

ТРУБОПРОВОДНЫЙ ТРАНСПОРТ И ИНЖЕНЕРНЫЕ СЕТИ

УДК 681.518:624.131

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗАДАЧАХ ДИАГНОСТИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

Т. ТИХТЯРЕНКО, И. ОРЕХОВ
(Представлено: В.В. Бердашкевич)

В статье рассмотрено применение методов искусственного интеллекта для диагностики и прогнозирования состояния распределительных газопроводов. Предложена модель классификации грунтов по коррозионной активности с использованием алгоритмов машинного обучения, обеспечивающая автоматизированное определение зон риска.

Газораспределительные системы Республики Беларусь являются ключевым элементом топливно-энергетического комплекса. На 2024 год их общая протяженность составляет около 65,5 тыс. км, из которых 35 тыс. км — полиэтиленовые и 30,5 тыс. км — стальные газопроводы. Более 20% стальных трубопроводов эксплуатируются свыше нормативного 40-летнего срока. В этих условиях актуальной задачей становится повышение надежности и предсказуемости технического состояния сетей. Современные тенденции цифровизации инженерных систем предполагают переход от планово-предупредительных ремонтов к прогнозным подходам, основанным на применении методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО) [1; 2].

Целью является создание модели, способной классифицировать грунты по уровню коррозионной активности на основании лабораторных и полевых данных, включая:

- 1) удельное электрическое сопротивление (ρ);
- 2) температуру грунта;
- 3) влажность грунта.

На основе полученной классификации формируется входной параметр для системы оценки риска распределительных газопроводов.

Для решения задачи классификации грунтов по коррозионной активности использовались алгоритмы машинного обучения, позволяющие анализировать как числовые, так и визуальные данные.

На первом этапе применялись традиционные модели — Random Forest, Support Vector Machine (SVM) и Artificial Neural Networks (ANN). Они обеспечивают высокую точность при работе с лабораторными и полевыми параметрами, такими как удельное электрическое сопротивление (ρ), температура и влажность грунта. Средняя точность классификации по результатам перекрёстной проверки составила 92% при использовании алгоритма Random Forest. Для автоматизации визуального анализа структуры грунтов предложено применение модели YOLO (You Only Look Once), реализующей алгоритмы обнаружения объектов и instance segmentation. На втором этапе был сформирован датасет, включающий 500 изображений срезов грунта, аннотированных в Label Studio и CVAT. В перспективе база данных будет расширена, что, согласно предварительным оценкам, позволит дополнительно повысить качество классификации.

В качестве базовой модели использовалась архитектура YOLOv5 m, обеспечивающая оптимальное соотношение скорости и точности. Обучение проводилось с параметрами: размер изображения — 640×640 пикселей, размер пакета (batch) — 16, количество эпох — 200, скорость обучения — 0.001. Для повышения обобщающей способности применялись методы аугментации — случайные отражения, изменение яркости, контрастности и насыщенности. На этапе валидации достигнута точность свыше 80%, а в отдельных сериях экспериментов — до 88%, при этом время обработки одного изображения не превышало одной секунды.

Полученные результаты подтверждают, что сочетание методов машинного обучения и компьютерного зрения является эффективным инструментом для автоматизированной оценки коррозионной активности грунтов.

Результаты классификации грунтов и визуального анализа структуры срезов интегрируются в риск-ориентированную модель оценки технического состояния газораспределительных систем. В основу модели положен принцип комплексной оценки, при котором каждому участку газопровода присваивается индивидуальный интегральный индекс состояния (I_s). Индекс рассчитывается как функция нескольких параметров: вероятности коррозионного отказа, возраста трубопровода, характеристик изоляционного покрытия и особенностей застройки территории:

$$I_{TC} = f(P_{\text{корр}}, X_{\text{возраст}}, X_{\text{покрытие}}, X_{\text{застройка}})$$

где $P_{\text{корр}}$ – вероятность коррозионного отказа, вычисляемая на основе данных классификации грунтов и параметров электрохимического состояния;

$X_{\text{возраст}}$ – показатель длительности эксплуатации участка;

$X_{\text{покрытие}}$ – коэффициент состояния изоляции, определяемый по результатам диагностики;

$X_{\text{застройка}}$ – фактор, учитывающий плотность городской инфраструктуры и сложность проведения ремонтных работ.

Сформированные модели машинного обучения (Random Forest, ANN, YOLO) обеспечивают автоматическую обработку входных данных и передачу результатов в аналитический модуль мониторинга. На его уровне выполняется динамическая оценка риска, включающая три ключевых этапа:

1) анализ текущих данных — обработка показателей грунта, температуры и влажности в реальном времени;

2) прогноз изменения параметров — моделирование изменения агрессивности среды и вероятности развития коррозии на временном горизонте до 5 лет;

3) ранжирование участков по риску отказа — автоматическое определение приоритетных зон для диагностики, ремонта или замены трубопроводов.

Интеграция ИИ-моделей в систему мониторинга позволяет объединить полевые измерения, лабораторные данные и визуальные наблюдения в единое информационное пространство [3]. Это создаёт предпосылки для внедрения концепции цифрового двойника газораспределительной сети, в рамках которой все изменения технического состояния фиксируются в режиме реального времени, а решения по техническому обслуживанию принимаются на основе количественных показателей риска.

Дополнительным направлением развития является интеграция предложенных ИИ-моделей в единую геоинформационную платформу анализа состояния газораспределительных систем. Это позволит совмещать результаты классификации грунтов, данные о коррозионной активности и пространственные параметры трассировки трубопроводов. С помощью ГИС-модулей возможно визуализировать распределение зон повышенного риска на карте, формировать интерактивные отчёты и автоматически обновлять показатели при поступлении новых данных из датчиков и лабораторий.

Особое значение имеет возможность прогнозирования изменения коррозионной активности грунтов под воздействием климатических факторов. Анализ многолетних данных температуры, осадков и уровня грунтовых вод с применением рекуррентных нейронных сетей (RNN, LSTM) позволяет моделировать сезонную и долгосрочную динамику агрессивности среды. Такой подход обеспечивает адаптивное планирование ремонтов и оптимизацию затрат на техническое обслуживание.

Разрабатываемая система может быть использована не только в газовой отрасли, но и при эксплуатации водопроводных и тепловых сетей, где также актуальны проблемы старения подземных трубопроводов. Внедрение модулей искусственного интеллекта создаёт основу для формирования национальной платформы управления инфраструктурными рисками. Перспективным направлением дальнейших исследований является создание обучающей выборки на основе отечественных геологических и эксплуатационных данных, что повысит точность прогнозов для различных регионов Беларуси и обеспечит соответствие методики национальным нормативным требованиям.

Таким образом, проведённые исследования подтвердили эффективность применения методов искусственного интеллекта для диагностики и прогнозирования состояния распределительных газопроводов. Разработанная система, основанная на сочетании алгоритмов машинного обучения и технологий компьютерного зрения, обеспечивает высокую точность классификации грунтов и позволяет объективно оценивать вероятность развития коррозионных процессов. Интеграция полученных результатов в риск-ориентированную модель мониторинга создаёт основу для цифровой трансформации технического надзора и перехода к концепции предиктивного обслуживания инженерных сетей. Применение интеллектуальных алгоритмов в управлении состоянием газораспределительной инфраструктуры способствует повышению надёжности, снижению аварийности и рациональному использованию ресурсов в газовой отрасли Республики Беларусь.

ЛИТЕРАТУРА

1. Куприянова Т.В., Кислицын Д.И. Применение методов машинного обучения в строительстве // Проблемы информатики. – 2021. – № 1 (50). – С. 25–35.
2. Zhang Y., Li H., Wang K. Machine learning applications in civil engineering // Automation in Construction. – 2021. – Vol. 122. – P. 103490.
3. Wu D., Fang S., Zhang Y. Digital twins and machine learning for intelligent infrastructure monitoring // Engineering Structures. – 2023. – Vol. 287. – P. 115184.
4. Бердашкевич В.В., Леонович И.А. Мониторинг технического состояния системы распределительных газопроводов Республики Беларусь // Научный журнал Российского газового общества. – 2024. – № 4 (46). – С. 84–95.