

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

Факультет экономических наук

Трусковская Диана Родионовна

«Влияние фактора качества на эффективность факторных инвестиционных стратегий на российском рынке акций»

Выпускная квалификационная работа - МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

по направлению подготовки 38.04.08 Финансы и кредит

Образовательная программа "Финансовые рынки и финансовые институты"

Рецензент

научный сотрудник, к.э.н.

Гуров

Сергей Вячеславович

Руководитель

доцент, к.ф.-м.н.

Соколова

Татьяна Владимировна

Москва 2025

Содержание

Введение	3
1. Обзор литературы	7
1.1. Обзор фактора Quality: теоретические обоснования и эволюция концепции	7
1.2. Взаимодействие фактора Quality с иными премиями за риск	11
1.3. Защитные свойства Quality в разных фазах экономического цикла	13
1.4. Институциональные и структурные особенности российского фондового рынка	15
2. Гипотезы, методология исследования и выборка данных	20
2.1. Гипотезы исследования	20
2.2. Методология исследования	23
2.2.1. Формулы расчета метрик портфелей и факторных моделей	23
2.2.2. Сбор данных и построение факторов Quality	27
2.2.3. Формирование портфелей и расчет доходностей	32
2.2.4. Исследование поведения факторов Quality	34
2.3. Обработка данных и описательная статистика	35
3. Эмпирические результаты исследования	42
3.1. Анализ факторов Quality и сравнение основных метрик портфелей	42
3.2. Тестирование альфа Йенсена в факторных моделях	45
3.3. Динамика накопленной доходности и стресс-устойчивость факторов Quality	52
4. Заключение	57
Список использованной литературы	59
Приложение А1	62
Приложение А2	63
Приложение А3	64
Приложение В	65
Приложение С1	66
Приложение С2	67
Приложение D1	68
Приложение D2	69

Введение

Стратегия, основанная на факторе Качества (далее, Quality) в инвестировании направлена на покупку акций компаний с сильными фундаментальными показателями и продажу (или избегание в целом) акций компаний с низкими показателями. Еще Бенджамин Грэм в 1930-х годах выделял «качественные» акции, ставя в критерии низкий уровень долговой нагрузки, стабильную прибыль и длительную историю выплат дивидендов. Современные исследования часто ссылаются на эти критерии с помощью так называемого Graham's G-score (Lalwani & Chakraborty, 2018). Однако несмотря на давнюю интуитивную привлекательность идеи, единого определения и формулы для фактора Quality до сих пор не существует. Тем не менее, большинство академических исследований (Novy-Marx, 2014a; Asness et al., 2018; Hsu et al., 2019; Kyosev et al., 2020) сходятся во мнении, что компании с высокой валовой или операционной прибылью, низкими начислениями и умеренными инвестициями приносят более высокую прибыль по сравнению со своими «низкокачественными» аналогами.

В последние годы фактор качества привлек к себе всеобщее внимание после публикации работы о валовой рентабельности активов (Gross profitability) (Novy-Marx, 2013a) и статьи о стратегии “Quality minus Junk” (Asness et al., 2018). Практики тоже подчеркивают ценность “качества”. Например, фонд Berkshire Hathaway Уоррена Баффетта иллюстрировал успешность инвестирования в качественные и стабильные компании, что определенно сказывается на общем интересе к фактору Quality и инвестиционным стратегиям, основанным на нем, хотя конкретные формулы ранжирования компаний по-прежнему отличаются.

Актуальность исследования:

Исследования фактора Quality периодически публикуются в научных журналах (Novy-Marx, 2014a; Asness et al., 2018; Jiao & Cooper, 2023), однако публикации зачастую сильно различаются по содержанию, но схожи по идее – поиску премии за “качество”. У других факторов, например, Ценность (далее, Value) (Fama & French, 1992; ссылки) и Импульс (далее, Momentum) (Carhart, 1997; Asness et al., 2013) есть четкое и общепринятое определение в научной среде, в случае Quality подходы и переменные для создания фактора разнятся в различных исследованиях. В связи с чем данный фактор трудно поддается стандартизации и выглядит по-разному, что затрудняет сравнение и формирование концепции “единой теории качества”.

Немаловажным также является зависимость фактора от рынков и отраслей экономики. На развитых рынках (например, США) выведенная “ключевая” переменная качества может дать одни результаты, тогда как на развивающемся рынке (например, в России) – покажет совершенно другие или будет менее значимой в целом. Для одной отрасли характерна высокая рентабельность собственного капитала (ROE), в то время как для другой – будет важной другая метрика, например, долговая нагрузка. В связи с чем “хорошая” спецификация качества не обязательно будет масштабироваться на все рынки и все секторы экономики в них, что является дополнительной сложностью в исследованиях. В научной литературе также исключается финансовый сектор при анализе фактора качества из-за несоответствия между показателями долга и прибыли для банков и компаний реального сектора (Jiao & Cooper, 2023).

Интересной особенностью и сложностью в поиске премии за “качество” также является и то, что инвесторы нередко переоценивают “мусорные” (junk) акции в надежде на их быстрый рост и недооценивают “качественные” и стабильные компании, или оценивают их лишь в определенных фазах экономического цикла.

Также в работах по факторному инвестированию зачастую рассматриваются именно развитые рынки (Novy-Marx, 2013; Asness et al., 2018; Jiao & Cooper, 2023), но есть и узкоспециализированные работы по развивающимся рынкам (Lalwani & Chakraborty, 2018; Ng & Shen, 2020), однако во многих из данных работ отсутствует единое определение формулы “качества”. Фактор Quality ещё не до конца изучен, так как отсутствует единый подход к его формированию, а различные рынки и отрасли делают универсальность фактора весьма проблематичной (Hsu et al., 2019). И наконец, важны также технические сложности, такие как пересмотры отчетностей и поведенческие аспекты инвесторов (недооценивают “скучные качественные”, внимание к медиа и др.). В связи с чем тема фактора Quality еще далека от исчерпания.

Новизна исследования:

Авторы наиболее актуальной статьи по теме фактора Quality (Jiao & Cooper, 2023) предлагают использовать новый подход к формированию фактора Quality – двухшаговый PLS-фильтр Light-Maslov-Rytchkov (далее, L-M-R) (Light et al., 2017), однако тестируют его преимущественно на развитом рынке США. Новизна нашего исследования заключается в глубокой адаптации методов построения показателя качества к условиям Российской Федерации с учетом отраслевых различий внутренних компаний и макрофактора (нефть),

важного именно для российского рынка, применении нескольких методик построения фактора Quality: двухшагового PLS-фильтра L-M-R в сравнении с более традиционным подходом – Z-score агрегацией (Asness et al., 2018).

В данной исследовательской работе предлагается разработка методологии построения фактора Quality в контексте развивающегося рынка России, что поможет восполнить пробел в литературе и получить результаты, важные как для академического анализа, так и для практического инвестирования. Вклад данной работы – предоставление доказательств наличия (или отсутствия) премии за “качество” на российском рынке. Особый интерес к российскому рынку для данной проверки обусловлен рядом структурных и институциональных особенностей, таких как высокая концентрация отдельных секторов в капитализации, высокой макро-нестабильностью и других важных свойств, которые подробнее будут рассмотрены в части обзора литературы. Наконец, с 2022 года рынок дополнительно испытывает санкционное давление.

Таким образом, данное исследование представляет не только научный, но и практический интерес, поскольку позволяет проверить общее правило на уникальном рынке.

Цель исследования:

Целью исследования является разработка и эмпирическая проверка факторных инвестиционных стратегий на основе различных методологий создания фактора Quality и выявление их способности приносить устойчивую премию за “качество” применительно к акциям компаний нефинансового сектора российского фондового рынка, а также исследование свойств фактора в разных фазах экономического цикла.

Для достижения поставленной в работе цели были разработаны следующие основные задачи:

1. Провести обзор литературы по теме факторных инвестиционных стратегий, в частности, роли фактора качества на развитых и развивающихся рынках.
2. Собрать данные по торгам и финансовые отчетности компаний российского рынка за 2014-2024 годы, а также разделить по секторам экономики.
3. Сформировать выборку, включающую следующие категории: рентабельность, рост и финансовую устойчивость (безопасность).

4. Построить факторы на основе методологии двухшагового PLS-фильтра L-M-R (Jiao & Cooper, 2023) и Z-score агрегирования (Asness et al., 2018), а также учесть разные периоды сглаживания (EWMA) и стандартизацию по отраслям.
5. Рассчитать доходности и коэффициенты Шарпа портфелей акций, сформированных на основе отбора акций по факторам Quality (Long-Short портфели), а также рассчитать альфа Йенсена для российского рынка на основе трехфакторной модели Фама-Френча (Fama & French, 1992), четырехфакторной модели Кархарта (Carhart, 1997), пятифакторной (Fama & French, 2015) и шестифакторной моделей Фама-Френча (Fama & French, 2018). И в заключение, расширить базовый набор макро-фактором – лог-доходностью рублевой нефти Brent (далее, OIL) (Saleem & Vaiherovski, 2010). Проверить статистическую значимость полученной альфы.
6. Оценить и сопоставить по эффективности инвестиционные стратегии, построенные с отбором акций на основе различных версий факторов Quality.
7. Проанализировать динамику доходностей портфелей с отбором акций по факторам Quality по отношению к индексу Московской биржи (IMOEX) и среднему портфелю, а также оценить, как ведет себя фактор в различных периодах рыночной волатильности.

Основные источники данных: Investing (финансовые отчетности) и API Мосбиржи (котировки), Cbonds (рыночные данные, например, RVIX). Работа состоит из введения, трех основных глав (обзор литературы, гипотезы и методологии исследования, эмпирические результаты), заключения, библиографического списка и приложений.

1. Обзор литературы

1.1. Обзор фактора Quality: теоретические обоснования и эволюция концепции

Фактор качества (Quality) в последние годы получает значительное внимание как важный элемент факторного инвестирования. Суть подхода заключается в выделении компаний с характеристиками “высокого качества”, доходность акций систематически должна опережать компании “низкого качества”. Общие исследования факторных инвестиционных стратегий (Bartram et al., 2021) ставят Quality в один ряд с уже общепринятыми и известными факторами – такими как Value, Momentum, Size (Размер) и Low-volatility (Низкая волатильность), расширяя тем самым “зоопарк” факторов.

На данный момент единого строгого определения “качества” в финансах не существует, однако ряд относительно новых исследований (Asness et al., 2018; Jiao & Cooper, 2023) сходятся во мнении, что качественные компании характеризуются сочетанием сильных фундаментальных показателей. В типичный состав фактора качества входят метрики рентабельности (Profitability), роста (Growth) и финансовой устойчивости (Safety), иногда встречаются также метрики выплат (Payout). В метрики рентабельности зачастую входят, например, доходность капитала, маржа прибыли. Показатели роста – многолетний прирост показателей рентабельности. Надежность бизнеса это, как правило, низкая долговая нагрузка и хорошие кредитные скоринги. Показатели выплат отражают дружелюбность к акционерам – стабильные дивиденды или выкуп акций. Таким образом, в совокупности “качество” отражает способность компаний получать высокую прибыль, поддерживать стабильность в различных рыночных условиях и ответственно распределять капитал. Однако у фактора Quality до сих пор нет единого академического определения. Так, индекс-провайдеры формируют свои индексы также по разнородным метрикам. Например, MSCI¹ использует метрики ROE, Debt-to-Equity и Earnings Variability, S&P Dow Jones² использует ROE, Accruals Ratio и Financial Leverage Ratio, а Bloomberg³ – группы Variability, Profitability и Leverage, в связи с чем “высококачественные” портфели разных компаний часто различаются между собой. Некоторые общие исследования

¹ MSCI [Электронный ресурс] – Режим доступа:

https://www.msci.com/eqb/methodology/meth_docs/MSCI_Quality_Indices_Methodology.pdf (дата обращения 18.04.2025)

² S&P Dow Jones [Электронный ресурс] – Режим доступа:

<https://www.spglobal.com/spdji/en/documents/methodologies/methodology-sp-quality-indices.pdf> (дата обращения 18.04.2025)

³ Bloomberg [Электронный ресурс] – Режим доступа:

https://assets.bbhub.io/professional/sites/27/Bloomberg-Quality-Indices-Methodology_Aug2021.pdf (дата обращения 18.04.2025)

“качества” приходят к выводу что его лучше интерпретировать как многофакторный портфель (Hsu et al., 2019).

Интересно также и почему портфели “высококачественных” компаний приносят избыточную доходность в принципе. Недавние межстрановые исследования (Kyosev et al., 2020) показали, что премия за “качество” возникает лишь тогда, когда используемые показатели позволяют прогнозировать дальнейший рост прибыли компаний. В частности, валовая прибыль (Gross profitability), низкие начисления (Accruals) и низкий прирост активов (Asset Growth) формируют “earnings-predictive” (EP) – подфактор, обеспечивающий статистически значимую альфу в четырех из пяти агрегируемых выборок регионов (США, Европа, Развитые рынки (без Японии) и Развивающиеся рынки), что также относится к корпоративным облигациям инвестиционного и спекулятивного типов. В Японии данный эффект наблюдается, но статистически слабее. Напротив, традиционные метрики вроде ROE, маржинальности или левериджа не дают статистически значимого спреда, если не содержат прогнозной информации о будущих доходах. Обзор Quality-индексов (Hsu et al., 2019) подтверждает этот вывод: из семи популярных вариантов устойчивую премию несут лишь рентабельность (Profitability), качество бухгалтерской отчетности (Accounting Quality, измеряемая главным образом через Accruals), инвестиции (Investments) и “дружелюбность к акционерам” в части выплат дивидендов (Payout/Dilution), тогда стабильность прибыли (Earnings Stability), финансовый рычаг (Capital Structure) и рост прибыльности (Growth in Profitability) оказываются «хрупкими». Комплексный обзор (Datta & Chakraborty, 2019) также фиксирует премии за рентабельность и инвестиции, которые подтверждаются во всех развитых рынках, но остаются спорными в Японии и части развивающихся рынков. В соответствии с данными исследованиями интегральные факторы Quality как Z-score (QMJ) или через фактор, полученный с применением двухшагового PLS-фильтра (QAL) должны уделять повышенное внимание именно EP-переменным.

Многие академические исследования фиксируют устойчивый положительный спред “качества”: портфель с высококачественными бумагами статистически значительно превосходит портфель низкого качества. Так, в ключевой работе по созданию и исследованию агрегированного фактора Quality (QMJ), построенного методом агрегации Z-score (Asness et al., 2018) авторы изучали 24 развитых рынка и пришли к выводу, что стратегия QMJ (Quality-Minus-Junk) дает устойчивую премию: ее альфа остается значимой в модели CAPM, трех- и четырехфакторных моделях Фама-Френча. При этом портфель высококачественных акций

выглядит более “безопасным” в сравнении с портфелем “мусорных” и при этом предлагает более высокую риск-скорректированную доходность. В исследовании (Jiao & Cooper, 2023) фактор Quality (QAL) формируется иным образом - с помощью двухшагового PLS-фильтра L-M-R. На выборке нефинансовых акций США стратегия показывает значимую альфу даже в шестифакторной модели Фама-Френча. При этом рыночная β отрицательна, что придает стратегии защитные свойства. Таким образом обе независимые методологии (Z-score и двухшаговый PLS-фильтр) приводят к одному результату: портфель высококачественных акций является одновременно более безопасным и более прибыльным. Это подтверждает существование устойчивой и экономически значимой премии за качество.

Основной идеей использования двухшагового PLS-фильтра L-M-R является извлечение из множества показателей уровня единого фактора, веса показателей-компонент которого выбраны так, чтобы максимизировать ковариацию с будущей доходностью, что является альтернативой PCA, в котором критерием является лишь максимизация дисперсии признаков. Иными преимуществами метода выступают возможность учесть сразу много коррелированных показателей, при этом их может быть очень много ($N \geq T$, где N – число переменных-предикторов, а T – число временных наблюдений). Также в случае малой силы отдельных переменных в объяснении доходности данный подход способен игнорировать их, при этом не ухудшая прогноз. (Light et al., 2017) Также в двухшаговый PLS-фильтр L-M-R можно интегрировать другие показатели, а не только представленные в статье, что дает возможность привнести что-то новое (например, ESG или иные альтернативные переменные), не требуя перестройки алгоритма (Jiao & Cooper, 2023). Однако недостатком метода является то, что на выходе выдает лишь ранжирование бумаг. Без третьего шага (регрессии реализованных доходностей прошлых периодов на полученный фактор) абсолютный уровень ожидаемой доходности не идентифицируется (Kelly & Pruitt, 2015). Также метод чувствителен к режимным сдвигам, то есть при изменении рыночных условий прежний фактор качества может перестать эффективно работать, в связи с чем нужно регулярно обновлять модель и добавлять новые данные.

Метод построения фактора качества через создание ранговых Z-score (Z-оценок) был предложен несколько раньше. Преимущество данного метода, лежащего в основе фактора качества QMJ (Quality-Minus-Junk), заключается прежде всего в простоте реализации и интуитивной понятности для инвесторов - чем выше общий Z-score, тем выше качество компании (Asness et al., 2018). Практическая обоснованность метода также подтверждена.

Совокупный портфель фактора Quality, основанного на ранговых Z-score, дает положительную доходность в 23 из 24 рассматриваемых странах (США, Великобритания, Япония, Франция, Германия и др.), при этом статистическая значимость подтверждается в 18 странах, а отрицательная доходность наблюдается только для Новой Зеландии. Результаты сохраняются даже после корректировок на иные факторы. Однако недостатком метода является высокая чувствительность к выбросам и экстремальным данным. Крайние наблюдения могут сильно сдвигать среднее и стандартное отклонение, в связи с чем их необходимо отсекают или заменяют крайними значениями для уменьшения шума.

Существуют также точечные способы поиска премии за “качество”, когда переменные тестируются раздельно, без попытки собрать единый композит. Так, интерес к фактору Quality начался с исследования Novy-Marx (2013), который нашел премию за “качество” на американском фондовом рынке через показатель Gross Profitability (GP) и дал более-менее первую явную формулировку фактору, а в дальнейшем провел детальное сравнение семи самостоятельных факторов Quality (Novy-Marx, 2014a), которые тестировались исследователями и в дальнейшем. Так, в исследовании индийского рынка (Lalwani V. & Chakraborty M., 2018) изучались четыре переменные – Piotroski’s F-score (Piotroski, 2000), Gross Profitability (Novy-Marx, 2013), Grantham’s Quality (Novy-Marx, 2014a) и Magic Formula (Greenblatt, 2006), в результате значимую альфа показали лишь Grantham Quality и GP. В исследовании авторы ссылались именно на первую обзорную статью (Novy-Marx, 2014a), но из-за ограничений индийской базы не включили Graham’s G-score, Earnings-Quality и Defensive стратегии, которые также были частью изначального исследования⁴. В более позднем исследовании пяти азиатских рынков (Ng & Shen, 2020) отдельно тестировалась девятибалльная шкала финансовой устойчивости Piotroski’s F-score (Piotroski, 2000) и Gross Profitability (GP). F-score значим во всех странах, тогда как GP – лишь в двух из пяти. При таком неинтегральном подходе каждая метрика исследует лишь одну грань “качества”, авторы не стремятся обобщить всю премию за “качество”, но проверяют метрики по отдельности. Композитные методы вроде Z-score и PLS-фильтра объединяют широкий набор переменных в единый фактор, поэтому являются более универсальными, но и более сложными в исполнении.

На текущий момент выделяется еще одно отдельное актуальное направление исследований “качества” по ESG-надстройке к фактору Quality. Например, на тайваньском

⁴ ROIC, также рассматриваемый в изначальном обзоре (Novy-Marx, 2014a), является частью Magic Formula

рынке высокий ESG приносит премию только внутри портфеля с высоким показателем качества (Lu et al., 2024). В исследовании ESG на американском рынке (Otero González et al., 2025) высокий ESG сам по себе снижает доходность “качественного” портфеля – инвесторы уже платят премию за устойчивость. Отрицательный эффект нивелируется если ESG сочетается с Economic Moat (долговременное конкурентное преимущество фирмы по шкале Morningstar) и сильным ROIC, в таком случае альфа снова становится положительной. Следует отметить что американский рынок развитый, тогда как MSCI включает MSCI Taiwan Index в состав MSCI Emerging Markets и, следовательно, классифицирует рынок страны как развивающийся. FTSE Russell также классифицирует Тайвань как “Advanced Emerging”. Таким образом, возможно, имеет место различие между влиянием ESG на премию качества по разным рынкам. Российский рынок акций также является развивающимся, в связи с чем вопрос о добавочной альфе ESG внутри портфеля “качественных” акций еще необходимо изучать.

1.2. Взаимодействие фактора Quality с иными премиями за риск

Важный вопрос – насколько фактор качества независим от других известных факторов и как он с ними взаимодействует. Сводный анализ глобальных факторных индексов MSCI (Bartram et al., 2021) демонстрирует, что ядро мультифакторного набора для институционального инвестора формируют пять основных факторов: Value, Momentum, Quality, Size и Low Volatility. Исследование подчеркивает, что качество вносит уникальный вклад в объяснение доходности и снижает просадки портфелей, построенных на классической паре Value-Momentum.

Исследование (Asness et al., 2018) подчеркивает, что “качество” и “стоимость” представляют собой две независимые оси ценообразования. Quality часто имеет отрицательную корреляцию с фактором Value, так как высококачественные компании обычно торгуются с более высоким мультипликатором, тогда как стоимостные стратегии нацелены на недооцененные компании. В то же время сочетание этих факторов может быть эффективным – добавление критерия “качества” позволяет избежать ловушек ценности, когда акции выглядят недооцененными по мультипликаторам, но имеют слабые фундаментальные показатели. Портфели, совмещающие сигналы Value и Quality демонстрируют более высокую альфу и лучшее сочетание риск-доходность, чем каждый сигнал по отдельности (Novy-Marx, 2014a).

Кроме того, Quality слабо коррелирует с Momentum, поскольку оно основано на фундаментальных признаках, а не на динамике цен. Отсюда следует потенциальная диверсификация: качественный компонент приносит стабильность, а импульсный улавливает краткосрочные тренды. Моделирование (Lioui & Tarelli, 2020) показывает, что добавление Quality к импульсной стратегии повышает коэффициент Шарпа портфеля. То же касается и корреляции между Quality и Size (Asness et al., 2018).

Low Volatility (фактор низкой волатильности) тоже пересекается с “качеством”: исследования показывают, что аномально высокая доходность «оборонительных» стратегий (низкая бета или низкая волатильность) во многом обусловлена их смещением в сторону акций с высокой валовой рентабельностью, крупной капитализацией и умеренной оценкой (Novy-Marx, 2014b). После учета валовой рентабельности активов, размера и отношения балансовой стоимости к капитализации статистически значимая альфа исчезает, но обратное неверно: премия Gross Profitability остается необъяснимой эффектом низкой волатильности. Как следствие, фундаментальное “качество” компаний первично, а низкая волатильность отражает лишь часть его содержания.

Современные исследования приходят к выводу, что премия за “качество” не является постоянной во времени, а изменяется в зависимости от рыночной конъюнктуры и фазы экономического цикла. В этой связи при мультифакторном подходе открываются возможности для динамического управления весами факторов в портфеле, известного как факторный “тайминг” (Factor Timing). Например, инвесторы могут извлекать дополнительную выгоду, корректируя вес фактора Quality в зависимости от прогнозируемой премии этого фактора (Haddad et al., 2020). Так, в периоды роста рыночной неопределенности и экономического спада целесообразно увеличить долю качественных акций, поскольку они обладают выраженными защитными свойствами, подтвержденными исследованием (Jiao & Cooper, 2023), в котором показано, что качественные стратегии демонстрируют отрицательную рыночную бета в кризисные периоды, эффективно защищая портфель от глубоких просадок.

Однако для корректного тайминга важно не пропустить значимые премии. Успешная реализация стратегии факторного тайминга требует точной оценки того, какие именно переменные и сигналы действительно имеют прогнозную силу. Традиционные подходы к отбору факторов могут приводить к пропуску значимых переменных и смещению результатов вследствие высокой размерности исходного множества кандидатов (Feng et al., 2020). Авторы данного исследования предлагают процедуру двойного отбора факторов (double-selection

Lasso), которая позволяет избегать таких ошибок и более надёжно идентифицировать релевантные факторы. Таким образом, для эффективного управления долей фактора Quality в мультифакторном портфеле необходимо учитывать динамическую природу его премии и применять современные методы отбора факторов, позволяющие получить более точные прогнозы и обеспечить стабильные результаты стратегии на долгосрочном горизонте.

1.3. Защитные свойства Quality в разных фазах экономического цикла

Интересной особенностью фактора Quality является его поведение в неблагоприятных рыночных фазах, в которых высококачественные компании зачастую демонстрируют устойчивость и меньшие просадки в сравнении с другими компаниями. Иногда такие компании даже растут, когда инвесторы на рынках паникуют и перекладываются в “стабильность”. Фактор Quality, основанный на Z-score (Asness et al., 2018), в периоды рыночного стресса показывал скорее положительные результаты, а фактор, основанный на двухфакторном PLS-фильтре L-M-R (Jiao & Cooper, 2023), в периоды стресса имел отрицательную рыночную бета, а в периоды роста и стабильности – положительную, формируя характерную “улыбку” доходности против рынка. Pmanen et al. (2021), используя общедоступные исторические данные за 100-летний период, демонстрируют, что премия за “качество” стабильно раскрывается в периоды повышенной рыночной волатильности (роста VIX) и ухудшения рыночной ликвидности. Таким образом, Quality может быть не только источником дополнительной доходности, но и служить защитой портфеля в кризисные периоды.

С точки зрения классической финансовой теории более высокая средняя доходность должна сопровождаться более высоким риском. Однако в случае с “качеством” наблюдается противоположная динамика: высококачественные компании менее рискованны и в это же время приносят большую прибыль в сравнении с “мусорными”. В литературе (Asness et al., 2018) прямо указывается, что не удастся выявить фактор риска, который оправдывает высокую доходность “качественных” компаний. Напротив, было доказано, что высококачественные акции имеют низкую бета и, как правило, демонстрируют более высокие показатели доходности в периоды кризисов. Авторы не обнаружили повышенной чувствительности к какому-либо известному систематическому риску у портфелей с качественными компаниями. Blitz et al. (2018) также отмечают, что аномалия высокой доходности низкого риска сохраняется даже после учета пяти факторов модели Фама-Френч. Данная информация плохо согласуется с классической концепцией “премии за риск”, где больше риск = больше премия.

Однако если не риск, то при объяснении премии за качество следует обратить внимание на поведенческие причины. Поведенческое объяснение исходит из гипотезы ограниченной рациональности инвесторов. Инвесторы систематически недооценивают “скучные” качественные компании и переоценивают перспективы рискованных компаний с низким текущим качеством. Например, отдают предпочтения потенциально взрывному росту убыточных фирм или переоценивают восстановление “падших ангелов” (на данный момент проблемных компаний, акции которых сильно просели в цене от своих исторических максимумов). В том же исследовании Asness et al., (2018) изучали ожидания аналитиков относительно компаний разного качества и получили интересный результат: аналитики признают, что высококачественные фирмы заслуживают более высоких рейтингов и оценки, но в это же время прогнозируемая ими будущая доходность по таким акциям ниже, чем у компаний с низким “качеством”. В связи с чем в общем рынок ожидает, что надежные “голубые фишки” будут давать более низкую доходность в будущем, в то время как “мусорные” акции – более высокую (возможно, в качестве компенсации за риск). Однако фактические результаты прямо противоположны, и доходность “мусорных” компаний ниже, чем у высококачественных. Это согласуется с гипотезой о систематической ошибке ожиданий: инвесторы путают хорошую фирму с надежной инвестицией и требуют слишком низкую премию за владение ею, в то время как плохие фирмы ошибочно воспринимаются как способные совершить прорыв и часто переоцениваются. Со временем рынок “удивляется” стабильно высокой прибыли высококачественных компаний (которая по-прежнему была лучше, чем ожидалось) и низким результатом некачественных компаний – за счет этого формируется альфа высококачественного портфеля. Поведенческая гипотеза в целом способна объяснить премию за “качество” как следствие недостаточной эффективности рынка. Цены акций не в полной мере отражают информацию о “качестве”, инвесторы и аналитики допускают ошибки в прогнозах и ожиданиях, в результате чего качественные акции недооценены относительно их истинного соотношения риска и доходности.

С другой стороны, важными аспектами являются ограничения и издержки, препятствующие арбитражу. Одно из популярных объяснений аномально низкого показателя бета (безрисковые акции дают слишком высокую доходность) связано с ограничением в использовании кредитного плеча. Frazzini & Pedersen (2014) демонстрируют, что ограничения на использование кредитного плеча приводят к переоценке высокорисковых активов и недооценке менее рискованных и высококачественных, поскольку инвесторы, не имеющие

возможности использовать заемные средства, склонны инвестировать в более волатильные инструменты для увеличения ожидаемой доходности. Аналогичным образом, в отношении фактора Quality было высказано предположение, что когда инвесторы не могут или не хотят использовать кредитное плечо, они склонны переплачивать за высокорисковые, но низкокачественные акции, надеясь на большую доходность без кредитного плеча, и одновременно с этим недооценивать “скучные” акции с низким уровнем риска и высоким качеством, что и приводит к завышенной цене “мусорных” и заниженной цене “качественных” компаний и создает возможность “премии за качество”. Авторы исследования (González-Urteaga & Rubio, 2021) обнаружили, что премия за качество особенно высока, когда возможности привлечения заемных средств ограничены. В период низкой ликвидности на фондовом рынке альфа фактора Quality (OMJ) значимо положительна, а в периоды высокой ликвидности – снижается или даже исчезает. Другой проблемой могут быть ограничения на short (продажу): если низкокачественные акции трудно продать (из-за нормативных требований или повышенных рисков), их переоценка может сохраняться. Все эти причины и объяснения не являются взаимоисключающими. Вполне возможно, что их сочетание и приводит к тому, что аномалия “премии за качество” существует и сохраняется.

Исследование поведения бета фактора Quality на развивающихся рынках также показывает интересные результаты. Так, данный фактор часто демонстрирует отрицательную рыночную бета, особенно в периоды рыночного спада или высокой волатильности, что связано с так называемым эффектом “бегства в качество” (flight to quality). В такие периоды инвесторы предпочитают менее рискованные и более стабильные компании с высоким качеством, что приводит к отрицательной бета-версии и лучшей устойчивости к рыночным спадам.

1.4. Институциональные и структурные особенности российского фондового рынка

Факторное инвестирование на развивающихся рынках обладает определенной спецификой, обусловленной институциональными и структурными особенностями данных рынков. Согласно исследованию Beakaert et al., (2023), развивающиеся рынки характеризуются повышенной волатильностью, значительными рисками ликвидности, а также меньшей прозрачностью корпоративной отчетности. Эти характеристики приводят к значительному расхождению между ожидаемыми и реализованными доходностями, что усложняет применение классических факторных моделей, доказавших свою эффективность на развитых рынках. Также за последние десятилетия корреляция с мировым рынком возросла – многие

развивающиеся рынки представляют возможность инвестиции с высоким бета, которые сильно реагируют на глобальные тенденции (Bekaert et al., 2023). Таким образом, хотя факторные премии фиксируются и на развивающихся рынках, однако отдача от них более нестабильна.

Российский рынок является классическим примером развивающегося рынка, но с собственными отраслевыми и институциональными условиями. Основными особенностями российского фондового рынка являются высокая концентрация капитализации в сырьевом и энергетическом секторах и значительное влияние государства на деятельность крупнейших компаний. Данный рынок остается узким и высокконцентрированным. Так, доля десяти крупнейших эмитентов стабильно превышает 60% капитализации, а в корпоративных облигациях поднялась с 43% (2009-2013 годы) до 58% (2014-2020 годы), при этом число эмитентов за аналогичный период сократилось. Важными характеристиками также являются сильная зависимость от внешнеэкономических и политических факторов и регулярное ослабление национальной валюты (каждые 6-8 лет) (Абрамов и соавт., 2021). Хотя постсанкционный период характеризуется как “бум домашних” IPO, это не меняет тренд в целом – доля капитализации топ-10 компаний по-прежнему превышает 60%⁵ (рис. 1).



Рисунок 1. Сводный рисунок доли топ-10 российских эмитентов в капитализации фондового рынка России (декабрь 2024)

⁵ Smart-Lab [Электронный ресурс] – Режим доступа:

https://smart-lab.ru/q/shares_fundamental/?field=market_cap&ysclid=matce42v1d615141565 (дата обращения 10.05.2025)

За последнее десятилетие количество акций, котирующихся на Московской бирже, заметно сократилось с 381 (среднее на период с 2007-2013 годы) до 232 (2014-2020 годы), что составляет практически 40%. При этом среднегодовая доходность индекса РТС за те же периоды упала с 11,6% до 4,3%, что отражает общую проблему ликвидности. Уменьшение списка торгуемых ценных бумаг сочетается с ростом “нерыночных” сделок, когда крупные пакеты передаются между аффилированными структурами, что искажает котировки и уменьшает “free-float”. За пределами 20 крупнейших эмитентов особенно заметна низкая ликвидность акций. Часто встречаются широкие спреды, неглубокий стакан и повышенная внутрисдневная волатильность (Абрамов и соавт., 2021).

В 2024 году публичное размещение провели 19 эмитентов (преимущественно малой и средней капитализации), что является рекордом за последние 10 лет. Однако по данным Банка России средняя доля акций в свободном обращении (“free-float”) компаний, вышедших на IPO, составила от 8 до 13,5%⁶, тогда как в среднем у уже торгуемых бумаг данный параметр составляет 28%. Из 47 компаний, входящих в состав индекса Мосбиржи (IMOEX), более 70%⁷ веса составляют 10 компаний (рис. 2), следовательно, структура рынка по-прежнему узкая.

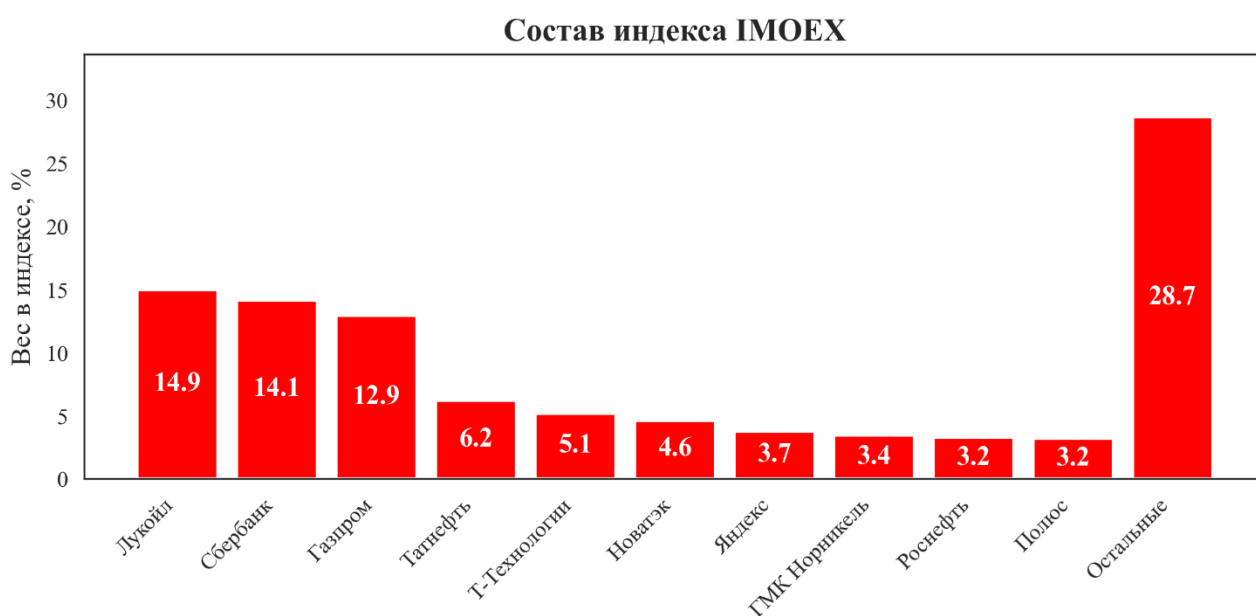


Рисунок 2. Вес компаний в индексе Мосбиржи (IMOEX) (май 2025)

⁶ Банк России [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://cbr.ru/Collection/Collection/File/55526/IPO_review_2024.pdf (дата обращения 11.05.2025)

⁷ Smart-Lab [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://smart-lab.ru/q/index_stocks/IMOEX/?ysclid=matgc248yr59224997 (дата обращения 11.05.2025)

В котировальных списках доминируют добывающие и сырьевые компании (нефтегаз, металлы), а также банковский сектор, что снижает диверсификационные возможности инвесторов и усиливает корреляцию рынка с сырьевыми индексами. Действующий листинг фактически “привязан” к экспортно-сырьевым кластерам страны. Новые проекты добычи нефти, газа и твердых полезных ископаемых смещаются в более удаленные и сложные районы Арктики и Восточной Сибири, а нефтехимические комплексы и экспортные терминалы концентрируются на побережьях Балтийского, Азовского и Черного морей (Klyuev, 2019). Данная пространственная конфигурация усиливает доминирование сырьевых товаров в российских фондовых индексах и делает доходность акций еще более чувствительной к глобальным сырьевым циклам. Для инвесторов это означает, что диверсификация на российском рынке ограничена не только узким списком эмитентов, но и ориентированным на экспорт расположением основных активов.

Отдельное внимание следует уделить высокой степени участия государства в российской экономике и на фондовом рынке. Доля государственного сектора в ВВП достигла 50% в 2014-2020 годах. Многие крупные эмитенты являются компаниями с государственным участием, для которых характерны особые цели и ограничения (Абрамов и соавт., 2021). Государство нередко ставит во главу угла макроэкономическую и социальную стабильность, что не всегда совпадает с интересами миноритарных акционеров. Проблемы корпоративного управления для госкомпаний и слабая защита прав акционеров подробно разбираются еще два десятилетия назад (McCarthy, 2002). В начале 21 века Россия занимала крайне низкое место по качеству корпоративного управления. Исторически слабое корпоративное управление и непрозрачность бизнеса подрывали доверие инвесторов. Интересно, что культурные особенности также влияют на эволюцию системы, так как традиционно низкий уровень доверия в деловой среде приводит к нежеланию раскрывать информацию. Осознание данных проблем привело к реформам, нацеленным на повышение прозрачности бизнеса и защиту инвесторов. Однако ставка на усиление роли государства и регулятивный фокус ЦБ РФ на финансовой стабильности пока не привели к ускорению развития рынка.

Дополнительным фактором, определяющим специфику рынка России, является слабое развитие малого и среднего предпринимательства (далее, МСП). Анализ (Земцов, 2020) показывает, что в 2019 году число малых и средних предприятий сократилось, а кризис COVID-19 мог сократить их еще на 50-60%. Причинами по мнению автора являются высокие институциональные барьеры, низкий уровень доверия к мерам господдержки и

неопределенность спроса. Хотя напрямую компании МСП не торгуются на бирже, для фондового рынка это значит, что спектр потенциальных эмитентов сужается и отраслевая концентрация рынка усиливается.

Санкционные ограничения 2022 года привели к значительным изменениям в структуре экономики и инвестиционных потоках страны. Замораживание международных валютных резервов страны, блокирование операций западными депозитариями и отключение ключевых банков от SWIFT привели к новому рекордному оттоку капитала. Санкционные риски значительно усиливают неопределенность инвестиционного климата, создают волатильность на фондовом рынке и снижают общую привлекательность российского рынка для иностранных инвесторов (Ершов, 2022). В результате финансовая система вынуждена полагаться в первую очередь на внутренние ресурсы, а для эмитентов ключевым фактором является устойчивость к санкционному давлению. Рост доли частных инвестиций стал одной из ключевых структурных перемен на российском рынке последних лет. С 2019 года числа индивидуальных инвесторов (ИИС и брокерские счета) растет, как и их доля в обороте акций. Розничный капитал сглаживает отток нерезидентов, но увеличивает чувствительность рынка к поведенческим факторам и социальным медиа-трендам.

Таким образом, специфика российского рынка заключается в сочетании высокой зависимости от сырьевых секторов, низкой ликвидности в среднем, значительном влиянии государства, а также существенных институциональных и регуляторных рисках. Данные особенности напрямую влияют на эффективность факторных стратегий. Учет отраслевых отличий, адаптация методов агрегации факторов к российским условиям могли бы повысить точность и устойчивость инвестиционных стратегий. Высокая секторальная концентрация и экспортно-сырьевой профиль листинга делают сырьевой и валютный риски ключевыми источниками систематической неопределенности на российском рынке.

2. Гипотезы, методология исследования и выборка данных

2.1. Гипотезы исследования

Прежде чем сформулировать гипотезы необходимо еще раз обратиться к литературе. Современные исследования фиксируют устойчивую премию “качества” как на развитых, так и на развивающихся рынках (Asness et al., 2018; Jiao & Cooper, 2023; Lalwani & Chakraborty, 2018). Однако различия в методике агрегирования, рыночной структуре и ограничения внутри исследуемых стран, отраслевой концентрации, фазе экономического цикла усложняют исследование премии за “качество”. Российский рынок характеризуется высокой концентрацией экспортно-добывающих секторов, валютной нестабильностью и периодическими режимными сдвиги, а также иными более специфическими характеристиками, делающими его уникальным. В этой связи исследование премии за “качество” здесь – естественный стресс-тест для существующих моделей. Основываясь на обзоре литературы и специфике российского рынка, можно сформулировать следующие гипотезы исследования:

H1: Премия за фактор качества на российском развивающемся рынке акций существует и является статистически значимой. Стратегия, основанная на выборе компаний по фактору Quality, позволит получить избыточную доходность, положительную и значимую альфа.

Международные исследования однозначно фиксируют положительный спред доходностей между портфелями “quality minus junk”, при этом исследователи используют разные методы построения Quality – классическая агрегирующая методика Z-score (Asness et al., 2018), валовая рентабельность активов (Novy-Narx, 2013), F-score (Lalwani & Chakraborty, 2018), относительно новый вариант через двухфакторных PLS-фильтр (Jiao & Cooper, 2023) и иные варианты. Учитывая особенности российского рынка, такие как дефицит ликвидности, высокий удельный вес розничных инвесторов и доминирование экспортно-сырьевых компаний (Абрамов и соавт., 2021), рациональные ограничения на плечо и short-продажи должны усиливать недооценку “надежных, но скучных” “качественных” бумаг. Следовательно, Long-Short портфель, сформированный на основе отбора акций по факторам Quality, с высокой вероятностью обеспечит на российском рынке положительную и статистически значимую альфу в классических моделях Фама-Френча. Таким образом, гипотеза о положительной альфе за качество выглядит обоснованной.

H2: Фактор Quality, основанный на двухшаговом PLS-фильтре L-M-R, принесет более высокую доходность на российском развивающемся рынке в Long-Short стратегии по сравнению с альтернативным методом построения фактора – Z-score.

На данный момент существуют как точечные способы поиска премии за “качество”, так и агрегирующие. В данном исследовании сопоставляются 2 агрегирующих способа: традиционная Z-score ранговая агрегации и более новый и гибкий вариант – PLS-композит. Работа Jiao & Cooper (2023) демонстрирует, что двухшаговый PLS-фильтр L-M-R извлекает общую компоненту из широкого набора коррелированных метрик и генерирует высокий коэффициент Шарпа, при этом обладает защитными свойствами. Z-score (Asness et al., 2018) предполагает равные веса сигналов, что делает его чувствительным к выбросам, что особенно критично на волатильном и менее диверсифицированном российском рынке. На развивающихся рынках простое агрегирование часто оказывается неэффективным из-за чувствительности к выбросам в данных (Hsu et al., 2019). С учетом отраслевых искажающих эффектов (высокой доли нефтегазового и добывающего секторов), адаптированный PLS-фильтр будет способен лучше отделить информативные переменные от шумовых и построить фактор, обеспечивающий более высокую риск-скорректированную доходность для стратегий. Двухшаговый PLS-фильтр выделяет сигнал из большого пула коррелированных метрик, что и обосновывает выбор второй гипотезы исследования.

H3: Индустриально-нейтральная версия фактора Quality, сформированная методом рангового агрегирования Z-score внутри отраслей повысит “чистоту” сигнала “качества”, однако из-за экстремально высокой отраслевой концентрации российского рынка может привести к снижению средней премии по сравнению с базовым Z-score без отраслевой стандартизации.

Российский фондовый рынок уникален экстремально высокой отраслевой концентрацией: топ-10 крупнейших эмитентов, которые формируют более 60% капитализации и оборота, которые преимущественно из экспортно-сырьевого и банковского секторов (Абрамов и соавт., 2021). В данной гипотезе “чистота” – отсутствие систематических смещений по характеристикам (в данном случае секторам), не связанным с самой премией. В академической литературе отраслевой контроль рассматривается как способ убрать нежелательные ставки на конкретные секторы и оставить лишь “чистое” фундаментальное “качество”. Fama & French (2018) рекомендуют внутри-отраслевую стандартизацию характеристик, когда рынок сконцентрирован, чтобы фактор не превращался в скрытую ставку

на отрасль. Однако в случае российского развивающегося рынка возможен иной эффект, так как ключевой особенностью российского рынка является высокая концентрация капитализации в сырьевом и энергетическом секторах. Анализ глобальных индексных стратегий (Hsu et al., 2019) показывает, что на развивающихся рынках равновесный Z-score часто “ловит перекося” в сторону сырьевых секторов, однако авторы не считают это обязательным правилом. Снижение средней доходности зависит от того, насколько “качество” действительно сконцентрировано в доминирующей отрасли, что согласуется с выводами Asness et al. (2018) о необходимости тестировать влияние отраслевой нейтрализации на каждом отдельном рынке. Таким образом гипотеза основана на том, что Z-score фактор Quality, агрегирующий метрики по всей выборке, преднамеренно будет делать ставку на “качественные” экспортно-добывающие сектора и стандартизация по отраслям может лишить портфель значительной части “сырьевой качественной” премии.

Н4: На российском рынке факторы Quality будут демонстрировать защитные свойства во время рыночных стрессов и постепенно терять эту функцию в более стабильное время.

Высококачественные портфели традиционно характеризуются отрицательной или нулевой рыночной бета и растущей доходностью при всплесках неопределенности (Asness et al., 2018). Премия за Quality также усиливается маржинальными и ликвидными ограничениями (González-Uribeaga & Rubio, 2021), поскольку инвесторы завышают цены “мусорных” бумаг и недооценивают более стабильные. Российский рынок характеризуется периодическими валютными шоками, высокими издержками заемного финансирования и ограниченной глубиной стакана (Абрамов и соавт., 2021), предоставляя среду, в которой “бегство в качество” в периоды кризисов и нестабильности должно приводить к положительной избыточной доходности Quality-портфеля и, вероятно, отрицательной бета. Напротив, в стабильные периоды приток спекулятивного капитала и снижение премии за риск делают фактор менее защитным и потенциально более проциклическим, что согласуется с динамическими моделями условных бета и премий (Ferson & Harvey, 1993). Четвертая гипотеза полагает, что на развивающемся российском рынке фактор Quality будет работать как подушка безопасности, однако по мере стабилизации условий его защитные свойства затухают, а рыночная экспозиция возвращается к нейтральным (или положительным) значениям.

2.2. Методология исследования

В данном разделе описан процесс сбора данных и формирования факторов Quality, построение портфелей, описаны применяемые факторные модели.

Российский рынок развивающийся, в связи с чем компаний на рынке представлено не так много. Всего использовались квартальные финансовые отчетности 144 нефинансовых компаний, обыкновенные акции которых торгуются в режиме TQBR. Основываясь на методологии, предложенной авторами статьи (Jiao & Cooper, 2023) были сформированы следующие группы показателей: рентабельность, рост и безопасность (финансовая устойчивость). Затем производилась проверка пропусков и очистка по 5-му/95-му перцентилям, чтобы излишне аномальные значения не искажали статистику. В работе учитывался временной лаг доходности (1 квартал), то есть показатели использовались тогда, когда они действительно стали публичными для акционеров и инвесторов. А также учитывались отрасли компаний: энергетика, сырье и материалы, нефтегаз, промышленность, производство и ритейл, транспорт и логистика, девелопмент, фармацевтика и биотехнологии.

2.2.1. Формулы расчета метрик портфелей и факторных моделей

Одна из наиболее распространенных метрик оценки эффективности инвестиционных стратегий – коэффициент Шарпа (Sharpe Ratio). Данный показатель отражает величину дополнительной доходности, принятой инвестором за единицу принятого им риска. Чем выше данный коэффициент, тем эффективнее считается стратегия. Рассчитывается коэффициент Шарпа по следующей формуле:

$$Sharpe\ Ratio = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}, \quad (1)$$

где:

R_p – средняя доходность портфеля (или актива),

R_f – средняя безрисковая доходность за тот же период,

σ_p – стандартное отклонение доходности портфеля, отражающее его волатильность (риск).

В качестве основы для безрисковой ставки (R_f) в работе используется индикатор денежного рынка RUONIA (Ruble OverNight Index Average), которая отражает средневзвешенную процентную ставку по однодневным необеспеченным кредитам.

Оборот портфеля (Turnover) характеризует интенсивность изменения состава инвестиционного портфеля за определенный период времени. Он отражает долю замененных активов портфеля от одного периода ребалансировки к другому. Высокий оборот портфеля может свидетельствовать о высоких транзакционных издержках, в этой связи чем ниже данный показатель, тем лучше для стратегии.

$$Turnover_t = \frac{1}{2} \sum_i |w_{i,t} - w_{i,t-1}|, \quad (2)$$

где:

$w_{i,t}$ – вес актива i в портфеле в текущем периоде t ,

$w_{i,t-1}$ – вес актива i в портфеле в предыдущем периоде $t - 1$.

Для оценки экономической значимости и проверки наличия дополнительной доходности (альфы Йенсена) портфелей, построенных с отбором акций по фактору Quality, в исследовании применяются широко известные факторные модели ценообразования активов (Fama & French, 1993; Carhart, 1997; Fama & French, 2015; Fama & French, 2018), которые основываются на идее, что более высокая доходность активов обусловлена компенсацией инвестору за принятие на себя дополнительных рисков. Исходная трехфакторная модель (Fama & French, 1993) представлена следующим образом:

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_{i,MKT}(R_{MKT,t} - R_{f,t}) + \beta_{i,SMB}SMB_t + \beta_{i,HML}HML_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (3)$$

где:

$R_{i,t}$ – доходность портфеля i в периоде t ,

$R_{f,t}$ – безрисковая ставка доходности в период t ,

$R_{MKT,t}$ – доходность рыночного портфеля.

Внутри каждого квартала происходит сравнение рыночной капитализации компании с медианным значением капитализации (MV), рассчитанным по всей выборке за каждый квартал и относим компанию к одной из двух групп: малая (Small) или крупная (Big). Данный подход адаптируется к изменению структуры рынка и используется для построения факторов SMB, HML и др.

$$SizeGroup_{i,t} = \begin{cases} Small, & MV_{i,t} \leq median_t(MV); \\ Big, & MV_{i,t} > median_t(MV), \end{cases} \quad (4)$$

SMB (Small Minus Big) отражает разницу доходности портфелей компаний малой капитализации относительно доходности компаний крупной капитализации.

$$SMB_t = \frac{1}{3} (SmallValue_t + SmallNeutral_t + SmallGrowth_t) - \frac{1}{3} (BigValue_t + BigNeutral_t + BigGrowth_t), \quad (5)$$

HML (High Minus Low) представляет собой разницу доходности портфелей компаний стоимости относительно компаний роста.

$$HML_t = \frac{1}{2} (SmallValue_t + BigValue_t) - \frac{1}{2} (SmallGrowth_t + BigGrowth_t), \quad (6)$$

Четырехфакторная модель (Carhart, 1997) вводит новый фактор – моментум UMD (Up Minus Down), который представляет собой разность доходностей портфелей акций с высоким и низким моментумом.

$$UMD_t = \frac{1}{2} (SmallUp_t - BigUp_t) - \frac{1}{2} (SmallDown_t - BigDown_t), \quad (7)$$

Более поздняя пятифакторная модель (Fama & French, 2015) добавляет к трехфакторной модели еще два фактора – RWM (profitability) и CMA (investments).

RWM (Robust Minus Weak) – премия за прибыльность, рассчитываемая как разница между доходностью портфелей компаний с высокой и с низкой операционной прибыльностью.

$$RMW_t = \frac{1}{2} (SmallRobust_t - BigRobust_t) - \frac{1}{2} (SmallWeak_t - BigWeak_t), \quad (8)$$

CMA (Conservative Minus Aggressive) – премия за инвестиции, отражающая разницу доходности между компаниями с низким и с высоким уровнем инвестиций.

$$CMA_t = \frac{1}{2} (SmallConservative_t - BigConservative_t) - \frac{1}{2} (SmallAggressive_t - BigAggressive_t), \quad (9)$$

Шестифакторная модель (Fama & French, 2018) совмещает в себе все факторы, уже описанные в трех-, четырех- и пятифакторных моделях.

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_{i,MKT} (R_{MKT,t} - R_{f,t}) + \beta_{i,SMB} SMB_t + \beta_{i,HML} HML_t + \beta_{i,RMW} RMW_t + \beta_{i,CMA} CMA_t + \beta_{i,UMD} UMD_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (10)$$

В академической литературе широко распространены расширенные версии классических моделей Фама-Френча, в которые добавляют макро- и товарные переменные, если они значительно влияют на доходности исследуемого рынка. Например, в международных работах (Ferson & Harvey, 1993) используют логарифмическое изменение цены нефти (dOIL) как дополнительный фактор риска в мировой модели доходностей, а для российского рынка (Saleem & Vaihekoski, 2010) включают лог-изменение цены барреля в рублях (ΔOPEC) в набор предикторов, определяющих колебания премии за валютный риск. Такие переменные не формируются через портфельную сортировку (как SMB, HML и др), но трактуются как “неторгуемые” факторы (macroeconomic). Опираясь на исследования было решено добавить еще один фактор – OIL, выраженный в доминирующей валюте активов (рублях), формула расчета которого представлена ниже:

$$OIL_t^{RUB} = \ln \left(\frac{P_t^{Brent} \times FX_t}{P_{t-1}^{Brent} \times FX_{t-1}} \right), \quad (11)$$

где:

P^{Brent} – цена ближайшего фьючерса Brent в долларах США (06.2025),

FX – курс USD/RUB

Таким образом итоговая модель принимает следующий вид:

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_{i,MKT}(R_{MKT,t} - R_{f,t}) + \beta_{i,SMB}SMB_t + \beta_{i,HML}HML_t + \beta_{i,RMW}RMW_t + \beta_{i,CMA}CMA_t + \beta_{i,UMD}UMD_t + \beta_{i,OIL}OIL_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (12)$$

Ниже приведен совокупный перечень факторов, задействованных в каждой спецификации модели (табл. 1).

Таблица 1. Сводная таблица факторных моделей, используемых в исследовании

Модель	Факторы
FF-3 Трехфакторная модель Фама-Френча (Fama & French, 1993)	(Rm - Rf), SMB, HML
FF-4 Четырехфакторная модель Фама-Френча (Carhart, 1997)	(Rm - Rf), SMB, HML, UMD
FF-5 Пятифакторная модель Фама-Френча (Fama & French, 2015)	(Rm - Rf), SMB, HML, RMW, CMA
FF-6 Шестифакторная модель Фама-Френча (Fama & French, 2018)	(Rm - Rf), SMB, HML, RMW, CMA, UMD
FF-6 + OIL Шестифакторная модель Фама-Френча + OIL	(Rm - Rf), SMB, HML, RMW, CMA, UMD, OIL

Источник: составлено авторами

2.2.2. Сбор данных и построение факторов Quality

Основные источники данных: Investing, Мосбиржа и Cbonds. Из Investing использовались данные по трем формам финансовой отчетности изучаемых компаний, с Мосбиржи выгружались данные по котировкам акций, а также индексу IMOEX, а некоторые рыночные данные (RVIX, RUONIA) были взяты с Cbonds. Общая выборка исследования составляет 144 акции нефинансовых компаний, торгующихся в режиме TQBR за период с 06.2014 по 09.2024, однако в процессе агрегации показателей и дальнейшего анализа период выборки сократился до 09.2017 - 09.2024 (28 кварталов наблюдений). Сокращение выборки произошло преимущественно из-за требуемых окон расчета всех переменных группы роста и BAV, а также неполных отчетностей за более ранние годы.

Формулы расчета показателей (ROE, ROA и др.) взяты из научной литературы (Jiao & Соорег, 2023 и др) и приведены в [Приложении А](#).

Отдельно необходимо обратить внимание на отрасли компаний (табл. 2). В исследовании были введены бинарные дамми для компаний, содержащие информацию по отраслям (значение 1, если компания принадлежит к конкретной отрасли, 0 – по всем остальным столбцам).

Таблица 2. Распределение компаний по индустриям

Индустрия	Количество	Описание
U (Utilities)	48	Генерация и сбыт электроэнергии (ТЭЦ, ГЭС, АЭС) и сетевые компании (распределение, передача энергии), газо- и водоснабжение и коммунальные услуги (тепло, водоканал).
M (Materials)	27	Горнодобывающая промышленность (руда, уголь, драгоценные камни) и металлургия (черная и цветная), химическая промышленность (удобрения и химические реагенты), стройматериалы (цемент, деревообработка)
E (Energy)	15	Нефтегазовые компании (добыча, переработка, сбыт нефти и газа) и НПЗ, добыча углеводородов, включая сланцевый газ.
CC_I (Capital Goods & Infrastructure)	14	Промышленность (оборудование, машины, грузовые автомобили, спецтехнику) и производство компонентов для промышленных целей (станки, двигатели).
T_T (Technology & Telecom)	10	Телекоммуникационные компании (мобильная связь, операторские услуги) и IT-компании (разработка софта, медиа и коммуникации).
C_R (Consumer & Retail)	12	Производители и дистрибьюторы товаров широкого потребления (еда, напитки, табак, одежда, бытовые товары), а также розничные сети (продовольственные и непродовольственные магазины, торговые сети).
T_L (Transportation & Logistics)	8	Авиакомпании, морские и речные перевозки, автоперевозки, железнодорожные операторы, а также логистические компании (складские комплексы, контейнерные терминалы).
RE_D (Real Estate & Development)	6	Девелоперы (строительство жилой и коммерческой недвижимости, продажа квартир, офисов) и управление недвижимостью, ЖКХ, инфраструктурой.
H (Healthcare)	4	Фармацевтика, биотехнологии, производство лекарств.
Всего:	144	

Источник: составлено авторами

В исследовании применяется два основных метода агрегации переменных в интегральный фактор Quality: двухшаговый PLS-фильтр L-M-R (Jiao & Cooper, 2023) и Z-score ранговой агрегации (Asness et al., 2018). Рассмотрим детальнее методологию построения каждого из вариантов:

1) Двухшаговый PLS-фильтр L-M-R:

Суть данного метода заключается в том, что по каждому финансовому показателю (например, ROA, dGPOA, LEV, Z-score и т.д.) ежеквартально оценивается “склонность” (λ) и создается агрегированный фактор как сумма (или регрессия) текущего λ_f на $X_{i,t}$. В рамках создания и исследования фактора Quality (RQAL) на российском рынке был использован метод PLS L-M-R, с использованием двух модификаций метода оценки λ :

1. PLS L-M-R Classic (классическая OLS-регрессия)

В случае классического подхода коэффициенты λ для каждого показателя рассчитывались с использованием обычного метода наименьших квадратов (или OLS-регрессии). Для каждого квартала (периода) и для каждого показателя (признака) коэффициенты были рассчитаны в соответствии со следующей формулой:

$$\lambda_{a,t}^{current} = \frac{cov(R_t, X_{t-1,a})}{var(X_{t-1,a})}, \quad (13)$$

где:

R_t – доходность акции в периоде t

$X_{t-1,a}$ – значение признака a , сдвинутое на 1 период назад (на конец периода $t - 1$),

cov и var – кросс-секционные ковариация и дисперсия по акциям.

Данный подход является классическим и использовался в оригинальной статье (Jiao & Cooper, 2023), однако было принято решение протестировать и иной вариант λ для PLS L-M-R.

2. PLS L-M-R Robust (Huber-регрессия)

Для защиты от выбросов и экстремальных значений также был использован иной метод расчета коэффициентов λ – через регрессию Хьюбера по следующей формуле:

$$\lambda_{a,t}^{robust} = \arg \min_{\lambda} \sum_{i=1}^N \rho(R_{i,t} - \lambda X_{i,t-1,a}), \quad (14)$$

где:

$R_{i,t}$ – доходность акции i в периоде t ,

$X_{i,t-1,a}$ – значение признака a для акции i , сдвинутое на один период назад,

$\rho(\cdot)$ – функция потерь Хьюбера (линейная для больших отклонений, квадратичная – для малых),

$\lambda_{a,t}^{robust}$ – робастный коэффициент наклона,

N – количество акций в кросс-секции.

Huber-регрессия представляет собой робастный аналог OLS, устойчивый к шуму в данных и хвостам в распределении. Данный подход позволяет минимизировать влияние остаточных после первичной обработки выбросов и делает оценку коэффициентов более устойчивой.

Значение параметра ε (жесткость робастности) было выбрано равным 1,3 посредством грид-поиска с целью максимизации коэффициента Шарпа и минимизации оборота портфеля, для обеспечения баланса между эффективностью и минимизацией издержек.

В дальнейшем для целей повышения стабильности оценок коэффициентов и снижения их волатильности (уменьшения “шума”) для всех трех модификаций был реализован подход экспоненциального сглаживания (EWMA) с периодами сглаживания $N = [0, 2, 4, 8, 12, 16]$ (при этом для периода 0 – сглаживание отсутствует) в соответствии с идеей из основной статьи (Jiao & Cooper, 2023), в которой также отмечено, что чем более длинную “память” мы берем, тем слабее предсказательная сила полученного фактора. Использовалась следующая формула сглаживания для коэффициентов (λ):

$$\lambda_{a,t}^{smooth} = \alpha \cdot \lambda_{a,t}^{current} + \lambda_{a,t-1}^{smooth} (1 - \alpha), \quad \alpha = \frac{2}{N + 1}, \quad (15)$$

где:

$\lambda_{a,t}^{smooth}$ – сглаженный коэффициент на текущий период,

$\lambda_{a,t}^{current}$ – текущий рассчитанный коэффициент (OLS или Robust),

$\lambda_{a,t-1}^{smooth}$ – предыдущий сглаженный коэффициент,

N – выбранный период сглаживания (число кварталов).

После получения сглаженных коэффициентов для каждой компании рассчитывался агрегированный балл “качества” (QAL) как взвешенная сумма всех показателей с использованием сглаженных коэффициентов λ , который вычисляется по следующей формуле:

$$QAL_{i,t}^N = \sum_a \lambda_{a,t}^{smooth(N)} \cdot X_{i,a,t}, \quad (16)$$

где:

$QAL_{i,t}^N$ – рассчитанный фактор Quality для акции i в периоде t при сглаживании N ,

$\lambda_{a,t}^{smooth(N)}$ – сглаженный коэффициент по признаку a в период t ,

$X_{i,a,t}$ – стандартизированное значение признака a для акции i в периоде t ,

N – выбранный период сглаживания (число кварталов).

Данный итоговый фактор в дальнейшем используется для построения портфелей.

2) Z-score агрегация:

В рамках данного исследования для построения альтернативного фактора Quality был использован подход агрегирования, основанный на стандартизированных Z-score, аналогичный методологии QMJ (Asness et al., 2018). Агрегирование происходит по тем же переменным, только распределенным на три основные группы “качества”: прибыльность (Profitability), рост (Growth) и безопасность (финансовая устойчивость) (Safety). Каждый компонент рассчитывается как среднее арифметическое стандартизированных показателей (Z-score), входящих в соответствующую группу. Это позволяет сгладить влияние отдельных переменных и получить стабильную интегральную оценку. Итоговые формулы для расчета компонентов фактора:

$$Profitability_{i,t} = z_{year}(z_{GPOA} + z_{ROE} + z_{ROA} + z_{ROIC} + z_{CFOA} + z_{GMAR} + z_{ACC}), \quad (17)$$

$$Growth_{i,t} = z_{year}(z_{dGPOA} + z_{dROE} + z_{dROA} + z_{dROIC} + z_{dCFOA} + z_{dGMAR}), \quad (18)$$

$$Safety_{i,t} = z_{year}(z_{BAB} + z_{LEV} + z_O + z_Z + z_{EVOL}), \quad (19)$$

где:

z_X – стандартизированное значение соответствующего финансового коэффициента,

$z_{year}(\cdot)$ – повторная стандартизация по годам

Важно отметить, что для показателей ACC, O, BAB, LEV и EVOL знак инвертировался еще на первом этапе, поэтому второй раз это делать не нужно, чтобы направленность результатов (больше = лучше) была единой, в связи с чем дополнительное изменение знаков не требуется. Фактор QMJ по методологии Z-score агрегации в соответствии со следующей формулой:

$$QMJ_{i,t} = z_{year}(Profitability_{i,t}) + z_{year}(Growth_{i,t}) + z_{year}(Safety_{i,t}), \quad (20)$$

Дополнительно создавался фактор качества QMJ со стандартизацией не только по годам, но и по отраслям. Теоретически данный подход позволит учесть отраслевую специфику и получить более точные оценки качества, так как финансовые показатели могут существенно варьироваться между отраслями. Затем полученные отраслевые оценки агрегируются аналогично вышеописанному подходу, а именно:

$$QMJ_{industry,i,t} = z_{year}(z_{industry}(Profitability_{i,t}) + z_{industry}(Growth_{i,t}) + z_{industry}(Safety_{i,t})), \quad (21)$$

Таким образом в работе используется два варианта фактора качества QMJ: с отраслевой стандартизацией и без нее.

2.2.3. Формирование портфелей и расчет доходностей

В данном исследовании фактор Quality формируются с использованием классического подхода, уже реализованного в исследованиях (Asness et al., 2018; Jiao & Cooper, 2023). На каждом временном интервале акции сортируются по рыночной капитализации и делятся на две группы по размеру – большие (Big) и малые (Small). Внутри каждой группы бумаги ранжируются по интегральному фактору качества (QAL) и затем делятся на три части: 30% компаний с максимальным значением “качества” (top), 40% средних (middle) и 30% с низким значением (bottom). Формула расчета выглядит следующим образом:

$$Quality_t = \frac{1}{2}(SmallTop_t - SmallBottom_t) + (BigTop_t - BigBottom_t), \quad (22)$$

Таким образом формируется Long-Short портфели (Top-Bottom 30%) для каждого метода построения Quality, рассчитывается коэффициент Шарпа (Sharp) и Оборот портфеля (Turnover). Исходные веса акций также определяются по рыночной капитализации (value-

weighted). Затем производится временная регрессия доходностей портфелей на соответствующие наборы факторов (FF-3,4,5,6 и FF-6+OIL). Общий вид уравнения:

$$R_{Quality,t} - R_{f,t} = \alpha_{Quality} + \sum_k \beta_{Quality,k} F_{k,t} + \varepsilon_{Quality,t}, \quad (23)$$

где:

$R_{Quality,t}$ – доходность портфеля, отобранного по Quality,

$F_{k,t}$ – один из факторов выбранной факторной модели (*SMB, HML, RMW, CMA, UMD, OIL*)

$\alpha_{Quality}$ – избыточная доходность (альфа Йенсена) после учета всех рисков.

Положительная и статистически значимая альфа Йенсена свидетельствует о том, что проверяемый фактор (в данном случае Quality) представляет дополнительную доходность, необъявленную остальными факторами риска в модели. Оценка выполняется методикой OLS с коррекцией ошибок по Newey-West (НАС, lag=4), так как выборка составляет всего 28 кварталов, а максимальное количество факторов - 7. Включать Newey-West дисперсию это распространенный подход, важный на волатильном, автокоррелированном рынке. Для квартальных данных правило $q \approx 4(T/100)^{2/9}$ дает $q \approx 3$ лага, но мы берем $q = 4$ (1 год) в соответствии с подходом из литературы (Saleem & Vaihekoski, 2010; Asness et al., 2018).

Таким образом, методология исследования сочетает в себе современные методы агрегирования фактора Quality (PLS, Z-score) и классические принципы факторного инвестирования (Fama–French). В работе исследуется применимость фактора на волатильном и относительно небольшом российском рынке, а полученные результаты позволят определить, действительно ли Quality фактор формирует стабильную премию за “качество” на российском рынке и какие методы его расчета оказываются наиболее эффективными (двухфакторный PLS-фильтр L–M–R или Z-score, с учетом отраслей или без учета), а также сохраняет ли Quality защитные свойства в периоды рыночных кризисов.

В качестве дополнительного бенчмарка рассчитывался “средний портфель”, который агрегирует доходности всех акций в выборке за каждый квартал. В данном исследовании используется вариант портфеля взвешенный по капитализации (value-weighted). Доходность среднего портфеля рассчитывается по следующей формуле:

$$R_t^{Mean} = \sum_{i=1}^{N_t} w_{i,t} R_{i,t}, \quad (24)$$

где:

$R_{i,t}$ – доходность акции i в периоде t ,

N_t – число акций, доступных в периоде t ,

$w_{i,t}$ – вес бумаги в «среднем» портфеле взвешенный по рыночной капитализации, $w_{i,t} = \frac{MV_{i,t-1}}{\sum_{j=1}^{N_t} MV_{j,t-1}}$,

2.2.4. Исследование поведения факторов Quality

Дополнительно, для проверки “динамической защитности” исследуемых в работе факторов Quality оцениваем изменение их рыночной экспозиции β в разные режимы волатильности RVIX, взятые за критерий выделения периодов “стресса” и “спокойствия”. Скользящая β (12-квартальное окно) рассчитывается как ковариация квартальной доходности портфеля с квартальной доходностью индекса IMOEX, деленная на дисперсию последней:

$$\beta_t^{(w)} = \frac{cov_w(r_f, r_m)}{var_w(r_m)}, \quad (25)$$

где:

$\beta_t^{(w)}$ – β -коэффициент фактора в квартале t , рассчитанный на окне длиной $w = 12$ кварталов,

r_f – доходность портфеля (фактора) в квартале t ,

r_m – доходность индекса в квартале t (IMOEX),

cov_w и var_w – ковариация и дисперсия, посчитанные только по наблюдениям кварталов $(t - w + 1, \dots, t)$.

Данную β регрессируем на две взаимно-исключающие фиктивные переменные по следующей формуле:

$$\beta_t = \beta_0 + \gamma_{stress} D_t^{stress} + \gamma_{calm} D_t^{calm} + u_t, \quad (26)$$

В качестве основы была использована идея из модели условной CAPM (Ferson & Harvey, 1993), в которой:

$$\beta_t = f(Z_t), \quad (27)$$

где Z_t – любая публичная информация о состоянии рынка.

В нашем случае в роли Z_t взяты фиктивные переменные D_t^{srtest} и D_t^{calm} , где:

$D_t^{srtest} = 1$ (дамми-переменная), если средний квартальный $RVIX \geq 70\%$ перцентиль, если нет – 0.

$D_t^{calm} = 1$ (дамми-переменная), если средний квартальный $RVIX \leq 30\%$ перцентиль, если нет – 0.

Остальные кварталы соответствуют $D_t^{srtest} = D_t^{calm} = 0$.

Константа β_0 фиксирует среднюю β в умеренных условиях, коэффициенты γ_{stress} и γ_{calm} измеряют приращения β в стресс- и спокойном режимах соответственно.

Нулевые гипотезы формулируются отдельно:

$H_0^{(S)}: \gamma_{stress} = 0$ (β не меняется при «стрессе»), альтернативная $H_1^{(S)}: \gamma_{stress} < 0$ указывает на защитный сдвиг.

$H_0^{(C)}: \gamma_{calm} = 0$ (β в «спокойствии» не отличается от β_0), альтернативная $H_1^{(C)}: \gamma_{calm} < 0$ фиксируется затухание/процикличность.

Однако данные тесты отвечают на два независимых вопроса и для ответа на вопрос “Ведет ли себя β одинаково в нестабильных рыночных условиях («стрессе») и в нормальных условиях («спокойствии»), то есть равна ли базовой β_0 ?” Дополнительно рассчитывается совместный Wald-тест: $H_0: \gamma_{stress} = \gamma_{calm} = 0$. Он проверяет нулевую рыночную экспозицию фактора одновременно в обеих фазах, учитывая корреляцию оценок. Отказ от H_0 (Wald- $p < \alpha$) свидетельствует, что динамика β статистически значима на уровне α .

Модель оценивается методом OLS, а стандартные ошибки вычисляются по схеме Newey-West с четырьмя квартальными лагами, что корректирует возможную автокорреляцию и гетероскедастичность остатков, неизбежные при использовании перекрывающихся окон β .

2.3. Обработка данных и описательная статистика

На этапе предварительной обработки данных особое внимание необходимо уделить выбросам в данных, так как они могут существенно исказить результаты агрегирования и факторного моделирования. В связи с высокой неоднородностью отраслевой структуры

выбранных компаний, а также различиями в диапазонах финансовых показателей между отраслями, было принято решение осуществлять замену выбросов по отраслям.

Для определения выбросов и замены крайними значениями использовался метод перцентилей. Значения, превышающие 5-й и 95-й перцентили, в каждой отрасли были заменены соответствующими пороговыми значениями. Такой подход к регуляризации позволит повысить устойчивость результатов и сгладить влияние экстремальных наблюдений, а также сохранить структуру распределения переменных внутри каждой отрасли.

Отдельно была проведена оценка эффективности различных уровней ограничения выбросов. При использовании пороговых значений 1-го и 99-го перцентилей доля выбросов составила всего 1,99%, при использовании 3-го и 97-го – 5,87%, в то же время отсечение 5-95 перцентилей позволило идентифицировать и заменить около 9,98% наблюдений. По итогам анализа было принято решение заменить экстремальные значения по 5-му и 95-му перцентилю, так как данный подход превалирует в научной литературе и в целом даже так у данных останутся широкие хвосты распределений. В то же время, если учитывать отраслевую принадлежность с помощью дамми-переменных, доля выбросов в разных секторах колебалась от 9,66% до 11,06%, что подтверждает правильность выбранной стратегии.

На рисунке (рис. 3) показана визуализация данных после процедуры очистки ключевых показателей. Можно заметить ряд экстремальных значений у показателей, основанных на прибыли (например, для показателей ROE, dROE, ACCMAR, EVOL, Z и O).

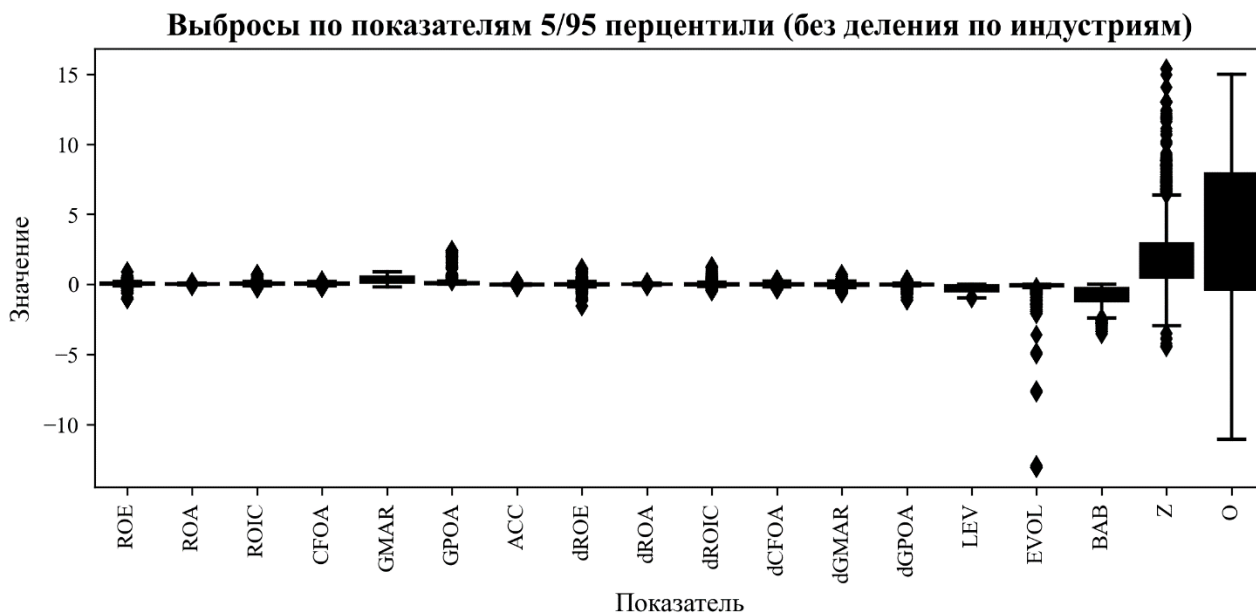


Рисунок 3. Сводный рисунок данных с очисткой выбросов

В целом предварительная очистка данных по 5-му и 95-му перцентилю позволила устранить значимые искажения и обеспечить более хорошую статистическую надежность последующего анализа. Следующим шагом создадим таблицу описательной статистики всех показателей, используемых и исследуемых в рамках работы (табл. 3).

Таблица 3. Описательная статистика выборки показателей

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
RETURN	3419	0,03	0,192	-0,274	-0,09	0	0,114	0,734
ROE	3419	0,051	0,164	-1,045	0,005	0,036	0,084	0,905
ROA	3419	0,02	0,035	-0,113	0,001	0,013	0,033	0,137
ROIC	3419	0,066	0,138	-0,275	0,011	0,042	0,085	0,72
CFOA	3419	0,048	0,082	-0,223	0,007	0,041	0,09	0,258
GMAR	3419	0,348	0,213	-0,168	0,177	0,345	0,495	0,91
GPOA	3419	0,172	0,417	-0,005	0,033	0,064	0,11	2,428
ACC	3419	-0,011	0,063	-1,179	-0,03	-0,009	0,004	0,237
dROE	3419	0,006	0,242	-1,537	-0,038	0,004	0,055	1,126
dROA	3419	0,006	0,038	-0,109	-0,012	0,003	0,02	0,13
dROIC	3419	0,035	0,23	-0,473	-0,029	0,003	0,048	1,263
dCFOA	3419	0,007	0,117	-0,326	-0,044	0,006	0,062	0,32
dGMAR	3419	0,002	0,18	-0,596	-0,059	0,003	0,063	0,71
dGPOA	3419	-0,025	0,196	-1,135	-0,024	0	0,024	0,317
LEV	3419	-0,292	0,217	-0,964	-0,444	-0,268	-0,105	0,004
EVOL	3419	-0,275	1,097	-13,062	-0,11	-0,043	-0,21	-0,003
BAB	3419	-0,837	0,713	-3,536	-1,143	-0,66	-0,293	0,023
Z	3419	2,087	2,62	-4,474	0,509	1,26	2,863	15,393
O	3419	3,569	5,444	-11,055	-0,361	3,788	7,869	14,982
OIL	3419	0,022	0,181	-0,353	-0,087	0,03	0,075	0,433

Источник: составлено авторами

В данной таблице приведена описательная статистика по основным показателям, использованным в рамках работы. Всего 3419 квартальных наблюдения по 144 уникальным эмитентам. На данном этапе период сократился до 2018-2024 годов или 28 полных кварталов. Как было указано ранее, все наблюдения были предварительно обработаны: аномальные значения заменены на 5-й и 95-й перцентили с учетом отраслевой принадлежности компаний. В основном по большинству показателей средняя и стандартное отклонение находятся в диапазоне ± 0 , но также наблюдаются и исключения. Рассмотрим группы показателей детальнее.

Доходность акций RETURN демонстрирует высокую волатильность и умеренную правостороннюю асимметрию (несколько кварталов с аномально высокими приростами).

Показатели прибыльности (GPOA, ROE, ROA, CFOA, GMAR и ACCMAR) в среднем имеют положительные значения, что свидетельствует о положительной рентабельности для большинства компаний, даже несмотря на общую турбулентную обстановку в анализируемом периоде. Так, среднее значение ROA составило 5,1% при медиане 3,6%, что свидетельствует об умеренной прибыльности собственного капитала. Более низкое значение ROA (2,3%) может быть типично для капиталоемких отраслей, таких как энергетика и металлургия, преобладающих в данной выборке по России. Высокая медиана ROIC (4,2%) может свидетельствовать о наличии фирм с устойчивыми конкурентными преимуществами. Денежная рентабельность активов CFOA превышает ROA, что говорит о положительном денежном потоке у большинства компаний. В среднем компании удерживают 35% валовой маржи GMAR, умеренное стандартное отклонение и узкий диапазон указывают на относительно стабильную ценовую мощь. Валовая прибыль на активы GPOA более вариативна (стандартное отклонение – 0,42), что скорее свидетельствует о некотором структурном контрасте в выборке данных. У АСС (инвертирован) отрицательное среднее (-1,1%), следовательно, во многих компаниях доля начислений остается высокой.

Показатели, отражающие рост (dGPOA, dROE, dROA, dCFOA и dGMAR) демонстрируют средние значения, близкие к нулю. Это отражает отсутствие устойчивого тренда роста прибыльности в наблюдаемом на протяжении анализируемого периода (2018–2024). Вероятно, это связано с высокой нестабильностью в целом (2020, 2022 годы). Стандартные отклонения данной группы показателей относительно невелики, что свидетельствует о стабильности роста большинства компаний. Однако экстремальные значения все же присутствуют. Высокие стандартные отклонения (0,18–0,24) свидетельствуют о существенной волатильности траектории корпоративных прибылей.

Показатели блока безопасности приведены к единой шкале “больше = лучше”, то есть знак BAV, LEV, O, EVOL инвертирован. В среднем долговая нагрузка LEV составляет 29%, но общий разброс (от 0 до -0,96) указывает на наличие высокозагредитованных эмитентов. В данной выборке большие положительные BAV соответствуют акциям с низкой волатильностью, а отрицательные – агрессивным. Среднее значение -0,84 свидетельствует о доминировании в выборке компаний с высоким бета или “агрессивных”. Правый хвост укорочен (максимум = 0,02), значит, истинно “защитных” активов в выборке мало. Среднее

отрицательное значение EVOL и широкий диапазон также свидетельствует о меньшем количестве “устойчивых” фирм. Такое сильное расслоение может свидетельствовать о существенных различиях в стабильности рентабельности между компаниями. Наибольший разброс наблюдается у показателя O-score Олсона (среднее – 3,57, стандартное отклонение – 5,44) и показателя Z-score Альтмана (среднее – 2,09; стандартное отклонение – 2,62), что объясняется их агрегированной природой и чувствительностью к колебаниям балансовых величин. Среднее значение Z показателя находится в “серой зоне”, что подразумевает умеренную вероятность финансовых затруднений по совокупности эмитентов. Однако стандартное отклонение весьма велико, а общий диапазон (минимум – -4,47 и максимум 15,39) указывает на крайнее расслоение по степени устойчивости компаний. Хотя медиана O-score Олсона (3,79) находится в безопасной области, но большое стандартное отклонение и минимум -11,05 свидетельствуют о наличии очень рискованных фирм, а также указывает на широкий разброс вероятности банкротства в выборке.

Среднеквартальная доходность нефти Brent в рублях (OIL) составляет 2,2% при стандартном отклонении 0,181, подчеркивая волатильность внешнего сырьевого фактора. При этом амплитуда фактора близка к RETURN.

Ключевые замечания после этапа описательного анализа:

1. Выборка охватывает 144 эмитента и 3419 наблюдений, что дает достаточную поперечную, но ограниченную временную вариативность. Следует иметь в виду, что временная степень свободы невелика.
2. “Толстые хвосты” сохраняются (макс >> 75% и мин << 25%). Даже после очистки по 5/95 перцентилям экстремальные наблюдения, вероятно, будут влиять на факторные премии.
3. Прибыльность устойчива, но структура денежности слабая. Средние ROE/ROA/ROIC положительные, а инвертированный АСС указывает на то, что во многих компаниях значительная доля прибыли сформирована начислениями, а не денежным потоком.
4. Отсутствие систематического роста. Метрики роста (dROE, dROA, dGROA и др) сконцентрированы вокруг нуля, следовательно, тренда на улучшение прибыльности нет.

5. Финансовая устойчивость компаний крайне разнородна. Z и O демонстрируют самые большие диапазоны, что указывает на существование как “здоровых” компаний, так и фирм с высоким риском стресс-событий.

Для того чтобы в целом оценить силу линейной зависимости между переменными, включенными в регрессионную модель, была построена корреляционная матрица (рис. 4), которая позволит наглядно распознать зависимости между переменными, присутствие и направление данной зависимости. Таким образом построена тепловая карта парных коэффициентов корреляции Пирсона между всеми переменными, использованными в исследовании. Табличная версия корреляционной матрицы представлена в [Приложении В](#).

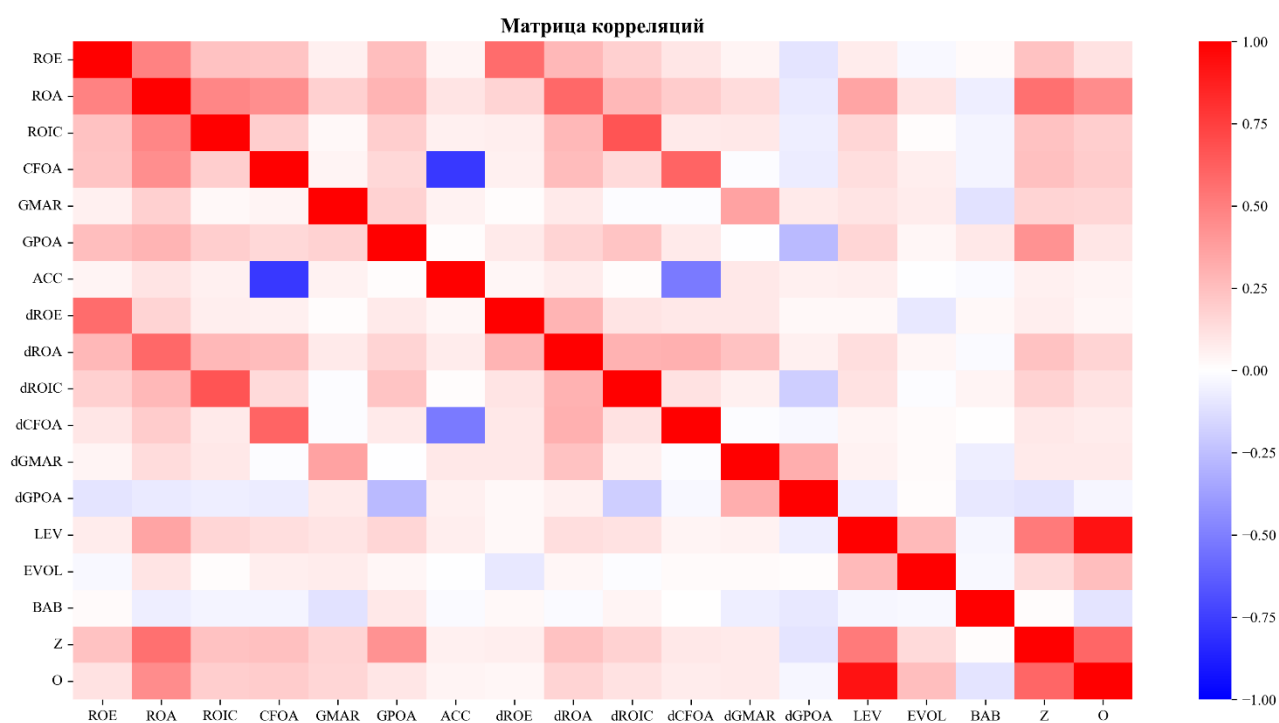


Рисунок 4. Корреляционная матрица

Согласно полученной корреляционной матрице можно заметить подтверждение кластеризации факторов. В целом с некоторым исключением, но переменные Profitability (ROA, ROE, ROIC, CFOA, GPOA) умеренно коррелируют между собой, то же можно сказать и про переменные Growth (dROA, dROE, dROIC, dCFOA, dGMAR). Между показателями Safety (LEV, EVOL, Z, O) наблюдается как умеренная попарная корреляция, так и сильная: заметна сильная отрицательная корреляция ACC-CFOA и сильная положительная корреляция между LEV, Z и O. Интересно, что BAB практически не коррелирует с остальными показателями.

После анализа корреляционной матрицы можно сделать вывод о том, что присутствуют риски мультиколлинеарности. Однако в данной работе используется методика PLS-моделей, в частности метод двухшагового PLS-фильтра L-M-R, в отличие от обычной OLS-регрессии, специально разработан для работы в условиях мультиколлинеарности. PLS сначала проецирует исходные переменные в пространство меньшей размерности (на основе ковариации между X и Y), что позволяет уменьшить влияние коллинеарных показателей и при этом сохранить прогнозную способность модели. В случае агрегации фактора через Z-score происходит стандартизация и линейное суммирование показателей, поэтому множественная регрессия доходности на отдельные метрики качества не строится, в связи с чем проблема мультиколлинеарности в классическом смысле также не является актуальной. В связи с чем дальнейший VIF-анализ и устранение мультиколлинеарности в работе не проводятся.

3. Эмпирические результаты исследования

3.1. Анализ факторов Quality и сравнение основных метрик портфелей

В данной подглаве мы изучаем и сопоставляем различные конструкции факторов Quality: классическую и робастную версии QAL, а также базовый и стандартизированный по отраслям QMJ. Для начала остановимся на сопоставлении коэффициентов λ (лямбда) у модификаций QAL, поскольку именно параметры его оценки обуславливают расхождения между классическим и робастным портфелями.

В [Приложении С](#) представлены результаты анализа динамики коэффициентов λ для классической и робастной модификаций двухшагового PLS-фильтра L-M-R по разным периодам сглаживания соответственно, где EWMA: $N = 0$ (без сглаживания), 2, 4, 8, 12 и 16 кварталов.

Основные выводы после анализа динамики λ по различным признакам:

1. При отсутствии сглаживания ($N = 0$) и с минимальным периодом сглаживания (2) коэффициенты λ характеризуются выраженной волатильностью и значительными колебаниями, что свидетельствует о нестабильности взаимосвязи между отдельными характеристиками и доходностью.
2. По мере увеличения периода сглаживания (с $N = 2$ до $N = 16$) происходит постепенное снижение волатильности коэффициентов, таким образом коэффициенты весов становятся более стабильными и предсказуемыми. При этом наиболее заметное сглаживание происходит на окне $N = 8$ и выше.

Данные наблюдения о волатильности полностью согласуются с литературой (Light et al., 2017; Jiao & Cooper, 2023).

Можно заметить, что ядро классического фактора QAL составляют следующие основные метрики: Z, ROA, dROA, O, dROE, LEV, EVOL, dGPOA, ROE и dCFOA. Они дают наибольший устойчивый вклад и покрывают все основные тематики: “рентабельность”, “рост” и “безопасность”. Признаки GMAR, CFOA, все d-метрики остаются важными, но не имеют такую же стабильность. У робастной модификации схожие, но немного другие результаты. Она выделяет следующие основные метрики “качества”: ROA, Z, dROA, O, dROE, LEV, ROE, dCFOA и ACC. В целом Huber-регрессия усиливает блок прибыльности и больше акцентирует внимание на блок роста.

В целом наблюдения согласуются с опорной литературой – у Jiao & Cooper (2023) и Asness et al. (2018) доминируют блоки рентабельности и безопасности, а рост идет как дополнительный.

Интересно, что у GMAR и dGPOA проскальзывали крупные λ , но это одиночные всплески. Их средний вклад низкий, а знак плавает, в результате статистическая значимость низкая.

Таким образом, безусловными лидерами, внесшими вклад в “качество” можно назвать следующие метрики из всех групп:

1. “Profitability”: ROA (основной), ROE (второстепенное мнение), ACC (дополнительный).
2. “Growth”: dROA (основной), dROE (второстепенное мнение), dCFOA (дополнительный).
3. “Safety”: Z (основной), O (второстепенной мнение), LEV (дополнительный).

На данном этапе наиболее перспективными с точки зрения стабильности и выраженности эффекта от фактора можно считать модели с периодами сглаживания 2, 4 и 8 кварталов.

Далее мы сравниваем ключевые статистики портфелей, сформированных по модификациям QAL и двум вариантам QMJ. Таблица (табл. 4) содержит среднемесячную доходность, стандартное отклонение, коэффициент Шарпа и средний оборот портфелей.

Таблица 4. Сравнение параметров эффективности факторов Quality

Factor	EWMA	MeanReturn	StdReturn	Sharpe	Turnover
QAL (classic)	0	0,106	0,058	1,807	2,892
QAL (classic)	2	0,098	0,059	1,669	2,576
QAL (classic)	4	0,081	0,062	1,312	2,166
QAL (classic)	8	0,064	0,059	1,091	1,857
QAL (classic)	12	0,047	0,057	0,828	1,712
QAL (classic)	16	0,044	0,058	0,769	1,652
QAL (robust)	0	0,104	0,056	1,843	2,729
QAL (robust)	2	0,103	0,052	1,976	2,452
QAL (robust)	4	0,079	0,055	1,421	2,068
QAL (robust)	8	0,060	0,052	1,163	1,850
QAL (robust)	12	0,050	0,058	0,877	1,757
QAL (robust)	16	0,046	0,058	0,807	1,737
QMJ	—	0,033	0,040	0,821	1,643
QMJ (industry)	—	0,041	0,053	0,768	1,607

Источник: составлено авторами

Сглаживание λ у QAL дает эффект “trade-off”: чем больше сглаживание, тем ниже коэффициент Шарпа и ниже оборот портфеля и наоборот. Исключение наблюдается лишь на 2 лаге робастной модификации. У классической версии премия падает почти линейно. Робастная модификация держит доходность на уровне, но, главное, лучше стабилизирует риски (стандартное отклонение почти везде ниже) и снижает оборот коротких и средних портфелей.

Интересно, что даже самые “тяжелые” варианты модификаций QAL по доходности выше чем оба варианта QMJ. Однако QMJ выигрывает на стороне комиссий и оборота (turnover \approx 1,6 против 2,5-2,9 у топовых QAL), также он проще в реализации, так как не имеет динамической λ и ребаланс реже.

Выбор наиболее эффективного варианта сглаживания для QAL зависит от целей. Для целей максимизации коэффициента Шарпа лучший вариант сглаживания – $N = 2$, тогда как для минимизация оборота при коэффициенте Шарпа > 1 наилучшим вариантом будет вариант

$N = 8$. Авторы оригинальной статьи (Jiao & Cooper, 2023) изучают QAL с периодом сглаживания $N = 2$, но мы в дальнейшем будем изучать альфа Йенсена на примере $N = 4$, как балансного варианта.

Промежуточные выводы гипотезам:

H1 – предварительно подтверждается: Обе модификации QAL на всех горизонтах сглаживания, а также оба варианта QMJ демонстрируют положительную среднемесячную доходность и коэффициент Шарпа $> 0,75$, что является первым сигналом о значимости премии за “качество” на российском рынке. Дальнейший вывод можно строить после анализа доходности портфелей в факторных моделях.

H2 – предварительно подтверждается: QAL, построенный методом двухшагового PLS-фильтра L-M-R, формирует более высокую риск-скорректированную доходность (коэффициент Шарпа), в сравнении с QMJ, рассмотренном методом стандартизации и суммирования, что также в целом подтверждает гипотезу. Окончательный вывод предполагается сделать после анализа кумулятивной доходности.

H3 – предварительно частично подтверждается: Отраслевое выравнивание QMJ убрало скрытую ставку на сырьевой сектор (сигнал стал “чище”), но вместо ожидаемого падения уровня премии средняя доходность немного увеличилась, но вырос риск, в связи с чем коэффициент Шарпа снизился. На данном этапе гипотеза подтверждается наполовину: “чистота” действительно повысилась, но снижения премии не произошло. Вместо этого мы наблюдаем ее перераспределение в форму более волатильных, но не менее доходных активов. Данная гипотеза продолжит исследоваться и в последующих пунктах.

3.2. Тестирование альфа Йенсена в факторных моделях

В целях проведения оценки экономической значимости факторов QAL и QMJ мы оцениваем альфу Йенсена в рамках трех-, четырех-, пяти-, шестифакторных моделей и модели с дополнительным макрофактором OIL. Коэффициенты вычислялись методом OLS, а стандартные ошибки – по Newey-West (1987) HAC с количеством лагов равным 4 (что соответствует календарному году). В [Приложении D](#) будут также представлены расширенные результаты со всеми сглаживаниями для сравнений.

В таблице⁸ (табл. 5) представлены результаты тестирования для классического и робастного QAL со сглаживаем равным 4 квартала ($N = 4$).

Таблица 5. Альфа Йенсена модификаций фактора QAL ($N = 4$) в моделях Фама-Френча и расширенной модели с OIL

Factor		Modification				
QAL (classic, $N = 4$)						
R^2		0,233	0,299	0,252	0,317	0,357
R^2_{adj}		0,137	0,177	0,082	0,122	0,131
Alpha		0,051***	0,05***	0,05***	0,055***	0,054***
		(0,013)	(0,012)	(0,012)	(0,012)	(0,013)
(Rm-Rf)		-0,003	-0,057	0,027	-0,024	-0,137
		(0,108)	(0,101)	(0,146)	(0,144)	(0,147)
SMB		-0,016	0,037	-0,014	0,040	0,076
		(0,138)	(0,111)	(0,137)	(0,107)	(0,089)
HML		-0,544***	-0,339**	-0,529***	-0,320**	-0,195
		(0,133)	(0,144)	(0,147)	(0,155)	(0,221)
UMD			0,184**		0,183**	0,213**
			(0,080)		(0,080)	(0,092)
RMW				-0,066	-0,058	-0,048
				(0,123)	(0,082)	(0,077)
CMA				0,070	0,074	0,008
				(0,122)	(0,115)	(0,090)
OIL						0,094
						(0,060)
QAL (robust, N=4)						
R^2		0,270	0,331	0,340	0,402	0,450
R^2_{adj}		0,178	0,215	0,191	0,231	0,258
Alpha		0,049***	0,051***	0,053***	0,055***	0,054***
		(0,010)	(0,009)	(0,009)	(0,008)	(0,008)
(Rm-Rf)		0,070	0,023	0,139	0,095	-0,017
		(0,078)	(0,076)	(0,114)	(0,107)	(0,095)
SMB		0,015	0,061	0,027	0,074	0,110**
		(0,120)	(0,106)	(0,103)	(0,083)	(0,055)
HML		-0,482***	-0,303**	-0,436***	-0,254*	-0,129

⁸ Примечание: здесь и далее в каждой ячейке верхнее число – оценка коэффициента регрессии, нижнее в круглых скобках – робастная стандартная ошибка HAC-SE (Newey & West, 1987) с квартальными лагами равными 4. Звездочки: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

	(0,138)	(0,141)	(0,132)	(0,137)	(0,147)
UMD		0,160**		0,160***	0,189***
		(0,064)		(0,055)	(0,072)
RMW			-0,080	-0,073	-0,063
			(0,109)	(0,081)	(0,075)
CMA			0,149	0,153	0,087
			(0,119)	(0,111)	(0,084)
OIL					0,093**
					(0,042)

Источник: составлено авторами

Ключевые наблюдения по итогам изучения результатов классической и робастной модификаций QAL (N=4) в факторных моделях:

1. В обоих вариантах альфа всегда остается значительно выше нуля ($\alpha \approx 0,05$ или примерно 20% годовых) даже после учета шести “классических” факторов Фама-Френча и макрофактора OIL. Это свидетельствует о том, что доходность портфеля, составленного по QAL уникальна и не может быть объяснена другими изучаемыми в исследовании факторами. Однако робастный вариант обеспечивает статистически более уверенную альфу. Вероятно, выбросы в бухгалтерских данных размывают точность классической модификации.
2. Можно трактовать рыночную экспозицию как близкую к нулю. Классический вариант в большинстве моделей несет небольшую отрицательную β , что придает фактору легкий “защитный” оттенок, однако робастная версия практически во всех моделях имеет столь же небольшую, но положительную β и ведет себя немного более “проциклично”. Вероятно, робастная оценка λ ослабляет влияние экстремальных наблюдений: веса “защитных” бумаг сокращаются, а растущий сегмент (quality growth) дает небольшой приток рыночного риска. Таким образом если нужен небольшой защитный компонент - классический вариант более предпочтителен.
3. Большие отрицательные β фактора HML свидетельствуют о том, что фактор качества продавал “дешевые” и покупал “дорогие” компании, что совпадает с интуитивным определением “качества” (качественные = дорогие). Результат полностью соответствует наблюдениям Novy-Marx (2014a) об отрицательной корреляции с фактором Value.

4. Положительный и устойчиво значимый UMD показывает, что компонент качества частично совпадает с эффектом импульса, но не поглощается им, так как альфа практически не изменяется. Корреляцию “качества” с фактором Momentum также фиксировали Lioui & Tarelli, (2020)
5. Коэффициент β SMB колеблется вокруг нуля и становится значимым лишь в расширенной робастной модификации, то есть QAL в целом слабо чувствителен к размеру. Факторы RMW (прибыльность) и CMA (инвестиции) статистически не значимы вовсе.
6. Добавление фактора лог-доходности рублевой цены на Brent (OIL) практически не меняет альфу и другие коэффициенты. Однако робуст-вариант фактора QAL демонстрирует статистически значимую, но экономически умеренную положительную экспозицию к динамике рублевой нефти ($\beta \approx 0,09$). Данный подход уменьшает влияние единичных наблюдений и связь с нефтью проявляется чище, тем не менее альфа остается на примерно том же уровне, а значит уникальная доходность фактора сохраняется и включение QAL в портфель не превращает его в квази-нефтяную ставку.

В совокупности результаты подтверждают тезис о том, что QAL – самостоятельный и экономически значимый фактор, который обогащает факторные модели. Важным дополнением является то, что включение робастной регрессии Хьюберта ($\varepsilon = 1,3$) в процедуру оценки λ увеличивает статистическую и оперативную устойчивости, не жертвуя экономической премией. Выбор между классической и робастной модификациями заключается в терпимости к риску и операционным ограничениям.

Факторы QMJ и оп QMJ также проходили подобное тестирование. В таблице (табл. 6) представлены результаты.

Таблица 6. Альфа Йенсена модификаций фактора QMJ в моделях Фама-Френча и расширенной модели с OIL.

Factor		Modification				
		QMJ				
R^2		0,117	0,171	0,265	0,313	0,320
R^2_{adj}		0,067	0,026	0,981	0,117	0,082
Alpha		0,010	0,009	0,013**	0,012**	0,012*
		(0,006)	(0,006)	(0,006)	(0,006)	(0,006)
$(R_m - R_f)$		0,139**	0,172**	0,242*	0,272**	0,239*
		(0,060)	(0,075)	(0,127)	(0,134)	(0,134)
SMB		0,013	-0,019	0,052	0,021	0,031
		(0,063)	(0,072)	(0,054)	(0,063)	(0,064)
HML		-0,052	-0,178**	0,050	-0,071	-0,034
		(0,065)	(0,077)	(0,136)	(0,160)	(0,203)
UMD			-0,112		-0,106	-0,098
			(0,076)		(0,076)	(0,079)
RMW				0,093	0,089	0,092
				(0,095)	(0,076)	(0,081)
CMA				0,190	0,188	0,168
				(0,134)	(0,134)	(0,136)
OIL						0,027
						(0,045)
		QMJ (industry)				
R^2		0,236	0,325	0,323	0,237	0,407
R^2_{adj}		0,140	0,207	0,169	0,132	0,200
Alpha		0,022***	0,020***	0,024***	0,023***	0,023***
		(0,007)	(0,006)	(0,007)	(0,006)	(0,006)
$(R_m - R_f)$		-0,015	0,038	0,084	0,132	0,122
		(0,073)	(0,080)	(0,084)	(0,085)	(0,119)
SMB		0,295***	0,244***	0,330***	0,279***	0,283***
		(0,099)	(0,081)	(0,090)	(0,078)	(0,083)
HML		0,044	-0,157	0,139	-0,060	-0,049
		(0,134)	(0,105)	(0,102)	(0,140)	(0,178)
UMD			-0,179*		-0,174	-0,171
			(0,095)		(0,108)	(0,117)

RMW	0,076 (0,111)	0,068 (0,079)	0,069 (0,083)
CMA	0,183* (0,108)	0,179 (0,111)	0,173 (0,137)
OIL			0,008 (0,047)

Источник: составлено авторами

Аналогично предыдущему сравнению выделим ключевые наблюдения после анализа результатов QMJ и индустриального QMJ в факторных моделях:

1. Можно заметить, что отраслевое выравнивание удваивает экономическую премию ($\alpha \approx 0,01$ и $\alpha \approx 0,022$) и ее статистическая значимость также поднимается до уровня 1%. Каждая компания оценивается относительно однородных конкурентов, таким образом QMJ фиксируется реальное внутриотраслевое “качество”.
2. Портфель, отобранный по QMJ более процикличен, о чем свидетельствует результат коэффициентов и значимости ($R_m - R_f$), однако отраслевая стандартизация превращает его в более рыночно-нейтральный.
3. Отраслевая стандартизация кардинально меняет и размерный профиль: появляется устойчивая экспозиция к SMB, которую при необходимости можно устранить отдельным хеджем. Вероятно, отраслевой QMJ повышает эффективность портфеля через привлечение более рискованных “качественных малых компаний”. При этом альфа Йенсена остается на уровне, что подчеркивает, что премия за качество по QMJ не является простой размерной премией. Данный факт согласуется с наблюдениями о повышении волатильности из п. 3.1.
4. QMJ портфель чаще держит более дорогие бумаги, поэтому коэффициент HML выходит отрицательным, однако как только показатели качества стандартизируются внутри отрасли – отрицательная нагрузка становится ниже. В целом это согласуется с наблюдениями Asness et al. (2018), где обсуждается что “дороговизна” частично секторная, но не целиком, так как внутри отраслей все же есть различие в цене “качественных” и “мусорных” компаний.
5. Сигнал прибыльности RWM уже входит в сам интегральный QMJ и фактор RWM не приносит новой информации и статистически не значим. Консервативная политика инвестиций в индустриальной (отраслевой) версии фактора частично статистически

подтверждена, но не во всем факторным моделям. Ее вклад мал и не заменяет основную альфу.

6. К нефтяному макрофактору экспозиция отсутствует, следовательно, QMJ-доходность не зависит от одного из ключевых макрошоков российского рынка. Вероятно, это связано с тем, что в QMJ каждому показателю присваивается одинаковый вес и суммирование трех блоков (рентабельность, рост и безопасность) нивелирует зависимость от нефти. В случае с отраслевым OMJ первая стандартизация проводится внутри сектора, тем самым отраслевой шок обнуляется, о чем свидетельствует практически нулевой коэффициент при OIL.

Таким образом, отраслевое выравнивание не только устраняет процикличность и усиливает премию QMJ, но и задает четкие вторичные нагрузки: положительную экспозицию к размеру и небольшую отрицательную к фактору моментума. Полученный фактор представляет собой более “чистую” и статистически убедительную форму премии “качества” по QMJ, пригодную для включения в рыночно-нейтральные многофакторные портфели,

H1 – подтверждается: После проведенного анализа коэффициентов альфа факторов QAL и QMJ в факторных моделях можно прийти к выводу что оба фактора при правильной спецификации дают статистически и экономически значимую альфу Йенсена, но они сильно различаются по стилевым экспозициям: QAL больше согласуется с Momentum и анти-Value стратегиями, тогда как индустриальная версия QMJ добавляет “Quality-small-cap” премию при низкой связи с рынком и нефтяным макрофактором. Таким образом, гипотеза о значимости премии за “качество” на российском рынке (**H1**) окончательно подтверждена, что полностью согласуется с литературой (Asness et al, 2018; Jiao & Cooper, 2023).

3.3. Динамика накопленной доходности и стресс-устойчивость факторов Quality

Выполняя количественную оценку премии “качества” полезно прежде всего проследить как она накапливается во времени относительно базовых рыночных ориентиров – индекса ИМОЕХ и среднего портфеля (рис. 5), взвешенного по капитализации. Кумулятивные доходности позволят увидеть не только итоговую разницу в уровнях доходности портфелей, но и характер движения: скорость нарастания, глубину просадок, скорость восстановления и синхронность поворотов точек.

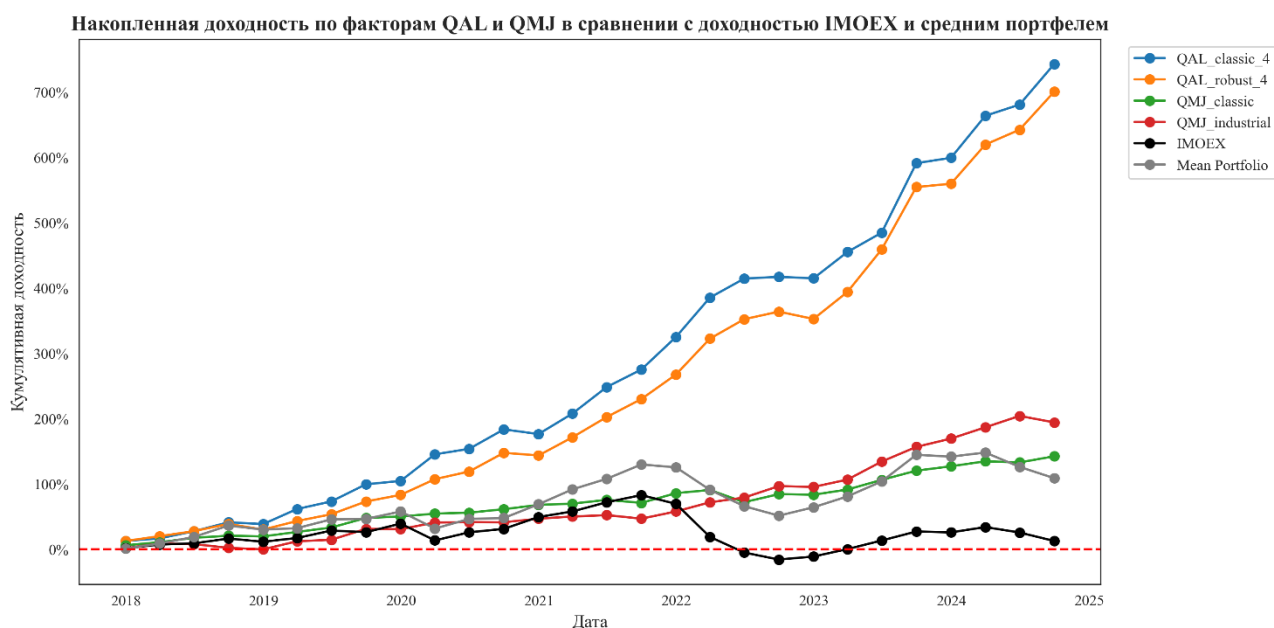


Рисунок 5. Накопленная доходность по факторам QAL (N = 4) и QMJ в сравнении с доходностью ИМОЕХ и средним портфелем

Обе модификации QAL с 4-квартальным сглаживанием λ экспоненциально опережают как ИМОЕХ, так и средний портфель, также взвешенный по капитализации. Хотя присутствуют минимальные просадки в периоды, когда рушится индекс, QAL-факторы остаются далеко в плюсе. Визуально можно подтвердить “защитность” фактора, так как обе линии QAL лишь “сгибаются”, тогда как доходность среднего портфеля падает, а фондовый индекс уходит в отрицательную область.

H2 – подтверждается: Визуально кумулятивная доходность QAL также сильно опережает оба варианта QMJ, что окончательно подтверждает гипотезу о том, что QAL, основанный на двухшаговом PLS-фильтре L-M-R, показывает себя более эффективно в сравнении с QMJ, основанном на Z-score агрегации (*H2*).

График доходности QMJ больше похож на “тихую гавань”, так как на протяжении всего времени является прямой линией и был выше отраслевого до 2022 года. Отраслевой QMJ до 2022 года также представляет собой практически прямую линию (с кумулятивной доходностью ниже классического QMJ), однако после введения санкций на рынке произошло больше IPO, вероятно, происходит ротация в “качественные малые компании” и к концу выборки индустриальный QMJ уже опережает базовый QMJ и средний портфель.

H3 – частично подтверждается: QMJ с отраслевой стандартизацией действительно стал “чище” (экспозиция к OIL практически нулевая), однако ожидаемого итогового снижения средней премии не произошло. При этом до 2022 года кумулятивная доходность отраслевого QMJ действительно была ниже, однако на данном рубеже происходит “перелом”. Отраслевой QMJ обращает внимание на “качественные малые” компании внутри отраслей, что и повлияло на итоговый результат. Следует учитывать, что выборка данных всего 28 кварталов, с двумя крупными шоками (пандемия COVID-19 и санкции 2022), при более длительном стабильном диапазоне мог получиться иной результат. Интересно, что премия за “quality-small-cap” может усиливаться в периоды шоков и это подтверждено в литературе (Lioui & Tarelli, 2020). Рост кумулятивной доходности отраслевого QMJ с 2022, который делает ставку на “малые качественные компании”, согласуется с данной концепцией. Таким образом только первая часть гипотезы (*H3*) подтверждается.

Дополнительным макрофактором, который мог усилить различие между траекториями является ограничение движения капитала после 2022 года. Активы российских инвесторов, размещенные в иностранных ETF и ADR, оказались частично недоступны и постепенно интерес таких инвесторов перенаправлялся на локальный рынок, прежде всего на “прозрачные” компании с устойчивыми метриками “качества”. Такой миграционный процесс способен влиять сразу на 2 наблюдаемых эффекта:

1. Ускорение индустриальной QMJ путем внимания к сегменту “quality-small-cap”.
2. Увеличение угла наклона QAL: свежая ликвидность концентрируется в “премиальных” бумагах с низкими кредитными рисками и предсказуемыми денежными потоками, что особенно актуально в периоды нестабильности и ограничений в целом.

Таким образом, часть послешокового ускорения QAL и более хорошие результаты отраслевого QMJ могут объясняться не только фундаментальной переоценкой качества, но и перераспределением ранее внешних инвестиций на внутреннюю площадку. Однако тестирование данного предположения не проводилось в данной работе и могло было бы быть рассмотрено в дальнейшем.

Дополним визуальные выводы формальной проверкой β -экспозиции в разных фазах рынка: кризисные условия или “стресс” ($RVIX > 70\%$ перцентиля) и нормальные рыночные условия или “спокойствие” ($RVIX < 30\%$ перцентиля). Ниже (табл. 7) представлены результаты полученных γ -сдвигов для портфелей и совместная значимость по Wald-критерию.

Таблица 7. Динамика β факторов QAL и QMJ при разных сглаживаниях: оценка режимных γ -сдвигов и совместный Wald-тест. β_0

Factor	EWMA	R ²	R ² _{adj}	β_0	γ_{stress}	γ_{calm}	Wald
QAL (classic)	0	0,392	0,305	-0,022	-0,079*** (0,027)	0,012 (0,030)	8,863**
QAL (classic)	2	0,08	-0,052	-0,215	0,051 (0,081)	0,111* (0,065)	2,973
QAL (classic)	4	0,066	-0,068	-0,273	0,048 (0,098)	0,128 (0,081)	2,600
QAL (classic)	8	0,064	-0,07	-0,168	0,025 (0,071)	0,096* (0,053)	3,255
QAL (classic)	12	0,400	0,313	0,090	-0,071*** (0,019)	0,009 (0,016)	26,902***
QAL (classic)	16	0,295	0,194	0,151	-0,068** (0,028)	-0,005 (0,026)	6,081**
QAL (robust)	0	0,1	-0,029	-0,113	-0,017 (0,051)	0,077** (0,039)	5,174*
QAL (robust)	2	0,214	0,102	-0,068	-0,037 (0,029)	0,048** (0,021)	12,465***
QAL (robust)	4	0,227	0,117	-0,110	-0,060 (0,039)	0,073*** (0,027)	9,914***
QAL (robust)	8	0,318	0,220	0,091	-0,089*** (0,034)	-0,018 (0,034)	6,704**
QAL (robust)	12	0,201	0,087	0,205	-0,080* (0,044)	-0,027 (0,039)	3,517
QAL (robust)	16	0,231	0,121	0,238	-0,107**	-0,027	4,159

					(0,054)	(0,048)	
QMJ	–	0,049	-0,049	0,030	-0,001	0,043	2,576
					(0,036)	(0,027)	
QMJ (industry)	–	0,067	0,057	-0,148	-0,061	0,052*	5,410*
					(0,047)	(0,031)	

Источник: составлено авторами

Классический QAL дает четкий “защитный” эффект, но он проявляется лишь при мгновенной оценке λ ($N = 0$) и при длинных шоках (12-16 кварталов). γ_{stress} отрицателен и значим, γ_{calm} статистически не отличается от нуля, а совместный Wald-тест уверенно отвергает гипотезу $\gamma_{stress} = \gamma_{calm} = 0$ ($p < 0,05$).

Робастный QAL фиксирует изменение β более последовательно, однако величина защитного сдвига оказывается скромнее и ярко проявляется лишь на отдельных горизонтах сглаживания. Уже при сглаживании 2 и 4 квартала наблюдается умеренное снижение β в периоды шоков и существенный подъем в кварталах с нормальными рыночными условиями, а Wald-тест $\leq 0,01$. В целом это еще раз подтверждает, что робастная оценка λ снижает шум и делает “защитность” фактора устойчивее, но значимость колеблется, а величина эффекта ниже. Робастная модификация не показывает гладкой монотонной динамики: шум фильтруется сильнее и защитный сдвиг возникает только на тех горизонтах, где накапливается длительный “стресс” ($\lambda \approx 8, 12, 16$).

QMJ в стандартной версии защитных свойств не показывает ($\gamma_{stress} \approx 0$, Wald-p = 0,28). Отраслевая нормализация немного улучшает картинку: γ_{stress} уходит в отрицательную зону, γ_{calm} – в положительную (как и должно быть), а Wald значим на уровне 10%, но это все еще ниже академической нормы в 5% значимости.

При ограниченной выборке защитные свойства в целом наблюдаются у модификаций QAL и QAL, но у робастной модификации они более устойчивы, хотя не так статистически значимы, как у некоторых сглаживаний классической версии. Фактор QMJ остается статистически нейтральным. Результаты следует трактовать с осторожностью, так как небольшое число наблюдений увеличивает стандартные ошибки. Возможно, часть эффектов не достигает полного уровня значимости именно из-за нехватки данных.

H4 – частично подтверждается: После проведенного анализа гипотеза о защитности (**H4**) в целом подтверждается для портфелей QAL (как классического, так и робастного), что соответствует оригинальной статье (Jiao & Cooper, 2023). “Защита” проявляется в периодах острых и затяжных шоков и исчезает в более спокойные периоды с нормальными рыночными условиями, а “процикличность” появляется, когда защитный сдвиг слабый (для классического QAL это промежуточные сглаживания $N = 2, 4$ и 8 , а для робастного – $0, 2$ и 4). Для QMJ убедительного сигнала нет (кроме слабого в отраслевой версии) и “защитность” остается неподтвержденной, что является расхождением с литературой (Assnes et al, 2018). Однако при отраслевой стандартизации у QMJ наблюдается хотя и слабый, но все же эффект “бегства в качество” с последующим затуханием.

4. Заключение

Данное исследование представляет собой всесторонний и глубокий анализ “качества” на российском развивающемся рынке. В работе была предложена и эмпирически проверена методология формирования фактора Quality для российского развивающегося рынка, учитывающая его структурные и институциональные особенности, такие как секторная концентрация и макроэкономическая нестабильность.

Авторами были исследованы различные методологии к формированию фактора Quality и собраны факторы с помощью двух уникальных подходов:

1. QAL с помощью метода двухшагового PLS-фильтра L-M-R (Jiao & Cooper, 2023)
2. QMJ с помощью Z-score ранговой агрегации (Asness et al., 2018)

Затем был проведен сравнительный анализ самих факторов Quality, состава и особенностей, а также доходностей и коэффициентов Шарпа портфелей, собранных на основе построенных факторов Quality. В дальнейшем эффективность факторов проверялась в рамках классических факторных моделей Фама-Френча, расширенных за счет макроэкономического фактора – доходности нефти, специфического для российского рынка. Важной частью исследования стала проверка свойств факторов Quality в условиях высокой волатильности и в более спокойных рыночных условиях.

В исследовании были поставлены четыре основные гипотезы, две из которых подтвердились полностью, две – частично. Так, основная гипотеза исследования о существовании премии за “качество” на российском рынке и гипотеза о превосходстве фактора QAL над QMJ подтвердились полностью. Все факторы Quality обеспечили устойчивую и статически значимую альфу Йенсена в факторных моделях, при этом QAL демонстрировал более высокую доходность и лучшие риск-скорректированные показатели. Гипотеза о влиянии отраслевой стандартизации на фактор QMJ подтвердилась частично. Так, стандартизация сделала фактор более “чистым” и рыночно-нейтральным, а премия перетекла в сегмент “малых качественных” компаний. И последняя гипотеза о свойствах фактора Quality в периодах рыночного стресса подтвердилась также частично, так как хотя и оба фактора качества в каком-то виде продемонстрировали защитные свойства и затухание, но эффекты неустойчивы во всех режимах и не универсальны (в случае для QMJ - лишь отраслевая версия продемонстрировала слабый эффект).

Можно выделить следующие рекомендации для лиц, заинтересованных в исследовании:

1. Фактор качества QAL продемонстрировал свою значимость и приносил значительную премию в сравнении с бенчмарками. При некоторой адаптации к условиям реальной торговли данный модельный фактор можно было бы применять в реальных торговых стратегиях. Выбор оценки склонности зависит от риск-профиля конкретного инвестора или фонда. Классический QAL больше подходит инвесторам, для которых приоритетом является максимизация премии и которые готовы принять дополнительные транзакционные издержки. Робастный QAL ориентирован на инвесторов и управляющих, ориентированным на снижение операционных расходов и баланс между стабильностью доходности и затратами на реализацию стратегии.
2. Фактор QMJ больше похож на “тихую гавань”, он подходит инвесторам ориентированным на защиту капитала, так как практически не проявил зависимость от макроэкономических факторов. А отраслевая версия проявила даже улучшение доходности после санкционного шока.
3. Рекомендуется регулярно пересматривать факторные модели с учетом изменения макроэкономических вводных, так как исследования показали чувствительность к режимным сдвигам.
4. При дальнейшем изучении темы фактора Quality рекомендуется глубже изучение влияние макроэкономических факторов, а также, возможно, протестировать ESG-вишенку к премии за “качество”.

Таким образом, полученные результаты восполняют пробел в литературе и вносят значимый вклад в изучение премии за “качество”, особенно на развивающемся рынке России, подтверждая ее существование при составлении портфелей в соответствии с сигналами изученных в исследовании версий факторов Quality. Результаты также демонстрируют динамическое поведение “качественных” портфелей в различных фазах экономического цикла, что не может не остаться отмеченным.

Список использованной литературы:

1. Абрамов, А. Е., Радыгин, А. Д., Чернова, М. И. (2021). Российский Фондовый Рынок: Тенденции, Вызовы, Ориентиры Развития. Вопросы Экономики, 11, 5-32.
2. Ершов, М. В. (2022). Российская Экономика в Условиях Новых Санкционных Вызовов. Вопросы Экономики, 12, 5-23.
3. Земцов, С. П. (2020). Институты, Предпринимательство и Региональное Развитие в России. Журнал Новой Экономической Ассоциации, 46(2), 168-180.
4. Greenblatt, J. (2006). The Little Book that Beats the Market. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
5. Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589-609.
6. Asness, C. S., Moskowitz, T. J. & Pedersen, L. H. (2013). Value and Momentum Everywhere. The Journal of Finance, 68(3), 929-985.
7. Asness, C. S., Frazzini, A. & L. H. Pedersen. (2019). Quality Minus Junk. Review of Accounting Studies, 24(1), 34-112.
8. Bartram, S. M., Lohre, H., Pope, P. F. & Ranganathan, A. (2021). Navigating the Factor Zoo Around the World: An Institutional Investor Perspective. Journal of Business Economics, 91(5), 655-703.
9. Bekaert, G., Harvey, C. R. & Mondino, T. (2023). Emerging Equity Markets in a Globalized World. Emerging Markets Review, 56, 101034.
10. Blitz, D., Hanauer, M. X., Vidojevic, M. & Vliet, v. P. (2018). Five Concerns with the Five-Factor Model. Journal of Portfolio Management, 44(4), 71-78.
11. Carhart, M. M. (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. The Journal of Finance, 52(1), 57-82.
12. Datta, S. & Chakraborty, A. (2019). Q-Factors in Empirical Asset Pricing: A Review and Synthesis. Journal of Economic Surveys, 33(4), 1325-1347.
13. Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. The Journal of Finance, 47(2), 427-465.
14. Fama, E. F., & French, K. R. (2015). A Five-Factor Asset Pricing Model. Journal of Financial Economics, 116(1), 1-22.
15. Fama, E. F., & French, K. R. (2018). Choosing Factors. Journal of Financial Economics, 128(2), 234-252.

16. Feng, G., Giglio, S. & Xiu, D. (2020). Taming the Factor Zoo: A Test of New Factors. *The Journal of Finance*, 75(3), 1327-1370.
17. Ferson, W. E. & Harvey, C. R. (1993). The Risk and Predictability of International Equity Returns. *The Review of Financial Studies*, 6(3), 527-566.
18. Frazzini, A., & Pedersen, L. H. (2014). Betting Against Beta. *Journal of Financial Economics*, 111(1), 1-25.
19. González-Uribeaga, A., & Rubio, G. (2021). The Quality Premium with Leverage and Liquidity Constraints. *International Review of Financial Analysis*, 75, 101699.
20. Haddad, V., Kozak, S. & Santosh, S. (2020). Factor Timing. *The Review of Financial Studies*, 33(5), 1980-2018.
21. Hsu, J. C., Kalesnik, V. & Kose, E. (2019). What Is Quality? *Financial Analysts Journal*, 75(2), 44-61.
22. Ilmanen, A., Israel, R., Moskowitz T. J., Thapar, A. K. & Lee, R. (2019). How Do Factor Premia Vary Over Time? A Century of Evidence. Working paper, available at: <https://ssrn.com/abstract=3400998> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3400998>.
23. Jiao, Z. & Cooper, R. (2023). A “Quality” Quality Factor. *Journal of Portfolio Management*, 49(5), 58-69.
24. Kelly, B. T. & Pruitt, S. (2017). The Three-Pass Regression Filter: A New Approach to Forecasting Using Many Predictors. *Journal of Econometrics*, 186(2), 294-316.
25. Klyuev, N. N. (2020). Current Changes on the Industrial Map of Russia. *Regional Research of Russia*, 10(4), 494-505.
26. Kyosev, G., Hanauer, M. X., Huij, J. & Lansdorp, S. (2020). Does Earnings Growth Drive the Quality Premium? *Journal of Banking and Finance*, 114, 105785.
27. Lalwani, V. & Chakraborty, M. (2018). Quality Investing in the Indian Stock Market. *Managerial Finance*, 44(2), 127-141.
28. Light, N., Maslov, D. & Rytchkov, O. (2017). Aggregation of Information About the Cross Section of Stock Returns: A Latent Variable Approach. *The Review of Financial Studies*, 30(4), 1339–1381.
29. Lioui, A. & Tarelli, A. (2020). Factor Investing for the Long Run. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 117, 103960.
30. Lu, C., Wu, H. & Su, Y. (2024). The Icing on the Cake: ESG Effect on the Quality Factor Portfolios. *Finance Research Letters*, 70, 106304.

31. McCarthy, D. J. & Puffer, S. M. (2002). Corporate Governance in Russia: Towards a European, US, or Russian Model? *European Management Journal*, 20(6), 630-640.
32. Ng, C. C. A. & Shen, J. (2020). Quality Investing in Asian Stock Markets. *Accounting & Finance*, 60(3), 3033-3064.
33. Novy-Marx, R. (2013). The Other Side of Value: The Gross Profitability Premium. *Journal of Financial Economics*, 108(1), 1-28.
34. Novy-Marx, R. (2014a). Quality Investing. Working paper, University of Rochester, Rochester, NY, May, available at: <http://rnm.simon.rochester.edu/research/QDoVI.pdf>.
35. Novy-Marx, R. (2014b). Understanding Defensive Equity. Working paper, University of Rochester, Rochester, NY, available at: <http://rnm.simon.rochester.edu/research/QDoVI.pdf>.
36. Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
37. Otero González, L., Durán Santomil, P., Vieito, J. P. d. T. & Reboredo, J. C. (2025). How to Improve Quality Investing? *BRQ Business Research Quarterly*, 28(2), 453-473.
38. Piotroski, J. D. (2000). Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers. *Journal of Accounting Research*, 38, 1-41.
39. Saleem, K. & Vaihekoski, M. (2010). Time-Varying Global and Local Sources of Market and Currency Risk in Russian Stock Market. *International Review of Economics & Finance*, 19(4), 686-697.

Приложение А1

RETURN

Квартальная доходность:

$$Return = \frac{P_{t+1} - P_t}{P_t}$$

Переменные рентабельности (Profitability):

Чем выше метрики рентабельности – тем выше «качество»

ROE

(Return on Equity)

Квартальная рентабельность собственного капитала:

$$ROE = \frac{Net\ Income\ to\ Stockholders}{Book\ Equity}$$

ROA

(Return on Assets)

Квартальная рентабельность активов:

$$ROA = \frac{Net\ Income\ to\ Stockholders}{Total\ Assets}$$

ROIC

(Return on Invested Capital)

Квартальная рентабельность инвестированного капитала. Добавление данной переменной основано на актуальной научной статье, в которой верхний квинтиль ROIC дал наибольшую риск-скорректированную премию среди всех метрик качества, проверенных авторами (Otero González et al., 2025).

$$ROIC_t = \frac{EBIT_t \cdot (1 - TaxRate_t)}{\frac{1}{2}(InvestedCapital_t + InvestedCapital_{t-1})}$$

CFOA

(Cash Flow from Operations to Assets)

Квартальный денежный поток от операций к активам:

$$CFOA = \frac{Net\ Income\ to\ Stockholders + Depreciation\ \&\ Amortization\ (CF) - \Delta\ WC - CAPEX}{Total\ Assets}$$

GMAR

(Gross Margin)

Квартальная валовая маржа:

$$GMAR = \frac{Gross\ Profit}{Revenue\ (Reported)}$$

GPOA

(Gross Profitability)

Квартальная валовая прибыль активов:

$$GPOA = \frac{Gross\ Profit}{Total\ Assets}$$

ACC

(Accruals) (инвестирован)

Квартальная маржа начислений:

$$ACC = - \frac{Depreciation\ \&\ Amortization\ (CF) - \Delta\ WC}{Revenue\ (Reported)}$$

Приложение А2

Переменные роста (Growth):

Прирост показателей рентабельности за 3 года (12 кварталов)

Чем выше метрики рентабельности – тем более позитивная динамика «качества» компаний.

dROE	$\Delta ROE_t = ROE_t - ROE_{t-12}$
dROA	$\Delta ROA_t = ROA_t - ROA_{t-12}$
dROIC	$\Delta ROIC_t = ROIC_t - ROIC_{t-12}$
dCFOA	$\Delta CFOA_t = CFOA_t - CFOA_{t-12}$
dGMAR	$\Delta GMAR_t = GMAR_t - GMAR_{t-12}$
dGPOA	$\Delta GPOA_t = GPOA_t - GPOA_{t-12}$

Приложение А3

Переменные безопасности (Safety):

Чем выше метрики безопасности (финансовой устойчивости) – тем более устойчива компания.

LEV

(Leverage) (инвертирован)

Квартальный финансовый рычаг:

$$LEV = - \frac{LongTerm Debt + ShortTerm Borrowings + Minority Interest + Preferred Equity}{Total Assets}$$

EVOL

(Earnings Volatility)

(инвертирован)

Квартальная волатильность прибыли за последние 3 года:

$$EVOL = -\sigma(ROE_{t-11}, \dots, ROE_t)$$

BAB

(Betting Against Beta)

(инвертирован)

Minus beta (Frazzini & Pedersen, 2014). Используется как характеристика низкого рыночного риска.

$$BAB_t = -\beta_t = -\left(\frac{\sigma_t^{6m}}{\sigma_{m,t}^{6m}} \times \rho_m^{3Y}\right)$$

где:

σ_t^{6m} – волатильность акции за 6 месяцев (2 квартала),

$\sigma_{m,t}^{6m}$ – волатильность индекса IMOEX за 6 месяцев (2 квартала),

ρ_m^{3Y} – корреляция акции с индексом за 3 года (12 кварталов).

Z

(Altman Z-score)

Оценка вероятности банкротства компании с использованием модели Альтмана (Altman, 1968):

$$Z = 1,2 \frac{WC}{Total Assets} + 1,4 \frac{Retained Earnings}{Total Assets} + 3,3 \frac{EBIT}{Total Assets} + 0,6 \frac{MV}{Total Liabilities} + 1,0 \frac{Revenue}{Total Assets}$$

O

(Ohlson O-score)

(инвертирован)

Оценка вероятности банкротства компании с использованием модели Олсона (Ohlson, 1968):

$$O = -\left(-1,32 - 0,407 \cdot \ln\left(\frac{Adjusted Assets}{CPI}\right) + 6,03 \cdot TLTA - 1,43 \cdot WCTA + 0,079 \cdot CLCA - 1,72 \cdot OENEG - 2,37 \cdot NITA - 1,83 \cdot FUTL + 0,285 \cdot INTWO - 0,521 \cdot CHIN\right)$$

где:

$Adjusted Assets = Total Assets + 0,1(MV - BE)$

$TLTA = Total Debt / Adjusted Assets$

$WCTA = (Current Assets - Current Liabilities) / Adjusted Assets$

$CLCA = Current Liabilities / Current Assets$

$OENEG = 1$, если $Liabilities > Assets$

$NITA = Net Income to Stockholders / Total Assets$

$FUTL = EBT / Total Liabilities$

$CHIN = \frac{|Net Income to Stockholders_t - Net Income to Stockholders_{t-1}|}{|Net Income to Stockholders_t| + |Net Income to Stockholders_{t-1}|}$

Приложение В

Таблица В1. Корреляционная матрица показателей, используемых в работе

	ROE	ROA	ROIC	CFOA	GMAR	GPOA	ACC	dROE	dROA	dROIC	dCFOA	dGMAR	dGPOA	LEV	EVOL	BAB	Z	O
ROE	1																	
ROA	0,90	1																
ROIC	0,238	0,469	1															
CFOA	0,230	0,439	0,19	1														
GMAR	0,058	0,182	0,028	0,041	1													
GPOA	0,253	0,294	0,194	0,151	0,176	1												
ACC	0,046	0,102	0,061	-0,776	0,054	0,013	1											
dROE	0,574	0,165	0,067	0,062	0,014	0,085	0,033	1										
dROA	0,275	0,591	0,280	0,263	0,081	0,168	0,077	0,294	1									
dROIC	0,187	0,276	0,665	0,145	-0,015	0,229	0,009	0,105	0,303	1								
dCFOA	0,096	0,197	0,085	0,608	-0,015	0,086	-0,523	0,088	0,308	0,113	1							
dGMAR	0,043	0,137	0,088	-0,008	0,367	-0,004	0,089	0,086	0,241	0,056	-0,011	1						
dGPOA	-0,102	-0,079	-0,064	-0,074	0,083	-0,269	0,057	0,027	0,062	-0,194	-0,027	0,316	1					
LEV	0,075	0,358	0,159	0,125	0,106	0,161	0,064	0,026	0,126	0,117	0,041	0,052	-0,064	1				
EVOL	-0,029	0,102	0,011	0,066	0,071	0,036	-0,004	-0,092	0,036	-0,012	0,021	0,02	0,008	0,268	1			
BAB	0,018	-0,065	-0,044	-0,044	-0,112	0,088	-0,022	0,028	-0,017	0,042	0,004	-0,066	-0,092	-0,036	-0,029	1		
Z	0,239	0,562	0,240	0,250	0,171	0,424	0,057	0,066	0,238	0,175	0,088	0,078	-0,108	0,521	0,141	0,008	1	
O	0,109	0,450	0,195	0,199	0,163	0,094	0,047	0,039	0,167	0,117	0,074	0,085	-0,034	0,924	0,254	-0,107	0,595	1

Источник: составлено авторами

Приложение С1



Рис. С1.1. Динамика λ для классического QAL с различными сглаживаниями (слева направо: $N = 2, 4, 8, 12, 16$)

Приложение С2



Рис. С2.1. Динамика λ для робастного QAL с различными сглаживаниями (слева направо: $N = 2, 4, 8, 12, 16$)

Приложение D1

Таблица D1.1. Сравнение альфа Йенсена портфелей Quality в факторных моделях (FF3, FF4 и FF5)

Factor	EWMA	Model	R ²	R ² _{adj}	Alpha	HAC	Rm-Rf	HAC	SMB	HAC	HML	HAC	UMD	HAC	RMW	HAC	CMA	HAC	OIL	HAC
QAL (classic)	0	FF3	0,271	0,180	0,074***	0,011	0,082	0,087	-0,108	0,166	-0,585***	0,216								
QAL (classic)	2	FF3	0,271	0,180	0,067***	0,013	0,039	0,104	-0,091	0,143	-0,609***	0,169								
QAL (classic)	4	FF3	0,233	0,137	0,051***	0,013	-0,003	0,108	-0,016	0,138	-0,544***	0,133								
QAL (classic)	8	FF3	0,178	0,075	0,038***	0,013	0,034	0,081	0,121	0,108	-0,306**	0,132								
QAL (classic)	12	FF3	0,188	0,087	0,019*	0,010	0,158***	0,057	-0,088	0,130	-0,376***	0,135								
QAL (classic)	16	FF3	0,211	0,112	0,016	0,010	0,210***	0,063	-0,078	0,149	-0,308**	0,146								
QAL (robust)	0	FF3	0,318	0,232	0,073***	0,010	0,091	0,078	0,004	0,136	-0,544***	0,193								
QAL (robust)	2	FF3	0,311	0,225	0,073***	0,011	0,110	0,090	-0,030	0,129	-0,517***	0,144								
QAL (robust)	4	FF3	0,270	0,178	0,049***	0,010	0,070	0,078	0,015	0,120	-0,482***	0,138								
QAL (robust)	8	FF3	0,129	0,020	0,034***	0,009	0,124	0,073	-0,006	0,122	-0,242**	0,122								
QAL (robust)	12	FF3	0,251	0,157	0,022**	0,010	0,240***	0,065	-0,105	0,158	-0,286*	0,148								
QAL (robust)	16	FF3	0,274	0,183	0,020**	0,009	0,272***	0,076	-0,091	0,149	-0,192	0,153								
QMJ	—	FF3	0,117	0,007	0,010	0,006	0,139**	0,060	0,013	0,063	-0,052	0,065								
QMJ (industry)	—	FF3	0,236	0,140	0,022***	0,007	-0,015	0,073	0,295***	0,099	0,044	0,134								
QAL (classic)	0	FF4	0,251	0,239	0,076***	0,010	0,026	0,108	-0,053	0,171	-0,370	0,249	0,192	0,132						
QAL (classic)	2	FF4	0,417	0,315	0,069***	0,012	-0,039	0,098	-0,016	0,115	-0,314**	0,150	0,263***	0,088						
QAL (classic)	4	FF4	0,299	0,177	0,053***	0,012	-0,057	0,101	0,037	0,111	-0,339**	0,144	0,184**	0,080						
QAL (classic)	8	FF4	0,202	0,063	0,039***	0,013	0,003	0,080	0,151	0,093	-0,187*	0,111	0,106	0,075						
QAL (classic)	12	FF4	0,189	0,047	0,019*	0,010	0,161***	0,058	-0,091	0,135	-0,387**	0,165	-0,010	0,108						
QAL (classic)	16	FF4	0,215	0,078	0,016	0,011	0,223***	0,065	-0,091	0,152	-0,357**	0,181	-0,044	0,132						
QAL (robust)	0	FF4	0,377	0,268	0,075***	0,009	0,044	0,070	0,050	0,122	-0,363*	0,221	0,161**	0,083						
QAL (robust)	2	FF4	0,340	0,225	0,074***	0,010	0,079	0,099	0,000	0,114	-0,398***	0,148	0,106	0,086						
QAL (robust)	4	FF4	0,331	0,215	0,051***	0,009	0,023	0,076	0,061	0,106	-0,303**	0,141	0,160**	0,064						
QAL (robust)	8	FF4	0,130	-0,022	0,034***	0,009	0,129**	0,076	-0,011	0,118	-0,262*	0,149	-0,017	0,109						
QAL (robust)	12	FF4	0,263	0,135	0,022**	0,010	0,261***	0,064	-0,126	0,154	-0,369**	0,177	-0,074	0,146						
QAL (robust)	16	FF4	0,299	0,177	0,019*	0,010	0,304***	0,072	-0,121	0,152	-0,313*	0,178	-0,108	0,136						
QMJ	—	FF4	0,171	0,026	0,009	0,006	0,172**	0,075	-0,019	0,072	-0,178**	0,077	-0,112	0,076						
QMJ (industry)	—	FF4	0,325	0,207	0,020***	0,006	0,038	0,080	0,244***	0,081	-0,157	0,105	-0,179*	0,095						
QAL (classic)	0	FF5	0,385	0,245	0,079***	0,008	0,100	0,103	-0,126	0,128	-0,605***	0,219			-0,227*	0,138	0,071	0,137		
QAL (classic)	2	FF5	0,296	0,135	0,070***	0,011	0,065	0,137	-0,092	0,140	-0,600***	0,188			-0,085	0,160	0,065	0,132		
QAL (classic)	4	FF5	0,252	0,082	0,054***	0,012	0,027	0,146	-0,014	0,137	-0,529***	0,147			-0,066	0,123	0,070	0,122		
QAL (classic)	8	FF5	0,207	0,027	0,041***	0,012	0,059	0,113	0,118	0,099	-0,300**	0,137			-0,099	0,121	0,065	0,116		
QAL (classic)	12	FF5	0,283	0,120	0,024***	0,008	0,228**	0,107	-0,082	0,075	-0,337**	0,137			-0,127	0,125	0,159	0,153		
QAL (classic)	16	FF5	0,314	0,158	0,021***	0,008	0,249**	0,102	-0,087	0,075	-0,305**	0,123			-0,193	0,129	0,107	0,154		
QAL (robust)	0	FF5	0,329	0,177	0,075***	0,009	0,096	0,136	-0,002	0,134	-0,550**	0,224			-0,071	0,162	0,022	0,147		
QAL (robust)	2	FF5	0,373	0,230	0,076***	0,008	0,116	0,121	-0,045	0,113	-0,537***	0,140			-0,160	0,112	0,037	0,116		
QAL (robust)	4	FF5	0,340	0,191	0,053***	0,009	0,139	0,114	0,027	0,103	-0,436***	0,132			-0,080	0,109	0,149	0,119		
QAL (robust)	8	FF5	0,204	0,023	0,037***	0,008	0,105	0,083	-0,030	0,083	-0,288**	0,119			-0,183	0,112	-0,011	0,117		
QAL (robust)	12	FF5	0,343	0,194	0,026***	0,008	0,244***	0,085	-0,125	0,087	-0,316***	0,118			-0,213	0,138	0,041	0,143		
QAL (robust)	16	FF5	0,395	0,257	0,024***	0,009	0,277***	0,086	-0,114	0,075	-0,227**	0,093			-0,244	0,122	0,046	0,149		
QMJ	—	FF5	0,265	0,098	0,013**	0,006	0,242*	0,127	0,052	0,054	0,050	0,136			0,093	0,095	0,190	0,134		
QMJ (industry)	—	FF5	0,323	0,169	0,024***	0,007	0,084	0,084	0,330***	0,090	0,139	0,102			0,076	0,111	0,183*	0,108		

Источник: составлено авторами

Приложение D2

Таблица D2.1. Сравнение альфа Йенсена портфелей Quality в факторных моделях (FF6 и FF6+OIL)

Factor	EWMA	Model	R ²	R ² _{adj}	Alpha	HAC	Rm-Rf	HAC	SMB	HAC	HML	HAC	UMD	HAC	RMW	HAC	CMA	HAC	OIL	HAC
QAL (classic)	0	FF6	0,460	0,306																
QAL (classic)	2	FF6	0,440	0,280	0,080***	0,007	0,049	0,097	-0,072	0,144	-0,393	0,297	0,186	0,120	-0,219*	0,096	0,075	0,131		
QAL (classic)	4	FF6	0,317	0,122	0,072***	0,011	-0,008	0,131	-0,015	0,113	-0,301	0,188	0,262***	0,086	-0,073	0,088	0,072	0,120		
QAL (classic)	8	FF6	0,230	0,011	0,055***	0,012	-0,024	0,144	0,040	0,107	-0,320**	0,155	0,183**	0,080	-0,058	0,082	0,074	0,115		
QAL (classic)	12	FF6	0,284	0,079	0,042***	0,012	0,030	0,114	0,149	0,084	-0,181	0,126	0,104	0,072	-0,094	0,121	0,067	0,114		
QAL (classic)	16	FF6	0,319	0,124	0,024***	0,008	0,232**	0,114	-0,085	0,087	-0,350**	0,170	-0,012	0,101	-0,128	0,127	0,158	0,156		
QAL (robust)	0	FF6	0,387	0,212	0,021**	0,009	0,263**	0,112	-0,101	0,091	-0,360**	0,173	-0,048	0,119	-0,195	0,123	0,105	0,157		
QAL (robust)	2	FF6	0,399	0,227	0,076***	0,008	0,052	0,118	0,045	0,129	-0,368	0,276	0,160*	0,088	-0,064	0,126	0,026	0,146		
QAL (robust)	4	FF6	0,402	0,231	0,077***	0,008	0,088	0,118	-0,015	0,096	-0,421**	0,171	0,102	0,077	-0,156*	0,090	0,039	0,115		
QAL (robust)	8	FF6	0,206	-0,021	0,055***	0,008	0,095	0,107	0,074	0,083	-0,254*	0,137	0,160***	0,055	-0,073	0,081	0,153	0,111		
QAL (robust)	12	FF6	0,357	0,174	0,036***	0,008	0,111	0,087	-0,037	0,085	-0,314**	0,154	-0,024	0,091	-0,184	0,112	-0,012	0,120		
QAL (robust)	16	FF6	0,424	0,259	0,026***	0,009	0,266***	0,096	-0,149	0,098	-0,408**	0,171	-0,081	0,130	-0,217*	0,127	0,039	0,146		
QAL (robust)	0	FF6	0,313	0,117	0,023**	0,009	0,308***	0,092	-0,148	0,096	-0,358**	0,155	-0,115	0,115	-0,249**	0,108	0,043	0,152		
QMJ (industry)	–	FF6	0,407	0,237	0,012**	0,006	0,272**	0,134	0,021	0,063	-0,071	0,160	-0,106	0,076	0,089	0,076	0,188	0,134		
QMJ (industry)	–	FF6			0,023***	0,006	0,132	0,085	0,279***	0,078	-0,060	0,140	-0,174	0,108	0,068	0,079	0,179	0,111		
QAL (classic)	0	FF6+OIL	0,558	0,403	0,079***	0,008	-0,119	0,095	-0,017	0,117	-0,206	0,277	0,230**	0,106	-0,204**	0,089	-0,024	0,097	0,139**	0,056
QAL (classic)	2	FF6+OIL	0,475	0,291	0,070***	0,012	-0,110	0,129	0,018	0,106	-0,187	0,244	0,289***	0,095	-0,064	0,082	0,012	0,083	0,085	0,060
QAL (classic)	4	FF6+OIL	0,357	0,131	0,054***	0,013	-0,137	0,147	0,076	0,089	-0,195	0,221	0,213**	0,092	-0,048	0,077	0,008	0,090	0,094	0,060
QAL (classic)	8	FF6+OIL	0,252	-0,010	0,041***	0,013	-0,050	0,093	0,174	0,072	-0,092	0,174	0,125*	0,076	-0,087	0,122	0,020	0,100	0,066	0,050
QAL (classic)	12	FF6+OIL	0,368	0,147	0,022**	0,009	0,077	0,120	-0,035	0,048	-0,178	0,210	0,029	0,087	-0,114	0,139	0,067	0,147	0,128***	0,046
QAL (classic)	16	FF6+OIL	0,417	0,212	0,019**	0,009	0,094	0,123	-0,047	0,054	-0,173	0,214	-0,004	0,093	-0,180	0,139	0,006	0,149	0,140***	0,053
QAL (robust)	0	FF6+OIL	0,474	0,290	0,074***	0,008	-0,103	0,098	0,095	0,089	-0,196	0,256	0,200**	0,081	-0,050	0,108	-0,066	0,108	0,129**	0,052
QAL (robust)	2	FF6+OIL	0,426	0,225	0,076***	0,009	0,007	0,114	0,012	0,080	-0,330	0,204	0,123	0,086	-0,149*	0,083	-0,009	0,101	0,068	0,042
QAL (robust)	4	FF6+OIL	0,450	0,258	0,054***	0,008	-0,017	0,095	0,110	0,055	-0,129	0,147	0,189***	0,072	-0,063	0,075	0,087	0,084	0,093**	0,042
QAL (robust)	8	FF6+OIL	0,281	0,030	0,035***	0,009	-0,019	0,096	0,005	0,047	-0,169	0,185	0,011	0,088	-0,173	0,119	-0,089	0,114	0,108**	0,044
QAL (robust)	12	FF6+OIL	0,481	0,299	0,024***	0,009	0,079	0,109	-0,089	0,045	-0,199	0,212	-0,032	0,103	-0,201	0,145	-0,072	0,131	0,155***	0,052
QAL (robust)	16	FF6+OIL	0,567	0,415	0,021***	0,008	0,107	0,091	-0,083	0,046	-0,133	0,202	-0,062	0,080	-0,231**	0,117	-0,076	0,128	0,167***	0,041
QMJ (industry)	–	FF6+OIL	0,320	0,082	0,012*	0,006	0,239*	0,134	0,031	0,064	-0,034	0,203	-0,098	0,079	0,092	0,081	0,168	0,136	0,027	0,045
QMJ (industry)	–	FF6+OIL	0,407	0,200	0,023***	0,006	0,122	0,119	0,283***	0,083	-0,049	0,178	-0,171	0,117	0,069	0,083	0,173	0,137	0,008	0,047

Источник: составлено авторами