

УДК 159.923.2:378.22-051

ДРАЙВЕРИ СИСТЕМИ ГАЗОПОСТАЧАННЯ ПРИ УМОВІ ВЗАЄМОДІЇ ЗІ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ

Шмідт В.П., аспірант
Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
volodymyrshmidt@gmail.com
Гораль Л.Т., д. е. н., проф.
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
liliana.goral@gmail.com

Сучасні газорозподільні системи є критичною інфраструктурою, від надійності якої залежить енергетична безпека країни та добробут населення. За даними Pipeline and Hazardous Materials Safety Administration (PHMSA), понад 43% значних інцидентів на газопроводах спричинені відмовою обладнання або матеріалів, що актуалізує пошук інноваційних підходів до підвищення ефективності управління газопостачанням [1]. В умовах цифрової трансформації енергетичного сектору штучний інтелект (ШІ) постає як перспективний інструмент для ідентифікації та аналізу факторів, що впливають на ефективність газорозподільних мереж. Ринок ШІ в нафтогазовій галузі у 2023 році оцінювався у 3,2 млрд доларів США з прогнозованим зростанням до 5,96 млрд до 2028 року [2], що свідчить про значний потенціал цих технологій.

Мета дослідження полягає у систематизації драйверів діяльності системи газопостачання (стимуляторів і дестимуляторів) та обґрунтуванні можливостей застосування технологій штучного інтелекту для їх моніторингу й технологічного управління.

Дослідження базується на системному аналізі наукових публікацій у галузі газопостачання та штучного інтелекту за період 2019-2025 років. Застосовано методи класифікації для групування факторів впливу на ефективність газорозподільних систем, порівняльний аналіз алгоритмів машинного навчання та синтез концептуальної моделі інтеграції ШІ в управління газовими мережами. Емпіричну базу становлять дані міжнародних організацій з безпеки трубопроводів та результати досліджень провідних енергетичних компаній.

На основі проведеного аналізу встановлено, що драйверу впливу на ефективність газопостачання доцільно класифікувати на дві групи: стимулятори (позитивні фактори) та дестимулятори (негативні фактори).

До ключових стимуляторів технологічної ефективності віднесено: точність прогнозування попиту на газ, що мінімізує дисбаланс у системі; швидкість виявлення та локалізації витоків; оптимізацію режимів тиску в мережі; превентивне технічне обслуговування обладнання; якість диспетчерського управління. Дослідження показують, що застосування нейронних мереж LSTM для прогнозування споживання газу дозволяє досягти похибки прогнозу менше 6% для добового навантаження [3]. Моделі CNN-LSTM та Stack-LSTM демонструють підвищену точність порівняно з традиційними методами прогнозування, що підтверджується метриками MSE та R-squared [4].

Серед дестимуляторів ефективності виокремлено: корозію трубопроводів та старіння інфраструктури; пошкодження при земляних роботах третіми особами; кіберзагрози для SCADA-систем; стохастичність попиту споживачів; екстремальні погодні умови. За даними PHMSA, корозія спричиняє близько 16% значних інцидентів на газопроводах, а механічні пошкодження – понад 37% аварій у зонах високої щільності населення [1]. Особливу загрозу становлять кібератаки, оскільки, системи газопостачання відносяться до об'єктів критичної інфраструктури, що залишається вразливою до зовнішнього втручання.

Технології штучного інтелекту здатні суттєво посилити дію стимуляторів та нівелювати вплив дестимуляторів. Алгоритми машинного навчання для виявлення витоків досягають точності 97-99% при використанні акустичних сенсорів та методів класифікації SVM, Random Forest, CNN [5]. Гібридні моделі DBN-GA-LSSVM забезпечують точність класифікації витоків до 99,69% [6]. Цифрові двійники газопроводів на основі Dynamic Mode Decomposition дозволяють прогнозувати режими роботи з похибкою менше 0,2 МПа та часом відгуку менше 2 секунд для 240-годинного горизонту [7].

Аналіз ризиків міських газопроводів із застосуванням геопросторових методів та ШІ демонструє важливість урахування темпоральних варіацій: рівень ризику суттєво відрізняється в денний та нічний періоди залежно від розподілу населення [8]. Предиктивна аналітика на базі нейронних мереж дозволяє оптимізувати графіки технічного обслуговування, скорочуючи простої обладнання та витрати на ремонт.

Проведене дослідження дозволило систематизувати драйвери технологічної ефективності діяльності систем газопостачання, а також обґрунтувати потенціал технологій штучного інтелекту для управління цими факторами. Встановлено, що ключовими напрямками інжекції ШІ є прогнозування попиту на газ за допомогою рекурентних нейронних мереж (LSTM, GRU); виявлення аномалій та витоків із застосуванням методів класифікації; оптимізація режимів роботи через алгоритми глибокого навчання з підкріпленням; створення цифрових двійників для моделювання та прогнозування станів системи. Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробкою адаптивних моделей, що враховують специфіку української газотранспортної інфраструктури та інтегруються з існуючими системами диспетчерського управління.

Література:

1. U.S. Government Accountability Office. (2024). *Gas Pipeline Safety: Better Data and Planning Would Improve Implementation of Regulatory Changes* (GAO-24-106690). <https://www.gao.gov/products/gao-24-106690>
2. Apptunix. (2024). *Artificial Intelligence (AI) in Oil and Gas: Benefit and Use Cases*. <https://www.apptunix.com/blog/artificial-intelligence-in-oil-and-gas-benefit-and-use-cases/>
3. Wang, H., et al. (2025). *Natural Gas Consumption Forecasting Model Based on Feature Optimization and Incremental Long Short-Term Memory*. *Sensors*, 25(10), 3079. <https://doi.org/10.3390/s25103079>
4. Hammad, M.A., Jereb, B., & Oleiwi, M.H. (2023). *Deep Learning Models for Natural Gas Demand Forecasting: A Comparative Study of MLP, CNN, and LSTM*. *Petroleum and Coal*, 75(1). <https://www.researchgate.net/publication/371921693>
5. Ullah, N., Ahmed, Z., & Kim, J.-M. (2023). *Pipeline leakage detection using acoustic emission and machine learning algorithms*. *Sensors*, 23(6), 3226. <https://doi.org/10.3390/s23063226>
6. Siddique, M.F., et al. (2024). *Pipeline leak detection: A comprehensive deep learning model using CWT image analysis and an optimized DBN-GA-LSSVM framework*. *Sensors*, 24(12), 4009. <https://doi.org/10.3390/s24124009>
7. Koo, B., Chang, S., & Kwon, H. (2023). *Digital twin for natural gas infrastructure operation and management via streaming dynamic mode decomposition with control*. *Energy*, 278, 127693. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127693>
8. Rahimi, F., Sadeghi-Niaraki, A., Ghodousi, M., et al. (2024). *Temporal dynamics of urban gas pipeline risks*. *Scientific Reports*, 14, 5509. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56136-9>