

## ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ОЧИЩЕННЯ СТІЧНИХ ВОД ЧЕРЕЗ ВПРОВАДЖЕННЯ ШІ-СИСТЕМ

Грицуляк Г. М., Коцюбинський А. О., Линник Д. О.,  
Качала С. В., Лопушняк В. І.

Івано-Франківський національний університет нафти і газу

Якість водних ресурсів стрімко погіршується внаслідок антропогенного навантаження, ключовим чинником якого є скидання неочищених або недостатньо очищених стоків. У зв'язку з цим постає нагальна потреба у вдосконаленні роботи каналізаційних очисних споруд для мінімізації негативного впливу побутових та промислових стічних вод на водні екосистеми. Інтеграція технологій штучного інтелекту та алгоритмів машинного навчання у системи управління КОС відкриває можливості для прогнозного моделювання ефективності очищення, що сприяє налаштуванню оптимальних технологічних режимів та підвищенню загальної продуктивності станцій. Крім того, використання нейромережевих систем для інтерпретації інформації з автоматизованих систем моніторингу забезпечує швидку обробку великих масивів даних, що підвищує

оперативність та обґрунтованість управлінських рішень в експлуатації очисних споруд.

Проведено порівняльний аналіз ефективності традиційних та інтелектуальних методів управління, який продемонстрував суттєве підвищення якості очищення стічних вод та зниження операційних витрат при використанні системи на базі штучного інтелекту. Розроблено технологічну схему інтелектуального управління процесами водоочищення, яка забезпечує збір та аналіз даних у режимі реального часу з можливістю прогнозування навантажень та адаптації до різних умов експлуатації. Створено віртуальну модель малої каналізаційно-очисної споруди з інтегрованою системою штучного інтелекту.

**Ключові слова:** водні ресурси, забруднення, стічні води, система водоочищення, каналізаційно-очисні станції, штучний інтелект.

# IMPROVING THE QUALITY OF WASTEWATER TREATMENT THROUGH THE IMPLEMENTATION OF AI SYSTEMS

Hrytsulyak G. M., Kotsyubynsky A. O., Lynnyk D. O.,  
Kachala S. V., Lopushniak V. I.  
Ivano-Frankivsk National University of Oil and Gas

The quality of water resources is rapidly deteriorating due to anthropogenic pressure, the key factor of which is the discharge of untreated or insufficiently treated wastewater. In this regard, there is an urgent need to improve the operation of sewage treatment plants to minimize the negative impact of domestic and industrial wastewater on aquatic ecosystems. The integration of artificial intelligence technologies and machine learning algorithms into wastewater treatment plant management systems opens up opportunities for predictive modeling of treatment efficiency, which contributes to the optimization of technological modes and increases the overall productivity of the plants. In addition, the use of neural network systems to interpret information from automated monitoring systems enables rapid processing of large data sets, which increases the efficiency and soundness of management decisions in the operation of treatment facilities.

A comparative analysis of the effectiveness of traditional and intelligent management methods was conducted, which demonstrated a significant improvement in wastewater treatment quality and a reduction in operating costs when using an artificial intelligence-based system. A technological scheme for intelligent management of water treatment processes has been developed, which provides real-time data collection and analysis with the ability to predict loads and adapt to different operating conditions. A virtual model of a small sewage treatment plant with an integrated artificial intelligence system has been created.

**Keywords:** water resources, pollution, wastewater, water treatment system, sewage treatment plants, artificial intelligence.

## Постановка проблеми

Щорічне збільшення споживання води первинним, вторинним та третинним секторами економіки супроводжується відповідним зростанням кількості стічних вод на фоні інтенсифікації водозабору. Скидання стічних вод у поверхневі водні об'єкти відбувається як у очищеному, так і у не очищеному вигляді. У сучасних умовах очищення стічних вод набуває статусу першочергової необхідності. Побутові стічні води безпосередньо потрапляють на каналізаційно-очисні станції для подальшої обробки. Для промислових стічних вод критично важливим аспектом є попереднє очищення на очисних спорудах підприємств, що дозволяє видалити специфічні забруднювачі. Видалення токсичних речовин зі стічних вод реалізується через застосування різноманітних технологій очищення. Подальший розвиток галузі водоочистки пов'язаний із впровадженням штучного інтелекту для оптимізації процесів на КОС, що забезпечує підвищення ефективності водоочистки.

## Аналіз останніх досліджень і публікацій

У сучасних умовах очищення стічних вод набуває статусу першочергової необхідності. Комунально-побутові стічні води безпосередньо надходять на каналізаційно-очисні станції для подальшої обробки, тоді як для промислових стічних вод критично важливим є проведення попереднього очищення на локальних очисних спорудах підприємств з метою видалення специфічних забруднювачів. Видалення токсичних

речовин зі стічних вод реалізується через застосування комплексу технологій очищення, що охоплюють механічні методи (фільтрацію та флокацію), фізичні методи (фільтрацію та аерацію), біологічні методи (аеробну та анаеробну обробку) та хімічні методи (дезінфекцію, нейтралізацію та коагуляцію) [8,9,10]. Застосування різноманітних методів очищення забезпечує зниження концентрації забруднюючих речовин у воді та усунення завислих твердих речовин, які після осадження здатні забруднювати водні об'єкти та створювати перешкоди для руху води у каналізаційних системах. Також досягається зменшення вмісту біорозкладних органічних речовин, кількісна оцінка яких здійснюється через показник біологічного споживання кисню (БСК) [11]. Процеси управління та контролю за очищенням стічних вод на КОС характеризуються значною складністю та високими ресурсними витратами. Аналіз основних хімічних показників якості стічних вод – біологічного споживання кисню, хімічного споживання кисню, аміачного азоту, загального азоту та загального фосфору – вимагає значних часових та трудових затрат. Трудомісткість аналітичних процедур значно ускладнює можливість ефективного прогнозування стану каналізаційних систем [1,2].

Інтеграція штучного інтелекту у процеси водоочистки визначає наступний етап еволюції галузі, забезпечуючи комплексну оптимізацію функціонування каналізаційно-очисних станцій. Технології штучного інтелекту на КОС знаходять практичне застосування у широкому спектрі напрямків: від автоматизації технологічних процесів та організації ефективного обслуговування обладнання через аналітичні системи до впровадження постійного моніторингу якості води та оптимізації енергоспоживання, а також включають створення цифрових двійників очисних споруд, реалізацію прогнозних моделей роботи системи та забезпечення комплексного аналізу даних із подальшим формуванням звітної документації [3].

Різнманітні методи штучного інтелекту знаходять активне застосування у галузі очищення стічних вод для вирішення завдань розпізнавання забруднювачів, оптимізації технологічних режимів та забезпечення раціонального обслуговування устаткування. До поширених методик

відносять метод опорних векторів (SVM), дерева рішень, штучні нейронні мережі, алгоритм випадкового лісу та технології глибокого навчання. Експериментальні дані свідчать про найвищу прогностичну точність штучних нейронних мереж ( $R = 0,9958$ ), мереж довгої короткострокової пам'яті LSTM ( $R = 0,9939$ ) та методу опорних векторів ( $R = 0,9957$ ), які значно випереджають інші підходи за показниками точності прогнозування та моделювання водоочисних процесів [4,7].

Підхід глибокого навчання у сфері водоочищення, заснований на об'єднанні багатоджерельних даних.

Дослідження продемонструвало високу прогностичну ефективність алгоритмів глибокого навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN), мереж довгої короткострокової пам'яті (LSTM) та керованих рекурентних блоків (GRU). Особливо відзначилася архітектура GRU, яка показала найкращі результати у прогнозуванні хімічних параметрів якості води та характеризується прискореним процесом навчання порівняно з іншими методами. Глибоке навчання у поєднанні з інтернетом речей та м'яким зондування утворюють ефективну систему контролю та управління [5, 6].

### **Визначення цілей статті (постановка завдання)**

Метою дослідження є розробка та впровадження інтелектуальної системи оптимізації процесів водоочищення на каналізаційно-очисних спорудах на основі алгоритму Random Forest для підвищення ефективності очищення стічних вод та зниження операційних витрат.

### **Виклад основного матеріалу дослідження**

Для вивчення функціонування КОС з оптимізацією процесів водоочищення на основі методів штучного інтелекту було створено віртуальну модель малої КОС. Для створення моделі використано комбінований підхід з кількох методів штучного інтелекту: Random Forest як основний алгоритм для прогнозування, LSTM (Long Short-Term Memory) для часових залежностей, One-Class SVM для виявлення аномалій, Q-Learning для адаптивного управління. Основою та джере-

Таблиця 1

## Модуль прогнозування

Вхідні дані	Модель	Прогноз	Горизонт
Історичні витрати	LSTM + RF	Добові піки	24 години
Календарні дані	Prophet	Сезонність	7 днів
Метеорологічні дані	XGBoost	Дощові навантаження	48 годин
Міські події	Регресійна модель	Туристичні піки	72 години

\*Джерело: розроблено авторами

лом вихідних даних для віртуальної КОС, таких як: навантаження, потужність, очисні процеси, специфіка сезонності було обрано малу КОС з потужністю 145,000 м<sup>3</sup> на добу. Станція здійснює повне біологічне очищення господарсько-побутових стічних вод та включає комплекс основних споруд: приймальну камеру, пісколовки, первинні відстійники, аеротенки, вторинні відстійники, контактні резервуари, мулові майданчики та повіт-родувні станції. Для КОС такої потужності та комплектації Random Forest є найкращим підходом для III оптимізації.

Random Forest представляє собою ансамбл-алгоритм машинного навчання, що поєднує множину дерев рішень для створення більш точної та стабільної моделі прогнозування.

Алгоритм базується на принципі колективного прийняття рішень, де кожне дерево в лісі навчається на випадковій підвибірці тренувальних даних через bootstrap sampling та використовує тільки випадково обрану підмножину ознак у кожному вузлі дерева.

Загальна структура ансамблю описується формулою 1:

$$\hat{y} = (1/B) \times \sum_{b=1}^B T_b(x) \quad (1)$$

де  $B$  – кількість дерев у лісі,

$T_b(x)$  – прогноз  $b$ -го дерева для входу  $x$ ,

$\hat{y}$  – фінальний прогноз ансамблю.

Оптимізовано КОС складається з основних блоків очисних споруд з накладеною мережею датчиків та контролерів, що забезпечують збір

даних в режимі реального часу від усіх технологічних процесів. Система штучного інтелекту отримує інформацію про параметри роботи кожної споруди та надає конкретні рекомендації для оптимізації процесів очищення, створюючи замкнений цикл інтелектуального управління від збору даних до прийняття рішень.

Цей подвійний рівень випадковості значно зменшує перенавчання та покращує узагальнюючу здатність моделі, а автоматичне обчислення важливості ознак та оцінки надійності прогнозів через out-of-bag помилку робить Random Forest одним з найпрактичніших алгоритмів для реальних завдань управління технологічними процесами. Запропонована система демонструє високу адаптивність до сезонних змін та різних типів стоків через автоматичне налаштування параметрів управління відповідно до поточних умов експлуатації. У таблиці 1 відображено моделі закладені у модуль прогнозування.

Взимку Random Forest автоматично збільшує час утримання, підвищує інтенсивність аерації та корегує вік активного мулу для компенсації зниженої біологічної активності при низьких температурах. Влітку система оптимізується під високі температури та активно управляє процесом денітрифікації для підтримання якості очищення.

Під час дощових періодів система адаптується до розбавлених стоків та попереджає можливі переливи через прогнозування гідравлічних навантажень. Для різних типів стоків система також змінює стратегію управління: для комунально-побутових вод акцент робиться на стабільність біопроцесів, для промислових домішок

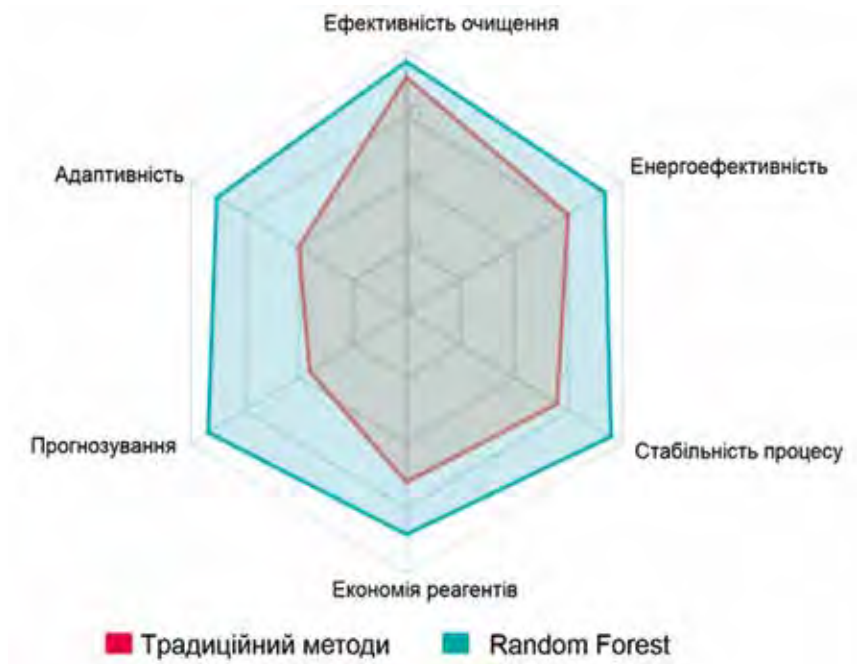


Рисунок 1. Багатокритеріальне порівняння методів

\*Джерело: розроблено авторами

забезпечується швидка реакція на токсичні речовини, а для зливових вод здійснюється ефективне управління гідравлічними піками.

Багатокритеріальне порівняння методів управління (Рис.1) у вигляді радарної діаграми демонструє суттєві переваги Random Forest системи над традиційними методами управління за шістьма ключовими критеріями.

Система показує значно вищі показники в ефективності очищення (традиційний 90% проти 96% у Random Forest), енергоефективності (75% проти 92%), стабільності процесу (70% проти 95%), економії реагентів (65% проти 85%), можливостях прогнозування (45% проти 92%) та адаптивності до умов (50% проти 88%). Особливо вражає різниця в можливостях прогнозування,

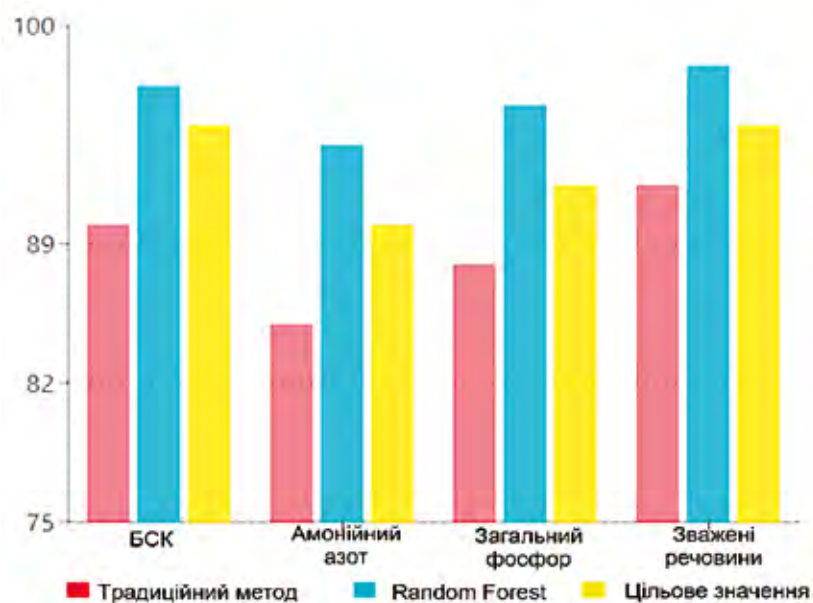


Рисунок 2. Ефективність очищення за параметрами

\*Джерело: розроблено авторами

де Random Forest демонструє більш ніж подвійну перевагу, що є критично важливим для превентивного управління складними технологічними процесами.

На рисунку 2 наведено результати аналізу ефективності очищення за ключовими параметрами. Діаграми показує послідовні покращення Random Forest системи порівняно з традиційними методами управління по всіх контрольованих показниках якості води. Для БСК очищення ефективність зростає з 90% до 97%, для азоту амонійного з 85% до 94%, для загального фосфору з 88% до 96%, а для завислих речовин з 92% до 98%. Всі ці показники перевищують цільові значення та відповідають найсуворішим європейським стандартам якості очищення стічних вод, що підтверджує високу ефективність запропонованого підходу для практичного застосування на реальних об'єктах водоочищення.

Впровадження Random Forest системи на малій КОС призведе до кардинальних технологічних покращень у всіх аспектах роботи очисної споруди. Стабілізація БСК з поточних 12-15 мг/л до прогнозованих 6-8 мг/л означає не просто покращення якості очищення, а перехід до стабільного дотримання най-суворіших екологічних стандартів. Підвищення загальної ефективності очищення з 92% до 96-97% та зменшення варіабельності процесу в 2,5-3 рази створить умови для надійної та передбачуваної роботи КОС навіть в умовах змінних навантажень. Попередження аварійних ситуацій на 70-85% кардинально змінить характер експлуатації споруди, переводячи її з режиму постійного реагування на проблеми в режим планової профілактичної роботи.

### **Висновки та перспективи подальших досліджень**

Отже, якісна очистка стічних води є ключовим кроком для збереження водних ресурсів та уникнення ризику отруєння споживачів. Підбір оптимальної технологічної схеми та методик очистки відіграє вирішальну роль у процесі очищення стоків. Прогнозування та контроль за станом стічних вод на очисних сподах є основою для прийняття управлінських рішень у сфері водоочищення. Впровадження системи на базі Random Forest демонструє економію операційних витрат

на рівні 20-30% за умови одночасного зростання ефективності очищення на 15-25% та стабільного дотримання екологічних стандартів, що формує оптимальний баланс між економічною вигодою та екологічною безпекою. Інтеграція інтелектуальної системи управління прогнозовано підвищить продуктивність малих КОС завдяки превентивному характеру роботи, що включає прогнозування потенційних проблем, постійну автоматичну оптимізацію ресурсів, самостійну адаптацію до змінних експлуатаційних умов та здатність до самонавчання на основі операційного досвіду. Подібне впровадження означає трансформаційний перехід від традиційних підходів до якісно нового рівня управління водоочисними технологіями, що поєднує високі екологічні стандарти з економічною ефективністю.

### **Список використаної літератури**

1. Jiang, Y., Li, C., Sun, L., Guo, D., Zhang, Y., & Wang, W. (2021). A deep learning algorithm for multi-source data fusion to predict water quality of urban sewer networks. *Journal of Cleaner Production*, 318, 128533. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128533>
2. Martínez, R., Vela, N., el Aatik, A., Murray, E., Roche, P., & Navarro, J. M. (2020). On the Use of an IoT Integrated System for Water Quality Monitoring and Management in Wastewater Treatment Plants. *Water*, 12(4), 1096. <https://doi.org/10.3390/w12041096>
3. Lau, B. P. L., Marakkalage, S. H., Zhou, Y., Hassan, N. U., Yuen, C., Zhang, M., & Tan, U. X. (2019). A survey of data fusion in smart city applications. *Information Fusion*, 52, 357-374.
4. Narayanan, D., Bhat, M., Paul, N. S., Khatri, N., & Saroliya, A. (2024). Artificial intelligence driven advances in wastewater treatment: Evaluating techniques for sustainability and efficacy in global facilities. *Desalination and Water Treatment*, 320, 100618. <https://doi.org/10.1016/j.dwt.2024.100618>
5. Wang, G., Jia, Q.S., Zhou, M. et al. Artificial neural networks for water quality soft-sensing in wastewater treatment: a review. *Artif Intell Rev* 55, 565–587 (2022). <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10038-8>
6. Miao, S., Zhou, C., AlQahtani, S. A., Alrashoud, M., Ghoneim, A., & Lv, Z. (2021). Applying

machine learning in intelligent sewage treatment: A case study of chemical plant in sustainable cities. *Sustainable Cities and Society*, 72, 103009. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103009>

7. Bo, Y. C., & Zhang, X. (2018). Online adaptive dynamic programming based on echo state networks for dissolved oxygen control. *Applied Soft Computing*, 62, 830-839. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.09.015>

8. Afolalu, S. A., Ikumapayi, O. M., Ogedengbe, T. S., Kazeem, R. A., & Ogundipe, A. T. (2022). Waste pollution, wastewater and effluent treatment methods—an overview. *Materials Today: Proceedings*, 62, 3282-3288. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.04.231>

9. Lynnyk, D. O., Hrytsuliak, H. M., Kotsyubynsky, A. O., Marych, T. M., & Bodnarchuk, O. V. (2025, April). Assessment of Water Quality Indicators on the Territory of the Oil Products Storage Base.

In 18th International Conference Monitoring of Geological Processes and Ecological Condition of the Environment (Vol. 2025, No. 1, pp. 1-5). European Association of Geoscientists & Engineer [doi.org/10.3997/2214-4609.2025510139](https://doi.org/10.3997/2214-4609.2025510139)

10. Wu, H., Gai, Z., Guo, Y., Li, Y., Hao, Y., and Lu, Z. N. (2020). Does Environmental Pollution Inhibit Urbanization in China? A New Perspective through Residents' Medical and Health Costs. *Environ. Res.* 182 (Mar.), 109128–109128.9. [doi:10.1016/j.envres.2020.109128](https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.109128)

11. S. Gopikumar, J. Rajesh Banu, Y. Harold Robinson, S. Raja, S. Vimal, Danilo Pelusi & M Kaliappan. (2023) Geo Spatial Based Real Time Monitoring on Eutrophic Evaluation of Porunai River Basin for Pollution Risk Assessment. *European Journal of Remote Sensing* 56:1. <https://doi.org/10.1080/23311916.2020.1723782>

---

---