ w_i \geq 0 \end{array} \right.$$

минимального риска:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \cdot \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n w_i \cdot w_j \cdot k_{ij} \cdot \sigma_i \cdot \sigma_j} \rightarrow \min \\ \sum_{i=1}^n w_i \cdot r_i > r_p \\ \sum_{i=1}^n w_i = 1 \\ w_i \geq 0 \end{array} \right.$$

максимального показателя коэффициента Шарпа:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \rightarrow \max \\ \sum_{i=1}^n w_i \cdot r_i > r_p \\ \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j Cov_{ij}} < \sigma_p \\ \sum_{i=1}^n w_i = 1 \\ w_i \geq 0 \end{array} \right.$$

максимального значения кумулятивного индекса стабильности *CSI*, описание которого предложено авторами и приведено в разделе 2.1:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^n CSI_i \cdot r_i \rightarrow \max \\ \sum_{i=1}^n w_i \cdot r_i > r_p \\ \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j Cov_{ij}} < \sigma_p \\ \sum_{i=1}^n w_i = 1 \\ w_i \geq 0 \end{array} \right.$$

Доходность портфеля Марковица рассчитывается как средневзвешенная доходность ценных бумаг, входящих в портфель:

$$r_p = \sum_{i=1}^n w_i \cdot r_i,$$

где w_i – удельный вес ценной бумаги в портфеле,

r_i – доходность i -ой ценной бумаги за определенный период.

Риск в портфеле Марковица рассчитывается через риск входящих в него активов и взаимной зависимости доходностей этих активов:

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j Cov_{ij}},$$

где w_i – удельный вес i -ого актива в инвестиционном портфеле, w_j – удельный вес j -ого актива в инвестиционном портфеле, Cov_{ij} – ковариация доходностей i -ого и j -ого актива.

При формировании инвестиционного портфеля Марковица на веса ценных бумаг накладывается ограничение сверху: вес не более заданного значения для обеспечения диверсификации портфеля и отсутствия сильного доминирования ценных бумаг только одной компании в портфеле.

Коэффициент Шарпа является одним из показателей эффективности инвестиционного портфеля, показывает соотношение доходности и риска и определяет приносит ли портфель больше дохода, чем безрисковый актив. Коэффициент Шарпа рассчитывается как отношение средней премии за риск к риску инвестиционного портфеля:

$$Sharp\ ratio = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p},$$

где r_p – доходность инвестиционного портфеля,
 r_f – доходность безрискового актива,
 σ_p – риск инвестиционного портфеля.

Чем выше значение коэффициента, тем более эффективным является портфель ценных бумаг, и наоборот.

Практические результаты исследования. Возрастает значимость процесса управления портфелем ценных бумаг по сравнению с его диверсификацией. Есть ряд практических результатов, подтверждающих тот факт, что правильное управление портфелем с небольшим количеством различных активов может способствовать получению большей прибыли, чем портфель с большой диверсификацией активов. К примеру, в настоящее время У. Баффет придерживается стратегии обратной диверсификации – концентрации.

Необходимо не распределять свой капитал по различным видам активов, а сфокусироваться на одном или нескольких активах и оперативно управлять их уровнем доходности и риска. Сейчас именно фокусирование и мастерство управления 1–2 активами позволяют увеличить доходность от инвестиций и снизить риски. Но, при этом, надо учесть, что активы должны быть тщательно подобраны инвестором [18; 67].

Учитывая вышесказанное, практическую часть исследования проведем на примере анализа и выбора акций ведущих компаний двух отраслей: IT компаний и телекоммуникационных (всего 95 компаний). Временной период исследований январь 2015 год – декабрь 2019 год. Вначале формировались равно взвешенные портфели из 10 акций отдельно из каждой отрасли и одновременно из двух отраслей. Для формирования данных портфелей использовались приведенные выше принципы. После формирования равно взвешенных портфелей была проведена их оптимизация по приведенным выше четырем моделям Марковица.

Относительно формирования портфеля по результатам кластерного анализа акций следует отметить, что после получения набора кластеров появляется задача формирования правила выбора объектов инвестирования для формирования портфеля ценных бумаг. Формирование портфеля на базе ценных бумаг из разных кластеров будет снижать возможные риски. Что касается доходности данного объекта, то она может быть разной не зависимо от положения объекта в кластере. В проведенном исследовании формировались два вида портфелей по разным принципам: по минимальному расстоянию к центру кластера из разных кластеров и по максимальному расстоянию от центра кластера из разных кластеров.

В таблице 3.21 приведены равно взвешенные портфели, сформированные из акций IT-компаний (10 акций) с помощью разных подходов к отбору акций. Эти данные показывают, что разные подходы к выбору активов для формирования портфелей позволяют сформировать достаточно разные портфели по набору акций.

Таблица 3.21

*Структура равно взвешенных портфелей, сформированных из акций ИТ-компаний
с помощью разных подходов к их отбору*

по максимальной доходности	по минимальному риску	по максимальному показателю стабильности роста	по результатам факторного анализа	по результатам кластерного анализа (минимум)	по результатам кластерного анализа (максимум)
Alphabet Inc.	Alphabet Inc.	Alphabet Inc.	B2W Companhia Digital	Amazon.com, Inc.	ASOS PLC
Amadeus IT Group, S.A.	Amadeus IT Group, S.A.	Amazon.com, Inc.	Booking Holdings Inc.	ASOS PLC	B2W Companhia Digital
Amazon.com, Inc.	Amazon.com, Inc.	ASOS PLC	Cimpress N.V.	B2W Companhia Digital	Cimpress N.V.
eBay Inc.	eBay Inc.	Booking Holdings Inc.	eBay Inc.	Expedia Group	eBay Inc.
Expedia Group	Expedia Group	Facebook, Inc.	Expedia Group	JD.com, Inc.	Expedia Group
Facebook, Inc.	Facebook, Inc.	Fiserv, Inc.	JD.com, Inc.	Naver Corp.	JD.com, Inc.
Fiserv, Inc.	Fiserv, Inc.	NatEase, Inc.	Naver Corp.	NatEase, Inc.	Naver Corp.
Naver Corp.	Naver Corp.	Netflix Inc.	Netflix Inc.	Tencent Holdings Ltd.	NatEase, Inc.
Salesforce.com, Inc.	Salesforce.com, Inc.	Tencent Holdings Ltd.	Twitter, Inc.	Twitter, Inc.	Twitter, Inc.
Tencent Holdings Ltd.	Tencent Holdings Ltd.	Zalando SE	Zalando SE	Zalando SE	Zalando SE

После выбора акций и формирования портфелей проводилась их оптимизация по моделям Марковица. Сравним полученные данные оптимальных портфелей по доходности, риску, коэффициенту эффективности портфеля Шарпу, по показателю кумулятивного индекса стабильности активов портфеля.

Результаты проведенных исследований показали сходные данные при формировании портфелей из акций только одной отрасли и при формировании портфелей одновременно из акций двух отраслей. Поэтому результаты проиллюстрируем на примере анализа формирования и оптимизации портфелей, состоящих из акций IT-компаний. В диаграммах, приведенных ниже следующие обозначения портфелей: *Equal W.* – равновзвешенный портфель; *Max Ret.* – оптимизированный по максимуму прибыли; *Min St. Dev.* – оптимизированный по минимуму риска; *Max SR.* – оптимизированный по максимуму Шарпа; *Max Stability* – оптимизированный по максимуму кумулятивного индекса стабильности котировок акций.

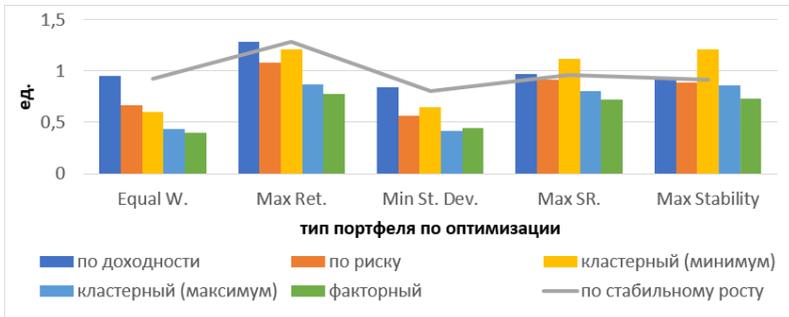


Рис. 3.6. Диаграмма показателей доходности портфелей, сформированных по разным принципам и оптимизированных по методу Марковица

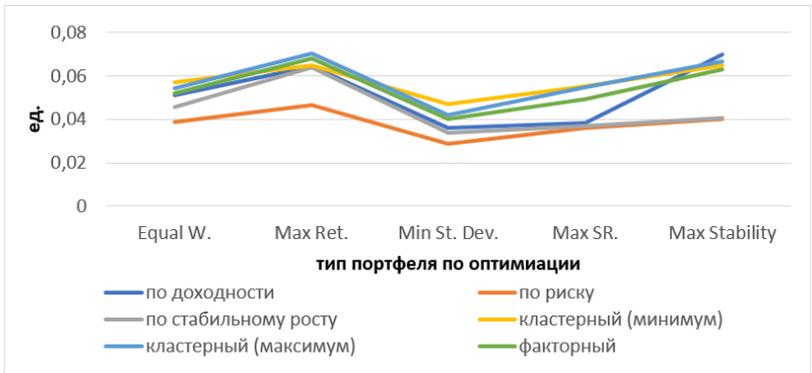


Рис. 3.7. Графики показателей риска портфелей, сформированных по разным принципам и оптимизированных по методу Марковица

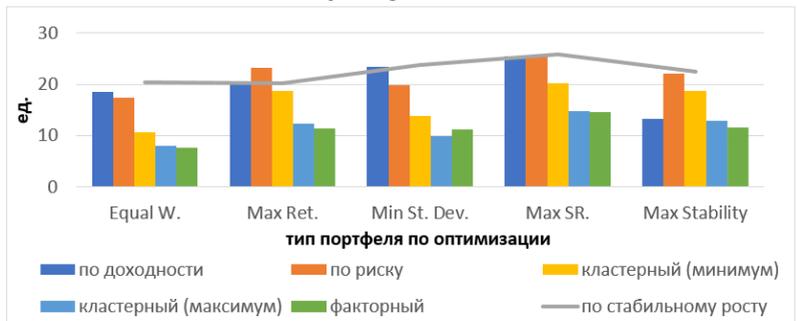


Рис. 3.8. Диаграмма показателей коэффициента Шарпа портфелей, сформированных по разным принципам и оптимизированных по методу Марковица

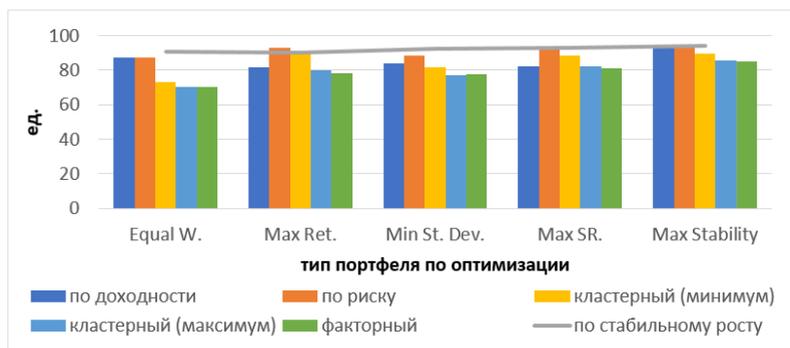


Рис. 3.9. Диаграмма показателей стабильности роста котировок акций, входящих в портфели, сформированные по разным принципам и оптимизированных по методу Марковица

Проведенный анализ данных показал:

равновзвешенный портфель, сформированный по показателям риска и по показателю кумулятивного индекса стабильности активов, является достаточно эффективным, поэтому, если не использовать оптимизацию, то лучше применять данный подход к формированию портфеля;

если применять процесс кластеризации для формирования портфелей, то следует выбирать активы из разных кластеров по минимальному расстоянию от центра кластера;

кластерный анализ позволяет сформировать более эффективный портфель, чем факторный анализ;

анализ применения различных моделей оптимизации Марковица показал, что лучшие результаты как по доходности, так и по риску можно получить при оптимизации по кумулятивному показателю индекса стабильности активов. Данный метод оптимизации является новой модификацией модели Марковица.

Кроме применения структурных коэффициентов для анализа динамических рядов, как показано в разделе 3.1, было предложено применять структурные коэффициенты и в оценке эффективности ребалансировки инвестиционных портфелей. Ряд аналитиков используют для оценки эффективности ребалансировки

сравнение портфеля после изменений с гипотетическим вариантом данного портфеля, если бы изменения (ребалансировка) не проводились. Данный подход имеет ряд недостатков. Авторами предлагается использовать для оценки эффективности ребалансировки сравнение доходностей полученного портфеля с оптимальным его вариантом. Кроме того, рассматривается возможность для анализа процесса ребалансировки использовать различные структурные коэффициенты. Ниже приведены результаты применения метода оценки качества ребалансировки портфелей акций и различных структурных коэффициентов для анализа динамических изменений в портфелях ценных бумаг.

Как правило, процесс управления портфелем включает мониторинг инвестиций и оценку эффективности портфеля по сравнению с эталонами. В большинстве случаев мониторинг и отслеживание профиля риска-вознаграждения инвестора в процессе управления портфелем проводится постоянно, а анализ и ребалансировка – ежеквартально или ежегодно. При этом менеджмент регулярно имеет информацию об эффективности инвестиций. Если менеджмент считает необходимым, то портфель можно перебалансировать, продавать инвестиции, которые достигли своих целей, и покупать инвестиции, которые обладают большим потенциалом роста. В результате процент, который был выделен для разных классов активов, изменится. Это изменение может увеличить или уменьшить профиль риска-вознаграждения, поэтому принято сравнивать сбалансированный портфель с тем, в котором изменения были проигнорированы. Этот подход позволяет оценить эффективность перебалансировки, но он является сложным и имеет ряд недостатков. Основной недостаток состоит в том, что оценка, полученная с помощью сравнительного анализа с гипотетическим портфелем, не учитывает внесенные новые средства в портфель или изъятые из него после ребалансировки.

Перебалансировка должна использоваться в tandem с стратегиями оптимизации баланса и портфеля. Поэтому, в общем случае, процесс управления портфелем и его перебалансировка считаются эффективными, если достигнуто оптимальное распределение активов.

В данной работе предложен метод оценки структурных изменений в портфеле, а также метод оценки эффективности ребалансировки портфеля, который основан на построении и мониторинге оптимальной модели портфеля с максимальным коэффициентом Шарпа. В данной модели максимизируется коэффициент Шарпа без ограничений на доходность и риск портфеля.

В ходе выполнения данного исследования предложено активность управления портфелем оценивать как показатель новизны портфеля, то есть:

Коэффициент активности управления, ед. = 1 – Коэффициент оборачиваемости капитала портфеля за текущий промежуток времени (квартал, год и т.д.),

где

Коэффициент оборачиваемости капитала портфеля = стоимость капитала (акций в рассматриваемых портфелях), которые в данном периоде не были проданы, по сравнению с предыдущим периодом / стоимость портфеля в текущем периоде

Коэффициент активности управления можно оценивать в единицах и в %.

Рассмотрим метод оценки доли структурных изменений портфеля ценных бумаг при проведении ребалансировки. Допустим, что структура портфеля описывается следующим кортежем:

$$S_p = \langle X_1, X_2, \dots, X_n \rangle;$$

где S_p структура портфеля;

X_1, X_2, \dots, X_n – доля (или %) ценных бумаг, составляющих портфель, по их видам (например, видам или типам ценных бумаг, отраслевой принадлежности компаний и пр.). При этом $X_1 + X_2 + \dots + X_n = 1$;

n – общее количество видов ценных бумаг в портфеле.

Предположим, что имеем исходный портфель вида:

$$S_{p0} = \langle X_{10}, X_{20}, \dots, X_{n0} \rangle$$

После ребалансировки имеем следующую структуру портфеля:

$$S_{p1} = \langle X_{11}, X_{21}, \dots, X_{n1} \rangle.$$

При этом учитываем, что какие-то структурные составляющие были проданы частично или полностью, а какие-то, которых ранее не было, были приобретены. В связи с этим, для оценки структурных изменений, приведем структуры исходного портфеля и текущего его вариантов к единому виду по составляющим: поэтому $n_0 = n_1$, а доля составляющих по некоторым позициям будет равна 0.

Таким образом,

$$X_{10} + X_{20} + \dots + X_{n0} = I u$$

$$X_{11} + X_{21} + \dots + X_{n1} = I.$$

Доля неизменного объема ценных бумаг оценивается как:

$$V_{const} = \min(X_{10}, X_{11}) + \min(X_{20}, X_{21}) + \dots + \min(X_{n0}, X_{n1});$$

а доля структурных изменений портфеля определяется как:

$$V_{\Delta} = I - V_{const} (ед.).$$

В качестве оценки эффективности перебалансировки портфеля ценных бумаг можно использовать оптимальную модель портфеля с максимальным коэффициентом Шарпа. Построим оптимальную модель Шарпа для исходного портфеля S_{p0} и для портфеля, полученного после перебалансировки S_{p1} . Оценим эффективность данных портфелей по показателю эффективности Шарпа. Определим отдельно для портфелей до балансировки и после разности между показателем Шарпа для оптимального варианта портфеля и исходного варианта портфелей. Получим:

$$\Delta S_{p0} = S_{p0\text{ opt}} - S_{p0\text{ act}};$$

$$\Delta S_{p1} = S_{p1\text{ opt}} - S_{p1\text{ act}}.$$

Оценку эффективности перебалансировки портфеля ценных бумаг можно определить как соотношение полученных показателей:

$$Eff = \Delta S_{p1} / \Delta S_{p0}.$$

Если показатель Eff меньше единицы, то перебалансировка была более эффективной, поскольку коэффициент Шарпа фактического перебалансированного портфеля ближе к аналогичному показателю своего оптимального варианта.

В проведенном исследовании использовались стандартные показатели структурных сдвигов (различий), которые были предложены в статистических исследованиях Л.С. Казинца, К. Гатева, А. Салаи [77; 83; 85]. При этом некоторые из данных показателей

были адаптированы для анализа структуры портфелей. Кроме того, авторами проведена систематизация и упорядочение соответствующих статистических показателей с целью их применения для анализа структуры портфелей ценных бумаг.

Приведем перечень использованных в работе показателей структуры с кратким их описанием:

- Линейный коэффициент абсолютных структурных сдвигов определяется по формуле среднего линейного отклонения, например, для временного периода 2 по сравнению с периодом 1, используем следующий расчет:

$$S_{2-1}^{\text{абс}} = \frac{\sum_{i=1}^n |d_{i2} - d_{i1}|}{n}$$

где $|d_{i2} - d_{i1}|$ – модуль абсолютного прироста долей (удельных весов) по каждой отдельной ценной бумаге (или по отдельной отрасли, сектору, представляющему ценные бумаги в портфеле) i в текущем периоде (d_{i2} – доля текущего периода) по сравнению с предыдущим периодом (d_{i1} – доля предыдущего периода или базисного);

n – число отдельных видов ценных бумаг или отраслей, представленных в портфеле.

- Квадратический коэффициент абсолютных структурных сдвигов, который определяется следующим образом:

$$S_{2-1}^{\text{кв абс}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}{n}} \quad S_{2-1}^{\text{кв абс}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}{n}}$$

Чем выше значение коэффициента, тем больше структурные изменения. Нижний предел коэффициента равен 0, а верхний предел не ограничен.

- Линейный коэффициент относительных структурных сдвигов, определяемый по предложенной авторами формуле:

$$S_{2-1}^{\text{относит.}} = \left| \frac{\sum_{i=1}^n d_{i2}^2}{\sum_{i=1}^n d_{i1}^2} - 1 \right| * \sum_{i=1}^n d_{i1}^2$$

- Квадратический коэффициент относительных структурных сдвигов, определяемый по формуле:

$$S_{2-1}^{\text{КВ. относит.}} = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n d_{i2}^2}{\sum_{i=1}^n d_{i1}^2} - 1\right)^2 * \sum_{i=1}^n d_{i1}^2}$$

Если структуры портфеля одинаковы, то показатель равен 0. Чем больше значение коэффициентов относительных показателей, тем более значительны относительные структурные сдвиги.

- Интегральный коэффициент структурных сдвигов (К. Гатев):

$$S_{2-1}^{\text{интегр.}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n d_{i2}^2 - \sum_{i=1}^n d_{i1}^2}}$$

Показатель учитывает разности удельных весов относительно значения самих удельных весов обоих периодов.

- Обобщающий показатель структурных сдвигов Салаи (индекс Салаи). В исследовании данный показатель был незначительно модифицирован и оценивался по формуле:

$$S_{2-1}^{\text{Салаи}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{i2} + d_{i1})^2}} * \frac{1}{n}$$

- Обобщающий показатель структурных сдвигов В. Рябцева (индекс В. Рябцева) [85]:

$$S_{2-1}^{\text{Рябцев}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{i2} - d_{i1})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{i2} + d_{i1})^2}}$$

Практическая апробация метода оценки доли перебалансировки и эффективности процесса управления ребалансировкой портфеля ценных бумаг. Для исследования возможности практического применения структурных коэффициентов в анализе портфелей ценных бумаг было подобрано 15 портфелей российских управляющих компаний. Данные портфели включают акции компаний из разных отраслей. Исследовалась структура портфелей за 2016–2017 гг. В восьми портфелях анализировалась структура за период 2014–2017 гг. По всем портфелям проведена

оценка различных показателей структуры. Структура анализировалась по акциям компаний, объединенных по соответствующим отраслям.

Для исследования возможности практического применения структурных коэффициентов в анализе портфелей ценных бумаг было подобрано 15 портфелей российских управляющих компаний. Данные портфели включают акции компаний из разных отраслей. Исследовалась структура портфелей за 2016–2017 гг. В восьми портфелях анализировалась структура за период 2014–2017 гг. По всем портфелям проведена оценка различных показателей структуры (табл. 3.22). Структура анализировалась по акциям компаний, объединенных по соответствующим отраслям.

Таблица 3.22

Структура портфеля ВТБ – Фонд Акции за период 2012–2017 гг., в ед.

Отрасли, акции компаний которых входят в портфель	2012 г.	2013 г.	2014 г.	2015 г.	2016 г.	2017 г.
Коммунальные услуги	0,0592	0	0,0473	0	0,027	0,0134
Материалы	0,2091	0,0486	0,2799	0,0973	0,1234	0,0942
Недвижимость	0,0116	0	0,0348	0,0576	0	0,0143
Промышленность	0,019	0,0325	0,0084	0	0	
Финансы	0,1361	0,2406	0,1002	0,2589	0,3011	0,2632
Энергетика	0,565	0,6224	0,4614	0,4735	0,44	0,4764
Телекоммуникации	0	0,0559	0,021	0,0489	0,0707	0,0917
Потребительские товары	0	0	0,047	0,0621	0,0378	0,0468
Информационные технологии	0	0	0	0,0017	0	0
Сумма	1	1	1	1	1	1
Доля обновлений, V_{Δ}		0,2313	0,3604	0,2383	0,1171	0,0807

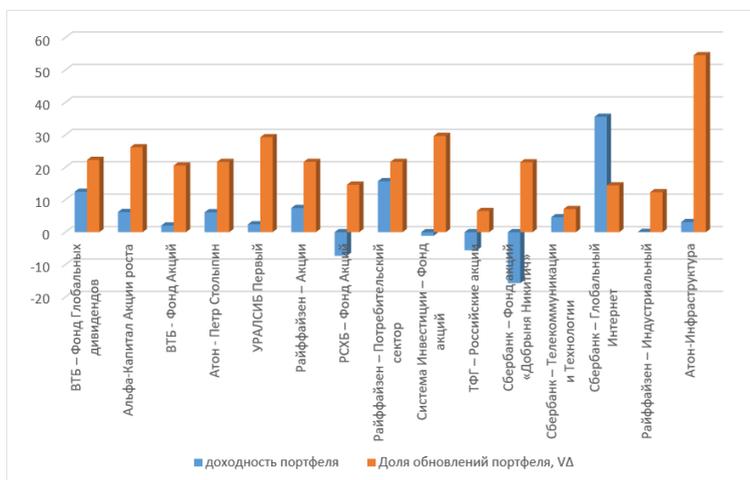


Рис. 3.10. Доходность и доля обновлений портфелей за 2017 год, %

Данные диаграммы на рисунке 3.10 показывают, что большой процент изменений в портфеле не всегда приводит к соответствующему росту доходности портфеля. Что касается проанализированных портфелей, то не выявлена взаимосвязь между величиной структурных изменений и ростом доходности.

По результатам проведенных расчетов были построены таблицы активности портфелей и эффективности по годам и кварталам.

Таблица 3.23

Коэффициент активности управления портфелями акций, %

	2014 г.	2015 г.	2016г.	2017 г.
Raffaisen equity	3,41	41,05	63	78,1
Raffaisen industrial	16,7	36,73	53,26	39,9
Sberbank-global-internet	52,9	92,67	99,57	53,79
Sberbank-tel-and-tech	28,8	79,85	99,35	60,6
Vtb-equity	68	37,51	49,32	34,7
Vtb-global-dividends	62,36	52,64	37,45	25,43

Таблица 3.24
Коэффициенты эффективности управления портфелями акций

	2015 г.	2016 г.	2017 г.
Raffaisen equity	0,65	0,35	0,55
Raffaisen industrial	-0,23	1,28	0,47
Sberbank-global-internet	-0,67	-0,04	0,11
Sberbank-tel-and-tech	0,24	-0,55	-0,36
Vtb-equity	-0,06	-0,008	0,22
Vtb-global-dividends	0,49	-0,07	0,27

Проведенное исследование и анализ полученных данных позволили сделать ряд выводов и рекомендаций:

- управляющая компания Сбербанка активнее других обновляет свои портфели, однако зачастую они не являются эффективными, то есть данная активная стратегия идет во вред его стоимости. УК Раффайзен капитал проявляет меньшую активность, но эффективность его портфелей выше, что говорит о качественном подборе акций на долгосрочную перспективу.

- предложенный в данном исследовании коэффициент активности управления портфелями акций показал свою востребованность при оценке активной стратегии управления портфелями ценных бумаг и может использоваться как полезный оценочный показатель в аналитических портфельных исследованиях.

Пример данных по оценке эффективности перебалансировки портфелей приведен в таблице.

Таблица 3.25

Данные по ОПИФ РФИ «Сбербанк – Глобальный Интернет» – 2016–2017 гг.

	исходный портфель, 2016 г.	оптимальной модели портфеля с максимальным коэффициентом Шарпа, 2016 г.	исходный портфель, 2017 г.	оптимальной модели портфеля с максимальным коэффициентом Шарпа
Доходность портфеля	0,007	0,018	0,030	0,035
Риск портфеля	0,033	0,024	0,035	0,026
Коэффициент Шарпа	0,649	1,373	1,105	1,704
Коэффициент Трейнора	0,094	0,143	-0,189	-0,215
Коэффициент Бета	0,227	0,227	-0,206	-0,206
Коэффициент Альфы Йенсена	0,009	0,020	0,040	0,046
Коэффициент Модильяни	0,020	0,058	0,039	0,065
ΔSp_{2016}	0,724			
ΔSp_{2017}	0,599			
Eff	0,827			

Эффективность ребалансировки портфеля ОПИФ РФИ «Сбербанк – Глобальный Интернет» в 2017 году выше, чем в 2016 году.

Таблица 3.26

Структурные коэффициенты 15-ти портфелей российских управляющих компаний за 2017 год, в ед.

Портфель	Коэффициент абсолютных структурных сдвигов	Квадратический коэффициент абсолютных структурных сдвигов	Линейный коэффициент относительных структурных сдвигов	Квадратический коэффициент относительных структурных сдвигов	Интегральный коэффициент Гатева	Индекс Салаи	Индекс Рябцева	Доля обновлений портфеля, V_{Δ}	Доходность портфеля в среднем за месяц
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>
ВТБ – Фонд Глобальных дивидендов	0,050	0,059	0,046	0,096	0,203	0,059	0,145	0,151	0,0104
Альфа-Капитал Акции роста	0,065	0,076	0,0001	0,0001	0,408	0,107	0,302	0,262	0,0052
ВТБ – Фонд Акции	0,023	0,025	0,009	0,017	0,085	0,023	0,060	0,081	0,0017
Атон - Петр Столыпин	0,052	0,079	0,019	0,035	0,281	0,072	0,203	0,216	0,0051
УРАЛСИБ Первый	0,084	0,093	0,034	0,067	0,337	0,093	0,245	0,293	0,0020
Райффайзен – Акции	0,046	0,054	0,0001	0,0001	0,206	0,056	0,147	0,160	0,0062

Окончание таблицы 3.26

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>
РСХБ – Фонд Акций	0,037	0,043	0,045	0,083	0,152	0,038	0,108	0,146	-0,0061
Райффайзен – Потребительский сектор	0,031	0,035	0,020	0,037	0,104	0,033	0,074	0,077	0,0131
Система Инвестиции – Фонд акций	0,085	0,098	0,046	0,088	0,361	0,100	0,264	0,297	-0,0009
ТФГ – Российские акции	0,016	0,021	0,012	0,021	0,075	0,019	0,053	0,065	-0,0047
Сбербанк – Фонд акций «Добрыня Никитич»	0,065	0,094	0,194	0,402	0,328	0,084	0,239	0,259	-0,0131
Сбербанк – Телекоммуникации и Технологии	0,189	0,189	0,055	0,074	0,260	0,133	0,187	0,189	0,0038
Сбербанк – Глобальный Интернет	0,132	0,141	0,119	0,159	0,220	0,091	0,157	0,198	0,0296
Райффайзен – Индустриальный	0,047	0,047	0,078	0,087	0,051	0,026	0,036	0,047	0,0001
Атон- Инфраструктура	0,117	0,136	0,178	0,412	0,484	0,138	0,364	0,411	0,0026

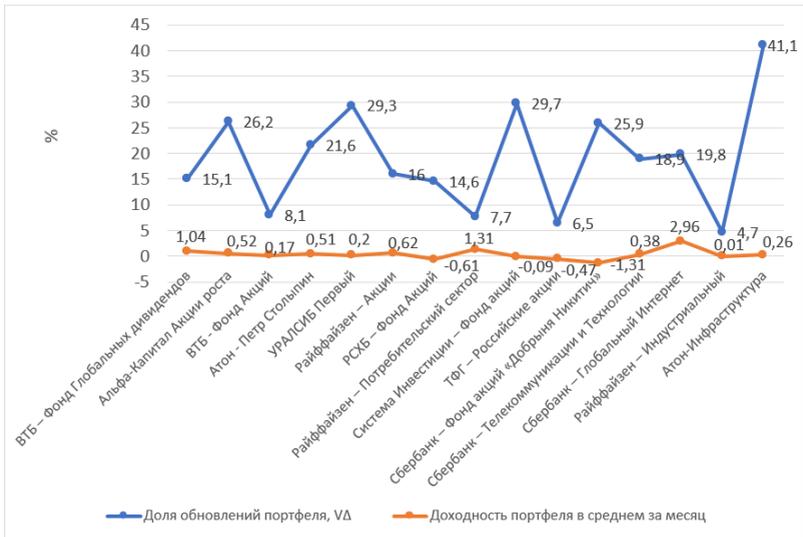


Рис. 3.11. Сопоставление доли обновлений портфеля и его доходности в 2017 году в российских портфелях акций

Оценка эффективности процесса ребалансировки портфелей по коэффициенту Шарпа относительно их оптимального варианта является более надежной, так как не требует построения ряда гипотетических портфелей.

Наиболее однородные показатели получены по обобщенным индексам. Чем больше показатель индексов, тем сильнее структурное обновление портфеля. Максимальное значение индексов однозначно указывало на структуру портфеля в тот период, когда было произведено его максимальное обновление. Показатель взаимосвязи между данными по доле обновлений портфеля и индексами имеет следующие значения: с индексом Рябцева 97,63%, с индексом Салаи 86,8%, с показателем Гатева 97,56%. Установлено практически однозначное отражение индексом Рябцева уровня обновления структуры портфеля. Таким образом, для анализа структурных сдвигов в портфеле ценных бумаг наиболее оптимальным является использование индекса Рябцева, который указывает на уровень структурного обновления портфеля.

Результаты проведенного исследования возможности применения предложенных методов оценки структурных изменений и эффективности ребалансировки портфеля ценных бумаг и позволили сделать следующие выводы и рекомендации:

- структурные изменения в процессе ребалансировки портфелей можно оценивать по доле их изменений V_{Δ} , как показано в данной работе;
- для оценки эффективности ребалансировки портфеля ценных бумаг можно использовать оптимальную модель портфеля и проводить оценку эффективности по показателю Шарпа для портфеля до балансировки и после структурных изменений.
- для анализа структурных изменений в портфеле можно применять модифицированные показатели относительных изменений, которые характеризуют интенсивность таких изменений по временным периодам;
- наиболее оптимальными показателями структурных изменений являются обобщенные показатели, а индекс Рябцева непосредственно отражает уровень обновления структуры портфеля.

ГЛАВА 4. ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КОТИРОВОК АКЦИЙ

Для повышения эффективности процессов управления ценными бумагами на фондовом рынке необходимо применение нового, более эффективного и универсального инструментария. Для этих целей достаточно часто используются и применяются различные модели технического анализа и прогнозирования. Прогнозирование котировок акций является сложной задачей, поэтому постоянно ведется поиск новых методов и моделей, усовершенствование уже применяемых, а также – поиск и анализ различных показателей и коэффициентов, которые могут повысить точность прогнозных данных [11; 28; 64].

Имеющиеся в настоящее время современные алгоритмы машинного обучения упростили возможность аналитикам совершенствовать модели для прогнозирования цен акций. В настоящее время существует множество различных методов, которые применяются для анализа и прогнозирования будущих значений цен акций. Шах с соавторами провели анализ наиболее распространенных методов, используемых для определения прогнозирования курса акций, и разработали собственную классификацию [50]. Были выделены следующие группы методов прогнозирования: статистические, распознавание образов, машинное обучение, анализ тональности текста и гибридные методы. Методы машинного обучения, в частности алгоритмы классического машинного обучения и нейронные сети, получили широкое распространение и для прогнозирования котировок акций [3; 13; 17; 24; 28; 92].

Несмотря на значительное число работ в области исследования методов предсказания котировок акций, большая их часть фокусируется на сравнении нескольких методов на примере малого числа компаний, а чаще всего – биржевых индексов. Следует отметить, что, учитывая нестационарность, присущую финансовым временным рядам, далеко не все разработанные модели прогнозирования временных рядов эффективны для пред-

сказания курса акций. В последнее десятилетие в области прогнозирования курсов акций происходит смена концентрации внимания с традиционных статистических моделей на более сложные, в основе которых лежат алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта. Одним из перспективных направлений развития современных методов и моделей прогнозирования является разработка и внедрение гибридных моделей, в основе которых может лежать как объединение традиционных статистических моделей и методов машинного обучения, так и техник, использующих более углубленный математический аппарат. Интересным выводом является высокая точность прогнозов, основанных на комбинации различных подходов к прогнозированию [10; 11; 15; 25].

Как показали результаты современных исследований, успешное прогнозирование требует интеграции финансовой теории, поведения рынка, взрывного роста источников данных и вычислительных инноваций [1; 50]. Построение точных вычислительных моделей может быть достигнуто путем сборки наиболее полного набора инструментов. И финансовая эконометрика, и подходы машинного обучения помогают достичь этой цели. Инструменты машинного обучения позволяют делать более точные прогнозы, учитывая нелинейность данных, понимая сложное взаимодействие между переменными и позволяя использовать большие неструктурированные наборы данных. Инструменты финансовой эконометрики по-прежнему имеют решающее значение для ответов на вопросы, связанные с выводом переменных, описывающих экономические отношения в финансах; при правильном применении их роль не уменьшилась с введением машинного обучения. Поэтому востребованы исследования относительно возможности применения дополнительных факторов (показателей технических, фундаментальных и пр.) в моделях прогнозирования и разработки усовершенствованных многофакторных методов машинного обучения для более качественного прогноза и мониторинга прогнозных показателей.

Прежде, чем перейдем к анализу результатов исследований по прогнозированию, рассмотрим и подберем метрики, с помощью которых будем оценивать качество и точность прогнозных данных [62; 92].

Большинство исследователей используют стандартные статистические метрики, основанные на подсчете ошибок предсказания. Одними из наиболее распространенных для сравнения предсказания различных методов являются *MAE* (средняя абсолютная ошибка) и *RMSE* (корень из среднеквадратичная ошибки) в связи с простотой подсчета и выражения в тех же единицах, что и прогнозируемые данные [25; 50; 92]. Что касается показателя *RMSE*, то незначительное отклонение его значения от среднего абсолютного отклонения указывает на отсутствие в модели прогнозирования грубых ошибок. Формулы для них выглядят следующим образом:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

где Y_t – фактический объем ряда за анализируемый период;
 \hat{Y}_t – значение прогнозного показателя ряда за анализируемый период;

n – количество уровней ряда (периодов, объектов в выборке).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

где: n – количество уровней ряда (периодов, объектов в выборке),
 y_i – истинное значение,
 \hat{y}_i – прогнозное значение.

Не менее популярные способы проверки качества прогноза основываются на вычислении относительных ошибок. Одним из них является подсчет *MAPE* – средней абсолютной ошибки в процентах). Значение данной метрики характеризует величину, на которую теоретические уровни, рассчитанные по модели, в среднем отклоняются от фактических. Ее важным отличием является то, что это относительная величина, то есть она не содержит единицу измерения и может быть использована для сравнения предсказания по разным наборам данных. Формула выглядит следующим образом:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| * 100\%$$

Среднее абсолютное отклонение MAD, которое оценивается как:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| ,$$

Еще одной распространенной метрикой является средняя процентная ошибка MPE. Ее важным достоинством является то, что она позволяет определить смещение прогноза: свойственно ли модели завышение или занижение прогноза. Если средняя процентная ошибка меньше нуля, то прогноз является завышенным. А если средняя процентная ошибка больше нуля, то прогноз занижен и показатель недооценен. Формула выглядит следующим образом:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \widehat{y}_i)}{y_i}$$

В некоторой степени меньшее распространение получил показатель TIS (Коэффициент неравенства Тейла), который был предложен в 1958 году [92,50,25,32]. Основным достоинством данной метрики является то, что ее значение лежит в границах от 0 до 1, где нуль соответствует идеальной прогностической способности, а единица – ее полному отсутствию. Формула выглядит следующим образом:

$$TIS = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \widehat{y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \widehat{y}_i + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i}}$$

Иногда исследователи используют среднюю квадратическую ошибку *MSE* для оценки эффективности предсказания и сравнения моделей. Ее отличительной чертой является сильная чувствительность к большим значениям ошибок, однако интерпретация данной метрики является затруднительной, поскольку единицы измерения возведены в квадрат. В связи с этим, данная метрика используется в тех случаях, когда важно выбрать ту модель, что дает меньше больших ошибок прогноза. Формула выглядит следующим образом:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Тем не менее, использования только традиционных статистических критериев может быть недостаточным для выбора оптимальной модели, поскольку они не несут дополнительной информации для инвестора относительно того, как использовать прогноз для последующего принятия решения на рынке [32]. Поэтому было предложено рассчитать точность предсказания путем подсчета числа правильного определения направления динамики курсов акций (возрастания или убывания) – *MDA* [32]. Формула выглядит следующим образом:

$$MDA = \frac{1}{n} \sum_{t=2}^n z_t,$$

где: $z_t = 1$, если $(y_t - y_{t-1})(\hat{y}_t - y_{t-1}) > 0$
 $z_t = 0$, если $(y_t - y_{t-1})(\hat{y}_t - y_{t-1}) < 0$

4.1. Прогнозирование курсов акций с использованием коэффициента Херста

Проведенное исследование подтверждает, что применение коэффициента Херста в отношении оценки прогнозного состояния временного ряда по курсам акций и оценки устойчивости его тренда способно улучшить получаемые результаты, но только на краткосрочном временном периоде [57]. Показатели Херста могут использоваться как дополнительные (риск данных по прогнозу) и позволяют повысить надежность прогнозных данных в крупномасштабных инвестиционных системах. Исследование проведено на массиве данных более 50 компаний за период 2015–2021 годов. Проанализированы были и возможности эффективного применения показателя Херста для повышения точности прогноза при применении современных методов машинного обучения.

Качественным решением многих проблем в области прогнозирования котировок ценных бумаг и оценки рынка может быть фрактальный анализ [43; 73; 74; 79–82; 84,]. Его практическое

применение часто игнорируется трейдерами и инвесторами. Однако, в настоящее время имеются данные исследований, указывающие на то, что фрактальный анализ временных рядов помогает эффективно оценить наличие и стабильность тренда на рынке [10; 36; 42]. Но, следует отметить, что практических исследований по применению в прогнозировании рыночных процессов коэффициента Херста недостаточно. Поскольку коэффициент Херста является одним из основных значений фрактального анализа и имеет возможность повысить эффективность прогнозных данных при анализе временных рядов, то в нашем исследовании ставилась цель изучения возможности применения коэффициента Херста для повышения информативности современных методов прогнозирования курсов акций, в частности методов машинного обучения. Наиболее востребовано решение данного вопроса различными автоматизированными системами на фондовых рынках, автоматизированными системами для консультаций инвесторов, робоэдвайзерами и пр.

Поскольку многие аналитики указывают на то, что показатель Херста может оценивать трендовость временного ряда, то в данном исследовании проведем сравнение показателей коэффициента Херста с показателями ранговой корреляции: коэффициентом Спирмена и критерием Кендалла на примере анализа временных рядов котировок акций ведущих информационных компаний [22; 42; 71]. С помощью коэффициента Спирмена проверяется устойчивость тенденции изменений временного ряда, а наличие тренда во временном ряду характеризует критерий Кендалла. Таким образом, проверим, совпадают ли показатели Спирмена и Кендалла, и как, определяемые ими характеристики трендовости временного ряда, соотносятся с показателями Херста.

На основе данных анализа ранговой корреляции Спирмена и Кендалла, можно предположить, что они оценивают одну и ту же характеристику временного ряда, которая характеризует наличие тренда во временном ряду за рассматриваемый период. Но данная оценка не может характеризовать прогнозные изменения. Конечно, если имеется устойчивый тренд и значения близки к ± 1 , то логично предположить, что во временном ряду сохранится имеющая тенденция изменений уровней ряда. Показатель Херста призван оценивать

вероятность прогнозного изменения ряда, что и проверим в нашем исследовании. В качестве исходных данных были выбраны средние ежемесячные показатели котировок акций 26 ведущих информационных компаний за период 2015–2017 гг. В общем случае имеем временной ряд котировок акций, в структуре данных которого есть сложившийся тренд и сезонность. Для процесса прогнозирования был выбран метод Хольта-Уинтерса. Модель строилась по данным котировок акций помесечно за три года 2015–2017 гг., а прогноз производился на 2018 г. [70]. При этом подбирались коэффициенты α , β , γ . Выбор параметров осуществлялся с помощью «умного» поиска и минимизации ошибок по известным дата-моделям. В качестве примера в таблице 4.1 приведены значения коэффициентов сглаживания временного ряда котировок акций.

Таким образом, применялась трех параметрическая модель Хольта-Уинтерса, согласно которой прогнозные показатели определяются по формуле: [70]

$$\widehat{y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p},$$

где \widehat{y}_{t+p} — прогноз по методу Хольта-Уинтерса на p периодов;

L_t — экспоненциально сглаженная величина за текущий период;

p — порядковый номер периода, на который делается прогноз;

T_t — тренд за текущий период;

S_{t-s+p} — коэффициент сезонности за этот же период в последнем сезоне.

Экспоненциально сглаженная величина за текущий период рассчитывается как:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}),$$

где L_t — сглаженная величина на текущий период;

α — коэффициент сглаживания ряда;

S_{t-s} — коэффициент сезонности предыдущего периода;

Y_t — текущее значение ряда;

L_{t-1} — сглаженная величина за предыдущий период;

T_{t-1} — значение тренда за предыдущий период.

Коэффициент сглаживания ряда α задается вручную в интервале от 0 до 1.

Значение тренда определяется как:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1},$$

где T_t – значение тренда на текущий период;

β – коэффициент сглаживания тренда;

L_t – экспоненциально сглаженная величина за текущий период.

Коэффициент сглаживания тренда β задается вручную в интервале от 0 до 1.

Сезонность оценивается как:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s},$$

где S_t – коэффициент сезонности для текущего периода;

γ – коэффициент сглаживания сезонности;

S_{t-s} – коэффициент сезонности за этот же период в предыдущем сезоне.

Таблица 4.1

Коэффициенты сглаживания ряда, тренда и сезонности α , β и γ в моделях Хольта-Уинтерса для прогноза курса акций некоторых IT-компаний на 2018 год

<i>Компания</i>	<i>Коэффициент сглаживания ряда, α</i>	<i>Коэффициент тренда, β</i>	<i>Коэффициент сезонности, γ</i>
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>
Alibaba Group Holding Ltd	0,9	0,0001	0,1
Alphabet Inc	0,9	0,1	0,3
Amadeus IT Group	0,9	0,1	0,3
B2W Cia Digital	0,9	0,1	0,3
eBay Inc.	0,9	0,1	0,3
Expedia Group	0,9	0,1	0,3
Fiserv Inc	0,9	0,1	0,3
Groupon Inc	0,2	0,0001	0,001
Rakuten Inc	0,9	0,1	0,3

Окончание таблицы 4.1

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>
Tencent Holdings Limited	0,9	0,001	0,0001
TripAdvisor Inc	0,4	0,5	0,999
Twitter Inc	0,9	0,1	0,3
Yandex N.V.	0,9	0,1	0,3

Оценки качества прогноза, полученные с помощью модели Хольта-Уинтерса для некоторых интернет-компаний приведены в таблице 4.2.

Таблица 4.2

Оценки качества прогноза, полученные с помощью модели Хольта-Уинтерса для некоторых IT-компаний, на 2018 год

<i>Компания</i>	<i>MAD</i>	<i>MAPE</i>	<i>MPE</i>	<i>RMSE</i>
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
Amazon.com Inc	272,70	15,89	15,06	311,27
Alibaba Group Holding Ltd	17,53	10,38	0,26	20,11
Alphabet Inc	82,63	7,63	-4,72	103,02
Amadeus IT Group	7,48	9,20	6,44	9,94
ASOS.com	9,56	19,60	-6,05	14,24
B2W Cia Digital (BTOW3 BZ)	5,50	16,94	16,94	7,15
Baidu, Inc.	35,29	18,40	-16,99	49,79
Booking Holdings	96,75	4,81	4,15	107,98
Cimpress N.V.	17,59	13,53	-2,00	22,55
eBay Inc.	6,57	20,58	-17,10	7,99
EDreams ODIGEO	564,64	14,71	1,23	811,35
Expedia Group	10,26	8,33	4,70	11,73
Facebook Inc	30,10	19,99	-19,49	39,95
Fiserv Inc	4,68	6,11	5,82	5,25
Groupon Inc	0,64	17,89	-15,39	0,84
JD.com Inc (JD US)	7,56	25,98	-11,19	9,16
Naver Corporation	51507,62	6,95	-4,49	67450,57
NetEase Inc	32,74	13,89	-8,50	37,91

Окончание таблицы 4.2

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
Netflix Inc	100,92	30,44	30,44	109,33
Rakuten Inc	87,45	11,01	-8,46	108,19
salesforce.com Inc (CRM US)	19,77	14,27	14,27	22,24
Tencent Holdings Limited	7,21	17,36	-13,92	8,93
TripAdvisor Inc	9,84	18,87	13,69	11,65
Twitter Inc	5,44	15,67	15,33	6,96
Yandex N.V.	6,08	18,97	-12,10	7,14
Zalando	6,47	21,50	-15,41	9,23

Что касается точности прогноза, то для всех компаний имелась незначительная ошибка прогнозирования по показателю MAD. Корень из среднеквадратичной ошибки MSE не сильно отклоняется от среднего абсолютного отклонения, что указывает на отсутствие в модели грубых ошибок прогноза. По показателю MPE у пятнадцати компаний прогноз немного завышенный, а у остальных 11-ти – немного заниженный. Точность прогноза в отношении исследованных 26 компаний оказалась приемлемой для проведения дальнейшего исследования: у пяти компаний была достаточно высокой, у семнадцати компаний – хорошей и только у четырех компаний – удовлетворительной. Такие значения получены, поскольку прогнозировался усредненный показатель котировок акций по месяцам. Все это указывает, что применение методов Хольта-Уинтерса для средне и долгосрочных прогнозов курсов акций может быть рекомендовано для использования менеджерами и инвесторами.

Показатель Херста в данном исследовании оценивался по данным временного ряда котировок акций по месяцам за период одного года, то есть 12 месяцев. Оценка проводилась отдельно за 2015, 2016 и 2017 гг. Прогнозными при этом считались последующие периоды по месяцам. Поскольку имеется небольшое количество наблюдений, то оценка коэффициента Херста проводилась по усовершенствованной формуле Э. Наймана [10; 14; 43]. Показатели Херста по всем интернет-компаниям приведены в таблице 4.3.

Таблица 4.3

*Показатели Херста, рассчитанные по годам
на 2015–2017 гг., ед.*

Компании	За 2015 год	За 2016 год	За 2017 год
Amazon.com Inc	0,553	0,546	0,503
Alphabet Inc	0,543	0,539	0,513
Amadeus IT Group	0,408	0,538	0,509
Alibaba Group Holding Ltd	0,491	0,547	0,576
Baidu, Inc.	0,516	0,461	0,594
Booking Holdings	0,440	0,533	0,519
eBay Inc.	0,500	0,574	0,525
Expedia Group	0,550	0,465	0,573
Facebook Inc	0,550	0,535	0,574
Fiserv Inc	0,541	0,445	0,533
Netflix Inc	0,558	0,529	0,576
Rakuten Inc	0,577	0,440	0,560
Tencent Holdings Limited	0,412	0,551	0,558
Twitter Inc	0,547	0,477	0,506
Yandex N.V.	0,480	0,534	0,559
Zalando	0,521	0,554	0,495
EDreams ODIGEO	0,539	0,517	0,472
NetEase Inc	0,457	0,555	0,412
Groupon Inc	0,565	0,467	0,544
Naver Corporation	0,530	0,549	0,343
Cimpres N.V.	0,501	0,525	0,534
TripAdvisor Inc	0,379	0,481	0,472
ASOS.com	0,490	0,572	0,302

Компании	За 2015 год	За 2016 год	За 2017 год
B2W Cia Digital (BTOW3 BZ)	0,547	0,468	0,580
JD.com Inc (JD US)	0,504	0,504	0,530
salesforce.com Inc (CRM US)	0,433	0,544	0,547
Максимум	0,577	0,574	0,594
Минимум	0,357	0,440	0,302

Анализ полученных значений показал, что большинство интернет-компаний (примерно 60–70%) имеют значение Херста более 0.5. Однако, при дальнейшем анализе получено подтверждение того, что в кризисные периоды этот показатель снижается и примерно не более 30% имеют показатель выше 0,5. При этом наибольшие показатели Херста отмечены по данным за 2016 г. Таким образом, можно прийти к заключению, что рынок акций интернет-компаний является фрактальным, а значит, использование стандартного статистического анализа является проблематичным. Чем выше значение показателя Херста, тем меньше «шум», больше персистентность и более явные тренды. Эти данные указывают, что рынком учитывается некоторое время полученная информация, и это влияние со временем ослабевает, при этом медленнее, чем кратковременные зависимости.

При выполнении данного исследования определялась вероятность смены предыдущего направления временного ряда котировок акций. Было установлено, что для прогноза на 1 месяц данная зависимость выполняется на более, чем 90%, для прогноза на 2 месяца – вероятность более 75%, далее данная зависимость резко снижается. Использовать данный показатель при оценке прогноза на период 6 месяцев и более не представляется возможным. Выявлено наличие среднего уровня взаимосвязи показателей Херста с показателем точности прогноза.

Динамика изменения показателя Херста за период 2015–2017 гг. показана на рисунке 4.1.

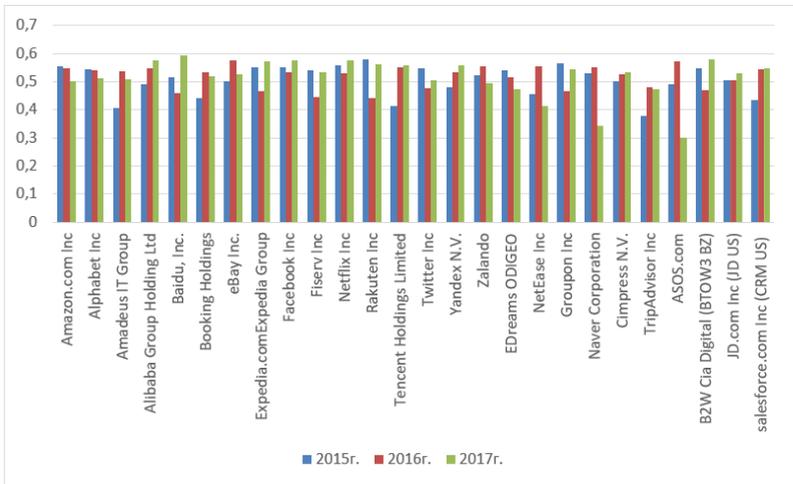


Рис. 4.1. Диаграмма динамики показателей Херста за период 2015–2017 гг., ед.

В данном исследовании был проведен анализ тренда временных рядов котировок акций по коэффициенту Спирмена и критерию Кендалла. Полученные данные сопоставлялись с коэффициентом Херста (рис. 4.2).

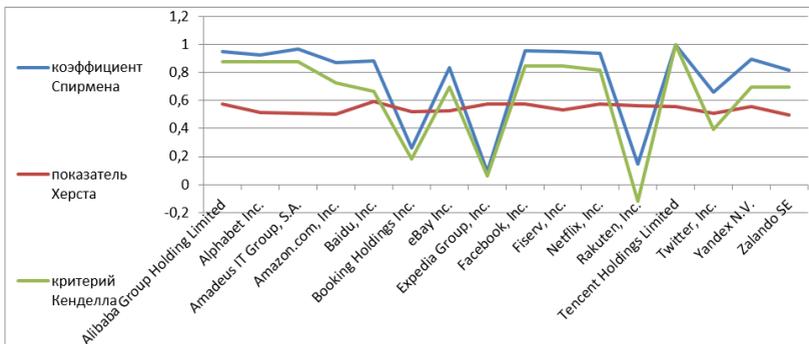


Рис. 4.2. Показатели по коэффициенту Спирмена, критерию Кендалла и коэффициенту Херста для интернет-компаний за 2017 год

Следует отметить, что коэффициент Спирмена и критерий Кендела оценивают один и тот же показатель, характеризующий тренд временного ряда (коэффициент корреляции между этими показателями составляет более 90%). Коэффициент Херста практически не взаимосвязан с показателями Спирмена и Кендела, а значит оценивает иное свойство временного ряда, то есть не трендовость (корреляция отрицательная и составляет от $-4,5\%$ до -5%). Поэтому сомнительным является утверждение некоторых аналитиков о том, что показатель Херста может характеризовать наличие или отсутствие тренда во временном ряду котировок акций [14; 42; 79; 81]

В процессе проведения данного исследования была предпринята попытка определить содержательную характеристику коэффициента Херста относительно динамических показателей временного ряда котировок акций и относительно показателей доходности и риска (риск оценивался по показателю среднеквадратического отклонения доходности). Среди динамических показателей ряда использовались следующие показатели ряда котировок акций: амплитуда (размах) колебаний котировок; значение 1% прироста котировок; среднее квадратическое отклонение котировок; линейный коэффициент вариации; колеблемость по абсолютной величине; коэффициент вариации, коэффициент колеблемости; коэффициент устойчивости; индекс устойчивости; коэффициент осцилляции; коэффициент Спирмена; кумулятивный индекс стабильности уровней ряда котировок акций; индекс относительной силы, Relative Strength Index RSI; критерий Кендалла. Оценивались коэффициенты корреляции между показателем Херста и различными динамическими характеристиками ряда, а также был проведен многомерный факторный анализ по показателям динамических характеристик и показателю Херста. Что касается показателей взаимосвязи, то по данным за три года не было установлено ни одного показателя более или менее устойчивой взаимосвязи коэффициента Херста с динамическими показателями ряда котировок акций. Стоит лишь отметить, что небольшая взаимосвязь (30–40%) имеется между коэффициентом Херста и показателем колеблемости временного ряда.

По результатам факторного анализа стабильно за все три года (отдельно по годам) показатель Херста выделялся в отдельную группу, не совмещаясь ни с одним из динамических показателей ряда. Все это указывает на то, что показатель Херста не взаимосвязан с динамическими характеристиками ряда, а отражает фрактальную характеристику и оценивает показатель риска, т.е. вероятность прогнозного показателя. Сопоставление показателя риска временного ряда по среднеквадратическому отклонению доходности акций с показателем Херста выявило взаимную корреляцию на уровне 30–35% (рис. 4.3). Но данный факт требует дальнейшего исследования для установления причин и устойчивости данной взаимосвязи. В дальнейших исследованиях такая связь не подтверждалась.

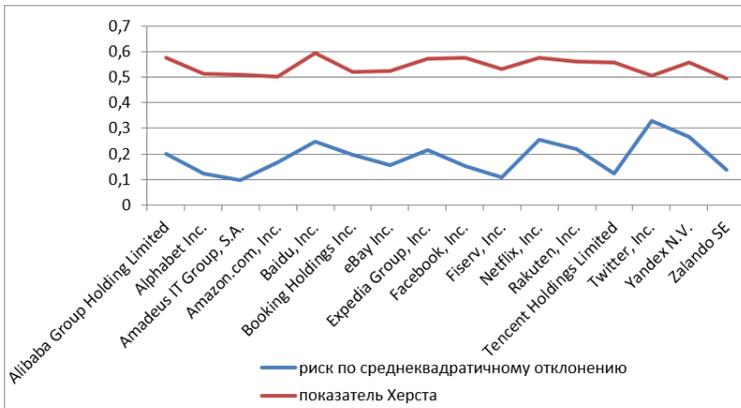


Рис. 4.3. Показатели риска по среднеквадратическому отклонению доходности акций и коэффициент Херста за 2017 г.

Таким образом, применение показателя Херста в отношении оценки прогноза уровней ряда и устойчивости тренда способно улучшить показатели по котировкам акций, но только на краткосрочном временном периоде. Но эти показатели могут использоваться только в дополнении к данным прогноза по показателям Хольта-Уинтерса как мера риска по полученному прогнозу.

Данное исследование еще раз подтвердило, что взаимосвязь показателя Херста и прогнозных показателей ряда носит стохастический характер. Длина горизонта прогнозирования, для

которого можно использовать показатель Херста достаточно мала и, по видимому, она может значительно отличаться для разных временных рядов и в зависимости от разных временных периодов. Константу Херста можно использовать только как меру риска при прогнозировании по временным рядам. При этом следует скорректировать и заключение, сделанное Э. Петерсом о том, что при анализе риска акций преимущественно надо использовать не стандартное отклонение, а фрактальное измерение, к которому и относится показатель Херста [84]. Как было установлено в данном исследовании: стандартное отклонение и показатель Херста оценивают достаточно разные характеристики риска, поэтому эти показатели лучше использовать совместно, как дополняющие друг друга. Таким образом, использование фрактального анализа позволяет повысить эффективность прогнозирования и принятия последующих решений.

Кроме проведения исследования относительно изучения характеристик показателя Херста, было проведен анализ и сделано обоснование эффективности использования показателя Херста в современных методах прогнозирования.

Для экспериментальных исследований были выбраны следующие методы и модели прогнозирования:

1. Статистический метод: *ARIMA* и *ESM*.
2. Метод машинного обучения: *LSTM*.

В качестве метрики качества прогноза будет использоваться корень среднеквадратичной ошибки (Root Square Mean Error – *RMSE*) и средняя абсолютная процентная ошибка (Mean Absolute Percentage Error – *MAPE*).

Для сравнения качества прогнозов различных моделей и оценки показателя Херста были исследованы акции ведущих IT-компаний и телекоммуникационных компаний (всего более 50 компаний). Данные по курсам акций взяты с фондовых бирж. Предпочтение отдавалось наибольшим биржам, на которых котировались акции данных компаний. Разработка производилась в среде Google Colab на языке программирования Python версии 3.7.13 с использованием библиотек Pandas, NumPy, Matplotlib, Fathon, Keras.

В качестве предварительного этапа для практического анализа применения коэффициента Херста в прогнозировании курса акции был выполнен анализ динамических показателей временного ряда, а именно вычислен ряд характеристик временного ряда, таких как математическое ожидание, эксцесс, асимметрия, а также амплитуда (размах) колебаний, среднее квадратическое отклонение, линейный коэффициент вариации, колеблемость по абсолютной величине, коэффициент вариации, коэффициент колеблемости, коэффициент устойчивости, индекс устойчивости, коэффициент осцилляции, коэффициент Спирмена, индекс стабильности уровней ряда, критерий Кендалла и сам показатель Херста. Данные значения относятся к мерам раннего предупреждения. Непостоянное математическое ожидание, например, указывает на наличие тренда и, соответственно, нестационарность временного ряда. Эксцесс – это мера схожести данных с нормальным распределением, а асимметрия – это мера смещения распределения значений временного ряда.

Некоторые результаты анализа продемонстрированы на примере анализа прогнозирования котировок акций компании Google.

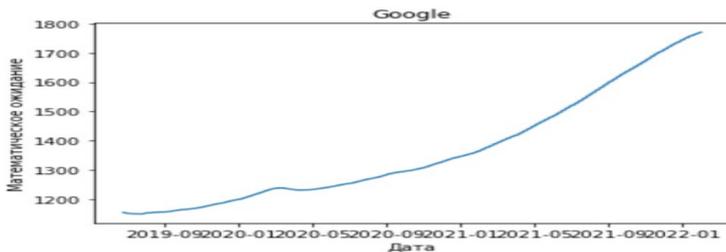


Рис. 4.4. Кумулятивная функция математического ожидания на примере акций компании Google

Как видно на рисунке 4.4, котировки Google имеют непостоянное математическое ожидание, соответственно временной ряд является нестационарным.

В момент резких скачков на графиках кумулятивных функций асимметрии и эксцесса происходил критический переход, поэтому расчет этих показателей помогает более детально совершить предварительный анализ временного ряда.

Экспериментальное вычисление показателя Херста проводилось с помощью R/S и DF анализов. Бестрендовый флуктуационный анализ известный как дисперсия остатков или метод Пенга, DFA был введен Пенгом и другими [63], чтобы предоставить доказательства долгой памяти последовательностей дезоксирибонуклеиновой кислоты (ДНК). DF -анализ похож на график дисперсии, но вместо предположения о стационарности из каждого блока вычитается подобранный линейный тренд. Следовательно, DFA менее чувствителен к тренду, отображаемому в данных.

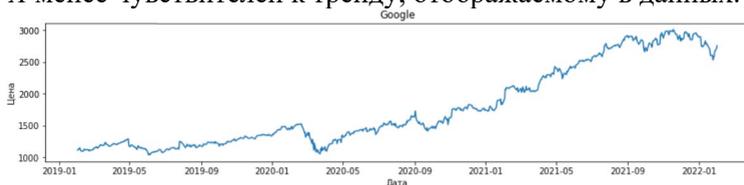


Рис. 4.5. Котировки акций Google

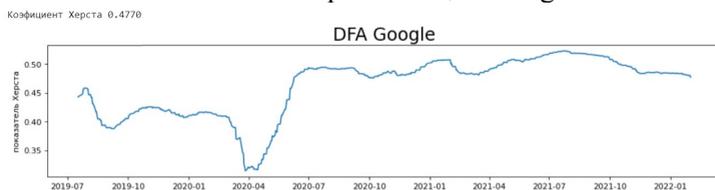


Рис. 4.6. Результаты DF-анализа, кумулятивный показатель Херста

Когда показатель Херста временного ряда выходит на плато (достаточно долго держится примерно на одном значении), можно ожидать критического перехода. Например, на рисунке 4.6. видно, что примерно с начала 2020 года до марта 2020 года показатель Херста для акций компании Google находился на плато. Это подтверждается тем, что в марте 2020 года наблюдается критический переход и цена на акции резко падает. Похожую ситуацию можно увидеть, посмотрев на график показателя Херста с июля по сентябрь 2020 года, где он находится на плато, а затем прослеживается четкий критический переход с резким падением в сентябре 2020 года.

В рамках предыдущих исследований был сделан вывод, о том, что коэффициент Херста можно использовать в качестве меры для определения целесообразности использования технического

анализа. Значения показателя Херста, полученные экспериментальным путем с помощью *DF*-анализа, для акций некоторых ведущих ИТ компаний представлены в таблице 4,4.

В рамках данного исследования по результатам подбора гиперпараметров и прогноза, были получены следующие значения метрики качества *MAPE*.

Таблица 4.4

*Оценка качества прогноза модели LSTM
на примере ведущих ИТ-компаний*

Компания	Значение <i>MAPE</i>
Яндекс	1,37%
Ozon	0,92%
ВК	1,02%
HeadHunter	1,45%
Циан	0,70%
Amazon.com	0,93%
Google	1,11%
Microsoft	0,76%
Taiwan Semiconductor	1,62%
Baidu	1,05%

Таблица 4.5

*Значения коэффициента Херста и метрики MAPE
для некоторых ИТ-компаний*

Компания	Значение <i>MAPE</i>	Показатель Херста (<i>DFA</i>)
Яндекс	1,04%	0,473
Ozon	0,89%	0,499
ВК	0,96%	0,474
HeadHunter	1,24%	0,412
Циан	0,64%	0,746
Amazon.com	0,92%	0,514
Google	1,03%	0,477
Microsoft	0,73%	0,484
Taiwan Semiconductor	1,56%	0,447
Baidu	0,94%	0,502

По данным таблицы видно, что в большинстве случаев для данных с более высоким показателем Херста, прогноз получался более эффективным. Это подтверждает предположение Митра [36] о том, что методы прогнозирования дают лучшие результаты в периоды высокого показателя Херста.

Как видно, почти все значения близки к 0,5, так как цены на котировки акций – это независимый процесс. Выделяется высокое значение показателя Херста для акций компании Ozon. Это связано с тем, что Ozon начал продавать свои акции относительно недавно, а именно в октябре 2020 года. Поэтому для этой компании имеется очень мало исторических данных, соответственно хотя и берется маленький размер окна, начальная точка все равно сильно сдвинута вправо.

Анализ полученных значений показал, что большинство интернет-компаний и телекоммуникационных (примерно 60%) имеют значение Херста более 0.5, но данный показатель снижается в кризисный период. Таким образом, можно прийти к заключению, что рынок акций компаний является фрактальным, а значит, использование стандартного статистического анализа является проблематичным. Чем выше значение показателя Херста, тем меньше «шум», больше персистентность и более явные тренды. Эти данные указывают, что рынком учитывается некоторое время полученная информация, и это влияние со временем ослабевает. Что касается показателя вероятности смены предыдущего направления временного ряда котировок акций, то было установлено, что для одной прогнозной точки данная зависимость выполняется на более, чем 90%, для второй прогнозной точки – вероятность более 70%, далее данная зависимость резко снижается. Таким образом, использовать данный показатель при оценке прогноза на длительный период не представляется возможным.

При анализе динамических показателей временных рядов курсов акций был подтвержден ранее установленный авторами факт того, что показатель Херста практически не взаимосвязан с показателями Спирмена и Кендела, а значит не оценивает трендовость (корреляция отрицательная и составляет от – 4% до – 5%). Данное исследование еще раз подтвердило, что

взаимосвязь показателя Херста и прогнозных показателей ряда котировок акций носит стохастический характер. Длина горизонта прогнозирования, для которого можно использовать показатель Херста достаточно мала и, по видимому, она может значительно отличаться для иных временных рядов и в зависимости от разных временных периодов. Константу Херста можно использовать только как меру риска при прогнозировании по временным рядам. Таким образом, использование фрактального анализа позволяет повысить эффективность прогнозирования и принятия последующих решений. Значения метрики средней абсолютной процентной ошибки, были сопоставлены с показателем Херста. Было подтверждено, что имеется корреляция между значениями показателя Херста и прогнозной точностью. Это доказывает важность оценки показателя Херста при предварительном анализе.

4.2. Прогностическая способность гибридных методов прогнозирования котировок акций на примере ARIMA/LSTM

Согласно данным современных исследований в области прогнозирования котировок акций точность прогнозирования можно оценить как умеренно низкую. Так, по данным последних двух десятилетий средняя точность прогнозирования динамики рынка акций составляет около 50%. А по данным последних трех десятилетий примерно 20% публичных прогнозов, содержащих инвестиционные рекомендации по конкретным финансовым инструментам, приносят доходность выше индексной в долгосрочной перспективе [24; 49; 50]. В целом, точность прогнозирования такова, что ставит под сомнение применение результатов прогнозов. К тому же после анализа различных публикаций и работ по исследованию качества предсказания актуальных методов прогнозирования в области ценных бумаг, становится еще более очевидно, что нет некоторого универсального инструмента, позволяющего достаточно точно предсказывать котировки акций на будущие отрезки времени [8; 24; 50]. Однако ряд практических данных указывает на имеющуюся полезность учета финансовых ожиданий на рынках прогнозирования (особенно на интервалах

прогнозирования до года) при целесообразности комбинирования современных методов с традиционными подходами к прогнозированию динамики финансовых рынков [24; 50].

Несмотря на значительное число работ в области исследования методов предсказания котировок акций, большая их часть фокусируется на сравнении нескольких методов на примере малого числа компаний, а чаще всего – биржевых индексов [24; 39; 49; 50]. Кроме того, имеются разрозненные данные по прогностической способности отдельных моделей прогнозирования динамики котировок акций. Поэтому актуальным и востребованным является исследование прогностической способности наиболее эффективных моделей прогнозирования динамики котировок акций. В настоящее время практически нет работ, исследующих влияние различных факторов на прогностическую способность методов прогнозирования, формирующих оптимальные параметры для моделей прогнозирования и пр.

Целью исследований гибридных методов прогнозирования являлась оценка их прогностической способности и подбор различных факторов: исторического временного диапазона для точности прогнозирования и технических показателей для гибридной модели.

Методы прогнозирования динамики котировок акций строятся на разных техниках и используют разного рода показатели. Некоторые методы учитывают зависимости движения рынка от экономических, финансовых и иных показателей, т.е. учитываются фундаментальные показатели. Эффективность данного метода анализа во многом определяется горизонтом прогнозирования: на коротких промежутках времени его прогностическая сила низка, на длинных рядах существуют свидетельства в пользу умеренно высокой эффективности фундаментального анализа. В целом доступные исследования свидетельствуют о недостаточной точности прогнозов фундаментальных показателей, используемых в прогнозировании динамики фондовых рынков, в том числе вследствие несовершенства математического аппарата прогнозирования. Методы фундаментального анализа эффективны на средне и долгосрочной перспективе и не сильно эффективны при

прогнозировании на коротких интервалах [24; 50]. На рынках акций год можно считать среднесрочной перспективой, но, как правило, преобладают прогнозы на более короткие сроки, которые базируются на данных технического анализа. В техническом анализе можно заметить сдвиг от традиционных статистических моделей в сторону использования машинного обучения, искусственного интеллекта и гибридных технологий. Некоторые аналитики указывают на возможность повышения точности прогноза на основе применения методов, основанных на комбинации различных подходов к прогнозированию [3; 24; 26; 29; 34; 61; 92].

Учитывая нестационарность, присущую финансовым временным рядам, далеко не все разработанные модели прогнозирования временных рядов эффективны для предсказания курса акций. В последнее десятилетие в области прогнозирования курсов акций происходит смена концентрации внимания с традиционных статистических моделей на более сложные, в основе которых лежат алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта [15]. Одним из перспективных направлений развития современных методов и моделей прогнозирования является разработка и внедрение гибридных моделей, в основе которых может лежать как объединение традиционных статистических моделей и методов машинного обучения, так и техник, использующих более углубленный математический аппарат. Данное положение подтверждается также существующими сервисами, предоставляющими услуги по автоматическому формированию прогноза для выбранной акции на необходимый промежуток времени. Основными моделями, лежащими в их основе, являются рекуррентные и свёрточные сети, однако они не ограничиваются исследованием только одного финансового ряда, а используют дополнительные данные и показатели.

В данном направлении авторами было проведено несколько исследований, по результатам которых были опубликованы статьи. Большой вклад в выполнение практической части работ был сделан соавтором двух статей Е. Оршанской [58; 65].

На основе проведенного анализа методик прогнозирования динамики курсов акций для комплексного сравнения их прогностической способности были выбраны 5 методов: статистическая

модель *SARIMA*, сеть прямого распространения *MLP*, рекуррентная нейронная сеть *LSTM* и две гибридные модели: *SARIMA/MLP*, *SARIMA/LSTM*. Вместо обычной модели *ARIMA* была выбрана сезонная, поскольку при первичном проведении экспериментов она показала лучшие результаты. Таким образом, выбранный набор техник позволит проследить, как меняется качество прогноза при их совмещении и использовании каждой в отдельности. Для формирования предсказания будут использованы только данные самих финансовых рядов без использования дополнительных индикаторов и параметров.

Прогностическая способность методов прогнозирования динамики котировок акций зависит не только от выбранных методов и моделей, но и от множества факторов, среди которых можно выделить следующие: волатильность показателя; период прогнозирования; горизонт прогнозирования; субъект прогнозирования и т.п. [30; 75; 92]. Точность прогнозирования значительно различается в зависимости от периода прогнозирования (гораздо ниже при смене фазы деловых циклов), от прогнозируемого индикатора (гораздо ниже для финансовых показателей, а также ряда нефинансовых показателей, например, уровня запасов, выше для ВВП, инфляции, уровня безработицы) и от горизонта прогнозирования (падает с ростом горизонта).

При оценке точности прогноза учитывается и специфика прогнозирования акций, которая состоит в сложности финансовых рынков, влиянии на их динамику огромного количества факторов, репутационных рисков для субъектов прогнозирования при существенных отклонениях прогноза от действительности. С учетом имеющейся специфики аналитики выделяют следующие особенности прогнозирования динамики курсов акций:

- преобладание краткосрочных прогнозов (на несколько месяцев, год, иногда — до двух-трех лет);
- отсутствие точных значений в средне- и долгосрочных прогнозах;
- доступность во многом только текущих прогнозов и их закрытость вследствие коммерческой ценности.

Для сравнения прогностической способности моделей с разными параметрами и на разных периодах были выбраны метрики *MAPE*, *TIC* и *MDA*, поскольку они выражены в безразмерных

единицах измерения и их смысл не теряется при усреднении значений для котировок разного порядка. Для финального анализа прогностической способности рассматриваемых методов были выбраны следующие метрики: *MAPE* для оценки процентного отклонения предсказания, *MAE* для оценки отклонения в реальных величинах и *MDA* для оценки того, насколько точно удастся предугадать направление движения котировок.

Модели прогнозирования. Поскольку временным рядам котировок акций присуща нестационарность, то для прогнозирования использовалась авторегрессионная интегральная модель скользящего среднего

$$ARIMA(p, q, d),$$

где p – это порядок авторегрессионной части модели, а q – порядок части скользящего среднего, d – разностный порядок [52; 95].

Компонент d отвечает за число повторений взятия разности, необходимых для получения стационарного поведения данных. Наибольший вклад в методологию построения данной модели внесли работы таких статистиков, как Джордж Бокс и Гвилим Дженкинс, в связи с этим ее часто называют методом Бокса-Дженкинса. Математически ее можно представить следующим образом [50; 92]:

$$\Delta^d Y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i * \Delta^d Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j * \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t,$$

где Δ^d – оператор разности порядка d .

В случае, если рассматриваемый временной ряд имеет выраженную сезонную компоненту, используется обобщенная Боксом и Дженкинсом модель

$$SARIMA(p, q, d)x(P, D, Q)^S,$$

где p – это порядок авторегрессионной части модели, а q – порядок части скользящего среднего, d – разностный порядок, P – сезонные авторегрессионные слагаемые, D – сезонные разности на интервале s , Q – слагаемые сезонного скользящего среднего, s – длительность сезонного периода.

Применяемые вариации гибридных моделей прогнозирования, как правило, являются комбинациями статистических методов и методов машинного обучения. В основе большинства из них лежит идея, которая заключается в том, чтобы линейная и нелинейная часть прогноза формировались подходящей для этого моделью. Тем не менее, реализации сильно различаются.

В данной работе для анализа прогностической способности были выбраны две гибридные модели: комбинация *SARIMA/MLP* и *SARIMA/LSTM* [1–4; 30; 31; 38; 39; 47; 75; 75]. Использовался следующий алгоритм действий. Сначала проводится декомпозиция котировок акций y_t при помощи простого фильтра скользящего среднего на две части: линейной с низкой волатильностью l_t , что является результатом сглаживания, и нелинейной части с высокой волатильностью g_t , где $g_t = y_t - l_t$. Фильтр подбирается таким образом, чтобы получившийся сглаженный ряд подчинялся нормальному закону, проверка происходит путем подсчета эксцесса и его сравнения с критическим значением 3. Далее с помощью *ARIMA* с оптимально подобранными параметрами делается прогноз менее изменчивой части \hat{l}_t , а с помощью простой рекуррентной нейронной сети более изменчивую \hat{g}_t . После чего путем сложения результатов моделей получалось итоговое предсказание: $\hat{y}_t = \hat{l}_t + \hat{g}_t$.

Выбор варианта архитектуры для гибридных моделей. Для обычной и гибридной модели *LSTM* были рассмотрены следующие варианты архитектур:

1. Один слой с количеством нейронов 128/256/512/1024.
2. Два слоя, в каждом из которых 128/256/512/1024.

Минимальное и наиболее устойчивое от эпохи к эпохе значение ошибки демонстрирует *LSTM* с двумя скрытыми слоями, поэтому в дальнейшем будет использована именно такая архитектура.

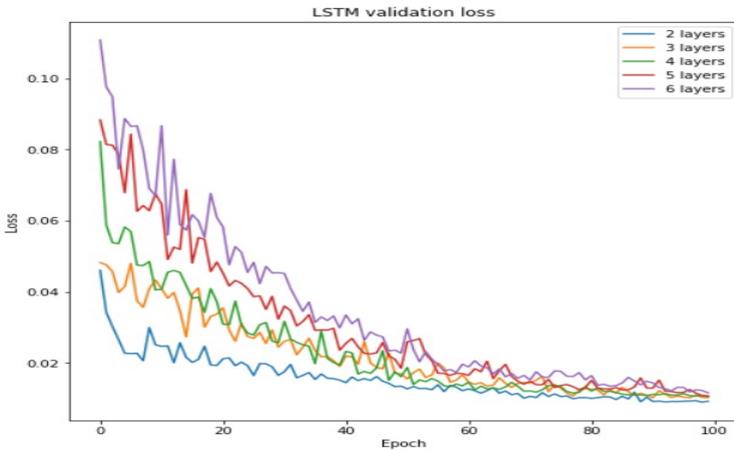


Рис. 4.7. Сравнение качества LSTM с разным количеством скрытых слоев [4]

В целом, для обеих рассматриваемых отраслей лучшие результаты соответствуют двухслойным архитектурам по показателям *MAPE* и *TIC*. Так, для автомобильной отрасли была выбрана архитектура с 512 нейронами на первом слое и 256 на втором, поскольку она входит в лидеры по всем 3 рассматриваемым метрикам качества, а отклонение по ним не велико.

В отрасли информационных технологий лидером по показателям является двухслойная сеть с 1024 нейронами в каждом, для нее *MAPE* и *TIC* минимальный по среднему значению и отклонению в целом, а *MDA* входит в тройку лучших.

При рассмотрении результатов автомобильной отрасли отметим, что ни одна модель не вошла в пять лучших по всем трем средним показателям. Однако наиболее близка к этому архитектура с одним слоем с 1024 нейронами, у которой минимальные показатели *MAPE* и *TIC*, а *MDA* немногим меньше топ-5. В то же время, в сегменте информационных технологий двухслойная модель с 1024 нейронами превосходит другие по всем средним показателям, отклонение которых не является критическим относительно других представленных.

Краткие результаты данного этапа исследования представлены в виде агрегированной таблицы.

Результаты эксперимента по подбору архитектуры сетей

Отрасль	Модель	Архитектура сети
Автомобильная отрасль	<i>MLP</i>	Два слоя: в первом 2048, во втором 1024 нейрона
	<i>LSTM</i>	Два слоя: в первом 512, во втором 256 нейронов
	<i>SARIMA/MLP</i>	Один слой, 1500 нейронов
	<i>SARIMA/LSTM</i>	Один слой, 1024 нейрона
Отрасль информацион- ных технологий	<i>MLP</i>	Два слоя: в первом 2048, во втором 1024 нейрона
	<i>LSTM</i>	Два слоя по 1024 нейрона в каждом
	<i>SARIMA/MLP</i>	Один слой, 1500 нейронов
	<i>SARIMA/LSTM</i>	Два слоя по 1024 нейрона в каждом

SARIMA/MLP. Для модели *SARIMA/MLP* автомобильной отрасли оптимальным вариантом временного окна является значение 60: можно заметить, что именно в данной точке *MAPE* и *TIC* достигают минимума, а *MDA* одного из максимальных значений. Для информационной отрасли лучшие результаты были получены при размерности выборки равном 75.

SARIMA/LSTM. Для автомобильной отрасли модель *SARIMA/LSTM* показывает в среднем лучшие результаты при временном окне равном 75: *MAPE* и *TIC* достигают своего минимума, а *MDA* максимума. При этом, разброс значений относительно мал, в сравнении с другими вариантами.

Для отрасли информационных технологий ситуация противоположная: модель показывает лучшие результаты при минимальном количестве рассмотрений предыдущих значений цены акции – 25.

Таким образом, на основании проведенного эксперимента были выбраны следующие значения параметра размерности выборки.

Таблица 4.7

*Результаты эксперимента для оптимизации
размера временного окна при составлении выборки*

Отрасль	Модель	Размерность выборки
Автомобильная отрасль	<i>MLP</i>	40
	<i>LSTM</i>	25
	<i>SARIMA/MLP</i>	60
	<i>SARIMA/LSTM</i>	75
Отрасль информационных технологий	<i>MLP</i>	60
	<i>LSTM</i>	25
	<i>SARIMA/MLP</i>	75
	<i>SARIMA/LSTM</i>	25

Подбор фильтра скользящего среднего и окна для декомпозиции ряда гибридных моделей. Процесс подбора вида фильтра скользящего среднего и размер окна для него был автоматизирован с помощью кода с использованием библиотеки Ta-Lib для языка программирования Python. В исследование было включено количество измерений, используемых для расчета скользящей средней, в диапазоне от 4 до 99 и 6 видов скользящего среднего: *SMA*, *EMA*, *WMA*, *KAMA*, *TEMA* и *TMA*.

В рамках исследования было замечено, что в реальности для финансовых временных рядов практически не удастся добиться нормального распределения даже сглаженной выборки. В связи с этим, для проверки нормальности распределения использовалось около 60 последних значений, для которых чаще всего коэффициент эксцесса близок к 3 с погрешностью в 5%. В случае, если несколько фильтров попадали под данный критерий, выбирался более простой.

Тем не менее, не для всех рассматриваемых рядов удавалось достичь распределения, подчиняющегося нормальному закону, в таких случаях погрешность возможного отклонения от критического значения 3 была увеличена и составляла 10/15/25%. В таблице приведены компании, вошедшие в данное число.

Таблица 4.8

Компании, для которых не удалось получить ряд с коэффициентом эксцесса около 3 с погрешностью 5% при сглаживании

Отрасль	Компания	Отклонение коэффициента эксцесса от 3
Автомобильная	Toyota	15%
Информационные технологии	Apple	10%
	Microsoft	25%

Выбор исторического периода для обучения моделей. Для определения оптимального исторического периода времени, на основе которого будет происходить обучение моделей и формироваться прогноз, был проведен эксперимент для каждой из отраслей в отдельности. Он заключался в анализе зависимости качества предсказания от размера выборки, используемой для тренировки. В исследовании было рассмотрено 9 вариантов временных периодов от 2 лет до 6 лет с шагом в 6 месяцев.

На рисунке 4.8 представлены результаты для информационной отрасли по метрикам *MAPE*. Для *SARIMA* и *MLP* заметен рост значения метрики *MAPE*, а для *SARIMA/MLP* убывание с увеличением временного интервала. Для остальных моделей зависимость напоминает параболическую форму с достижением минимума в срединных значениях исторического периода. По метрике *MDA* зависимости достаточно хаотичные. Тем не менее, временной интервал в 3,5 несколько выделяется среди остальных, поскольку в среднем он показывает достаточно хорошие результаты для всех представленных методов.

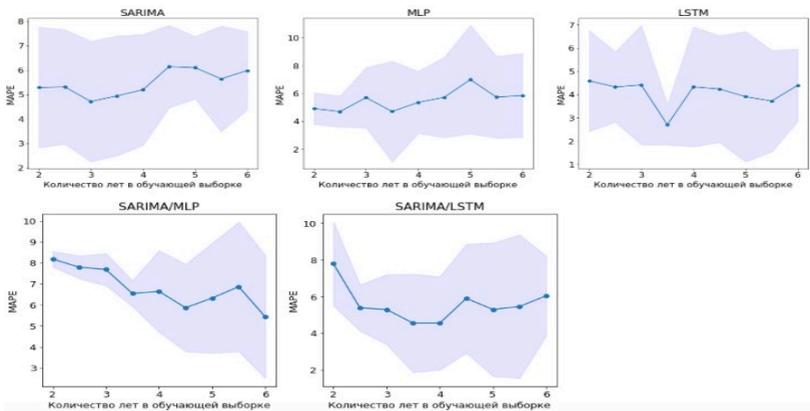


Рис. 4.8. Зависимость среднего значения MAPE и его стандартного отклонения от исторического периода для информационной отрасли

На рисунке 4.9 представлены результаты для автомобильной отрасли. Определить общие тенденции достаточно сложно, однако метрика *MAPE* часто достигает своего локального и глобального минимума в точке, где значение исторического периода равно 3,5 годам и 6 годам. В то же время, по показателю *MDA*, в данной точке модели также ведут себя достаточно стабильно и показывают хорошие результаты относительно других периодов. В связи с этим, прогноз был построен для обоих периодов. Тем не менее, результаты, полученные на основе данных за 6 лет, были в среднем хуже, чем за более короткий промежуток времени. Вероятно, это связано с усреднением прогноза статистических моделей с ростом обучающей выборки. В связи с этим, финальный прогноз был построен на основе временного горизонта в 3,5 года.

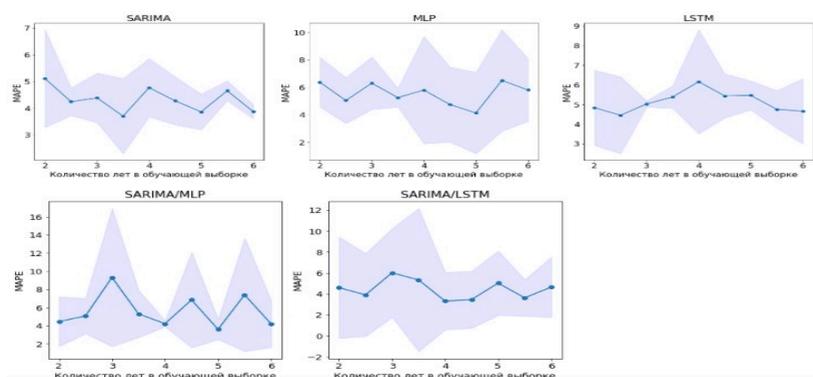


Рис. 4.9. Зависимость среднего значения MAPE и его стандартного отклонения от исторического периода для автомобильной отрасли

В целом, по результатам эксперимента, можно заметить, что недостаток данных для обучения и их избыток негативно сказывается на качестве прогноза. Это может привести как к ухудшению точности предсказания, то есть непосредственно приближенности ответов к реальности, так и к ошибочному распознаванию направления движений за счет усреднения или недостатка данных. Однако, вероятно, нельзя сказать, что для всех рассмотренных финансовых рядов и моделей есть один универсальный оптимальный период, для каждого он может различаться в ту или иную сторону. В данной работе было выбрано компромиссное решение за счет усреднения значений метрик качества и выбора того варианта, который показал себя лучшим образом для большинства.

Таким образом, в результате проведенного эксперимента для обеих отраслей был выбран один исторический период в 3,5 года для загрузки: на данных с 01/01/2016 по 31/05/2019 включительно будет происходить обучение моделей, а предсказание будет сформировано для временного отрезка с 01/06/2019 по 30/06/2019 – на месяц вперед.

Формирование прогноза. После подбора параметров для моделей, временного окна для генерации выборки и исторического периода данных, был сформирован прогноз цен акций каждой представленной компании на торговые дни за период с 01/06/2019 по 30/06/2019. Предсказание было визуализировано с помощью биб-

лиотеки Matplotlib. Для каждой модели были посчитаны метрики качества для дальнейшего сравнения и анализа прогностической способности.

Пример прогноза для компании Peugeot для всех моделей приведен на рисунке 4.10.

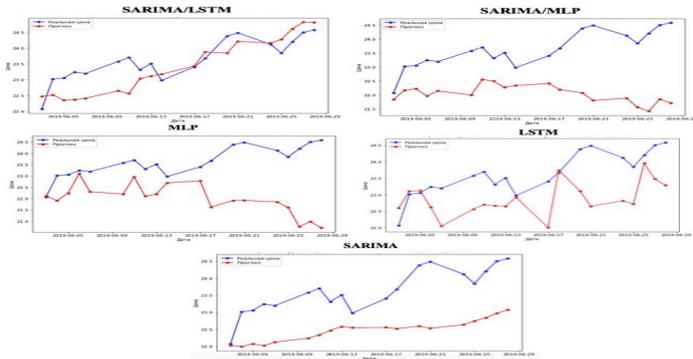


Рис. 4.10. Пример сформированного прогноза для компании Peugeot

Анализ прогностической способности исследуемых методов и выбор оптимального варианта. Первый этап анализа прогностической способности был проведен с использованием рейтингового метода. Для каждой модели в рамках отрасли было подсчитано количество лучших значений по рассматриваемым метрикам. Для автомобильной отрасли по показателю MAE в лидеры вышла SARIMA/LSTM, MAPE- LSTM, а MDA – LSTM/MLP. Для информационной отрасли по показателям лидируют гибридные модели: по метрикам MAPE и MAE наилучшие результаты показала модель SARIMA/LSTM, а по MDA- SARIMA/MLP. Тем не менее, данной информации недостаточно для того, чтобы сделать аргументированный вывод, поскольку для многих случаев разница между значением метрик совсем невелика, утверждать в такой ситуации об однозначном преимуществе какой-либо модели было бы некорректным. В связи с этим, также были рассмотрены агрегированные значения метрик и то, как они отклоняются от среднего. Также, с помощью значения метрики MPE были определены особенности каждой модели: свойственно ли ей в среднем завышать или занижать предсказанное значение для горизонта прогноза в 1 месяц. Вывод делался исходя из преобладания среди получившихся результатов показателя положительных или отрицательных величин.

Таблица 4.9

Агрегированные метрики качества для прогноза на период с 01/06/2019 по 30/06/2019

Отрасль	Модель	Среднее значение MAPE	Стандартное отклонение MAPE	Среднее значение MDA	Стандартное отклонение MDA	Особенность модели
Информационные технологии	<i>SARIMA</i>	5,247	2,301	0,560	0,142	Занижение прогноза
	<i>MLP</i>	5,935	2,609	0,510	0,117	Занижение прогноза
	<i>LSTM</i>	4,942	2,511	0,487	0,106	Занижение прогноза
	<i>SARIMA/MLP</i>	4,681	2,805	0,563	0,123	Занижение прогноза
	<i>SARIMA/LSTM</i>	4,644	2,965	0,537	0,132	Занижение прогноза
Автомобильная отрасль	<i>SARIMA</i>	4,467	2,481	0,518	0,104	Занижение прогноза
	<i>MLP</i>	6,758	4,747	0,576	0,098	Завышение прогноза
	<i>LSTM</i>	6,106	4,518	0,538	0,113	Завышение прогноза
	<i>SARIMA/MLP</i>	4,753	2,797	0,471	0,065	Занижение прогноза
	<i>SARIMA/LSTM</i>	3,916	2,288	0,536	0,152	Занижение прогноза

Как по агрегированной, так и детальной таблице можно заметить, что в целом лучшие результаты показывают гибридные модели, однако не одновременно по обоим параметрам. При рассмотрении автомобильной отрасли заметно, что *SARIMA/LSTM* лучше справляется с предсказанием более близкой цене к реальной, а *SARIMA/MLP* с распознаванием направления движения курса акций. В информационной отрасли меньшую процентную ошибку также допускает гибридная модель с использованием долгой краткосрочной памяти, однако определяет направление роста и падения цены лучше простая сеть прямого распространения *MLP*. Также для практически всех моделей свойственно занижение прогнозных значений, за исключением нейронных сетей автомобильной отрасли.

Для того, чтобы лучше проанализировать качество прогноза моделей и убедиться в данных предположениях результаты были визуализированы в виде диаграмм распределения.

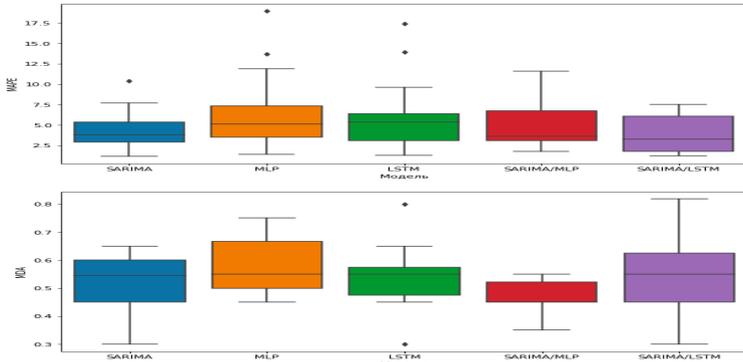


Рис. 4.11. Диаграмма распределения значения метрик MAPE и MDA, сгруппированных по моделям, для автомобильной отрасли

В данных диаграммах можно выделить несколько важных особенностей. Для модели *SARIMA* межквартильный размах по метрике *MAPE* является наименьшим из представленных. Это означает, что половина значений показателя (от 25% до 75% квартиля) лежит на более коротком промежутке относительно других представленных методов: от 2,3 до 5,4%. Однако для

SARIMA, *MLP*, *LSTM* есть несколько аномально больших значений *MAPE*, значительно отличающихся от других значений, в то время как гибридные модели способствовали уменьшению ошибки предсказания и не вышли за пределы 1,5 межквартильных размахов от третьего квартиля.

Еще одной важной особенностью является то, что значение метрики *MAPE* для гибридной модели *SARIMA/LSTM* распределено наиболее компактно: ошибка варьируется от 1,2% до 7,53%, что является вторым минимальным значением и наименьшими максимальным. Кроме того, сам ящик, то есть 50% измерений, расположен наиболее низко относительно других моделей, что в совокупности свидетельствует о том, что для этого метода преобладают меньшие ошибки.

По метрике *MDA* наилучшие значения показывает многослойный перцептрон *MLP*, поскольку для него половина наблюдений отличается наиболее высокими показателями из представленных, а остальные значения не сильно от них отличаются. Кроме того, можно заметить сильное отличие модели *SARIMA/LSTM* от других: для нее значение варьируется на наиболее большом промежутке от 30% до 82%, с ее помощью были достигнуты наиболее большие значения. Для трех четвертых компаний также удалось верным образом предсказать более чем в 45% случаев движение котировок акций.

Таким образом, для автомобильной отрасли по результатам анализа диаграмм размаха наиболее оптимальным методом является гибридная модель *SARIMA/LSTM*, что соответствует выводам, полученным ранее.

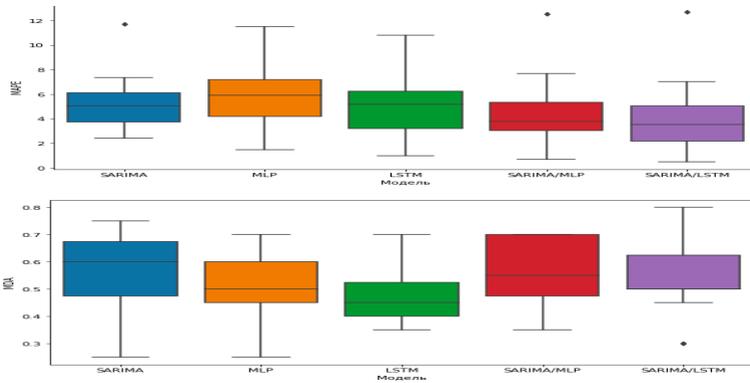


Рис. 4.12. Диаграмма распределения значения метрик MAPE и MDA, сгруппированных по моделям, для автомобильной отрасли

Для отрасли информационных технологий общие результаты несколько схожи. По метрике *MAPE* в данном случае нейронные сети смогли добиться меньшего значения ошибки в тех случаях, что стали экстремальными для остальных, то есть они смогли выявить часть зависимостей в данных, что не смогли оставшиеся. Наиболее важной особенностью диаграммы является то, что сам ящик, медиана, минимум и максимум (без учета аномальных значений) гибридной модели *SARIMA/LSTM* расположены значительно ниже остальных, чуть более плохие результаты показала *SARIMA/MLP* и *SARIMA*.

По метрике *MDA* 14 из 15 значений для модели *SARIMA/LSTM* лежат в промежутке от 45% до 80%, а для четверти вообще превосходит 62,5%. Все остальные представленные методы значительно отстают по данному показателю, заметно, что для них характерны гораздо меньшие значения и больший разброс.

По обоим рассматриваемым метрикам в рамках сегмента информационных технологий гибридная модель *SARIMA/LSTM* показала лучшие результаты, что также соотносится с проделанным ранее исследованием с использованием другого инструментария.

На основе анализа диаграмм распределения метрики *MAPE* для обоих сегментов можно заметить, что наибольший разброс значений у нейронных сетей, в особенности *MLP*. Данное замечание может свидетельствовать о том, что модель не надежна и

может выдавать как довольно близкие к реальности результаты, так и совершенно далекие. Причина данного явления может заключаться в том, что нейронные сети при обучении инициализируются случайными весами и при их оптимизации возможно попадание в разные локальные, а не глобальные экстремумы. Следует отметить, что используемая выборка довольно мала в сравнении с объемами, которые в большинстве случаев используются при глубинном обучении. Тем не менее, нейронные сети неплохо справились с распознаванием дальнейшего направления движения курса акций: роста или же падения (*MDA*). То есть, вероятно, модели смогли изучить и выявить зависимости в данных, но их было недостаточно, чтобы точно определить саму цену. Также стоит заметить, что в целом по всем показателям *LSTM* лучше справляется с задачей прогнозирования котировок акции, чем *MLP*. В отличие от сетей прямого распространения, рекуррентные сети имеют обратные связи между нейронами в скрытых слоях, что позволяет лучше справляться с обработкой последовательных данных.

В то же время, при изучении диаграмм распределения *MDA* заметно, что модель *SARIMA* хуже остальных методов справляется с распознаванием направления движения котировок. Это объясняется тем, что с ее помощью выявляются линейные зависимости, а в динамике цен акций присутствуют нелинейные эффекты.

Для обоих сегментов по результатам анализа диаграмм Бокса-Вискера наилучшую прогностическую способность показала гибридная модель *SARIMA/LSTM*. Это имеет логическое объяснение: основная часть прогноза формируется более устойчивой и надежной техникой, которая определяет общее направление движения котировки и показывает более стабильные данные при автоматическом подборе параметров, а машинное обучение используется для того, чтобы снизить усредненность прогноза линейной моделью, а также добавить динамическую изменчивость и некоторый компонент зашумленности, которые свойственны финансовым временным рядам. Превосходство над *SARIMA/MLP* может быть объяснено тем, что рекуррентные сети лучше справ-

ляются с обработкой последовательностей данных за счет наличия обратных связей между нейронами и способности формировать внутреннюю память.

Таким образом, анализ диаграмм распределения, агрегированных показателей и составление рейтинга дали исчерпывающее представление о прогностической способности каждого из методов и о том, как они соотносятся между собой. Оптимальным вариантом для обеих рассматриваемых отраслей является гибридная модель, объединяющая статистический метод и рекуррентную нейронную сеть, *SARIMA/LSTM*. Это является подтверждением поставленной гипотезы о существовании среди набора методов оптимального варианта и основания для ее отвержения не были выявлены.

Итогом данного исследования являются следующие положения:

- Проведен анализ современных методов и методик, используемых для прогнозирования курса акций в краткосрочном и среднесрочном периоде. Для исследования прогностической способности методов были выбраны эконометрическая модель *SARIMA*, сеть прямого распространения *MLP*, рекуррентная сеть *LSTM* и две смешанные модели: *SARIMA/MLP* и *SARIMA/LSTM*.

- Эмпирическим путем произведен подбор архитектуры для нейронных сетей, оптимального временного окна для составления выборки и исторический период, на основе которого будет построен прогноз.

- Проведен анализ прогностической способности рассматриваемых методов предсказания курса акций и выбран оптимальный вариант. Наиболее высокие результаты показала гибридная модель *SARIMA/LSTM* за счет формирования прогноза из двух частей: стабильной и устойчивой линейной части, и добавления нелинейного компонента, отражающего высокую волатильность акций.

- Были разработаны рекомендации для автоматизации процесса прогнозирования с использованием гибридной модели *SARIMA/LSTM* и принятия решений на его основе. Также был предложен вариант интерфейса веб-сайта.

В общем случае гибридные модели прогнозирования объединяют в себе различные группы методов. Такой подход позволяет

отдельно предсказывать части переменной с различными распределениями или разделять прогнозирование на несколько этапов для обнаружения на каждом из них новых зависимостей в данных. Помимо этого, качество прогноза в значительной степени зависит от настроек модели, поэтому дополнительные алгоритмы могут использоваться для оптимизации параметров предсказывающей модели.

Для проведения второго этапа работ исследования гибридных методов прогнозирования котировок акций, была выбрана модель *ARIMA/LSTM*, которая в предыдущих исследованиях показала наилучшие результаты.

Таким образом, анализ влияния временных факторов на качество прогноза котировок акций исследовался по модели *ARIMA/LSTM* [31; 38; 75]. Авторами было предложено декомпозировать ряд котировок акций, при помощи подходящего фильтра скользящего среднего, на две части и предсказывать их соответствующей моделью. Первая часть l_t с меньшей волатильностью получается в результате сглаживания фильтром скользящего среднего, который подбирается таким образом, чтобы получившийся после сглаживания ряд подчинялся нормальному закону.

Для получения второй части g_t с более высокой волатильностью из исходного ряда вычитается сглаженный показатель: $g_t = y_t - l_t$. Далее с помощью *ARIMA* с оптимально подобранными параметрами делается прогноз менее изменчивой части \hat{l}_t , а с помощью простой рекуррентной нейронной сети более изменчивой \hat{g}_t . Итоговое предсказание является результатом сложения полученных данных моделей $\hat{y}_t = \hat{l}_t + \hat{g}_t$.

Для проведения анализа было выбрано 30 компаний, представленных на Нью-Йоркской фондовой бирже, каждая из которых оперирует в одном из трех секторов: энергетический, финансовый и технологический. Для исследования был выбран отрезок времени с 01/12/2014 по 01/01/2020, где декабрь 2019 года используется для формирования прогнозов.

В качестве временных показателей для исследования их влияния на метрики качества были выбраны такие параметры, как исторический период исходных данных и временное скользящее

окно. Оценка проводилась на разных периодах прогнозирования. Таким образом, в работе были исследованы следующие значения параметров:

- скользящее окно: 10 (2 недели), 20 (около месяца), 40 (около 2 месяцев), 60 (около 3 месяцев) и 80 (около 4 месяцев);
- исторический период: от 2 до 5 лет с шагом в полгода;
- период прогнозирования: 1 день, 1 неделя, 2 недели и 1 месяц.

Подготовка моделей. Так как качество прогнозов в значительной степени зависит от входных данных, необходимо также подобрать оптимальный набор данных для обучения и тестирования.

Обучающая выборка не должна быть менее года, чтобы учесть сезонные изменения цен акций и не должна быть слишком большой, чтобы избежать переобучения моделей и чрезмерных затрат временных и вычислительных ресурсов. Кроме того, влияние на качество оказывает размер движущегося окна, соответствующий количеству предыдущих записей, необходимых для расчета прогнозируемой цены закрытия.

Фильтр скользящего среднего и соответствующее окно сглаживания выбирались автоматически для каждого временного ряда путем сравнения коэффициента эксцесса получившегося ряда с критическим значением 3. В связи с тем, что в данной работе представлено большое число компаний, данные которых значительно отличаются по своим характеристикам, было решено рассмотреть различные фильтры скользящего среднего на случай, если простого будет недостаточно для достижения нормального распределения сглаженного ряда. В исследовании были использованы фильтры *SMA*, *EMA*, *WMA*, *KAMA*, *TEMA*, *TMA* с окном от 4 до 100.

Выборка для обучения *ARIMA* была предварительно логарифмирована. Параметры для моделей были подобраны автоматически путем минимизации *RMSE*. Для нейронной сети *LSTM* была выбрана архитектура с одним скрытым слоем и 1024 нейронами на основе опыта предыдущего исследования. С целью уменьшения проблемы переобучения также был добавлен слой *DropOut*. Обучение модели проходило на 100 эпохах, входные данные были предварительно нормированы. Формирование прогноза ча-

сти *LSTM* было реализовано с использованием рекурсивной стратегии, т.е. модели пошагово дообучались на каждом своем последующем предсказании. Перед формированием конечного прогноза результаты моделей были приведены к исходному масштабу.

Практические результаты оценки влияния временных параметров на качество прогноза. Оценка качества прогноза и его зависимости от рассматриваемых временных показателей была проведена на основе корреляционного анализа и анализа распределения значений в целом с помощью диаграмм типа Box Plot и Bar Plot (для исследования показателя *MDA* на периоде прогноза в один день). Секторы были исследованы в отдельности и совокупности. Для более компактного визуального представления переменная «Исторический период» был приведен к порядковой шкале с рангами «Меньшие периоды» (2–3 года), «Средний период» (3,5 года) и «Большие периоды» (4–5 лет). Корреляционный анализ был проведен для исходной шкалы.

При совместном рассмотрении прогнозных данных по акциям всех секторов выбранных компаний для исследуемых сроков прогнозов наблюдается обратная зависимость значения метрики *MAPE* и длины исторического периода, значимые отрицательные коэффициенты корреляции это подтверждают. В разрезе временных окон заметен рост ошибки с увеличением значения параметра, между показателями наблюдается прямая зависимость. По метрике *MDA* визуально заметна слабая прямая связь с длиной исторического периода, коэффициенты корреляции значимы. Большим историческим периодам чаще свойственна более высокая точность и меньший размах значений для всех сроков прогнозов. В разрезе временных окон худшие результаты соответствуют наибольшему окну 80, разница у остальных не велика. Значимые коэффициенты корреляции в данном случае не превосходят 0,1 по абсолютному значению, явная зависимость не наблюдается.

В энергетическом секторе в разрезе исторических периодов также наблюдается обратная зависимость значения метрики *MAPE* и исторического периода, что и подтверждают коэффициенты корреляции. Визуально при рассмотрении временных окон наблюдается явная прямая зависимость между размером пара-

метра и значением процентной ошибки на всех периодах прогнозирования, однако статистически это подтверждается только для прогнозов в одну и две недели. По метрике MDA просматривается прямая связь с длиной исторического периода, во временных же окнах наблюдается изменчивая ситуация за исключением окна 40 – оно показало стабильный высокий результат на всех сроках прогноза. Тем не менее, при совместном рассмотрении параметров исторического периода и временного окна для прогнозов на месяц и две недели заметно, что меньшее окно 10 ведет себя лучше на больших временных промежутках.

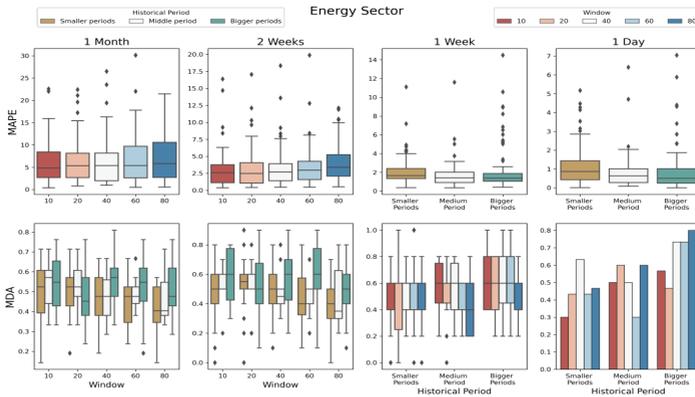


Рис. 4.13. Энергетический сектор. Зависимость значения метрик $MAPE$ и MDA от временных показателей

В финансовом секторе для всех сроков прогнозов наблюдается обратная зависимость метрики $MAPE$ и длины исторического периода, а с размером временного окна – прямая взаимосвязь. Это подтверждается статистически для всех случаев кроме временного окна при прогнозе на месяц. По метрике MDA более высокие показатели соответствуют меньшим временным окнам (10–20) для всех сроков прогноза, за исключением недельного, где значительно отличалось от других окно размером 80. Линейная связь между показателями отсутствует.

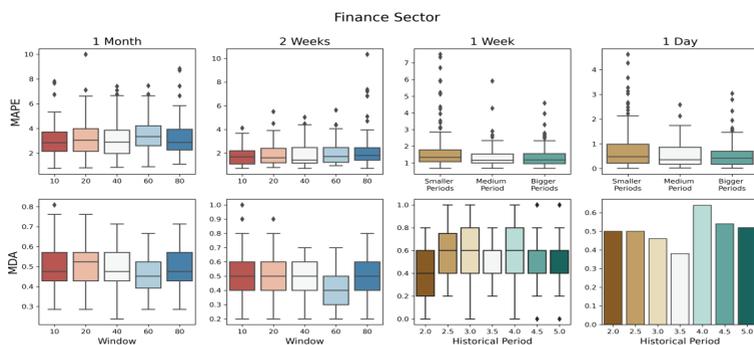


Рис. 4.14. Финансовый сектор. Зависимость значения метрик $MAPE$ и MDA от временных показателей

В технологическом секторе для всех сроков прогноза по метрике $MAPE$ наблюдается прямая зависимость с размером временного окна, наименьшему соответствует значительно меньшая ошибка, все коэффициенты корреляции значимы. В разрезе исторических периодов не наблюдается линейная зависимость показателей, хорошее качество наблюдается при меньших исторических периодах с использованием меньших окон. Возможно, это связано с достаточно быстрым развитием технологического сектора. Большое влияние на котировки акций соответствующих компаний оказывают наиболее близкие по времени события, а слишком давние данные избыточны и не соответствуют текущим тенденциям. Для однодневного прогноза по показателю MDA в разрезе временных окон лучший результат также соответствует наименьшему окну, а в исторических периодах – 4,5. Для прогнозов в две недели и один месяц наблюдается прямая связь между показателями, а меньшим историческим промежуткам свойственен больший разброс значений.

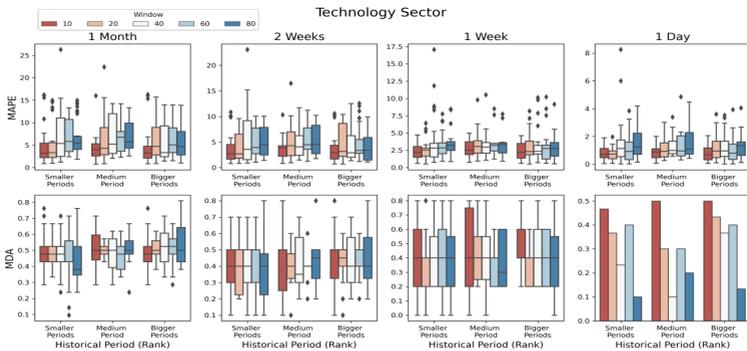


Рис. 4.15. Технологический сектор. Зависимость значения метрик MAPE и MDA от временных показателей

Помимо объема выборки, значительную роль играет структура данных: предсказание цены закрытия акций компании может основываться как исключительно на ценах закрытия предыдущих дней, так и на дополнительных данных, таких как цена открытия, максимальная и минимальная за день, а также объем проданных за день акций. Было установлено, что в случае гибридной модели дополнительные признаки позволяют значительно повысить качество прогнозирования.

Исследование зависимости качества предсказания выбранных методов от наборов данных, используемых для обучения моделей. Помимо объема выборки, значительную роль играет структура данных: предсказание цены закрытия акций компании может основываться как исключительно на ценах закрытия предыдущих дней, так и на дополнительных данных, таких как цена открытия, максимальная и минимальная за день, а также объем проданных за день акций.

Таблица 4.10

Показатели качества прогноза в зависимости от исторического периода и размера окна на периоды:
1 день и 1 неделя

Forecast Period	Parameter		Sector							
			All Sectors		Energy Sector		Finance Sector		Technology Sector	
			Mean value of metric							
			MAPE	MDA	MAPE	MDA	MAPE	MDA	MAPE	MDA
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1 Week	Window	10	1,796	0,503	1,655	0,534	1,271	0,549	2,461	0,426
		20	2,059	0,452	1,800	0,520	1,401	0,474	2,975	0,363
		40	2,244	0,489	1,817	0,566	1,426	0,503	3,489	0,397
		60	2,199	0,487	1,996	0,537	1,447	0,514	3,153	0,409
		80	2,546	0,490	2,302	0,486	2,151	0,606	3,186	0,377
	Historical Period	2	2,407	0,425	2,339	0,472	1,873	0,412	3,008	0,392
		2.5	2,154	0,485	1,743	0,500	1,743	0,568	2,977	0,388
		3	2,228	0,459	1,911	0,464	1,569	0,544	3,205	0,368
		3.5	2,254	0,480	1,802	0,496	1,488	0,544	3,471	0,400
		4	2,006	0,524	1,706	0,580	1,291	0,592	3,022	0,400
		4.5	2,053	0,521	1,999	0,616	1,418	0,540	2,742	0,408
		5	2,078	0,493	1,897	0,572	1,393	0,504	2,944	0,404

Окончание таблицы 4.10

<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>	<i>11</i>
1 Day	Window	10	0,711	0,486	0,847	0,443	0,470	0,529	0,815	0,486
		20	0,838	0,471	0,957	0,471	0,562	0,557	0,995	0,386
		40	0,918	0,476	0,772	0,657	0,582	0,500	1,401	0,271
		60	0,944	0,476	0,976	0,543	0,663	0,500	1,193	0,386
		80	1,141	0,400	1,061	0,629	0,942	0,443	1,421	0,129
	Historical Period	2	1,101	0,393	1,294	0,320	0,928	0,500	1,079	0,360
		2.5	0,939	0,420	1,008	0,480	0,682	0,500	1,127	0,280
		3	0,955	0,440	0,893	0,560	0,693	0,460	1,280	0,300
		3.5	0,921	0,387	0,882	0,500	0,571	0,380	1,310	0,280
		4	0,847	0,520	0,848	0,580	0,505	0,640	1,187	0,340
		4.5	0,815	0,573	0,778	0,760	0,611	0,540	1,056	0,420
		5	0,795	0,500	0,754	0,640	0,516	0,520	1,114	0,340

Таблица 4.11

Сравнение одномерных и многомерных данных для обучения

Модель	Метрика	Количество признаков	
		1	5
<i>LSTM</i>	<i>RMSE</i>	8.395	8.413
	<i>MAPE</i>	2.857	2.894
	<i>MDA</i>	0.507	0.520
<i>CNN</i>	<i>RMSE</i>	8.531	8.925
	<i>MAPE</i>	2.894	3.073
	<i>MDA</i>	0.507	0.510
<i>CNN/LSTM</i>	<i>RMSE</i>	19.947	10.336
	<i>MAPE</i>	8.227	3.680
	<i>MDA</i>	0.0	0.5

Хотя для *LSTM* и *CNN* значения метрик при одномерных и многомерных тренировочных данных практически совпадают, в случае гибридной модели *CNN/LSTM* дополнительные признаки позволяют значительно повысить качество прогнозирования. Поскольку для сравнения прогностической способности различных моделей необходим одинаковый набор входных данных, поэтому для вышеперечисленных моделей будут использоваться все 5 признаков.

В случае *VMD/LSTM* пространство признаков генерируется при обработке модулем *VMD* цен закрытия акций и представляет собой 5 мод для каждой записи, что совпадает с форматом входных данных для остальных моделей.

Проведенный анализ позволил выявить тренд к усложнению методов прогнозирования и популярности исследований, посвященных новым видам гибридных моделей. Например, предложенная и созданная в процессе экспериментальных исследований гибридная модель *VMD/CNN/LSTM* на основании значений метрик оказалась более эффективной, чем *ARIMA/LSTM*. Применение метода *VMD/CNN/LSTM* позволило снизить среднюю для анализируемых компаний ошибку прогнозирования *MAPE* на 13,8% по сравнению с *LSTM*, а ошибка *RMSE* в среднем снизилась на 12,7%.

Выявлена недостаточность исследований, в которых сравниваются между собой различные типы гибридных моделей и анализируются их оптимальные параметры.

Посредством проведения экспериментов подобраны оптимальные общие параметры и архитектура модели. Таким образом, исходя из проведенного анализа можно рекомендовать следующее: для более точного предсказания с помощью гибридной модели *ARIMA/LSTM* в случае относительно стабильных рынков преимущественно использовать временной период не менее 3–3,5 лет. Если же рассматриваемый сектор подвержен частым сильным изменениям, как технологический, то стоит рассматривать вариант прогнозирования с меньшими длинами исторического периода, например, в 2 года. Исследование временных окон показало, что для достижения хороших результатов достаточно использовать небольшой размер окна, который содержит 10 предыдущих значений (2 недели). Его сильное увеличение может оказать негативное влияние на точность прогноза.

Не было установлено существование зависимости между сложностью гибридной модели (количеством составляющих модулей) и точностью ее прогноза. Но было установлено, что подобранные оптимальные показатели исторического периода, движущего окна позволяют снизить среднюю по рассмотренных компаниям ошибку прогнозирования *MAPE* на 15%. Было установлено, что использование дополнительных данных, например, таких как цена открытия, максимальная и минимальная за день, а также объем проданных за день акций, может значительно повысить полученные прогнозные показатели.

Заключение

Принятие адекватных инвестиционных решений требует наличия качественных данных по результатам анализа, которые можно получить с помощью специально подобранных показателей и методов их оценки.

Данное изложение материала является результатом проведения авторами системного анализа различных направлений и методов оценки динамических показателей временного ряда котировок акций, их практического применения и построения на их основе комплексных и гибридных оценочных методов.

К отличительным особенностям монографии следует отнести:

- наличие авторских разработок, например, предложение по кумулятивному индексу стабильности временного ряда котировок акций и возможности на его основе определять кумулятивный показатель суммарной просадки, модифицированный метод оптимизации инвестиционных портфелей, функциональный анализ показателя Херста, показатель оценки качества перебалансировки [6; 53–60, 65; 66; 86–90];

- наличие некоторых предложенных новых коэффициентов для инвестиционного анализа с их обоснованием;

- авторский системный анализ материала и справочно-информационный характер его изложения (приводится набор современных и классических методов и методик оценки показателей, из которого можно выбрать необходимые с учетом решаемых целей и задач);

- учебно-методический характер подачи материала, который включает многочисленные практические примеры с расчетом и анализом результатов по всем указанным методам и методикам, формулы для оценки и расчетов показателей, большой список информационных источников;

- учет многолетнего зарубежного опыта инвестиционного и портфельного анализа (методы и методики согласованы с зарубежным подходом инвестиционного анализа и оценочные показатели имеют общепринятые зарубежные названия, приводятся синонимы и российские названия).

Таким образом, характер подачи материала монографии представляет возможность выбора необходимых показателей для оценки инвестиционного состояния и принятия решений. Проиллюстрированные направления практического применения предложенных оценочных показателей будут способствовать дальнейшему развитию и совершенствованию методов и моделей оценки принятия инвестиционных решений.

Материал монографии полезен инвесторам, управляющим и менеджерам инвестиционных компаний, аналитикам, консультантам и разработчикам современных компьютерных систем инвестиционного и портфельного анализа и консалтинга.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Abdulrahman¹, U.F.I., Ussiph, N., & Hayfron-Acquah, H. A Hybrid Arima-Lstm Model for Stock Price Prediction. *International Journal of Computer Engineering and Information Technology*. – 2020. 12, 48–51
2. Adebisi A.A., Adewumi A.O., Ayo C.K. Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction // *Journal of Applied Mathematics*. – 2014. – Т. 2014.
3. Agrawal R.K., Adhikari R. An introductory study on time series modeling and forecasting // *Nova York: CoRR*. – 2013.
4. Alzheev A.V., Kochkarov R.A. Comparative analysis of ARIMA and LSTM predictive models: Evidence from Russian stocks // *Finance: Theory & Practice*. – 2020. – Т. 24. – №1. – С. 14–23.
5. Artificial Intelligence, Machine Learning and Big Data in Finance Opportunities, Challenges and Implications for Policy Makers / *OECD Report*, 2021
6. Belyakov B., Sizykh D. Deep Reinforcement Learning Task for Portfolio Construction, in: 21st IEEE International Conference on Data Mining Workshops, ICDMW 2021. *IEEE Computer Society*, 2021. P. 1077–1082.
7. Blix Marten, Wadefjord Joachim, Wienecke Ulrika & Adahl Martin. How Good Is the Forecasting Performance of Major Institutions // *Economic Review*. 2001. No. 3. P. 38–68
8. Boudrioua M. S. Modeling and forecasting the Algiers Stock Exchange returns using the Box-Jenkins methodology. – 2019.
9. Brownlee J. Long short-term memory networks with python: develop sequence prediction models with deep learning. – *Machine Learning Mastery*, 2017.
10. Cebral C, Turk J. Comparison of Daubechies wavelets for Hurst parameter estimation // *Elec Eng & Comp Sci*. 2010.
11. Cerniglia Joseph A. and Fabozzi Frank J. Selecting Computational Models for Asset Management: *Financial Econometrics versus Machine Learning—Is There a Conflict?* *The Journal of Portfolio Management* November 2020, 47 (1) 107-118;
12. Chekhlov, Alexei and Uryasev, Stanislav P. and Zabarankin, Michael, Drawdown Measure in Portfolio Optimization (June 25, 2003). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=544742> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.544742>

13. Chen S., He H. Stock prediction using convolutional neural network // IOP Conference series: materials science and engineering. – IOP Publishing, 2018. – Т. 435. – №1. – С. 012026.

14. Clegg, R.G. A Practical Guide to Measuring the Hurst Parameter // International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology. 2004

15. Damodaran A. Investment Valuation. The tools and techniques of assessment of any assets. Moscow: Alpina Publisher, 2008.

16. Deep Learning for Portfolio Optimization / Zihao Zhang, Stefan Zohren, Stephen Roberts – The Journal of Financial Data Science, 2020. – 8–20 p.

17. Di Persio L., Honchar O. Recurrent neural networks approach to the financial forecast of Google assets //International journal of Mathematics and Computers in simulation. – 2017. – Т. 11. – С. 7–13.

18. Diego L., Aragón A., Sandoval J., Hernández G., Arévalo A., Niño J. Clustering Algorithms for Risk-Adjusted Portfolio Construction. Procedia Computer Science: 1334–43. 2017.

19. Erich, A. Techniques of Financial Analysis with Financial Genome Passcode Card.- McGraw-Hill/Irwin, 2002, 570 p.

20. Esbensen, K. , Guyot, D., Westad, F Multivariate Data Analysis – in Practice. Multivariate Data Analysis, 2002, 598 p.

21. Feldman Barry. Stability is the Risk Dimension of Equity Style. The Journal of Investing Fall 2014, 23 (3) 98-114

22. Graham B. The Intelligent Investor The Definitive Book On Value Investing // Collins Business Essentials. 2006.

23. Hoseinzade E., Haratizadeh S. CNNPred: CNN-based stock market prediction using several data sources // arXiv preprint arXiv:1810.08923. – 2018.

24. Hushani P. Using Autoregressive Modelling and Machine Learning for Stock Market Prediction and Trading //Third International Congress on Information and Communication Technology. – Springer, Singapore, 2019. – С. 767–774.

25. Hyndman R. J. and Athanasopoulos G., Forecasting: principles and practice, 2012. URL: <http://otexts.com/fpp/> (дата обращения: 12.01.2022).

26. Investpy Documentation // Investpy. URL: <https://investpy.readthedocs.io/> (дата обращения: 01.04.2022).

27. Jacobsen B., Lee W., Ma C. Practical Applications of The Alpha, Beta, and Sigma of ESG: Better Beta, Additional Alpha? // Practical Applications. – 2020. – Т. 7. №3. – С. 1–5.
28. Jiang W. Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress // arXiv preprint arXiv:2003.01859. – 2020
29. Kambil Ajit. CFO insights: Social analytics: Tapping prediction markets for foresight. Deloitte Development LLC. 2010.
30. Khandelwal I., Adhikari R., Verma G. Time series forecasting using hybrid ARIMA and ANN models based on DWT decomposition // Procedia Computer Science. – 2015. – Т. 48. №1. – С. 173–179.
31. Kumar, K., & P. Gandhmal, D. (2021). An intelligent indian stock market forecasting system using LSTM deep learning. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 21 (2), 1082.
32. Leung, M. T., Daouk, H., Chen, A. (2000). Forecasting Stock Indices: a Comparison of Classification and Level Estimate Models. International Journal of Forecasting, 16: 173–190.
33. Markowitz, H. (1952). PORTFOLIO SELECTION. Journal of Finance, 7, issue 1, p. 77–91
34. Marten Blix, Joachim Wadejford, Ulrika Wienecke & Martin Adahl How Good Is the Forecasting Performance of Major Institutions // Economic Review. 2001. No. 3. P. 38–68
35. Marvin, K. (2015). Creating Diversified Portfolios Using Cluster Analysis. Independent Work Report Fall, 2015
36. Mitra S. K. Is Hurst Exponent Value Useful in Forecasting Financial Time Series? // Institute of Management Technology, Nagpur, India, 2010.
37. Nazari M., Sakhaei S. M. Successive variational mode decomposition // Signal Processing. – 2020. – Т. 174. – С. 107610.
38. Niu H., Xu K., Wang W. A hybrid stock price index forecasting model based on variational mode decomposition and LSTM network // Applied Intelligence. – 2020. – Т. 50. №12. – С. 4296–4309.
39. Ohanyan H. Stock price forecast with deep learning LSTM and econometric ARIMA models: дис. – 2018.
40. Okasha M.K. Using support vector machines in financial time series forecasting // International Journal of Statistics and Applications. – 2014. – Т. 4. №1. – С. 28–39.

41. Optimal Portfolio Selection Using Machine Learning Techniques / Svetlana Galkina - International Journal of Open Information Technologies ISSN: 2307-8162 vol. 2, no. 6, 2014.

42. Osipov G.S. Assessment of fractality of financial time series by means of Hurst exponent// Международный журнал гуманитарных и естественных наук. – 2017. – №4. – С. 46–52.

43. Peters E. Chaos and order in the capital market // Wiley. 1996

44. Pindyck R.S. Econometric Models and Economic Forecasts / R.S. Pindyck, D. L. Rubinfeld. – McGraw-Hill, Inc. 2000. – 524 с.

45. Predicting Stable Portfolios Using Machine Learning / Muhammad R. Aleem, Nandita Dwivedi, Kiran - SFU Professional Computer Science web-journal, 2019

46. Prediction-based portfolio optimization model using neural networks / Fabio D. Freitas, Alberto F. De Souza, Ailson R. de Almeida. - Journal Neurocomputing 72 (2009) – 2155–2170 p.

47. Qiu Y. et al. A novel hybrid model based on recurrent neural networks for stock market timing //Soft Computing. – 2020. – С. 1–18.

48. Rao J. N. K. Time Series Analysis Forecasting and Control. – 1972.

49. Raoofi A., Zarra-Nezhad M., Bayani O. Assessment and Comparison of linear and non- linear Methods for Forecasting Returns on Stock Market Index // International Journal of Scientific Management and Development. 2015. Vol. 3 (10). p. 595–603.

50. Shah D., Isah H., Zulkernine F. Stock Market Analysis: A Review and Taxonomy of Prediction Techniques // International Journal of Financial Studies. – 2019. – Т. 7. №2. – С. 26.

51. Sharaf M. et al. StockPred: a framework for stock Price prediction //Multimedia Tools and Applications. – 2021. – С. 1–32.

52. Simple, Exponential, and Weighted Moving Averages [Электронный ресурс] // The Balance. URL: <https://www.the-balance.com/simple-exponential-and-weighted-moving-averages-1031196> (дата обращения: 01.04.2020).

53. Sizykh D. Performance Indicators Comparative Analysis of Stocks Investment Portfolios with Various Approaches to Their Formation, in: 2020 13th International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). IEEE, 2020. P. 1–5.

54. Sizykh D., Sizykh N. Application of the Hurst exponent for the stock prices forecasting in investment systems management, in: 2019 Twelfth International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2019. P. 1–3.

55. Sizykh D., Sizykh N. Classification Analysis Method for Dynamic Characteristics of IT Companies Shares Exchange Value, in: 2018 Eleventh International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2018. P. 1–5.

56. Sizykh N., Orshanskaya E. Analysis of the Prognostic Ability of Methods for Forecasting Share Quotations Dynamics, in: 2020 13th International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). IEEE, 2020. P. 1–3.

57. Sizykh D., Sizykh N. Application of the Hurst exponent for the stock prices forecasting in investment systems management, in: 2019 Twelfth International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2019. P. 1–3.

58. Sizykh N., Orshanskaya E., Sizykh D. Forecasting Ability of Hybrid Methods on an Example of Stock Prices Forecast using ARIMA/LTSM, in: 2022 15th International Conference Management of large-scale system development (MLSD). M.: IEEE, 2022. P. 1–6.

59. Sizykh N., Sizykh D. Research of the stock exchange features concerning their influence on stock quotes of companies from the various sectors, in: 2021 14th International Conference Management of large-scale system development (MLSD). IEEE, 2021. P. 1–4.

60. Sizykh N., Sizykh D. The Application Efficiency of the Hurst Exponent for the Stocks Prices Forecast, in: 2022 15th International Conference Management of large-scale system development (MLSD). M.: IEEE, 2022. P. 1–5.

61. Snowberg Erik, Wolfers Justin & Zitzewitz Eric. Prediction Markets for Economic Forecasting. NBER, Working Paper No. 18222. July 2012.

62. Spann Martin & Skiera Bernd. Internet – Based Virtual Stock Markets for Business Forecasting // Management Science. Vol. 49. Issue 10. October 2003. P. 1310–1326.

63. Stanley H.E., Kantelhardt J.W.; Zschiegner S.A.; Koscielny-Bunde E.; Havlin S.; Bunde A. // Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series", 2002.

64. Tobias Benjamin P. A Synthesis of Modern Portfolio Theory and Sustainable Investment. The Journal of Investing Winter 2012, 21 (4) 33–46; DOI: <https://doi.org/10.3905/joi.2012.21.4.033>

65. Tyukhova E., Sizykh D. The cluster analysis method as an instrument for selection of securities in the construction of an investment portfolio, in: 2019 Twelfth International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2019. P. 1–3.

66. Tyukhova E., Smirnov A., Sizykh D. Quality Estimation Model of Investment Portfolio Rebalancing Process, in: 2018 Eleventh International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2018. P. 1–5.

67. Vincenzo T., Lillo F., Gallegati M., Mantegna R. N. Cluster Analysis for Portfolio Optimization. Journal of Economic Dynamics and Control 32 (1): 235–58. 2008.

68. Wang, Y., Liu, Li, & Gu, R. Analysis of efficiency for Shenzhen stock market based on multifractal detrended fluctuation analysis. // International Review of Financial Analysis, 18, 2009, 271-276

69. Warken Peter and Kostyrina Angelina. Maximum Drawdown Distributions: The Cross-Asset Dimension. The Journal of Investing October 2021, 30 (6) 7–21.

70. Wassana, S.; Thomas, L.; Chamnein, C. Long-Term Sales Forecasting Using Lee-Carter and Holt-Winters Methods // The Journal of Applied Business Research. 2011.

71. Wenling J. Yang, Parwada J. Predicting stock price movements: an ordered probit analysis on the Australian Securities Exchange // Quantitative Finance. 2012.

72. Wu J. M. T. et al. A graph-based CNN-LSTM stock price prediction algorithm with leading indicators //Multimedia Systems. – 2021. – C. 1–20.

73. Yuan X., Li L., Wang Y. Nonlinear dynamic soft sensor modeling with supervised long short-term memory network // IEEE transactions on industrial informatics. – 2019. – T. 16. №5. – C. 3168–3176.

74. Yue, J., Zhao, X., & Shang, P. Effect of Trends on Detrended Fluctuation Analysis of Precipitation Series // *Mathematical Problems in Engineering*, 2010.
75. Zhang G.P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model // *Neurocomputing*. – 2003. – Т. 50. – С. 159–175.
76. Афанасьев В.Н. Анализ временных рядов и прогнозирование: учебник / В.Н. Афанасьев, М.М. Юзбашев. – М.: Финансы и Статистика, Инфра-М, 2012. – 5057 с.
77. Карелина М.Г. Исследование структурных сдвигов российского рынка слияния и поглощения // *Молодой ученый*. – 2010. – №3. – С. 127–129.
78. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. – М.: Физматлит, 2006. – 816 с.
79. Кузнецов С.Б., Гладковский О.П. Фрактальный анализ котировок ВТБ // *Сибирская Академия Государственной Службы*. 2010.
80. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы. – М.; Ижевск: Институт компьютерных исследований. 2010. – 656 с.
81. Некрасова И.В. Показатель Херста как мера фрактальной структуры и долгосрочной памяти финансовых рынков // Южный федеральный университет. – 2015.
82. Осипов Г.С. Оценка фрактальности финансовых временных рядов с помощью показателя Херста // *Международный журнал гуманитарных и естественных наук*. – 2017. – №4. – С. 46–52.
83. Перстенёва Н.П. Критерии классификации показателей структурных различий и сдвигов // *Фундаментальные исследования*. – 2012. – №3–2. – С. 478–482.
84. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. – М.: Мир, 2000.
85. Рябцев В.М., Чудилин Г.И. *Региональная статистика*. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 451 с.
86. Сизых Д. С., Сизых Н. В. Применение коэффициента Херста для оценки показателей риска прогнозирования курсов акций в управлении инвестиционными системами // *Управление Развитием Крупномасштабных Систем MLSD'2019* / под общ. ред. С.Н. Васильев, А. Цвиркун. ИПУ РАН, 2019. – С. 297–299.

87. Сизых Н.В., Сизых Д.С. Использование структурных коэффициентов для анализа портфеля ценных бумаг // Экономика и управление: теория и практика: сборник статей Вып. 1. – Чебоксары: Среда, 2018. – С. 24–29.

88. Сизых Н.В., Сизых Д.С. Сравнительный расчет параметров риска VAR с помощью исторического и дельта-нормального метода // Образование и наука. Сборник научных трудов. Вып. 6. Международный институт «ИНФО-Рутения» (АНО МИИР), 2013. – С. 254–265.

89. Сизых Н.В., Сизых Д.С. Новый подход к оценке риска акций: методология и практическое применение // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2015. – №22 (256). – С. 45–54.

90. Тюхова Е.М., Сизых Д.С. Использование кластерного анализа для формирования портфеля ценных бумаг в инвестиционных системах (робоэдвайзерах) // Управление Развитием Крупномасштабных Систем MLSD'2019 / под общ. ред. С.Н. Васильева, А. Цвиркун. ИПУ РАН, 2019. – С. 300–303.

91. Хаертфельдер М., Лозовская Е.С., Хануш Е. Фундаментальный и технический анализ рынка ценных бумаг. – М.: ПАИМС, 2004. – 352 с.

92. Ханк Д.Э. Бизнес-прогнозирование. – М.: Вильямс, 2003.

Приложение 1

Инструкция расчета показателя VaR для акций одной компании на основе данных котировок по торговым дням за 1 один год

Основные разделы:

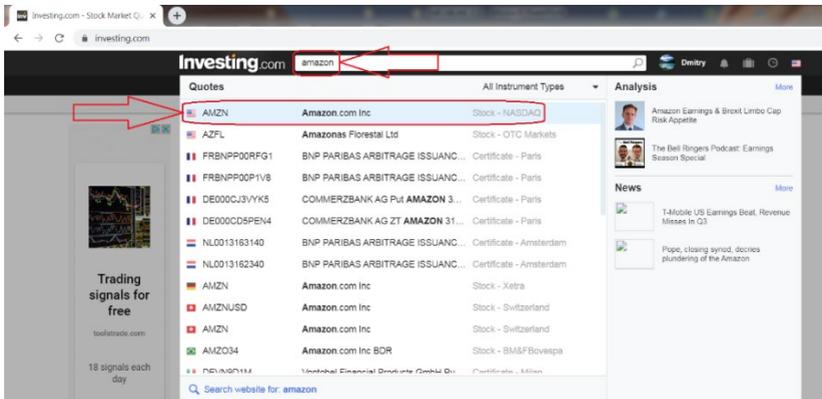
1. Загрузка данных в Excel
2. Предварительные расчеты
 - 3.1. Расчет VaR. Дельта-нормальный метод
 - 3.2. Расчет VaR. Метод исторического моделирования
 - 3.3. Расчет VaR. Графический метод
4. Расчет Beta
 - 4.1. Расчет Beta по формуле
 - 4.2. Расчет Beta графически
5. Расчет ожидаемой доходности по CAPM

Выберем две компании (например, “Amazon” и “Cisco Systems”).

Загрузка данных (из сайта www.investing.com)

1. Загрузка данных в Excel

1.1 Зайдем на сайт «<https://www.investing.com/>». Введем название компании в строке поиска. Далее выберем из списка биржу, на которой котируются акции данной компании.



1.2. Откроется окно с описанием компании и указанием биржи. Нажмем на ссылке «Historical Data»:

Amazon.com Inc (AMZN)

NASDAQ

1,777.08 +15.75 (+0.89%)

15:59:59 - Closed. Currency in USD (Disclaimer)

After Hours +1,775.00 -2.08 (-0.12%)
18:02:39 - Real-time Data

Volume: 3,701,800 | Bid/Ask: 1,775.00 / 1,775.19 | Day's Range: 1,742.50 - 1,778.70

General | Chart | News & Analysis | Financials | Technical | Forum

Overview | Profile | **Historical Data** | Options | Index Component

1.3. Установим данные ровно за 1 год. Например, с «29.10.2018-29.10.2019». Нажмем «Apply»:

AMZN Historical Data

Time Frame: Daily

Download Data 10/29/2018 - 10/29/2019

Custom dates

Start Date: 10/29/2018

End Date: 10/29/2019

Apply

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
Oct 28, 2019						
Oct 25, 2019						
Oct 24, 2019						
Oct 23, 2019						
Oct 22, 2019						
Oct 21, 2019						
Oct 18, 2019						
Oct 17, 2019	1,787.48	1,796.49	1,798.85	1,782.02	2.71M	0.57%

Установим сортировку по возрастанию. Кликнем на соответствующую кнопку:

AMZN Historical Data

Time Frame: Daily

Download Data 10/29/2018 - 10/29/2019

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
Oct 29, 2018	1,538.88	1,660.00	1,665.74	1,495.00	13.87M	-6.33%
Oct 30, 2018	1,530.42	1,486.16	1,540.99	1,476.36	12.46M	-0.55%
Oct 31, 2018	1,598.01	1,569.99	1,623.91	1,565.09	9.39M	4.42%

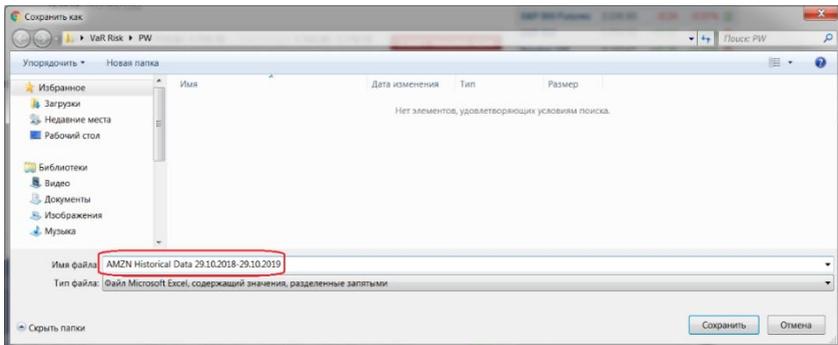
1.4. Импортируем данные компании «Amazon»: Кликнем на кнопку «Download Data»:

AMZN Historical Data f t ST e i

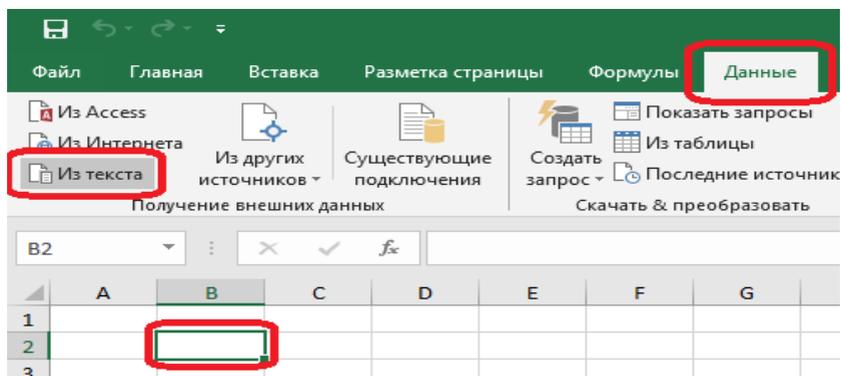
Time Frame: Daily ➔ Download Data 10/29/2018 - 10/29/2019

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
Oct 29, 2018	1,538.88	1,660.00	1,665.74	1,495.00	13.87M	-6.33%
Oct 30, 2018	1,530.42	1,486.16	1,540.99	1,476.36	12.46M	-0.55%

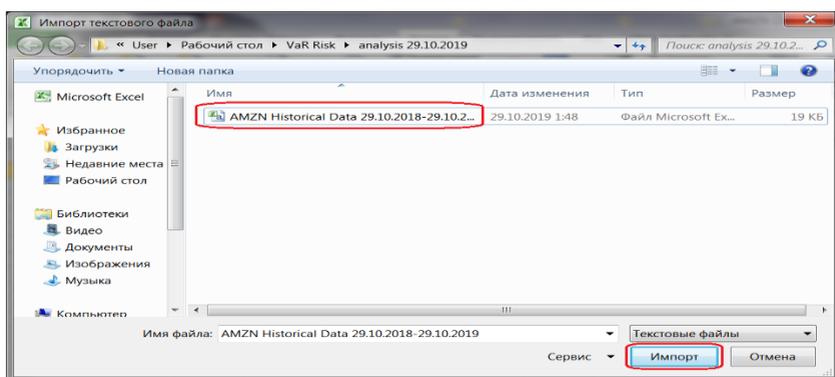
Сохраним файл, например «AMZN Historical Data 29.10.2018-29.10.2019». Файл сохранится как «AMZN Historical Data 29.10.2018-29.10.2019.csv».



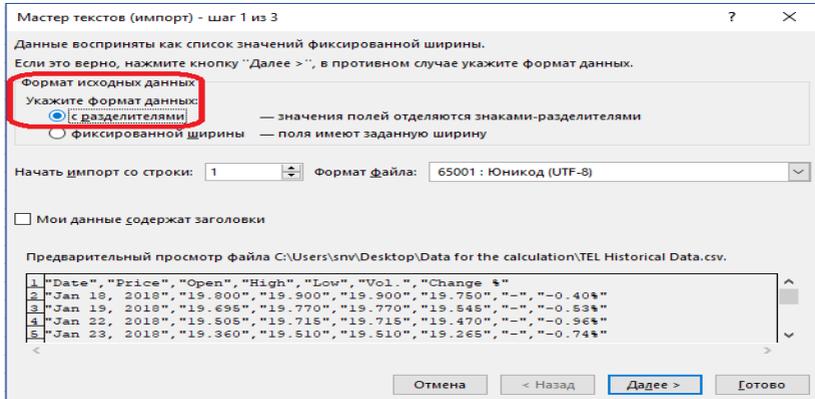
1.5. Создадим новый Excel файл. Назовем файл, например, «AMZN Data Analysis». Загрузим полученные нами данные. Выделим ячейку, куда необходимо загрузить данные. В меню Excel перейдем во вкладку «Данные» и нажмем кнопку «Из текста»:



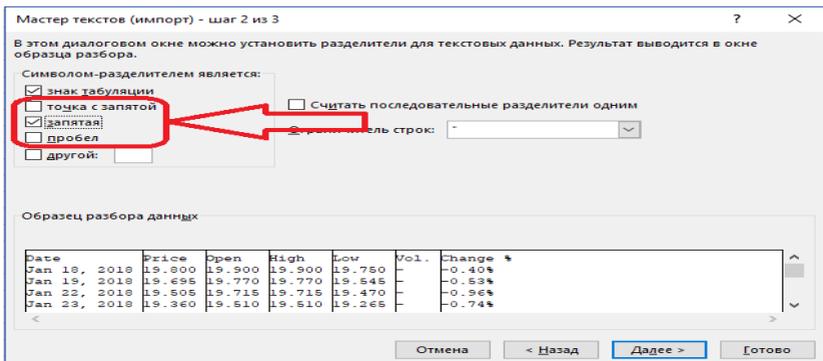
Откроется меню импорта данных. В данном меню выберем необходимый .csv файл.



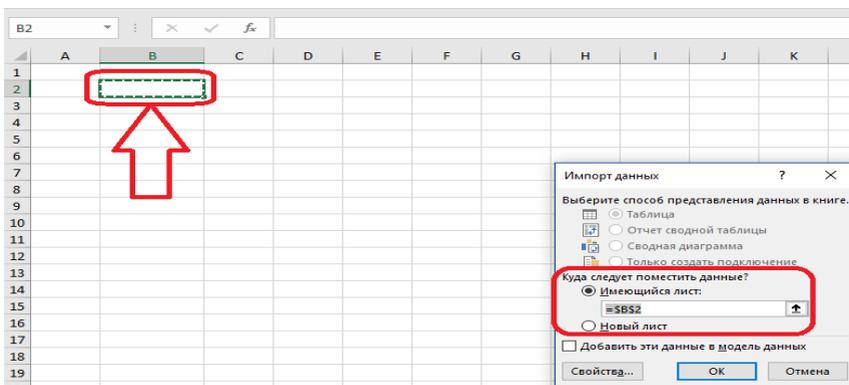
Откроется меню импорта данных из файла. В мастере установки, в шаге 1 необходимо указать пункт «с разделителями» в разделе «формат данных»:



В мастере установки, в шаге 2 необходимо указать пункт «запятая» в разделе «формат данных»:



В конце необходимо указать место загрузки данных.



После нажатия кнопки «Ок», данные будут вставлены в Excel:

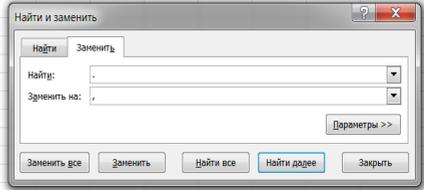
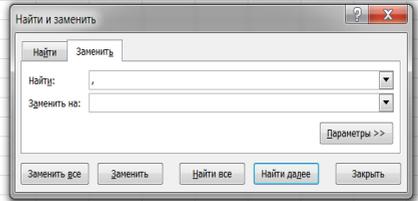
	A	B	C	D	E	F	G	H
1								
2		Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
3		Oct 29, 2018	1,538.88	1,660.00	1,665.74	1,495.00	13.87M	-6.33%
4		Oct 30, 2018	1,530.42	1,486.16	1,540.99	1,476.36	12.46M	-0.55%
5		Oct 31, 2018	1,598.01	1,569.99	1,623.91	1,565.09	9.39M	4.42%
6		Nov 01, 2018	1,665.53	1,623.53	1,670.45	1,598.44	8.14M	4.23%
7		Nov 02, 2018	1,665.53	1,678.59	1,697.44	1,651.83	6.96M	0.00%
8		Nov 05, 2018	1,627.80	1,657.57	1,658.09	1,596.36	5.62M	-2.27%
9		Nov 06, 2018	1,642.81	1,618.35	1,665.00	1,614.55	4.26M	0.92%
10		Nov 07, 2018	1,755.49	1,673.00	1,759.23	1,664.08	8.19M	6.86%
11		Nov 08, 2018	1,754.91	1,755.00	1,784.00	1,725.11	6.53M	-0.03%
12		Nov 09, 2018	1,712.43	1,732.50	1,743.92	1,701.87	5.90M	-2.42%
13		Nov 12, 2018	1,636.85	1,698.24	1,708.55	1,630.01	6.81M	-4.41%
14		Nov 13, 2018	1,631.17	1,649.29	1,677.06	1,613.75	5.93M	-0.35%
15		Nov 14, 2018	1,599.01	1,656.32	1,673.00	1,597.07	6.49M	-1.97%
16		Nov 15, 2018	1,619.44	1,581.01	1,624.82	1,546.51	8.43M	1.28%
17		Nov 16, 2018	1,593.41	1,587.50	1,614.48	1,573.12	6.07M	-1.61%
18		Nov 19, 2018	1,512.29	1,577.01	1,581.19	1,503.36	7.79M	-5.09%
19		Nov 20, 2018	1,495.46	1,437.50	1,534.75	1,420.00	10.88M	-1.11%
20		Nov 21, 2018	1,516.73	1,542.99	1,550.00	1,515.00	5.72M	1.42%
21		Nov 23, 2018	1,502.06	1,517.00	1,536.20	1,501.81	2.71M	-0.97%
22		Nov 26, 2018	1,581.33	1,539.00	1,584.81	1,524.22	6.26M	5.28%
23		Nov 27, 2018	1,581.42	1,575.99	1,597.65	1,558.01	5.78M	0.01%
24		Nov 28, 2018	1,677.75	1,613.92	1,681.45	1,601.21	8.46M	6.09%

Во вторую вкладку Excel файла перенесем данные по ценам закрытия (это данные из столбца «Price»):

Важно: Для того, чтобы записи в формате «1,677.75» превратить в запись формата «1677,75», необходимо таблице импортированных данных сделать следующее:

- Выделить столбец «Price»
 - Нажать кнопку «Заменить» (в вкладке «Главная»)
 - Указать «Найти: «,»; Заменить на «» ». Нажать «Заменить все».
- (Это удалит запятые)
- Указать «Найти: «,»; Заменить на «,» » Нажать «Заменить все».
- (Это заменит точки на запятые)

Oct 14, 2019	1,736.43	1,728.91	1,741.89	1,722.00	1.93M	0.26%
Oct 15, 2019	1,767.38	1,742.14	1,776.45	1,740.62	3.13M	1.78%
Oct 16, 2019	1,777.43	1,773.33	1,786.24	1,770.52	2.80M	0.57%
Oct 17, 2019	1,787.48	1,796.49	1,798.85	1,782.02	2.71M	0.57%
Oct 18, 2019	1,757.51	1,787.80	1,793.98	1,749.20	3.37M	-1.68%
Oct 21, 2019	1,785.66	1,769.66	1,785.88	1,765.00	2.22M	1.60%
Oct 22, 2019	1,765.73	1,788.15	1,789.78	1,762.00	2.23M	-1.12%
Oct 23, 2019	1,762.17	1,761.30	1,770.05	1,742.00	2.19M	-0.20%
Oct 24, 2019	1,780.78	1,771.09	1,788.34	1,760.27	5.20M	1.06%
Oct 25, 2019	1,761.33	1,696.86	1,764.15	1,696.86	9.63M	-1.09%
Oct 29, 2018	1,731.92	1,742.92	1,745.45	1,729.86	3.28M	0.68%
Oct 11, 2019	1,731.92	1,742.92	1,745.45	1,729.86	3.28M	0.68%
Oct 14, 2019	1,736.43	1,728.91	1,741.89	1,722.00	1.93M	0.26%
Oct 15, 2019	1,767.38	1,742.14	1,776.45	1,740.62	3.13M	1.78%
Oct 16, 2019	1,777.43	1,773.33	1,786.24	1,770.52	2.80M	0.57%
Oct 17, 2019	1,787.48	1,796.49	1,798.85	1,782.02	2.71M	0.57%
Oct 18, 2019	1,757.51	1,787.80	1,793.98	1,749.20	3.37M	-1.68%
Oct 21, 2019	1,785.66	1,769.66	1,785.88	1,765.00	2.22M	1.60%
Oct 22, 2019	1,765.73	1,788.15	1,789.78	1,762.00	2.23M	-1.12%
Oct 23, 2019	1,762.17	1,761.30	1,770.05	1,742.00	2.19M	-0.20%
Oct 24, 2019	1,780.78	1,771.09	1,788.34	1,760.27	5.20M	1.06%
Oct 25, 2019	1,761.33	1,696.86	1,764.15	1,696.86	9.63M	-1.09%
Oct 28, 2019	1,777.08	1,751.15	1,778.57	1,743.23	3.70M	0.89%



В результате получим таблицу:

	Data	AMZN
1	Oct 29, 2018	1538,88
2	Oct 30, 2018	1530,42
3	Oct 31, 2018	1598,01
4	Nov 01, 2018	1665,53
5	Nov 02, 2018	1665,53
6	Nov 05, 2018	1627,8
7	Nov 06, 2018	1642,81
8	Nov 07, 2018	1755,49
9	Nov 08, 2018	1754,91
10	Nov 09, 2018	1712,43
11	Nov 12, 2018	1636,85
12	Nov 13, 2018	1631,17
13	Nov 14, 2018	1599,01
14	Nov 15, 2018	1619,44
15	Nov 16, 2018	1593,41
16	Nov 19, 2018	1512,29
17	Nov 20, 2018	1495,46

(В данном случае было получено по 251 точки. Это цены закрытия за 251 торговых дня. В году было 251 торг. д.)

1.6. Подобным образом импортируем данные компании «Cisco Systems» . («29.10.2018-28.10.2019»)

В результате получим данные по двум компаниям:

Монография

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	Amazon								Cisco Systems							
2	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %		
3	Oct 29, 2018	1538,88	1660,00	1665,74	1,665,74	1,495,00	13.87M	Oct 29, 2018	43,8	44,9	45,1	42,9	28,21M	-0.93%		
4	Oct 30, 2018	1530,42	1,486,16	1,540,99	1,476,36	12,46M	-0.55%	Oct 30, 2018	44,6	43,9	44,7	43,8	25,92M	1.69%		
5	Oct 31, 2018	1598,01	1,569,99	1,623,91	1,565,09	9,39M	4.42%	Oct 31, 2018	45,8	45,1	46,3	44,9	26,02M	2.62%		
6	Nov 01, 2018	1665,53	1,623,53	1,670,45	1,598,44	8,14M	4.23%	Nov 01, 2018	45,7	45,7	45,9	45,1	24,66M	-0.22%		
7	Nov 02, 2018	1665,53	1,678,59	1,697,44	1,651,83	6,96M	0.00%	Nov 02, 2018	45,5	45,7	46,1	45,1	25,58M	-0.37%		
8	Nov 05, 2018	1627,8	1,657,57	1,658,09	1,596,36	5,62M	-2.27%	Nov 05, 2018	46,1	45,7	46,4	45,4	17,52M	1.45%		
9	Nov 06, 2018	1642,81	1,618,35	1,665,00	1,614,55	4,26M	0.92%	Nov 06, 2018	46,5	46,6	46,5	45,15M	0.78%			
10	Nov 07, 2018	1755,49	1,673,00	1,759,23	1,664,08	8,19M	6.86%	Nov 07, 2018	47,4	47,7	47,9	46,7	19,99M	3.01%		
11	Nov 08, 2018	1754,91	1,755,00	1,784,00	1,725,11	6,53M	-0.03%	Nov 08, 2018	48,4	47,9	48,4	47,9	21,00M	1.13%		
12	Nov 09, 2018	1712,43	1,732,50	1,743,92	1,701,87	5,90M	-2.42%	Nov 09, 2018	47,1	48,1	48,3	46,7	22,02M	-2.75%		
13	Nov 12, 2018	1636,85	1,698,24	1,708,55	1,630,01	6,81M	-4.41%	Nov 12, 2018	45,6	47,1	47,3	45,5	25,91M	-3.16%		
14	Nov 13, 2018	1631,17	1,649,29	1,677,06	1,613,75	5,93M	-0.35%	Nov 13, 2018	45,1	45,7	46,1	45,1	26,20M	-1.10%		
15	Nov 14, 2018	1599,01	1,656,32	1,673,00	1,597,07	6,49M	-1.97%	Nov 14, 2018	44,3	45,5	45,6	44,1	36,61M	-1.75%		

1.7. Аналогично за тот-же период («29.10.2018-29.10.2019») импортируем данные индекса «S&P500»:

После приведения данных в порядок, получим:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	
1	Amazon								Cisco Systems								S&P500								
2	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %				
3	Oct 29, 2018	1538,88	1660	1665,74	1,665,74	14,95	13,87M	6.31%	Oct 29, 2018	43,8	44,9	45,1	42,9	28,21M	-0.93%	Oct 29, 2018	2641,25	2682,65	2706,85	2603,54	-0.60%				
4	Oct 30, 2018	1530,42	1486,16	1540,99	1476,36	12,46	0.55%	Oct 30, 2018	44,6	43,9	44,7	43,8	25,92M	1.69%	Oct 30, 2018	2682,65	2686,08	2688,43	2693,34	1.57%					
5	Oct 31, 2018	1598,01	1569,99	1623,91	1565,09	9,39M	4.42%	Oct 31, 2018	45,8	45,1	46,3	44,9	26,02M	2.62%	Oct 31, 2018	2711,74	2705,6	2736,69	2705,6	1.09%					
6	Nov 01, 2018	1665,53	1623,53	1670,45	1598,44	8,14M	4.23%	Nov 01, 2018	45,7	45,9	45,1	44,66M	-0.22%	Nov 01, 2018	2740,37	2717,58	2743,67	2708,85	-1.06%						
7	Nov 02, 2018	1665,53	1678,59	1697,44	1651,83	6,96M	0.00%	Nov 02, 2018	45,5	45,7	46,1	45,25,58M	-0.37%	Nov 02, 2018	2723,06	2745,45	2756,55	2708,44	-0.83%						
8	Nov 05, 2018	1627,8	1657,57	1658,09	1596,36	5,62M	-2.27%	Nov 05, 2018	46,1	45,7	46,4	45,4	17,52M	1.45%	Nov 05, 2018	2738,11	2726,37	2744,27	2717,94	-0.56%					
9	Nov 06, 2018	1642,81	1618,35	1665,00	1614,55	4,26M	0.92%	Nov 06, 2018	46,5	46,6	46,5	45,15,45M	0.78%	Nov 06, 2018	2755,45	2738,4	2756,82	2737,08	-0.63%						
10	Nov 07, 2018	1755,49	1673,00	1759,23	1664,08	8,19M	6.86%	Nov 07, 2018	47,9	47,9	48,1	47,9	21,00M	1.13%	Nov 07, 2018	2811,89	2774,13	2823,15	2774,13	2.12%					
11	Nov 08, 2018	1754,91	1755	1784	1725,11	6,53M	-0.01%	Nov 08, 2018	48,4	47,9	48,4	47,9	21,00M	1.13%	Nov 08, 2018	2806,83	2806,38	2814,75	2794,99	-0.20%					
12	Nov 09, 2018	1712,43	1732,5	1743,92	1701,87	5,90M	-2.42%	Nov 09, 2018	47,1	48,1	48,3	46,7	22,02M	-2.75%	Nov 09, 2018	2781,01	2794,1	2794,1	2764,24	-0.92%					
13	Nov 12, 2018	1636,85	1698,24	1708,55	1630,01	6,81M	-4.41%	Nov 12, 2018	45,6	47,1	47,3	45,5	25,91M	-3.16%	Nov 12, 2018	2736,22	2773,67	2775,99	2722	-1.97%					
14	Nov 13, 2018	1631,17	1649,29	1677,06	1613,75	5,93M	-0.35%	Nov 13, 2018	45,1	45,7	46,1	45,26,20M	-1.10%	Nov 13, 2018	2722,18	2730,05	2756,4	2714,98	-0.15%						
15	Nov 14, 2018	1599,01	1656,32	1673,00	1597,07	6,49M	-1.97%	Nov 14, 2018	44,3	45,5	45,6	44,1	36,61M	-1.75%	Nov 14, 2018	2701,58	2737,9	2746,8	2685,75	-0.76%					
16	Nov 15, 2018	1618,44	1581,01	1624,82	1545,11	8,41M	1.28%	Nov 15, 2018	46,8	47,1	47,2	45,2	45,98M	1.50%	Nov 15, 2018	2732,2	2693,52	2735,38	2670,75	-1.08%					
17	Nov 16, 2018	1593,41	1587,05	1614,48	1573,12	6,07M	-1.61%	Nov 16, 2018	46,4	46,5	47	46,1	31,33M	0.90%	Nov 16, 2018	2735,27	2718,54	2746,75	2712,16	-0.22%					
18	Nov 19, 2018	1512,29	1572,01	1581,19	1503,36	7,79M	-5.09%	Nov 19, 2018	45,8	46,4	46,6	45,3	28,37M	-2.29%	Nov 19, 2018	2690,73	2730,74	2733,16	2681,09	-1.66%					
19	Nov 20, 2018	1495,46	1475,75	1526,75	1470,88M	1.11%	Nov 20, 2018	45,1	45,9	46,1	45,1	38,28M	1.73%	Nov 20, 2018	2649,93	2654,6	2689,64	2633,52	-1.82%						
20	Nov 21, 2018	1516,73	1542,99	1550	1515	5,72M	1.42%	Nov 21, 2018	44,0	45	45,2	44,4	20,12M	0.90%	Nov 21, 2018	2649,03	2657,74	2670,73	2640,82	-0.30%					
21	Nov 23, 2018	1502,06	1517	1536,2	1502,81	2,71M	0.97%	Nov 23, 2018	44,5	44,5	44,4	9,37M	-0.78%	Nov 23, 2018	2632,56	2633,36	2647,25	2640,97	-0.66%						
22	Nov 26, 2018	1581,33	1539	1584,91	1524,92	6,28M	3.38%	Nov 26, 2018	45,8	45,1	45,1	38,28M	2.31%	Nov 26, 2018	2637,45	2649,07	2674,35	2649,07	-1.55%						
23	Nov 27, 2018	1581,42	1575,99	1597,65	1558,01	5,78M	0.01%	Nov 27, 2018	46,1	45,5	46,4	45,2	21,47M	1.21%	Nov 27, 2018	2682,17	2663,75	2682,53	2655,89	-0.33%					
24	Nov 28, 2018	1677,75	1613,92	1681,45	1601,21	8,46M	6.09%	Nov 28, 2018	47,3	46,3	47,5	46,1	24,29M	2.54%	Nov 28, 2018	2743,79	2691,45	2744	2684,38	-2.30%					

Во всех трех случаях мы получим по 252 точки (цены закрытия)

2. Расчеты

2.1 Рассчитаем темпы роста активом по формуле:

$$P_t = P_{t-1} * e^r$$

$$r = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$

1	Котируются акции				индекс рынка			
	номер	даты	Amazon	Cisco Systems	S&P500	AMZN	CSCO	S&P500
2	1	Oct 29, 2018	1538,88	43,84	2641,25			
3	2	Oct 30, 2018	1530,42	44,58	2682,63	-0,006	0,017	0,016
4	3	Oct 31, 2018	1598,01	45,75	2711,74	0,045	0,026	0,011
5	4	Nov 01, 2018	1665,53	45,65	2740,37	0,041	-0,002	0,011
6	5	Nov 02, 2018	1665,53	45,48	2723,06	0,000	-0,004	-0,006
7	6	Nov 05, 2018	1627,8	46,14	2738,31	-0,023	0,014	0,006
8	7	Nov 06, 2018	1642,81	46,5	2755,45	0,009	0,008	0,006
9	8	Nov 07, 2018	1755,49	47,9	2813,89	0,066	0,030	0,021
10	9	Nov 08, 2018	1754,91	48,44	2806,83	0,000	0,011	-0,003
11	10	Nov 09, 2018	1712,43	47,11	2781,01	-0,025	-0,028	-0,009
12	11	Nov 12, 2018	1636,85	45,62	2726,22	-0,045	-0,032	-0,020
13	12	Nov 13, 2018	1631,17	45,12	2722,18	-0,003	-0,011	-0,001
14	13	Nov 14, 2018	1599,01	44,33	2701,58	-0,020	-0,018	-0,008
15	14	Nov 15, 2018	1618,44	46,77	2740,2	0,013	0,054	0,011
16	15	Nov 16, 2018	1593,41	46,35	2716,27	-0,016	-0,009	0,002
17	16	Nov 19, 2018	1512,29	45,75	2690,73	-0,052	-0,013	-0,017
18	17	Nov 20, 2018	1495,46	44,49	2643,89	-0,011	-0,028	-0,018
19	18	Nov 21, 2018	1516,73	44,89	2649,03	0,014	0,009	0,003
20	19	Nov 23, 2018	1502,06	44,54	2632,56	-0,010	-0,008	-0,007
21	20	Nov 26, 2018	1581,33	45,57	2673,45	0,051	0,023	0,015
22	21	Nov 27, 2018	1581,42	46,12	2682,17	0,000	0,021	0,003
23	22	Nov 28, 2018	1677,75	47,29	2743,79	0,059	0,025	0,023

Получим данные по темпам роста акций компаний по ценам закрытия:
(было 252 торговых дня. Получили 251 темпов роста на каждый актив).

2.2. Рассчитаем среднюю доходность и стандартное отклонение активов за период:

Средняя дневная доходность за период:

«СРЗНАЧ(‘темпы роста цены на актив’)»

$$E(R_i) = \frac{\sum_{i=1}^n E(r)}{n}$$

где $r_1 + r_2 + \dots + r_n$ темпы роста цен на актив

n – количество темпов роста (в нашем случае, 250)

Стандартное отклонение:

Стандартное отклонение доходностей за период:

«СТАНДОТКЛОН.В(‘темпы роста цены на актив’)»

Получим данные средней доходности и стандартного отклонения:

1		Amazon	Cisco Systems	S&P500
2	1. средняя дневная доходность в течении периода	0,0005	0,0003	0,0006
3	2. риск по среднеквадратичному отклонению	0,01966	0,01701	0,00997

3.1. Рассчитаем показатель VaR дельта-нормальным методом на 1 день и 10 дней (variance-covariance):

Используем уровень доверия 99%

Используем формулу: $VaR(A) = P_A \sigma_A z_\alpha$

Для уровня доверия 99%, $z_\alpha = 2,33$

Последняя «цена закрытия» актива, $P_A = 1777,08$

Стандартное отклонение, $\sigma_A = 0,01966$

$VaR_{99\%} (1 day) = \$81,54$

$VaR_{99\%} (10 day) = VaR_{99\%} (1 day) * \sqrt{10} = \$257,84$

3.2. Рассчитаем показатель VaR методом исторического моделирования на 1 день и 10 дней:

Используем уровень доверия 99%

Рассчитаем квантиль нормального распределения.

В статистике под квантилем понимают – значение функции распределения (Гаусса) по заданным параметрам (математического

ожидания и стандартного отклонения) при которых функция не превышает данное значение с заданной вероятностью.

Квантиль нормального распределения для уровня доверия 99%:
 «НОРМОБР('вероятность;средняя доходность;стандартное отклонение')»

В данном случае, «НОРМОБР('0,01;0,0006;0,01969')»

Квантиль, q (99%)=-0,04581

Прогнозная цена минимального значения через 1 день составит:

$$P_{t+1} = P_t(q + 1)$$

Прогнозная цена минимального значения через n дней составит:

$$P_{t+1} = P_t(q\sqrt{n} + 1)$$

В итоге получим:

(горизонт 1 день)

$$P_{t+1} = 1695,72$$

$$VaR_{99\%} (1 \text{ day}) = 1777,08 - 1695,72 = \$81,84$$

(горизонт 10 дней)

$$P_{t+1} = 1519,65$$

$$VaR_{99\%} (10 \text{ days}) = 1777,08 - 1519,65 = \$257,43$$

	Amazon	Cisco Systems	S&P500
3. квантиль 1%	-0,0452	-0,0393	-0,0226
4. минимальная прогнозная стоимость через 1 день	1683,04	45,38	2968,17
5. минимальная прогнозная стоимость через 10 день	1510,78	41,37	2819,57

	Amazon	Cisco Systems	S&P500
средняя дневная доходность в течении	0,0005	0,0003	0,0006
среднеквадратическое отклонение	0,01966	0,01701	0,00997
Последняя «цена закрытия» актива	1762,71	47,24	3036,89
(дельта-норм. метод) VAR 1 потери за 1 день в %	80,75	1,87	70,52
(дельта-норм. метод) за 10 дней, %	255,34	5,92	223,01
(историческое модел.) VAR 2 потери за 1 день в %	79,67	1,86	68,72
(историческое модел.) за 10 дней, %	251,93	5,87	217,32

3.3. Рассчитаем показатель VaR ручным методом на 1 день и 10 дней:

Для удобства можем открыть новую вкладку (например, «VaR est (graph)»). Перенесем данные:

	A	B	C	D	E	F
1						
2		3 Graph method				
3						
4			AMZN			
5		1	-0,00551			
6		2	0,043217			
7		3	0,041384			
8		4	0			
9		5	-0,02291			
10		6	0,009179			
11		7	0,06634			
12		8	-0,00033			
13		9	-0,0245			
14		10	-0,04514			
15		11	-0,00348			
16		12	-0,01991			
17		13	0,012696			
18		14	-0,0162			
19		15	-0,05225			
20		16	-0,01119			
21		17	0,034123			
22		18	-0,00972			
23		19	0,051429			
24		20	5,69E-05			
25		21	0,05913			
26		22	-0,00249			
27		23	0,00987			
28		24	0,047483			
29		25	-0,00045			
30		26	0,018287			
31		27	-0,04211			
32						

Рассчитаем следующие показатели:

Минимальная доходность: «=МИН(‘доходности’)»

Максимальная доходность: «=МАКС(‘доходности’)»

Установим количество интервалов группировки доходностей/убытков акции (например, 100)

Ширина интервала группировки: «=(Максимальная доходность-Минимальная доходность)/Количество интервалов»

Получим следующие данные:

	A	B	C	D	E	F
1						
2		3 Graph method				
3						
4			AMZN			
5		1	-0,00551			MIN= -0,060446908
6		2	0,043217			MAX= 0,090253979
7		3	0,041384			N= 100
8		4	0			Ширина инт.= 0,0015
9		5	-0,02291			
10		6	0,009179			
11		7	0,06634			

Построим столбец «Границы доходностей»:

Первое значение = Минимальная доходность + Ширина Интервала:

	A	B	C	D	E	F	G	H
1								
2		3 Graph method						
3								
4			AMZN	Границы доходностей				
5		1	-0,00551	-0,06			MIN= -0,060446908	
6		2	0,043217				MAX= 0,090253979	
7		3	0,041384				N= 100	
8		4	0				Ширина инт.= 0,0015	

Второе и последующие значения = **Предыдущие значение + Ширина Интервала:**

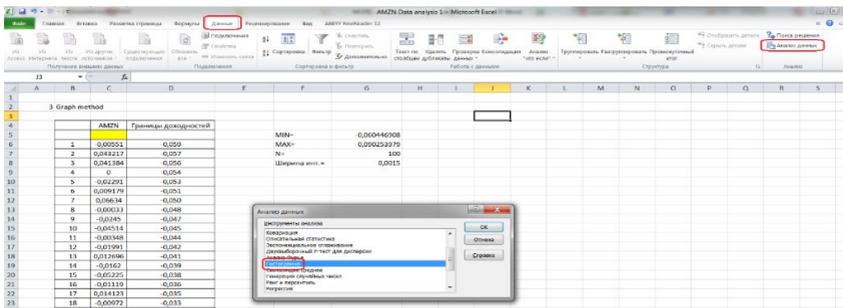
Получение внешних данных				Подключения		Сортировка и фильтр	
СУММ				=D6+\$G\$8			
A	B	C	D	E	F	G	
1							
2	3 Graph method						
3							
4		AMZN	Границы доходностей				
5					MIN=	-0,060446908	
6	1	-0,00551	-0,06		MAX=	0,090253979	
7	2	0,043217	=D6+\$G\$8		N=	100	
8	3	0,041384			Ширина инт.=	0,0015	
9	4	0					

В итоге построим столбец «Границы доходностей»:

3 Graph method							
A	B	C	D	E	F	G	
		AMZN	Границы доходностей				
1		-0,00551	-0,059		MIN=	-0,060446908	
2		0,043217	-0,057		MAX=	0,090253979	
3		0,041384	-0,056		N=	100	
4		0	-0,054		Ширина инт.=	0,0015	
5		-0,02291	-0,053				
6		0,009179	-0,051				
7		0,06634	-0,050				
8		-0,00033	-0,048				
9		-0,0245	-0,047				
10		-0,04514	-0,045				
11		-0,00348	-0,044				
12		-0,01991	-0,042				
13		0,012696	-0,041				
14		-0,0162	-0,039				
15		-0,05225	-0,038				
16		-0,01119	-0,036				
17		0,014123	-0,035				
18		-0,00972	-0,033				
19		0,051429	-0,032				

Построим гистограмму:

Выберем: Данные-Анализ данных-Гистограмма:



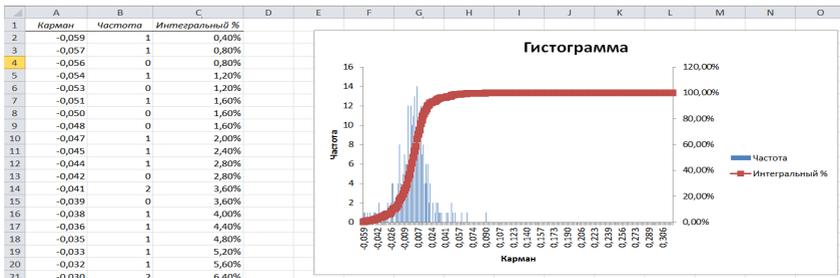
Зададим данные:

- Входной интервал – «Столбец с доходностями»
- Интервал карманов – «Столбец 'Границы доходностей'»
- Отметим «Интегральный процент» и «Вывод графика»

- Можно вывести на новый рабочий лист, например «Graph»

	AMZN	Границы доходностей
1	-0,00551	-0,056
2	0,043217	-0,057
3	0,041384	-0,056
4	0	-0,054
5	-0,02291	-0,053
6	0,009179	-0,051
7	0,06634	-0,050
8	-0,009033	-0,048
9	-0,0245	-0,047
10	-0,04514	-0,045
11	-0,00348	-0,044
12	-0,019911	-0,042
13	0,012696	-0,041
14	-0,0162	-0,039
15	-0,05225	-0,038
16	-0,01119	-0,036
17	0,014123	-0,035
18	-0,00972	-0,033
19	0,051429	-0,032
20	0,091405	-0,030
21	0,05913	-0,029
22	-0,00249	-0,027
23	0,009987	-0,026
24	0,047483	-0,024
25	-0,06045	-0,023
26	0,018287	-0,021
27	-0,04211	-0,020
28	0,007278	-0,018
29	0,001346	-0,017

В новой вкладке получим гистограмму и таблицу:



Столбец «Карман» – квантиль распределения доходностей/убытков.

Столбец «Частота» – частота попадания доходностей в тот или иной интервал.

Столбец «Интегральный %» – вероятность появления убытков

В третьем столбце «Интегральный %», найдем вероятность появления убытков наиболее близкой к 1. Если таких показателей несколько, выберем значение кармана (квантиля распределения доходностей/убытков) с максимальной частотой:

	Карман	Частота	Интегральный %
1			
2	-0,059	1	0,40%
3	-0,057	1	0,80%
4	-0,056	0	0,80%
5	-0,054	1	1,20%
6	-0,053	0	1,20%
7	-0,051	1	1,60%
8	-0,050	0	1,60%
9	-0,048	0	1,60%
10	-0,047	1	2,00%
11	-0,045	1	2,40%
12	-0,044	1	2,80%
13	-0,042	0	2,80%
14	-0,041	2	3,60%
15	-0,039	0	3,60%
16	-0,038	1	4,00%
17	-0,036	1	4,40%
18	-0,035	1	4,80%
19	-0,033	1	5,20%
20	-0,032	1	5,60%
21	-0,030	2	6,40%
22	-0,029	0	6,40%
23	-0,027	0	6,40%
24	-0,026	2	7,20%

Наиболее близкая к единице вероятность: 1,20%

Значение квантиля с максимальной частотой составляет -0,054

Посчитаем значения VaR на 1 день и 10 дней с квантилем -0,054.

Используем уровень доверия 99%.

Квантиль, q (99%)=-0,054

Прогнозная цена минимального значения через 1 день составит:

$$P_{t+1} = P_t(q + 1)$$

Прогнозная цена минимального значения через n дней составит:

$$P_{t+1} = P_t(q\sqrt{n} + 1)$$

В итоге получим:

(горизонт 1 день)

$$P_{t+1} = 1680,37$$

$$VaR_{99\%} (1 \text{ day}) = 1777,08 - 1680,37 = \$96,71$$

(горизонт 10 дней)

$$P_{t+1} = 1471,26$$

$$VaR_{99\%} (10 \text{ days}) = 1777,08 - 1471,26 = \$305,81$$

В итоге получим следующие данные:

	Amazon	Cisco Systems	S&P500
6. максимальная доходность	0,09025	0,06443	0,04840
7. минимальная доходность	-0,0604	-0,0901	-0,0329
8. количество интервалов (100)	100	100	100
9. ширина интервала	0,0015	0,0015	0,0008
10. квантиль 1% (графический метод)	-0,054	-0,044	-0,030
11. минимальная прогнозная стоимость через 1 день	1666,79	45,17	2946,85
12. минимальная прогнозная стоимость через 10 день	1459,37	40,71	2752,17

4. Расчет показателя Beta для двух компаний.

4.1. Расчет показателя Beta для двух компаний по формуле.

Воспользуемся формулой:

$$\beta_i = \frac{Cov_{im}}{\sigma_m^2}$$

В качестве индекса используем данные индекса “S&P 500” за аналогичный период, взятый для двух компаний.

Cov_{im} – ковариация темпов роста компании и индекса (используем функцию «КОВАРИАЦИЯ.В(темпы роста акций компании; темпы роста данных по индексу)»)

σ_m^2 – стандартное отклонение данных индекса в квадрате (используем функцию «СТАНДОТКЛОН.В(темпы роста данных по индексу)»)

В результате не сложно рассчитать Beta:

	Cov_{im}	σ_m^2	β_i
Amazon	0,00016	0,0000993	1,582
Cisco Systems	0,000130	0,0000993	1,305

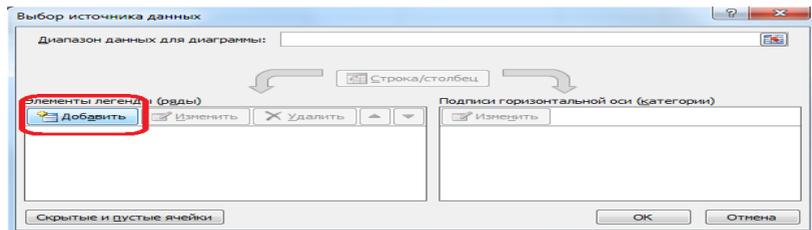
4.2 Расчет показателя Beta для двух компаний графически.

Строим график по точкам. Нажимаем «Вставка-Точечная»:

The screenshot shows the Microsoft Excel interface with the 'Вставка' (Insert) tab selected. The 'Точечная' (Scatter) option is highlighted in the 'Диаграммы' (Charts) group. The spreadsheet data is as follows:

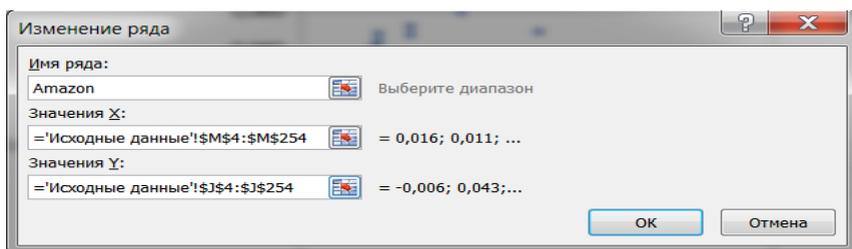
	IBM	NYSE Composite	IBM (Profitability)	NYSE Composite (profitability)
Date	Close price	Close price	Close price	Close price
Jan 17, 2017	167,89	11196,29		
Jan 18, 2017	166,8	11196,1	-0,006	-0,0000170
Jan 19, 2017	166,81	11148,85	0,000	-0,0042202

Затем правой кнопкой мыши щелкнуть по открывшейся пустой диаграмме и нажать **«выбрать данные»** и далее кнопку **«добавить»**:

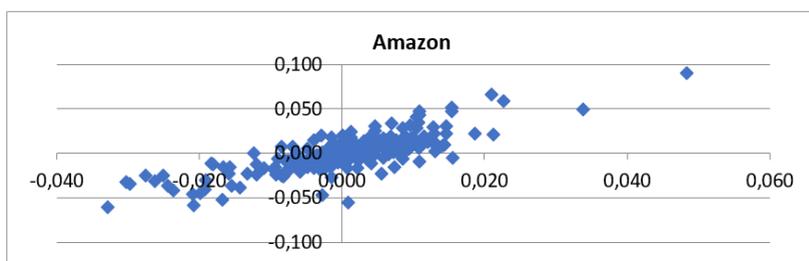


В качестве значений для оси X, выбираем **темпы роста Индекса**.

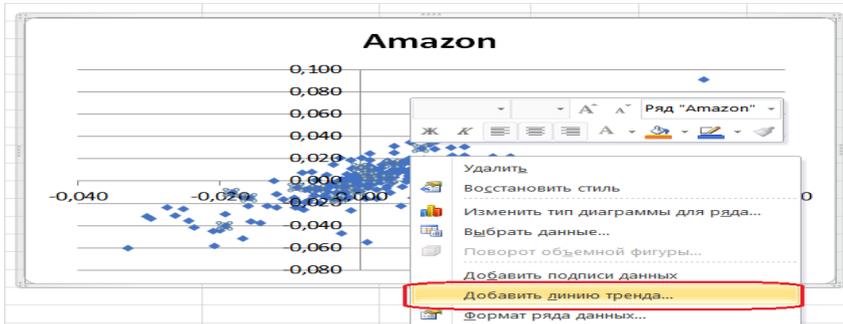
В качестве значений Y, **темпы роста акций**:



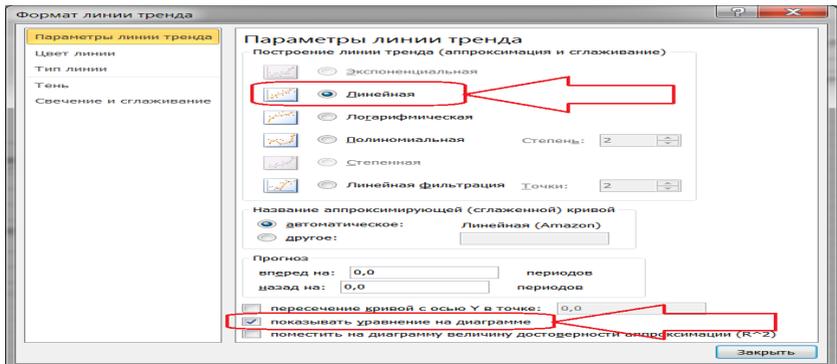
Получаем диаграмму в виде скопления точек:



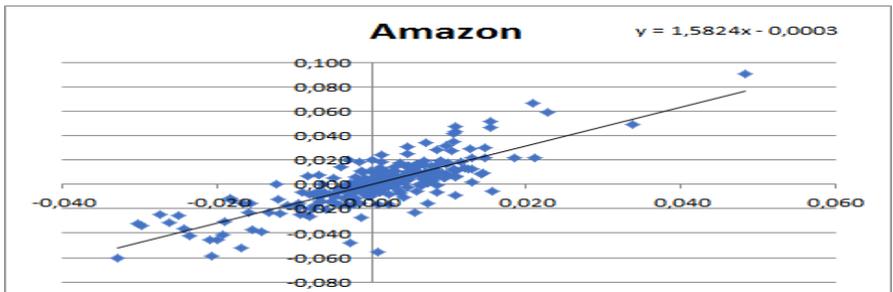
Нажмем правой кнопкой мыши на «скоплении точек». В открывшемся меню выберем **«Добавить линию тренда»**:



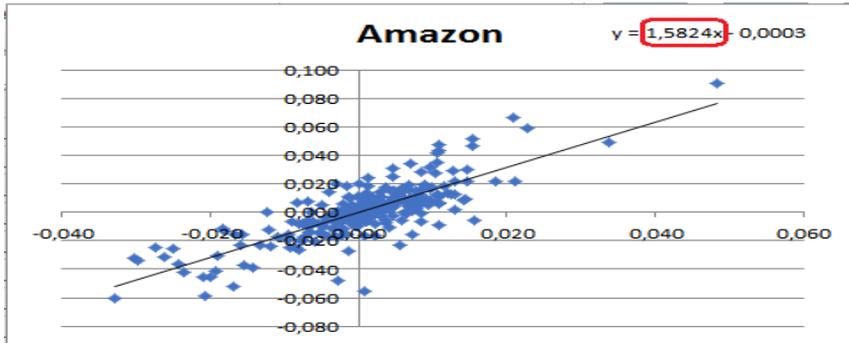
Укажем тип линии тренда: «Линейная»
 Поставим галочку «показывать уравнение на диаграмме»
 Нажмем «Ок»:



В результате получим диаграмму с линией тренда и уравнением линии тренда:



В уравнении линии тренда коэффициент при «X», должен быть показателем β :



В случае компании Amazon, $\beta = 1,5824$, что соответствует данным формулы.

5. Расчет показателя ожидаемой доходности по модели CAPM.

$$\text{Модель CAPM: } R_i = R_f + \beta(R_m - R_f)$$

R_f – безрисковая доходность

R_m – средняя доходность по рынку (индексу)

R_f – доходность 30-летних облигаций «Treasury Bills» ($R_f = 2,27\%$)

<https://www.treasury.gov/resource-center/data-chart-center/interest-rates/Pages/TextView.aspx?data=yieldYear&year=2020>

R_m – доходность индекса S&P500 (годовая)

$$R_m = \frac{(P_{last} (S\&P500) - P_{first} (S\&P500))}{P_{first} (S\&P500)}$$

Итак,

$$R_f = 2,27\%$$

$$R_m = 14,98\%$$

$$R_{Amazon} = 2,27 + 1,5824(14,98 - 2,27) = 22,38\%$$

Приложение 2

Основные разделы:

Глава 1. Построение эффективной границы

Глава 2. Оптимизация 1

Исходные данные для оптимизации

Список исходных данных для оптимизации

Таблица данных для оптимизации

Оптимизация Марковица

Равновзвешенный портфель

Портфель максимальной доходности

Портфель минимального риска

Портфель максимального коэффициента Шарпа

Итоговая таблица оптимизации Марковица

Графики портфелей

Классификация портфелей

3. Оптимизация Тобина

Равновзвешенный портфель

Портфель максимальной доходности

Портфель минимального риска

Портфель максимального коэффициента Шарпа

Итоговая таблица оптимизации Тобина

Рейтинг портфелей по модели Тобина

ПОСТРОЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОЙ ГРАНИЦЫ

Рассмотрим расчет показателей портфеля для построения границы „Эффективных портфелей“.

Пусть имеется некий набор подверженных риску активов, средний ожидаемый доход с каждого из которых обозначим как $E(r_i)$.

1. Ковариационная матрица имеющихся у нас активов обозначим как S .

$$S = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{21} & \dots & \sigma_{N1} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{N2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{1N} & \sigma_{2N} & \dots & \sigma_{NN} \end{bmatrix}$$

2. Переменная “ R ” будет обозначать вектор-столбец ожидаемых доходов этих активов:

$$R = \begin{bmatrix} E(r_1) = r_1 \\ E(r_2) = r_2 \\ \vdots \\ E(r_n) = r_n \end{bmatrix}$$

3. Вектор-столбец x , ссумма весов которого в сумме дают 1:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \sum_{i=1}^n x_i = 1$$

4. Ожидаемый доход портфеля, $x * E(r_x)$,

$$x^T * R = \sum_{i=1}^n x_i * E(r_i)$$

5. Дисперсия дохода портфеля x

$$x^T * Sx = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij}$$

6. Ковариация между доходами двух портфелей:

$$\sigma_{xy} = x^T * Sy = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij}$$

Эффективная граница портфелей

1. Реализуемым портфелем называется любой портфель, доли активов в котором в сумме дают единицу.

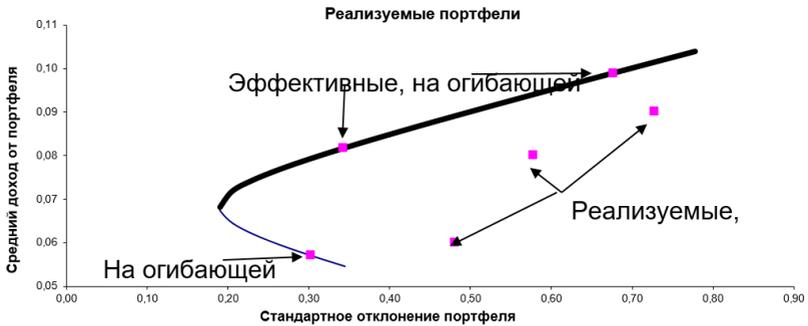
2. Реализуемым множеством называется множество средних доходов и дисперсий реализуемых портфелей; реализуемое множество представляет собой область внутри и справа от кривой. Реализуемый портфель находится на огибающей реализуемого множества, если для заданного среднего дохода его дисперсия принимает минимальное значение.

3. Наконец, портфель x называется эффективным портфелем, если доход с него максимален для заданной дисперсии (или стандартного отклонения).

Таким образом, портфель x является эффективным, если нет другого портфеля y , такого, что $E(R_y) > E(R_x)$ и при этом $\sigma_y < \sigma_x$.

Множество всех эффективных портфелей называется эффективной границей; это множество изображается на графике жирной линией.

Эффективная граница (график)



Теоремы об эффективных портфелях:

Рассмотрим теоремы, используемые при выводе эффективной границы и линии рынка ценных бумаг;

Теорема 1. Пусть "с" — некоторая константа. Тогда обозначение " $R - c$ " относится к следующему вектору-столбцу:

$$R - c = \begin{bmatrix} E(r_1) - c \\ E(r_2) - c \\ \vdots \\ E(r_n) - c \end{bmatrix}$$

Пусть вектор является решением системы линейных уравнений $R - c = Sz$.

Тогда из этого решения можно получить портфель x на огибающей реализуемого множества:

$$\begin{aligned} z &= S^{-1}\{R - c\} \\ x &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \\ x_i &= \frac{z_i}{\sum_{j=1}^N z_j} \end{aligned}$$

Теорема 1 описывает методику нахождения x ; более того, в теореме утверждается, что все портфели на огибающей (в частности, все эффективные портфели) строятся только по этой методике.

Таким образом, если x — портфель на огибающей, то существует константа c и вектор z , такие, что $S_z = R - c$ и $x = z / \sum z_i$

Согласно **теореме 2**, впервые доказанной Блэком, зная любые два портфеля на огибающей, можно восстановить всю огибающую. Если заданы два портфеля, $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ и $y = \{y_1, \dots, y_n\}$, то все портфели на огибающей являются выпуклыми линейными комбинациями x и y .

Это означает, что для любой заданной константы a приведенный далее портфель лежит на огибающей эффективной границы:

$$ax + (1 - a)y = \begin{bmatrix} ax_1 + (1 - a)y_1 \\ ax_2 + (1 - a)y_2 \\ \vdots \\ ax_n + (1 - a)y_n \end{bmatrix}$$

Теорема 3. Пусть y — любой портфель, принадлежащий огибающей. Тогда для любого другого портфеля (как на огибающей, так и вне ее) справедливо соотношение:

$$E(r_x) = c + \beta_x [E(r_y) - c]$$

где $\beta_x = \frac{\text{Ковар}(x, M)}{\sigma_M^2}$, $\text{Ковар}(z, M) = 0$

Если y принадлежит огибающей, то регрессия любого произвольного портфеля x по y дает линейное соотношение.

Эта версия обычно называется с нулевым “бета” по Блэку в честь Фишера Блэка, в работе которого за 1972 г. получен рассматриваемый результат. В данной модели линия рынка ценных бумаг Шарпа-Линтнера-Моссена заменена ЛРЦБ, в которой роль безрискового актива играет портфель с нулевым показателем “бета” по отношению к некоторому портфелю y , принадлежащему огибающей.

Теорема 4. Если имеется безрисковый актив с доходом r_f , то существует портфель M на огибающей, такой, что

$$E(r_x) = r_f + \beta_x [E(r_y) - r_f]$$

Если все инвесторы выбирают свои портфели только на основе среднего дохода и стандартного отклонения, то M — это портфель, составленный из всех подверженных риску активов в экономике в долях, пропорциональных рыночной цене актива. Конкретизируем данное утверждение. Предположим, имеется N подверженных

рisku активов; пусть рыночная цена актива i равняется V_i . Тогда рыночный портфель будет иметь следующие весовые (долевые) коэффициенты:

$$\text{Доля актива } i \text{ в портфеле } M = \frac{V_i}{\sum_{h=1}^N V_h}$$

Это утверждение впервые было доказано Шарпом, Линтнером и Моссеном.

Пример расчета эффективной границы.

Рассмотрим портфель, состоящий из четырех подверженных риску активов со следующими ожидаемыми доходами и ковариационной матрицей.

Средний доход			
		0,06	
		0,05	
		0,07	
		0,08	

Ковариационная матрица			
0,400	0,030	0,020	0,000
0,030	0,200	0,001	-0,060
0,020	0,001	0,300	0,030
0,000	-0,060	0,030	0,100

АЛГОРИТМ расчета и построения графика эффективной границы:

1. Найдем два портфеля на огибающей реализуемого множества.

2. Построим эффективную границу.

ВАРИАНТ 1 (приближенный):

Используем портфель с 5-ю акциями, который был построен и проанализирован в работе 3

Портфель 1	0,170	0,174	0,128	0,130	0,086	0,086	0,082	0,143
Портфель 2	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125

Портфель 1 – веса такие как в работе 3

А портфель 2 с весами равными 0,2, т.е. равновзвешенный. Если в работе 3 был равновзвешенный портфель, то в портфеле 2 задаем иные веса.

Далее оцениваем для первого и второго портфеля доходность и дисперсию

Портфель 1

Среднее	-65,82%
Дисперсия	12,47%

Портфель 2

Среднее	-64,34%
Дисперсия	12,56%

Рассчитаем Ковариацию "портфель 1", "портфель 1":

Ковар(портфель 1,портфель 2)=МУМНОЖ(МУМНОЖ(Трансп портфель1; Ковариационная матрица); портфель 2)

Коррел(портфель 1,портфель 2)= Ковар(портфель 1,портфель 2)/(Сигма (портфель 1)*Сигма (портфель2)):

Ковариация	0,124312
Корреляция	0,9936

Транспонируем веса портфелей

После транспонирования

Портфель 1
0,1695
0,1744
0,1283
0,1304
0,0862
0,0862
0,0823
0,1427

Портфель 2
0,125
0,125
0,125
0,125
0,125
0,125
0,125
0,125

Проводим расчет дохода от комбинаций портфеля 1 и портфеля 2. При этом задаем вес портфеля 1 в данной комбинации, например, 0,3

Доля портфеля 1	0,3
Средний доход	-64,79%
Дисперсия дохода	12,50%
Станд.отклон.дохода	35,35%

Далее строим границу эффективности по методу 1, который описан в варианте 2, приведенном ниже

ВАРИАНТ 2 (через произвольно заданную константу)

1-й этап:

Согласно теореме, для нахождения всей эффективной границы необходимо найти два эффективных портфеля.

По теореме для этого нужно решить систему $S_z = R - c$ и $x = z / \sum z_i$ относительно "z" для двух различных значений "c".

Для каждого из "c" путем решения системы находим вектор "z".

1.1 Возьмем некую константу : "c"

Константа	0,065
------------------	--------------

1.2 Рассчитаем 2-ю матрицу доходностей «Средний доход-константа»:

	μ-С
Apple Inc.	-1,34%
Alphabet Inc.	-4,92%
Tesla Inc.	-3,69%
Vodafone Group PLC	-5,97%

1.3 Рассчитаем значения векторов "z1", "z2", "x", "y"

Вектор $z1 = \text{МУМНОЖ}(\text{МОБР}(\text{Ковариационная матрица}); \text{Матрица доходностей})$

Вектор $z2 = \text{МУМНОЖ}(\text{МОБР}(\text{Ковариационная матрица}); \text{Матрица доходностей})$

Вектор $x = z1_n / \text{СУММ}(\text{вектор } z1)$

Вектор $y = z2_n / \text{СУММ}(\text{вектор } z2)$

В итоге получим значения векторов:

z1	x
22,906	2,967
1,171	0,152
-4,805	-0,622
-11,551	-1,496

z2	y
19,6277 5	-0,9957
-21,8734	1,1096
-3,18687	0,1617
-14,2798	0,7244

1.4 Транспонируем вектора "x", "y":

Трансп (x)	2,966760142	0,151607949	- 0,622386842	-1,49598
Трансп (y)	-0,995712	1,109631368	0,161669498	0,724411

1.5. Рассчитаем среднее, дисперсию и стандартное отклонение взяв

- В качестве доходности, исходную доходность

- В качестве весов, веса по "x" и веса по "y"

Среднее (x) = МУМНОЖ(Трансп X; Матрица доходностей)

Среднее (y) = МУМНОЖ(Трансп Y; Матрица доходностей)

Дисп (x) = МУМНОЖ(МУМНОЖ(Трансп X; Ковариационная матрица); X)

Дисп (y) = МУМНОЖ(МУМНОЖ(Трансп Y; Ковариационная матрица); Y)

Сигма (x) = КОРЕНЬ(Дисп (x))

Сигма (y) = КОРЕНЬ(Дисп (y))

	x	y
Среднее	15,31%	-2,55%
Дисперсия	0,017	0,005
Ст. отклонение	0,130	0,068

- 1.6. Рассчитаем Ковариацию "x", "y":
 Ковар(x,y)=МУМНОЖ(МУМНОЖ(Трансп X; Ковариационная матрица); Y)
 Коррел(x,y)= Ковар(x,y)/(Сигма (x)*Сигма (y))

	x-y
Ковариация	-0,003
Корреляция	-0,376

Далее строим границу эффективности по методу 1

- 1.7. Рассчитаем таблицу данных для эффективной границы и построим график.

Расчет одного портфеля	
Доля x	0,3
Средний доход	8,66%
Сигма портфеля	0,43

- Возьмем долю (от 0 до 1) произвольно, например, 0,3.
 Рассчитаем средний доход и сигму для данной доли:
 Средний доход="Доля X"*"Сред. X"+"(1-"Доля X")*"Сред. Y"
 Сигма портфеля=КОРЕНЬ("Доля X"^2*Дисп (x)+(1-"Доля X")^2* Дисп (y)+2*"Доля X"* (1-"Доля X")* Ковар(x,y))
 Укажем шаг в таблице, например 0,1.
 Построим таблицу следующего вида:

	Ковар(x,y)	0,049809		
	Корр(x,y)	0,449585		

ТАБЛИЦА ДАННЫХ ДЛЯ ГРАФИКА ЭФФЕКТИВНОЙ ГРАНИЦЫ		
Расчет одного портфеля		
Доля x	0,3	
Средний доход	8,66%	
Сигма портфеля	0,43	
Шаг в таблице	0,1	

	Сигма	Доход
	0,43	8,66%
-0,4	0,78	10,38%
-0,3	0,73	10,14%
-0,2	0,68	9,89%
-0,1	0,63	9,65%
0	0,58	9,40%
0,1	0,53	9,15%
0,2	0,48	8,91%
0,3	0,43	8,66%
0,4	0,39	8,41%
0,5	0,34	8,17%
0,6	0,30	7,92%
0,7	0,26	7,67%
0,8	0,23	7,43%
0,9	0,21	7,18%
1	0,19	6,93%
1,1	0,19	6,69%
1,2	0,21	6,44%
1,3	0,23	6,19%
1,4	0,26	5,95%
1,5	0,30	5,70%
1,6	0,34	5,45%

Таблица данных

Подставлять значения по столбцам в:

Подставлять значения по строкам в:

OK Отмена

Таблица заполнится:

	Сигма	Доход
	0,43	8,66%
-0,4	0,78	10,38%
-0,3	0,73	10,14%
-0,2	0,68	9,89%
-0,1	0,63	9,65%
0	0,58	9,40%
0,1	0,53	9,15%
0,2	0,48	8,91%
0,3	0,43	8,66%
0,4	0,39	8,41%
0,5	0,34	8,17%
0,6	0,30	7,92%
0,7	0,26	7,67%
0,8	0,23	7,43%
0,9	0,21	7,18%
1	0,19	6,93%
1,1	0,19	6,69%
1,2	0,21	6,44%
1,3	0,23	6,19%
1,4	0,26	5,95%
1,5	0,30	5,70%
1,6	0,34	5,45%

Построим график по точкам:

Сигма – x

Доход – y



по методу 2 (прямой расчет):

Строим таблицу методом прямых расчетов

	В	С	Д	Е
	х	у	Доходн. портф	Станд откл. портф.
47	0	1	-2,55%	6,78%
48	0,1	0,9	-0,76%	5,74%
49	0,2	0,8	1,02%	5,06%
50	0,3	0,7	2,81%	4,88%
51	0,4	0,6	4,59%	5,26%
52	0,5	0,5	6,38%	6,09%
53	0,6	0,4	8,17%	7,22%
54	0,7	0,3	9,95%	8,53%
55	0,8	0,2	11,74%	9,96%
56	0,9	0,1	13,53%	11,45%
57	1	0	15,31%	12,98%

В первом столбце сами указываем шаг изменения веса x : в данном случае 0,1

Во втором столбце делаем расчет по формуле 1-х, т.е. для ячейки C47 имеем

1-B47

Доходность портфеля считаем по формуле:
 $\$C\$34*B47+\$D\$34*C47$,

где C34 и D34 это средние значения

Среднее	15,31%	-2,55%
---------	--------	--------

Стандартное отклонение считаем по формуле:

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \cdot \sigma_i^2 + 2 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n w_i \cdot w_j \cdot \text{corr}_{i,j} \cdot \sigma_i \cdot \sigma_j}$$

$((B47*\$C\$36)^2+(C47*\$D\$36)^2+2*B47*C47*\$C\$36*\$D\$36*\$C\$40)^{0,5}$

Где C36 и D36

Ст. отклонение	0,130	0,068
----------------	-------	-------

А C40

Корреляция	-0,376
------------	--------

По общей таблице строим график:



ОПТИМИЗАЦИЯ

1. Исходные данные для оптимизации

1.1. Исходными данными для оптимизации являются:

- Матрица доходности активов (среднее по месяцам)
- Матрица риска активов (стандартное отклонение за месяц)
- Ковариационная матрица
- Показатель безрисковой доходности
- Показатель средней рыночной доходности

Матрицы доходности и риска:

Assets	μ	σ
GAZP	-0,01410	0,0600
LKOH	-0,00281	0,0466
NVTK	-0,01298	0,0501
TATN	0,00954	0,0694
ALRS	-0,02174	0,0675
CHMF	-0,00499	0,0636
GMKN	0,00579	0,0695
MFON	-0,01019	0,0796

Ковариационная матрица:

	GAZP	LKOH	NVTK	TATN	ALRS	CHMF	GMKN	MFON
GAZP	0,00361	0,00147	0,00145	0,00270	0,00260	0,00175	0,00153	-0,00095
LKOH	0,00147	0,00217	0,00108	0,00141	0,00073	0,00185	0,00093	-0,00053
NVTK	0,00145	0,00108	0,00251	0,00047	0,00059	-0,00057	0,00104	0,00068
TATN	0,00270	0,00141	0,00047	0,00481	0,00195	0,00177	0,00108	-0,00124
ALRS	0,00260	0,00073	0,00059	0,00195	0,00456	0,00123	-0,00060	0,00095
CHMF	0,00175	0,00185	-0,00057	0,00177	0,00123	0,00404	0,00214	-0,00101
GMKN	0,00153	0,00093	0,00104	0,00108	-0,00060	0,00214	0,00483	-0,00073
MFON	-0,00095	-0,00053	0,00068	-0,00124	0,00095	-0,00101	-0,00073	0,00633

Показатель безрисковой доходности взят на уровне 2,27%.

Показатель средней рыночной доходности на уровне 10,52%

Rf=	2,27%
Rm=	10,52%

1.2. Подготовим таблицу данных для оптимизации:

	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	$\mu > 0,15$	N/A
GAZP	0,125	0,125	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,125	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,125	0,125	0,125
TATN	0,125	0,125	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,125	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,125	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,125	0,125	0,125
MFON	0,125	0,125	0,125	0,125
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0018	-0,0018	-0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0354	0,0354	0,0354
SR	-0,69	-0,69	-0,69	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

В таблице задано четыре типа портфеля изначально в равных долях:

	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	$\mu > 0,15$	N/A
GAZP	0,125	0,125	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,125	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,125	0,125	0,125
TATN	0,125	0,125	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,125	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,125	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,125	0,125	0,125
MFON	0,125	0,125	0,125	0,125

При этом, рассчитаны по формулам следующие показатели:

а) Доходность: “=МУМНОЖ(матрица доходностей; ТРАНСП(матрица весов))”

б) Риск: “=КОРЕНЬ(МУМНОЖ(МУМНОЖ(ТРАНСП(матрица весов);ковариационная матрица);матрица весов))”

в) Коэффициент Шарпа

$$\text{Sharp ratio} = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p}$$

г) Коэффициент Трейнора

$$\text{Treynor ratio} = \frac{r_p - r_f}{\beta_p}$$

д) Коэффициент Альфа Йенсена

$$\text{Jensen's alpha} = r_p - [r_f + \beta(r_m - r_f)]$$

е) Коэффициент Модильяни

$$\text{Modigliani, } M^2 = \frac{(r_p - r_f) * \sigma_m}{\sigma_p} + r_f$$

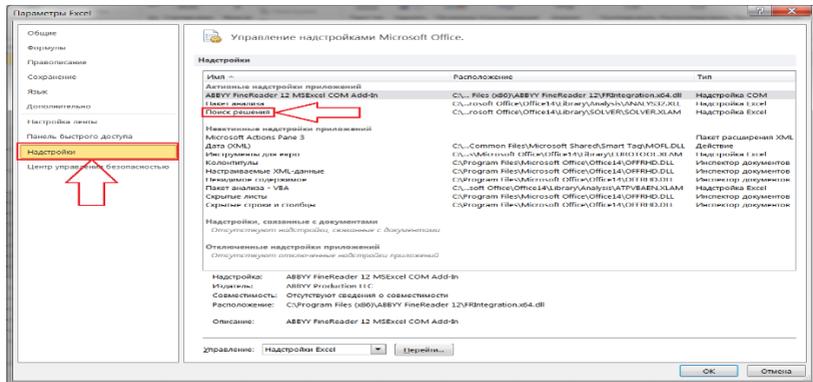
GAZP	0,125	0,125	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,125	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,125	0,125	0,125
TATN	0,125	0,125	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,125	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,125	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,125	0,125	0,125
MFON	0,125	0,125	0,125	0,125
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0018	-0,0018	-0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0354	0,0354	0,0354
SR	-0,69	-0,69	-0,69	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

2. ОПТИМИЗАЦИЯ МАРКОВИЦА

Для оптимизации воспользуемся надстройкой “Поиск решения”:



Активизация данной надстройки возможно в разделе “Надстройки”. “Файл-Параметры”:



2.1. Равновзвешенный портфель

Расчеты для портфеля «Equal W.»:

а) Укажем вес по **0,125** на каждый из 8-ми активов. При этом сумма весов, $\Sigma(W)$, будет равна 1.

Посчитаем среднюю доходность равновзвешенного портфеля,
 $\mu = \text{«}=\text{МУМНОЖ(матрица доходностей; ТРАНСП(матрица весов))»}$

б) Посчитаем стандартное отклонение равновзвешенного портфеля,
 $\sigma_p = \text{«}=\text{КОРЕНЬ(МУМНОЖ(МУМНОЖ(ТРАНСП(матрица весов); ковариационная матрица); матрица весов))»}$

с) Посчитаем коэффициент Шарпа равновзвешенного портфеля,
 $SR = \text{«}=(\text{Доходность портфеля} - \text{Безрисковая доходность}) / \text{Стандартное отклонение портфеля} \text{»}$

д) Построим диаграмму весов

В результате получим:

	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. <= 0,01	$\mu \geq 0,15$	N/A
GAZP	0,125			
LKOH	0,125			
NVTK	0,125			
TATN	0,125			
ALRS	0,125			
CHMF	0,125			
GMKN	0,125			
MFON	0,125			
$\Sigma(W) =$	1			
$\mu =$	-0,0018			
St. Dev.	0,0354			
SR	-0,69			
Treynor ratio	0,250			
Jensen's alpha	0,036			
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073			

Продублировав равновзвешенный портфель четыре раза, получим:

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	None	St. Dev. <= 0,01	μ	None
GAZP	0,125	0,125	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,125	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,125	0,125	0,125
TATN	0,125	0,125	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,125	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,125	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,125	0,125	0,125
MFCN	0,125	0,125	0,125	0,125
$\Sigma(W)_i$	1	1	1	1
μ	-0,0018	-0,0018	-0,0018	-0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0354	0,0354	0,0354
SR	-0,69	-0,69	-0,69	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

2.2. Портфель максимальной доходности

Для построения портфеля максимальной доходности запустим надстройку «Поиск решений»:

Rf=	2,27%
Rm=	10,52%

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	None	St. Dev. <= 0,01	μ	None
GAZP	0,125	0,125	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,125	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,125	0,125	0,125
TATN	0,125	0,125	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,125	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,125	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,125	0,125	0,125
MFCN	0,125	0,125	0,125	0,125
$\Sigma(W)_i$	1	1	1	1
μ	0,0018	0,0018	0,0018	0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0354	0,0354	0,0354
SR	-0,69	-0,69	-0,69	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

Параметры поиска решений

Оптимизировать целевую функцию: \$B\$4

До: Максимум Минимум Значение: 0

Изменить ячейку ограничений: \$B\$3:\$B\$4

В соответствии с ограничениями:

- \$B\$4:\$B\$4 <= 0,3
- \$B\$3:\$B\$4 >= 0,01
- \$B\$4 = 1
- \$B\$4 >= 0,01

Ссылка на переменные без ограничений: автогенерируемые

Выборка: Поиск решений: нелинейный поиск методом SR

Метод решения: Поиск решений: линейный поиск симплекс-методом, в для нелинейных задач - эволюционный поиск решений.

Найти решение Закрыть

Параметры для портфеля «Максимальная доходность»:

- Оптимизировать целевую функцию – укажем ячейку «Доходность»
- До: поставим галочку «Максимум»
- Изменяя ячейки переменных: укажем ячейки «Диапазон весов портфеля»
- В соответствии с ограничениями:
 - Ограничение 1: «Максимальная граница возможных весов ячеек портфеля» <= 0,3
 - Ограничение 2: «Минимальная граница возможных весов ячеек портфеля» >= 0,01

- Ограничение 3: «Ячейка суммы весов портфеля» = 1
- Ограничение 4: «Ячейка стандартного отклонения портфеля» $\geq 0,01$
- Поставим галочку «Сделать переменные без ограничений неотрицательными»
- с) Нажимаем кнопку «Найти решение». В открывшемся окне «Результаты поиска решения, нажимаем «Ок».
- д) Получаем результат в виде ребалансировки весов портфеля:

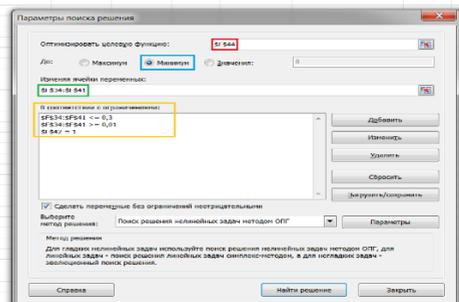
Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	None	St. Dev. $\leq 0,01$	$\mu \geq 0,15$	None
GAZP	0,125	0,010	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,141	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,141	0,125	0,125
TATN	0,125	0,141	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,141	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,141	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,141	0,125	0,125
MFON	0,125	0,141	0,125	0,125
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0001	-0,0018	-0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0338	0,0354	0,0354
SR	-0,69	-0,68	-0,69	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

Как мы видим: изменились веса и изменился показатель доходности портфеля, который хотя и остался негативным, но возрос в сравнении с равновзвешенным портфелем.

2.3 Портфель минимального риска

Для построения портфеля минимального риска запустим надстройку «Поиск решений»:

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	None	St. Dev. $\leq 0,01$	$\mu \geq 0,15$	None
GAZP	0,125	0,010	0,125	0,125
LKOH	0,125	0,141	0,125	0,125
NVTK	0,125	0,141	0,125	0,125
TATN	0,125	0,141	0,125	0,125
ALRS	0,125	0,141	0,125	0,125
CHMF	0,125	0,141	0,125	0,125
GMKN	0,125	0,141	0,125	0,125
MFON	0,125	0,141	0,125	0,125
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0001	-0,0018	-0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0338	0,0354	0,0354
SR	-0,69	-0,68	-0,69	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073



Параметры для портфеля «**Минимальный риск**»:

- Оптимизировать целевую функцию – укажем ячейку «**Стандартное отклонение**»

- До: поставим галочку «**Минимум**»

- Изменяя ячейки переменных: укажем ячейки «**Диапазон весов портфеля**»

- В соответствии с ограничениями:

- Ограничение 1: «**Максимальная граница возможных весов ячеек портфеля**» $\leq 0,3$

- Ограничение 2: «**Минимальная граница возможных весов ячеек портфеля**» $\geq 0,01$

- Ограничение 3: «**Ячейка суммы весов портфеля**» = 1

- Поставим галочку «Сделать переменные без ограничений неотрицательными»

б) Нажимаем кнопку «Найти решение». В открывшемся окне «Результаты поиска решения, нажимаем «Ок».

с) Получаем результат в виде ребалансировки весов портфеля:

	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	N/A	N/A
GAZP	0,125	0,010	0,010	0,125
LKOH	0,125	0,141	0,083	0,125
NVTK	0,125	0,141	0,300	0,125
TATN	0,125	0,141	0,104	0,125
ALRS	0,125	0,141	0,028	0,125
CHMF	0,125	0,141	0,234	0,125
GMKN	0,125	0,141	0,041	0,125
MFON	0,125	0,141	0,200	0,125
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0001	-0,0001	-0,0018
St. Dev.	0,0354	0,0338	0,0320	0,0354
SR	-0,69	-0,68	-0,71	-0,69
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

Как мы видим: изменились веса и изменился показатель риска (стандартного отклонения) портфеля, который уменьшился.

Монография

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	μ	None
GAZP	0,125	0,010	0,010	0,01
LKOH	0,125	0,141	0,083	0,06
NVTK	0,125	0,141	0,300	0,01
TATN	0,125	0,141	0,104	0,3
ALRS	0,125	0,141	0,028	0,3
CHMF	0,125	0,141	0,234	0,3
GMKN	0,125	0,141	0,041	0,01
MFON	0,125	0,141	0,200	0,01
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0001	-0,0001	-0,0001
St. Dev.	0,0354	0,0338	0,0320	0,0480
SR	-0,69	-0,68	-0,71	-0,48
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

Как мы видим: изменились веса и изменился показатель коэффициента Шарпа портфеля, который хоть и остался негативным, но вырос.

2.5. Итоговая таблица четырех портфелей после оптимизации:

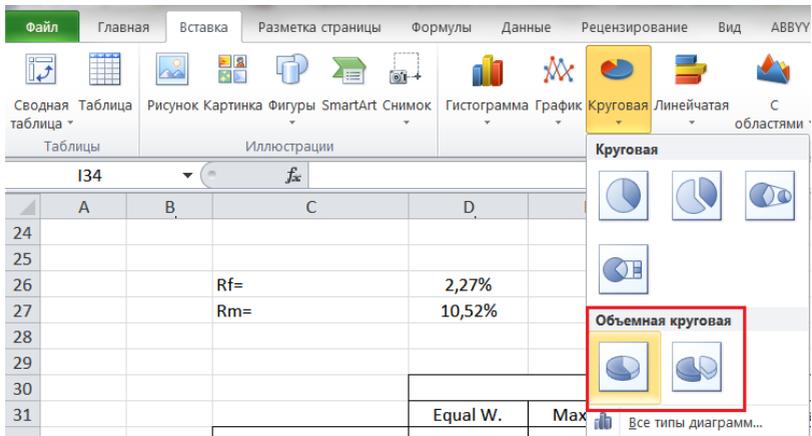
Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	μ	None
GAZP	0,125	0,010	0,010	0,01
LKOH	0,125	0,141	0,083	0,06
NVTK	0,125	0,141	0,300	0,01
TATN	0,125	0,141	0,104	0,3
ALRS	0,125	0,141	0,028	0,3
CHMF	0,125	0,141	0,234	0,3
GMKN	0,125	0,141	0,041	0,01
MFON	0,125	0,141	0,200	0,01
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0001	-0,0001	-0,0001
St. Dev.	0,0354	0,0338	0,0320	0,0480
SR	-0,69	-0,68	-0,71	-0,48
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

В результате мы получили четыре портфеля:

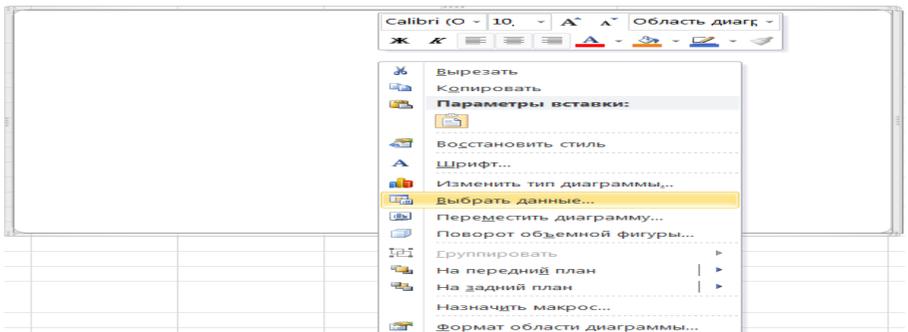
- Равновзвешенный портфель
- Портфель максимальной доходности
- Портфель минимального риска
- Портфель максимального коэффициента Шарпа

2.6. Графики портфелей

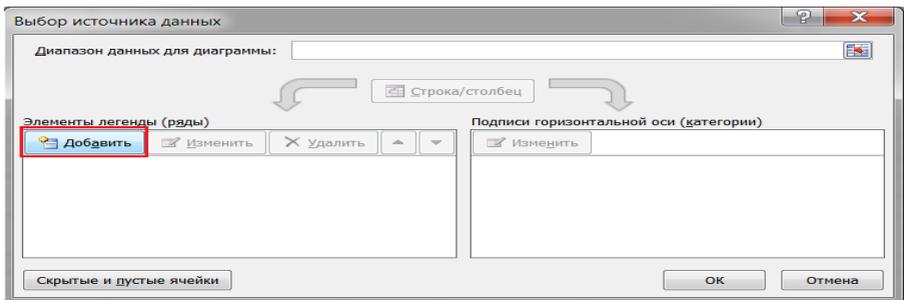
Активируем круговую диаграмму:



Нажмем правой кнопкой по рамке и выберем **“выбрать данные”**:

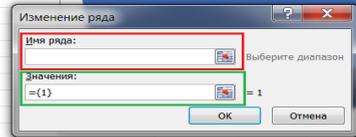


В отрывшемся окне нажмем кнопку **“Добавить”**:

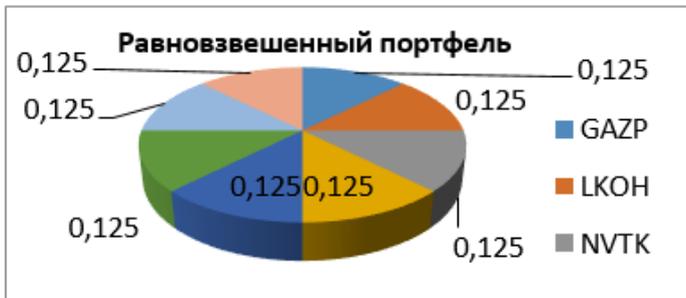


Указываем имя портфеля, качество имени ряда и доли качества значений:

	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	N/A	N/A
GAZP	0,125	0,010	0,010	0,01
LKOH	0,125	0,141	0,083	0,06
NVTK	0,125	0,141	0,300	0,01
TATN	0,125	0,141	0,104	0,3
ALRS	0,125	0,141	0,028	0,3
CHMF	0,125	0,141	0,234	0,3
GMKN	0,125	0,141	0,041	0,01
MFON	0,125	0,141	0,200	0,01
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0018	-0,0001	-0,0001	-0,0001
St. Dev.	0,0354	0,0338	0,0320	0,0480
SR	-0,69	-0,68	-0,71	-0,48
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073



В результате получим диаграмму:



Построим аналогичные диаграммы для всех четырех портфелей.

2.7. Классификация портфелей

Построим таблицу рейтингов по пяти показателям:

- Доходность
- Риск
- Коэффициент Шарпа
- Коэффициент Трейнора
- Альфа Йенсена
- Коэффициент Модильяни

Рейтинг портфелей по баллам (4-лучший, 1-худший)				
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
μ =	3	4	4	4
St. Dev.	2	3	4	1
Sharp ratio	2	3	1	4
Treynor ratio	1	4	2	3
Jensen's alpha	1	3	2	4
M2	2	3	1	4
Сумма	11	20	14	20

При этом, 4-максимальный показатель, 1-минимальный показатель.

Исключение составляет портфель минимального риска. Для этого портфеля 4 – это минимальный показатель, 1 – это максимальный показатель

Найдем сумму баллов для каждого портфеля.

Построим график с баллами для каждого портфеля:

Рейтинг портфелей	Баллы
Equal W.	11
Max Ret.	20
Min St. Dev.	14
Max SR.	20

3. ОПТИМИЗАЦИЯ ТОБИНА.

При оптимизации Тобина, нам необходимо включить в портфель безрисковый актив.

Включим актив с доходностью 2,27%.

Матрица доходностей будет иметь вид:

Assets	μ	σ
GAZP	-0,01410	0,0600
LKOH	-0,00281	0,0466
NVTK	-0,01298	0,0501
TATN	0,00954	0,0694
ALRS	-0,02174	0,0675
CHMF	-0,00499	0,0636
GMKN	0,00579	0,0695
M FON	-0,01019	0,0796
No-risk asset	0,02700	

Ковариационная матрица станет без изменений:

	GAZP	LKOH	NVTK	TATN	ALRS	CHMF	GMKN	M FON
GAZP	0,00361	0,00147	0,00145	0,00270	0,00260	0,00175	0,00153	-0,00095
LKOH	0,00147	0,00217	0,00108	0,00141	0,00073	0,00185	0,00093	-0,00053
NVTK	0,00145	0,00108	0,00251	0,00047	0,00059	-0,00057	0,00104	0,00068
TATN	0,00270	0,00141	0,00047	0,00481	0,00195	0,00177	0,00108	-0,00124
ALRS	0,00260	0,00073	0,00059	0,00195	0,00456	0,00123	-0,00060	0,00095
CHMF	0,00175	0,00185	-0,00057	0,00177	0,00123	0,00404	0,00214	-0,00101
GMKN	0,00153	0,00093	0,00104	0,00108	-0,00060	0,00214	0,00483	-0,00073
M FON	-0,00095	-0,00053	0,00068	-0,00124	0,00095	-0,00101	-0,00073	0,00633

Предварительная таблица для оптимизации будет иметь вид:

	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	N/A	N/A
GAZP	0,111	0,111	0,111	0,111
LKOH	0,111	0,111	0,111	0,111
NVTK	0,111	0,111	0,111	0,111
TATN	0,111	0,111	0,111	0,111
ALRS	0,111	0,111	0,111	0,111
CHMF	0,111	0,111	0,111	0,111
GMKN	0,111	0,111	0,111	0,111
MFOH	0,111	0,111	0,111	0,111
No-risk asset	0,111	0,111	0,111	0,111
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0016	-0,0016	-0,0016	-0,0016
St. Dev.	0,0315	0,0315	0,0315	0,0315
SR	-0,77	-0,77	-0,77	-0,77
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	0,073	0,073	0,073	0,073

В таблице добавлен безрисковый актив. Веса “базовых” равно-
взвешенных портфелей изменились исходя из наличия девяти ак-
тивов.

3.1. Равновзвешенный портфель.

Расчеты для портфеля «Equal W.»:

а) Укажем вес по **0,125** на каждый из 8-ми активов. При этом
сумма весов, $\Sigma(W)$, будет равна 1.

Посчитаем среднюю доходность равновзвешенного портфеля,

$\mu=$ “=**МУМНОЖ(матрица доходностей;ТРАНСП(матрица весов))**”

б) Посчитаем стандартное отклонение равновзвешенного порт-
феля, $\sigma_p=$ “=**КОРЕНЬ(МУМНОЖ(МУМНОЖ(ТРАНСП(мат-
рица весов без безрискового актива);ковариационная мат-
рица);матрица весов без безрискового актива))**”

с) Посчитаем коэффициент Шарпа равновзвешенного порт-
феля, $SR=$ «=(**Доходность портфеля-Безрисковая доход-
ность)/Стандартное отклонение портфеля**)»

д) Построим диаграмму весов

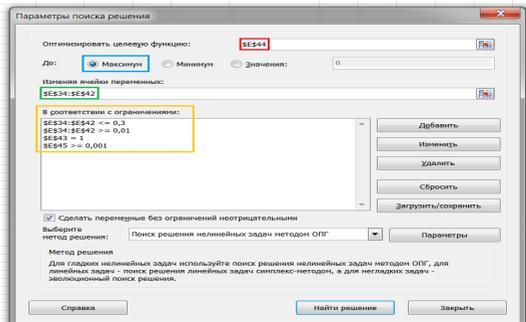
В результате получим:

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	None	St. Dev. $\leq 0,01$	μ	None
GAZP	0,111	0,111	0,111	0,111
LKOH	0,111	0,111	0,111	0,111
NVTK	0,111	0,111	0,111	0,111
TATN	0,111	0,111	0,111	0,111
ALRS	0,111	0,111	0,111	0,111
CHMF	0,111	0,111	0,111	0,111
GMKN	0,111	0,111	0,111	0,111
MFON	0,111	0,111	0,111	0,111
No-risk asset	0,111	0,111	0,111	0,111
$\Sigma(W) =$	1	1	1	1
$\mu =$	-0,0016	-0,0016	-0,0016	-0,0016
St. Dev.	0,0315	0,0315	0,0315	0,0315
SR	-0,77	-0,77	-0,77	-0,77
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,088	-0,088

3.2. Портфель максимальной доходности.

Для построения портфеля максимальной доходности запустим надстройку «Поиск решений»:

MFON	-0,01019	0,0736		
No-risk asset	0,00290			
Rf	2,27%			
Rm	10,92%			
St. Dev. Market	14,97%			
		Portfolios		
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	N/A	N/A
GAZP	0,111	0,111	0,111	0,111
LKOH	0,111	0,111	0,111	0,111
NVTK	0,111	0,111	0,111	0,111
TATN	0,111	0,111	0,111	0,111
ALRS	0,111	0,111	0,111	0,111
CHMF	0,111	0,111	0,111	0,111
GMKN	0,111	0,111	0,111	0,111
MFON	0,111	0,111	0,111	0,111
No-risk asset	0,111	0,111	0,111	0,111
$\Sigma(W) =$	1	1	1	1
$\mu =$	-0,0016	-0,0016	-0,0016	-0,0016
St. Dev.	0,0315	0,0315	0,0315	0,0315
SR	-0,77	-0,77	-0,77	-0,77
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,088	-0,088



Параметры для портфеля «Максимальная доходность»:

- Оптимизировать целевую функцию – укажем ячейку «**Доходность**»
- До: поставим галочку «**Максимум**»
- Изменяя ячейки переменных: укажем ячейки «**Диапазон весов портфеля**»
- В соответствии с ограничениями:
 - Ограничение 1: «**Максимальная граница возможных весов ячеек портфеля**» $\leq 0,3$
 - Ограничение 2: «**Минимальная граница возможных весов ячеек портфеля**» $\geq 0,01$
 - Ограничение 3: «**Ячейка суммы весов портфеля**» = 1

○ Ограничение 4: «Ячейка стандартного отклонения портфеля» =0,001

• Поставим галочку «Сделать переменные без ограничений неотрицательными»

е) Нажимаем кнопку «Найти решение». В открывшемся окне «Результаты поиска решения, нажимаем «Ок».

ф) Получаем результат в виде ребалансировки весов портфеля:

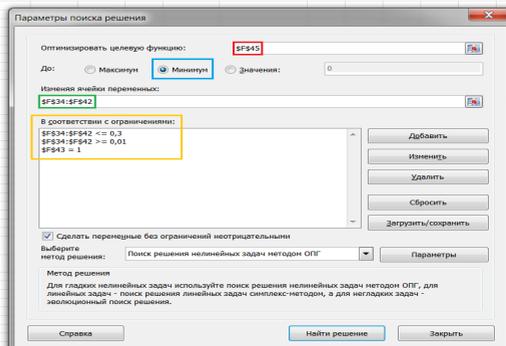
Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	N/A	St. Dev. <=0,01	N/A	N/A
GAZP	0,111	0,010	0,111	0,111
LKOH	0,111	0,124	0,111	0,111
NVTK	0,111	0,124	0,111	0,111
TATN	0,111	0,124	0,111	0,111
ALRS	0,111	0,124	0,111	0,111
CHMF	0,111	0,124	0,111	0,111
GMKN	0,111	0,124	0,111	0,111
MFOH	0,111	0,124	0,111	0,111
No-risk asset	0,111	0,124	0,111	0,111
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0016	-0,0001	-0,0016	-0,0016
St. Dev.	0,0315	0,296	0,0315	0,0315
SR	-0,77	-0,77	-0,77	-0,77
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,088	-0,088

Как мы видим: изменились веса и изменился показатель доходности портфеля, который хотя и остался негативным, но возрос в сравнении с равновзвешенным портфелем.

3.3. Портфель минимального риска

Для построения портфеля минимального риска запустим надстройку «Поиск решений»:

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	N/A	St. Dev. <=0,01	N/A	N/A
GAZP	0,111	0,010	0,111	0,111
LKOH	0,111	0,124	0,111	0,111
NVTK	0,111	0,124	0,111	0,111
TATN	0,111	0,124	0,111	0,111
ALRS	0,111	0,124	0,111	0,111
CHMF	0,111	0,124	0,111	0,111
GMKN	0,111	0,124	0,111	0,111
MFOH	0,111	0,124	0,111	0,111
No-risk asset	0,111	0,124	0,111	0,111
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0016	-0,0001	-0,0016	-0,0016
St. Dev.	0,0315	0,296	0,0315	0,0315
SR	-0,77	-0,77	-0,77	-0,77
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,088	-0,088



Параметры для портфеля «**Минимальный риск**»:

- Оптимизировать целевую функцию – укажем ячейку «**Стандартное отклонение**»
- До: поставим галочку «**Минимум**»
- Изменяя ячейки переменных: укажем ячейки «**Диапазон весов портфеля**»
 - В соответствии с ограничениями:
 - Ограничение 1: «**Максимальная граница возможных весов ячеек портфеля**» $\leq 0,3$
 - Ограничение 2: «**Минимальная граница возможных весов ячеек портфеля**» $\geq 0,01$
 - Ограничение 3: «**Ячейка суммы весов портфеля**» = 1
 - Поставим галочку «**Сделать переменные без ограничений неотрицательными**»
- d) Нажимаем кнопку «**Найти решение**». В открывшемся окне «**Результаты поиска решения**», нажимаем «**Ок**».
- e) Получаем результат в виде ребалансировки весов портфеля:

	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Constraint variable	None	St. Dev.	μ	None
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	N/A	N/A
GAZP	0,111	0,010	0,010	0,111
LKOH	0,111	0,124	0,010	0,111
NVTK	0,111	0,124	0,263	0,111
TATN	0,111	0,124	0,068	0,111
ALRS	0,111	0,124	0,010	0,111
CHMF	0,111	0,124	0,198	0,111
GMKN	0,111	0,124	0,010	0,111
MFON	0,111	0,124	0,131	0,111
No-risk asset	0,111	0,124	0,300	0,111
$\sum(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0016	-0,0001	-0,0001	-0,0016
St. Dev.	0,0315	0,0296	0,0223	0,0315
SR	-0,77	-0,77	-1,02	-0,77
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,124	-0,088

Как мы видим: изменились веса и изменился показатель риска (стандартного отклонения) портфеля, который уменьшился.

3.4. Портфель максимального коэффициента Шарпа

Для построения портфеля максимального коэффициента Шарпа запустим надстройку “Поиск решений”:

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	μ	None
GAZP	0,111	0,010	0,010	0,010
LKOH	0,111	0,124	0,010	0,050
NVTK	0,111	0,124	0,263	0,010
TATN	0,111	0,124	0,068	0,300
ALRS	0,111	0,124	0,010	0,300
CHMF	0,111	0,124	0,198	0,300
GMKN	0,111	0,124	0,010	0,010
MFON	0,111	0,124	0,131	0,010
No-risk asset	0,111	0,124	0,300	0,010
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0016	-0,0001	-0,0001	-0,0001
St. Dev.	0,0315	0,0296	0,0223	0,0478
SR	-0,77	-0,77	-1,02	-0,48
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,124	-0,046

Как мы видим: изменились веса и изменился показатель коэффициента Шарпа портфеля, который хоть и остался негативным, но вырос.

3.5. Итоговая таблица оптимизации Тобина:

Constraint variable	Portfolios			
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
Value of constraint	N/A	St. Dev. $\leq 0,01$	μ	None
GAZP	0,111	0,010	0,010	0,010
LKOH	0,111	0,124	0,010	0,050
NVTK	0,111	0,124	0,263	0,010
TATN	0,111	0,124	0,068	0,300
ALRS	0,111	0,124	0,010	0,300
CHMF	0,111	0,124	0,198	0,300
GMKN	0,111	0,124	0,010	0,010
MFON	0,111	0,124	0,131	0,010
No-risk asset	0,111	0,124	0,300	0,010
$\Sigma(W)=$	1	1	1	1
$\mu=$	-0,0016	-0,0001	-0,0001	-0,0001
St. Dev.	0,0315	0,0296	0,0223	0,0478
SR	-0,77	-0,77	-1,02	-0,48
Treynor ratio	0,220	0,544	0,262	0,464
Jensen's alpha	0,036	0,125	0,067	0,164
M2 Modigliani risk-adjusted performance	-0,088	-0,088	-0,124	-0,046

В результате мы получили четыре портфеля:

- Равновзвешенный портфель
- Портфель максимальной доходности
- Портфель минимального риска
- Портфель максимального коэффициента Шарпа

3.6. Рейтинг портфелей по модели Тобина

Рейтинг портфелей по баллам (4-лучший, 1-худший)				
	Equal W.	Max Ret.	Min St. Dev.	Max SR.
$\mu=$	3	4	4	4
St. Dev.	2	3	4	1
Sharp ratio	3	3	4	2
Treynor ratio	1	4	2	3
Jensen's alpha	1	3	2	4
M2	3	3	2	4
Сумма	13	20	18	18
Рейтинг портфелей		Баллы		
Equal W.		13		
Max Ret.		20		
Min St. Dev.		18		
Max SR.		18		

Научное издание

Сизых Дмитрий Сергеевич
Сизых Наталья Васильевна

**ДИНАМИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ
КОТИРОВОК АКЦИЙ: АНАЛИЗ, ОЦЕНКА ПОКАЗАТЕЛЕЙ
И ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ**

Монография

Чебоксары, 2022 г.

Компьютерная верстка *Е. В. Кузнецова*
Дизайн обложки *Н. В. Фирсова*

Подписано в печать 26.12.2022 г.

Дата выхода издания в свет 29.12.2022 г.

Формат 60×84/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.

Гарнитура Times. Усл. печ. л. 16,51. Заказ К-1107. Тираж 1000 экз.

Издательский дом «Среда»
428005, Чебоксары, Гражданская, 75, офис 12
+7 (8352) 655-731
info@phsreda.com
https://phsreda.com

Отпечатано в Студии печати «Максимум»
428005, Чебоксары, Гражданская, 75
+7 (8352) 655-047
info@maksimum21.ru
www.maksimum21.ru