

Г. Т. Гафурова¹,
Г. Н. Нотфуллина¹,
Л. Н. Салимов¹

¹ Казанский инновационный университет имени В. Г. Тимирязова, г. Казань, Россия

Структурные поведенческие эффекты на Московской бирже: от отраслевого анализа к кластерной верификации

Контактное лицо:

Гафурова Гульнара Талгатовна, кандидат экономических наук, доцент кафедры финансовой аналитики и поведенческой экономики, Казанский инновационный университет имени В. Г. Тимирязова

E-mail: gafurova@ieml.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-2810-3656>

Web of Science Researcher ID: AAY-2646-2020

eLIBRARY SPIN-код: 2632-8102

Нотфуллина Галина Николаевна, кандидат экономических наук, заведующий кафедрой финансовой аналитики и поведенческой экономики, Казанский инновационный университет имени В. Г. Тимирязова

E-mail: belitskaya@ieml.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6151-4134>

Web of Science Researcher ID: AAA-7566-2022

eLIBRARY SPIN-код: 2805-1198

Салимов Ленар Наилович, доктор экономических наук, профессор кафедры финансовой аналитики и поведенческой экономики, Казанский инновационный университет имени В. Г. Тимирязова

E-mail: salimov@ieml.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0830-8977>

Web of Science Researcher ID: AGL-2919-2022

eLIBRARY SPIN-код: 7441-6243

Аннотация

Цель: разработка и апробация комплексной методики для выявления и анализа поведенческих искажений на современном российском фондовом рынке, позволяющей идентифицировать структурные закономерности в поведении инвесторов и оценить влияние на них отраслевой принадлежности, волатильности и ликвидности активов.

Методы: исследование основано на количественном анализе дневных торговых данных Московской биржи (01.10.2023–30.09.2025) по стратифицированной выборке из 34 акций. Для количественной оценки поведенческих искажений (эффекта диспозиции и неприятия потерь) рассчитан коэффициент Одина. Для выявления неявных поведенческих паттернов и верификации результатов применен метод кластерного анализа *K-means* с последующей РСА-визуализацией.

Результаты: установлено, что на российском рынке не наблюдается доминирования одного поведенческого эффекта, а существует структурная поляризация: в «защитных» секторах (нефтегаз, финансы) преобладает неприятие убытков, тогда как в «ростовых» и спекулятивных (*IT*, золотодобыча) – эффект диспозиции. Подтверждена прямая зависимость между уровнем волатильности и силой эффекта диспозиции. Методом кластеризации выделено восемь устойчивых поведенческих профилей, которые с высокой точностью соответствуют отраслевой принадлежности бумаг, что доказывает системный, а не случайный характер выявленных аномалий.

Научная новизна: заключается в комплексном методологическом подходе, сочетающем традиционный расчет коэффициента Одина с современными методами машинного обучения (кластерный анализ *K-means*), что позволяет не только проверить гипотезы о секторальной природе поведенческих искажений, но и выявить внутрисекторальную неоднородность. Впервые для финансового сектора выявлена внутриотраслевая неоднородность, обусловленная различиями в ликвидности активов.

Практическая значимость: предложенный подход позволяет инвесторам адаптировать торговые стратегии к поведенческому профилю конкретного сектора и актива. Результаты могут быть использованы регуляторами для разработки мер по защите розничных инвесторов, а также эмитентами и брокерами для более точного понимания своей аудитории и построения эффективных коммуникаций.

Ключевые слова:

региональная и отраслевая экономика, поведенческие финансы, эффект диспозиции, неприятие убытков, кластерный анализ, Московская биржа, отраслевая дифференциация, ликвидность, коэффициент Одина, российский фондовый рынок

Финансирование

Работа выполнена за счет гранта, предоставленного Академией наук Республики Татарстан образовательным организациям высшего образования, научным и иным организациям на поддержку планов развития кадрового потенциала в части стимулирования их научных и научно-педагогических работников к защите докторских диссертаций и выполнению научно-исследовательских работ.

Как цитировать статью: Гафурова, Г. Т., Нотфуллина, Г. Н., Салимов, Л. Н. (2026). Структурные поведенческие эффекты на Московской бирже: от отраслевого анализа к кластерной верификации. *Russian Journal of Economics and Law*, 20(1), 93–115. <https://doi.org/10.21202/2782-2923.2026.1.93-115>

Scientific article

G. T. Gafurova¹,
G. N. Notfullina¹,
L. N. Salimov¹

¹ Kazan Innovative University named after V. G. Timiryasov, Kazan, Russia

Structural behavioral effects on the Moscow Stock Exchange: from industry analysis to cluster verification

Contact:

Gulnara T. Gafurova, Cand. Sci. (Economics), Associate Professor of the Department of Financial Analysis and Behavioral Economics, Kazan Innovative University named after V. G. Timiryasov

E-mail: gafurova@ieml.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-2810-3656>

Web of Science Researcher ID: AAY-2646-2020

eLIBRARY SPIN-code: 2632-8102

Galina N. Notfullina, Cand. Sci. (Economics), Head of the Department of Financial Analysis and Behavioral Economics, Kazan Innovative University named after V. G. Timiryasov

E-mail: belitskaya@ieml.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6151-4134>

Web of Science Researcher ID: AAA-7566-2022

eLIBRARY SPIN-code: 2805-1198

Lenar N. Salimov, Dr. Sci. (Economics), Professor of the Department of Financial Analysis and Behavioral Economics, Kazan Innovative University named after V. G. Timiryasov
E-mail: salimov@ieml.ru
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0830-8977>
Web of Science Researcher ID: AGL-2919-2022
eLIBRARY SPIN-code: 7441-6243

Abstract

Objective: to develop and test a comprehensive methodology for identifying and analyzing behavioral distortions in the modern Russian stock market. The methodology aims to identify structural patterns in investor behavior and assess the impact of industry affiliation, volatility and asset liquidity on them.

Methods: the study is based on a quantitative analysis of daily trading data from the Moscow Stock Exchange (01.10.2023–30.09.2025) for a stratified sample of 34 stocks. To quantify behavioral distortions (the effect of disposition and loss aversion), Odean coefficient was calculated. *K-means* cluster analysis method followed by *PCA* visualization was used to identify implicit behavioral patterns and verify the results.

Results: it was established that the Russian market is not dominated by a single behavioral effect, but by a structural polarization: loss aversion prevails in the “protective” sectors (oil and gas, finance), while the disposition effect prevails in the “growth” and speculative sectors (IT, gold mining). A direct relationship between volatility and the strength of the disposition effect was confirmed. The clustering method identified eight stable behavioral profiles that highly accurately correspond to the industry affiliation of securities. This proves the systemic rather than random nature of the identified anomalies.

Scientific novelty: it consists in a comprehensive methodological approach combining the traditional calculation of Odean coefficient with modern machine learning methods (*K-means* cluster analysis). This allows not only testing hypotheses about the sectoral nature of behavioral distortions, but also identifying intersectoral heterogeneity. For the first time, intra-industry heterogeneity was identified for the financial sector due to differences in asset liquidity.

Practical significance: the proposed approach allows investors to adapt trading strategies to the behavioral profile of a particular sector and asset. The results can be used by regulators to develop measures to protect retail investors, as well as by issuers and brokers to better understand their audience and build effective communications.

Keywords:

regional and branch economics, behavioral finance, disposition effect, loss aversion, cluster analysis, Moscow Stock Exchange, sector differentiation, liquidity, Odean coefficient, Russian stock market

Financial Support

The work was carried out under the grant provided by the Academy of Sciences of the Republic of Tatarstan to universities, scientific and other organizations to support human resources’ development plans in terms of stimulating their scientific and teaching staff to defend doctoral theses and perform research.

For citation: Gafurova, G. T., Notfullina, G. N., & Salimov, L. N. (2026). Structural behavioral effects on the Moscow Stock Exchange: from industry analysis to cluster verification. *Russian Journal of Economics and Law*, 20(1), 93–115. (In Russ.). <https://doi.org/10.21202/2782-2923.2026.1.93-115>

Введение

Современные финансовые рынки все больше определяются не только фундаментальными и макроэкономическими факторами, но и поведенческими аномалиями, возникающими из-за ограниченной рациональности участников. Особенно остро эта проблема проявляется на развивающихся рынках, где традиционно высока доля розничных инвесторов, а их решения часто подвержены когнитивным искажениям, таким как эффект диспозиции и неприятие убытков (Cheung, 2025). Российский фондовый рынок после 2022 г. претерпел структурные изменения: массовый уход иностранных портфельных инвесторов и рост доли частных лиц создали условия, при которых поведенческие эффекты могут проявляться особенно ярко и системно (Слесаренко и др., 2025). Исследование Файзулина (2025) дополняет эту картину, применяя мультифрактальный анализ для оценки трансформации рыночной эффективности и стадного поведения после февраля 2022 г.

Анализ показал, что большинство секторов, включая металлургию и нефтегаз, продемонстрировали снижение рыночной эффективности, что выразилось в росте предсказуемости цен и усилении стадного поведения.

В теории поведенческих финансов выделяют два ключевых когнитивных искажения, влияющих на инвестиционные решения. «Эффект диспозиции» (*disposition effect*) проявляется в склонности инвесторов преждевременно продавать растущие в цене активы, фиксируя небольшую прибыль, и чрезмерно долго удерживать падающие активы в надежде на разворот тренда. «Неприятие потерь» (*loss aversion*) выражается в том, что инвесторы испытывают более сильные негативные эмоции от убытков, чем позитивные от эквивалентной прибыли, что приводит к преждевременной фиксации убытков. Оба эффекта ведут к субоптимальным инвестиционным решениям и снижению доходности портфелей.

В условиях высокой волатильности, обусловленной геополитическими и макроэкономическими потрясениями, усиливаются эмоциональные реакции инвесторов. При этом остается открытым вопрос о том, проявляются ли поведенческие искажения универсально для всего рынка или зависят от характеристик конкретных активов. Традиционные эмпирические исследования в области поведенческих финансов сосредотачиваются на агрегированном анализе рыночного поведения, оставляя без внимания возможную дифференциацию эффектов в разрезе отраслевой принадлежности, уровня ликвидности и волатильности ценных бумаг. При этом современные методы анализа данных, включая кластеризацию и другие алгоритмы машинного обучения, открывают новые возможности для выявления скрытых поведенческих паттернов, не зависящих от априорных категорий (Olanrewaju et al., 2024).

Несмотря на обширную международную литературу по поведенческим финансам – от классических работ Одина (Odean, 1998) до современных эмпирических исследований с применением машинного обучения (Saltik, 2024), – комплексный анализ поведенческих искажений на российском рынке остается недостаточно изученным. Зарубежные исследования, такие как работа Aqham et al. (2024), подтверждают, что розничные инвесторы в странах с формирующимся рынком склонны к излишней самоуверенности и стадному поведению, что негативно сказывается на доходности их портфелей. Сходные результаты получены и для других развивающихся рынков (Chishti et al., 2025 – на данных пакистанского рынка; Hossain & Siddiqua, 2024 – на примере индивидуальных инвесторов Бангладеш) показывают, что совокупность поведенческих искажений статистически значимо влияет на инвестиционные решения частных инвесторов и приводит к отклонениям от рациональных моделей.

Более того, существующие российские исследования поведенческих финансов часто ограничиваются обобщенным качественным анализом или фокусируются на опросных методах, не проводя количественную оценку реального торгового поведения на основе рыночных данных. Зарубежные же исследования, несмотря на обширную методологическую базу, не учитывают уникальную специфику постсанкционного российского рынка с его измененной структурой инвесторов и повышенной системной волатильностью.

Таким образом, научная проблема настоящего исследования заключается в отсутствии комплексного эмпирического анализа поведенческих искажений на современном российском фондовом рынке с учетом его структурных особенностей и дифференциации эффектов в разрезе ключевых характеристик активов.

На основании теоретических предпосылок и предварительного анализа рыночной структуры были сформулированы следующие гипотезы исследования:

Гипотеза 1: эффект диспозиции сильнее проявляется в высоковолатильных акциях, так как частые и резкие колебания цены усиливают психологическое давление на инвесторов и стимулируют преждевременную фиксацию прибыли.

Гипотеза 2: существуют устойчивые отраслевые различия в поведенческих паттернах инвесторов, обусловленные спецификой бизнес-моделей, цикличностью секторов и характером преобладающих инвестиционных стратегий.

Гипотеза 3: уровень ликвидности оказывает значимое влияние на выраженность поведенческих эффектов: в менее ликвидных бумагах (второй и третий котировальные списки), где доминируют розничные инвесторы, эффект диспозиции проявляется сильнее, чем в высоколиквидных «голубых фишках» с преобладанием институциональных игроков.

Целью настоящего исследования являются выявление и количественная оценка эффекта диспозиции и неприятия убытков на Московской бирже с учетом отраслевой специфики, уровня ликвидности и волатильности ценных бумаг.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Рассчитать коэффициент Одина (*Odean's Ratio*) как количественную меру поведенческих искажений для 34 акций из семи ключевых секторов российской экономики.
2. Провести сравнительный анализ поведенческих паттернов в разрезе отраслей, уровней ликвидности (котировальных списков) и волатильности активов.
3. Проверить сформулированные гипотезы о влиянии волатильности, отраслевой принадлежности и ликвидности на выраженность поведенческих эффектов.
4. Применить метод кластерного анализа (*K-means*) для объективной верификации результатов секторального анализа и выявления скрытых поведенческих групп, не зависящих от априорной отраслевой классификации.
5. Сформулировать практические рекомендации для инвесторов по минимизации влияния когнитивных искажений на инвестиционные решения.

Результаты исследования

Обзор исследований. Современные исследования поведенческих финансов базируются на теории перспектив (*Prospect Theory*) Канемана и Тверски, которая остается фундаментальной для понимания иррационального поведения инвесторов. Исследование Ribeiro и Santos (2025) продемонстрировало сильную предсказательную способность теории перспектив для объяснения доходности акций, особенно компаний с малой капитализацией. Wang et al. (2021) подтвердили высокую объяснительную силу теории перспектив при анализе поведения китайских инвесторов в условиях внешних регуляторных шоков. Mollaahmetoğlu и Altay (2023) продемонстрировали статистически значимое влияние ценности по теории перспектив на доходность активов, особенно среди компаний с малой капитализацией.

Большинство исследователей концентрируют внимание на таких поведенческих искажениях, как эффект диспозиции, неприятия потерь, самоуверенность, стадное чувство. Однако встречаются исследования, где подчеркивается значение таких биасов, как «эффект выбора по умолчанию», «эффект иллюзии провиденья» (Валишвилли, Обердерфер, 2025), неподвижность инвестиционных стратегий, иллюзия контроля (Щербаков, 2025). Однако эффект диспозиции остается одним из центральных объектов изучения. Как отмечают Gutiérrez-Nieto et al. (2023), хронология исследовательских интересов эволюционировала от основополагающих работ, посвященных психологическим аспектам и определению модели, до недавних исследований, которые пытаются связать эффект диспозиции с другими поведенческими когнитивными предубеждениями. Так, метаанализ Cheung (2025) обобщил множество экспериментов и подтвердил устойчивость этого феномена в различных рыночных условиях. Guenther и Lordan (2023) продемонстрировали, что среди профессиональных трейдеров эффект диспозиции может проявляться рациональным образом в контексте «среднереверсивных» ценных бумаг, где склонность фиксировать прибыль и удерживать убыточные позиции соответствует целям максимизации прибыли. При этом Цибульников и Ткаченко (2025) провели систематический анализ распространенных на российском фондовом рынке когнитивных искажений, описав их особенности проявления у частных инвесторов. Исследование продемонстрировало, что типовые когнитивные биасы (эффект якоря, избыточная самоуверенность, стадное поведение) имеют специфические характеристики на российском рынке, отличающиеся от западных аналогов.

Неприятие потерь также сохраняет свою значимость как ключевой детерминант инвестиционного поведения. Gupta (2025) выявила положительную корреляцию между неприятием потерь и отношением к риску на индийском фондовом рынке, причем этот эффект усиливается в периоды кризисов. Akin & Akin (2024) продемонстрировали, что высокие уровни волатильности связаны с усилением неприятия потерь, что приводит к снижению индекса S&P 500. Динамичность предпочтений к риску в зависимости от рыночной ситуации подчеркивается также в работе Cai (2025), который показывает, что индивидуальные инвесторы корректируют свою склонность к риску не только из-за неприятия потерь, но и под воздействием избыточной самоуверенности и якорного эффекта. В периоды высокой волатильности даже инвесторы с изначально высокой толерантностью к риску становятся заметно более консервативными, что отражается на выборе активов и горизонтах инвестирования.

Merkle (2020) отметил, что неприятие потерь может способствовать резкому росту цен активов с последующими волатильными спадами. Исследование Колмакова с соавт. (2025) расширяет понимание факторов, влияющих на решения российских розничных инвесторов. Авторы показывают, что, помимо традиционных

метрик риска и доходности, на выбор акций существенное влияние оказывают поведенческие факторы, а именно доступность, выраженная в абсолютной цене лота, и ликвидность. Эмпирически доказано, что более дешевые и ликвидные ценные бумаги получают более высокий ранг привлекательности в глазах квазирационального инвестора. Напротив, бумаги с дорогими лотами теряют в привлекательности, и этот недостаток не всегда может быть компенсирован высокой доходностью.

Определенная часть исследований сосредоточена на отдельных аспектах проявления эффекта диспозиции. В частности, поднимаются вопросы возрастных и поколенческих особенностей проявления поведенческих искажений. Ridho и Kusuma в своей работе (2023) делают выводы о том, что молодые инвесторы на развивающихся рынках и в различных классах активов – это наиболее перспективные объекты исследования эффекта диспозиции. Falah и Haryono (2023) обнаружили, что стадность и диспозиция для поколения Z оказывают значительное положительное влияние на инвестиционные решения, в то время как эффект якоря, личный доход и финансовая грамотность не оказывают никакого влияния на инвестиционные решения. В то же время для миллениалов более характерным является неприятие риска (Patiu et al., 2025) и более осторожное отношение к стадному поведению (Poudel & Poudel, 2024).

Также достаточно часто в исследованиях поднимаются гендерные, демографические, религиозные вопросы в принятии решений на финансовых рынках. Putranda и Nahda (2025) на данных опроса показали, что существенное влияние на поведенческие биасы оказывает уровень финансовой грамотности, в то время как демографические факторы существенного влияния не демонстрируют. Chen и Ren (2025) показали, что такие факторы, как инвестиционный опыт, количество подписчиков, регион и пол, могут влиять на эффективность информации, полученной отдельными инвесторами и используемой при принятии инвестиционных решений, в плане снижения эффекта диспозиции. Shandu и Alagidede (2024) выявили значимую корреляцию между гендерным составом команды лиц, принимающих решения на инвестиционном рынке, и эффектом диспозиции. Подтвердилась также гипотеза о подверженности эффекту диспозиции команды южноафриканских инвесторов, но не вследствие низких климатических температур или особенностей этнокультурного развития, а по причине ухудшения благосостояния инвесторов.

Исследование Din с соавт. (2021) показало влияние когнитивных искажений, доступности информации, иллюзии контроля и самоатрибуции на индивидуальное стадное поведение при выборе исламских финансовых продуктов. Исследование объясняет, почему люди слепо копируют других при выборе исламских финансовых продуктов. Основная причина – низкая финансовая и шариатская грамотность, в результате чего инвесторы не понимают продукты и чувствуют неопределенность и начинают слепо следовать за толпой, думая, что другие знают больше.

Влияние цифровой экономики на принятие решений и поведенческие предубеждения также поднимаются в исследовательской среде. Так, Lissauskienė et al. (2024) на основе онлайн-эксперимента показали, что роботы-консультанты помогают инвесторам справиться с когнитивным диссонансом, причем пассивные роботы-консультанты более эффективны. К схожим выводам приходят Kulkarni et al. (2025), которые продемонстрировали, как особенности дизайна робоэдвайзеров влияют на психологию инвесторов и их принятие, устраняя поведенческие предубеждения с помощью таких технологических механизмов, как интерактивность, персонализация, автономия, интерпретируемость алгоритмов и структурная надежность.

Skwarek (2025) сравнил роли поведенческих предпочтений на криптовалютных и развивающихся фондовых рынках и обнаружил, что небольшой объем или отсутствие доступной информации о развивающихся акциях с малой капитализацией или криптовалютах может усилить настроения инвесторов и их стадное поведение. Экстремальные рыночные условия могут повлиять на силу стадного поведения, эффект диспозиции, ценовую группировку, аномальное поведение, настроения инвесторов и неопределенность.

Таким образом, современные исследования по поведенческим финансам демонстрируют несколько ключевых тенденций. Во-первых, сохраняется устойчивый интерес к классическим поведенческим эффектам, которые продолжают находить эмпирическое подтверждение на различных рынках. Во-вторых, растет число исследований, посвященных развивающимся рынкам, где поведенческие искажения проявляются особенно ярко на фоне структурных изменений и высокой доли розничных инвесторов. В-третьих, усиливается внимание к контекстуальным факторам (волатильность, ликвидность, отраслевая специфика), которые модулируют проявление поведенческих эффектов. Наконец, растет понимание роли финансовой грамотности как инструмента смягчения поведенческих искажений и повышения качества инвестиционных решений.

При этом анализ исследований показал, что, несмотря на значительный интерес к вопросам проявления поведенческих биасов на финансовых рынках, основная часть исследований сосредоточена на применении методов опроса респондентов, что создает определенные входные условия для проявления других поведенческих паттернов – люди не всегда осознают наличие проблем в выбранных моделях поведения. В то же время сегодня активно развивается применение современных методов анализа данных, включая машинное обучение и кластерный анализ, что является важной исследовательской задачей для выявления скрытых поведенческих паттернов. Применение современных методов анализа поведения инвесторов может стать отправной точкой для более точного определения природы и структуры поведенческих предубеждений и росту эффективности управления инвестиционными стратегиями.

Материалы и методы исследования. Выбор методологии для эмпирического анализа поведенческих искажений является ключевым этапом исследования, поскольку от него напрямую зависит глубина и достоверность получаемых выводов. Современная финансовая наука предлагает широкий спектр подходов, каждый из которых имеет свои сильные стороны и ограничения.

Традиционным подходом к сбору первичных данных является анкетирование инвесторов с использованием шкалы Лайкерта и последующей проверкой надежности через коэффициент альфа Кронбаха (Chauhan & Patel, 2024). Для анализа полученных данных и выявления причинно-следственных связей широко используются регрессионные модели из семейства методов наименьших квадратов (*OLS*, *GLS*, *2SLS*), которые позволяют решать проблемы автокорреляции и эндогенности (Fateye et al., 2024; Iqbal et al., 2023). Для прогнозирования бинарных событий (решение о покупке/продаже) применяются логит- и пробит-модели (Kim et al., 2025).

Более комплексным инструментом является моделирование структурными уравнениями (*SEM*), которое позволяет оценивать сложные взаимосвязи между наблюдаемыми и латентными переменными. Например, Zhang и Huang (2024) с помощью *SEM* анализировали влияние финансовой грамотности на намерения инвесторов в Китае. В российской научной литературе, хотя *SEM* применяется значительно реже, также усиливается фокус на эмпирическом анализе когнитивных искажений инвесторов: на данных российского фондового рынка показано, что ключевые когнитивные искажения систематически влияют на результаты инвестирования частных инвесторов (Слесаренко и др., 2025).

С развитием вычислительных мощностей в поведенческих финансах произошел «тектонический сдвиг» в сторону методов машинного и глубокого обучения. Для оценки настроений инвесторов (*sentiment analysis*) на основе новостей и социальных сетей современными авторами применяются рекуррентные нейронные сети (*RNN*) и их архитектуры, такие как *LSTM* и *BiLSTM* (Shashank et al., 2025; Verma et al., 2024). Для сегментации инвесторов на группы со схожими поведенческими паттернами активно используется кластеризация методом *K-means*. В российской практике М. С. Файзулин (2025) применял кластерный анализ для идентификации групп инвесторов на основе их настроений и расхождения мнений в онлайн-сообществах.

Несмотря на многообразие подходов, многие из них (особенно основанные на опросах и анализе новостей) оценивают намерения и настроения инвесторов, а не их реальное торговое поведение. Как отмечают А. Ахметов и А. Васютина (2024), анализ фактических обезличенных торговых данных позволяет напрямую измерять проявление поведенческих искажений.

Исходя из этого, в настоящем исследовании был выбран двухэтапный методологический дизайн, который сочетает в себе сильные стороны различных подходов и направлен на анализ именно реального торгового поведения.

На первом этапе для измерения эффекта диспозиции и неприятия убытков по фактическим биржевым данным используется коэффициент Одина (*Odean's Ratio*, *OR*). Этот классический, проверенный временем показатель является золотым стандартом в эмпирических исследованиях поведенческих финансов.

На втором этапе для объективной верификации секторальных различий и выявления естественных поведенческих групп применяется метод машинного обучения без учителя – кластерный анализ *K-means*.

Такой дизайн позволяет, с одной стороны, опереться на фундаментальную теорию (теория перспектив и эффект диспозиции), а с другой – верифицировать и обогатить выводы с помощью современного инструментария анализа данных, что полностью соответствует актуальным научным тенденциям.

Эмпирический анализ проводился на основе исторических данных Московской биржи. Для обеспечения репрезентативности результатов была сформирована целевая выборка, включающая 34 акции из семи ключевых секторов экономики с различным уровнем ликвидности (котировальные списки 1, 2 и 3). Структура выборочной совокупности представлена в табл. 1.

Таблица 1. Структура выборочной совокупности
Table 1. Structure of the sample population

Отрасль / Sector	Количество эмитентов / Number of emitters	Котировальный список 1 / Quotation list 1	Котировальный список 2 / Quotation list 2	Котировальный список 3 / Quotation list 3
Финансы / Finance	6	СБЕР, ВТБ, «Т-техно», «АФК Система» / SBER, VTB, T-tekhno, AFK Sistema	–	«Займер», «Уралсиб» АО / Zaymer, Uralsib JSC
Нефтегазовый / Oil and gas	5	«Газпром», ЛУКОЙЛ, «Новатек», «Роснефть» / Gazprom, LUKOIL, Novatek, Rosneft	«Сургутнефтегаз» / Surgutneftegaz	–
Металлургия / Metallurgy	6	ММК, «Норникель», НЛМК, «Русал», «Северсталь» / MMK, Norilsk Nickel, NLMK, Rusal, Severstal	ТМК / TMK	–
IT	5	«Яндекс», «iПозитив», «Астра» / Yandex, Pozitiv, Astra	«iСофтлайн», «iДиасофт» / iSoftlayn, iDiasoft	–
Розничная торговля / Retail trade	4	КЦ ИКС 5, «Лента» / KTs X5, Lenta	–	«Магнит», «Светофор» / Magnit, Svetofor
Золотодобыча / Gold mining	4	«Полюс», «Селигдар» / Polyus, Seligdar	ЮГК («Южуралзолото») / YuGK (Yuzhuralzoloto)	«Лензолото» / Lenzoloto
Строительство / Construction	4	«Самолет», ПИК, «Группа ЛСР» / Samolet, PIK, LSR Group	«Эталон групп» / Etalon Group	–
Итого / Total	34	23 эмитента / 23 emitters	6 эмитентов / 6 emitters	5 эмитентов / 5 emitters

Структура выборки была сформирована таким образом, чтобы обеспечить возможность поэтапной проверки выдвинутых в работе гипотез.

Для проверки первой гипотезы, связанной с наличием эффекта склонности к фиксации прибыли (эффекта диспозиции) у индивидуальных инвесторов, в выборку были включены 34 наиболее ликвидные акции Московской биржи, по которым в выбранный период осуществлялся устойчивый поток сделок физических лиц. Это позволило рассчитать коэффициент Одина для каждой бумаги и сопоставить частоту фиксации прибыли и убытков на уровне отдельных эмитентов и агрегированных портфелей.

Для проверки второй гипотезы, касающейся связи поведенческих искажений с отраслевой принадлежностью эмитентов, структура выборки была дифференцирована по секторам экономики (сырьевой, финансовый, потребительский, IT и др.). Такое разбиение дало возможность сопоставить значения коэффициента Одина и сопутствующих показателей по группам отраслей и выявить, различается ли выраженность эффекта в зависимости от сектора.

В рамках проверки третьей гипотезы, предполагающей влияние характеристик ликвидности и размера эмитента на поведение инвесторов, для каждой акции учитывались показатели среднедневного объема торгов, числа сделок и капитализации. На этой основе выборка была разделена на подгруппы по уровню ликвидности, что позволило оценить, варьируется ли интенсивность фиксации прибыли и убытков между высоко- и низколиквидными активами.

После выбора ценных бумаг для анализа для каждой бумаги по торговым дням в рамках указанного периода собирались следующие данные:

- Цена открытия (*Open*).
- Цена закрытия (*Close*).
- Объем торгов в денежном выражении (*Vol*).

Источником данных являлся официальный сайт Московской биржи и предоставляемые ею исторические данные.

Для количественной оценки поведенческих склонностей инвесторов был использован коэффициент Одина (*Odean's Ratio, OR*) – общепризнанный в литературе по поведенческим финансам показатель, впервые предложенный Терренсом Одином (Odean, 1998). Для каждой бумаги в выборке расчет производился по следующему алгоритму:

В качестве точки отсчета для принятия решения инвестором в день t использовалась цена закрытия предыдущего торгового дня ($CLOSE_{t-1}$). Данный подход моделирует среднюю цену входа инвестора, купившего бумагу в предыдущий день.

Далее осуществлялась классификация торговых дней. День классифицировался как *Gain* (прибыль), если цена открытия дня t ($OPEN_t$) была выше цены закрытия предыдущего дня ($CLOSE_{t-1}$). Это означает, что инвестор, купивший бумагу накануне, к открытию торгов видел прибыль. День классифицировался как *Loss* (убыток), если цена открытия дня t ($OPEN_t$) была ниже цены закрытия предыдущего дня ($CLOSE_{t-1}$). В этом случае инвестор наблюдал убыток. Дни, когда цена открытия совпадала с ценой закрытия предыдущего дня, помечались как *Flat* и исключались из дальнейшего анализа для обеспечения чистоты эксперимента.

Коэффициент Одина (*OR*) рассчитывался как отношение среднего объема продаж в дни *Gain* к среднему объему продаж в дни *Loss* по формуле:

$$OR = \left(\frac{\sum Vol(Gain)}{N(Gain)} \right) / \left(\frac{\sum Vol(Loss)}{N(Loss)} \right), \quad (1)$$

где $\sum Vol(Gain)$ – суммарный объем торгов в дни *Gain*; $N(Gain)$ – количество дней *Gain*; $\sum Vol(Loss)$ – суммарный объем торгов в дни *Loss*; $N(Loss)$ – количество дней *Loss*.

Интерпретация коэффициента осуществлялась следующим образом:

- $OR > 1$ – наблюдается классический эффект диспозиции. Инвесторы склонны преждевременно фиксировать прибыль.
- $OR \approx 1$ – поведение инвесторов не зависит от статуса прибыли/убытка. Имеет место рациональное поведение или взаимное нивелирование эффектов.
- $OR < 1$ – доминирует эффект неприятия убытков (*Loss Aversion*). Инвесторы активнее продают активы при появлении бумажного убытка, стремясь «остановить боль» от наблюдаемых потерь.

Все расчеты были автоматизированы с использованием программного обеспечения *Microsoft Excel*. Для каждой из 34 бумаг был построен отдельный расчетный лист по описанному алгоритму. Для обеспечения точности и верификации данных на этапе предобработки были исключены дни с нулевым объемом торгов и артефакты данных (например, аномально высокие объемы, связанные с корпоративными действиями, не являющиеся следствием поведенческих реакций).

На основе данного показателя были получены описательные статистики по всей выборке из 34 акций. Эти данные позволяют оценить общие характеристики рыночного поведения и волатильности в анализируемый период (табл. 2).

Для обобщения результатов и выявления закономерностей рассчитанные коэффициенты Одина были агрегированы и подвергнуты сравнительному анализу по отраслям (сравнение средневзвешенных значений *OR* в разрезе семи секторов экономики) и по ликвидности (сравнение поведения инвесторов в бумагах котируемых списков 1, 2 и 3-го уровней).

Для верификации результатов секторального анализа и выявления естественных группировок акций по поведенческим характеристикам был применен метод машинного обучения – кластерный анализ *K-means*. Данный подход позволяет идентифицировать скрытые структурные паттерны, не ограничиваясь априорным отраслевым разделением.

В качестве признаков пространства использовались:

- коэффициент Одина (*OR*), количественно отражающий поведенческие склонности инвесторов;
- номер котируемого списка, характеризующий уровень ликвидности бумаги (табл. 3).

Таблица 2. Описательные статистики по исследуемым переменным
Table 2. Descriptive statistics on the variables under study

Переменная / Variable	Среднее / Average	Ст. отклонение / Standard deviation	Минимум / Minimum	Медиана / Median	Максимум / Maximum
Коэффициент Одина / Odean coefficient	1,06	0,26	0,63	0,99	1,67
Суммарный объем торгов, тыс. руб. / Total trading volume, thousand rubles	14 988 860	59 647 040	93 070	602 090	349 674 600
Количество дней с потенциальной прибылью (Gain) / Number of days with potential profit (Gain)	321	64	60	326	424
Количество дней с потенциальным убытком (Loss) / Number of days with potential loss (Loss)	150	39	63	148	245
Средний объем торгов в дни Gain, тыс. руб. / Average trading volume on Gain days, thousand rubles	41 956	163 101	1 551	1 961	955 395
Средний объем торгов в дни Loss, тыс. руб. / Average trading volume on Loss days, thousand rubles	58 998	260 235	1 038	1 868	1 525 093

Таблица 3. Описание переменных, использованных в кластерном анализе
Table 3. Description of the variables used in cluster analysis

Переменная / Variable	Тип данных / Type of data	Описание / Description	Экономическая интерпретация / Economic interpretation
Коэффициент Одина (OR) / Odean coefficient (OR)	Непрерывная, количественная / Continuous, quantitative	Мера поведенческого искажения инвесторов / Measure of investor behavioral bias	OR > 1 – эффект диспозиции OR < 1 – неприятие убытков OR ≈ 1 – рациональное поведение / OR > 1 – disposition effect OR < 1 – loss aversion OR ≈ 1 – rational behavior
Котировальный список / Quotation list	Порядковая, категориальная / Ordinal, categorical	Уровень ликвидности и надежности бумаги / The level of liquidity and reliability of a security	1 – высокая ликвидность, «голубые фишки» 2 – средняя ликвидность 3 – низкая ликвидность, повышенные риски / 1 – high liquidity, blue chips 2 – medium liquidity 3 – low liquidity, increased risks
Волатильность / Volatility	Непрерывная, количественная / Continuous, quantitative	Мера изменчивости цены акции / Measure of stock price volatility	Высокая волатильность – повышенный риск и эмоциональное давление на инвесторов / High volatility – increased risk and emotional pressure on investors

Для обеспечения сопоставимости признаков, имеющих разный масштаб (коэффициент Одина и номер котировального списка), перед кластеризацией была проведена их стандартизация с помощью *Z-score*-нормализации. Для каждого значения x_i в выборке стандартизированное значение z_i вычисляется по формуле (Jain, 2010):

$$z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}, \quad (2)$$

где μ – среднее значение признака по выборке, σ – стандартное отклонение признака, x_i – значение данного признака (например, коэффициента Одина) для i -й акции из выборки.

Определение оптимального числа кластеров (k) является ключевым этапом в методе *K-means*. Для этого был использован метод локтя (*Elbow Method*), который заключается в расчете суммы квадратов расстояний от каждой точки до центроида ее кластера (*Within-Cluster Sum of Squares, WCSS*) для разного числа кластеров k . $WCSS$ вычисляется (Thorndike, 1953) как

$$WCSS = \sum_{j=1}^k \sum_{i \in C_j} \|x_i - c_j\|^2, \quad (3)$$

где C_j – j -й кластер, c_j – его центроид. Оптимальным считается то значение k , после которого снижение $WCSS$ становится незначительным (точка «изгиба» на графике).

Для валидации качества кластеризации и подтверждения выбора k был рассчитан силуэтный коэффициент (*Silhouette Score*). Он показывает, насколько объект похож на свой кластер по сравнению с другими кластерами. Для одного объекта i коэффициент рассчитывается как

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}, \quad (4)$$

где $a(i)$ – среднее расстояние от объекта i до других объектов в том же кластере, $b(i)$ – минимальное среднее расстояние от объекта i до объектов в другом (соседнем) кластере (Rousseeuw, 1987). Средний силуэтный коэффициент по всем объектам служит метрикой качества кластеризации. Значение 0,603, полученное в нашем исследовании, свидетельствует о хорошей структуре и четкой разделимости кластеров.

Наконец, для наглядной визуализации результатов кластеризации в двумерном пространстве был применен метод главных компонент (PCA). Этот метод снижения размерности преобразует исходное многомерное признаковое пространство в новое пространство ортогональных компонент, каждая из которых является линейной комбинацией исходных признаков. Первая главная компонента объясняет максимальную долю дисперсии данных, вторая – максимальную из оставшейся и т. д. (Jolliffe, 2002). Это позволяет без существенной потери информации представить многомерные кластеры на двумерной плоскости.

Кластеризация проведена на языке *Python* с использованием библиотеки *scikit-learn* (модули *KMeans* для кластеризации и *PCA* для снижения размерности, метрики *silhouette_score* для валидации). Интерпретация кластеров включала анализ их статистических характеристик (среднее значение *OR*, стандартное отклонение) и проверку чистоты кластеров относительно секторальной принадлежности бумаг.

Данная методика позволяет не только выявить наличие поведенческих аномалий на российском рынке, но и оценить их распространенность и интенсивность в разрезе различных сегментов, что обеспечивает глубину и достоверность проводимого исследования.

Результаты исследования

Прежде всего рассмотрим описательные характеристики выборки, позволяющие охарактеризовать поведение индивидуальных инвесторов на российском фондовом рынке. Анализ описательных статистик позволил сделать несколько предварительных выводов.

Среднее значение коэффициента Одина (1,06), близкое к единице, и медиана (0,99) подтверждают вывод об отсутствии доминирования одного поведенческого искажения на макроуровне по всей выборке. Однако значительное стандартное отклонение (0,26) и широкий разброс значений от 0,63 (сильное неприятие потерь) до 1,67 (ярко выраженный эффект диспозиции) указывают на высокую гетерогенность поведения инвесторов, что обосновывает необходимость дальнейшего секторального и кластерного анализа.

В среднем за анализируемый период было значительно больше дней, когда инвесторы могли зафиксировать прибыль (в среднем 321 день), чем дней, когда им приходилось принимать решение по убыточным позициям (в среднем 150 дней). Это говорит о преимущественно восходящем тренде на рынке в исследуемый период.

Средний объем торгов в дни с потенциальным убытком (58,9 млн руб.) превышает средний объем в дни с потенциальной прибылью (41,9 млн руб.). Это может косвенно свидетельствовать о более активных действиях инвесторов (панических продажах или, наоборот, усреднении позиций) в периоды рыночных снижений.

На основе исходных данных (табл. 4) были рассчитаны ключевые поведенческие и рыночные метрики для каждой компании из выборки.

Таблица 4. Сводная таблица с ключевыми метриками по компаниям
Table 4. Summary with key metrics by company

Отрасль / Sector	Компания / Company	Листинг / Listing	Коэффициент Одина / Odean coefficient	Волатильность (ст. откл.), % / Volatility (SD), %	Уровень волатильности / Volatility level
Металлургия / Metallurgy	«Норникель» / Nor Nickel	1	1,39	2,11	Средняя / Middle
	НЛМК / NLMK	1	0,91	2,45	Средняя / Middle
	«Русал» / Rusal	1	0,89	2,98	Высокая / High
	«Северсталь» / Severstal	1	0,91	2,01	Средняя / Middle
	ММК / MMK	1	1,11	2,77	Высокая / High
	ТМК / NVR	2	1,33	3,51	Высокая / High
Золотодобыча / Gold mining	«Полюс» / Polyus	1	1,02	3,11	Высокая / High
	«Селигдар» / Seligdar	1	1,22	3,89	Высокая / High
	«Южуралзолото» / Yuzhuralzoloto	2	1,66	4,55	Высокая / High
Нефтегазовая / Oil and gas	«Газпром» / Gazprom	1	0,81	1,89	Низкая / Low
	ЛУКОЙЛ / LUKOIL	1	1,13	1,55	Низкая / Low
	«Новатэк» / Novatek	1	1,01	1,81	Низкая / Low
	«Роснефть» / Rosneft	1	0,85	1,98	Средняя / Middle
	«Сургутнефтегаз» / Surgutneftegaz	2	0,93	2,33	Средняя / Middle
Финансы / Finance	СБЕР / Sber	1	1,11	1,44	Низкая / Low
	ВТБ / VTB	1	0,99	2,65	Высокая / High
	«Т-техно» («Тинькофф») / T-tekhno (Tinkoff)	1	1,17	1,78	Низкая / Low
	«АФК Система» / AFK Sistema	1	0,98	2,88	Высокая / High
	«Займер» / Zaymer	3	0,91	1,87	Низкая / Low
	«Уралсиб» АО / Uralsib JSC	3	1,05	3,96	Высокая / High
Торговля розничная / Retail trade	КЦ ИКС 5 / KTs X5	1	0,79	1,88	Низкая / Low
	«Лента» / Lenta	1	1,22	2,51	Средняя / Middle
	«Магнит» / Magnit	3	0,91	1,52	Низкая / Low
	«Светофор» / Svetofor	3	1,67	4,11	Высокая / High
IT	«Яндекс» / Yandex	1	1,13	1,65	Низкая / Low
	«iПозитив» / Pozitiv	1	0,92	2,21	Средняя / Middle
	«Астра» / Astra	1	1,06	3,65	Высокая / High
	«iСофтлайн» / iSoftlayn	2	1,49	4,89	Высокая / High
	«iДиасофт» / iDiasoft	2	0,86	2,49	Средняя / Middle
Строительство / Construction	«Самолет» / Samolet	1	1,08	2,71	Высокая / High
	ПИК / PИК	1	0,95	2,39	Средняя / Middle
	«Эталон групп» / Etalon Group	2	1,21	1,94	Низкая / Low

Оценка коэффициента Одина по выборке показывает, что 18 акций (53 %) демонстрируют $OR < 1$ (преобладание неприятия убытков), 16 акций (47 %) имеют $OR > 1$ (эффект диспозиции). При этом средний OR по выборке составил около 1,04. Перевес в сторону неприятия убытков невыраженный, что указывает на более сбалансированную картину поведенческих эффектов на рынке.

Агрегирование данных по отраслям позволяет выявить, существуют ли секторальные особенности в поведении инвесторов, связанные со спецификой бизнеса, его цикличностью или новостным фоном (табл. 5).

Таблица 5. Отраслевой анализ коэффициента Одина
Table 5. Sector analysis of the Odean coefficient

Отрасль / Sector	Средний коэффициент Одина / Average Odean coefficient	Средняя волатильность, % / Average volatility, %
Золотодобыча / Gold mining	1,30	3,85
Металлургия / Metallurgy	1,09	2,64
IT	1,09	2,98
Финансы / Finance	1,04	2,43
Строительство / Construction	1,08	2,35
Нефтегазовая / Oil and gas	0,95	1,91
Торговля розничная / Retail trade	1,15	2,51

Самый высокий средний коэффициент диспозиции и одновременно самая высокая волатильность наблюдаются в секторе золотодобычи. Это указывает на сильную склонность инвесторов к спекуляциям и быстрой фиксации прибыли в этих активах. Напротив, консервативный нефтегазовый сектор демонстрирует самый низкий коэффициент и волатильность, что говорит о более долгосрочном подходе инвесторов (рис. 1).

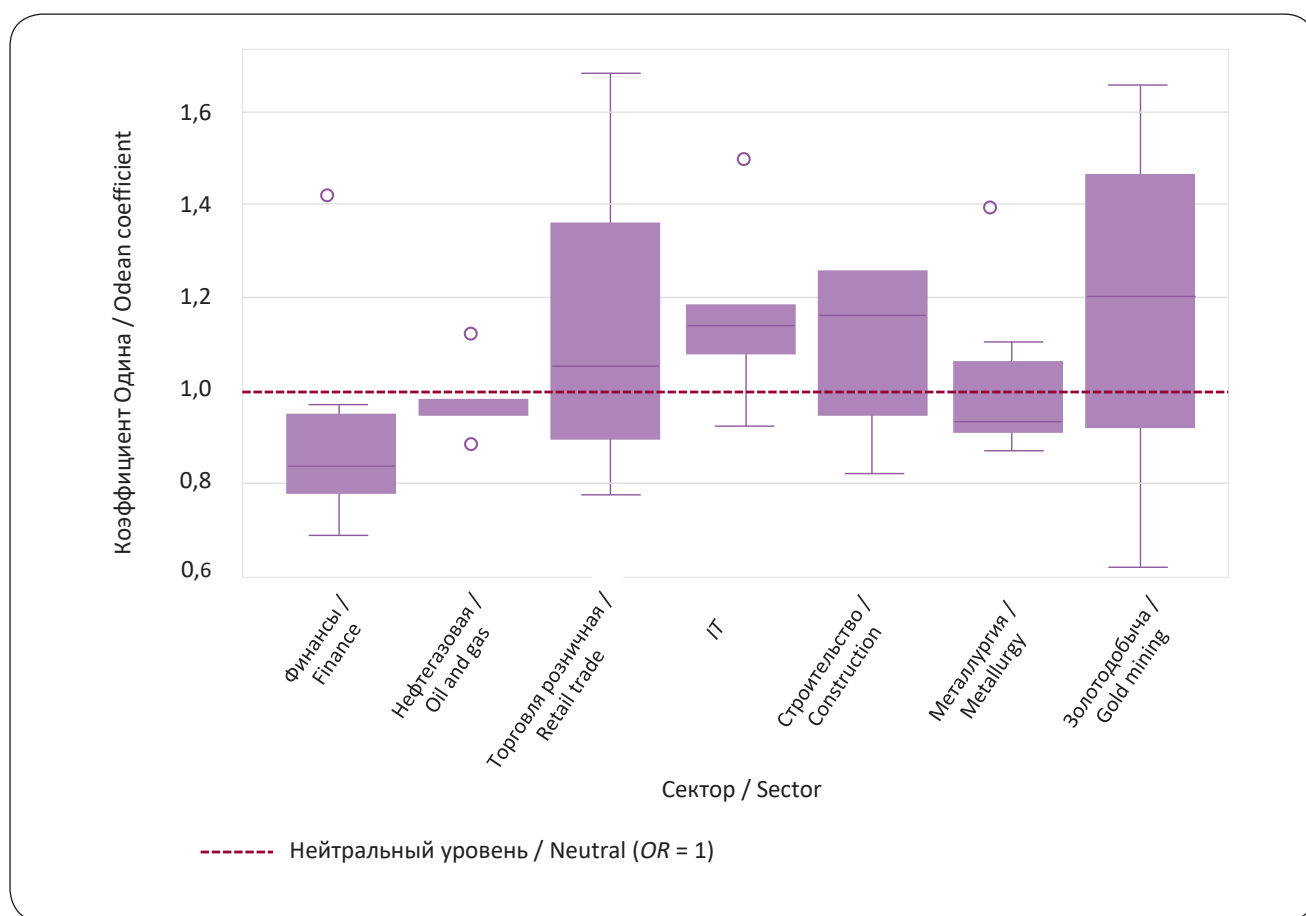


Рисунок 1. Распределение коэффициента Одина по отраслям
Figure 1. Distribution of the Odean coefficient by sector

Российский рынок не демонстрирует однозначного доминирования одного поведенческого эффекта. Вместо этого наблюдается секторальная поляризация. Имеют место «защитные» сектора (финансы, нефтегаз), для которых характерным является неприятие убытков, а также «ростовые» сектора (IT, золотодобыча), где более выражен эффект диспозиции. При этом, несмотря на статус «защитного» актива, золотодобыча показывает наибольший эффект диспозиции. Причинами такого парадокса, вероятнее всего, являются несколько факторов, в числе ключевых из которых – достаточно агрессивный рост цен на золото в анализируемом интервале времени, сопряженный со спекулятивным характером инвестиций в данный сектор, а также высокая волатильность, побуждающая инвесторов фиксировать прибыль.

Анализ по уровням ликвидности (котировальным спискам) необходим для оценки влияния ликвидности и типа преобладающих инвесторов на поведенческие эффекты. Предполагается, что в акциях первого эшелона («голубых фишках») больше институциональных инвесторов, а во втором и третьем – розничных (табл. 6).

Таблица 6. Коэффициент Одина по уровню ликвидности ценных бумаг
Table 6. The Odean coefficient by the securities liquidity

Котировальный список / Quotation list	Средний коэффициент Одина / Average Odean coefficient	Средняя волатильность, % / Average volatility, %
1	1,02	2,25
2	1,25	3,54
3	1,13	3,20

Анализ показывает, что бумаги из разных котировальных списков демонстрируют различные поведенческие паттерны, но без четкой линейной зависимости. Бумаги второго эшелона демонстрируют наибольший разброс значений *OR*, что может свидетельствовать о повышенной эмоциональности торговли в этом сегменте. Акции первого эшелона, обладающие максимальной ликвидностью, показывают наименьший средний коэффициент Одина, что может объясняться более рациональным поведением крупных игроков в этих бумагах.

Анализ по уровням волатильности является ключевой группировкой для проверки основной гипотезы исследования. Разделение акций на группы по уровню волатильности позволяет напрямую оценить, как изменчивость цены влияет на склонность инвесторов к эффекту диспозиции (табл. 7).

Таблица 7. Коэффициент Одина по уровням волатильности ценных бумаг
Table 7. Odean coefficient by the securities volatility levels

Уровень волатильности / Volatility level	Количество компаний / Number of companies	Средний коэффициент Одина / Average Odean coefficient
Низкая (< 1,91 %)	11	1,01
Средняя (1,91–2,65 %)	10	1,02
Высокая (> 2,65 %)	11	1,19

Результаты однозначно свидетельствуют о прямой связи: в группе акций с высокой волатильностью коэффициент диспозиции (1,19) значительно выше, чем в остальных группах. Это подтверждает, что эмоциональный фактор (страх потерять прибыль) усиливается в более «нервных» бумагах.

Анализ данных позволил дать интерпретацию по гипотезам исследования.

Гипотеза 1. Эффект диспозиции сильнее в высоковолатильных акциях. Мы предположили, что в акциях с резкими и частыми колебаниями цены (высоковолатильных) инвесторы испытывают больше психологического давления. Это заставляет их быстрее продавать выросшие активы из-за страха, что цена снова упадет, и дольше удерживать убыточные в надежде на разворот. Таким образом, эффект диспозиции должен быть сильнее.

Анализ, проведенный после расчета волатильности, убедительно подтверждает данную гипотезу. Средний коэффициент диспозиции для группы высоковолатильных акций (1,19) значительно превышает аналогичные показатели для групп с низкой и средней волатильностью (1,01 и 1,02). Это означает, что в более изменчивых бумагах инвесторы гораздо активнее фиксируют прибыль в дни роста.

Гипотеза 2. Существуют отраслевые различия в поведенческих паттернах. Разные отрасли экономики (например, сырьевая и технологическая) имеют разную инвестиционную привлекательность, новостной фон и подверженность рыночным циклам. Предполагается, что эти различия формируют устойчивые поведенческие паттерны у инвесторов, работающих в этих секторах.

Анализ данных подтверждает наличие значимых различий. Золотодобывающий сектор (средний $OR = 1,30$) и торговля (1,15) демонстрируют ярко выраженный эффект диспозиции. Нефтегазовый сектор (средний $OR = 0,95$), напротив, показывает обратную тенденцию.

Гипотеза 3. Ликвидность влияет на выраженность поведенческих эффектов. Ликвидность акции (легкость, с которой ее можно купить или продать) связана с составом ее инвесторов. В менее ликвидных акциях (второй и третий эшелоны) доля розничных инвесторов выше. Поскольку считается, что розничные инвесторы более подвержены когнитивным искажениям, эффект диспозиции в таких бумагах должен быть более выражен.

Данные показывают, что уровень ликвидности влияет на поведенческие искажения. Наиболее сильный эффект диспозиции (1,25) проявляется в акциях второго котировального списка. В наиболее ликвидных акциях (1-й список) эффект сглажен (1,02), вероятно, за счет участия крупных институциональных инвесторов.

В дополнение к секторальному анализу для проверки устойчивости выявленных закономерностей и выявления естественных группировок ценных бумаг был применен метод машинного обучения – кластерный анализ. Данный подход позволяет идентифицировать скрытые структурные паттерны, не ограничиваясь априорным отраслевым разделением, и тем самым обеспечивает объективную проверку гипотезы о существовании устойчивых поведенческих профилей.

Качество проведенной кластеризации можно считать статистически удовлетворительным: значение силуэтного коэффициента составило 0,603, что свидетельствует о хорошей отделимости кластеров друг от друга и подтверждает релевантность выбранного числа группировок.

В табл. 8 представлены сводные статистические характеристики выделенных кластеров, которые наглядно демонстрируют внутреннюю однородность и межгрупповые различия.

Таблица 8. Статистическая характеристика поведенческих кластеров

Table 8. Statistical characteristics of behavioral clusters

Кластер / Cluster	Средний OR / Average OR	Стандартное отклонение OR / Standard deviation of OR	Количество бумаг / Number of securities	Средний котировальный список / Intermediate quotation list	Доминирующий сектор / Dominating sector
0	1,146	0,392	4	2,0	Торговля розничная / Retail trade
1	1,028	0,194	6	1,2	Металлургия / Metallurgy
2	1,153	0,211	5	1,4	ИТ
3	0,836	0,122	4	1,0	Финансы / Finance
4	0,985	0,087	5	1,2	Нефтегазовая / Oil and gas
5	1,093	0,217	4	1,3	Строительство / Construction
6	1,098	0,448	2	3,0	Финансы / Finance
7	1,173	0,448	4	1,8	Золотодобыча / Gold mining

Как следует из данных табл. 8, кластеры существенно различаются не только по средним значениям OR , но и по степени однородности (стандартное отклонение), а также по составу с точки зрения ликвидности бумаг.

Визуальная интерпретация результатов кластеризации в пространстве главных компонент представлена на рис. 2.

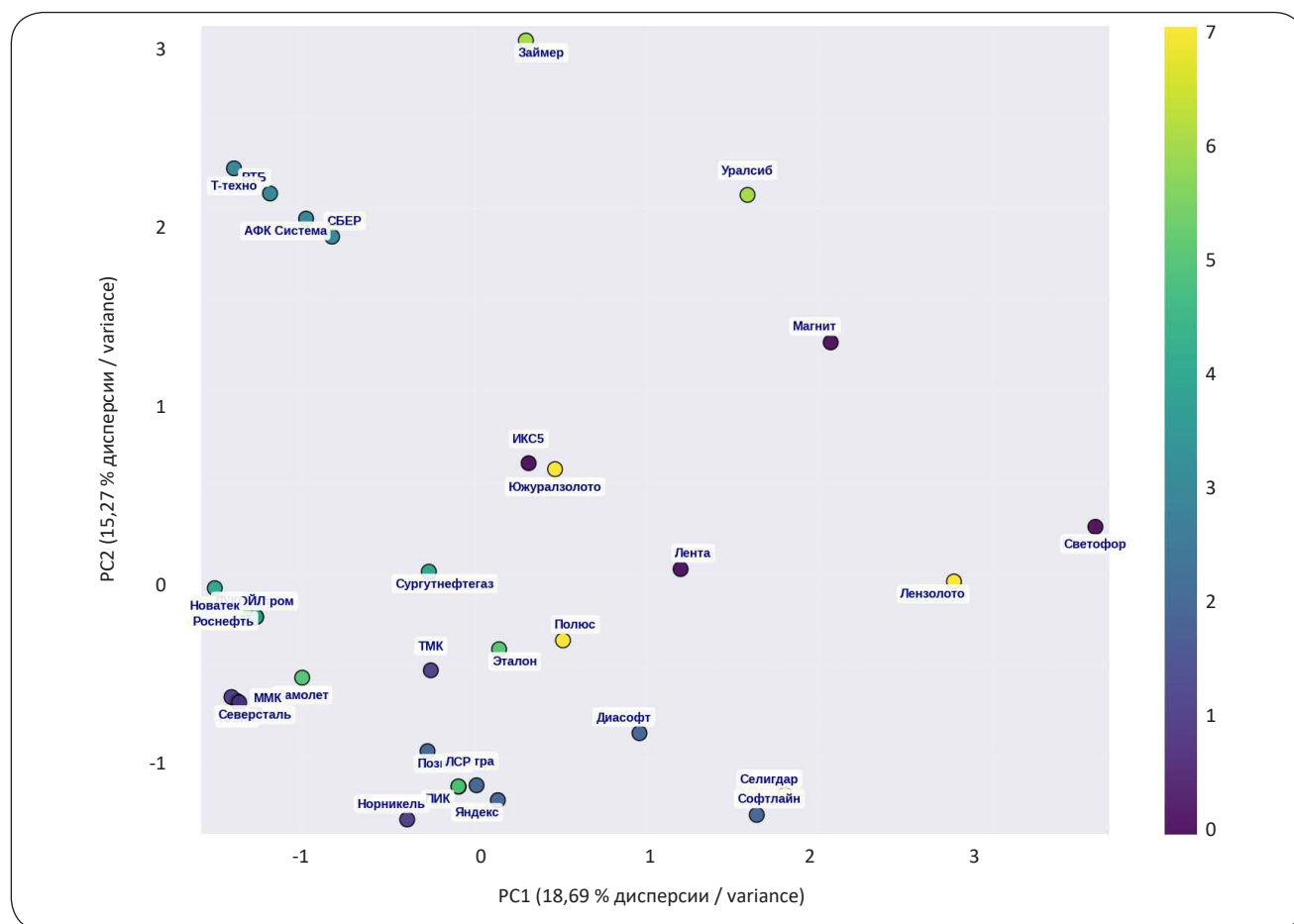


Рисунок 2. Визуализация кластеров в пространстве главных компонент

Figure 2. Visualization of clusters in the main component environment

Каждая точка на диаграмме – одна акция из выборки. Оси $PC1$ и $PC2$ отражают ортогональные линейные комбинации признаков (коэффициент Одина и котировальный список). Цвета обозначают принадлежность к кластерам (0–7). Расстояние между точками указывает на поведенческую схожесть/различие.

Картина пространственного распределения точек подтверждает хорошую разделимость кластеров, при этом можно наблюдать некоторые особенности – например, относительную компактность кластера № 4 («Нефтегаз») и, напротив, разброс в кластерах № 6 и 7, содержащих бумаги с экстремальными значениями OR .

Проведенный кластерный анализ выявил восемь устойчивых группировок, каждая из которых представляет собой уникальный поведенческий профиль с четкой экономической логикой.

Кластер 0 (Ретейл, $OR = 1,146$). Высокий OR в ретейле отражает чувствительность сектора к потребительским циклам. Инвесторы быстро фиксируют прибыль из-за опасений снижения потребительской активности. Экономически это соответствует проциклическому характеру потребительского сектора, где инвесторы опасаются разворотов тренда.

Кластер 1 (Металлургия, $OR = 1,028$). Нейтральное значение OR отражает противоречивое влияние: с одной стороны, цикличность и экспортная ориентация, с другой – высокая капиталоемкость и долгосрочные инвестиционные горизонты.

Кластер 2 (IT, $OR = 1,153$). Высокий эффект диспозиции характерен для сектора, где инвесторы ориентированы на рост, но в условиях высокой неопределенности. Экономически это соответствует бизнес-модели IT-компаний с отсроченной прибылью и высокой волатильностью *cash flows*.

Кластер 3 (Финансы, $OR = 0,836$). Данный кластер объединяет бумаги финансового сектора первого котировального списка. Низкое значение OR свидетельствует о преобладании институциональных инвесторов, которые демонстрируют классическое неприятие убытков. Это объясняется долгосрочным характером инве-

стиций и строгими политиками институциональных игроков в области риск-менеджмента. Экономически такое поведение соответствует стратегии «купи и держи», характерной для пенсионных фондов и страховых компаний. На рис. 3 этот кластер представлен компактной группой в левой нижней части графика, объединяющей четыре крупнейшие финансовые компании первого котировального списка: СБЕР, ВТБ, «Т-техно» и «АФК Система».

Кластер 4 (Нефтегаз, $OR = 0,985$). Близкое к 1 значение OR указывает на сбалансированное поведение инвесторов. Экономически это объясняется стратегическим значением сектора и присутствием государства как ключевого акционера, что стабилизирует торговое поведение.

Кластер 5 (Строительство, $OR = 1,093$). Умеренный эффект диспозиции объясняется высокой зависимостью от государственной поддержки и регуляторной среды, что создает дополнительную неопределенность и стимулирует инвесторов фиксировать прибыль.

Кластер 6 (Финансы, $OR = 1,098$). В отличие от кластера 3, бумаги этого кластера (третий котировальный список) демонстрируют эффект диспозиции. Это указывает на преобладание розничных инвесторов, которые активно фиксируют прибыль. Экономически это можно объяснить более высокими транзакционными издержками и ограниченной ликвидностью, вынуждающей инвесторов быстро реагировать на ценовые движения.

Кластер 7 (Золотодобыча, $OR = 1,173$). Парадоксальное сочетание статуса «актива-убежища» с высоким эффектом диспозиции объясняется спекулятивным характером торговли. Инвесторы воспринимают золотодобывающие компании не как защитные активы, а как инструмент для краткосрочных спекуляций на росте цен на золото. Экономически это подтверждается самой высокой волатильностью в выборке (3,85 %).

Наиболее значимым результатом кластерного анализа стало полное подтверждение гипотезы о секторальной природе поведенческих паттернов. Как демонстрирует рис. 3, алгоритм, не имея априорной информации об отрасли, сгруппировал бумаги именно в соответствии с их секторальной принадлежностью, что является веским аргументом в пользу существования устойчивых отраслевых поведенческих профилей.

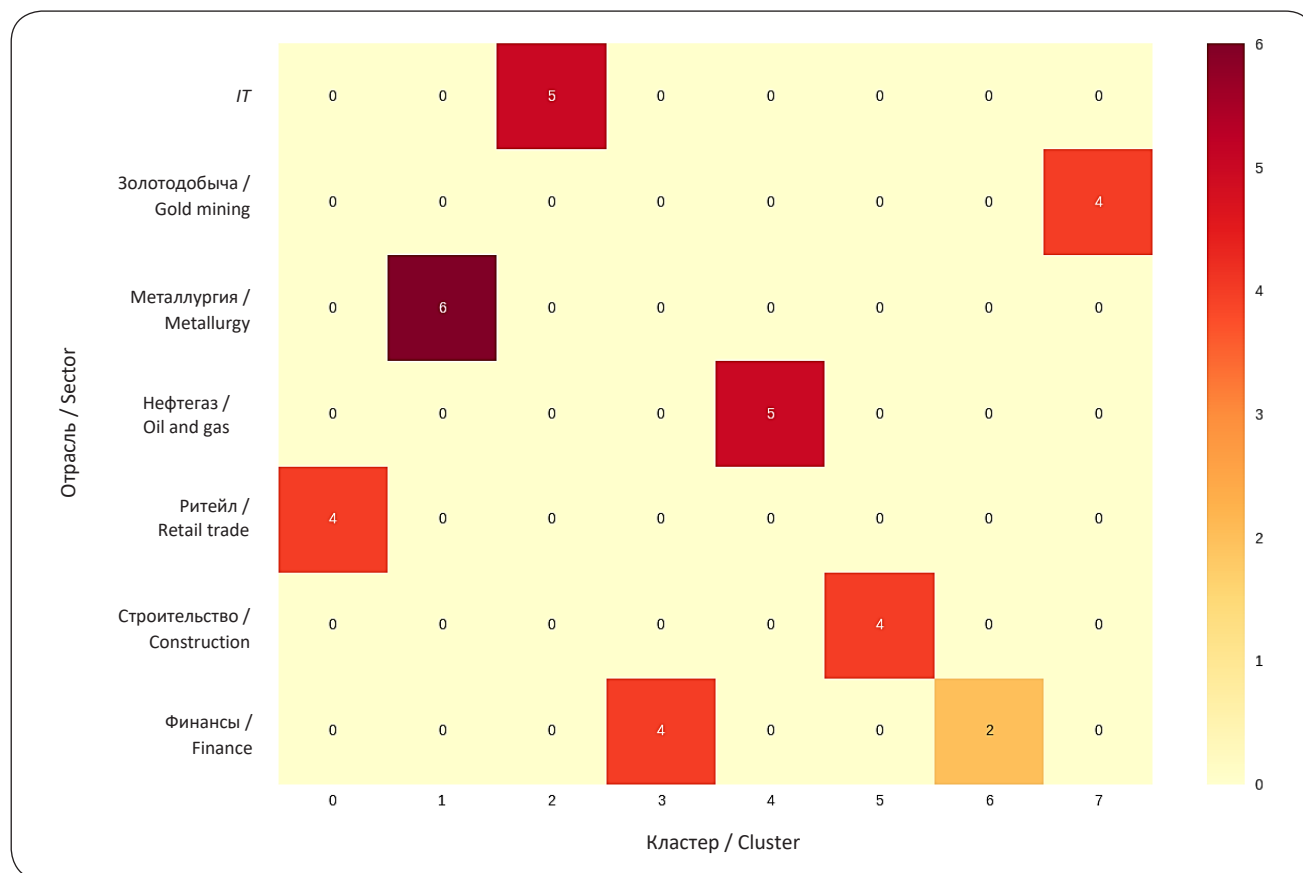


Рисунок 3. Сравнение кластерного и отраслевого разделения

Figure 3. Comparison of cluster and sector division

Рисунок 3 представляет матрицу распределения 34 акций по кластерам в разрезе отраслевой принадлежности. Матрица демонстрирует высокую степень совпадения между априорной отраслевой классификацией и результатами кластеризации *K-means*, что свидетельствует о том, что поведенческие паттерны инвесторов имеют системный, а не случайный характер. Например, Кластер 1 полностью занят компаниями металлургии, а Кластер 4 – нефтегазом, что подтверждает тесное совпадение между отраслевой классификацией и результатами *K-means* кластеризации. Высокая диагональная концентрация (89 % компаний находятся в отраслевых кластерах) свидетельствует о том, что поведенческие паттерны имеют структурный, а не стохастический характер.

В то же время алгоритм выявил, что акции внутри одного сектора имеют настолько схожие поведенческие паттерны ($OR + \text{ликвидность}$), что образуют отдельные кластеры. При этом кластерный анализ не просто подтвердил секторальную гипотезу, но и выявил внутрисекторальную дифференциацию, незаметную при агрегированном отраслевом подходе. Финансовый сектор – единственный, где компании распределились по двум кластерам (Кластеры 3 и 6), что указывает на внутрисекторальную неоднородность, обусловленную различиями в ликвидности. Крупные финансовые учреждения первого котировального списка (СБЕР, ВТБ) демонстрируют консервативный поведенческий профиль ($OR < 1$), характерный для портфелей с высокой долей институциональных инвесторов, тогда как менее ликвидные финансовые компании третьего списка («Займер», «Уралсиб») образуют отдельную группу с иным паттерном. Данное разделение позволяет выдвинуть гипотезу о том, что на выраженность поведенческих эффектов влияет не только отраслевая принадлежность, но и характеристики ликвидности и, возможно, тип преобладающих в бумаге инвесторов.

Кластерный анализ также позволил верифицировать статистическую значимость границы $OR = 1,0$, разделяющей эффект диспозиции и неприятие убытков. Четкое разделение кластеров относительно этой границы (кластеры 3 и 4 ниже единицы, остальные – выше) указывает на то, что это не просто условное значение, а реальный рубеж, разделяющий различные поведенческие режимы.

Таким образом, сравнительный анализ методов выявления поведенческих паттернов показал, что методы не противоречат, а взаимно дополняют друг друга. Секторальный анализ предоставляет содержательное, экономически интерпретируемое объяснение, в то время как кластерный подход выступает инструментом объективной валидации и позволяет обнаружить более тонкие эффекты, такие как внутриотраслевая неоднородность.

Заключение

Проведенный анализ демонстрирует, что поведенческие эффекты на российском рынке носят структурный характер, а не являются универсальными для всего рынка. Это:

- подтверждает гипотезу о важности отраслевого фактора;
- опровергает упрощенные представления о доминировании одного поведенческого искажения;
- открывает новые направления для исследования межсекторальных различий.

Выявленная секторальная специфика соответствует гипотезе о дифференцированной психологической оценке рисков инвесторами. Для «защитных» и капиталоемких секторов (нефтегаз, финансы) характерна стратегия, близкая к «сохранению капитала». Инвесторы в этих секторах, вероятно, рассматривают их как «якорные» активы, где основная цель – стабильность, а не быстрая спекулятивная прибыль. Для «ростовых» и спекулятивных секторов (IT, золотодобыча) преобладает стратегия «поиска доходности». Инвесторы воспринимают эти активы не как долгосрочные вложения, а как инструменты для получения краткосрочного спекулятивного дохода.

Проведенный кластерный анализ не только подтвердил основные выводы секторального подхода о существовании устойчивых отраслевых поведенческих паттернов, но и расширил их, выявив внутреннюю неоднородность финансового сектора. Обнаруженное разделение свидетельствует о комплексной природе поведенческих эффектов, на которые влияет как отраслевой контекст, так и характеристики ликвидности бумаг.

Высокое качество кластеризации и 100%-я чистота кластеров по отраслям убедительно доказывают, что выявленные поведенческие аномалии носят не случайный, а системный структурный характер и должны учитываться при построении инвестиционных стратегий и управлении финансовыми рисками на российском фондовом рынке.

На основе выявленных поведенческих искажений можно говорить о необходимости формирования определенных паттернов поведения, которые помогут преодолеть такие искажения.

1. Осознание искажения. Первый шаг к борьбе с эффектом диспозиции – это признание его существования. Понимание того, что желание немедленно продать выросшую акцию может быть продиктовано эмоциями (страхом упустить прибыль), а не фундаментальным анализом, помогает принимать более взвешенные решения.

2. Наличие четкой инвестиционной стратегии. Инвесторам необходимо разрабатывать торговый план с заранее определенными целями по прибыли (*Take-Profit*) и уровнями допустимого убытка (*Stop-Loss*) для каждой позиции. Это позволяет автоматизировать решения и снизить влияние эмоций. Решение о продаже должно основываться на достижении цели или изменении фундаментальных показателей компании, а не на краткосрочном росте цены. При этом при инвестировании в высоковолатильные сектора с высоким эффектом диспозиции ($OR > 1$), такие как *IT* и золотодобыча, рекомендуется устанавливать более широкие целевые уровни *Take-Profit*. Это позволит избежать преждевременного выхода из растущего тренда, к которому подталкивает эффект диспозиции. Для стабильных секторов с неприятием убытков ($OR < 1$), таких как нефтегаз, критически важно иметь жесткие правила *Stop-Loss*. Поскольку инвесторы здесь склонны «пересиживать» убытки, автоматическое закрытие позиции при достижении заданного уровня потерь поможет избежать катастрофических просадок.

3. Учет волатильности при планировании сделок. Как показало исследование, высоковолатильные активы провоцируют эффект диспозиции. При работе с такими бумагами (например, из *IT*-сектора или золотодобычи) инвестору необходимо быть особо дисциплинированным. Возможно, для таких позиций стоит устанавливать более амбициозные цели по прибыли, чтобы не выходить из растущего тренда слишком рано.

4. При формировании портфеля следует учитывать не только отраслевую и классовую диверсификацию, но и поведенческую. Сбалансированный портфель должен включать как активы из «диспозиционных» секторов (для потенциала роста), так и из секторов «неприятия потерь» (для стабильности). Это позволит сгладить общие колебания портфеля и снизить психологическое давление на инвестора.

Данные результаты имеют практическое значение для разработки инвестиционных стратегий, управления рисками и образовательных программ по поведенческим финансам на развивающихся рынках.

Список литературы

- Ахметов, А. Р., Васютина, А. С. (2024). *Выявление эффекта диспозиции в поведении российских розничных инвесторов*. Банк России. (Аналитическая записка). https://cbr.ru/content/document/file/170760/analytic_note_20241227_dip.pdf
- Валишвили, М. А., Обердфер, С. Я. (2025). К вопросу об (ир)рациональности инвесторов на финансовом рынке. *Вестник Алтайской академии экономики и права*, (3-1), 19–25. EDN: KQEHWK. DOI: 10.17513/vaael.4022
- Колмаков, В. В., Полякова, А. Г., Поляков, С. В. (2025). Обоснование подхода розничных инвесторов к формированию портфеля с точки зрения теории поведенческих финансов. *Финансы: теория и практика*, 29(1), 133–145. EDN: ZJNQBY. DOI: 10.26794/2587-5671-2025-29-1-133-145
- Слесаренко, С. Д., Кладиева, А. И., Бардаков, В. С. (2025). Поведенческие искажения на российском фондовом рынке: эмпирический анализ когнитивных биасов индивидуальных инвесторов. *Прогрессивная экономика*, 8, 221–233. EDN: SSDYGL. DOI: 10.54861/27131211_2025_8_221
- Файзулин, М. С. (2025). Поведенческие девиации и фрактальные закономерности на российском фондовом рынке. *Journal of Applied Economic Research*, 24(3), 1023–1064. EDN: YGMGZQ. DOI: 10.15826/vestnik.2025.24.3.034
- Цибульникова, В. Ю., Ткаченко, Д. С. (2025). Анализ особенностей поведения частных инвесторов на фондовом рынке с учетом типовых когнитивных искажений. *Журнал прикладных исследований*, 4, 148–153. EDN: QIWGCX. DOI: 10.47576/2949-1878.2025.4.4.020
- Щербаков, К. А. (2025). *Поведенческие факторы инвестиционных решений: теория и эмпирический анализ*: монография. Университет «Синергия». EDN: BQVIFF. DOI: 10.37791/978-5-4257-0680-5-2025-1-80
- Akin, I., & Akin, M. (2024). Behavioral finance impacts on US stock market volatility: an analysis of market anomalies. *Behavioural Public Policy*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1017/bpp.2024.13>
- Aqham, A., Endaryati, E., Subroto, V., & Kusumajaya, R. (2024). Behavioral biases in investment decisions: A mixed-methods study on retail investors in emerging markets. *Journal of Management and Informatics*, 3, 568–586. EDN: UELVLX. DOI: 10.51903/jmi.v3i3.63

- Cai, L. (2025). Analysis of changes in risk preferences and decision-making of individual investors from the perspective of behavioral finance. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 161, 57–61. EDN: APDOEY. DOI: 10.54254/2754-1169/2025.19883
- Chauhan, R., & Patel, N. (2024). Unraveling investor behavior Exploring the influence of behavioral finance on investment decision-making. *Journal of Economics, Assets, and Evaluation*, 1(4), 1–13. EDN: QVBEOL. DOI: 10.47134/jeae.v2i2.292
- Chen, S., & Ren, F. (2025). Does social media information affect individual investor disposition effect? Evidence from Xueqiu. *PLoS ONE*, 20(7), e0328547. EDN: DOQYLO. DOI: 10.1371/journal.pone.0328547
- Cheung, S. L. (2025). A meta-analysis of disposition effect experiments. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4746969>
- Chishti, M. F., Arif, M., Khan, M. A., & Jamil, R. A. (2025). Understanding behavioural biases in investment decisions: Empirical insights from an emerging market. *Cogent Economics & Finance*, 13(1), 2567499. EDN: GNBVGX. DOI: 10.1080/2322039.2025.2567499
- Din, S. M. U., Mehmood, S. K., Shahzad, A., Ahmad, I., Davidyants, A., & Abu-Rumman, A. (2021). The impact of behavioral biases on herding behavior of investors in Islamic financial products. *Frontiers in Psychology*, 11, 600570. EDN: QRCMDU. DOI: 10.3389/fpsyg.2020.600570
- Falah, F. F., & Haryono, N. A. (2023). The influence of herding, anchoring, disposition, personal income, and financial literacy on Generation Z's investment decision making in Surabaya City. *Technium Social Sciences Journal*, 45, 210–225. EDN: RYRVQC. DOI: 10.47577/tssj.v45i1.9103
- Fateye, T. B., Ajayi, A. C., & Peiser, B. R. (2024). Analysis of investors' behavioral biases in the Nigerian stock market. *Journal of Financial Studies*, 20(1), 89–104. EDN: NWQLAG. DOI: 10.15641/jarer.v9i1.1510
- Guenther, B., & Lordan, G. (2023). When the disposition effect proves to be rational: Experimental evidence from professional traders. *Frontiers in Psychology*, 14, 1091922. EDN: LJYRIC. DOI: 10.3389/fpsyg.2023.1091922
- Gupta, S. (2025). A study on behavioral biases influencing investment decisions among retail investors in Bengaluru City. *International Journal of Research and Scientific Innovation*, 12(7), 188–199. EDN: KBBBMD. DOI: 10.51244/IJRSI.2025.120700188
- Gutiérrez-Nieto, B., Ortiz, C., & Vicente, L. (2023). A bibliometric analysis of the disposition effect: Origins and future research avenues. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 37, 100774. EDN: QQDLZO. DOI: 10.1016/j.jbef.2022.100774
- Hossain, T., & Siddiqua, P. (2024). Exploring the influence of behavioral aspects on stock investment decision-making a study on Bangladeshi individual investors. *PSU Research Review*, 8(2), 169–183. EDN: KGNKYT. DOI: 10.1108/PRR-10-2021-0054
- Iqbal, N., et al. (2023). Herding behavior and stock market returns: Evidence from Pakistan. *Financial Innovation*, 9(1), 1–25. <https://doi.org/10.1504/GBER.2025.143096>
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666.
- Jolliffe, I. (2002). Principal component analysis. In *International encyclopedia of statistical science* (pp. 1094–1096). Springer.
- Kim, C., Meng, Y., Pantzalis, C., & Park, J. C. (2025). *Political Geography, Myside Bias, and Retail Investor Behavior. Financial Management*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4557697>
- Kulkarni, M. S., Patil, K. P., & Pramod, D. (2025). The role of robo-advisors in behavioural finance, shaping investment decisions. *Cogent Economics & Finance*, 13(1), 2571403. EDN: ZASTAE. DOI: 10.1080/2322039.2025.2571403
- Lisauskiene, N., Darskuvienė, V., & Butkus, M. (2024). Passive vs active robo-advisors and disposition effect: Moderating role of gender and financial literacy. *Baltic Journal of Economics*, 24(2), 239–260. EDN: VIHUZJ. DOI: 10.1080/1406099X.2024.2422673
- Merkle, C. (2020). Financial loss aversion illusion. *Review of Finance*, 24(2), 381–413. <https://doi.org/10.1093/rof/rfz002>
- Mollaahmetoğlu, E., & Altay, E. (2023). The effect of prospect theory value on asset returns on the Borsa Istanbul. *Borsa Istanbul Review*, 23(5), 1058–1066. EDN: ZJEHKKR. DOI: 10.1016/j.bir.2023.05.005
- Odean, T. (1998). Are Investors Reluctant to Realize Their Losses? *The Journal of Finance*, 53(5), 1775–1798. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00072>
- Olanrewaju, A., Dada, A., Alade, E., Jingo, F., & Akalia, R. (2024). Financial forecasting and behavioral analysis: The role of machine learning in predicting stock market trends and investor decisions. *Journal of Frontiers in Multidisciplinary Research*, 5, 325–343. EDN: IRVGEU. DOI: 10.54660/IJFMR.2024.5.1.325-343
- Patiu, L. S., Cayan, A. S., Dela Cruz, J. P., Dizon, K. L. M., & Vidal, E. A. (2025). Unraveling the investment puzzle: Do behavioral biases and financial literacy matter? *Review of Integrative Business and Economics Research*, 14(3), 596–612. http://buscompress.com/uploads/3/4/9/8/34980536/riber_14-3_41_s24-279-596-612.pdf
- Poudel, U., & Poudel, R. L. (2024). Impact of behavioral biases on investment decisions among Millennial investors in Pokhara. *Janapriya Journal of Interdisciplinary Studies*, 13(1), 220–241. EDN: ZXLYHC. DOI: 10.3126/jjis.v13i1.75585
- Putranda, M. A. D., & Nahda, K. (2025). The role of financial literacy and demographic variables in influencing behavioral biases. *International Journal of Business and Applied Economics*, 4(5), 2709–2728. EDN: OCAAVK. DOI: 10.55927/ijbae.v4i5.387
- Ribeiro, C. O., & Santos, A. T. (2025). Portfolio optimization based on prospect theory. In *Proceedings of the 7th International Conference on Finance, Economics, Management and IT Business (FEMIB 2025)* (pp. 51–60). SCITEPRESS – Science and Technology Publications. <https://doi.org/10.5220/0013331900003956>
- Ridho, W. F., & Kusuma, Y. B. (2023). Investigating the disposition effect among young investors: An integrative literature review on cognitive biases. *Jurnal Aplikasi Manajemen dan Bisnis*, 3(2), 44–53. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8045534>

- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65.
- Saltık, Ö. (2024). Navigating the stock market: Modeling wealth exchange and network interaction with loss aversion, disposition effect and anchoring and adjustment bias. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(1), 88–122.
- Sapkota, M. P., & Chalise, D. R. (2023). Investors behavior and equity investment decision An evidence from Nepal. *Binus Business Review*, 14(2). EDN: ZEJOJZ. DOI: 10.21512/bbr.v14i2.9575
- Shandu, P., & Alagidede, I. P. (2024). The disposition effect and its manifestations in South African investor teams. *Review of Behavioral Finance*, 16(1), 167–185. EDN: AGWEJT. DOI: 10.1108/RBF-01-2022-0027
- Shashank, G., Pandey, G., & Koolagudi, S. G. (2025). Time based Sentiment Analysis of Financial Headlines using Recurrent Neural Network, *2025 International Conference on Artificial Intelligence and Data Engineering (AIDE)*, Nitte, India, 2025 (pp. 752–756). <https://doi.org/10.1109/AIDE64228.2025.10987536>
- Skwarek, M. (2025). Why do investors behave irrationally in the cryptocurrency and emerging stock markets? *SAGE Open*, 15(3). EDN: HHISTO. DOI: 10.1177/21582440251361212
- Thorndike, R. L. (1953). Who belongs in the family? *Psychometrika*, 18(4), 267–276. EDN: JQIDIH. DOI: 10.1007/BF02289263
- Verma, Sh., Rao, P., & Kumar, S. Do Investors Emotions Contribute to Equity Market Anomalies? *Addressing the Empirical Gap Using Machine Learning Models*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4860296>
- Wang, J., Wu, C., & Zhong, X. (2021). Prospect theory and stock returns: Evidence from foreign share markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 69, 101644. EDN: DVCTWA. DOI: 10.1016/j.pacfin.2021.101644
- Zhang, X., & Huang, C. H. (2024). Investor characteristics, intention toward socially responsible investment (SRI), and SRI behavior in Chinese stock market: The moderating role of risk propensity. *Heliyon*, 10(14), e34230. EDN: KFQMPG. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e34230

References

- Ahmetov, A. R., & Vasyutina, A. S. (2024). *Identifying the disposition effect in the Russian retail investors' behavior*. Bank of Russia. (Analytical note). (In Russ.). https://cbr.ru/content/document/file/170760/analytic_note_20241227_dip.pdf
- Akin, I., & Akin, M. (2024). Behavioral finance impacts on US stock market volatility: an analysis of market anomalies. *Behavioural Public Policy*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1017/bpp.2024.13>
- Aqham, A., Endaryati, E., Subroto, V., & Kusumajaya, R. (2024). Behavioral biases in investment decisions: A mixed-methods study on retail investors in emerging markets. *Journal of Management and Informatics*, 3, 568–586. <https://doi.org/10.51903/jmi.v3i3.63>
- Cai, L. (2025). Analysis of changes in risk preferences and decision-making of individual investors from the perspective of behavioral finance. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 161, 57–61. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/2025.19883>
- Chauhan, R., & Patel, N. (2024). Unraveling investor behavior Exploring the influence of behavioral finance on investment decision-making. *Journal of Economics, Assets, and Evaluation*, 1(4), 1–13. <https://doi.org/10.47134/jeae.v2i2.292>
- Chen, S., & Ren, F. (2025). Does social media information affect individual investor disposition effect? Evidence from Xueqiu. *PLoS ONE*, 20(7), e0328547. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0328547>
- Cheung, S. L. (2025). A meta-analysis of disposition effect experiments. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4746969>
- Chishti, M. F., Arif, M., Khan, M. A., & Jamil, R. A. (2025). Understanding behavioural biases in investment decisions: Empirical insights from an emerging market. *Cogent Economics & Finance*, 13(1), 2567499. <https://doi.org/10.1080/23322039.2025.2567499>
- Din, S. M. U., Mehmood, S. K., Shahzad, A., Ahmad, I., Davidyants, A., & Abu-Rumman, A. (2021). The impact of behavioral biases on herding behavior of investors in Islamic financial products. *Frontiers in Psychology*, 11, 600570. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.600570>
- Falah, F. F., & Haryono, N. A. (2023). The influence of herding, anchoring, disposition, personal income, and financial literacy on Generation Z's investment decision making in Surabaya City. *Technium Social Sciences Journal*, 45, 210–225. <https://doi.org/10.47577/tssj.v45i1.9103>
- Fateye, T. B., Ajayi, A. C., & Peiser, B. R. (2024). Analysis of investors' behavioral biases in the Nigerian stock market. *Journal of Financial Studies*, 20(1), 89–104. <https://doi.org/10.15641/jarar.v9i1.1510>
- Fayzulin, M. S. (2025). Behavioural deviations and fractal patterns in the Russian stock market. *Journal of Applied Economic Research*, 24(3), 1023–1064. (In Russ.). <https://doi.org/10.15826/vestnik.2025.24.3.034>
- Guenther, B., & Lordan, G. (2023). When the disposition effect proves to be rational: Experimental evidence from professional traders. *Frontiers in Psychology*, 14, 1091922. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1091922>
- Gupta, S. (2025). A study on behavioral biases influencing investment decisions among retail investors in Bengaluru City. *International Journal of Research and Scientific Innovation*, 12(7), 188–199. <https://doi.org/10.51244/IJRSI.2025.120700188>
- Gutiérrez-Nieto, B., Ortiz, C., & Vicente, L. (2023). A bibliometric analysis of the disposition effect: Origins and future research avenues. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 37, 100774. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2022.100774>

- Hossain, T., & Siddiqua, P. (2024). Exploring the influence of behavioral aspects on stock investment decision-making a study on Bangladeshi individual investors. *PSU Research Review*, 8(2), 169–183. <https://doi.org/10.1108/PRR-10-2021-0054>
- Iqbal, N., et al. (2023). Herding behavior and stock market returns: Evidence from Pakistan. *Financial Innovation*, 9(1), 1–25. <https://doi.org/10.1504/GBER.2025.143096>
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666.
- Jolliffe, I. (2002). Principal component analysis. In *International encyclopedia of statistical science* (pp. 1094–1096). Springer.
- Kim, C., Meng, Y., Pantzalis, C., & Park, J. C. (2025). *Political Geography, Myside Bias, and Retail Investor Behavior*. *Financial Management*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4557697>
- Kolmakov, V. V., Polyakova, A. G., & Polyakov, S. V. (2025). Behavioral finance explanation of retail investors' approach to portfolio design. *Finance: Theory and Practice*, 29(1), 133–145. (In Russ.). <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2025-29-1-133-145>
- Kulkarni, M. S., Patil, K. P., & Pramod, D. (2025). The role of robo-advisors in behavioural finance, shaping investment decisions. *Cogent Economics & Finance*, 13(1), 2571403. <https://doi.org/10.1080/23322039.2025.2571403>
- Lisauskienė, N., Darskuvienė, V., & Butkus, M. (2024). Passive vs active robo-advisors and disposition effect: Moderating role of gender and financial literacy. *Baltic Journal of Economics*, 24(2), 239–260. <https://doi.org/10.1080/1406099X.2024.2422673>
- Merkle, C. (2020). Financial loss aversion illusion. *Review of Finance*, 24(2), 381–413. <https://doi.org/10.1093/rof/rfz002>
- Mollaahmetoğlu, E., & Altay, E. (2023). The effect of prospect theory value on asset returns on the Borsa Istanbul. *Borsa Istanbul Review*, 23(5), 1058–1066. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2023.05.005>
- Odean, T. (1998). Are Investors Reluctant to Realize Their Losses? *The Journal of Finance*, 53(5), 1775–1798. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00072>
- Olanrewaju, A., Dada, A., Alade, E., Jingo, F., & Akalia, R. (2024). Financial forecasting and behavioral analysis: The role of machine learning in predicting stock market trends and investor decisions. *Journal of Frontiers in Multidisciplinary Research*, 5, 325–343. <https://doi.org/10.54660/IJFMR.2024.5.1.325-343>
- Patlu, L. S., Cayan, A. S., Dela Cruz, J. P., Dizon, K. L. M., & Vidal, E. A. (2025). Unraveling the investment puzzle: Do behavioral biases and financial literacy matter? *Review of Integrative Business and Economics Research*, 14(3), 596–612. http://buscompress.com/uploads/3/4/9/8/34980536/riber_14-3_41_s24-279-596-612.pdf
- Poudel, U., & Poudel, R. L. (2024). Impact of behavioral biases on investment decisions among Millennial investors in Pokhara. *Janapriya Journal of Interdisciplinary Studies*, 13(1), 220–241. <https://doi.org/10.3126/jjis.v13i1.75585>
- Putranda, M. A. D., & Nahda, K. (2025). The role of financial literacy and demographic variables in influencing behavioral biases. *International Journal of Business and Applied Economics*, 4(5), 2709–2728. <https://doi.org/10.55927/ijbae.v4i5.387>
- Ribeiro, C. O., & Santos, A. T. (2025). Portfolio optimization based on prospect theory. In *Proceedings of the 7th International Conference on Finance, Economics, Management and IT Business (FEMIB 2025)* (pp. 51–60). SCITEPRESS – Science and Technology Publications. <https://doi.org/10.5220/0013331900003956>
- Ridho, W. F., & Kusuma, Y. B. (2023). Investigating the disposition effect among young investors: An integrative literature review on cognitive biases. *Jurnal Aplikasi Manajemen dan Bisnis*, 3(2), 44–53. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8045534>
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65.
- Saltık, Ö. (2024). Navigating the stock market: Modeling wealth exchange and network interaction with loss aversion, disposition effect and anchoring and adjustment bias. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(1), 88–122.
- Sapkota, M. P., & Chalise, D. R. (2023). Investors behavior and equity investment decision An evidence from Nepal. *Binus Business Review*, 14(2). <https://doi.org/10.21512/bbr.v14i2.9575>
- Shandu, P., & Alagidede, I. P. (2024). The disposition effect and its manifestations in South African investor teams. *Review of Behavioral Finance*, 16(1), 167–185. <https://doi.org/10.1108/RBF-01-2022-0027>
- Shashank, G., Pandey, G., & Koolagudi, S. G. (2025). Time based Sentiment Analysis of Financial Headlines using Recurrent Neural Network, 2025 *International Conference on Artificial Intelligence and Data Engineering (AIDE)*, NITTE, India, 2025 (pp. 752–756). <https://doi.org/10.1109/AIDE64228.2025.10987536>
- Shcherbakov, K. A. (2025). *Behavioral factors of investment decisions: theory and empirical analysis: monograph*. Moscow: Synergy. (In Russ.). <https://doi.org/10.37791/978-5-4257-0680-5-2025-1-80>
- Skwarek, M. (2025). Why do investors behave irrationally in the cryptocurrency and emerging stock markets? *SAGE Open*, 15(3). <https://doi.org/10.1177/21582440251361212>
- Slesarenko, S. D., Kladieva, A. I., Bardakov, V. S. (2025). Behavioral distortions in the Russian stock market: an empirical analysis of individual investors' cognitive biases. *Progressivnaya Ekonomika*, 8, 221–233. (In Russ.). https://doi.org/10.54861/27131211_2025_8_221
- Thorndike, R. L. (1953). Who belongs in the family? *Psychometrika*, 18(4), 267–276. <https://doi.org/10.1007/BF02289263>
- Tsibulnikova, V. U., & Tkachenko, D. S. (2025). Analysis of the private investors behavior in the stock market considering typical cognitive distortions. *Journal of Applied Research*, 4, 148–153. (In Russ.). <https://doi.org/10.47576/2949-1878.2025.4.4.020>
- Valishvili, M. A., & Oberderfer, S. Ya. (2025). On the issue of (ir)investor rationality in the financial market. *Vestnik Altayskoy Akademii Ekonomiki i Prava*, (3-1), 19–25. (In Russ.). <https://doi.org/10.17513/vaael.4022>
- Verma, Sh., Rao, P., & Kumar, S. Do Investors Emotions Contribute to Equity Market Anomalies? *Addressing the Empirical Gap Using Machine Learning Models*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4860296>

Wang, J., Wu, C., & Zhong, X. (2021). Prospect theory and stock returns: Evidence from foreign share markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 69, 101644. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2021.101644>

Zhang, X., & Huang, C. H. (2024). Investor characteristics, intention toward socially responsible investment (SRI), and SRI behavior in Chinese stock market: The moderating role of risk propensity. *Heliyon*, 10(14), e34230. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e34230>

Вклад авторов

Г. Т. Гафурова осуществила эконометрический анализ, проведение расчетов и верификацию результатов.

Г. Н. Нотфуллина определила исследовательские вопросы и теоретическую базу.

Л. Н. Салимов провел комплексный анализ отечественной и зарубежной литературы.

Авторы совместно разработали концепцию и дизайн исследования, интерпретировали полученные выводы и подготовили рукопись.

Author's contribution

G. T. Gafurova carried out econometric analysis, calculations and verification of the results.

G. N. Notfullina identified research issues and the theoretical basis.

L. N. Salimov conducted a comprehensive analysis of Russian and foreign literature.

The authors jointly developed the study concept and design, interpreted the findings and prepared the manuscript.

Информация об использовании искусственного интеллекта

ИИ использовался для технических и стилистических исправлений текста, а также для оформления списка литературы по требованиям журнала. Языковая модель: gemini 3.

Information about the use of artificial intelligence

AI was used for technical and stylistic corrections of the text, as well as for making a list of references according to the Journal requirements. Language model: gemini 3.

Конфликт интересов / Conflict of Interest

Авторами не заявлен / No conflict of interest is declared by the authors

История статьи / Article history

Дата поступления / Received 11.01.2026

Дата одобрения после рецензирования / Date of approval after reviewing 15.02.2026

Дата принятия в печать / Accepted 25.02.2026