

**П.М. Рахметова<sup>1</sup>, Д.Д. Даулетия<sup>2</sup>, А.Н. Ешмухаметов<sup>3\*</sup>**

<sup>1</sup>Satbayev University,

050000, Республика Казахстан, г. Алматы, ул. Сатпаева 22

<sup>2</sup>Astana IT University,

010000, Республика Казахстан, г. Астана, проспект Мангилик Ел, 55/11

<sup>3</sup>Nazarbayev University,

010000, Республика Казахстан, г. Астана, пр. Кабанбай батыра, 53

\*e-mail: azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz

## **РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ И КОНТРОЛЯ ВНУТРИТРУБНЫХ ДЕФЕКТОВ**

**Аннотация:** Целостность и безопасность трубопровода критически важны для транспортировки воды, нефти и газа, однако традиционные методы контроля требуют значительных ресурсов и подвержены ошибкам, что задерживает выявление дефектов и повышает риски. Современные технологии мониторинга нуждаются в улучшении для повышения эффективности диагностики и снижения затрат. Целью данной работы является создание автономной роботизированной системы, способной обнаруживать, локализовать и классифицировать проблемы внутри трубы, используя сложные методы визуализации и алгоритмы искусственного интеллекта. Для достижения этой цели использовались многомодальные датчики повышения точности (камеры RGB высокого разрешения, ультразвуковые и инфракрасные датчики) с методами обработки данных, такими как детектор краев Саппу и алгоритм кластеризации DBSCAN. Практическое применение данной работы очень полезно для целостности и безопасности критически важных трубопроводных инфраструктур, транспортирующих воду, нефть, газ. Исследовательские подходы включают создание модульной роботизированной платформы для автономной навигации, создание синтетических данных для обучения глубоких нейронных сетей и экспериментальную проверку на трубопроводах из различных материалов и размеров. Экспериментальные результаты показывают, что система значительно превосходит существующие подходы, снижая время на обнаружение дефектов, что делает ее ценным инструментом для профилактического обслуживания, соблюдения нормативных требований и повышения безопасности трубопроводов.

**Ключевые слова:** внутритрубная инспекция, обнаружение и классификация дефектов, искусственный интеллект, машинное обучение, обработка изображений.

### **Введение**

В условиях стремительного развития промышленности и увеличения протяженности трубопроводных сетей обеспечение их надёжности и безопасности становится одной из ключевых задач современной инфраструктуры. Аварии на трубопроводах могут привести к значительным экономическим потерям, экологическим катастрофам и угрозе жизни людей. Поэтому своевременное выявление дефектов и предотвращение аварийных ситуаций является критически важным. Традиционные методы инспекции, основанные на визуальном осмотре и ручной диагностике, часто требуют значительных ресурсов и не всегда обеспечивают необходимую точность, особенно в труднодоступных или экстремальных условиях эксплуатации.

На этом фоне разработка интеллектуальных систем распознавания дефектов внутри труб приобретает особую актуальность. Современные подходы, основанные на робототехнике, искусственном интеллекте и методах машинного обучения, открывают новые возможности для автоматизации инспекций, повышения точности диагностики и снижения эксплуатационных рисков.

В научной деятельности представлено множество решений, направленных на повышение эффективности инспекционных систем. Так, в работе [1] представили интеллектуального робота для инспекции труб, оснащенного встроенной системой привода двигателя в сочетании с модулем обнаружения дефектов на базе искусственного интеллекта. Такая конструкция повышает маневренность и устойчивость в трубах разного диаметра, что

позволяет проводить комплексные инспекции. Аналогичным образом в работе [2] разработали внутритрубного мобильного робота, оснащенного возможностями обнаружения дефектов на базе искусственного интеллекта, подчеркивая модульность и адаптивность к различным условиям трубопровода. Работа [3] сосредоточилась на разработке инспекционных роботов для водопроводных труб большого диаметра, решая такие проблемы, как навигация и энергоэффективность. Их работа подчеркивает важность адаптации роботизированных платформ к конкретным условиям трубопроводов для оптимизации производительности. Кроме того, в работе [4] исследована стратегии автономной навигации с помощью контактных датчиков, что позволяет роботу уверенно перемещаться даже по сложным сетям трубопроводов. Все эти разработки показывают, как простые механические устройства эволюционировали в автономные роботизированные системы, требующие минимального участия человека. В работе [5] использовали стохастический резонанс осцилляторов Дуффинга в сочетании с ультразвуковыми направленными волнами для обнаружения дефектов в трубных конструкциях. Этот метод повышает чувствительность и точность идентификации дефектов, особенно для подповерхностных дефектов, которые нелегко обнаружить только с помощью визуального осмотра. В работе [6] использовали методы улучшения подводных изображений в сочетании с улучшенной структурой YOLOX (You Only Look Once, eXtended) для автоматического обнаружения дефектов труб водоснабжения. Их подход использует возможности визуализации с высоким разрешением и обработки в реальном времени для выявления и классификации дефектов с высокой точностью. Аналогичным образом, в [7] разработали надежную структуру сегментации экземпляров, специально разработанную для обнаружения дефектов подземной канализации, интегрируя несколько модальностей датчиков для повышения надежности обнаружения в сложных условиях окружающей среды.

Искусственный интеллект и машинное обучение произвели революцию в распознавании дефектов, обеспечив автоматизированный, точный и эффективный анализ данных осмотра. В [8] представили глубокую нейронную сеть для проверки нефтегазовых трубопроводов, где с помощью свёрточных нейронных сетей (CNN) можно классифицировать и локализовать дефекты с высокой точностью. В [9] предложили иерархическую структуру глубокого обучения, умеющую распознавать различные типы дефектов и оценивать их серьёзность. А в работе [10] дополнительно улучшили распознавание дефектов поверхности металла с помощью исправления изображений и создания синтетических дефектов, которые дополняют наборы данных для обучения и повышают устойчивость модели к различным шаблонам дефектов.

**Постановка задачи.** Несмотря на достижения в робототехнике и методах искусственного интеллекта, остаются трудности с адаптацией к разным условиям, оперативной обработкой данных и стабильным распознаванием дефектов. Цель работы в этой сфере – создать продвинутую систему, способную точно выявлять, классифицировать и оценивать повреждения труб, обеспечивая безопасность эксплуатации, предотвращая аварии и снижая расходы на обслуживание.

#### **Методы и методология**

Объектом исследования является разработка и внедрение автономной роботизированной системы, способной точно обнаруживать и классифицировать дефекты в инфраструктурах трубопроводов. Эта система объединяет передовые методы обработки изображений, такие как детектор краев Canny и кластеризация DBSCAN, с алгоритмами глубокого обучения для выявления аномалий, таких как коррозия, трещины, отверстия и посторонние вещества в режиме реального времени. Объединяя данные многомодальных датчиков с RGB-камер высокого разрешения, ультразвуковых датчиков и инфракрасных (ИК) датчиков, система предназначена для эффективной работы в различных средах трубопроводов, в том числе с различными диаметрами, материалами и условиями окружающей среды.

**Теоретические методы.** Разработка эффективной системы для выявления и обследования дефектов внутри труб строится на теоретической базе, включающей робототехнику, искусственный интеллект, обработку сигналов и компьютерное зрение. Система использует принципы автономной навигации робота, опираясь на кинематику и ПИД-регулятор, чтобы точно перемещаться в ограниченном пространстве трубопровода. В распознавании дефектов ключевую роль играют методы глубокого обучения прежде всего

сверточные нейронные сети (CNN), помогающие точно классифицировать изображения и находить аномалии. Дополнительно задействуются методики обработки сигналов, такие как детектор краев Canny и кластеризация DBSCAN, для улучшения извлечения признаков и пространственного анализа.

**Аппаратные компоненты.** Аппаратная часть системы специально создана для работы в сложных условиях трубопровода, обеспечивая высокую эффективность. В её основе лежит мобильная роботизированная платформа со встроенным приводом двигателя (согласно работам [1] и [2]), что даёт роботу манёвренность в трубах разного диаметра и формы. Он оснащён датчиками разных типов: RGB-камерами высокого разрешения и LiDAR (RealSense L515 с дальностью 0,25-9 м и разрешением 1024×768 при 30 к/с) для визуальной проверки, ультразвуковыми сенсорами для поиска скрытых дефектов, инфракрасными (ИК) датчиками для выявления тепловых аномалий и акустическими преобразователями для обнаружения утечек и засоров. Все эти сенсоры подключены к встроенным вычислительным модулям (графическим и обычным процессорам), которые обрабатывают данные в реальном времени и выполняют задачи обнаружения дефектов. Наконец, модуль связи обеспечивает постоянный обмен информацией с внешними системами мониторинга, позволяя непрерывно получать данные [9].

**Программные инструменты.** Ключевой частью робота для осмотра и обслуживания труб является выявление в реальном времени аномалий, таких как коррозия, инородные объекты, отверстия и прочие дефекты. Для этого применяются детектор краев Canny и алгоритм кластеризации DBSCAN. Сначала изображения переводят в цветовое пространство HSV и создают маски, которые выделяют определённые цвета, указывающие на дефекты. Затем маски расширяют, а изображение сглаживают с помощью размытия по Гауссу. Детектор краев Canny помогает найти контуры, и из полученных областей извлекают признаки вроде площади и ограничивающих рамок. Похожие аномалии группируют кластеризацией DBSCAN, а результаты визуализируют с помощью ограничивающих рамок и меток в OpenCV и scikit-learn. Такой комбинированный подход позволяет оперативно обнаруживать и пометить значимые дефекты, игнорируя несущественные шероховатости [2].

### Результаты

Для надёжного обнаружения и оценки дефектов трубопровода был создан модульный цилиндрический робот с регулируемыми треками, которые постоянно соприкасаются с внутренней поверхностью трубы. На рисунке 1 представлена CAD-модель (слева) и фотографии прототипа (справа). Каждая сборка треков включает в себя двигатель постоянного тока, соединённый через коническую передачу, ведущие колёса и направляющие колёса для поддержания сцепления. Три связанных рычага могут сдвигаться или раздвигаться, чтобы приспособиваться к разным диаметрам труб, предотвращая проскальзывание и обеспечивая устойчивое движение.

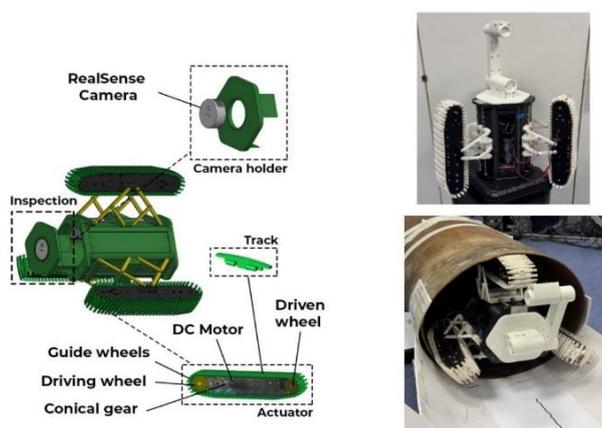


Рисунок 1 – Робот для внутритрубного контроля и обнаружения [2]

На рисунке 1 показано, что фронтальная камера RealSense, закреплённая в специальном держателе, одновременно собирает визуальные и глубинные данные. Это даёт возможность в реальном времени находить трещины, коррозию и другие структурные дефекты.

Расширенные алгоритмы обнаружения дефектов, использующие RGB-видеопоток в реальном времени и глубинное сканирование, значительно повышают возможности по выявлению, классификации и локализации различных аномалий в трубопроводах. Как показано на рисунке 2 (a-d) система сначала получает цветные (RGB) изображения, позволяя анализировать изменения цвета и интенсивности прямо во время инспекции.

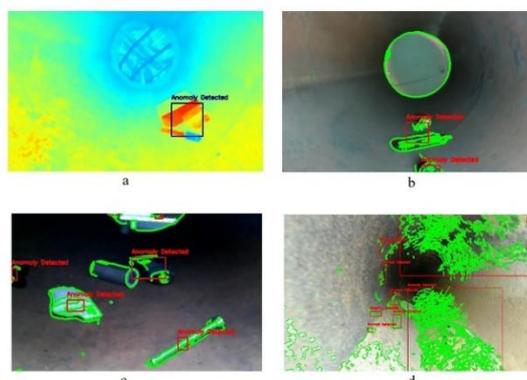


Рисунок 2 – Обнаружение и классификация различных аномалий внутритрубных дефектов

На рисунке 2(a) показано RGB-изображение внутренней части трубопровода. Система автоматически отмечает подозрительные объекты ограничивающими рамками с надписью «Обнаружена аномалия», анализируя изменения цвета и интенсивности. На рисунке 2(b) зелеными контурами отмечено круглое сечение трубы, а красные рамки выделяют аномалии. RGB-данные позволяют четко отделять стенку трубы от посторонних объектов по цвету и форме. На рисунке 2(c) алгоритм определяет и локализует несколько объектов на дне трубы, каждый выделен отдельной рамкой. Объединяя данные о цвете, текстуре и форме, система точно идентифицирует объекты в реальном времени, даже при плохом освещении. На рисунке 2(d) зеленым цветом выделены изменения поверхности, указывающие на коррозию или отложения. Несмотря на то, что дополнительные методы (например, глубинные или тепловые данные) могут повысить точность, RGB-анализ уже обеспечивает надежное выявление аномалий по цвету и текстуре.

Для проверки производительности робота для внутритрубной инспекции были проведены подробные эксперименты, сосредоточенные на отслеживании движения, картографировании рабочего пространства и точных задачах, таких как отслеживание предопределенных траекторий. Для точных задач робот отслеживал формы (например, прямоугольники и кривые) на неподвижном полотне как показано на рисунке 3. Траектории близко соответствовали эталону с небольшими отклонениями из-за динамики манипулятора, но в пределах допустимых погрешностей. Конечный эффектор последовательно возвращался в исходное положение, что подтверждает повторяемость. Статистический анализ показал среднеквадратичную ошибку (MSE) менее 0,5 мм между желаемым и фактическим положением. Робот сохранял постоянную точность при различных скоростях и нагрузках, демонстрируя надежный контроль.

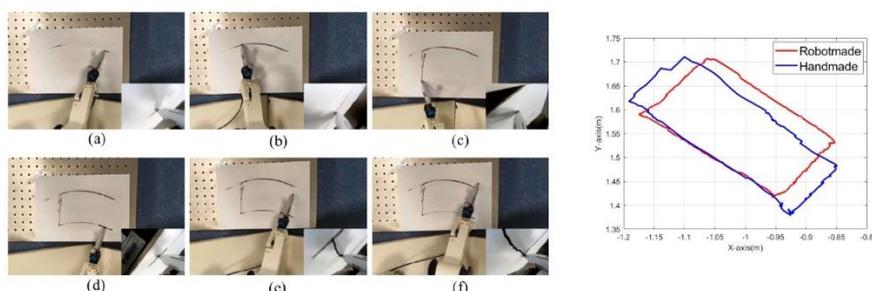


Рисунок 3 – Эксперименты по точности и повторяемости чертежей

Интеграция камер OptiTrack и ИК-маркеров обеспечивала точную обратную связь в реальном времени, необходимую для навигации по сложным геометриям. Надежность и точность робота делают его пригодным для промышленных применений, таких как инспекция, техническое обслуживание и задачи тонкой манипуляции, такие как трассировка и маркировка.

## Обсуждение

Результаты системы обнаружения дефектов в трубе подчеркивают значительные достижения в мониторинге трубопроводов. Благодаря интеграции усовершенствованных датчиков, алгоритмов машинного обучения и надежной роботизированной платформы система достигает высокой точности и эффективности.

По сравнению с традиционными методами, которые полагаются на отдельные датчики и базовую обработку изображений, предлагаемая система использует многомодальные датчики и глубокое обучение для большей точности и меньшего количества ложных срабатываний. Например, в то время как средняя точность традиционных систем достигают 85%, эта система улучшает его до 92% за счет современных методов обнаружения внутритрубных дефектов. Ее облачная структура также обеспечивает производительность в реальном времени с низкой задержкой. Модульная конструкция робота позволяет адаптироваться к различным размерам и геометрии трубопроводов. RGB, инфракрасные и глубинные камеры обеспечивают комплексное представление о состоянии трубопровода, выявляя структурные отклонения, не видимые при стандартной визуализации.

Будущие усовершенствования включают добавление подповерхностных датчиков, автономных навигационных алгоритмов и улучшенного глубокого обучения для классификации дефектов. Эти обновления повысят точность, автономность и адаптивность для промышленного использования.

## Заключение

В ходе проведенных исследований была создана и протестирована комплексная система для инспекции и обнаружения дефектов внутри трубопроводов, сочетающая роботизированную платформу с гибкой архитектурой и передовые алгоритмы компьютерного зрения. Регулируемые рычаги, гусеничные модули и высокоточное оборудование, включая камеру RealSense, обеспечивают надёжное перемещение в трубах разных диаметров и форм, а также позволяют в реальном времени выявлять трещины, коррозию и прочие аномалии. Использование методов машинного обучения, включая современные свёрточные нейронные сети, в совокупности с классическими подходами (детектор краёв Canny, кластеризация DBSCAN) позволило добиться высокого уровня точности (mAP до 92%) и оперативно реагировать на обнаруженные дефекты. Стабильные результаты экспериментов, проведенных в различных условиях, подтверждают эффективность системы и её потенциал для промышленного применения.

## Список литературы

1. Smart Pipe Inspection Robot With In-Chassis Motor Actuation Design and Integrated AI-Powered Defect Detection System, D. Zholtayev et al // in IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – P. 119520-119534. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10649586>.
2. Design and Development of an In-Pipe Mobile Robot for Pipeline Inspection with AI Defect Detection System / A. Kenzhekhan et al // 23rd International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), Yeosu, Korea, Republic of. – 2023. – P. 579-584. <https://doi.org/10.23919/ICCAS59377.2023.10316817>.
3. Development of an In-Pipe Inspection Robot for Large-Diameter Water Pipes / K-W. Jeon et al // Sensors. – 2024. – № 24(11). – P. 3470. <https://doi.org/10.3390/s24113470>.
4. Autonomous Navigation of In-Pipe Inspection Robot Using Contact Sensor Modules / H. Jang et al // in IEEE/ASME Transactions on Mechatronics. – 2022. – Vol. 27. – № 6. – P. 4665-4674. <https://doi.org/10.1109/TMECH.2022.3162192> <https://ieeexplore.ieee.org/document/9759493>.
5. Defect detection in pipe structures using stochastic resonance of Duffing oscillator and ultrasonic guided waves / Wu Jing et al // International Journal of Pressure Vessels and Piping. – 2020. – № 187. – P. 104168. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2016.05.012>.
6. Automatic Detection of Water Supply Pipe Defects Based on Underwater Image Enhancement and Improved YOLOX / Changwang Su et al // Journal of Construction Engineering and Management. – 2024. – № 150. – P. 04024134. <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-14919>.
7. Systematic Evaluation of Ultrasonic In-Line Inspection Techniques for Oil and Gas Pipeline Defects Based on Bibliometric Analysis / J. Huang et al // Sensors. – 2024. – № 24(9). – P. 2699. <https://doi.org/10.3390/s24092699>.

8. Experimental investigation for multi-defect detection of industrial pipeline based on passive infrared thermal imaging analysis: A case study /Zhou Gang et al // International Journal of Pressure Vessels and Piping. – 2023. – № 206. – P. 105058. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0308016123001758>.
9. A Rapid Screening Method for Suspected Defects in Steel Pipe Welds by Combining Correspondence Mechanism and Normalizing Flow / W. Cui et al // in IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2024. – Vol. 20, № 9. – P. 11171-11180. <https://doi.org/10.1109/TII.2024.3399934> <https://ieeexplore.ieee.org/document/10538047>
10. Mustafaev B. Enhancing Metal Surface Defect Recognition Through Image Patching and Synthetic Defect Generation / B. Mustafaev, S. Kim, E. Kim // in IEEE Access. – 2023. – Vol. 11. – P. 113339-113359. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3322734> <https://ieeexplore.ieee.org/document/10274090>.

### **Информация о финансировании**

*Данное исследование финансируется Комитетом науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (Грант № AP22685781).*

**П.М. Рахметова<sup>1</sup>, Д.Д. Даулетия<sup>2</sup>, А.Н. Ешмухаметов<sup>3\*</sup>**

<sup>1</sup>Satbayev University,

050000, Қазақстан Республикасы, Алматы қ., Сатпаева 22

<sup>2</sup>Astana IT University,

010000, Қазақстан Республикасы, Астана қ., Мәңгілік Ел даңғылы, 55/11

<sup>3</sup>Nazarbayev University,

Қазақстан Республикасы, Астана қ., Қабанбай батыр даңғылы, 53

\*e-mail: [azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz](mailto:azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz)

### **ҚҰБЫРДЫҢ ІШКІ АҚАУЛАРЫН АНЫҚТАУ ЖӘНЕ БАҚЫЛАУ ЖҮЙЕСІН ӨЗІРЛЕУ ЖӘНЕ ЗЕРТТЕУ**

*Құбырлардың тұтастығы мен қауіпсіздігі суды, мұнайды және газды тасымалдау үшін өте маңызды, бірақ дәстүрлі тексеру әдістері ресурстарды көп қажет етеді және ақауларды анықтауды кейінге қалдырады. Бұл жұмыстың мақсаты күрделі визуализация әдістері мен жасанды интеллект алгоритмдерін қолдана отырып, құбыр ішіндегі мәселелерді анықтауға, локализациялауға және жіктеуге қабілетті автономды роботтық жүйені құру болып табылады. Осы мақсатқа жету үшін мультимодальды дәлдікті арттыратын сенсорлар (жоғары ажыратымдылықтағы RGB камералары, ультрадыбыстық және инфракызыл сенсорлар) Санпу жиегі детекторы және DBSCAN кластерлеу алгоритмі сияқты деректерді өңдеу әдістерімен пайдаланылды. Зерттеу тәсілдеріне автономды навигацияға арналған модульдік робот платформасын құру, терең нейрондық желілерді үйрету үшін синтетикалық деректерді жасау және әртүрлі материалдар мен өлшемдегі құбыр желілерінде эксперименталды валидация кіреді. Эксперименттік нәтижелер жүйенің қолданыстағы тәсілдерден асып түсетінін көрсетеді, бұл оны профилактикалық қызмет көрсету, нормативтік талаптарға сәйкестік және құбыр қауіпсіздігін арттыру үшін құнды құрал етеді.*

**Түйін сөздер:** құбыр ішіндегі тексеру, ақауларды анықтау және классификациялау, жасанды интеллект, машиналық оқыту, кескінді өңдеу.

**P.M. Rakhmetova<sup>1</sup>, D.D. Dauletiya<sup>2</sup>, A.N. Yeshmukhametov<sup>3\*</sup>**

<sup>1</sup>Satbayev University,

050000, Republic of Kazakhstan, Almaty, Satpayev St. 22

<sup>2</sup>Astana IT University,

010000, Republic of Kazakhstan, Astana, Mangilik El avenue, 55/11

<sup>3</sup>Nazarbayev University,

010000, Republic of Kazakhstan, Astana, 53, Kabanbay batyr avenue

\*e-mail: [azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz](mailto:azamat.yeshmukhametov@nu.edu.kz)

### **DEVELOPMENT AND RESEARCH OF IN-PIPE DEFECTS DETECTION AND INSPECTION SYSTEM**

*Pipeline integrity and safety are critical for transporting water, oil and gas, but traditional inspection methods are resource-intensive and error-prone, delaying defect detection. The objective of this work is to create an autonomous robotic system capable of detecting, localizing and classifying problems inside a pipe using sophisticated imaging techniques and artificial intelligence algorithms. To achieve this goal, multimodal precision-enhancing sensors (high-resolution RGB cameras, ultrasonic and infrared sensors) with data processing methods such as the Canny edge detector and the DBSCAN clustering algorithm were used. The research approaches include the creation of a modular robotic platform for autonomous navigation, the*

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)

MPHTI: 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

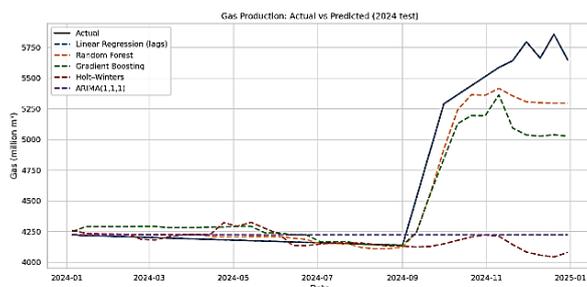


Рисунок 6 – Фактическая и прогнозная добыча газа на тестовом периоде (2024 год)

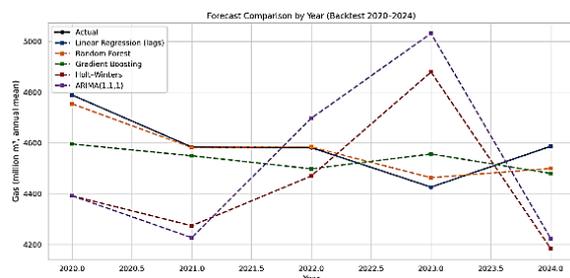


Рисунок 7 – Сравнение прогнозов по годам в ретроспективе (2020-2024 годы)

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>.