

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ / ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND MACHINE LEARNING

DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.4>

АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТЕЙ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ТОРГОВЫХ РЕШЕНИЙ НА БИРЖАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПЕРСПЕКТИВНЫХ НАПРАВЛЕНИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Научная статья

Липатов К.В.<sup>1,\*</sup>, Потапченко Т.Д.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ORCID : 0009-0004-1277-9514;

<sup>1,2</sup>Московский технический университет связи и информатики, Москва, Российская Федерация

\* Корреспондирующий автор (s.article888[at]gmail.com)

**Аннотация**

В работе рассмотрены особенности выработки и поддержки принятия управляющих и торговых решений на различных типах бирж, обозначены перспективные направления современного искусственного интеллекта. Обоснована актуальность исследуемой тематики, формализованы состав и ключевые процессы функционирования торговых бирж, описаны приоритетные факторы, влияющие на эффективность принятия торговых решений. Проведен анализ аспектов этапов оценки процедур поддержки принятия решений по ведению торгов на биржах в контексте с адаптацией машинного обучения для сведения обозначенных прикладных задач к классификации и регрессии. Охарактеризованы популярные на практике модели машинного и глубокого обучения, применяемые и имеющие потенциал использования в задачах анализа и прогнозирования финансовых временных рядов при выработке и принятии торговых решений, выявлены их недостатки. Обозначены перспективные пути адаптации актуальных направлений искусственного интеллекта для их применения в задачах поддержки принятия торговых решений на разных типах бирж.

**Ключевые слова:** биржевая торговля, поддержка принятия решений.

ANALYSIS OF THE SPECIFICS OF SUPPORT FOR TRADE DECISION-MAKING ON STOCK EXCHANGES USING PROMISING AREAS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Research article

Lipatov K.V.<sup>1,\*</sup>, Potapchenko T.D.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ORCID : 0009-0004-1277-9514;

<sup>1,2</sup>Moscow Technical University of Communications and Informatics, Moscow, Russian Federation

\* Corresponding author (s.article888[at]gmail.com)

**Abstract**

This paper examines the features of developing and supporting management and trading decisions on various types of exchanges, and identifies promising areas of modern artificial intelligence. The relevance of the topic under study is substantiated, the composition and key processes of the functioning of trading exchanges are formalized, and the priority factors influencing the efficiency of trading decision-making are described. An analysis of aspects of the evaluation stages of decision support procedures for trading on exchanges was carried out in the context of adapting machine learning to reduce the identified applied problems to classification and regression. Models of machine and deep learning that are popular in practice, used and have the potential to be used in problems of analysis and forecasting of financial time series when developing and making trading decisions, are characterized. Promising ways to adapt current areas of artificial intelligence for their application in tasks of supporting trading decisions on different types of exchanges are outlined.

**Keywords:** stock trading, decision support, artificial intelligence, artificial neural networks.

**Введение**

Современные торговые площадки и биржи активно развиваются и совершенствуются, обеспечивая своих клиентов различными механизмами проведения экономических операций по купле-продаже ценностей. Следует отметить, что на современном этапе биржевая торговля наполняется и более новым содержанием в отличие от классического представления. Приоритетными инструментами бирж становятся не физические товары или фиатные денежные средства, а опционные и фьючерсные контракты на поставку различных физических товаров, ценные бумаги (акции, облигации), валюта, долговые обязательства, в том числе и финансовые производные – банковские процентные ставки и иные активы. Разнообразие существующих биржевых опций позволяет утверждать, что данные площадки ведения торговых операций становятся все более универсальными, т.е. биржи перестают быть составляющими непосредственно товарных взаимоотношений, приобретая значения значимого компонента финансового рынка [1].

Современная торговая биржа (ТБ) представляет собой иерархическим образом организованный рынок, где заключаются различные сделки по купле-продаже товаров, услуг или иных финансовых инструментов. В связи с этим под современной ТБ следует понимать некоторую универсальную биржу фьючерсов с фокусом на сделки с ценными бумагами, включающую в свой состав возможности торговли опционными контрактами на поставку товаров. Большая часть проводимых сделок заключаются в составе специализированных электронных торговых систем в онлайн формате. Таким образом, процесс эволюции современных ТБ является фактором глобальной цифровизации

экономики, что в перспективе может оказать существенное воздействие на рынок трудовых и производственных отношений [2].

Ключевыми процессами в контексте рассматриваемой тематики являются сбор, структурирование и обработка разнородных торговых данных, а также автоматизация процесса их анализа с целью поддержки принятия управляющих решений (например, по покупке или продаже активов в нужный момент времени), что представляет особую сложность в связи с большими объемами постоянно обновляемой информации, в том числе о проведенных сделках, курсах валют, экономических показателях и индексах. В связи с невозможностью выполнения всех этих процессов вручную актуальным направлением исследований является изучение путей задействования и адаптации перспективных технологий и направлений современного искусственного интеллекта (ИИ) и анализа данных для автоматизации оценки альтернатив по принятию различных торговых решений [3].

*Цель работы* заключается в исследовании возможностей и специфики применения перспективных направлений ИИ для поддержки принятия торговых решений на ТБ.

### **Специфика торговых бирж, их состава и процесса функционирования**

Для анализа возможностей использования современного ИИ в рамках рассматриваемого направления исследований целесообразно детализировать состав и экосистему типовых ТБ. Среди всей совокупности следует отдельно выделить ключевые компоненты ТБ, которыми являются [2], [3], [4]:

1. Торговая система, предназначенная для агрегации заявок о реализации или обмене активами. Важной ее функцией является регистрация сделок, обновление данных в реестрах, в особенности в случаях близких значений на активы, поступающих от разных лиц.

2. Расчетная палата, реализует клиринговые функции по учетным операциям с денежными потоками, выполняя в том числе процедуры списания и зачисления на счета участников сделок, а также различные денежные переводы.

3. Депозитарный центр, ведет учет акций, облигаций и других ценных бумаг покупателей и продавцов, предоставляя доступ к данным заинтересованным сторонам. В процессе выполнения своей деятельности проводит списание проданных активов, проводя при этом процедуры сверки и обновления данных по актуальному состоянию и результатам проведенных торговых операций.

4. Внутренние и внешние регуляторы, первыми из них чаще всего являются действующие управляющие регламенты, исполняемые правлением биржи. Государственные органы осуществляют внешнее регулирование согласно действующему законодательству.

В зависимости от вида реализуемых активов, ТБ также классифицируют на разные категории, в том числе фондовые, товарные, валютные, деривативные, а также трудовые и криптовалютные. Ведение торгов на всех перечисленных ТБ связано с рядом специфических сложностей и затрат, которые необходимо учитывать инвесторам и трейдерам для обеспечения эффективной финансовой работы. Проблематика в данном случае может быть выражена в виде внутренних и внешних факторов, каждый из которых должен быть формализован для создания моделей, способных автоматизировать процесс комплексного анализа торговых данных с учетом специфики их взаимного влияния друг на друга [5]. Важными аспектами торгового процесса, непосредственно влияющими на процесс выработки торговых решений, являются такие [1], [4], [6]:

1. Управление рисками в данном случае актуально в связи с ростом прибыли в случае использования объемов заемных средств. Эффективная имплементация деривативов при процедуре хеджирования для минимизации значений рисков возможна только в случае наличия глубокой экспертизы и опыта. В этом связи требуется учитывать вероятности колебаний в стоимости активов, которые могут вызывать нестабильность и риски потенциальных убытков.

2. Психология торговли заключается в борьбе с неуправляемыми человеческими факторами, в том числе в работе с проявлениями эмоций трейдерами при быстрых изменениях рынка в цикле покупки-продажи активов, т.к. подобного рода факторы могут оказывать значительное влияние на процессы принятия решений. В данном аспекте важным является следование утвержденному торговому плану и развитию выбранной стратегии в любых условиях, воспринимая рынок максимально реалистичным образом.

3. Рыночные условия являются важным аспектом учета степени конкуренции, влияющей на потенциальную прибыль биржевых брокеров. Это обуславливает необходимость проведения сделок в период высокой степени волатильности в режиме максимальной концентрации, чтобы не допустить ошибок. Возникают коллизии в учете рисков нехватки ликвидности, что может усложнить реализацию крупных ордеров по запрошенной цене.

4. Требования регуляторов должны соблюдаться в полной мере, что требует от участников торговых операций и в особенности от организаторов ТБ значительных затрат времени и ресурсов, в том числе на ведение подробной документации и регулярного предоставление отчетов соответствующим ведомствам и государственным органам. В данном случае дополнительные риски вносят существенные отличия в правилах и нормах торговли разных стран [6].

Дополнительные сложности и временные затраты в процесс принятия торговых решений вносят специфические процедуры проведения фундаментального и технического анализа, включающие в себя проверку, валидацию и верификацию используемых источников информации, а также использование эффективных методов анализа, оценки и интерпретация полученных результатов. При этом требуется учитывать тренды в движении текущего рынка, которые могут быть обусловлены различными внешними факторами, в том числе реакциями на рост или спад экономических показателей, возникновение громких новостей и геополитическими событиями [7].

Таким образом, процессы сбора, обработки и анализа данных при принятии торговых решений на ТБ являются критичными с точки зрения обеспечения эффективности ведения торгов и на практике решаются разными путями. В частности, актуальным направлением является автоматизация таких процессов путем использования различных математических методов, моделей и алгоритмов.

## Методы и модели поддержки торговых решений на биржах

Среди распространенных задач поддержки принятия торговых решений выделяются задачи предсказания или прогнозирования значений временных рядов. В частности, задача построения прогнозов изменений в стоимостях активов на финансовых рынках является популярной и типовой, для ее решения применяются различные подходы математической статистики, которые имплементируют различные модели, в том числе AR, MA, ARMA, ARCH и др. [8]. К данной группе моделей часто относят и методы технического анализа и теории принятия решений, обладающих различными преимуществами и в ряде случаев, успешно могут использоваться на практике. Подходы статистической физики, в том числе модели стохастического и детерминированного хаоса в сочетании с марковскими процессами, дают положительные результаты, данное направление активно развивается [9], [10].

Данные типы моделей являются апробированными, однако не лишены недостатков, связанных со статичностью и не высокой точностью в силу невозможности учета разнородных факторов и рисков проведения торговых операций. Следует также отметить, что применение подобных подходов к анализу временных финансовых рядов является проблематичным из-за сложности имплементации вычислительных процессов с позиции математического моделирования, ограниченности использования разнородных моделей в комбинациях друг с другом, а также наличием коллизий при программной реализации.

Все обозначенные аспекты функционирования ТБ и принятия торговых решений могут быть рассмотрены и адаптированы под задачи статистической и прогностической аналитики, например классификации или регрессии, на базе использования как классических (детерминированных моделей описания прямых или косвенных закономерностей в данных, корреляционном анализе и различных вероятностных подходов), так и более современных методов, моделей и алгоритмов ИИ, таких как машинное обучение (МО) или искусственные нейронные сети (ИНС). Преимуществом последних подходов над классическими является большая степени гибкости при программной имплементации, универсальности проведения процессов моделирования и оценки эффективности моделей на разных выборках данных, интерпретируемости результатов, а также возможности полной автоматизации вычислительных процессов. Однако именно путь гибридной адаптации классических подходов с моделями МО и ИНС является наиболее перспективным, как с точки зрения повышения обобщающей способности создаваемых моделей ИИ, так и с позиции data-driven подхода к построению моделей анализа данных, нацеленного на приоритет повышения качества и согласованности признакового пространства [11].

Таким образом, в контексте МО процесс поддержки принятия торговых решений на ТБ может быть формализован в виде ряда ключевых этапов, способствующих принятию своевременных и точных решений трейдерам и инвесторам. Концептуально данные этапы включают процедуры сбора и анализа данных, разработку подходящей торговой стратегии, выполнение различных торговых операций и последующий ретроспективный анализ полученных результатов. Ключевые аспекты этапов, следующие [4], [6], [9], [10], [12]:

1. Сбор данных исторического характера, в том числе стоимости акций за определенные периоды, объемы проведенных торгов, финансовые отчеты и сводки компаний, а также текущих данных по актуальным котировкам рынка в онлайн режиме, различных информационных потоков и новостей, сводных экономических показателей, отчетов, прогнозных значений и многокритериальных рекомендаций экспертов.

2. Анализ агрегированных данных, включающий в себя процессы оценки финансового состояния организаций, изучение сводной финансовой отчетности, анализ различных экономических показателей и новостных материалов, анализ ценовых изменений, применение индикаторов, изучение трендов и движений рынка с использованием данных, полученных из социальных сетей.

3. Разработка целевой торговой стратегии, состоящей в определении допустимых целей и возможных значений вероятностей успешной или неуспешной деятельности, оценке характера вложения инвестиций (долгосрочное или краткосрочное), формализации риск-профиля, выборе активов для торговли (акций, облигаций, векселей и т.д.) и методов ведения торговли (алгоритмический или дискреционный подходы), планировании сделок, установка защитных ограничений для минимизации возможных убытков и фиксации прибыли.

4. Реализация всех торговых операций на ТБ путем использования торговых платформ, позволяющих осуществлять сделки с возможностями дальнейшего мониторинга позиций и адаптацией стратегий под постоянно меняющиеся рыночные условия.

5. Последующий ретроспективный анализ результатов проведенных сделок на ТБ путем сравнения фактических данных с запланированными, оценка эффективности выполнения стратегий и ошибок для повышения эффективности принятия будущих торговых решений с обновлением разработанных торговых стратегий, документированием полученных итогов и регистрацией всех сделок, включая обоснования и результаты [7].

Результаты реализации каждого из перечисленных выше этапов могут быть отражены в виде единого набора данных (датасета), в котором входными признаками могут стать, в том числе исторические данные о результатах проведенных сделок, агрегированные (на базе использования метода главных компонентов или путем выделения весовых коэффициентов значимости каждого признака путем проведения корреляционного или факторного анализа) признаки, а значения выходных переменных могут быть размечены относительно полученным результатам на реальных торгах, дополненных экспертными оценками. На преобразованном и структурированном таким образом признаковом пространстве модели МО могут быть более сбалансированными и адаптивными, демонстрируя большую точность предсказаний.

Существуют различные типы моделей МО, применяемых для поддержки принятия решений в биржевой торговле, которые могут быть нацелены на решение задачи регрессии, выражающейся в форме прогнозирования стоимости акций, оценки трендов в росте или падении стоимостей торгуемых активов на ТБ или в виде задачи классификации (предсказание движения котировок вверх или вниз, оценка риск-профиля инвестиций в торги и др.). При этом следует

отметить, что в данном процессе немаловажное значение имеет выбор конкретных моделей МО, обладающих эффективной степенью применимости для решения прогностических задач, и объединение их в группы (ансамбли).

### **Целевые модели машинного и глубокого обучения**

В традиционных подходах, используемых в промышленной практике в рамках программного обеспечения (ПО) торговой аналитики (например, в системах MetaTrader, Thinkorswim, NinjaTrader, QuantConnect, Kensho, DataRobot, Amibroker, TradingView и др.) часто используются такие модели ИИ [7], [11], [13]:

1. Случайный лес, представляет собой комитет из деревьев принятия решений и позволяет получать достаточно точные результаты в случаях прогнозирования ценовых трендов с разными горизонтами планирования (в долгосрочной или краткосрочной перспективах).

2. Наивный байесовский классификатор, классический подход для анализа небольших наборов финансовых данных, основанный на априорных и апостериорных вероятностных оценках влияния разных событий друг на друга.

3. Метод опорных векторов, достаточно ресурсоемкий, но хорошо настраиваемый благодаря наличию ряда гиперпараметров подход для решения задач МО с учителем, т.е. в случаях, когда данные предварительно размечены. Обладает достаточно высоким уровнем точности при работе с большими объемами данных, требует тонкой процедуры подбора параметров.

4. ARIMA, представляет гибридный подход для анализа временных рядов, применяемый для прогнозирования краткосрочных колебаний стоимости акций на базе анализа исторических тенденций, позволяя учитывать различные факторы, в том числе сезонность. Сложность данного подхода заключается в необходимости повышения его эффективности путем использования нелинейных данных и внедрения процедуры точного долгосрочного прогнозирования.

5. ИНС, основанные на принципах глубокого обучения (ГО). К типовым видам популярных на практике прогнозирования финансовых временных рядов, близких по характеру поддерживаемых типов данных к ТБ, можно отнести [10]:

- рекуррентные ИНС, например, Vanilla, представляющие собой модели, способные обрабатывать упорядоченные последовательности данных, такие как временные ряды цен на акции. Их недостатком является наличие проблемы затухания градиентов, что ограничивает их способность захватывать долгосрочные зависимости;

- модели с долговременной краткосрочной памятью, в частности GRU, использующиеся для решения задач регрессии и за счет механизмов оптимизации обладающие меньшей вычислительной сложностью по сравнению с классическими LSTM ИНС. Однако в ряде случаев, при обучении на разнородных и несбалансированных выборках данных, их обобщающая способность может быть снижена;

- генеративно-состязательные модели, например TimeGAN, адаптированные для поддержки обработки и интерпретации временных рядов посредством включения в свой состав пары ИНС, конкурирующих между собой – генератора и дискриминатора. Недостатком данного типа моделей является внесение синтетического компонента при предсказании стоимостей активов на длинных горизонтах прогнозирования;

- глубокие сети доверия (DBN), часто используемые для задач небинарной классификации финансовых данных, что является ограничением к использованию;

- модели глубокого обучения с подкреплением (DQN), применяемые в системах автоматизированной торговли, когда агенты обучаются принимать решения о покупке или продаже активов, основываясь на истории выполненных операций. Недостаток данного подхода заключается в высоких временных затратах на адаптацию моделей в различных условиях (разном окружении, характере данных и торговых стратегиях).

При этом эффективность использования всех обозначенных моделей и подходов часто оценивается применительно к конкретным, собранным самостоятельно или взятым из открытых источников, датасетам. Т.е., фактически, использование отдельных моделей МО или ГО обособленно друг от друга не всегда позволяет добиться достаточно высокой точности и универсальности прогноза торговых показателей или стоимостей активов на ТБ, т.к. значительную роль в задаче может иметь характер и балансировка данных, а не только конкретные значения гиперпараметров и архитектура моделей. В связи с этим перспективным направлением является агрегация и адаптация моделей в ансамбли для повышения их суммарной обобщающей способности, а также для частичного или полного нивелирования недостатков каждой конкретной модели ИНС.

### **Заключение**

В результате проведенного анализа особенностей поддержки принятия торговых решений на биржах с использованием перспективных направлений искусственного интеллекта установлено, что актуальными типами моделей, применяемых на практике в современных программных приложениях и системах, являются глубокие искусственные нейронные сети разных архитектур, а также классические модели машинного обучения. Важным фактором поддержки формирования и принятия эффективных торговых решений является целевое структурирование данных под конкретную задачу (классификации или регрессии) и выполнение ряда процедур по предобработке данных, в том числе статистического характера. Обозначенные недостатки описанных моделей ИИ могут быть устранены путем гибридизации data-driven и model-driven подходов, а также посредством агрегации моделей в ансамбли стекинга или бустинга с обязательными процедурами оптимизации вычислительных процессов по скорости и потреблению памяти на этапах обучения и тестирования моделей. Все это является перспективными путями дальнейших исследований в рассмотренной области с точки зрения повышения эффективности принятия торговых решений на современных финансовых и товарных биржах, в том числе и на криптовалютном рынке активов.

**Конфликт интересов**

Не указан.

**Рецензия**

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

**Conflict of Interest**

None declared.

**Review**

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

**Список литературы / References**

1. Кривокоченко Л.В. Современные особенности товарной биржи / Л.В. Кривокоченко // Российский внешнеэкономический вестник. — 2019. — № 5. — С. 41–53.
2. Аврамчиков В.М. Система поддержки принятия решений по торгам на фондовой бирже / В.М. Аврамчиков // Финансовая аналитика: проблемы и решения. — 2012. — № 19. — С. 27–33.
3. Никульников Н.В. Использование систем поддержки принятия решений в торговой компании / Н.В. Никульников, М.И. Иваев, А.Д. Шевырева // Экономика, предпринимательство и право. — 2022. — Том 12. — № 11. — С. 3173–3184.
4. Shukla A. Impact of Behavioral Biases on Investors' Stock Trading Decisions: A Comprehensive Quantitative Analysis / A. Shukla [et al.] // Indian Journal Of Science And Technology. — 2024. — № 17. — P. 670–678.
5. Hou X. An intelligent stock trading decision system based on ensemble classifier through multimodal perturbation / X. Hou, C. Luo, B. Gao // Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. — 2024. — P. 1–19.
6. Rajeswari A.M. Fuzzy Logic-Based Outlier Detection Technique for Supporting Stock Market Trading Decision / A.M. Rajeswari, P. Bhatia, S. Anushiya. — 2023. — P. 237–247. DOI: 10.1007/978-981-99-1373-2\_18
7. Aramrueng T. An Experimental Economic Study of Loss Aversion in Stock Trading Decisions / T. Aramrueng, P. Tangtammaruk // Humanities and Social Sciences Letters. — 2021. — № 9. — P. 417–429.
8. Gopal V. An effective approach for predicting daily stock trading decisions using fuzzy inference systems / V. Gopal, C. Veeramani, S. Muruganandan // Soft Computing. — 2022. — № 28. — P. 3301–3319.
9. Cao J. Sign Matters: Stock-Movement-Based Trading Decisions of Individual Investors / J. Cao, S. Muhl, M. Rieger [et al.] // Journal of Banking & Finance. — 2022. — № 148. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2022.106739
10. Aloud M. An Intelligent Stock Trading Decision Support System Using the Genetic Algorithm / M. Aloud // International Journal of Decision Support System Technology. — 2020. — № 12. — P. 36–50.
11. Синицын Е.В. Модель системы поддержки принятия решений на финансовых рынках для предприятий на основе вероятностного анализа и машинного обучения / Е.В. Синицын, А.В. Толмачев // Вестник УрФУ. Серия экономика и управление. — 2019. — Том 18. — № 2. — С. 378–393.
12. Lin Y. Improving stock trading decisions based on pattern recognition using machine learning technology / Y. Lin [et al.] // PLOS ONE. — 2021. — № 16. DOI: 10.1371/journal.pone.0255558
13. Pathak S. A Survey on Machine Learning Algorithms for Risk-Controlled Algorithmic Trading / S. Pathak [et al.] // International Journal of Scientific Research in Science and Technology. — 2023. — P. 1069–1089.

**Список литературы на английском языке / References in English**

1. Krivokochenko L.V. Sovremennye osobennosti tovarnoj birzhi [Modern features of the commodity exchange] / L.V. Krivokochenko // Rossijskij vneshejekonomicheskij vestnik [Russian Foreign Economic Bulletin]. — 2019. — № 5. — P. 41–53. [in Russian]
2. Avramchikov V.M. Sistema podderzhki prinjatija reshenij po torgam na fondovoj birzhe [Decision support system for trading on the stock exchange] / V.M. Avramchikov // Finansovaja analitika: problemy i reshenija [Financial Analytics: Problems and Solutions]. — 2012. — № 19. — P. 27–33. [in Russian]
3. Nikulnikov N.V. Ispol'zovanie sistem podderzhki prinjatija reshenij v torgovoj kompanii [The use of decision support systems in a trading company] / N.V. Nikulnikov, M.I. Ivaev, A.D. Shevyreva // Jekonomika, predprinimatel'stvo i pravo [Economics, Entrepreneurship and Law]. — 2022. — Vol. 12. — № 11. — P. 3173–3184. [in Russian]
4. Shukla A. Impact of Behavioral Biases on Investors' Stock Trading Decisions: A Comprehensive Quantitative Analysis / A. Shukla [et al.] // Indian Journal Of Science And Technology. — 2024. — № 17. — P. 670–678.
5. Hou X. An intelligent stock trading decision system based on ensemble classifier through multimodal perturbation / X. Hou, C. Luo, B. Gao // Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. — 2024. — P. 1–19.
6. Rajeswari A.M. Fuzzy Logic-Based Outlier Detection Technique for Supporting Stock Market Trading Decision / A.M. Rajeswari, P. Bhatia, S. Anushiya. — 2023. — P. 237–247. DOI: 10.1007/978-981-99-1373-2\_18
7. Aramrueng T. An Experimental Economic Study of Loss Aversion in Stock Trading Decisions / T. Aramrueng, P. Tangtammaruk // Humanities and Social Sciences Letters. — 2021. — № 9. — P. 417–429.
8. Gopal V. An effective approach for predicting daily stock trading decisions using fuzzy inference systems / V. Gopal, C. Veeramani, S. Muruganandan // Soft Computing. — 2022. — № 28. — P. 3301–3319.
9. Cao J. Sign Matters: Stock-Movement-Based Trading Decisions of Individual Investors / J. Cao, S. Muhl, M. Rieger [et al.] // Journal of Banking & Finance. — 2022. — № 148. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2022.106739
10. Aloud M. An Intelligent Stock Trading Decision Support System Using the Genetic Algorithm / M. Aloud // International Journal of Decision Support System Technology. — 2020. — № 12. — P. 36–50.
11. Sinitsyn E.V. Model' sistemy podderzhki prinjatija reshenij na finansovyh rynkah dlja predpriyatij na osnove veroyatnostnogo analiza i mashinnogo obuchenija [Model of a decision support system in financial markets for enterprises]

based on probabilistic analysis and machine learning] / E.V. Sinitsyn, A.V. Tolmachev // Vestnik UrFU. Serija jekonomika i upravlenie [Bulletin of UrFU. Series Economics and Management]. — 2019. — Vol. 18. — № 2. — P. 378–393. [in Russian]

12. Lin Y. Improving stock trading decisions based on pattern recognition using machine learning technology / Y. Lin [et al.] // PLOS ONE. — 2021. — № 16. DOI: 10.1371/journal.pone.0255558

13. Pathak S. A Survey on Machine Learning Algorithms for Risk-Controlled Algorithmic Trading / S. Pathak [et al.] // International Journal of Scientific Research in Science and Technology. — 2023. — P. 1069–1089.