

Цифровая экономика: теория и практика Digital economy: theory and practice

Научная статья

УДК 336.6

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16301>



РАЗРАБОТКА РОБО-ЭДВАЙЗЕРА НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПО МЕТОДУ «СЛУЧАЙНЫЙ ЛЕС» КАК ФАКТОР ПОВЫШЕНИЯ ИНВЕСТИЦИОННОЙ АКТИВНОСТИ НАСЕЛЕНИЯ

Н.И. Ломакин , О.В. Юрова ,

Т.В. Терехов , Н.Т. Шабанов 

Волгоградский государственный технический университет,
г. Волгоград, Российская Федерация

✉ tel9033176642@yahoo.com

Аннотация. В статье рассмотрены современные тенденции применения искусственного интеллекта на финансовом рынке. Актуальность исследования связана с активным применением биржевых торговых роботов при проведении сделок на бирже, при этом острой проблемой остается низкая инвестиционная активность населения. Цель работы состоит в разработке модели машинного обучения по методу «случайный лес» («Random Forest Machine Learning»), как высокоэффективного нейросетевого робо-эдвайзера, обеспечивающего поддержку принятия управленческих решений инвесторов касательно покупки/продажи биржевого актива SiH3. Широкое использование предложенной модели машинного обучения может способствовать созданию предпосылок повышения инвестиционной активности населения РФ, укреплению финансового сектора на основе активного использования средств частных инвесторов благодаря внедрению надежного робо-эдвайзера, обеспечивающего высокоточный прогноз цены закрытия финансового инструмента. В ходе исследования были решены следующие задачи: 1) исследована динамика инвестиционной активности населения; 2) проведен анализ современного состояния финансовых рынков и выявлены тенденции в применении искусственного интеллекта; 3) разработан надежный высокоэффективный нейросетевой робо-эдвайзер. Научная новизна состоит в том, что предложена модель машинного обучения на основе метода «случайный лес», которая представляет собой высокоэффективный нейросетевой робо-эдвайзер, для поддержки принятия управленческих решений при торговле на бирже. Практическая значимость и ценность в том, что разработанные рекомендации могут внедряться на практике, поскольку подтверждаются свидетельствами о государственной регистрации на программу ЭВМ. В результате исследования были сформулированы выводы: во-первых, повышение инвестиционной активности населения имеет важное значение, поскольку способствует усилению стабильности финансового сектора и экономики в целом; во-вторых, важную роль в современных условиях играет использование надежных систем искусственного интеллекта; в-третьих, разработана модель машинного обучения на основе метода «случайный лес». Настоящая модель позволяет получать надежный прогноз на каждый следующий час в ходе биржевой торговли фьючерсным контрактом SiH3 на Московской бирже, обеспечивая доходность на уровне 17,1% в течение биржевого торгового дня.

Ключевые слова: инвестиционная активность населения, устойчивое развитие, «Случайный лес», модель машинного обучения, «Deep Learning Decision Tree»

Для цитирования: Ломакин Н.И., Юрова О.В., Терехов Т.В., Шабанов Н.Т. (2023) Разработка робо-эдвайзера на основе искусственного интеллекта по методу «случайный лес» как фактор повышения инвестиционной активности населения. П-Economy, 16 (3), 7–21. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16301>



DEVELOPMENT OF A RANDOM FOREST AI BASED ROBO-ADVISOR AS A FACTOR OF INCREASING THE INVESTMENT ACTIVITY OF THE POPULATION

N.I. Lomakin , O.V. Yurova ,
T.V. Terekhov , N.T. Shabanov 

Volgograd State Technical University,
Volgograd, Russian Federation

✉ tel9033176642@yahoo.com

Abstract. The article discusses current trends in the use of artificial intelligence in the financial market. The relevance of the study is based on active use of exchange trading robots when conducting transactions on the exchange. However, despite some “splash” in 2021, the low investment activity of the population remains an acute problem. The purpose of the work is to solve a major national economic problem: increasing the investment activity of the population of the Russian Federation, strengthening the stability of the financial sector through the active use of private investors’ funds thanks to the introduction of a reliable robo-advisor. In the course of the study, the following tasks were solved: 1) theoretical basis for increasing the investment activity of the population was investigated; 2) an analysis of the current state of financial markets was carried out and trends in the use of artificial intelligence were identified; 3) a reliable highly efficient neural-network robo-advisor was developed. The scientific novelty lies in the fact that the proposed algorithm is based on the use of the machine learning algorithm of Random Forest, which allows you to get a reliable forecast for each next hour during the exchange trading of the SiH3 futures contract. The practical significance and value is that the developed recommendations can be implemented in practice, as they are confirmed by certificates of state registration for PC software. As a result of the study, conclusions were drawn: firstly, increasing the investment activity of the population contributing to the strengthening of the stability of the financial sector is important; secondly, the use of AI systems to support decision-making by private investors plays an important role in modern conditions; thirdly, the developed algorithm based on Random Forest machine learning is proposed, which allows you to get a reliable forecast of the price of the SiH3 futures contract for each next hour, providing a yield of 17,1 % during the exchange trading day. Among the directions for further scientific research, the use of Industry 5.0 technologies should be noted.

Keywords: investment activity of the population, sustainable development, Random Forest, machine learning model, Deep Learning Decision Tree

Citation: Lomakin N.I., Yurova O.V., Terekhov T.V., Shabanov N.T. (2023) Development of a random forest ai based robo-advisor as a factor of increasing the investment activity of the population. *П-Economy*, 16 (3), 7–21. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16301>

Введение

Анализ современных тенденций применения искусственного интеллекта, когнитивных технологий, BIG DATA и других инноваций в финансовой сфере РФ, свидетельствуют о том, что этот подход имеет важное значение в условиях цифровизации экономики.

Повышение инвестиционной активности населения имеет важное значение в современных условиях. Инвестиционная активность — это вложение имеющихся свободных средств в воспроизводство для получения дополнительного дохода. Сумма инвестиций россиян на фондовом рынке по итогам 2020 года достигла 6 трлн руб., показав практически двукратный рост, свидетельствуют данные Национальной ассоциации участников фондового рынка (НАУФОР). По итогам 2019 года НАУФОР оценивала вложения российских частных лиц на фондовом рынке



в 3,2 трлн руб. Как следует из данных опроса, основную часть средств россияне держат на брокерских счетах – 5 трлн руб. (год назад показатель составлял 2,7 трлн руб., рост на 85%)¹.

Общее количество россиян, открывших брокерские счета, по подсчетам НАУФОР, составляет 9,8 млн человек. Не все из этих счетов являются активными. Общая доля зафондированных (с ненулевым остатком) брокерских счетов, без учета индивидуальных инвестиционных счетов (ИИС), на конец 2020 года даже сократилась с 33 до 27% годом ранее.

Проблема высокой доли «пустых» счетов никуда не делась. О том, что в России активна примерно треть брокерских счетов, ранее косвенно сообщал и Центральный банк. По его данным, объем активов на брокерском обслуживании по состоянию на 30 сентября составлял 12,7 трлн руб. Причем, из них средства частных инвесторов составляют 7,2 трлн. руб.

Практика показывает, что частному инвестору необходим продвинутой, использующий уникальные возможности искусственного интеллекта, алгоритм, который бы обеспечивал поддержку инвестиционных решений.

Внедрение когнитивных технологий способствует стабильному развитию финансового сектора и экономики в целом [10]. Важную роль в современных условиях играет использование возможностей Natural language processing (NLP), как области машинного обучения, работает над тем, чтобы компьютер анализируя естественный язык мог использовать это при прогнозировании [12].

Процессы цифровизации получили широкое распространение и были подстегнуты введением локдаунов в период пандемии COVID-19. В современных условиях отмечается всплеск развития процессов цифровизации, что связано с внедрением технологий «Индустрия 4.0», формированием предпосылок для внедрения роботов «Индустрия 5.0» [5]. Среди ее важнейших элементов следует отметить: когнитивные технологии, киберфизические системы, умное производство, интернет вещей, большие данные, интернет-банкинг и другие [3].

Актуальность исследования состоит в том, что имеет место бурный рост применения биржевых торговых роботов при проведении сделок на бирже. Однако, несмотря на некоторый «всплеск» в 2021 году, острой проблемой остается низкая инвестиционная активность населения.

Цель работы состоит в разработке модели машинного обучения на основе метода «случайного леса» («Random Forest»), как высокоэффективного нейросетевого робо-эдвайзера, обеспечивающего поддержку принятия управленческих решений инвесторов касательно покупки/продажи биржевого актива SiH3. Широкое использование предложенной модели машинного обучения может способствовать созданию предпосылок повышения инвестиционной активности населения РФ, укреплению финансового сектора на основе активного использования средств частных инвесторов, благодаря внедрению надежного робота-советчика, обеспечивающего высокоточный прогноз цены закрытия финансового инструмента.

В ходе исследования были решены следующие задачи: 1) исследована динамика инвестиционной активности населения; 2) проведен анализ современного состояния финансовых рынков и выявлены тенденции в применении искусственного интеллекта; 3) разработан надежный высокоэффективный нейросетевой робо-эдвайзер.

Научная новизна состоит в том, что предложена модель машинного обучения на основе метода «случайного леса», которая представляет собой высокоэффективный нейросетевой робо-эдвайзер, обеспечивающий поддержку принятия управленческих решений, позволяя получать надежный прогноз на каждый следующий час в ходе биржевой торговли фьючерсным контрактом SiH3.

Анализ тенденций развития искусственного интеллекта в финансовой сфере

По мнению экспертов, в современных условиях претерпевает изменения и характер конкуренции. Так, например, крупные организации смогут конкурировать на эффекте масштаба,

¹ Инвестиции населения на фондовом рынке за год почти удвоились – РБК, 25 февраля 2021 URL: <https://naufor.ru/tree.asp?n=21237> (дата обращения 15.03.2023 г.)

остальные могут пойти другим путем – могут начать выделять новые клиентские ниши на рынке банковских услуг, причем, это могут быть новые группы клиентов, регионы, другие варианты специализации.

Когнитивная структуризация начинается с определения объектов (характеризуемых как количественно, так и качественно, вербально) изучаемой с определенной целью системы и установление связей между ними. Эти действия осуществляются с помощью экспертов, путем сбора и обработки статистической информации, на основании изучения литературных данных, они базируются на теоретических знаниях в соответствующей предметной области.

Для формирования когнитивной карты и проведения сценарного анализа необходимо выбрать критерии оценки эффективности финансового рынка России, которые должны выступать вершинами создаваемой карты. Решение этой проблемы потребует поиска различных подходов к самому понятию эффективности финансового рынка и показателей его оценки. По словам Пола Трехо, семантика – это изучение значения и отношений между миром, человеческим разумом².

Клейнер Г. предложил нормативную модель распределения ролевых функций подсистем по стадиям кризисного цикла экономики. Проблема разработки когнитивной модели национального финансового рынка с учетом особенностей его построения и возможности использования для оценки безопасности его функционирования изучалась Локтионовой Е.А. [4]. В современных условиях становится актуальным изучение вопросов использования искусственного интеллекта для обеспечения устойчивого развития экономики, снижения финансовых рисков в условиях нарастающей рыночной неопределенности. Автор Абдалмутталеб М.А. и коллеги сделали обзор последних исследований в области применения искусственного интеллекта для стабильного финансирования и устойчивых технологий [7].

В модели глубокого риска, предложенной Hengxu Lin, Dong Zhou, Weiqing Liu и Jiang Bian, предлагается решение для глубокого обучения для анализа скрытых факторов риска при одновременном улучшении оценки ковариационной матрицы. Эксперименты проводились на данных фондового рынка и продемонстрировали эффективность предложенного решения. Метод позволяет получить на 1,9 % выше выявленной дисперсии, а также снизить риск портфеля глобальной минимальной дисперсии [11]. Графические модели, такие как PCA-KMeans, автоматические кодировщики, динамическая кластеризация и структурное обучение, могут фиксировать изменяющиеся во времени закономерности в ковариационной матрице и позволяют создавать оптимальный и надежный портфель. При сравнении портфелей, производных от различных моделей, с лежащими в их основе методами стратегии построения графиков давали неуклонно увеличивающуюся доходность при низком риске и превосходили индекс S&P 500. Эта работа, выполненная Зхан предполагает, что модели построения диаграмм могут эффективно изучать временные зависимости в данных временных рядов [24].

Оценка финансовых рисков с использованием модели VaR обеспечивает высокую производительность для поддержки принятия управленческих решений в финансовом секторе. Группа ученых в составе Кей Накагавы, Сюея Номы и Масая Абэ предложила подход, основанный на использовании модели RM-CVaR. Известно, что дисперсия является наиболее фундаментальной мерой риска, которую инвесторы стремятся минимизировать, но она имеет ряд недостатков. Условная стоимость под риском (CVaR) – это относительно новая мера риска, которая преодолевает некоторые недостатки хорошо известных мер риска дисперсии и завоевала популярность благодаря своей вычислительной эффективности [16].

Деревья решений (DT) основаны на непараметрическом методе обучения с учителем, который используется для классификации и регрессии. Целью метода является создание модели, предсказывающей значение целевой переменной на основе изучения простых правил принятия решений, которые выводятся из характеристик данных. Дерево можно рассматривать как кусоч-

² Trejo P. What is the difference between component analysis and cognitive semantics?



но-постоянную аппроксимацию. Чем глубже дерево, тем сложнее правила принятия решений и тем точнее модель. Деревья решений используются как для задач классификации, так и для задач регрессии. Понимание важности переменных в лесах случайных деревьев представлено во многих работах, в том числе Лоупе (Loupe) [14].

Частные инвесторы вложили в акции на Московской бирже 28,5 млрд рублей, в облигации – 50 млрд рублей, в биржевые фонды – 14,3 млрд рублей. Доля частных инвесторов в объеме торгов акциями в январе 2021 года составила 41%, в объеме торгов облигациями – 17,4%, на спот-рынке валюты – 14,3%, на срочном рынке – 44,3%. Наибольшая доля вложений в долговые бумаги – 85% – приходилась на корпоративные облигации, 9% – на государственные облигации (8,7% составили ОФЗ и 0,3% – региональные облигации), 6% – на еврооблигации³.

Наибольшее количество ИИС среди банков открыто клиентами Сбербанка (1,8 млн счетов), Тинькофф Банка (643 тыс. счетов) и Банка ВТБ (539,5 тыс. счетов), среди брокерских компаний – клиентами БКС (174,5 тыс. счетов), "Открытие Брокер" (более 109 тыс. счетов), ФИНАМ (73 тыс. счетов), среди управляющих компаний – клиентами УК "Сбер Управление Активами" (245,1 тыс. счетов), УК "Альфа-Капитал" (48,8 тыс. счетов) и Группы УК "Открытие" (35,1 тыс. счетов).

Как показал анализ, из общего числа открытых счетов, примерно половина остаются пустыми, из тех счетов, куда инвесторы вложили деньги – примерно 30% остаются не активными. Данная проблема свидетельствует о том, что население, выступающее в роли частных инвесторов, имеют низкий уровень финансовой грамотности и понятия не имеют, что делать дальше после открытия счета, либо не имеют достаточно средств для инвестиций, либо не хотят рисковать.

Имеющаяся проблема в значительной мере была бы решена, будь у инвесторов разработанный авторами робо-эдвайзер. Автор с коллегами имеет достаточный опыт практической реализации своих разработок, например, «Биржевой торговый Quik-bot», Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2022662398, от 04.07.2022, [6] и другие [1].

Литературный обзор

Как показывает практика, Россия в 2022 году радикально усилила свой суверенитет в части финансовых рынков, поскольку, после массового исхода иностранных инвесторов отечественный фондовый рынок стал намного менее зависимым от настроений на мировом рынке. В 2023 году на динамику российского рынка значительное влияние будут оказывать внутренние факторы.

Алгоритмическая торговля (алго-трейдинг) представляет собой торговлю по методу «черного ящика» в автоматическом торговом режиме, определяется как метод исполнения торговых приказов с помощью автоматически запрограммированных торговых инструкций.

Обработывая несколько переменных, например, время, цена и объем, программа регулярно отправляет на рынок торговые ордера, в результате инвестор получает положительную маржу. По мнению многих экспертов, появление AI, ML и больших данных в секторе финансовых услуг выступает основным фактором, который будет способствовать росту рынка алгоритмической торговли. Регулирующие органы пристально наблюдают за процессами, как люди взаимодействуют с рынком благодаря достижениям в области технологий. Некоторые крупные банки по всему миру начали использовать такие технологии широкомасштабного применения алгоритмической торговли.

По мнению Джи-Ён Со и его соавторов, фондовые биржи, основанные на сетях электронных коммуникаций (ECN) без вмешательства человека, могут повысить качество финансового рынка за счет увеличения объемов торговли акциями и эффективности рынка, что в конечном итоге может способствовать благосостоянию рыночных инвесторов [23]. Брайан Скотт-Куинн, исследуя новую структуру вторичного рынка, а именно, конкуренцию, темные пулы, алгоритмическую и

³ Инвестиции населения на фондовом рынке за год почти удвоились – РБК, 25 февраля 2021 URL: <https://naufor.ru/tree.asp?n=21237> (дата обращения 15.03.2023 г.)

высокочастотную торговлю, пришел к выводу, что за последние десять лет в структуре фондового рынка произошли кардинальные изменения не только в Великобритании и США, но и во всей континентальной Европе и Азии, причем, понимание новой структуры затруднено [19].

Ритеш Кумар Дубей с коллегами изучая вопросы эффективности алгоритмической торговли и ее влияние на качество рынка, пришел к выводу, что алгоритмическая торговля (АТ) была презираема розничными трейдерами и регуляторами рынка за ее скорость, поскольку приводит к непреднамеренной волатильности [17].

Автор Мэтью Ф. Диксон с коллегами ввели фундаментальные концепции машинного обучения для канонического моделирования и рамок принятия решений в области финансов. Представили примеры, упражнения и коды Python для закрепления теоретических концепций и демонстрации применения машинного обучения к алгоритмической торговле, управлению инвестициями, управлению капиталом и управлению рисками [15].

Дарко Б. Вукович исследуя цифровизацию и будущее финансовых услуг, анализируя влияние технологических разработок на финансовый сектор, делает вывод о необходимости широкого применения инноваций в сфере цифровых финансов [20]. Ученый Рупали Багате с коллегами проанализировали текущие достижения в области обработки естественного языка (NLP) ими предпринята попытка использования анализа настроений в алгоритмической торговле [18].

Материалы и методы

В представленной работе для достижения цели использовалась система искусственного интеллекта «Случайный лес» (RF – random forest), представляющий собой алгоритм машинного обучения, который заключается в использовании ансамбля (совокупности) деревьев решений (decision trees), а также программа Graphviz, представляющая собой пакет утилит, разработанный лабораториями АТ&Т для автоматической визуализации графиков.

Исследования, отраженные в данной статье, опирались на методологию которой придерживались авторы. Методология данного исследования предполагает использование основного метода исследования – модели машинного обучения «Случайный лес» (RF – random forest), которая случайным образом выбирает те или иные факторы, включенные в датасет и выбирает лучший вариант, ошибка предсказания которого минимальна. Моделирование ансамбля деревьев решений позволило получить программу на языке Python, выполненную в «облаке» Colab. Программа обеспечивает поддержку принятия решений о покупке/продаже актива – фьючерсного контракта на доллар SiH3.

Программа генерирует прогноз цены закрытия на каждый следующий час в процессе биржевой торговли, всякий раз, когда трейдер вводит параметры: объем торгов и параметры последней «японской свечи» – цены открытия, закрытия, максимальной и минимальной цены. Вводимые трейдером параметры, представляют пятимерный вектор, который таким образом подается на вход обученной нейросети, которая мгновенно генерирует выходной одномерный вектор в виде числа – прогнозной цены закрытия SiH3.

Результаты и обсуждение

Машинное обучение на основе метода «случайный лес»

В результате исследования были предложен разработанный алгоритм на основе использования машинного обучения «случайный лес», который позволяет получать надежный прогноз цены фьючерсного контракта SiH3 на каждый следующий час, обеспечивая доходность на уровне 12% течение биржевого торгового дня.

Нейросеть машинного обучения «Случайный лес» (на схеме – RF) написана на языке Python в «облаке» сервиса Colab. [2] Датасет был получен посредством экспорта пятимерного вектора инструмента SiH3 из торговой платформы терминала QUIK, представлен в табл. 1.

Таблица 1. Датасет с исходной информацией, для использования в ML-модели «RF» (фрагмент)
Table 1. Dataset with initial information, for use in the ML-model "RF" (fragment)

	Date	OpenPrice	HighPrice	LowPrice	ClosePrice	Volume
0	20230310.0	75980.0	75980.0	75945.0	75956.0	3129.0
1	20230310.0	75974.0	75986.0	75949.0	75980.0	3504.0
2	20230310.0	75954.0	75995.0	75948.0	75972.0	5226.0
3	20230310.0	75997.0	76047.0	75920.0	75954.0	11646.0

В проведенном исследовании, датасет представляет собой матрицу размером 2103 строки и 6 колонок. Параметры датасета модели DL RF представлены ниже (табл. 2).

Таблица 2. Параметры датасета модели DL RF
Table 2. Dataset parameters of the DL RF model

	Date	OpenPrice	HighPrice	LowPrice	ClosePrice	Volume
count	2.103000e+03	2103.000000	2103.000000	2103.000000	2103.000000	2103.000000
mean	2.022411e+07	66165.716120	66295.516881	66036.795530	66170.179268	33848.387066
std	4.314286e+03	4926.111729	4920.238175	4933.103781	4930.536657	60249.798430
min	2.022082e+07	52779.000000	55220.000000	52539.000000	52697.000000	1.000000
25%	2.022101e+07	61907.000000	61969.500000	61823.500000	61905.500000	370.000000
50%	2.022113e+07	64700.000000	64771.000000	64600.000000	64699.000000	3563.000000
75%	2.023012e+07	70351.500000	70500.000000	70215.000000	70353.500000	47989.000000
max	2.023031e+07	75997.000000	76098.000000	75949.000000	75990.000000	479404.000000

Здесь переменная X содержит все столбцы из набора данных, кроме столбца 'Date', 'ClosePrice'. Причем, 'ClosePrice' является меткой. Переменная 'y' содержит значения из столбца 'ClosePrice', что означает, что переменная X содержит набор атрибутов, а переменная y содержит соответствующие метки. Необходимо выполнить следующий код, чтобы разделить данные на обучающий и тестовый наборы (рис. 1).

Для обучения модели в целях прогнозирования с использованием задачи регрессии следует использовать другой класс sklearn, чем для задачи классификации. Класс, который был использован в модели – это класс DecisionTreeRegressor, в отличие от DecisionTreeClassifier, который может быть использован для классификации. Чтобы обучить дерево, необходимо создать экземпляр класса DecisionTreeRegressor и вызвать метод «fit». Испытаем качество модели на данных тестовой выборки (рис. 2).

Полученный массив будет содержать 421 строку. На основе использования библиотеки sklearn.model_selection, была получена модель в обучающем множестве которой рандомным образом была сформирована обучающая выборка (рис. 3).

Для визуализации Digital когнитивной модели целесообразно использовать программу Graphviz, представляющую собой пакет утилит, разработанный лабораториями AT&T для автоматической визуализации графиков, представленных в виде текстовых описаний. Пакет распространяется с файлами с открытым исходным кодом и работает во всех операционных системах, включая Windows, Linux/Unix и Mac OS (рис. 4).

Привлекают к себе внимание ученых и практиков модели, методы и технологии когнитивного моделирования. Многие банковские инновации базируются на технологиях «Индустрия – 4.0».

```
[ ] 1 from sklearn.model_selection import train_test_split
    2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0)
```

Рис. 1. Разделение датасета на обучающее и тестовое множество случайно (случайным образом)

Fig. 1. Splitting the dataset into training and test sets randomly (randomly)

	Actual	Predicted
1091	61839.0	61806.0
1786	63864.0	63950.0
1439	61240.0	61216.0
745	70845.0	70949.0
820	69945.0	69619.0

Рис. 2. Прогнозные значения цены закрытия для обучающей выборки (фрагмент)

Fig. 2. Forecast values of the closing price for the training sample (fragment)

```
✓ 2s 1 from sklearn.model_selection import train_test_split
    2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.20)
    3 print(X_train)
```

	Key_rate	Growth_assets	Share_loans	RTS	USD	Investments	\
5	10.00	6.9	10.5	1152.0	61.27	21.2	
11	8.25	12.1	6.1	1633.7	30.18	20.6	
10	8.00	14.9	5.8	1546.7	32.20	20.7	
0	8.50	16.0	23.5	1609.7	73.70	21.2	
1	4.25	16.8	17.8	1376.4	73.80	16.5	
9	5.50	23.1	5.6	1451.7	30.56	20.9	
4	8.25	-3.5	9.3	1154.0	57.61	21.4	
8	5.50	18.9	4.6	1454.8	32.89	21.2	
7	9.50	16.0	5.8	958.3	55.91	20.5	

Рис. 3. Фрагмент сформированного обучающего множества

Fig. 3. Fragment of the generated training set

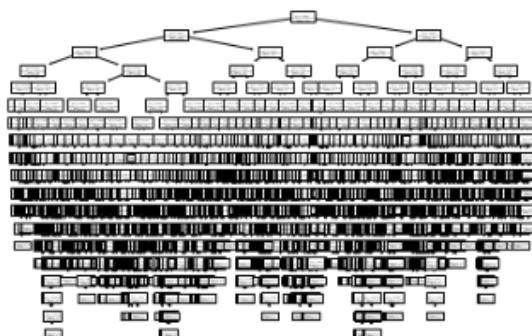


Рис. 4. Визуализация одного из деревьев, имеющего глубину 18 уровней

Fig. 4. Visualization of one of the trees with a depth of 18 levels

Суть четвертой промышленной революции, в отличие от уже свершившихся первой, второй и третьей, не только в появлении новых технологий, но и в интеграции уже существующих в одну целостную систему.

Являясь частью ансамбля «Случайного леса», который генерируется нейросетевой моделью машинного обучения, «Деревья решений» играют важную роль в поддержке принятия управленческих решений. Деревья решений (DT) – это непараметрический контролируемый метод обучения, используемый для классификации и регрессии. Цель состоит в том, чтобы создать модель, которая предсказывает значение целевой переменной, изучая простые правила принятия решений, выведенные из характеристик данных. Дерево можно рассматривать как кусочно-постоянное приближение.

Например, в некоторых случаях деревья решений обучаются на основе данных, чтобы аппроксимировать кривую с набором правил принятия решений «если-то-еще». Чем глубже дерево, тем сложнее правила принятия решений и тем лучше модель. Современные тренды таковы, что в облачных вычислениях, в IoT, в VR, в сфере информационной безопасности появились новые технологии, которые позволили наработки за 20–30 лет принести в реальное производство, сделать их доступными для широкого использования.

Результативность прогнозирования нейросетью RF представлена в табл. 1.

Таблица 3. Результативность прогнозирования нейросетью RF (фрагмент)
Table 3. The performance of forecasting by the RF neural network (fragment)

№ наблюдения	Факт	Прогноз	Отклонение	Ошибка, %
6	75890	75947	57	0,075
48	75040	75084	44	0,058
18	75715	75708	-7	-0,009
...
1091	61839	61806	-33	-0,0533
Mean Absolute Error:				94.95011876484561
Mean Squared Error				0839.534441805226
Root Mean Squared Error:				144.3590469690252

Результаты исследования свидетельствуют о том, что при вариации цены закрытия от минимальной 66170,17 рублей до максимальной 75990 рублей, среднее значение составило 71080,09 рублей. При этом абсолютное среднее значение ошибки не превысило 94,95 рублей, или 0,13%.

Разработанная нейросеть – «RF», формирует прогнозное значение выходного параметра – величины цены закрытия SiN3. Действие происходит циклично – каждый час, что исключает действие «шумов», что обеспечивает высокую результативность прогнозирования.

Таким образом за 2102 часа работы на бирже, трейдер мог совершить как сделки «лонг», так и «шорт», увеличив капитал с 11320,47 рублей – что составляет величину ГО (гарантийного обеспечения) в 24 раза, получив маржу в размере 274662 рублей (табл. 2).

Случайный лес (random forest) – это алгоритм машинного обучения, который заключается в использовании ансамбля (совокупности) деревьев решений (decision trees). Дерево решений – один из наиболее часто и широко используемых алгоритмов контролируемого машинного обучения, который может выполнять задачи, как регрессии, так и классификации. Для прогнозирования используется метод прогнозирования класса DecisionTreeClassifier.

Смысл, лежащий в основе алгоритма decision tree, прост, но при этом очень эффективен. Использование дерева принятия решений осуществляется с помощью Scikit-Learn в Python. Для

каждого атрибута в наборе данных алгоритм дерева решений формирует узел, в котором наиболее важный атрибут помещается в корневой узел.

Таблица 4. Результативность торгового робо-эдвайзера (теоретическая)
Table 4. The effectiveness of the trading robo-advisor (theoretical)

Наименование	Величина
ГО	11320,47
Маржа – всего, руб.	274662
Доходность, раз	24,2
Количество раб. дней за период	142
Маржа рублей /день	1934,2
R (в день) на ГО,%	17,1
R (за год –247 рабочих дней) на ГО,%	4220

Для оценки движение начинается с корневого узла и продвижение осуществляется вниз по дереву, следуя за соответствующим узлом, который соответствует нашему условию или «решению». Этот процесс продолжается до тех пор, пока не будет достигнут конечный узел, содержащий прогноз или результат дерева решений.

Важное значение, как показывает практика, имеет исследование трендов, имеющих в развитии финансовой индустрии не только в данный момент, но и тех, которые могут появиться в ближайшем будущем. Причем в основе вектора развития всех цифровых технологий в финансовой сфере лежат: 1) киберфизические системы, 2) интегрированная с искусственным интеллектом банковская экосистема, 3) большие данные и аналитика, 4) технологии блокчейн и другие.

Анализ инвестиционной активности частных инвесторов на бирже

Эксперты отмечают, что число физлиц с брокерскими счетами на Мосбирже в 2022 году выросло на 6,1 млн.⁴ Привлечение активного частного инвестора остается важной проблемой. Несмотря на положительную динамику инвестиций частных лиц, проблема низкой активности остается открытой (рис. 5).

Главный технологический тренд мирового фондового рынка последних лет – бурное развитие так называемой алгоритмической, или высокоскоростной торговли. Теперь на биржах соревнуются не люди, а торговые роботы, совершающие сотни и тысячи операций за одну торговую сессию. Как обычно, зародившись на Западе, этот тренд уже добрался и до России – алгоритмических торговцев на Московской бирже стало очень много.

Рынок алгоритмической торговли сегментирован по типам трейдеров (институциональные инвесторы, розничные инвесторы, долгосрочные трейдеры и краткосрочные трейдеры), компонентам (решения и услуги), развертыванию (в облаке и локально), размеру организации (Малые и средние предприятия и крупные предприятия) и География. Ожидается, что рынок алгоритмической торговли будет иметь среднегодовой темп роста 10,5% в течение прогнозируемого периода (2022–2027 гг.). Традиционно трейдеры отслеживают свою торговую деятельность и инвестиционный портфель, используя технологию наблюдения за рынком. Приложения, такие как алгоритмическая торговля, имеют встроенный интеллект для поиска возможностей, существующих на рынке, в соответствии с доходностью и другими критериями, определенными пользователем [10].

В основе этой проблемы многие эксперты видят множество факторов, от низкого уровня финансовой грамотности, до бедности населения из-за дифференциации доходов населения.

⁴ Число физлиц с брокерскими счетами на Мосбирже в 2022 году выросло на 6,1 млн URL: <https://www.interfax.ru/business/880180> (дата обращения 06.02.2023)

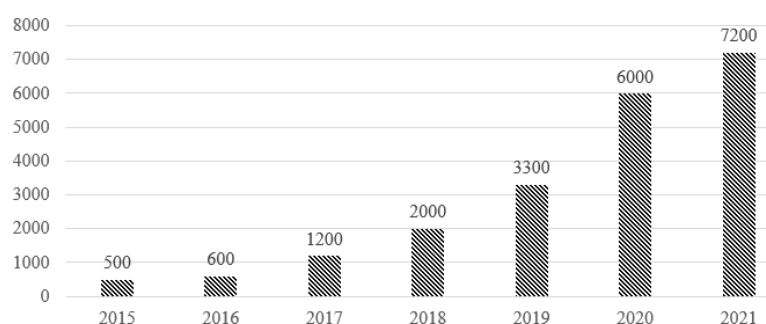


Рис. 5. Динамика инвестиций частных лиц на Московской бирже
Fig. 5. Dynamics of private investment on the Moscow Exchange

Количество физических лиц, имеющих брокерские счета на Бирже, за 2021 год увеличилось на 13 млн и достигло рекордных 27,4 млн. Количество открытых индивидуальных инвестиционных счетов увеличилось на 1,5 млн, достигнув к концу года отметки в 4,86 млн. Физические лица сохранили долю в торгах на уровне 40 %. Частные инвесторы являются основными участниками вечерней торговой сессии: объем торгов частных инвесторов в вечернюю сессию составляет 2,4 трлн рублей (против 802 млрд рублей в 2020 году), в утреннюю сессию – 153 млн. рублей⁵. Повышение инвестиционной активности населения имеет важное значение в современных условиях. Повышение инвестиционной активности возможно благодаря расширению практики использования населением систем искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений в ходе биржевой торговли.

Среди важных направлений, заслуживающих внимания для проведения исследований в перспективе, по затронутой тематике следует отметить следующие:

- поиск и выявление закономерностей и факторов, влияющих на поведение цен на биржевые активы, например, результаты группы ученых во главе с Сяолин Чу показывают устойчивые доказательства увеличения риска обвала цен на акции китайских фирм, занимающихся недвижимостью, которые чрезмерно полагаются на заемное финансирование [21];

- выявление и исследование скрытых факторов, обуславливающих изменение цен биржевых активов, как это представил Сяоин Дэн с коллегами, исследуя, влияет ли индивидуальное рискованное поведение на финансирование недвижимости через теневые банки, [22] а также исследование Франклина Аллена касательно ценообразования доверенных кредитов, особенно неаффилированных кредитов, которые включают в себя фундаментальные и информационные риски, что предопределяет реакцию фондового рынка [8]. Кроме того, исследование по выявлению сил, способствующих расширению применения финансовых технологий, проведенное Греггом Бучаком с коллегами [9];

- выявление взаимосвязи между экологическими показателями, цифровыми финансами и «зелеными» инновациями, которое представлено в исследованиях, например, Ю. Хао с коллегами [10].

Практическая значимость и ценность в том, что разработанные рекомендации могут быть предложены к внедрению в практику, что подтверждаются свидетельствами о государственной регистрации на программу ЭВМ, полученными исследователями.

Заключение

Таким образом, на основании проведенного исследования были достигнуты поставленные задачи: 1) исследована динамика инвестиционной активности населения; 2) проведен анализ

⁵ Результаты работы рынков URL: <https://report2021.moex.com/ru/2/1/index.html> (дата обращения 06.02.2023)

современного состояния финансовых рынков и выявлены тенденции в применении искусственного интеллекта; 3) разработана модель машинного обучения на основе метода «случайный лес», которая обеспечивает поддержку принятия управленческих решений инвесторов касательно покупки/продажи биржевого актива SiH3.

В результате исследования были сформулированы выводы: во-первых, повышение инвестиционной активности населения имеет важное значение, поскольку способствует усилению стабильности финансового сектора и экономики в целом; во-вторых, важную роль в современных условиях играет использование надежных систем искусственного интеллекта для обеспечения поддержки принятия управленческих решений частными инвесторами; в-третьих, предложена разработанная модель машинного обучения на основе метода «случайный лес». Настоящая модель позволяет получать надежный прогноз на каждый следующий час в ходе биржевой торговли фьючерсным контрактом SiH3 на Московской бирже, обеспечивая доходность на уровне 17,1% течение биржевого торгового дня. Среди направлений дальнейших научных исследований следует отметить использование технологий «Индустрия 5.0».

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Ломакин Н.И. (2022) *Биржевой торговый Quik-bot*. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2022662398, 04.07.2022. Заявка № 2022661988 от 22.06.2022. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_49197775_27058694.PDF [Accessed 14.03.2023]
2. ВАК_4_Random Forest_R_Chip-Bot URL: <https://colab.research.google.com/drive/13WqZYp-seeamQPvewjPEхuxqAZxsWkHV5?usp=sharing> [Accessed 15.03.2023]
3. *Индустрия 4.0: Big Data, цифровизация и рост экономики*. URL: <https://habr.com/ru/post/507822/> (дата обращения 24.02.2023)
4. Локтионова Е.А. (2022) Когнитивная модель национального финансового рынка: особенности построения и возможности использования для оценки безопасности его функционирования. *Финансы: теория и практика*, 26 (1), 126–132. DOI: <https://doi.org/10.26794/2587-56>
5. *Рынок алгоритмической торговли – рост, тенденции, влияние COVID-19 и прогнозы (2023–2028)* URL: <https://www.mordorintelligence.com/ru/industry-reports/algorithmic-trading-market> (дата обращения 15.03.2023)
6. Найденко А.В., Полковников А.А., Ломакин Н.И. (2019) Свид. о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2019661095 от 19 августа 2019 г. Российская Федерация. *Программный комплекс для автоматизированного принятия решений на торговой платформе QUIK*. ФГАОУ ВО «Волгоградский гос. ун-т».
7. Abdalmuttaleb M.A., Al-Sartawi M. (2021) Artificial Intelligence for Sustainable Finance and Sustainable Technology. *ICGER: The International Conference On Global Economic Revolutions*. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-93464-4>
8. Franklin A., Qian Y., Guoqian Tu., Frank Yu. (2019) Entrusted loans: A close look at China's shadow banking system. *Journal of Financial Economics*, 133 (1), 18–41. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.01.006>
9. Greg B., Gregor M., Tomasz P., Amit S. (2019) Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks. *Journal of Financial Economics*, 133 (1), 18–41. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.01.006>
10. Hao Y., Chunxiao W., Guoyao Y., Muhammad I., Chun-Ping C. (2023) Identifying the nexus among environmental performance, digital finance, and green innovation: New evidence from prefecture-level cities in China. *Journal of Environmental Management*, 335, 117554. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117554>
11. Hengxu L., Dong Z., Weiqing L., Jiang B. (2021) Deep Risk Model: A Deep Learning Solution for Mining Latent Risk Factors to Improve Covariance Matrix Estimation. *ACM International Conference on AI in Finance*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.05201>
12. Lomakin N., Kulachinskaya A., Maramygin M., Chernaya E. (2022) Improving Accuracy and Reducing Financial Risk When Forecasting Time Series of SIU0 Future Contracts Employing Neural Net-



work with Word2vec Vector News. *Studies in Systems, Decision and Control*, 415, 281–298 DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-00978-5_12

13. Lomakin N.I., Maramygin M., Kataev A., Krashenko S., Yurova O.V., Lomakin I.N. (2022) Cognitive Model of Financial Stability of the Domestic Economy Based on Artificial Intelligence in Conditions of Uncertainty and Risk. *International Journal of Technology*, 13 (7), 1588–1597. DOI: <https://doi.org/10.14716/ijtech.v13i7.6185>

14. Louppe G., Wehenkel L., Sutura A., Geurts P. (2020) Understanding variable importances in forests of randomized trees. *NIPS'13: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 1, 431–439, Available at: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2013/file/e3796ae838835da0b6f6ea37bcf8bcb7-Paper.pdf>. (Accessed 20.04.2023)

15. Matthew F.D., Halperin I., Bilokon P. (2020) *Machine Learning in Finance: From Theory to Practice*. Springer Cham. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-41068-1>

16. Nakagawa K., Noma S., Abe M. RM-CVaR: Regularized Multiple β -CVaR Portfolio. [online] Available at: <https://arxiv.org/abs/2004.13347>. (Accessed 20.10.2022)

17. Ritesh K., Sarath B., Rajneesh R., Urvashi V. (2022) Algorithmic Trading Efficiency and its Impact on Market-Quality. *Asia-Pacific Financial Markets*, 29, 381–409. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10690-021-09353-5>

18. Rupali B., Aparna J., Abhilash T., Anand P., Deepshikha T. (2022) Survey on Algorithmic Trading Using Sentiment Analysis. *Proceedings of the 6th International Conference on Advance Computing and Intelligent Engineering*, 241–252 [online] Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-19-2225-1_22 [Accessed 15.03.2023 r.]

19. Scott-Quinn B. (2012) The New Secondary Market Structure: Competition, Dark Pools, Algorithmic and High-Frequency Trading. *Commercial and Investment Banking and the International Credit and Capital Markets*, 212–239 [online] Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-0-230-37048-7_13 [Accessed 15.03.2023 r.]

20. Vukovic D.B., Maiti M., Grigorieva E. (2022) *Digitalization and the Future of Financial Services. Innovation and Impact of Digital Finance*. Springer Cham. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-11545-5>

21. Xiaoling C., Yongheng D., Desmond T. (2023) Firm Leverage and Stock Price Crash Risk: The Chinese Real Estate Market and Three-Red-Lines Policy. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11146-023-09953-0>

22. Xiaoying D., Chong L., Seow E.O. (2023) Shadow Bank, Risk-Taking, and Real Estate Financing: Evidence from the Online Loan Market. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11146-022-09936-7>

23. Yong S., Sangmi C. (2013) The role of algorithmic trading systems on stock market efficiency. *Information Systems Frontiers* 15, 873–888. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10796-013-9442-9>

24. Zhan N., Sun Y., Jakhar A., Liu H. (2021) *Graphical Models for Financial Time Series and Portfolio Selection*. [online] Available at: <https://arxiv.org/format/2101.09214> [Accessed 20.03.2023]

REFERENCES

1. Lomakin N.I. (2022) *Birzhevoj trgovyj Quik-bot*. Svidetel'stvo o registracii programmy dlja JeVM 2022662398, 04.07.2022. Zajavka № 2022661988 ot 22.06.2022. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_49197775_27058694.PDF [Accessed 14.03.2023]

2. VAK_4_Random Forest_R_Chip-Bot URL: <https://colab.research.google.com/drive/13WqZYp-cccemQPVewjPExuxqAZxsWkHV5?usp=sharing> (data obrashhenija 15.03.2023 g.)

3. *Industrija 4.0: Big Data, cifrovizacija i rost jekonomiki*. URL: <https://habr.com/ru/post/507822/> [Accessed 24.02.2023]

4. Loktionova E.A. (2022) Kognitivnaja model' nacional'nogo finansovogo rynka: osobennosti postroenija i vozmozhnosti ispol'zovanija dlja ocenki bezopasnosti ego funkcionirovanija. *Finansy: teorija i praktika*, 26 (1), 126–132. DOI: <https://doi.org/10.26794/2587-56>

5. *Rynok algoritmicheskoy trgovli – rost, tendencii, vlijanie COVID-19 i prognozy (2023–2028)* URL: <https://www.mordorintelligence.com/ru/industry-reports/algorithmic-trading-market> (data obrashhenija 15.03.2023)

6. Najdenko A.V., Polkovnikov A.A., Lomakin N.I. (2019) Svid. o gos. registracii programmy dlja JeVM № 2019661095 ot 19 avgusta 2019 g. *Rossijskaja Federacija. Programmnyj kompleks dlja avtomatizirovannogo prinjatija reshenij na torgovoj platforme QUIK*. FGAOU VO «Volgogradskij gos. un-t».
7. Abdalmuttaleb M.A., Al-Sartawi M. (2021) Artificial Intelligence for Sustainable Finance and Sustainable Technology. *ICGER: The International Conference On Global Economic Revolutions*. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-93464-4>
8. Franklin A., Qian Y., Guoqian Tu., Frank Yu. (2019) Entrusted loans: A close look at China's shadow banking system. *Journal of Financial Economics*, 133 (1), 18–41. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.01.006>
9. Greg B., Gregor M., Tomasz P., Amit S. (2019) Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks. *Journal of Financial Economics*, 133 (1), 18–41. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.01.006>
10. Hao Y., Chunxiao W., Guoyao Y., Muhammad I., Chun-Ping C. (2023) Identifying the nexus among environmental performance, digital finance, and green innovation: New evidence from prefecture-level cities in China. *Journal of Environmental Management*, 335, 117554 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117554>
11. Hengxu L., Dong Z., Weiqing L., Jiang B. (2021) Deep Risk Model: A Deep Learning Solution for Mining Latent Risk Factors to Improve Covariance Matrix Estimation. *ACM International Conference on AI in Finance*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.05201>
12. Lomakin N., Kulachinskaya A., Maramygin M., Chernaya E. (2022) Improving Accuracy and Reducing Financial Risk When Forecasting Time Series of SIU0 Future Contracts Employing Neural Network with Word2vec Vector News. *Studies in Systems, Decision and Control*, 415, 281–298 DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-00978-5_12
13. Lomakin N.I., Maramygin M., Kataev A., Krashenko S., Yurova O.V., Lomakin I.N. (2022) Cognitive Model of Financial Stability of the Domestic Economy Based on Artificial Intelligence in Conditions of Uncertainty and Risk. *International Journal of Technology*, 13 (7), 1588–1597. DOI: <https://doi.org/10.14716/ijtech.v13i7.6185>
14. Louppe G., Wehenkel L., Sutura A., Geurts P. (2020) Understanding variable importances in forests of randomized trees. *NIPS'13: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 1, 431–439, Available at: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2013/file/e3796ae838835da0b6f6ea37bcf8bcb7-Paper.pdf>. [Accessed 20.04.2023]
15. Matthew F.D., Halperin I., Bilokon P. (2020) *Machine Learning in Finance: From Theory to Practice*. Springer Cham. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-41068-1>
16. Nakagawa K., Noma S., Abe M. *RM-CVaR: Regularized Multiple β -CVaR Portfolio*. [online] Available at: <https://arxiv.org/abs/2004.13347>. [Accessed 20.10.2022.]
17. Ritesh K., Sarath B., Rajneesh R., Urvashi V. (2022) Algorithmic Trading Efficiency and its Impact on Market-Quality. *Asia-Pacific Financial Markets*, 29, 381–409. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10690-021-09353-5>
18. Rupali B., Aparna J., Abhilash T., Anand P., Deepshikha T. (2022) Survey on Algorithmic Trading Using Sentiment Analysis. *Proceedings of the 6th International Conference on Advance Computing and Intelligent Engineering*, 241–252 [online] Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-19-2225-1_22 [Accessed 15.03.2023 g.]
19. Scott-Quinn B. (2012) The New Secondary Market Structure: Competition, Dark Pools, Algorithmic and High-Frequency Trading. *Commercial and Investment Banking and the International Credit and Capital Markets*, 212–239 [online] Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-0-230-37048-7_13 [Accessed 15.03.2023 g.]
20. Vukovic D.B., Maiti M., Grigorieva E. (2022) *Digitalization and the Future of Financial Services. Innovation and Impact of Digital Finance*. Springer Cham DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-11545-5>
21. Xiaoling C., Yongheng D., Desmond T. (2023) Firm Leverage and Stock Price Crash Risk: The Chinese Real Estate Market and Three-Red-Lines Policy. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11146-023-09953-0>
22. Xiaoying D., Chong L., Seow E.O. (2023) Shadow Bank, Risk-Taking, and Real Estate Financing: Evidence from the Online Loan Market. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11146-022-09936-7>
23. Yong S., Sangmi C. (2013) The role of algorithmic trading systems on stock market efficiency. *Information Systems Frontiers* 15, 873–888, DOI: <https://doi.org/10.1007/s10796-013-9442-9>



24. Zhan N., Sun Y., Jakhar A., Liu H. (2021) *Graphical Models for Financial Time Series and Portfolio Selection*. [online] Available at: <https://arxiv.org/format/2101.09214> [Accessed 20.03.2023]

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

ЛОМАКИН Николай Иванович

E-mail: tel9033176642@yahoo.com

Nikolay I. LOMAKIN

E-mail: tel9033176642@yahoo.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6597-7195>

ЮРОВА Ольга Витальевна

E-mail: yurova@vstu.ru

Olga V. YUROVA

E-mail: yurova@vstu.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7628-4471>

ТЕРЕХОВ Тарас Васильевич

E-mail: taras.tieriekhov@mail.ru

Taras V. TEREKHOV

E-mail: taras.tieriekhov@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-1124-9758>

ШАБАНОВ Никита Тимофеевич

E-mail: shabanovnt1999@gmail.com

Nikita T. SHABANOV

E-mail: shabanovnt1999@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2240-5725>

Поступила: 15.03.2023; Одобрена: 29.05.2023; Принята: 05.06.2023.

Submitted: 15.03.2023; Approved: 29.05.2023; Accepted: 05.06.2023.