

DOI: 10.26794/2587-5671-2026-30-3-1862-02
УДК 336.02(045)
JEL G32

Разработка метода прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний в рамках сравнительного подхода с использованием искусственного интеллекта

А.А. Помулев

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

АННОТАЦИЯ

Статья посвящена исследованию вопросов оценки стоимости бизнеса публичных компаний с использованием искусственного интеллекта. **Цель** исследования – разработка модели для прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний в рамках сравнительного подхода. **Актуальность** работы состоит в том, что в условиях неопределенности обосновать рыночную стоимость бизнеса публичных компаний непросто из-за того аспекта, что цены сделок в прошлом, которые являются базовой информацией для расчета рыночной стоимости в рамках метода рынка капитала, не отражают перспективы бизнеса. **Научная новизна** исследования состоит в разработке метода прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний с использованием основного раздела искусственного интеллекта – машинного обучения. Авторы применили следующие **методы** научного исследования: логический и статистический (корреляционный анализ), машинное обучение (линейная регрессия, дерево решений, ансамбли деревьев, рекуррентная нейронная сеть). Разработанный метод состоит из шести этапов, которые интегрируют основные шаги машинного обучения с классическими этапами стоимостной оценки. По результатам апробации метода разработано одиннадцать моделей экстраслучайных деревьев решений (Extra Trees), позволяющих спрогнозировать направление движения отраслевых индексов Московской биржи в зависимости от экзогенных и технических показателей. Сделан **вывод** о достаточно высокой точности разработанных моделей (на тестовых данных R^2 составляет 0,99, MAPE – менее 1%) прогнозирования отраслевых индексов и пригодности метода для решения задачи определения цены на акции отдельной публичной компании в рамках метода рынка капитала. **Перспектива** дальнейшего исследования связана с разработкой прогностических моделей цены на акции для всех российских публичных компаний с учетом финансовых и поведенческих факторов. Статья может быть полезна для оценщиков, работающих в этой области, и для инвесторов.

Ключевые слова: методы оценки стоимости; сравнительный подход; отраслевые индексы; факторы стоимости; модели машинного обучения

Для цитирования: Помулев А.А. Разработка метода прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний в рамках сравнительного подхода с использованием искусственного интеллекта. *Финансы: теория и практика*. 2026;30(3). DOI: 10.26794/2587-5671-2026-30-3-1862-02

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ

The Development of a Method for Forecasting the Business Valuation of Public Companies Within the Framework of the Comparative Approach Using Artificial Intelligence

A.A. Pomulev

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

The article focuses on the study of issues related to assessing the business value of publicly traded companies using artificial intelligence. **The purpose of the study** is to develop a model for predicting the business value of publicly traded companies within the framework of a comparative approach. The relevance of this work is that in times of uncertainty, it

can be difficult to justify the market value of the business of public companies due to the fact that historical transaction prices, which are used as the basic information for calculating market value in the framework of the capital market method, may not reflect the company's future prospects. **The scientific novelty** of the research consists in developing a method for predicting the business value of publicly traded companies using the main section of artificial intelligence – machine learning. The authors used the following **methods** in their scientific research, including logical and statistical methods (correlation analysis) and machine learning techniques such as linear regression, decision tree, tree ensembles, and recurrent neural network. The developed method consists of six stages which integrate the main steps of machine learning with the classical stages of data cost estimation. Based on the results of testing the method, eleven models of extra-random decision trees have been developed. These Trees allow us to predict the direction of movement of industry indexes Moscow Exchange depending on exogenous and technical indicators. It can be **concluded** that the developed models have a high level of accuracy (based on the test data R^2 of 0.99 and MAPE below 1%) of forecasting industry indices and the suitability of the method for solving the problem of predicting the share price of a single public company within the context of the capital market method. **The prospect of further research** relates to the development of predictive models for all public companies, taking into account their financial characteristics and behavioral factors. This article will be beneficial for practicing appraisers in their evaluation of businesses in this field and for investors.

Keywords: methods of value assessment; comparative approach; industry indices; valuation factors; machine learning models

For citation: Pomulev A.A. The development of a method for forecasting the business valuation of public companies within the framework of the comparative approach using artificial intelligence. *Finance: Theory and Practice*. 2026;30(3). DOI: 10.26794/2587-5671-2026-30-3-1862-02

ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование стоимости бизнеса публичных компаний является ключевым элементом в принятии инвестиционных решений, оценке рисков и стратегическом планировании. Традиционные методы оценки, такие как доходный, затратный и сравнительный подходы, долгое время служили основой для аналитиков и инвесторов.

Сравнительный подход основан на принципе, что стоимость компании может быть определена путем сравнения с аналогичными компаниями, рыночная стоимость которых известна. Этот метод широко применяется из-за простоты и интерпретируемости.

Однако существенный недостаток сравнительного подхода состоит в ретроспективной природе цен сделок с компаниями-аналогами, которые являются базой для расчета мультипликаторов. Получается, что расчетная величина мультипликатора никаким образом не отражает перспективы аналогичного бизнеса, что делает данный подход индикативным и не применимым в условиях внешней неопределенности.

С развитием технологий искусственного интеллекта (ИИ) и больших данных (Big Data) появилась возможность усовершенствовать сравнительный подход (метод рынка капитала, так как доступны достаточные данные для моделирования), повысив его точность за счет прогнозирования цен акций компаний-аналогов.

Цель исследования заключается в формировании метода прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний в рамках сравнительного подхода на основе алгоритмов ИИ. С учетом целей исследования определены задачи:

1. Изучить ключевые области искусственного интеллекта и их практическое применение в финансовой сфере и оценке стоимости бизнеса.
2. Выявить факторы и доступные индикаторы стоимости, влияющие на цены акций и рыночную стоимость бизнеса публичных компаний.
3. Определить основные этапы метода прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний в рамках метода рынка-капитала сравнительного подхода с использованием алгоритмов ИИ.
4. Апробировать предложенный метод на примере отраслевых индексов Московской биржи.

МЕТОДЫ

В исследовании К.-Y. Leong и др. [1], «которое посвящено оценке акций бизнеса в развитых странах, отмечается, что лучший результат в оценке стоимости дает сравнительный подход (метод рынка капитала, мультипликатор P/E). Однако метод рынка капитала не применим в условиях высокой волатильности цен на акции» [2]. Представляется, что технология ИИ позволит устранить данный недостаток сравнительного подхода.

ИИ представляет собой сквозную технологию, способную реализовать функционал, доступный ранее только человеку. Как сквозная технология, ИИ сочетает в себе классическое программирование, инжиниринг данных и признаков и математические алгоритмы. Данные направления позволяют решать задачи разного класса и с различными типами данных. Задача научения машины работать с численной, текстовой, графической и иной информацией решается с использованием основного раздела ИИ — машинного обучения. Машинное обучение подразделяется на поверхностное (осно-

вано на определенном классе моделей, в основе которых положена известная математика: линейная и логическая регрессия, ядерные методы — метод опорных векторов, деревья решений, ансамбли деревьев — случайный и экстраслучайный лес, градиентный бустинг на деревьях) и глубокое обучение (нейросети: полносвязные, рекуррентные, трансформеры, предобученные трансформеры и генеративные нейронные сети).

Отрасль ИИ активно развивается во всем мире. За последние 10 лет частные мировые инвестиции в данную область выросли в 30 раз и достигли 154 млрд долл. США в 2023 г.¹ Повсеместное распространение технологии происходит в «транспорте и логистике, ритейле, добывающей промышленности, ИТ-отрасли, производстве потребительских товаров»². В финансовой и банковской отраслях ИИ также активно применяется. Его основной раздел — машинное обучение — начал применяться с 2010-х гг. по мере демократизации технологий, библиотек Python и появления новых алгоритмов, основанных на деревьях решений, которые превзошли ядерные методы (kernel methods, наиболее известный метод SVM-метод опорных векторов, предложенный Владимиром Вапником и Коринной Кортес в 1995 г. [3]) и нейронные сети в архитектуре тех лет. Однако появление новых архитектур нейронных сетей в 2021 г. вновь привлекло к ним внимание научного сообщества.

В финансовом секторе работы по применению отдельных алгоритмов ИИ появлялись не синхронно с появлением новых алгоритмов. В целях изучения степени проработанности темы к базе данных научных публикаций dimensions.ai³ сделан запрос: «искусственный интеллект в оценке стоимости бизнеса». В результате получено 104 публикации. С использованием инструментария Bert Topic⁴ осуществлен подсчет статистики ключевых слов в аннотации найденных статей. Среди наиболее часто упоминаемых слов можно выделить следующие: предсказание, прогнозирование,

акции, машинное обучение, рынок и модели. На основе проведенного текстового анализа отобраны публикации, наиболее подходящие под тематику исследования. Публикации структурированы на четыре тематические направления:

1. *Использование социальных медиа и новостей для прогнозирования фондового рынка.* Исследования М. Choi and et. [4], V. K. Abinanda, F. N. Sabiyath [5], L. T. Vu and et. [6], C. Huang and et. [7], R. Kaur, A. Sharma [8] показывают, что сигналы из социальных медиа и анализ тональности новостей могут быть использованы для прогнозирования движения на фондовом рынке. L. T. Vu and et. [6] приходят к выводу, что влияние новостей на изменения цен акций незначительно. Использование методов машинного обучения, таких как нейронные сети, улучшает точность прогнозов.

2. *Модели машинного обучения для прогнозирования акций в рамках торговли на фондовом рынке (технический подход).* Работы P. R. Low, E. Sakk [9], B. Gülmez [10], Q. Li and et. [11], L. Hang, and et. [12], C. Chen and et. [13], A. Shet and et. [14] посвящены использованию нейронных сетей с эффектом памяти (LSTM) и рекуррентных нейронных сетей (RNN) для прогнозирования цен акций иностранных компаний. Отдельные работы (M. Sarkar, and et. [15], A. I. Ali and et. [16], C. Karthikeyan and et. [17]) используют модели временных рядов и скользящие средние. Некоторые отечественные публикации, посвященные прогнозированию цен на акции российских компаний, также используют авторегрессионные модели типа ARIMA, SARIMA [18]. Однако такой подход не всегда подходит, так как не позволяет установить причинно-следственные связи между показателями. Отдельное направление исследований сопряжено с созданием торговых агентов на основе нейронных сетей для алгоритмической торговли на коротких отрезках времени [19].

По мнению автора настоящего исследования, использование нейронных сетей не позволяет обеспечить интерпретируемость прогнозов. Исторические цены акций не отражают все влияющие факторы и не являются достаточными для прогнозирования будущих тенденций.

3. *Влияние финансовых показателей компании на цену и доходность акций.* В работах: J. Prastika and et. [20], E. Hendawy and et. [21], B. Jeevan and et. [22] отмечено, что финансовые показатели существенно влияют на доходность акций. В исследованиях сделан вывод, что долгосрочная предсказуемость доходности может быть достигнута с использованием бухгалтерских, технических и макроэконо-

¹ Статистика искусственного интеллекта. ИНКЛИЕНТ. 2024. URL: <https://incli.ru/ai-stats/> (дата обращения: 05.10.2024).

² Искусственный интеллект в России – 2023: тренды и перспективы. Яков и Партнеры. Яндекс. 2023. URL: https://yakovpartners.ru/upload/iblock/c5e/c8t1wrkdne5y9a4nqlcderalwny7xh4/20231218_AI_future.pdf (дата обращения: 05.10.2024).

³ Открытая платформа научно-технологической информации. URL: <https://app.dimensions.ai/> (дата обращения: 14.11.2024).

⁴ Репозиторий библиотеки BERTopic. GITHUB. URL: <https://github.com/MaartenGr/BERTopic?ysclid=m3is73su7397642569> (дата обращения: 14.11.2024).

мических факторов. Нейронные сети с эффектом памяти также помогают анализировать исторические данные для прогнозирования будущих цен.

4. *Машинное обучение для прогноза финансовых показателей и оценки стоимости бизнеса.* В исследованиях П. С. Коклева [23], X. Chen and et. [24], U. G. Pinar, N. U. Seyma [25], P. Geertsema, H. Lu [26], R. Zhang and et. [27], B. V. Sonja, J. Katunar [28], S. Budennyu and et. [29] используются методы машинного обучения (нейронные сети, деревья решений, градиентный бустинг и прочие) для оценки финансовых показателей компаний и определения стоимости бизнеса. Коллектив авторов [30] с использованием регрессии строит прогноз стоимости акций ПАО «Трансконтейнер» в зависимости от курса доллара и цены на нефть, чего явно недостаточно в контексте современных экономических условий России. Е. Ю. Сопельник и Л. В. Федосеева [31] сравнивают технические и фундаментальные показатели на американских компаниях и приходят к выводу о целесообразности их совмещения для повышения точности прогноза.

Представленные в научных публикациях модели применимы для иностранных компаний (так как разработаны на выборках из других стран, которые характеризуются другой спецификой рынков) и не доступны для широкого использования. Только работа И. Н. Галкина [32] включает в свою выборку российские компании для разработки модели. Однако расчет стоимости строится на ретроспективной отчетности, которая не отражает будущих перспектив и не учитывает экзогенные факторы.

В результате анализа научных работ целесообразно сделать вывод о том, что вопросы влияния экзогенных факторов на цены акций и стоимость российского бизнеса проработаны недостаточно. Остаются проблемы, связанные с изменчивым характером российского фондового рынка, макроэкономической ситуацией и влиянием различных поведенческих факторов на движение цен. Данные аспекты необходимо учитывать при формировании мотивированного суждения о стоимости бизнеса в рамках сравнительного подхода.

Также стоит отметить, что из всего многообразие моделей машинного обучения сложно сделать выбор для достижения поставленных задач исследования. Деревья решений характеризуются своей относительной простотой, интерпретируемостью и вычислительной экономией по сравнению с нейросетями. Для принятия окончательного решения в пользу какой-либо модели необходимо провести эксперимент на конкретном наборе данных.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ

В методологии стоимостной оценки четко дифференцированы понятия цены и стоимости. Цены — отражают исторический факт совершенных сделок на рынке и являются базой для определения стоимости с учетом целей, задач и предпосылок. Считается, что для стоимости характерна вероятностная природа в силу различного воздействия детерминантов (факторов), которым характерна фундаментальная сущность, основанная на долгосрочной способности бизнеса генерировать денежные потоки в будущем с учетом рисков, которые ему присущи, и с учетом воздействия внешней среды. На цену акций могут воздействовать спрос, предложение, поведенческие и экзогенные факторы. Соответственно, в краткосрочном периоде времени цены могут подвергаться значительным колебаниям.

При реализации метода рынка капитала сравнительного подхода оценщики опираются на ретроспективные цены сделок с акциями, что является одновременно преимуществом и недостатком данного подхода, который нивелируется расчетом средней цены акций за определенный период наблюдений (как правило, месяц). Тем не менее мультипликаторы, полученные таким способом, могут утратить свою актуальность уже на следующий день после проведения расчетов. Поэтому требуются методы для оценки прогнозируемых цен акций компаний.

Основные этапы метода прогнозирования стоимости бизнеса с использованием алгоритмов ИИ представлены на *рис. 1*.

- На первом этапе важно провести анализ факторов и идентифицировать показатели, влияющие на результирующий показатель.
- На втором этапе осуществляется очистка данных (удаление пропусков и выбросов, проверка на наличие аномалий и их корректировка), формирование признакового пространства. Также важным шагом является изучение взаимосвязи переменных с результирующим показателем и отбор наиболее значимых.
- На третьем этапе данные делятся на тренировочный и тестовый наборы. Обычно в пропорции 70/30 или 80/20. Затем они подвергаются нормализации и масштабированию, чтобы привести данные к единому масштабу для корректного обучения моделей.
- На четвертом этапе осуществляется выбор алгоритма машинного обучения.
- На пятом этапе выполняется обучение разных моделей на тренировочных данных (настрой-



Рис. 1 / Fig. 1. Основные этапы метода прогнозирования стоимости бизнеса с использованием алгоритмов ИИ / The Main Stages of the Business Value Forecasting Method Using AI Algorithms.

Источник / Source: разработано автором / Developed by the author.

ка гиперпараметров, использование методов кросс-валидации для предотвращения переобучения). Осуществляется оценка производительности модели. По итогам реализации этапа необходимо выбрать лучшую модель.

- На шестом этапе лучшая модель тестируется на данных, которые ей недоступны при обучении.
- На седьмом этапе разрабатываются решения для автоматизации процесса сбора и обновления данных. Выполняется интеграция модели в существующие инструменты и процессы.
- На восьмом этапе осуществляется применение модели в рамках соответствующего подхода к оценке стоимости.

Апробация метода на примере прогнозирования отраслевых индексов (далее описаны шаги разработки модели на примере IMOEX)

Цены акций в большей степени подвержены соотношению спроса и предложения на ценные бумаги на рынке, ситуации в макроэкономике, на долговом и денежном рынках. Стоимость бизнеса менее волатильна и зависит от денежных потоков, текущих и будущих темпов их роста и рисков, которые сопряжены с их получением. Однако значительная часть внешних факторов также влияет на ожидаемые денежные потоки бизнеса. По Т. Коупленду [33], стоимость собственного капитала бизнеса, определенная по результатам доходного подхода,

должна быть близка к стоимости, определенной на основе цены на акции. Т. Коупленд [33] называет это «разрывом восприятия стоимости» и дает рекомендации по его минимизации через комплекс мероприятий по повышению операционной эффективности бизнеса и стратегии взаимодействия менеджмента с рынком.

Таким образом, можно утверждать о едином базовом наборе показателей, которые необходимо рассматривать при оценке стоимости базового актива — бизнеса компании, который способен создавать денежные потоки. Различие между стоимостью собственного капитала бизнеса и ценой на акции заключается в составе прав (обыкновенные и привилегированные акции, предоставляющие различный набор прав своему владельцу), степени контроля, условиями сделки, целевыми установками, допущениями и ограничениями процесса оценки.

В рамках целевой системы показателей для прогнозирования стоимости бизнеса следует выделить следующие.

1. Финансовые по данным официальной отчетности (периодичность: квартальная, полугодовая, годовая).
2. Фундаментальные макроэкономические и отраслевые (периодичность: день, месяц, квартал, год).
3. Нефинансовой отчетности — ESG (периодичность годовая).

4. Новостного фона (периодичность дневная, однако достаточного архива новостей в открытом доступе нет).

Но для практической апробации метода прогнозирования стоимости бизнеса подойдут не все показатели целевой системы по причине различия в периодичности их обновления.

Безусловно, важное значение имеют операционные, финансовые и нефинансовые показатели компании. Однако они несопоставимы по шагу с доступными показателями и ценами на акции, что на данном этапе делает их использование невозможным и подлежит решению в следующих исследованиях.

Важно помнить о некоторых особенностях поведенческой стоимостной оценки. Они заключаются в анализе эмоционального фона событий и его влиянии на стоимость [34]. Базовый прототип модели для оценки общего новостного фона в России разработан автором, но пока не собран достаточный массив новостей по компаниям для их разметки [35].

Среди достаточно большого набора макроэкономических и отраслевых показателей выбраны сопоставимые по дневному шагу предикторы, по которым имеются прогнозы контрибьюторов (*табл. 1*). Технические индикаторы характерны только для рынка акций и не отражают причинно-следственные связи, однако являются важным индикатором рынка и указывают направление движения цены.

Каждый из индикаторов, представленных в *табл. 1*, отражает важные аспекты экономической среды и финансовых условий, которые непосредственно влияют на операционную деятельность компаний, их прибыльность и стоимостную оценку.

В качестве целевых переменных выбран сводный индекс Мосбиржи (IMOEX) и 10 отраслевых: «нефти и газа (MOEXOG), электроэнергетики (MOEXEU), телекоммуникаций (MOEXTL), металлов и добычи (MOEXMM), финансов (MOEXFN), потребительского сектора (MOEXCN), химии и нефтехимии (MOEXCH), информационных технологий (MOEXIT), строительных компаний (MOEXRE), транспорта (MOEXTN)» [5].

Весь процесс реализован в программной среде Python и с использованием его основных библиотек: pandas, numpy, matplotlib, sklearn, phik, tensorflow, keras.

Выгрузка статистики по представленным индикаторам осуществлена из источников cbonds.ru и finam.ru за 10 лет (2014–2024 гг.). Более длитель-

ный период включает информацию о событиях, которые больше не релевантны для текущей рыночной ситуации, что может ввести модель в заблуждение.

Общий размер объединенного массива данных по всем индикаторам и целевым переменным составил 2372 строки. Пропущенных значений и дубликатов в массиве данных не выявлено.

В целях изучения количественных характеристик взаимосвязи между переменными использовался коэффициент корреляции Пирсона и метод phik. Коэффициент Пирсона измеряет только линейную зависимость. Если связь между переменными нелинейная, коэффициент Пирсона может быть близок к нулю даже при сильной зависимости. Также значительные выбросы могут существенно повлиять на значение данного коэффициента. Phik представляет собой показатель корреляции, разработанный для выявления более сложных и нелинейных зависимостей между переменными.

Результаты вычислений представлены в *табл. 2*. Проанализировав их, можно сделать вывод о том, что скользящие средние (особенно за 200 дней) являются наиболее значимыми индикаторами, демонстрирующими сильную связь как линейную, так и общую. Курс золота и валютный курс также играют существенную роль.

Метод Phik подтверждает наличие существенных нелинейных зависимостей.

Далее осуществлялось разделение выборки на обучающую (1412 объектов наблюдений), валидационную (456 объектов наблюдений) и тестовую (305). После расчета технических индикаторов размер выборки незначительно изменился из появившихся пропусков, которые подлежали удалению.

Следующим этапом осуществлялось масштабирование или нормализация показателей. Нормализация показателей [24] направлена на приведение различных признаков к единому масштабу или распределению, что может существенно повысить эффективность и точность моделей машинного обучения. В связи с тем, что распределение изучаемых признаков нельзя считать нормальным, воспользуемся методом RobustScaler, основанным на медиане и квартильном размахе (*IQR*). Формула, лежащая в основе RobustScaler, представлена ниже [36]:

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{median}}{IQR}, \quad (1)$$

где X_{scaled} — нормализованное значение признака; X — исходное значение признака; X_{median} — медиана значения признака; IQR — квартильный размах. Представляет собой разницу между третьим и первым квартилями $Q3 - Q1$.

⁵ Отраслевые индексы Мосбиржи: что это, какие бывают и как ими пользоваться. URL: <https://journal.tinkoff.ru/news/industry-index/> (дата обращения: 05.10.2024).

Показатели, влияющие на отраслевые индексы и цены акций /
Indicators Affecting Industry Indices and Stock Prices

№ п/п / No.	Наименование показателя / Name of the indicator	Единица измерения / Unit of measure	Обоснование / Rationale
Внешние фундаментальные			
1	Курс золота	Руб./грамм	– Рост цен на золото свидетельствует о нестабильности в мировой экономике, что может приводить к снижению инвестиций в рискованные активы, включая акции. – Для компаний, занимающихся добычей и переработкой золота, изменение цен на этот металл непосредственно влияет на их доходы и прибыльность. Повышение курса золота увеличивает выручку таких компаний, что может позитивно отразиться на стоимости их акций. – Рост цен на золото может указывать на ожидания повышения инфляции, что влияет на стоимость денежных потоков компаний и, соответственно, на оценку их акций инвесторами
2	Курс иностранной валюты – доллара США по отношению к рублю	Руб.	– Слабый рубль (высокий курс доллара) делает российский экспорт более конкурентоспособным на мировых рынках, повышая прибыли экспортноориентированных компаний, что может привести к росту их акций. Однако импортеры сталкиваются с увеличением затрат на закупку зарубежных товаров и сырья, что может снижать их прибыльность и негативно влиять на цены акций. – Компании, имеющие задолженность в иностранной валюте, при ослаблении рубля сталкиваются с увеличением долговой нагрузки в рублевом эквиваленте, что может снизить их финансовую устойчивость и негативно повлиять на стоимость акций. – Колебания курса могут влиять на приток или отток иностранного капитала дружественных стран, что непосредственно отражается на спросе на акции российских компаний
3	Цена на нефть марки Brent	Долл. за барр.	– Многие российские компании связаны с добычей и экспортом нефти. Рост цен на нефть увеличивает их выручку и прибыль, что способствует росту цен на их акции. – Нефтяные доходы составляют значительную часть государственного бюджета. Высокие цены на нефть улучшают экономическую ситуацию в стране, повышают доверие и могут привести к общему росту фондового рынка. – Цены на нефть влияют на валютный рынок. Рост нефтяных цен может укрепить рубль, что, в свою очередь, влияет на другие секторы экономики и компании
4	Доходность по государственным облигациям России в рублях на срок 10 лет (значение точки на G-Curve)	%	– Государственные облигации считаются низкорисковыми инструментами. Повышение их доходности делает облигации более привлекательными по сравнению с акциями, что может привести к перераспределению капитала из фондового рынка в долговой, снижая спрос на акции и их цены. – Рост доходности облигаций может сигнализировать о будущих повышениях процентных ставок или ожиданиях инфляции, что негативно влияет на оценку будущих доходов компаний и их акций. – Повышение доходности долговых инструментов может повысить стоимость заимствований для компаний, особенно если они привлекают финансирование через выпуск облигаций, что снижает их прибыль и может негативно отразиться на ценах акций

Окончание таблицы 1 / Table 1 (continued)

№ п/п / No.	Наименование показателя / Name of the indicator	Единица измерения / Unit of measure	Обоснование / Rationale
5	RUONIA 1M (средняя ставка, по которой банки кредитуют друг друга сроком на день)	%	– Изменение RUONIA отражает стоимость краткосрочных заимствований для банков и, косвенно, для компаний. Рост ставки увеличивает расходы компаний на обслуживание краткосрочных кредитов, что может снизить их прибыльность и негативно повлиять на цены акций. – Является индикатором ликвидности в банковской системе и может сигнализировать о действиях Центрального банка по изменению монетарной политики. Ужесточение политики (рост ставок) может привести к снижению экономической активности и негативно повлиять на фондовый рынок. – Инвесторы могут переключаться между инструментами денежного рынка и акциями в зависимости от уровня ставок. Повышение RUONIA делает инструменты денежного рынка более привлекательными, что может снизить спрос на акции
Технические			
6	Скользящие средние отраслевого индекса за 50 и 200 дней	Руб.	Пересечение скользящих средних может служить сигналом для открытия или закрытия позиций. Например, когда 50-дневная скользящая средняя пересекает 200-дневную снизу вверх («золотой крест»), это может указывать на начало восходящего тренда. Обратное пересечение («мертвый крест») может сигнализировать о нисходящем тренде

Источник / Source: разработано автором / Developed by the author.

Таблица 2 / Table 2

Взаимосвязь показателей с индексом Московской биржи на основе коэффициента Пирсона и Phik / Correlation of Indicators with the Moscow Exchange Index Based on Pearson's Coefficient and Phik

№ п/п / No.	Показатель / Indicator	Обозначение / Designation	Коэффициент Пирсона / Pearson's coefficient	Phik
1	Скользящая средняя за 200 дней	SMA_200	0,96	0,92
2	Скользящая средняя за 50 дней	SMA_50	0,82	0,97
3	Курс золота	Gold	0,68	0,86
4	Курс иностранной валюты – доллара по отношению к рублю	USD/RUB	0,55	0,80
5	RUONIA 1M (средняя ставка, по которой банки кредитуют друг друга сроком на день)	RUONIA 1M	–0,47	0,83
6	Доходность по государственным облигациям России в рублях на срок 10 лет (значение точки на G-Curve)	Yield Curve 10Y	–0,31	0,80
7	Цена на нефть марки Brent	Brent	0,29	0,71

Источник / Source: рассчитано автором с использованием Python / Calculated by the author using Python.

Метод центрирует данные путем вычитания медианы и масштабирует данные путем деления на квартильный размах. Этот метод более устойчив к выбросам в данных, так как использует медиану и *IQR*.

После масштабирования осуществлено обучение следующих моделей: линейной регрессии, ElasticNet (эластичная сеть), Random Forest (случайный лес), Extra Trees (экстра-случайные деревья), CatBoost (фреймворк для градиентного бустинга на деревьях от компании «Яндекс»). Lightgbm (Light Gradient Boosting Machine, фреймворк для реализации градиентного бустинга от компании Microsoft), нейронной сети LSTM (Long Short-Term Memory — долгая краткосрочная память). В качестве «показателей качества моделей на валидационной выборке использовались известные для задач регрессии метрики:

- MAE (Mean absolute error — среднее значение абсолютных разностей между предсказанными и фактическими значениями);
- MSE (Mean square error — среднее значение квадратов разностей между предсказанными и фактическими значениями);
- RMSE (Root mean square error — квадратный корень из среднеквадратичной ошибки);
- MAPE (Mean absolute percentage error — среднее значение абсолютных процентных ошибок между предсказанными и фактическими значениями)» [37].

Метрики качества, полученные по результатам обучения моделей, где в качестве целевой метрики использовался индекс Мосбиржи, представлены в табл. 3.

По результатам обучения и валидации целесообразно сделать вывод, что ансамблевые модели на деревьях (Extra Trees, Random Forest, Catboost, Lightgbm) демонстрируют лучшие результаты по метрикам качества. Наилучший результат продемонстрировала модель Extra Trees.

Программный код модели Extra Trees представлен на рис. 2.

Модель создает множество деревьев решений на случайных подмножествах данных и признаков, что делает ее устойчивой к шуму и выбросам, и может эффективно использовать взаимодействие между признаками. Для рекуррентной нейронной сети LSTM, которая имеет достаточно сложную архитектуру, возможно, не хватило данных для обучения.

Наилучшая модель Extra Trees прошла проверку на тестовых данных (для оценки способности модели обобщать новые, невиданные ранее данные) с использованием метрики R^2 , принимающей значения от 0 до 1, где 1 указывает на идеальное соответствие модели данным, а 0 означает, что модель не объясняет вариацию лучше, чем простое среднее значение. В итоге, R^2 для предсказанных значений составил 0,997.

График предсказаний и фактических значений индекса Мосбиржи (рис. 3) также свидетельствует о высоком качестве полученной модели.

Значимость признаков модели Extra Trees представлена на рис. 4. Наиболее значимыми признаками выступили технические индикаторы и фундаментальные — курс золота и ставка RUOINA-1M.

Таблица 3 / Table 3

Метрики качества моделей (на валидационной выборке) прогнозирования индекса Московской биржи, созданных с использованием машинного обучения / The Quality Metrics of Models (on a Validation Sample) for Forecasting the Moscow Stock Exchange Index Created Using Machine Learning

Модель / Model	MAE, в единицах целевого признака / MAE, in units of the target attribute	MSE	RMSE	MAPE, %
Линейная регрессия	86,60	15 103,17	122,89	3,58
ElasticNet	193,35	64 567,72	254,10	7,69
Random Forest	26,61	1930,49	43,94	1,11
Extra Trees	20,31	1173,32	34,25	0,86
CatBoost	28,36	1820,58	42,67	1,20
Lightgbm	31,64	4119,49	64,18	1,32
LSTM	534,08	421 646,38	649,34	22,38

Источник / Source: рассчитано автором с использованием Python / Calculated by the author using Python.

```

# Обучение модели ExtraTreesRegressor
model_et_3 = ExtraTreesRegressor(n_estimators=100,
random_state=42)

model_et_3.fit(features_train, target_train)

# Оценка точности модели на валидационной выборке
predictions = model_et_3.predict(features_valid)

# Вычисление метрик качества на валидационной выборке
mae = mean_absolute_error(target_valid, predictions)
mse = mean_squared_error(target_valid, predictions)
rmse = np.sqrt(mse)

mape = np.mean(np.abs((target_valid - predictions) / target_valid)) *
100 # В процентах

# Вывод результатов
print('MAE модели "Extra Trees": {:.2f}'.format(mae))
print('MSE модели "Extra Trees": {:.2f}'.format(mse))
print('RMSE модели "Extra Trees": {:.2f}'.format(rmse))
print('MAPE модели "Extra Trees": {:.2f}%'.format(mape))

MAE модели "Extra Trees": 20.31
MSE модели "Extra Trees": 1173.32
RMSE модели "Extra Trees": 34.25

MAPE модели "Extra Trees": 0.86%

## Тестирование модели
predictions_test_ = model_et_3.predict(features_test)

mae_et = mean_absolute_error(target_test,
model_et_3.predict(features_test))

mape = np.mean(np.abs((target_test - predictions_test_) /
target_test)) * 100

print("MAE модели 'ET' на тестовой выборке:", mae_et)
print("MAPE модели 'ET' на тестовой выборке:", mape)

MAE модели 'ET' на тестовой выборке: 19.426519344262346
MAPE модели 'ET' на тестовой выборке:
0.7981173886945636

# Расчет R2 для предсказанных значений и истинных значений
r2_predictions = r2_score(target_test, predictions_test_)
print("R2 для предсказанных значений: ", r2_predictions)

R2 для предсказанных значений: 0.9979873225849911

```

Рис. 2 / Fig. 2. Код в Python модели Extra Trees / Code in Python Extra Trees Model

Источник / Source: составлено автором с использованием библиотеки Python / Compiled by the author using the Python library.

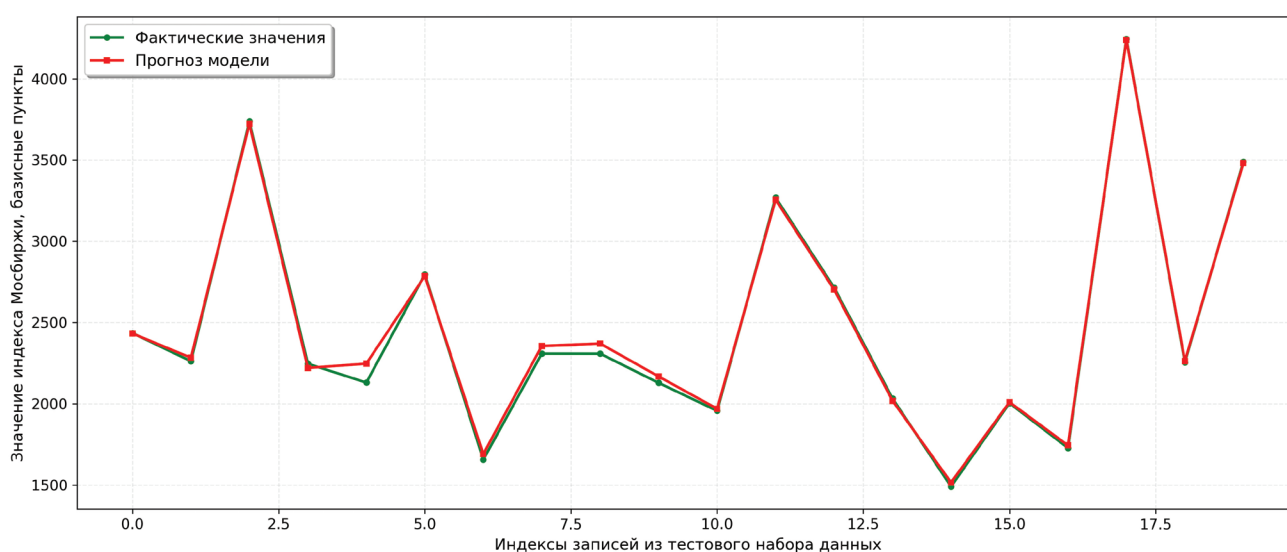


Рис. 3 / Fig. 3. График фактических значений и предсказаний моделью индекса Московской биржи / Chart of Actual Values and Predictions by the Moscow Stock Exchange Index Model

Источник / Source: рассчитано автором с использованием Python / Calculated by the author using Python.

Прогноз индекса Московской биржи в соответствии с разработанной моделью наиболее эффективен на временном горизонте до 1 года в соответствии с теми прогнозными индикаторами, которые доступны на дату оценки. Важным аспектом применения модели является наличие обоснованных прогнозов по показателям, которые используются в модели.

В качестве источника прогноза по курсу рубля к доллару и нефти марки Brent взяты результаты макроэкономического опроса Банка России⁶. Прогнозные значения на конец 2024 г. курса рубля к доллару

⁶ Макроэкономический опрос Банка России. URL: https://cbr.ru/statistics/ddkp/mo_br/ (дата обращения: 05.10.2024).

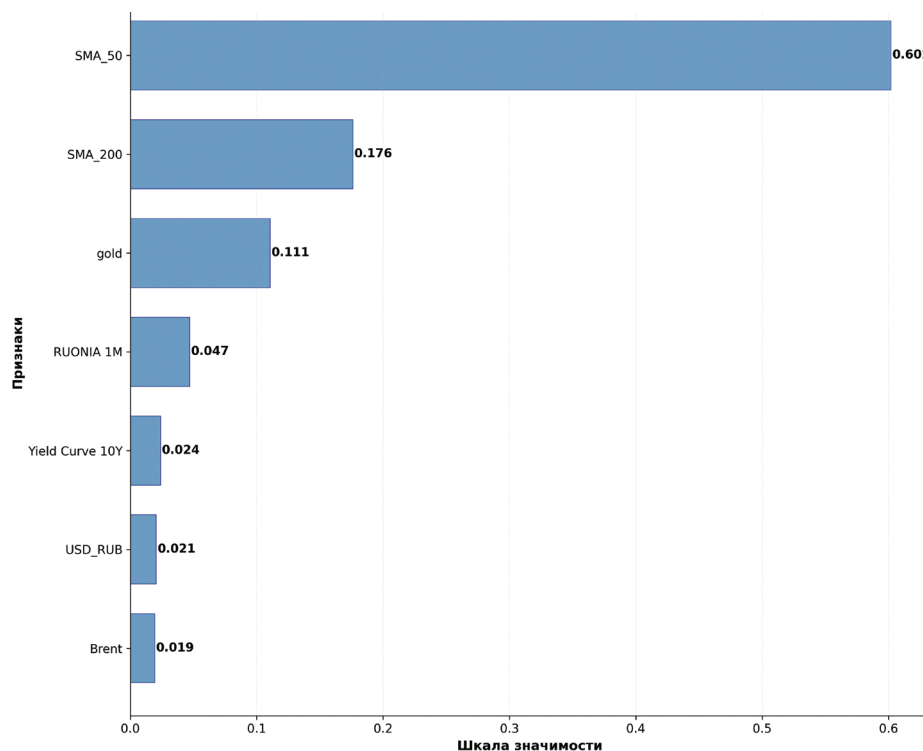


Рис. 4 / Fig. 4. Шкала значимости признаков в модели Extra Trees / Feature significance scale in the Extra Trees Model

Источник / Source: рассчитано автором с использованием Python / Calculated by the author using Python.

составили 90,4 руб., нефти марки Brent — 82 руб. Курс золота в базовом сценарии до конца 2024 г. в размере 7790 руб. взят по прогнозам аналитического подразделения SberCIB⁷.

В качестве источника прогноза кривой доходности 10-летних ОФЗ и RUONIA 1M на конец 2024 г. приняты данные БКС-экспресс⁸ в размере 16,5 и 18,8% соответственно. Технические индикаторы рассчитаны на конец сентября (27.09.2024): SMA50—2796.01 б.п., SMA200—3136.39. При заданных параметрах индекс Московской биржи достигнет уровня в 2507 б.п. Прогноз имеет вероятностный характер, и обострение геополитической ситуации может привести к значительным отклонениям от ожидаемых результатов.

Для применения модели разработана функция в Python, представленная на рис. 5. С помощью функции можно вносить значения параметров и получать прогноз модели.

⁷ Прогноз цен на золото до конца 2024 года и в долгосрочной перспективе. SberCIB. URL: <https://sbercib.ru/publication/prognoz-tsen-na-zoloto-do-kontsa-2024-goda-i-v-dolgosrochnoi-perspektive> (дата обращения: 05.10.2024).

⁸ Рынок ОФЗ и валютных облигаций. Прогноз на IV квартал 2024. БКС Экспресс. URL: <https://bcs-express.ru/novosti-i-analitika/rynok-ofz-i-valiutnykh-obligatsii-prognoz-na-iv-kvartal?ysclid=m1tgl8noqj200285787> (дата обращения: 05.10.2024).

На основе проведенных расчетов можно сделать вывод о том, что предложенный метод является эффективным и дает достоверные результаты.

В ходе дальнейшей работы созданы 10 моделей Extra Trees для прогнозирования отраслевых индексов Московской биржи на основе данных за последние десять лет. Всего проанализировано 23 710 наблюдений по всем индексам с 2014 по 2024 г. Разработанные модели показали отличные результаты на тестовых данных: коэффициент детерминации (R^2) не менее 0,9, средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE) менее 1%. На основе созданных моделей сделан прогноз значений отраслевых индексов, который представлен в табл. 4.

В текущей макроэкономической ситуации, согласно базовым прогнозным индикаторам, большинство отраслей ожидает коррекцию к концу 2024 г. по сравнению с показателями сентября.

Наибольшее снижение ожидается в ИТ (МОЕХИТ) — 57%, финансах (МОЕХFN) — 27,7%, нефтегазовом (МОЕХОГ) и потребительском секторе (МОЕХСН) — 25%. ИТ-сектор ограничен в возможности масштабирования спроса на свою продукцию только внутренним рынком. В финансовой сфере высокие процентные ставки в экономике негативно повлияют на кредитную активность и стоимость заимствований, что приведет к замедлению роста банковского

```
def get_prediction(USD_RUB, Brent, gold, Yield_Curve_10Y, RUONIA_1M, SMA_50, SMA_200):
    # Создаем массив с входными данными
    features = np.array([[USD_RUB, Brent, gold, Yield_Curve_10Y, RUONIA_1M, SMA_50, SMA_200]])

    # Масштабируем входные данные
    scaled_features = robust_scaler.transform(features)

    # Получаем предсказание модели
    prediction = model_et_3.predict(scaled_features)
    return prediction

# Пример использования функции для получения предсказания
USD_RUB = float(input("Введите значение USD/RUB: "))
Brent = float(input("Введите значение Brent: "))
gold = float(input("Введите значение gold: "))
Yield_Curve_10Y = float(input("Введите значение Yield Curve 10Y: "))
RUONIA_1M = float(input("Введите значение RUONIA 1M: "))
SMA_50 = float(input("Введите значение SMA 50: "))
SMA_200 = float(input("Введите значение SMA 200: "))

prediction_result = get_prediction(USD_RUB, Brent, gold, Yield_Curve_10Y, RUONIA_1M, SMA_50, SMA_200)
print("Предсказанное значение:", prediction_result)
```

Введите значение USD/RUB: 90.4
Введите значение Brent: 82
Введите значение gold: 7790
Введите значение Yield Curve 10Y: 16.5
Введите значение RUONIA 1M: 18.8
Введите значение SMA 50: 2796.0134
Введите значение SMA 200: 3136.39810
Предсказанное значение: [2507.5184]

Рис. 5 / Fig. 5. Функция в Python для применения моделей Extra Trees / Python Function for Applying Extra Trees Models

Источник / Source: составлено автором с использованием Python / Compiled by the author using Python.

бизнеса. В нефтегазовом секторе, несмотря на рост нефтегазовых доходов, существуют неопределенность цен, большие капитальные затраты на переориентацию экспорта (особенно для газа), рост затрат из-за увеличения доли трудноизвлекаемой нефти и значительная налоговая нагрузка. В потребительском сегменте рост цен может снизить покупательную способность потребителей.

Химия и нефтехимия (МОЕХСН) — единственная отрасль, в которой ожидается рост на 11,6%, что связано со стабильным спросом на химическую продукцию.

Показатели, учтенные в модели, позволяют объяснить прогнозируемые изменения в индексах фондового рынка России и коррелируют с общей ситуацией в отрасли.

ВЫВОДЫ

Интеграция современных методов машинного обучения и анализа больших данных обеспечивает более глубокое понимание рыночных тенденций и факторов, влияющих на стоимость бизнеса. Практическая апробация метода прогнозирования стоимости бизнеса публичных компаний на основе экзогенных и технических показателей с применением машинного обучения дает основания сделать вывод о его состоятельности.

Предложенный метод позволяет оперативно обосновать перспективы отрасли в контексте ожидаемых макроэкономических параметров и выстроить мотивированное суждение об ожидаемой цене на акции аналогов оцениваемой компании при использовании метода рынка-капитала сравнительного подхода, в рамках метода дисконтирования денежных потоков доходного подхода при расчете терминальной стоимости через мультипликатор или прогнозировании ожидаемой рыночной доходности в рамках расчета ставки дисконтирования по модели У. Шарпа.

Использование алгоритмов ИИ позволяет существенно повысить точность и эффективность прогнозирования цен на акции публичных компаний. Метод позволяет существенно снизить трудозатраты внешнего оценщика и способствует принятию более обоснованных инвестиционных решений и повышению конкурентоспособности на финансовом рынке.

В дальнейших планах исследования разработка модели прогнозирования цены на акции каждой публичной компании, входящей в индекс Московской биржи, с учетом более широкого спектра финансовых и поведенческих факторов.

Таблица 4 / Table 4
Прогнозные значения показателей и отраслевых индексов по разработанным моделям (составлено автором по данным на конец сентября 2024 г. / Forecast Values of Indicators and Industry Indices According to the Developed Models (Compiled by the Author Based on Data as of the End of September 2024))

Тикер / Ticker	Отрасль / Branch	Значение индекса на 27.09.2024 / Index value on 27.09.2024	Прогноз отраслевого индекса на конец 2024 г. / Industry Index Forecast for the End of 2024	Изменение, % / Change, %	SMA200	SMA50	Курс золота / Gold Price	Курс доллара к рублю / Dollar to ruble exchange rate	RUONIA 1M	Yield Curve 10Y	Brent
IMOEX	Индекс Мосбиржи	2858	2507	-14	3136	2796					
MOEXOG	Нефть и газ	7904	6336	-25	8591	7586					
MOEXEU	Электроэнергетика	1645	1439	-14	1899	1658					
MOEXTL	Телекоммуникации	1669	1553	-7,5	1993	1702					
MOEXMM	Металлы и добыча	6627	6268	-5,7	7839	6633					
MOEXFN	Финансы	9424	7376	-27,7	10335	9566	7790	90,4	18,8	16,5	82
MOEXCN	Потребительский сектор	7648	6114	-25	8539	7600					
MOEXCH	Химия и нефтехимия	29371	32788	+11,6	33459	29076					
MOEXIT	Информационные технологии	3155	2000	-57	-	3243					
MOEXRE	Строительство	7356	7315	-0,56	-	7985					
MOEXTN	Транспорт	1594	1509	-5,6	1831	1599					

Источник / Source: рассчитано автором по данным Финам / Calculated by the author based on Finam data.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Leong K.-Y., Ariff M., Alireza Z., Bhatti M.I. Bank stock valuation theories: Do they explain prices based on theories? *International Journal of Managerial Finance*. 2023;19(2):331-350. DOI: 10.1108/IJMF-06-2021-0278
2. Помулев А.А., Помулева Н.С. Методологические аспекты стоимостной оценки кредитных организаций в условиях внешней неопределенности. *Финансы: теория и практика*. 2022;26(6):212-232. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-6-212-232
3. Cortes C., Vapnik V.N. Support-vector networks. *Machine Learning*. 1995;20:273-297. DOI: 10.1007/BF00994018
4. Choi M., Lee H.J., Park S.H., Jeon S.W., Cho S. Stock price momentum modeling using social media data. *Expert Systems with Applications*. 2024;237C:121589. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.121589
5. Abinanda Vrishnaa K., Sabiyath Fatima N. Tweet based sentiment analysis for stock price prediction. In: Choudrie J., Mahalle P.N., Perumal T., Joshi A., eds. *ICT with intelligent applications (ICTIS 2023)*. Singapore: Springer; 2023:249-259. (Lecture Notes in Networks and Systems. Vol. 719). DOI: 10.1007/978-981-99-3758-5_23
6. Vu L.T., Pham D.N., Kieu H.T., Pham T.T. Sentiments extracted from news and stock market reactions in Vietnam. *International Journal of Financial Studies*. 2023;11(3):101. DOI: 10.3390/ijfs11030101
7. Huang C., Huang. H.-Yi., Ho K.-C. Media coverage and stock liquidity: Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*. 2024;89A:665-682. DOI: 10.1016/j.iref.2023.07.085
8. Kaur R., Sharma A. Prediction of stock prices of blue-chip companies using machine learning algorithms. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*. 2023;23(4):375-395. DOI: 10.1504/ijbidm.2023.134316
9. Low P.R., Sakk E. Comparison between autoregressive integrated moving average and long short term memory models for stock price prediction. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*. 2023;12(4):1828-1835. DOI: 10.11591/ijai.v12.i4.pp1828-1835
10. Gülmez B. Stock price prediction with optimized deep LSTM network with artificial rabbits optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*. 2023;227:120346. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120346
11. Li Q., Kamaruddin N., Al-Jaifi H.A. Forecasting stock prices changes using long-short term memory neural network with symbolic genetic algorithm. Research Square. 2023. DOI: 10.21203/rs.3.rs-3284486/v1
12. Hang L., Liu D., Xie F.A Hybrid model using PCA and BP neural network for time series prediction in Chinese Stock Market with TOPSIS analysis. *Scientific Programming*. 2023:1-15. DOI: 10.1155/2023/9963940
13. Chen C., Xue L., Xing W. Research on improved GRU-based stock price prediction method. *Applied Sciences*. 2023;13(15):8813. DOI: 10.3390/app13158813
14. Shet A., Ashika S., Hanumanth D.N., Shetty S., Ranganatha K. Stock price prediction using machine learning. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*. 2022;7(2):225-228. DOI: 10.33564/ijeast.2022.v07i02.034
15. Sarkar M., Pratima M.N., Darshan R., Chakraborty D., Agrebi M. An intelligent model for identifying fluctuations in the stock market and predicting investment policies with guaranteed returns. In: Sharma R., Jeon G., Zhang Y., eds. *Data analytics for Internet of things infrastructure*. Internet of things. Cham: Springer; 2023:91-115. DOI: 10.1007/978-3-031-33808-3_6
16. Ibrahim A.A., Noori B., Fadil M.A. Forecasting stock prices with an integrated approach combining ARIMA and machine learning techniques ARIMAML. *Journal of Computer and Communications*. 2023;11(8):58-70 DOI: 10.4236/jcc.2023.118005
17. Karthikeyan C., Anselin Nisha S., Anandan P. et al. Predicting stock prices using machine learning techniques. In: 6th Int. conf. on inventive computation technologies (ICICT). New York, NY: IEEE; 2021:1-5. DOI: 10.1109/ICICT50816.2021.9358537
18. Добрин М.В., Стрекалова Д.С. Прогнозирование цены закрытия акций в Python. Экономическое прогнозирование: модели и методы: Мат. XVII Междунар. науч.-практ. конф. (Воронеж, 22–23 декабря 2021 г.). Воронеж: Воронежский государственный университет; 2022:109-112.
19. Требоганов П.М. Торговые агенты на основе обучения с подкреплением. *Научные записки молодых исследователей*. 2020;8(6):46-57.
20. Prastika J., Ardiansyah M., Pangaribuan C.H., Putra O.P., Hidayat D. The impact of firm financial fundamentals on stock performance: An empirical evidence on Indonesian telecommunication sector. *E3S Web of Conferences*. 2023;426:02140. DOI: 10.1051/e3sconf/202342602140
21. Hendawy E., McMillan D.G., Sakr Z.M., Shahwan T.M. Relative informative power and stock return predictability: A new perspective from Egypt. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. 2023. DOI: 10.1108/jfra-02-2023-0076

22. Jeevan B., Naresh E., Kumar B.P., Kambli P. Share price prediction using machine learning technique. In: 3rd Int. conf. on circuits, control, communication and computing (I4C). (Bangalore, October 13-05, 2018). New York, NY: IEEE; 2018:1-4. DOI: 10.1109/CIMCA.2018.8739647
23. Коклев П.С. Оценка стоимости компании с использованием методов машинного обучения. *Финансы: теория и практика*. 2022;26(5):132-148. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148
24. Chen X., Cho Y.H., Dow Y., Lev B. Predicting future earnings changes using machine learning and detailed financial data. *Journal of Accounting Research*. 2022;60(2):467-515. DOI: 10.1111/1475-679X.12429
25. Guner P.U., Unal S.N. An artificial neural network based method for company valuation. *Journal of Business, Economics and Finance*. 2023;12(2):91-101. DOI: 10.17261/Pressacademia.2023.1741
26. Geertsema P., Lu H. Relative valuation with machine learning. *Journal of Accounting Research*. 2023;61(1):329-376. DOI: 10.1111/1475-679X.12464
27. Zhang R., Tian Z., McCarthy K.J., Wang X., Zhang K. Application of machine learning techniques to predict entrepreneurial firm valuation. *Journal of Forecasting*. 2023;42(2):402-417. DOI: 10.1002/for.2912
28. Valčić S.B., Crnković-Stumpf B., Katunar J. Business valuation in oil&gas industry: New challenges. In: 36th Int. convent. on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO). (Opatija, May 20-24, 2013). New York, NY: IEEE; 2013. URL: https://www.researchgate.net/publication/261431751_Business_valuation_in_oilGas_industry_New_challenges (дата обращения: 05.10.2024).
29. Budenny S., Kazakov A., Kovtun E., Zhukov L. New drugs and stock market: A machine learning framework for predicting pharma market reaction to clinical trial announcements. *Scientific Reports*. 2023;13:12817. DOI: 10.1038/s41598-023-39301-4
30. Фроловичев А.И., Денисова О.Ю., Голевко Е.В. Прогнозирование стоимости акций российских компаний в зависимости от курса доллара и цены на нефть на примере ПАО «Трансконтейнер». Актуальные проблемы управления экономикой и финансами транспортных компаний: сб. тр. Нац. науч.-практ. конф. Т. II. М.: Арт-Бизнес-Центр; 2016:297-302.
31. Сопельник Е.Ю., Федосеева Л.В. Сравнение технических и фундаментальных показателей в прогнозировании цен на акции. *Управленческий учет*. 2021;(2-2):284-291.
32. Галкин И.Н. Оценка и анализ стоимости корпорации при помощи методов машинного обучения. *Финансовые рынки и банки*. 2024;(4):188-192.
33. Коупленд Т., Колер Т., Муррин Дж. Стоимость компаний: оценка и управление. 3-е изд. Пер. с англ. М.: Олимп-Бизнес; 2005. 576 с.
34. Помулев А.А. Методологические основания применения инструментария поведенческих финансов в процессе оценки стоимости бизнеса. *Финансовые рынки и банки*. 2024;(8):142-147.
35. Богатырев С.Ю., Никонова И.А., Помулев А.А. Машинные технологии расчета психофинансового индекса. *Финансы и кредит*. 2024;30(4):788-813. DOI: 10.24891/fc.30.4.788
36. Sinsomboonthong S. Performance comparison of new adjusted min-max with decimal scaling and statistical column normalization methods for artificial neural network classification. *International Journal of Mathematics and Mathematical Sciences*. 2022. DOI: 10.1155/2022/3584406
37. Элбон К. Машинное обучение с использованием Python. Сборник рецептов. Пер. с англ. СПб.: БХВ; 2022. 384 с.

REFERENCES

1. Leong K.-Y., Ariff M., Alireza Z., Bhatti M.I. Bank stock valuation theories: Do they explain prices based on theories? *International Journal of Managerial Finance*. 2023;19(2):331-350. DOI: 10.1108/IJMF-06-2021-0278
2. Pomulev A.A., Pomuleva N.S. Methodological aspects of valuation of credit institutions under external uncertainty. *Finance: Theory and Practice*. 2022;26(6):212-232. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-6-212-232
3. Cortes C., Vapnik V.N. Support-vector networks. *Machine Learning*. 1995;20:273-297. DOI: 10.1007/BF00994018
4. Choi M., Lee H.J., Park S.H., Jeon S.W., Cho S. Stock price momentum modeling using social media data. *Expert Systems with Applications*. 2024;237C:121589. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.121589
5. Abinanda Vrishnaa K., Sabiyath Fatima N. Tweet based sentiment analysis for stock price prediction. In: Choudrie J., Mahalle P.N., Perumal T., Joshi A., eds. ICT with intelligent applications (ICTIS 2023). Singapore: Springer; 2023:249-259. (Lecture Notes in Networks and Systems. Vol. 719). DOI: 10.1007/978-981-99-3758-5_23

6. Vu L.T., Pham D.N., Kieu H.T., Pham T.T. Sentiments extracted from news and stock market reactions in Vietnam. *International Journal of Financial Studies*. 2023;11(3):101. DOI: 10.3390/ijfs11030101
7. Huang C., Huang. H.-Yi., Ho K.-C. Media coverage and stock liquidity: Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*. 2024;89A:665-682. DOI: 10.1016/j.iref.2023.07.085
8. Kaur R., Sharma A. Prediction of stock prices of blue-chip companies using machine learning algorithms. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*. 2023;23(4): 375-395. DOI: 10.1504/ijbidm.2023.134316
9. Low P.R., Sakk E. Comparison between autoregressive integrated moving average and long short term memory models for stock price prediction. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*. 2023;12(4):1828-1835. DOI: 10.11591/ijai.v12.i4.pp1828-1835
10. Gülmez B. Stock price prediction with optimized deep LSTM network with artificial rabbits optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*. 2023;227:120346. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120346
11. Li Q., Kamaruddin N., Al-Jaifi H.A. Forecasting stock prices changes using long-short term memory neural network with symbolic genetic algorithm. Research Square. 2023. DOI: 10.21203/rs.3.rs-3284486/v1
12. Hang L., Liu D., Xie F.A Hybrid model using PCA and BP neural network for time series prediction in Chinese Stock Market with TOPSIS analysis. *Scientific Programming*. 2023:1-15. DOI: 10.1155/2023/9963940
13. Chen C., Xue L., Xing W. Research on improved GRU-based stock price prediction method. *Applied Sciences*. 2023;13(15):8813. DOI: 10.3390/app13158813
14. Shet A., Ashika S., Hanumanth D.N., Shetty S., Ranganatha K. Stock price prediction using machine learning. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*. 2022;7(2):225-228. DOI: 10.33564/ijeast.2022.v07i02.034
15. Sarkar M., Pratima M. N., Darshan R., Chakraborty D., Agrebi M. An intelligent model for identifying fluctuations in the stock market and predicting investment policies with guaranteed returns. In: Sharma R., Jeon G., Zhang Y., eds. Data analytics for Internet of things infrastructure. Internet of things. Cham: Springer; 2023:91-115. DOI: 10.1007/978-3-031-33808-3_6
16. Ibrahim A.A., Noori B., Fadil M.A. Forecasting stock prices with an integrated approach combining ARIMA and machine learning techniques ARIMAML. *Journal of Computer and Communications*. 2023;11(8):58-70 DOI: 10.4236/jcc.2023.118005
17. Karthikeyan C., Anselin Nisha S., Anandan P., et al. Predicting stock prices using machine learning techniques. In: 6th Int. conf. on inventive computation technologies (ICICT). New York, NY: IEEE; 2021:1-5. DOI: 10.1109/ICICT50816.2021.9358537
18. Dobrina M.V., Strekalova D.S. Forecasting the closing price of stocks in Python. In: Economic forecasting: Models and methods. Proc. 17th Int. sci.-pract. conference (Voronezh, December 22–23, 2021). Voronezh: Voronezh State University; 2022:109-112. (In Russ.).
19. Treboganov P.M. Trading agents with reinforcement learning. *Nauchnye zapiski molodykh issledovatelei = Scientific Notes of Young Scientists*. 2020;8(6):46-57. (In Russ.).
20. Prastika J., Ardiansyah M., Pangaribuan C.H., Putra O.P., Hidayat D. The impact of firm financial fundamentals on stock performance: An empirical evidence on Indonesian telecommunication sector. *E3S Web of Conferences*. 2023;426:02140. DOI: 10.1051/e3sconf/202342602140
21. Hendawy E., McMillan D.G., Sakr Z.M., Shahwan T.M. Relative informative power and stock return predictability: A new perspective from Egypt. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. 2023. DOI: 10.1108/jfra-02-2023-0076
22. Jeevan B., Naresh E., Kumar B.P., Kambli P. Share price prediction using machine learning technique. In: 3rd Int. conf. on circuits, control, communication and computing (I4C). (Bangalore, October 13-05, 2018). New York, NY: IEEE; 2018:1-4. DOI: 10.1109/CIMCA.2018.8739647
23. Koklev P.S. Business valuation with machine learning. *Finance: Theory and Practice*. 2022;26(5):132-148. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148
24. Chen X., Cho Y.H., Dow Y., Lev B. Predicting future earnings changes using machine learning and detailed financial data. *Journal of Accounting Research*. 2022;60(2):467-515. DOI: 10.1111/1475-679X.12429
25. Guner P.U., Unal S.N. An artificial neural network based method for company valuation. *Journal of Business, Economics and Finance*. 2023;12(2):91-101. DOI: 10.17261/Pressacademia.2023.1741
26. Geertsema P., Lu H. Relative valuation with machine learning. *Journal of Accounting Research*. 2023;61(1):329-376. DOI: 10.1111/1475-679X.12464

27. Zhang R., Tian Z., McCarthy K.J., Wang X., Zhang K. Application of machine learning techniques to predict entrepreneurial firm valuation. *Journal of Forecasting*. 2023;42(2):402-417. DOI: 10.1002/for.2912
28. Valčić S.B., Crnković-Stumpf B., Katunar J. Business valuation in oil&gas industry: New challenges. In: 36th Int. convent. on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO). (Opatija, May 20–24, 2013). New York, NY: IEEE; 2013. URL: https://www.researchgate.net/publication/261431751_Business_valuation_in_oilGas_industry_New_challenges (accessed on: 05.10.2024).
29. Budenny S., Kazakov A., Kovtun E., Zhukov L. New drugs and stock market: A machine learning framework for predicting pharma market reaction to clinical trial announcements. *Scientific Reports*. 2023;13:12817. DOI: 10.1038/s41598-023-39301-4
30. Frolovichev A.I., Denisova O.Yu., Golevko E.V. Forecasting the value of shares of Russian companies depending on the dollar exchange rate and oil price on the example of PJSC TransContainer. In: Actual problems of economic and financial management of transport companies. Proc. Nat. sci.-pract. conf. Vol. II. Moscow: Art-Business-Center; 2016:297-302. (In Russ.).
31. Sopelnik E.Yu., Fedoseeva L.V. Comparison of technical and fundamental indicators in stock price forecasting. *Upravlencheskii uchet = The Management Accounting Journal*. 2021;(2-2):284-291. (In Russ.).
32. Galkin I.N. Estimation and analysis of corporate value using machine learning methods. *Finansovye rynki i banki = Financial Markets and Banks*. 2024;(4):188-192. (In Russ.).
33. Copeland T., Koller T., Murrin J. Valuation: Measuring and managing the value of companies. New York, NY.: John Wiley & Sons; 1990. 512 p. (Russ. ed.: Copeland T., Koller T., Murrin J. Stoimost' kompanii: otsenka i upravlenie. Moscow: Olymp-Business; 2005. 576 p.).
34. Pomulev A.A. Methodological grounds for using behavioral finance tools in the process of assessing the value of a business. *Finansovye rynki i banki = Financial Markets and Banks*. 2024;(8):142-147. (In Russ.).
35. Bogatyrev S.Yu., Nikonova I.A., Pomulev A.A. Machining technologies to compute the psychological-financial index. *Finansy i kredit = Finance and Credit*. 2024;30(4):788-813. (In Russ.). DOI: 10.24891/fc.30.4.788
36. Sinsomboonthong S. Performance comparison of new adjusted min-max with decimal scaling and statistical column normalization methods for artificial neural network classification. *International Journal of Mathematics and Mathematical Sciences*. 2022. DOI: 10.1155/2022/3584406
37. Albon C. Machine learning with Python cookbook: Practical solutions from preprocessing to deep learning. Sebastopol, CA: O'Reilly Media; 2018. 364 p. (In Russ.: Albon C. Mashinnoe obuchenie s ispol'zovaniem Python. Sbornik retseptov. St. Petersburg: BHV; 2022. 384 p.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / ABOUT THE AUTHOR



Александр Александрович Помулев — кандидат экономических наук, доцент кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация
Alexander A. Pomulev — Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof. of Corporate Finance and Corporate Governance Department, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation
<https://orcid.org/0000-0002-3189-1534>
me@pomulev.ru

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.
Conflicts of interest statement: the author has no conflicts of interest to declare.

Статья поступила в редакцию 08.10.2024; после рецензирования 07.11.2024; принята к публикации 27.05.2025.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 08.10.2024; revised on 07.11.2024 and accepted for publication on 27.05.2025.

The author read and approved the final version of the manuscript.