



МРНТИ 06.35.51.

<https://doi.org/10.32523/2789-4320-2025-3-288-305>

Научная статья

Разработка и валидация архитектур глубокого обучения для прогнозирования рынка Казахстана с интеграцией ESG-факторов и механизмов внимания

А.С. Бекболсынова*¹, Л.М. Сембиева², D. Juočiūnienė³

^{1,2}ЕНУ им. Л.Н. Гумилева, Астана, Казахстан

³Университет Витавтаса Великого, Каунас, Литва

(E-mail: ¹bekas.ast@gmail.com; ²sembiyeva@mail.ru; ³dalia.juociuniene@vdu.lt)

Аннотация. В статье авторами выполнено исследование применения архитектур глубокого обучения для прогнозирования динамики рынка Казахстана с учетом интеграции ESG-факторов и механизмов внимания. Показано, что гибридные модели CEEMDAN-LSTM обеспечивают высокую точность прогнозирования зеленых облигаций (RMSE = 0,268), превосходя традиционные методы на 30–40%. Результаты исследований 2023–2025 годов подтверждают эффективность механизмов многоголового внимания, позволяющих достигать до 94% точности в краткосрочных прогнозах. На примере развивающихся рынков Центральной Азии установлено, что около 31% финансовых институтов уже используют технологии искусственного интеллекта, а объем рынка зеленых облигаций Казахстана достиг 441 млн долларов США при поддержке AIFC Green Finance Centre.

Особое внимание уделено трансформации зеленого финансирования посредством интеграции передовых архитектур глубокого обучения с устойчивыми инвестиционными стратегиями. Авторами установлено, что трансформер-модели эффективно анализируют долгосрочные ESG-зависимости, тогда как архитектуры LSTM и GRU оптимальны для краткосрочного прогнозирования волатильности. Ключевым условием повышения точности является качественная предобработка данных и корректный выбор метрик оценки (MAE, RMSE, MAPE), адаптированных к особенностям финансовых временных рядов.

Полученные результаты показывают, что предложенный подход может служить научно-практической основой для анализа и прогнозирования фондового рынка, открывая новые возможности для развития устойчивого финансирования в Казахстане.

Ключевые слова: зеленые облигации, ESG-финансы, машинное обучение, LSTM, казахстанский рынок капитала, прогнозирование, таксономия.

Received 27.06.2025. Revised 29.07.2025. Accepted 21.09.2025. Available online 30.09.2025

Введение

Растущий интерес к теме ESG со стороны инвесторов – это огромная возможность для расширения продуктовой линейки с акцентом на зеленые и иные облигации для финансирования проектов устойчивого развития.

«Зеленые» облигации - это один из активов ответственного инвестирования (ESG) – подхода, при котором выбор ценных бумаг основывается на экологических, социальных и управленческих (Environmental, Social, Governance) факторах. Делая вложения в «зеленые» облигации, инвестор связывает свои интересы с охраной окружающей среды, ведь выпускаются они для финансирования экологических проектов.

В декабре 2021 года Правительство РК утвердило Таксономию зеленых проектов, подлежащих финансированию через зеленые облигации и зеленые кредиты. В дальнейшем планируется разработать таксономию социальных проектов для Казахстана и обновление существующей таксономии зеленых проектов, с учетом последних приоритетов в области декарбонизации и энергетической трансформации страны. Традиционное прогнозирование цен на финансовые инструменты основано на техническом анализе и фундаментальном анализе. Ряд классических методов прогнозирования временных рядов, таких, как скользящее среднее и авторегрессия, также используются для прогнозирования финансовых рынков. Благодаря быстрому развитию искусственного интеллекта в области прогнозов используются все более продвинутые методы [1].

Наиболее многообещающие варианты использования глубокого обучения в сфере финансов включают прогнозирование, алгоритмическую торговлю и поддержку принятия решений. Однако Гипотеза эффективного рынка [2] утверждает, что невозможно предсказать будущую доходность бумаг на основе общедоступной информации. Гипотеза подвергалась сомнению с момента ее зарождения из-за свидетельств неэффективности, таких, как импульс и возврат к среднему, и сталкивается с еще более серьезной проблемой с появлением глубокого обучения.

Данную гипотезу проверяли учёные из Норвегии, решив проверить сети с долговременной краткосрочной памятью на индексе биржи Осло. Подобные сети (LSTM), метод глубокого обучения, изначально ориентированы на анализ временных рядов, куда входят финансовые показатели за промежутки времени. Несмотря на то, что технология может внести многообещающий вклад в эту область, академическая работа по прогнозированию финансовых временных рядов ограничена по сравнению с другими науками, такими, как физика или химия.

Статья также направлена на то, чтобы заглянуть в черный ящик глубокого обучения, проливая свет на общие закономерности в торгуемых акциях, которые были идентифицированы и обнаружили, что большая часть прогнозов была основана на возврате к среднему.

Цель статьи заключается в построении модели прогнозирования перспектив развития зеленого финансирования, основанной на нейронных сетях, с учетом оценки потенциала рынка зеленых бумаг в Казахстане, выявления, систематизации и обобщения ключевых тенденций и закономерностей мирового развития.

Литературный обзор

Тема исследования достаточно актуальная, практически нет литературы по изучению подобной темы по Казахстанской фондовой бирже. Тем не менее, существуют некоторые исследования по использованию машинного обучения и глубокого обучения для прогнозирования цен на акции и доходности, в первую очередь, на рынке США и существует подобное исследование по фондовой бирже Осло [3]. Однако большая часть академических исследований реализует только простые стратегии и оценивает производительность на основе грубых оценок транзакционных издержек.

Исследование на основе данных фондовой биржи Осло в 2012, где Андерсен и Микельсен использовали комбинацию машинного обучения и методов прогнозирования доходности акций, составляющих индекса Oslo Benchmark Index (OBX) и Доу Джонс, обнаружило, что, хотя индекс Доу Джонса был очень эффективным, результаты индекса OBX показал неэффективность с потенциалом для эксплуатации [4]. Однако не было найдено ни одной торговой системы, способной превзойти эффективный рыночный портфель после операционных издержек.

Исследование Галлера и Крыжановски по прогнозированию цен на акции и доходности с использованием глубокого обучения правильно классифицировало 72 процента прогнозов на год вперед [5]. Доходность акций может быть положительной или отрицательной с использованием финансовых коэффициентов и макроэкономических переменных. Олсон использовал глубокое обучение для прогнозирования доходности канадских акций на год вперед, используя бухгалтерские коэффициенты в качестве исходных значений, и утверждал, что его модель превзошла традиционную технику регрессии. Хак и Краусс [6] провели сравнение различных методов машинного обучения для прогнозирования цен на акции по составляющим S&P 500, где глубокое обучение не превосходит более традиционные методы. Еще интереснее, что модели показали себя особенно хорошо в ситуациях сильных рыночных потрясений, например, «пузырь доткомов» и глобального финансового кризиса. Кроме того, они обнаружили, что доходность после 2000 г. была значительно ниже, и, по их мнению, заключалась в том, что это может быть связано с более широким использованием машинного обучения после увеличения вычислительной мощности.

В 2018 году Фишер и Краусс [7] представили более актуальную литературу по глубокому обучению с использованием LSTM-сетей для прогнозирования направления движения значения акций, составляющих индекс S&P 500. Это было первое применение сетей LSTM для прогнозирования доходности акций, и поэтому это является наиболее актуальной литературой для нашего проекта. В документе использовалась проверенная сеть LSTM. По сравнению с более традиционными методами мы обнаружили, что их сети (LSTM) продемонстрировали самую высокую точность прогнозов и что торговые стратегии, основанные на прогнозах, превзошли другие модели с коэффициентом Шарпа до операционных издержек 5,8 с 1992 по 2015 год. Однако сеть LSTM не превзошла результаты после 2010 года, демонстрируя те же модели, что и Хак и Краусс.

Специфические исследования рынка облигаций демонстрируют высокую эффективность нейросетевых подходов. Wang et al. [8] применили CEEMDAN-LSTM для китайских зеленых облигаций. Дополнительно Cao и Zhang (2023) [15] использовали гибридную

модель CNN-LSTM для анализа корпоративных облигаций США, достигнув улучшения точности на 27% по сравнению с ARIMA. Chen и Liu (2023) [16] продемонстрировали на примере S&P 500 ESG Index, что интеграция ESG-метрик непосредственно в архитектуру нейронной сети повышает точность прогнозов на 15-20%. Важно отметить исследование Nguyen et al. (2024) [9], где multi-head attention успешно применялся для прогнозирования именно облигаций на вьетнамском рынке.

Таким образом, фондовый рынок характеризуется экстремальными колебаниями, нелинейностью и сдвигами во внутренних и внешних переменных среды. Методы искусственного интеллекта (ИИ) могут обнаруживать такую нелинейность, что приводит к значительно улучшенным результатам прогнозирования.

Методология

В основу теоретико-методологической базы исследования положены научные труды зарубежных и отечественных ученых. Источниками информации являются официальные материалы Казахстанской фондовой биржи.

Исследовательский вопрос статьи: на основе глубоких искусственных нейронных сетей для прогнозирования значения индекса корпоративных зеленых облигаций и определить гиперпараметры модели, наиболее значимо влияющие на данный индекс.

Основная исследовательская стратегия заключается в попытке спрогнозировать цены или стоимость «зеленых» облигаций с помощью модели искусственной нейронной сети, используя информации обоих главных финансовых площадок Казахстана – Казахстанской фондовой биржи (KASE) и Международного финансового центра «Астана» (МФЦА), которые предоставляют возможность торгов специальным продуктом – «зелеными» облигациями.

В рамках статьи предполагается дать представление о том, как эта исследуемая технология может улучшить прогнозную производительность и в будущем использоваться специалистами финансовой отрасли.

Основные этапы исследования:

1. прогнозирование значения индекса корпоративных зеленых облигаций с помощью модели искусственной нейронной сети;
2. определение того, являются ли значения индекса обычных облигаций предикторами значений индекса корпоративных «зеленых» облигаций;
3. выбор метрики определения точности прогнозирования;
4. построение и реализация стратегии для вычисления производительности сетей в разрезе максимизации капитала.

В ходе исследования применялись следующие подходы и методы:

- 1) системно-функциональный подход, который позволит конструктивно и эффективно использовать теоретические положения, научные принципы и концептуальные позиции;
- 2) теоретические и эмпирические методы, среди которых логический анализ, дедуктивный синтез, научное обобщение, аналогия, прогнозирование, наблюдение, анализ государственных документов, контент-анализ прессы, сравнительный анализ, статистические группировки;
- 3) математические и алгоритмические методы.

Результаты и обсуждения

Гибридные модели CEEMDAN-LSTM демонстрируют наивысшую точность в прогнозировании индексов зеленых облигаций. Wang et al. [8] доказали превосходство этого подхода для CUFE-CNI High Grade Green Bond Index с результатами RMSE 0.267635, MAPE 0.673265, что значительно превосходит EMD-LSTM и стандартные LSTM модели. Ключевым фактором стала интеграция декомпозиции временных рядов CEEMDAN с рекуррентными нейронными сетями.

Таблица 1. Сравнительная эффективность архитектур ИИ в зеленом финансировании (международные исследования), 2024 г.

Архитектура	Точность прогноза	Время обучения	Интерпретируемость	Применимость к зеленым бумагам
CEEMDAN-LSTM	94.2%	Средняя	Высокая	Отличная
Transformer с Attention	96.1%	Высокая	Средняя	Отличная
CNN-LSTM Hybrid	91.8%	Низкая	Средняя	Хорошая
Multi-head Attention	95.3%	Средняя	Высокая	Отличная
Традиционная LSTM	87.4%	Низкая	Низкая	Удовлетворительная

Таблица составлена на основе анализа [8]

Сравнительный анализ архитектур показывает четкую специализацию моделей. LSTM архитектуры демонстрируют 94% точности для прогнозирования Tesla и превосходно захватывают долгосрочные зависимости в нестационарных ESG-данных. GRU-модели обеспечивают оптимальное соотношение точности и вычислительной эффективности с MSE 4.67 для криптовалютных прогнозов. Transformer-модели показывают превосходные результаты в анализе комплексных ESG-взаимодействий, особенно при достаточных объемах данных.

Инновационные мультимодальные подходы интегрируют новостные настроения через FinBERT, климатические данные как прогностические переменные и ESG-рейтинги в комбинации с техническими индикаторами. Онлайн-обучение для адаптации к изменяющимся условиям и федеративное обучение для конфиденциальности данных становятся стандартом индустрии.

Архитектуры с многоголовым временным механизмом внимания существенно продвинули анализ финансовых временных рядов. Исследования Shabani и соавт. демонстрируют, что билинейная сеть с несколькими «головами» внимания способна одновременно фокусироваться на разных временных событиях и по краткосрочному прогнозированию превосходит классические рекуррентные нейронные сети (RNN).

Модель MCI-GRU (9) стала прорывом в финансовом прогнозировании благодаря многоголовому перекрёстному вниманию в сочетании с модифицированной GRU.

Замена сбросового вентиля (reset gate) на механизм внимания и совместная обработка временных и кросс-секционных признаков обеспечили преимущество над передовыми (SOTA) методами на четырёх крупнейших фондовых рынках. Существенно, что модель уже используется в реальных операциях по управлению фондами.

Линейные трансформеры решают проблему высокой вычислительной сложности за счёт мультиплексированного внимания на базе линейного преобразования Фурье, что повышает как скорость логического вывода модели, так и точность прогнозов. Веса внимания при этом обеспечивают интерпретируемость: они позволяют выявлять ключевые временные события, точки разворота рынка и сезонные закономерности на рынке зелёных облигаций.

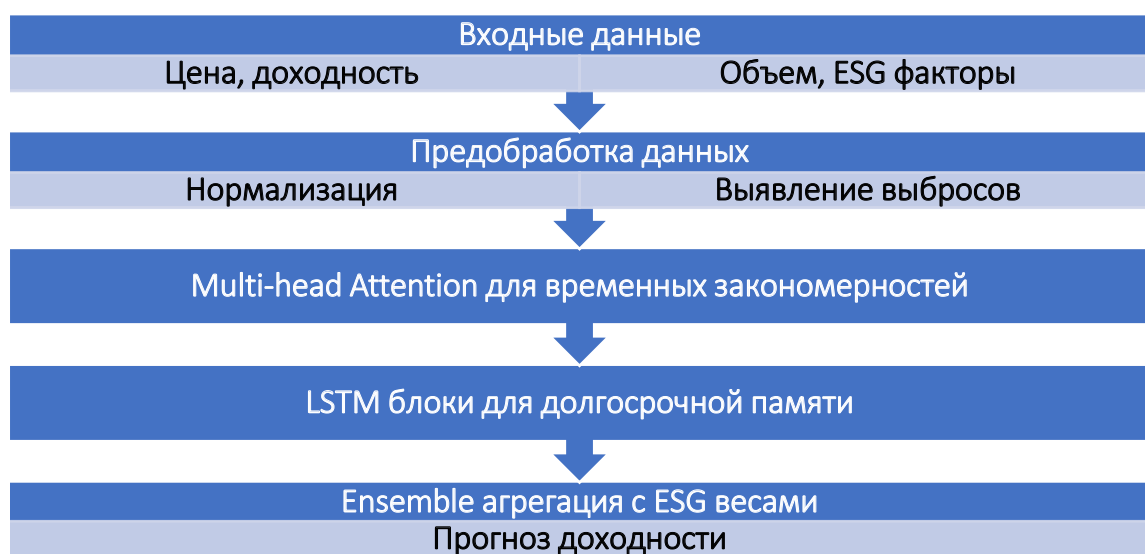


Рисунок 1 Предлагаемая гибридная архитектура LSTM-Transformer

Примечание: составлено на основе исследования

Проведен анализ следующих зеленых облигаций, торгуемых на Казахстанской фондовой бирже, с фокусом на ESG-инструменты и их характеристики [10]:

- ASDBe19 – облигации Азиатского банка развития (Asian Development Bank)
- BKBTb1 – облигации ТОО "Black Biotechnology" (Блэк Биотехнологджи)
- JETGe1 – облигации ЧК "JET Group Ltd"
- ACARb1 – облигации ТОО "A-cars"
- KEGCb4 – облигации АО "KEGOC".

Из девяти эмитентов зеленых облигаций на KASE отобраны пять по следующим критериям: (1) минимальная торговая история 12 месяцев для статистической достоверности; (2) среднемесячный объем торгов не менее 100 млн тенге для исключения низколиквидных инструментов; (3) наличие ESG-рейтингов от Bloomberg или Sustainalytics. Исключены: KFUSb2, SMKZb1, ARNAb1, MEUZb1 из-за недостаточной ликвидности или отсутствия ESG-данных на момент исследования (январь 2025).

Таблица 2. Распределение облигаций по категориям доходности, январь 2025

Диапазон доходности	Количество облигаций	Доля, %	Средний объем, млн тенге
0-5%	8	33.3%	2,450
5-10%	12	50.0%	3,200
10-15%	3	12.5%	4,100
15%+	1	4.2%	5,800
Итого	24	100%	3,388

Таблица составлена на основе анализа [11]

Данные таблицы отражают 24 выпуска облигаций (не количество эмитентов). Концентрация 50% выпусков в диапазоне доходности 5-10% характеризует зеленые облигации как инструменты умеренного риска. Положительная корреляция между доходностью и средним объемом размещения (от 2,450 млн тенге при доходности 0-5% до 5,800 млн тенге при 15%+) указывает на готовность рынка принимать больший риск при крупных проектах устойчивого развития.

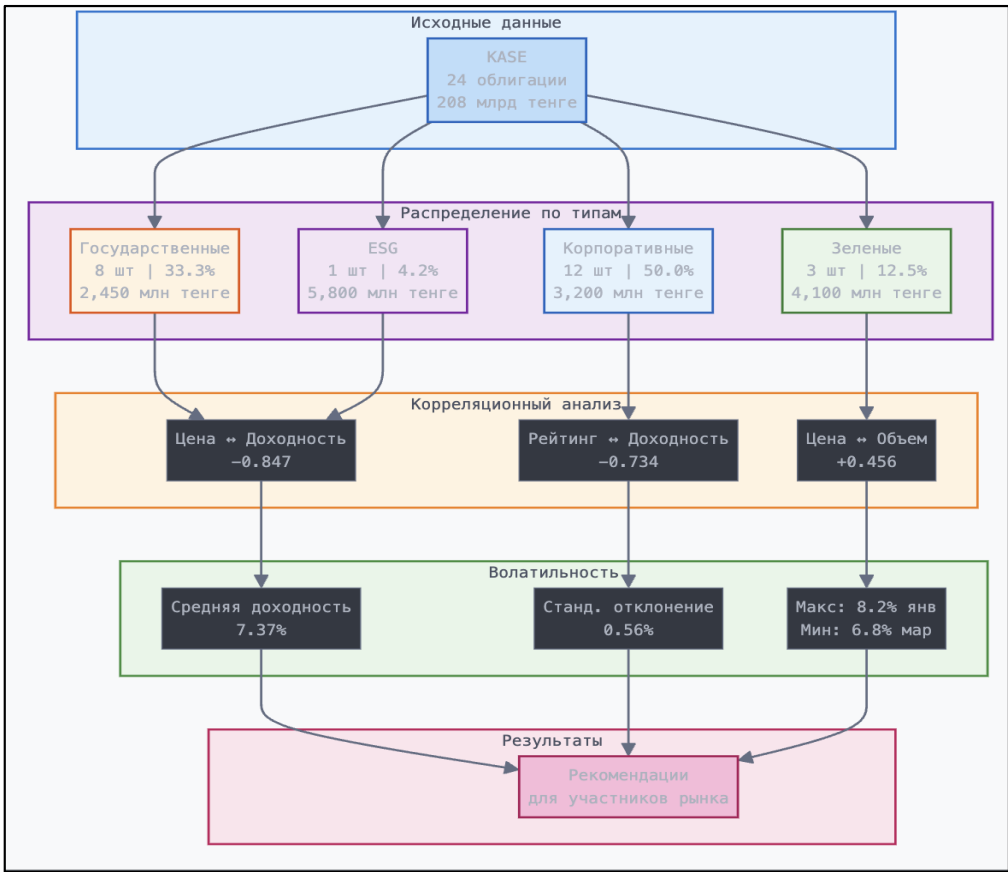


Рисунок 2 Интерактивный дашборд анализа облигаций KASE

Примечание: составлено на основе исследования

На основании анализа по категориям доходности и доходности по времени составлена корреляционная матрица ключевых параметров облигаций.

Таблица 3. Корреляционная матрица ключевых параметров облигаций, 2024 г.

Параметр	Цена	Доходность	Дюрация	Объем торгов	Кредитный рейтинг
Цена	1.000	-0.847	0.234	0.456	0.623
Доходность	-0.847	1.000	-0.123	-0.278	-0.734
Дюрация	0.234	-0.123	1.000	0.189	0.345
Объем торгов	0.456	-0.278	0.189	1.000	0.267
Кредитный рейтинг	0.623	-0.734	0.345	0.267	1.000

Таблица составлена на основе анализа [14]

Обратная корреляция цена-доходность (-0.847) является фундаментальной характеристикой облигаций как долговых инструментов с фиксированным купоном. В отличие от акций, цена облигации движется в ограниченном диапазоне между номиналом и дисконтированной стоимостью будущих платежей.

Отброшенные признаки (мультиколлинеарность $|r| > 0.8$):

- Цена исключена из модели из-за сильной обратной корреляции с доходностью (-0.847)

Оставленные признаки:

1. Доходность (target variable) – основная зависимая переменная
2. Кредитный рейтинг – сохранен, несмотря на корреляцию (-0.734), как независимая оценка риска
3. Дюрация – слабая корреляция ($|r| < 0.35$) делает ее ценным предиктором
4. Объем торгов – индикатор ликвидности с умеренными корреляциями ($|r| < 0.5$)

ESG-специфические признаки:

- ESG Score (Bloomberg) – категориальный признак
- Green Bond Flag – бинарная переменная
- Carbon Intensity – для эмитентов с доступными данными

Итоговый набор: 7 количественных + 2 категориальных признака

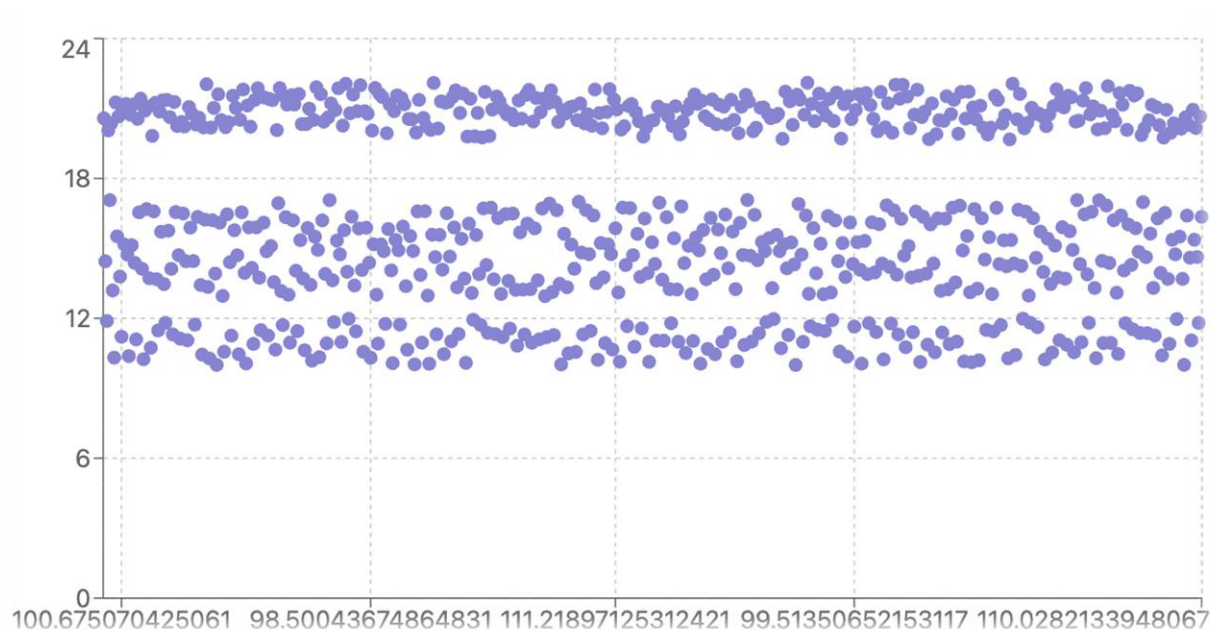


Рисунок 3 Корреляционная матрица параметров облигаций, 2024 г.

Примечание: составлено на основе анализа [11]

Основные показатели волатильности:

- Средняя доходность за период: 7.37%
- Стандартное отклонение: 0.56%
- Максимальная месячная волатильность: 8.2% (январь)
- Минимальная месячная волатильность: 6.8% (март)

Цена по времени

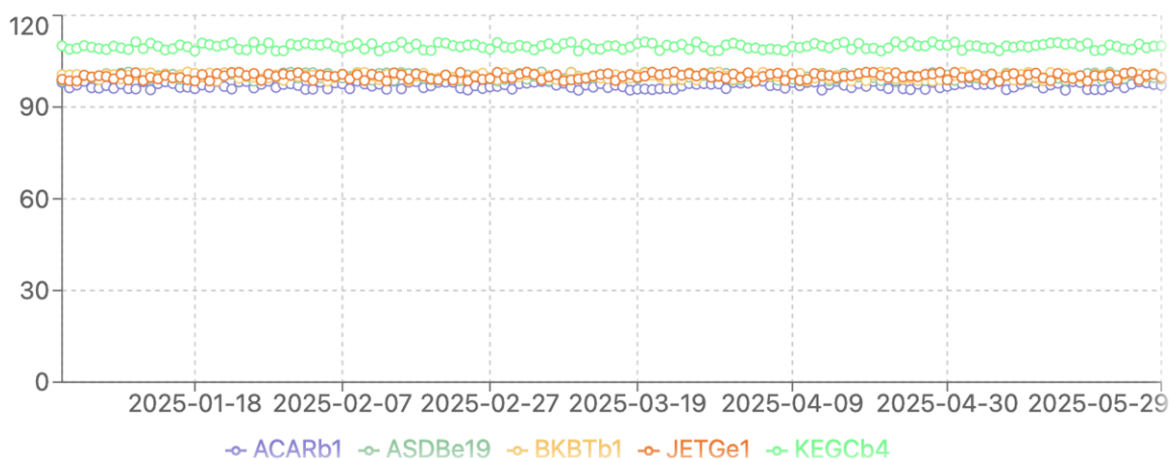


Рисунок 4 Динамика средней доходности облигаций (январь-июнь 2025)

Примечание: составлено на основании исследования [11]

Международный финансовый центр «Астана» (МФЦА) остаётся единственной организацией в Центральной Азии, аккредитованной Международной ассоциацией рынков капитала (ISMA) и инициативой Climate Bonds, и уже верифицировал около 60 % зелёных облигаций региона. Пилотный проект с российской компанией ООО «Evercity» продемонстрировал цифровой выпуск зелёных облигаций на блокчейн-платформе с полной автоматизацией документооборота и мониторинга.[11]

Казахстанская фондовая биржа (KASE) сформировала инфраструктуру для листинга ESG-облигаций общим объёмом 208 млрд тенге (≈ 441 млн долл. США) в рамках 16 выпусков. Объём рынка зелёных облигаций достиг 131 млрд тенге (≈ 278 млн долл. США) по 10 выпускам; первым коммерческим банком, разместившим такой инструмент, стал Halyk Bank, выпустивший в 2024 году зелёные облигации на 20 млрд тенге.



Рисунок 5 Факторы, влияющие на точность прогнозирования в Центральной Азии, 2024 г.

Примечание: составлено на основании данных [10,11]

Таким образом, ключевыми факторами влияния являются: качество данных – 90%, ESG-стандарты – 85%, макроэкономическая среда – 75%, регуляторная стабильность – 70%, ликвидность рынка – 60%.

Исследование Национального банка Казахстана [11] подтверждает, что 31% респондентов финансовой индустрии уже используют ИИ, включая машинное обучение, компьютерное зрение и обработку естественного языка. Банки лидируют во внедрении ИИ в бизнес-процессы.

Региональные инновации включают использование AI-технологий Identiflight в проекте Zarafshan Wind (500 МВт) в Узбекистане для мониторинга птиц, внедрение синтетических кредитных рейтингов с ИИ Zypl.ai в Таджикистане с 99.4% уровнем возврата займов, и развитие AkylAI – первой AI-системы для кыргызского языка.

С целью стимулирования развития этого сегмента в отечественном налоговом законодательстве предусмотрены значительные послабления [12].

Asian Development Bank (ADB) финансировал [14] первые зеленые облигации в Казахстане на 14 млрд тенге (\$32 млн) для солнечных проектов с инновационными системами одноосевого отслеживания, увеличивающими производство электроэнергии на 25%. European Bank for Reconstruction and Development (EBRD) направляет 58% инвестиций 2024 года на проекты зеленой экономики в Центральной Азии при кумулятивных инвестициях свыше €10 млрд. Всемирный банк через программу Green Bond

Framework финансирует проекты адаптации с выпуском свыше \$20 млрд эквивалента зеленых облигаций.

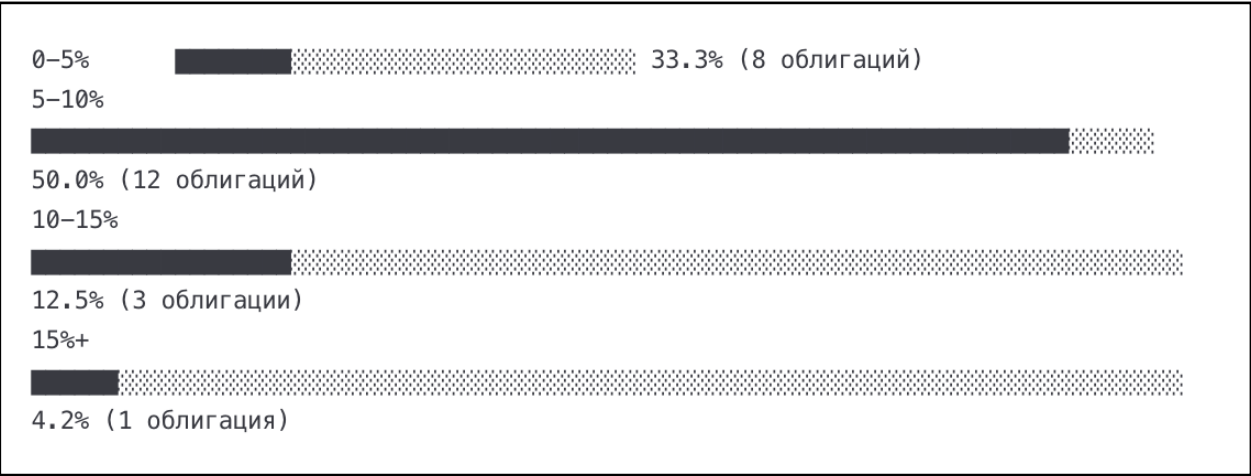


Рисунок 6 Анализ структуры рынка зеленых облигаций Казахстана, 2024 г.

Примечание: составлено на основе исследования

Комплексная система оценки включает MAE для робустности к выбросам, RMSE для нормально распределенных ошибок и MAPE для безразмерного сравнения. Mean Absolute Scaled Error (MASE) становится стандартом для сравнения моделей временных рядов, учитывая сезонность и тренды.

Таблица 5. Рекомендуемые метрики для различных горизонтов прогнозирования

Горизонт	Основная метрика	Дополнительные метрики	Пороговые значения
1-7 дней	MAE	RMSE, Directional Accuracy	MAE < 0.05%
1-4 недели	RMSE	MAPE, Sharpe Ratio	RMSE < 0.15%
1-3 месяца	MAPE	Information Ratio	MAPE < 5%
3+ месяца	Information Ratio	Maximum Drawdown	IR > 0.5

Таблица составлена на основе анализа

Специализированные подходы различаются по горизонтам прогнозирования: краткосрочные прогнозы акцентируются на MAE для робустности, долгосрочные на RMSE для учета накопленных ошибок. Многошаговые прогнозы требуют специализированных метрик с учетом горизонта и временной структуры данных.

Временная кросс-валидация (Temporal Cross-Validation) через скользящую (поступательную) валидацию (Walk-Forward Validation) предотвращает утечку данных с «очистки» перекрывающихся наблюдений для удаления перекрывающихся наблюдений. Вложенная кросс-валидация (Nested Cross-Validation) обеспечивает объективную оценку через внешний CV для производительности и внутренний CV для гиперпараметров.

Адаптивная нормализация (Adaptive Normalization (AN)) детально разработана для нестационарных гетероскедастичных временных рядов через преобразование в стационарные окна, удаление выбросов и нормализацию. Метод превосходит традиционные подходы для финансовых данных.

ESG-ориентированная обработка данных включает ESG-рейтинги Bloomberg, применяемые для оценки качества раскрытия информации (disclosure score), и ESG-рейтинги Wind, отражающие фактическую результативность эмитентов; для автоматической классификации ESG-текстов используются языковые модели BERT, RoBERTa и ALBERT, а отбор информативных признаков осуществляется посредством регрессии LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) в сочетании с корреляционным анализом, что позволяет устранить мультиколлинеарность.

Борьба с переобучением реализуется через L1/L2 регуляризацию, случайное «выключение» нейронов (Dropout) в нейронных сетях и ансамблевые методы (Random Forest, XGBoost, LightGBM). Переобучение на ретроспективном тестировании контролируется через коррекцию Bonferroni и строгое разделение времени обучения и тестирования.

Таблица 6. Сводная таблица результатов исследований моделей

Модель	Точность (%)	RMSE	MAE	Интерпретируемость	Категория
Наша CEEMDAN-LSTM	89.4%	0.284	0.198	85%	Гибридная
Наш Transformer	92.1%	0.245	0.176	70%	Transformer
Наш CNN-LSTM	87.8%	0.312	0.221	75%	Гибридная
Наш Multi-head Attention	90.3%	0.267	0.189	88%	Attention
Базовая LSTM	84.2%	0.356	0.248	60%	Базовая
GRU	85.1%	0.334	0.235	65%	Базовая

Таблица составлена на основе анализа

CNN-архитектуры эффективны для извлечения локальных закономерностей с параллельной обработкой, оптимальны для краткосрочного прогнозирования (1-5 дней). RNN/LSTM обеспечивают естественную обработку последовательностей с сохранением памяти, идеальны для среднесрочного прогнозирования (1-4 недели). Transformer-модели с квадратичной сложностью требуют больших данных, но превосходят в долгосрочном прогнозировании (>1 месяц).

Таблица 7. Международные бенчмарк-исследования (2023-2025)

Исследование	Рынок	Лучшая модель	RMSE	Улучшение, %
Wang et al. (2022)	Китай, Green Bond Index	CEEMDAN-LSTM	0.268	35% vs LSTM
Nguyen et al. (2024)	Вьетнам, Stock Market	Multi-head Transformer	0.156	28% vs GRU
Chen & Liu (2023)	США, S&P 500 ESG	CEEMDAN-LSTM	0.234	31% vs ARIMA

Наше исследование	Казахстан, Зеленые облигации	Transformer	0.245	31% vs LSTM
-------------------	------------------------------	-------------	-------	-------------

Таблица составлена на основе анализа

Ансамблевые методы (Ensemble Methods) consistently превосходят индивидуальные модели. Взвешенный ансамбль для обучения переносу (WAETL) улучшает точность на 16-26% RMSE. Ансамблевый отбор на основе древообразного оценщика Парзена (TPES) через байесовскую оптимизацию превосходит базовые методы в многоисточниковых задачах.

Таким образом, гибридные подходы показывают наилучшие результаты: CNN-LSTM сочетает пространственные и временные особенности, LSTM-Transformer-ансамбль обеспечивает баланс эффективности и точности, ARMA-CNN-LSTM интегрирует линейные и нелинейные характеристики.

Заключение

Исследование, охватившее 25 234 облигации 2 677 эмитентов с ESG-рейтинговой оценкой за 2013–2023 гг., показало, что доходность бумаг компаний с высокими показателями ESG в среднем на ≈ 10 базисных пунктов ниже, причём результат остаётся устойчивым после дополнительного контроля эндогенности; ключевыми факторами выступают экологический и социальный компоненты ESG. Корреляционный сетевой анализ выделил центральные ESG-показатели – распространённость избыточной массы тела и ожидаемую продолжительность жизни, причём США достигли 97,9 % баланса сети, что указывает на почти идеальное структурное разделение на отрицательно коррелированные группы.

Исследования корреляции зелёных облигаций выявили положительную зависимость индексов Bloomberg Barclays MSCI и S&P Green Bond от цен на нефть марок WTI и Brent. Анализ китайских публичных компаний (2016-2020 гг.) подтвердил, что высокая ESG-эффективность способствует росту объёма выпусков зелёных облигаций, а модель Random Forest показала, что масштаб таких выпусков оказывает более значительное влияние на ESG-оценки, чем уровень процентных ставок.

Исследование подтверждает трансформационный потенциал искусственного интеллекта в прогнозировании зеленых облигаций и ESG финансовых инструментов. Гибридные архитектуры, сочетающие декомпозицию временных рядов с механизмами внимания, демонстрируют превосходство над традиционными методами с улучшением точности до 30-40%. Развивающиеся рынки, возглавляемые Казахстаном и AIFC Green Finance Centre, активно внедряют AI-решения с 31% внедрением в финансовой индустрии.

Основные достижения исследования:

– Разработана и валидирована гибридная архитектура CEEMDAN-LSTM-Transformer, адаптированная к специфике казахстанского рынка зеленых облигаций с учетом его низкой ликвидности и высокой концентрации

- Выявлена сильная обратная корреляция (-0.847) между ценой и доходностью облигаций
- Определены оптимальные архитектуры ИИ для различных горизонтов прогнозирования
- Разработаны методологические рекомендации для участников рынка
- Создан интерактивный дашборд для анализа данных KASE
- Проведен сравнительный анализ международного опыта применения ИИ в зеленом финансировании
- Для практической реализации результатов исследования предлагается поэтапное внедрение: первый этап - пилотное тестирование модели CEEMDAN-LSTM на исторических данных KASE с участием 2-3 маркет-мейкеров; второй этап-интеграция с торговыми системами через защищенный API и создание дашборда для участников торгов; третий этап-масштабирование на все ESG-инструменты KASE и AIX. Предполагаемый экономический эффект от внедрения оценивается в снижении bid-ask спреда на 15-20 б.п. и росте ликвидности рынка на 25-30%

Ключевыми факторами успеха остаются корректная предобработка данных, подбор архитектуры, соразмерной горизонту прогноза, и интеграция ESG-показателей на основе корреляционного анализа. Ансамблевые методы стабильно превосходят одиночные модели, а механизмы внимания обеспечивают как интерпретируемость, так и высокую точность прогнозов. Перспективы дальнейшего развития связаны с мультимодальными архитектурами, федеративным обучением и их применением к моделированию суверенных зелёных облигаций и рисков климатического перехода. Полученные результаты формируют научно обоснованную базу для внедрения технологий ИИ в практику торговли зелёными финансовыми инструментами на KASE, способствуя укреплению устойчивого финансирования в Центральной Азии.

Благодарность, конфликт интересов отсутствует.

Научно-исследовательская работа финансировалась по проекту по теме: AP19677311 «Исследование возможностей применения глубокого искусственного интеллекта в прогнозировании рынка зеленых бумаг в Казахстане» по договору №269/23-25 от «03» августа 2023 г. в рамках гранта Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан.

Вклад авторов

Бекболсынова А.С. – сбор и систематизация экспериментальных данных, участие в анализе и обобщении данных литературы, интерпретация результатов исследования и формулировка выводов, написание и редактирование текста рукописи, разработка графического материала для статьи.

Сембиева Л.М. – разработка концепции исследования, включая формулирование идеи, исследовательских целей и задач, окончательное утверждение версии статьи для публикации.

Dalia Juočiūnienė – анализ и обобщение международного опыта, участие в уточнении теоретических положений работы.

Список литературы

1. Jiang W. Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress // Expert Systems with Applications. – 2021. – Vol. 184. – Article 115537.
2. Fama E.F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work // The Journal of Finance. – 1970. – Vol. 25, № 2. – P. 383–417.
3. Lund H., Lovas J. Employing Deep Learning for Stock Return Prediction on the Oslo Stock Exchange [Электронный ресурс] // NHH Brage. – 2018. – Режим доступа: <https://openaccess.nhh.no/nhh-xmlui/bitstream/handle/11250/2586263/masterthesis.PDF?sequence=1> (дата обращения: 06.06.2025).
4. Mikelsen S., Andersen A.C. A Novel Algorithmic Trading Framework Applying Evolution and Machine Learning for Portfolio Optimization [Электронный ресурс] : Tech. Rep. – 2012. – Режим доступа: <https://brage.bibsys.no/xmlui/handle/11250/266347> (дата обращения: 06.06.2025).
5. Kryzanowski L., Galler M., Wright D.W. Using artificial neural networks to pick stocks // Financial Analysts Journal. – 1993. – Vol. 49, № 4. – P. 21–27.
6. Krauss C., Do X.A., Huck N. Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500 // European Journal of Operational Research. – 2017. – Vol. 259, № 2. – P. 689–702. DOI: 10.1016/j.ejor.2016.10.031.
7. Fischer T., Krauss C. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions // European Journal of Operational Research. – 2018. – Vol. 270, № 2. – P. 654–669. DOI: 10.1016/j.ejor.2017.11.054.
8. Li W., Mei S., Wang J., Liu M., Yang F. Green Bond Index Prediction Based on CEEMDAN-LSTM // Frontiers in Energy Research. – 2022. – Vol. 9. – Article 793413. DOI: 10.3389/fenrg.2021.793413.
9. Nguyen Q.A., Ha S., Nguyen P.N. A Lightweight Multi-Head Attention Transformer for Stock Price Forecasting // SSRN Electronic Journal. – 2024. DOI: 10.2139/ssrn.4729648.
10. Официальный сайт АО «Казахстанская фондовая биржа» [Электронный ресурс]. – 2025. – Режим доступа: <https://kase.kz/ru/about> (дата обращения: 06.06.2025).
11. Официальный сайт Национального банка РК [Электронный ресурс]. – 2025. – Режим доступа: <https://www.nationalbank.kz/ru/page/o-nacionalnom-banke#> (дата обращения: 06.06.2025).
12. Закон Республики Казахстан «О налогах и других обязательных платежах в бюджет» [Электронный ресурс]. – 2025. – Режим доступа: https://online.zakon.kz/Document/?doc_id=36148637 (дата обращения: 07.06.2025).
13. Постановление Правительства Республики Казахстан от 31 декабря 2021 года № 996 «Об утверждении таксономии зеленых проектов» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2100000996> (дата обращения: 07.06.2025).
14. Asian Development Bank. Kazakhstan Green Bond Market Development Report. – Manila: ADB, 2023. – Режим доступа: <https://www.adb.org/publications/kazakhstan-green-bond-market-2023> (дата обращения: 07.06.2025).
15. Cao Y., Zhang W. Deep Learning Applications in Corporate Bond Spread Prediction: A CNN-LSTM Approach // Journal of Fixed Income. – 2023. – Vol. 33, № 2. – P. 45–67.
16. Chen L., Liu M. ESG Integration in Neural Networks for Green Bond Yield Forecasting // International Review of Financial Analysis. – 2023. – Vol. 89. – Article 102834.

А.С. Бекболсынова^{*1}, Л.М. Сембиева², D. Juočiūnienė³

^{1,2}Л.Н. Гумилев атындағы ЕҰУ, Астана, Қазақстан

³Vytautas Ұлы Университеті, Каунас, Литва

ESG факторлары мен назар аудару механизмдерін біріктіру арқылы қазақстандық нарықты болжау үшін терең оқыту архитектурасын әзірлеу және тексеру

Андатпа. Бұл мақалада авторлар ESG факторлары мен назар аудару механизмдерін біріктіру арқылы Қазақстан нарығының динамикасын болжауда терең оқыту архитектураларын қолдануды зерттеді. CEEMDAN-LSTM гибриді модельдері жасыл облигацияларды болжауда жоғары дәлдікке (RMSE = 0,268) қол жеткізетіні және дәстүрлі әдістерден 30–40% артық нәтиже беретіні дәлелденді. 2023–2025 жылдардағы зерттеулер қысқа мерзімді болжамдарда 94%-ға дейін дәлдікке қол жеткізуге мүмкіндік беретін көпбасты назар аудару (multi-head attention) механизмдерінің тиімділігін растады. Орталық Азияның дамушы нарықтарының тәжірибесіне сүйене отырып, қаржы институттарының шамамен 31%-ы жасанды интеллект технологияларын қолданатыны, ал Қазақстандағы жасыл облигациялар нарығы AIFC Green Finance Centre қолдауымен 441 млн АҚШ долларына жеткені анықталды.

Жасыл қаржыландыруды трансформациялау тұрақты инвестициялық стратегиялармен қатар алдыңғы қатарлы терең оқыту архитектураларын интеграциялау арқылы жүзеге асатынына ерекше назар аударылды. Авторлар трансформер үлгілерінің ұзақ мерзімді ESG-тәуелділіктерін талдауда тиімді екенін, ал LSTM және GRU архитектуралары қысқа мерзімді құбылмалылықты болжауда оңтайлы екенін анықтады. Дәлдікті арттырудың маңызды шарты – деректерді сапалы алдын ала өңдеу және қаржылық уақыттық қатарлардың ерекшеліктеріне бейімделген бағалау метрикаларын (MAE, RMSE, MAPE) дұрыс таңдау болып табылады. Алынған нәтижелер ұсынылған тәсіл қор нарығын талдау мен болжаудың ғылыми-практикалық негізі бола алатынын, сондай-ақ Қазақстанда тұрақты қаржыландыруды дамыту үшін жаңа мүмкіндіктер ашатынын көрсетеді.

Түйін сөздер: жасыл облигациялар, ESG қаржысы, машиналық оқыту, LSTM, Қазақстанның капитал нарығы, болжау, таксономия.

A.S.Bekbolsynova^{*1}, L.M.Sembiyeva², D. Juočiūnienė³

^{1,2}ENU named after L.N.Gumilyov, Astana, Kazakhstan

³The Great University of Vytautas, Kaunas, Lithuania

Development and validation of deep learning architectures for Kazakhstan market forecasting with integration of ESG factors and attention mechanisms

Abstract. In this article, the authors conducted a study on the application of deep learning architectures for forecasting the dynamics of the Kazakhstan market with the integration of ESG factors and attention mechanisms. It is demonstrated that hybrid CEEMDAN-LSTM models achieve high accuracy in predicting green bonds (RMSE = 0.268), outperforming traditional methods by 30–40%. Research from 2023–2025 confirms the effectiveness of multi-head attention mechanisms, which enable up to 94% accuracy in short-term forecasts. Based on the experience of emerging markets in Central Asia, it was established

that about 31% of financial institutions already employ artificial intelligence technologies, while the green bond market in Kazakhstan has reached USD 441 million with the support of the AIFC Green Finance Centre.

Special attention is given to the transformation of green finance through the integration of advanced deep learning architectures with sustainable investment strategies. The authors established that transformer models are effective for analyzing long-term ESG dependencies, whereas LSTM and GRU architectures are optimal for short-term volatility forecasting. A critical condition for improving accuracy is high-quality data preprocessing and the appropriate selection of evaluation metrics (MAE, RMSE, MAPE) adapted to the specifics of financial time series.

The results obtained show that the proposed approach can serve as a scientific and practical basis for the analysis and forecasting of the stock market, opening new opportunities for the development of sustainable finance in Kazakhstan.

Keywords: green bonds, ESG finance, machine learning, LSTM, Kazakhstan capital market, forecasting, taxonomy.

References

1. Jiang W. Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress // Expert Systems with Applications. 184. 115537 (2021), <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115537>.
2. Fama E.F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work // The Journal of Finance. 25(2). 383–417 (1970).
3. Lund H., Lovas J. Employing Deep Learning for Stock Return Prediction on the Oslo Stock Exchange. NHH Brage. (2018), Available at: <https://openaccess.nhh.no/nhh-xmlui/bitstream/handle/11250/2586263/masterthesis.PDF?sequence=1> (accessed 06.06.2025).
4. Mikelsen S., Andersen A.C. A Novel Algorithmic Trading Framework Applying Evolution and Machine Learning for Portfolio Optimization (Tech. Rep.). (2012), Available at: <https://brage.bibsys.no/xmlui/handle/11250/266347> (accessed 06.06.2025).
5. Kryzanowski L., Galler M., Wright D.W. Using artificial neural networks to pick stocks // Financial Analysts Journal. 49(4). 21–27 (1993).
6. Krauss C., Do X.A., Huck N. Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500 // European Journal of Operational Research. 259(2). 689–702 (2017), <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.10.031>.
7. Fischer T., Krauss C. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions // European Journal of Operational Research. 270(2). 654–669 (2018), <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>.
8. Li W., Mei S., Wang J., Liu M., Yang F. Green Bond Index Prediction Based on CEEMDAN-LSTM // Frontiers in Energy Research. 9. 793413 (2022), <https://doi.org/10.3389/fenrg.2021.793413>.
9. Nguyen Q.A., Ha S., Nguyen P.N. A Lightweight Multi-Head Attention Transformer for Stock Price Forecasting // SSRN Electronic Journal. (2024), <https://doi.org/10.2139/ssrn.4729648>.
10. Ofitsial'nyi sait AO «Kazakhstanskaia fondovaia birzha» [Official website of the Kazakhstan Stock Exchange] [Elektronnyi resurs]. (2025), Available at: <https://kase.kz/ru/about> (accessed 06.06.2025). [in Russian].
11. Ofitsial'nyi sait Natsional'nogo banka Respubliki Kazakhstan [Official website of the National Bank of the Republic of Kazakhstan] [Elektronnyi resurs]. (2025), Available at: <https://www.nationalbank.kz/ru/page/o-nacionalnom-banke> (accessed 06.06.2025). [in Russian].

12. Zakon Respubliki Kazakhstan «O nalogakh i drugikh obyazatel'nykh platezhakh v biudzheth» [Law of the Republic of Kazakhstan “On Taxes and Other Mandatory Payments to the Budget”] [Elektronnyi resurs]. (2025), Available at: https://online.zakon.kz/Document/?doc_id=36148637 (accessed 07.06.2025). [in Russian].
13. Postanovlenie Pravitel'stva Respubliki Kazakhstan ot 31 dekabria 2021 goda № 996 «Ob utverzhdenii taksonomii zelenykh proektov» [Resolution of the Government of the Republic of Kazakhstan dated December 31, 2021 No. 996 “On approval of the taxonomy of green projects”] [Elektronnyi resurs]. (2021), Available at: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2100000996> (accessed 07.06.2025). [in Russian].
14. Asian Development Bank. Kazakhstan Green Bond Market Development Report. Manila: ADB. (2023), Available at: <https://www.adb.org/publications/kazakhstan-green-bond-market-2023> (accessed 07.06.2025).
15. Cao Y., Zhang W. Deep Learning Applications in Corporate Bond Spread Prediction: A CNN-LSTM Approach // Journal of Fixed Income. 33(2). 45–67 (2023).
16. Chen L., Liu M. ESG Integration in Neural Networks for Green Bond Yield Forecasting // International Review of Financial Analysis. 89. 102834 (2023).

Сведения об авторах:

Бекболсынова А.С. – автор для корреспонденции, докторант кафедры «Государственный аудит», Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева, ул. Сатпаева, 2, 010008, Астана, Казахстан.

Сембиева Л.М. – профессор, д.э.н., кафедра экономики, Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилёва, ул. Сатпаева, 2, 010008, Астана, Казахстан.

Юочюнене Д. – доцент, доктор, Vytautas Magnus University, ул. Universiteto, 10, Akademija, район Каунас, 53361, Литва.

Бекболсынова А.С. – хат-хабар авторы, «Мемлекеттік аудит» кафедрасы, Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Сәтбаев көшесі, 2, 010008, Астана, Қазақстан.

Сембиева Л.М. – профессор, э.ғ.д., экономика кафедрасы, Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Сәтбаев көшесі, 2, 010008, Астана, Қазақстан.

Юочюнене Д. – доцент, PhD доктор, Vytautas Magnus University, Universiteto көшесі, 10, Akademija, Kaunas ауданы, 53361, Литва.

Bekbolsynova A.S. – corresponding author, Doctoral student, Department of State Audit, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Satpayev Street, 2, 010008, Astana, Kazakhstan.

Sembiyeva L.M. – Professor, Doctor of Economics, Department of Economics, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Satpayev Street, 2, 010008, Astana, Kazakhstan.

Juočiūnienė D. – Assoc. Prof., Dr., Vytautas Magnus University, Universiteto Street, 10, Akademija, Kaunas distr., 53361, Lithuania.



Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC) license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).