

creation of synthetic data for training deep neural networks, and experimental validation on pipelines of different materials and dimensions. The experimental results show that the system outperforms existing approaches, making it a valuable tool for predictive maintenance, regulatory compliance and improving pipeline safety.

**Key words:** in-pipe inspection, defect detection and classification, artificial intelligence, machine learning, image processing.

#### Сведения об авторах

**Перизат Маратқызы Рахметова** – PhD, ассоциированный профессор кафедры Робототехники и технических средств автоматизации, Satbayev University, г. Алматы, Республика Казахстан; e-mail: p.rakhmetova@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5645-5157>.

**Данияр Дауренович Даулетия** – магистр технических наук по специальности «Вычислительная техника», заведующий научно-инновационной лабораторией «FabLab», Astana IT University, Астана, Казахстан; e-mail: d.dauletiya@astanait.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3205-7453>.

**Азамат Нурланович Ешмухаметов\*** – PhD, заведующий лабораторией «ARMS», Назарбаев Университет, Астана, Казахстан; e-mail: azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6258-8183>.

#### Авторлар туралы мәліметтер

**Перизат Маратқызы Рахметова** – PhD, Робототехниканың және техниканың автоматтық құралдары кафедрасының қауымдастырылған профессоры, Satbayev University, Алматы қ., Қазақстан, e-mail: p.rakhmetova@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5645-5157>

**Данияр Дауренұлы Даулетия** – Есептеуіш техника саласындағы техника ғылымдарының магистрі. «FabLab» ғылыми-инновациялық зертханасының меңгерушісі, Астана IT университеті, Астана қ., Қазақстан; e-mail: d.dauletiya@astanait.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3205-7453>.

**Азамат Нурланович Ешмухаметов\*** – PhD, «ARMS» зертханасының меңгерушісі, Назарбаев Университеті, Астана қ., Қазақстан; e-mail: azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6258-8183>.

#### Information about the authors

**Perizat Rakhmetova** – PhD, associate professor of the Department of Robotics and technical means of automation, Satbayev University, Almaty, Kazakhstan; e-mail: p.rakhmetova@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5645-5157>.

**Daniyar Dauletiya** – Master of Technical Sciences in Computer Engineering. Head of the Research and Innovation Laboratory «FabLab», Astana IT University, Astana, Kazakhstan, d.dauletiya@astanait.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3205-7453>.

**Azamat Yeshmukhametov\*** – PhD, Head of Laboratory «ARMS», Nazarbayev University, Astana, Kazakhstan, e-mail: azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6258-8183>.

Поступила в редакцию 21.09.2025

Поступила после доработки 23.10.2025

Принята к публикации 24.10.2025

[https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-4\(20\)-15](https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-4(20)-15)

МРНТИ: 81.13.05



**К.Б. Тусупова\*, Г.А. Мирзахмедова, А.Н. Шормакова**  
Казахский национальный университет имени аль-Фараби,  
050040, Республика Казахстан, г. Алматы, пр. аль-Фараби, 71  
\*e-mail: kamshat-0707@mail.ru

## ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ РЕСУРСАМИ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

**Аннотация:** Исследование сфокусировано на применении методов машинного обучения и статистического моделирования временных рядов к историческим данным добычи природного газа в Казахстане (2000-2024 годы) для построения надёжной прогностической модели добычи газа. В рамках работы рассмотрены и сопоставлены модели ARIMA, Holt-Winters, линейная регрессия с лаговыми переменными, Random Forest и градиентный бустинг. Точность моделей оценивалась с

использованием стандартных метрик MAE, RMSE и коэффициента детерминации  $R^2$ . По результатам сравнения выявлено, что метод экспоненциального сглаживания Holt-Winters обеспечивает наивысшую точность прогноза среди всех тестируемых подходов. Данная модель выбрана для получения прогноза объемов добычи газа на 2025-2027 годы. Согласно прогнозу, в 2025-2027 гг. ожидается дальнейший умеренный рост добычи газа при сохранении выявленных трендовых и сезонных закономерностей. Полученные результаты демонстрируют эффективность интеграции современных алгоритмов машинного обучения с классическими методами анализа временных рядов при работе с историческими статистическими данными. Практическая значимость работы заключается в том, что разработанная прогнозная модель может способствовать более обоснованному стратегическому планированию в газовой отрасли и повышению эффективности управления ресурсами.

**Ключевые слова:** прогнозирование, временные ряды, машинное обучение, ARIMA, метод Holt-Winters, Random Forest, градиентный бустинг.

## Введение

В условиях растущей сложности производственных и энергетических систем возрастает потребность в точных и надёжных прогнозах, которые необходимы для эффективного управления ресурсами. Современные методы машинного обучения открывают новые перспективы, обеспечивая более высокую точность прогнозирования и возможность интеграции с интеллектуальными системами управления. Комбинация традиционного анализа временных рядов и алгоритмов машинного обучения позволяет не только повысить качество прогнозов, но и создать основу для оптимального распределения ресурсов.

Особое значение такие подходы приобретают в энергетическом секторе. Природный газ играет ключевую роль в экономике Казахстана, формируя значительную часть экспортных доходов и обеспечивая внутренние потребности. Поэтому разработка надёжных прогнозных моделей добычи газа становится важным условием для энергетической безопасности страны, стратегического планирования и рационального использования ресурсов. Применение интеллектуального анализа временных рядов в данном секторе позволяет связать научные методы прогнозирования с практическими задачами управления.

Традиционно задачи прогнозирования решались с помощью моделей временных рядов, включая регрессионные методы и ARIMA (Box-Jenkins) [1, 2]. Эти подходы доказали эффективность в выявлении долгосрочных трендов, однако оказались ограниченными в учёте сложной сезонности и нелинейных зависимостей. Развитие методов экспоненциального сглаживания и их комбинация с современными алгоритмами прогнозирования позволили повысить качество результатов [2]. В последние десятилетия всё активнее применяются алгоритмы машинного обучения, такие как Random Forest, Gradient Boosting и нейронные сети, которые продемонстрировали более высокую точность по сравнению с традиционными методами [3]. Например, в исследовании мировой добычи газа показано, что использование ML-моделей, включая стохастический градиентный спуск (SGD), обеспечивает надёжное прогнозирование долгосрочных трендов, особенно при учёте социально-экономических факторов, таких как ВВП и мировые цены на энергоносители [4]. Современные работы также предлагают интегрированные подходы, объединяющие feature engineering с ансамблевыми моделями. В своих исследованиях авторы работы [5] достигли точности 88,6 % при прогнозе добычи газа в коллекторах с низкой проницаемостью на основе Random Forest. Raoof и другие показали, что гибриды, сочетающие физические модели и ML-алгоритмы, обеспечивают более устойчивые результаты в средне и долгосрочной перспективе [6]. Ноу и другие, применяя Random Forest и SVM, подчеркнули важность правильного подбора факторов, включая глубину и толщину пласта, а также объём жидкости для ГРП [7]. В свою очередь, в работе [8] авторы разработали систему прогнозирования потребления газа на основе ансамбля моделей и continual learning, что позволило адаптироваться к структурным изменениям во временных рядах и показало перспективность таких решений и для задач добычи.

В отечественных исследованиях прогноз и управление ресурсами преимущественно строятся на основе эконометрических моделей и статистических методов [9-11]. При этом использование алгоритмов машинного обучения и интеллектуального анализа данных пока остаётся ограниченным. Такая ситуация подтверждает актуальность проведения исследований, направленных на сопоставление традиционных и современных подходов

прогнозирования и оценку их применимости к Казахстанским данным, в частности к динамике добычи природного газа.

### Условия и методы исследования

В рамках методологии исследования применялись как классические статистические модели, так и современные методы интеллектуального анализа данных. В частности, были использованы традиционные модели временных рядов: ARIMA (Box-Jenkins) для моделирования и прогнозирования трендовой компоненты и метод Хольта-Винтерса для совместного учета тренда и сезонности. Параллельно применены алгоритмы машинного обучения – случайный лес (Random Forest), градиентный бустинг (в реализации XGBoost/LightGBM) и множественная линейная регрессия с лаговыми переменными.

Для использования этих алгоритмов временной ряд был преобразован в формат обучающей выборки, сформированы объясняющие признаки на основе предыдущих значений (лаги нескольких предыдущих периодов, включая годовые сезонные лаги), а также рассчитаны скользящие средние и другие агрегированные показатели.

Отбор информативных признаков осуществлялся с учетом результатов автокорреляционного анализа и важности факторов в моделях. Модели обучались на исторических данных до конца 2023 года, после чего их точность оценивалась на отложенном тестовом периоде (2024 год). Схематически последовательность этапов исследования представлена на рисунке 1.

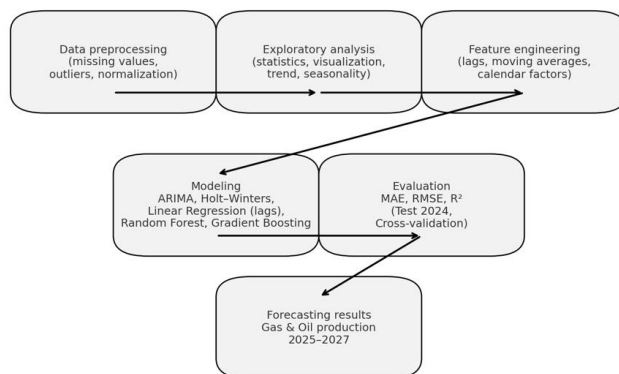


Рисунок 1 – Схема методики исследования

Для повышения качества исходного ряда выполнена предварительная обработка: данные проверены на наличие пропусков и аномальных значений, выявленные выбросы заменены на корректные значения, а шкала измерений нормализована для дальнейшего использования в алгоритмах машинного обучения.

Для выявления общей динамики и сезонных закономерностей рассчитаны основные статистические характеристики и проведен визуальный анализ рядов. На рисунке 2 представлена динамика добычи природного газа по годам за 2000-2024 гг., а на рисунке 3 выраженная сезонность и трендовая составляющая данного временного ряда после декомпозиции.

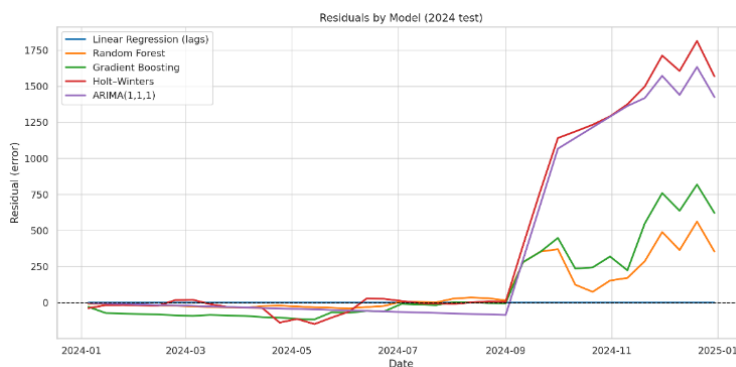


Рисунок 2 – Остатки прогнозов различных моделей на тестовом периоде (2024 год)

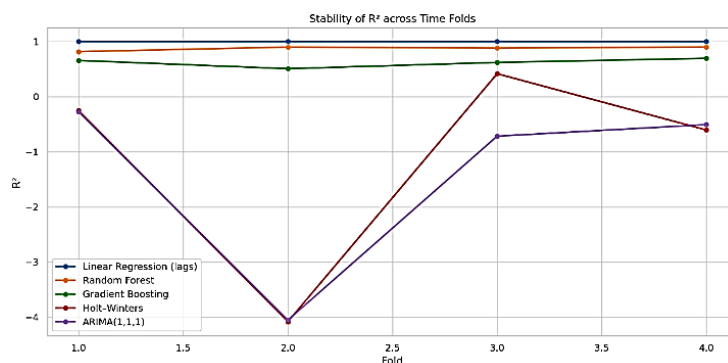


Рисунок 3 – Стабильность коэффициента детерминации  $R^2$  по временным фолдам (2020-2024 годы)

### Результаты исследований

В качестве исходных данных в работе использованы официальные статистические сведения о добыче природного газа в Казахстане за 2000-2024 годы, полученные с портала Комитета по статистике Республики Казахстан (stat.gov.kz).

Для приведения показателей к единому масштабу времени данные агрегированы с интервалом в 10 дней, отсутствующие значения и неравномерность временного ряда устранены с помощью интерполяции. На основе подготовленного ряда построена визуализация исторической динамики (рис. 4), а также прогнозные значения добычи на ближайшую перспективу (рис. 5).

Все вычислительные эксперименты и реализация моделей выполнены в среде Python с использованием библиотек *scikit-learn*, *statsmodels*, *pandas* и *matplotlib*.

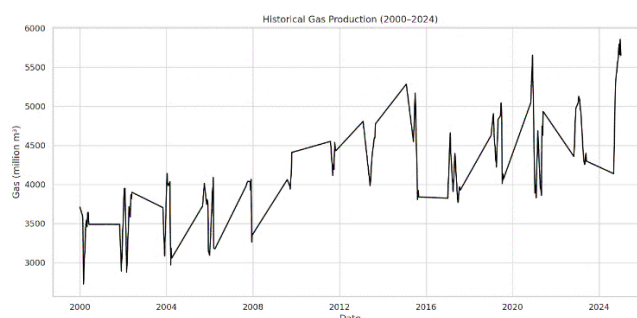


Рисунок 4 – Историческая динамика добычи газа (2000-2024 годы)

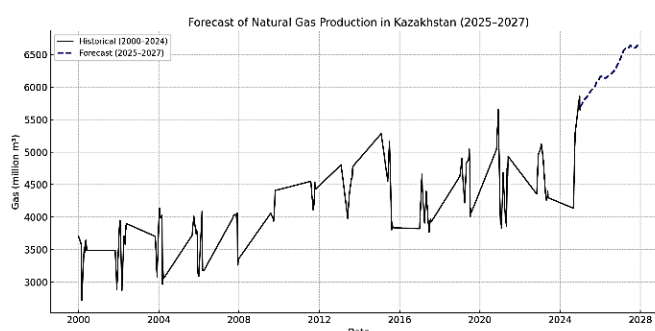


Рисунок 5 – Прогноз добычи природного газа в Казахстане на 2025-2027 годы

Для оценки качества прогнозов дополнительно проведено сравнение фактической и прогнозной добычи газа на тестовом периоде (2024 год), позволившее определить точность различных моделей (рис. 6). Также выполнено ретроспективное сопоставление прогнозов по годам за период 2020-2024 гг., продемонстрировавшее стабильность результатов и выявившее различия между применёнными методами (рис. 7).

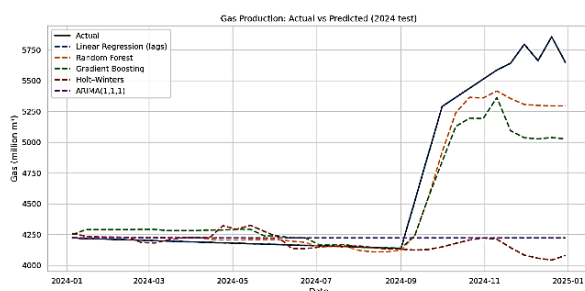


Рисунок 6 – Фактическая и прогнозная добыча газа на тестовом периоде (2024 год)

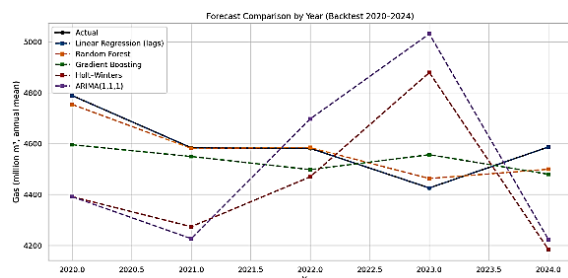


Рисунок 7 – Сравнение прогнозов по годам в ретроспективе (2020-2024 годы)

На основе разработанных моделей получены прогнозные оценки добычи природного газа на 2025-2027 годы (табл. 1).

Таблица 1 – Среднемесячный прогноз добычи природного газа на 2025-2027 гг.

Дата	Объём (млн м³)	Дата	Объём (млн м³)	Дата	Объём (млн м³)
01.02.2025	5694.795	01.01.2026	6108.926	01.01.2027	6379.494
01.03.2025	5736.042	01.02.2026	6158.960	01.02.2027	6430.533
01.04.2025	5783.284	01.03.2026	6163.290	01.03.2027	6501.682
01.05.2025	5823.264	01.04.2026	6163.722	01.04.2027	6561.532
01.06.2025	5845.324	01.05.2026	6133.518	01.05.2027	6588.288
01.07.2025	5881.766	01.06.2026	6150.833	01.06.2027	6593.473
01.08.2025	5926.456	01.07.2026	6173.989	01.07.2027	6601.604
01.09.2025	5961.444	01.08.2026	6196.154	01.08.2027	6643.762
01.10.2025	5985.554	01.09.2026	6210.579	01.09.2027	6609.305
01.11.2025	6012.461	01.10.2026	6239.856	01.10.2027	6597.8378
01.12.2025	6090.279	01.11.2026	6269.723	01.11.2027	6604.2378
		01.12.2026	6326.882	01.12.2027	6630.7830

Для сравнения качества прогнозов использованы стандартные метрики: средняя абсолютная ошибка, среднеквадратичная ошибка и коэффициент детерминации. Значения этих метрик, вычисленные для различных моделей на тестовых данных 2024 года, сведены в таблице 2.

Таблица 2 – Таблица метрик

Модели	Метрики		
	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>
Linear Regression (lags)	2.5*10 <sup>-12</sup>	3.5*10 <sup>-12</sup>	1
Random Forest	114.20	193.25	0.90
Gradient Boosting	189.72	291.25	0.78
Holt-Winters	446.77	773.41	0.53
ARIMA	423.05	722.41	0.33

### Обсуждение научных результатов

Сравнительный анализ метрик точности показал существенные различия между моделями. Линейная регрессия с лаговыми переменными формально обеспечила почти идеальное соответствие исходному ряду ( $R^2 \approx 1$ , MAE порядка  $10^{-12}$ ), это объясняется

использованием лагов и отражает эффект переобучения. Такая модель не способна адекватно экстраполировать динамику за пределы обучающего интервала и непригодна для долгосрочного прогнозирования.

Random Forest и Gradient Boosting продемонстрировали высокое качество прогноза ( $R^2=0.90$  и  $0.78$  соответственно) и воспроизвели сезонные колебания, однако их применение на среднесрочном горизонте ограничено, модели слабо учитывают тренд и склонны исказить динамику за пределами обучающей выборки.

Статистические модели ARIMA и Holt-Winters показали более низкие показатели точности. При этом метод Holt-Winters, уступая Random Forest по метрикам ( $R^2 \approx 0.53$ ), явно выделяет тренд и сезонность, обеспечивая интерпретируемость и устойчивость долгосрочного прогноза.

Таким образом, несмотря на лучшие результаты Random Forest на коротком интервале, в качестве основной модели для прогноза на 2025-2027 годы был выбран метод Holt-Winters, а ансамблевые алгоритмы использовались для верификации полученных результатов.

### **Заключение**

В работе проведён сравнительный анализ методов прогнозирования добычи природного газа в Казахстане на основе данных за 2000-2024 годы. Рассмотрены модели ARIMA, Holt-Winters, линейная регрессия с лагами, Random Forest и Gradient Boosting. Несмотря на высокую точность Random Forest на краткосрочном горизонте, для среднесрочного прогноза (2025-2027 годы) выбрана модель Holt-Winters, обеспечивающая устойчивость и интерпретируемость за счёт явного учёта тренда и сезонности.

Прогноз показал продолжение умеренного роста добычи газа при сохранении сезонных колебаний. Полученные результаты подтверждают практическую значимость применения статистических моделей в сочетании с алгоритмами машинного обучения для поддержки стратегического планирования.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением факторов, влияющих на прогноз, а также с использованием гибридных и нейросетевых моделей, что позволит повысить точность и адаптивность долгосрочных прогнозов.

### **Список литературы**

1. Time Series Analysis: Forecasting and Control / G.E.P. Box et al. – 5th ed. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2015. – 712 p. <https://doi.org/10.1111/jtsa.12194/>.
2. Hyndman R.J. Forecasting: Principles and Practice / R.J. Hyndman, G. Athanasopoulos. – 2nd ed. – Melbourne: OTexts, 2018. – 384 p.
3. Experimental Study on Damage Fracture Law of Coal from Solid-Propellant Blasting / H. Chu et al // Energies. – 2022. – Vol. 15(21). – P. 8104. <https://doi.org/10.3390/en15218104>.
4. Forecasting long-term world annual natural gas production by machine learning / D. Sen et al // Resources Policy. – 2023. – Vol. 80. – P. 103224. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.103224>.
5. Integrated Data-Driven Framework for Forecasting Tight Gas Production / F. Yao et al // Processes. – 2025. – Vol. 13(4). – P. 1162. <https://doi.org/10.3390/pr13041162>.
6. Synergizing Machine Learning and Physical Models for Enhanced Gas Production Forecasting: A Comparative Study of Short- and Long-Term Feasibility / BK Raof et al // Energies. – 2025. – № 18(5). – P. 1187. <https://doi.org/10.3390/en18051187>.
7. A Study on a Novel Production Forecasting Method of Unconventional Oil and Gas Wells Based on Adaptive Fusion / D. Hou et al // Processes. – 2024. – Vol.12(11). – P. 2515. <https://doi.org/10.3390/pr12112515>.
8. A Natural Gas Consumption Forecasting System for Continual Learning Scenarios / S. Radek et al // arXiv preprint. 2023. arXiv:2309.03720. URL: <https://arxiv.org/abs/2309.03720>.
9. Tussupova K. Optimal Allocation of Resources in an Open Economic System with Cobb–Douglas Production and Trade Balances / K. Tussupova, Z. Murzabekov // Economies. – 2025. – № 13(7). – P. 184. <https://doi.org/10.3390/economies13070184>.
10. Murzabekov Z.N. Development of a model of efficient resource allocation in an open three-sector economy for balanced growth / Z.N. Murzabekov, K.B. Tussupova // Journal of Mathematics, Mechanics and Computer Science. – 2025. – Vol. 124(4). – P. 59-70. <https://doi.org/10.26577/JMMCS2024-v124-i4-a5>.

11. Tusupova K.B. Razrabotka algoritma dlya chislennogo resheniya zadachi optimal'nogo upravleniya resursami v tryohsektornoj ekonomike // VESTNIK AUES. – 2024. – № 67(4). – S. 172-184. [https://doi.org/10.51775/2790-0886\\_2024\\_67\\_4\\_172](https://doi.org/10.51775/2790-0886_2024_67_4_172).

**Благодарности.** Данное исследование финансируется Комитетом науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (грант № AP22684879).

**К.Б. Тусупова\*, Г.А. Мирзахмедова, А.Н. Шормакова**  
1Эл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті,  
050040, Қазақстан Республикасы, Алматы қ., эл-Фараби даңғылы, 71  
e-mail: kamshat-0707@mail.ru

## УАҚЫТ ҚАТАРЛАРЫН ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ ТАЛДАУ НЕГІЗІНДЕ РЕСУРСТАРДЫ БОЛЖАУ ЖӘНЕ БАСҚАРУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІН ҚОЛДАНУ

**Андатпа:** Зерттеу жұмысы Қазақстандағы табиғи газ өндірудің 2000-2024 жылдардағы тарихи деректеріне машиналық оқыту және уақыт қатарларын статистикалық модельдеу әдістерін қолдану арқылы сенімді болжамдық модель құруға бағытталған. Жұмыста ARIMA, Holt–Winters, кешіктірілген мәндері бар сызықтық регрессия, Random Forest және градиенттік бустинге модельдері қарастырылып, салыстырылды. Модельдер дәлдігі MAE, RMSE және  $R^2$  сияқты стандартты метрикалар арқылы бағаланды. Салыстыру нәтижелері бойынша, барлық әдістердің ішінде Holt–Winters экспоненциалды тегістеу әдісі ең жоғары болжау дәлдігін қамтамасыз ететіні анықталды. Бұл модель 2025-2027 жылдарға газ өндіру көлемін болжау үшін таңдалды. Болжамға сәйкес, 2025-2027 жылдары табиғи газ өндіру көлемінің анықталған үрдістік және маусымдық заңдылықтары сақтала отырып, одан әрі біртіндеп өсуі күтіледі. Алынған нәтижелер тарихи статистикалық деректермен жұмыс барысында заманауи машиналық оқыту алгоритмдерін классикалық уақыт қатарлары әдістерімен үйлестіру тиімді екенін көрсетеді. Жұмыстың практикалық маңыздылығы – әзірленген болжамдық модель газ саласында стратегиялық жоспарлауды неғұрлым негізделген түрде жүргізуге және ресурстарды басқару тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді.

**Түйін сөздер:** болжам жасау, уақыт қатарлары, машиналық оқыту, ARIMA, Holt–Winters әдісі, Random Forest, градиенттік бустинге.

**K.B. Tussupova\*, G.A. Mirzakhmedova, A.N. Shormakova**  
Al-Farabi Kazakh National University,  
050040, Republic of Kazakhstan, Almaty, 71 Al-Farabi Avenue  
\*e-mail: kamshat-0707@mail.ru

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR FORECASTING AND RESOURCE MANAGEMENT BASED ON INTELLIGENT TIME SERIES ANALYSIS

*This study focuses on the application of machine learning methods and statistical time series modeling to historical data on natural gas production in Kazakhstan (2000-2024) in order to build a reliable predictive model. The study considers and compares ARIMA, Holt-Winters, linear regression with lag variables, Random Forest, and gradient boosting models. The accuracy of these models was evaluated using standard metrics: MAE, RMSE, and the coefficient of determination  $R^2$ . The comparison results showed that the Holt–Winters exponential smoothing method provides the highest forecast accuracy among all the approaches tested. This model was chosen to generate the forecast of natural gas production volumes for 2025-2027. According to the forecast, a further gradual increase in natural gas production is expected in 2025-2027 while maintaining the identified trend and seasonal patterns. The results obtained demonstrate the effectiveness of integrating modern machine learning algorithms with classical time series analysis methods when working with historical statistical data. The practical significance of this work lies in the fact that the developed forecasting model can contribute to more substantiated strategic planning in the gas industry and improved efficiency of resource management.*

**Key words:** forecasting, time series, machine learning, ARIMA, Holt-Winters method, Random Forest, gradient boosting.

### Сведения об авторах

**Камшат Бакытжановна Тусупова\*** – PhD, ВНС кафедры «Информационные системы», Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Республика Казахстан; e-mail: kamshat-0707@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5254-3432>.

**Гулбану Абсаматовна Мирзахмедова** – PhD, и.о. доцента кафедры «Информационные системы», Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Республика Казахстан; e-mail: gulbanu.myrzahmedova@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7915-945X>.

**Асем Ноябревна Шормакова** – PhD, заведующий кафедрой «Информационные системы», и.о. доцента; Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Республика Казахстан; e-mail: shormakovaassem@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1637-4643>.

#### Автор туралы мәліметтер

**Камшат Бакытжановна Тусупова\*** – PhD, «Ақпараттық жүйелер» кафедрасының жетекші ғылыми қызметкері, Өл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Қазақстан Республикасы; e-mail: kamshat-0707@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5254-3432>.

**Гулбану Абсаматовна Мирзахмедова** – PhD, доцент м.а., «Ақпараттық жүйелер» кафедрасы, Өл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Қазақстан Республикасы; e-mail: gulbanu.myrzahmedova@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7915-945X>.

**Асем Ноябревна Шормакова** – PhD, «Ақпараттық жүйелер» кафедрасының меңгерушісі, доцент м.а., Өл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Қазақстан Республикасы; e-mail: shormakovaassem@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1637-4643>.

#### Information about the author

**Kamshat Bakytzhanovna Tussupova\*** – PhD, Senior Researcher at the Department of Information Systems, Al-Farabi Kazakh National University, Republic of Kazakhstan; e-mail: kamshat-0707@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5254-3432>.

**Gulbanu Absamatovna Mirzakhmedova** – PhD, Acting Associate Professor, Department of Information Systems, Al-Farabi Kazakh National University, Republic of Kazakhstan; e-mail: gulbanu.myrzahmedova@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7915-945X>.

**Assem Noyabrevna Shormakova** – PhD, Head of the «Information Systems» department, Acting Associate Professor, Al-Farabi Kazakh National University, Republic of Kazakhstan; e-mail: shormakovaassem@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1637-4643>.

Поступила в редакцию 22.09.2025

Поступила после доработки 13.11.2025

Принята к публикации 14.11.2025

[https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-4\(20\)-16](https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-4(20)-16)

МРНТИ: 20.51.23



**М. Муратбеков<sup>1</sup>, М. Жаканов<sup>2\*</sup>, А. Құрманбай<sup>2</sup>, Г. Шуйтенов<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Евразийский Национальный университет им. Л.Н. Гумилева,  
010008, РК, Астана, ул. Пушкина, 11

<sup>2</sup>Esil University,  
010008, РК, Астана, ул. Жубанова, 7

\*e-mail: zhakanov.m@esil.edu.kz

## АНАЛИЗ И ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ДАННЫХ СИСТЕМЫ ОНЛАЙН-ГОЛОСОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ БЛОКЧЕЙН С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ POWER BI

**Аннотация:** В рамках научно-исследовательской работы была разработана и внедрена система онлайн-голосования на основе технологии блокчейн. Настоящая статья посвящена методологии и практическому применению инструмента бизнес-аналитики Power BI для анализа и визуализации данных, генерируемых этой системой. Использование инструментов бизнес-аналитики, таких как Power BI, для анализа данных из блокчейн-систем голосования является важным шагом для валидации их производительности, безопасности и прозрачности. Блокчейн представляет собой децентрализованный цифровой реестр, состоящий из хронологически упорядоченной цепочки блоков. В контексте электронного голосования эти блоки содержат транзакции, которые могут представлять собой различные операции: регистрация избирателей и кандидатов, подача голосов, подсчет результатов.

Ключевые характеристики данных в блокчейне, делающие их подходящими для систем голосования и последующего анализа, включают: неизменность (Immutability), прозрачность (Transparency), децентрализация (Decentralization), отслеживаемость (Traceability). Каждая транзакция имеет уникальный идентификатор и временную метку, что позволяет отслеживать все операции в системе.