




УДК 502.131.1:911.375.1

doi: 10.25128/2078-2357.25.4.11

Г. Б. ГУМЕНЮК , Б. Б. СОКІЛ , Р. М. ДУХ 

Тернопільський національний педагогічний університет імені Володимира Гнатюка

вул. М. Кривоноса, 2, Тернопіль, 46027

E-mail: gumenjuk@chem-bio.com.ua

ЯКІСТЬ ВОДНИХ РЕСУРСІВ У СИСТЕМІ ІНДИКАТОРІВ СТАЛОГО РОЗВИТКУ: МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ

У публікації розглядаються сучасні методи оцінки та управління якістю поверхневих вод з акцентом на інтеграцію сенсорних технологій та методів машинного навчання. Зростання населення, урбанізація та зміни клімату підвищують тиск на водні ресурси і роблять ефективне управління ними глобальною проблемою. У статті підкреслено, що традиційні методи моніторингу води мають обмежену ефективність через трудомісткість, високу вартість та нестачу оперативних даних. Для подолання цих обмежень пропонується використання датчиків реального часу, автоматизованих систем збору даних та сучасних методів машинного навчання. Зокрема, розглянуто застосування штучних нейронних мереж (ANN), адаптивних нейронно-нечітких систем (ANFIS), регресії опорних векторів (SVR), дерев рішень, алгоритмів k-найближчих сусідів та методів глибокого навчання. Гібридні моделі, що поєднують штучний інтелект із природними оптимізаційними алгоритмами, дозволяють підвищити точність прогнозування якості води та ефективність управління водними ресурсами. Особлива увага приділяється моделюванню динаміки водних систем та інтегрованим інтелектуальним системам підтримки прийняття рішень. Такі системи забезпечують оцінку впливу змін клімату, антропогенних факторів та екстремальних погодних явищ на якість води, оптимізують процеси очищення, планування та реагування на кризові ситуації, а також сприяють прозорості та підзвітності прийняття рішень.

Досягнення Цілі сталого розвитку 6 «Забезпечити доступність та сталий менеджмент водних ресурсів і санітарії для всіх» є ключовим елементом глобальної стратегії забезпечення водної безпеки та сталого доступу до чистої води. Розробка адаптивних моделей та систем на основі штучного інтелекту сприяє підвищенню ефективності управління водними ресурсами та реалізації комплексного підходу до сталого розвитку.

Ключові слова: якість води, штучний інтелект, машинне навчання, моделювання, гібридні моделі, інтелектуальна система підтримки рішень, Цілі сталого розвитку, управління водними ресурсами.

Вода займає понад 70 % поверхні Землі, проте лише 3 % з неї – це прісна вода, і з неї дві третини утримуються у вигляді льодовиків, крижаних шапок та вічної мерзлоти або поховані глибоко під землею. Іншим джерелом прісної води є поверхневі води у вигляді річок, озер, дамб та струмків. Зі зростанням населення потреба в чистій воді та її заборі для життєзабезпечення посилилася, і тому доступ до неї та її збереження стали нагальним питанням. Для вирішення цієї проблеми Цілі сталого розвитку (ЦСР), прийняті як Порядок денний Організації Об'єднаних Націй (ООН) на період до 2030 року, є ЦСР 6 (одна з 17 глобальних цілей) «забезпечити доступність та стале управління водними ресурсами та санітарією для всіх до 2030 року». Було виявлено кілька недоліків традиційного методу моніторингу якості води: трудомісткість та вартість є основними перешкодами щодо відбору її проб через високі експлуатаційні витрати та обмежені ресурси. Проблеми, пов'язані з цими даними, полягають у тому, що вони розріджені як у просторі, так і в часі, і часто не надаються в



©2025 Г. Б. Гуменюк та співавт. Стаття відкрита для доступу та розповсюджується на умовах ліцензії [Creative Commons Attribution 4.0 License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), яка дозволяє необмежене використання, розповсюдження та відтворення на будь-якому носії за умови належного цитування оригінальної роботи.

режимі реального часу, що створює серйозну проблему для управління якістю води. Однак поточні проблеми можна вирішити за допомогою сучасних датчиків та нових розробок у машинному навчанні [19].

Якість води ілюструє фізичний, хімічний та біологічний стан водних об'єктів, прагнучи виявити та вирішити проблеми за допомогою комплексного підходу, адаптованого до конкретних потреб [9]. Критерії якості води, орієнтовані на здоров'я людини, визначають допустимі показники її безпечності з урахуванням усіх можливих шляхів впливу. До них належать споживання питної води, а також контакт із поверхневими водами під час побутового чи рекреаційного використання. [2]. Оскільки на якість води впливають як місцеві, так і глобальні процеси [2, 28], регулювання та управління якістю води вважається всесвітньою проблемою [7, 8]. Згідно зі звітом Всесвітнього економічного форуму (ВЕФ), водна криза, яка включає проблеми якості води, вважається однією з десяти найбільших глобальних криз [33]. Трансформація екстремальних погодних явищ створює нестаціонарну проблему [23], що ускладнює прогнозування майбутнього, оскільки кліматичні фактори тісно пов'язані з погіршенням якості води [6, 14, 32]. Крім того, на проектування, експлуатацію та обслуговування процесів очищення питної води можуть впливати фізичні, хімічні та біологічні фактори, що, відповідно, впливає на правила очищення води, дозування дезінфікуючих засобів та утворення їх побічних продуктів [27]. Аналіз часових рядів гідрохімічних та гідрофізичних показників у водних екосистемах має вирішальне значення для виявлення закономірностей їхніх змін, зокрема сезонних коливань. Точність таких аналізів значною мірою залежить від коректного визначення та врахування факторів, що впливають на якість води [18, 23]. Забруднювачі з різних джерел, таких як атмосферні опади та стік, також залежать від сезонних коливань [25].

Система сталого управління водними ресурсами складається з етапів планування, проектування, застосування та контролю, які ретельно враховують взаємозв'язок між різними фазами плану управління якістю води [3]. Ефективне управління навколишнім середовищем та планування значною мірою залежать від належного управління водними ресурсами, включаючи їх розподіл та використання для оцінки впливу на навколишнє середовище [20, 21]. Зміна клімату, зростання населення та урбанізація призводять до збільшення попиту на воду, що вимагає застосування сучасних технологій для ефективного управління водними ресурсами [22]. Традиційне управління ними часто спирається на встановлені технічні підходи [11]. Однак, методи штучного інтелекту пропонують динамічні можливості для гнучкості, моделювання та прогнозування якості води та попиту [34]. Отже, розробка інтелектуальної системи підтримки рішень, яка включає штучний інтелект для моніторингу та моделювання якості води, є особливо важливою. Інтерактивна комп'ютерна система інтелектуальної підтримки рішень може керувати користувачами прозорим та систематичним чином, сприяючи прийняттю рішень, ведучи детальний облік етапів прийняття рішень. Ведення обліку служить для забезпечення прозорості та підзвітності, дозволяючи тим, хто бере участь у процесі прийняття рішень, зрозуміти обґрунтування рішень, а іншим, хто не бере безпосередньої участі, дозволити визнати логіку, що лежить в основі цих рішень [3]. Інтелектуальна система підтримки рішень повинна бути ретельно розроблена та ефективно взаємодіяти між процесами; враховувати причинно-наслідкові зв'язки, явища, пов'язані з проблемою прийняття рішень, та інші відповідні показники. Система повинна бути здатною сприяти взаємодії між кінцевими користувачами та експертами в галузі [10, 13]. Потенціал машинного навчання в управлінні якістю води, особливо в критеріях прийняття рішень, був добре продемонстрований [31]. Точні прогнози гідрологічних змінних та якості води за допомогою штучного інтелекту можуть забезпечити більш ефективний моніторинг та використання водних ресурсів. Крім того, органи управління водними ресурсами можуть адаптувати довгострокові плани технічного обслуговування та експлуатації, розробляти ефективні стратегії реагування на екстремальні події та посилювати зусилля з моніторингу якості води. Для задоволення потреби в адаптивності, спричиненої кліматичними коливаннями, стандартизоване технічне керівництво може забезпечити найкраще рішення.

Нещодавно машинне навчання стало інноваційним підходом до усунення обмежень традиційних статистичних методів, що використовують для дослідження складних екологічних

умов та прогнозування якості води [5, 16]. Серед цих методів штучні нейронні мережі широко використовуються для прогнозування якості води завдяки своїй простій структурі, сильним лінійним можливостям та здатності до апроксимації неперервної функції [15]. Інші алгоритми машинного навчання, зокрема дерево рішень, метод k-найближчих сусідів, регресія опорних векторів та випадковий ліс, також демонструють високу прогностичну точність навіть за використання відносно невеликої кількості вхідних параметрів [1]. Крім того, сучасні методи глибокого навчання, зокрема моделі довгої короткострокової пам'яті, характеризуються ще вищою прогностичною здатністю, порівнюючи з традиційними підходами моделювання [17].

Тіаша та ін. [30] провели комплексний огляд різних моделей штучного інтелекту, впроваджених для моделювання якості води в річках, охоплюючи дослідження, здійснені протягом останніх двох десятиліть, з 2000 по 2020 рік. В огляді у першу чергу розглядалися моделі машинного навчання, що враховують різні типи вхідних та вихідних даних як параметри якості води в річках. Розглянуті моделі включали штучну нейронну мережу (ANN), адаптивну нейронну нечітку систему висновків та машину опорних векторів разом з їх гібридними формами. В іншому огляді, пов'язаному з цим дослідженням [26], було переглянуто як окремі, так і гібридні моделі в контексті моделювання якості води в річкових водах. У цьому огляді також було запроваджено більш технічний підхід до попередньої обробки даних, який включав розділення та нормалізацію даних. Чанг та ін. [4] розробили модель машинного навчання під назвою платформа інтеграції гідроінформатики для онлайн-прогнозування повеней та глибини затоплення у регіональних районах. Модель складається з п'яти компонентів, включаючи доступ до даних, інтеграцію даних, управління послугами, функціональну підсистему та додатки для кінцевих користувачів. Карти Google були інтегровані в платформу для покращення передових систем прогнозування та оповіщення про повені.

Модгіл та ін. [24] започаткували каскадний моделювальний підхід для довгострокової стійкості водних ресурсів в умовах зміни клімату. Аналіз висвітлив поточні сценарії управління зрошуваним землеробством щодо майбутньої доцільності системи. Результати показали, що поточні стратегії управління водними ресурсами слід переглянути з урахуванням зміни клімату та її впливу.

Джадхав та Пінгль [12] розробили автоматичну модель прогнозування якості води, використовуючи температуру, рН та каламутність як ключові параметри якості води. Структура моделі складалася з базової станції, датчиків, системи сервера моніторингу та мікроконтролера. Дані збирали з базової станції за допомогою системи моніторингу глобальної системи мобільного зв'язку.

У дослідженні Саярі та ін. [29] було застосовано п'ять поширених моделей штучного інтелекту, зокрема штучну нейронну мережу (ANN), адаптивну нейронно-нечітку систему виведення (ANFIS), регресію опорних векторів (SVR), багатовимірну лінійну регресію (MLR) та груповий метод обробки даних (GMDH), а також їх інтеграцію з природним оптимізаційним алгоритмом Firefly (FA) для прогнозування інфільтрації води в системі зрошення. Для оцінювання ефективності моделей було використано п'ять показників точності: середньоквадратичну помилку (RMSE), середню абсолютну похибку (MAE), коефіцієнт детермінації (R^2), коефіцієнт ефективності Неша–Саткліффа (NSE) та індекс узгодженості (IA). Отримані результати свідчать, що моделі, забезпечують найвищу точність прогнозування і можуть бути використані як ефективний інструмент для моделювання складних процесів інфільтрації води.

Юань та ін. [35] запропонували інтегровану систему оцінювання кліматичних умов і якості води, яка дозволяє аналізувати вплив кліматичних змін і антропогенної діяльності на динаміку якості водних ресурсів у басейні річки Міньцзян (Китай). Зв'язок між зміною клімату та якістю води інтерпретувався за допомогою коефіцієнтів реакції клімату та якості води. Динаміку якості води у взаємозв'язку з різними кліматичними чинниками досліджували протягом десятирічного періоду. Це забезпечило основу для кількісного аналізу факторів, що впливають на якість води, для підвищення ефективності управління якістю води.

Сян та ін. [34] запропонували адаптивне інтелектуальне динамічне планування водних ресурсів для покращення сталого управління водними ресурсами міст. Ця система

використовує адаптивний інтелектуальний підхід, який є спеціалізованою підмножиною штучного інтелекту та здатний вирішувати складності та невизначеності, пов'язані з управлінням водними ресурсами. Для оптимізації методів екологічного планування та управління було використано процес прийняття рішень Маркова. Модель сприяє розробці стратегій сталого управління водними ресурсами, які ефективно балансують постачання та попит на воду, мінімізуючи вплив на навколишнє середовище.

Висновки

Водна безпека має бути однією з найважливіших цілей, яких потрібно досягти до 2030 року. Збереження та сталий доступ до чистої води має першорядне значення для виживання людства на планеті. Однак існує багато викликів та перешкод, які необхідно подолати для досягнення Цілі сталого розвитку 6 та реалізації права на чисту та доступну воду для кожного організму на землі.

Прісна вода є обмеженим ресурсом, а зростання населення та зміни клімату загострюють проблему її доступності та якості. Традиційні методи моніторингу поверхневих вод мають обмежену ефективність через трудомісткість, високі витрати та нестачу оперативних даних. Сучасні технології, включно з датчиками та методами машинного та глибокого навчання, дозволяють підвищити точність прогнозування та ефективність управління водними ресурсами. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень забезпечують прозорість, адаптивність та інтеграцію даних для оптимального контролю за якістю води. Досягнення Цілі сталого розвитку 6 сприятиме забезпеченню сталого доступу до чистої води та реалізації глобальних цілей сталого розвитку.

1. Ahmed U., Mumtaz R., Anwar H., Shah A. A., Irfan R., García-Nieto J. Efficient water quality prediction using supervised machine learning. *Water*. 2019. Vol. 11. 2210. <https://doi.org/10.3390/w11112210>.
2. Alnahit A. O., Mishra A. K., Khan A. A. Evaluation of high-resolution satellite products for streamflow and water quality assessment in a Southeastern US watershed. *Journal of Hydrology: Regional Studies*. 2020. Vol. 27. 100660. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2019.100660>.
3. Behmel S., Damour M., Ludwig R., Rodriguez M. Intelligent decision-support system to plan, manage and optimize water quality monitoring programs: Design of a conceptual framework. *Journal of Environmental Planning and Management*. 2021. Vol. 64. P. 703–733. <https://doi.org/10.1080/09640568.2020.1782858>.
4. Chang L.-C., Chang F.-J., Yang S.-N., Kao I.-F., Ku Y.-Y., Kuo C.-L., Amin I. M. Z. Building an intelligent hydroinformatics integration platform for regional flood inundation warning systems. *Water*. 2018. Vol. 11. 9. <https://doi.org/10.3390/w11010009>.
5. Chen Z., Xu H., Jiang P., Yu S., Lin G., Bychkov I., Hmelnov A., Ruzhnikov G., Zhu N., Liu Z. A transfer learning-based LSTM strategy for imputing large-scale consecutive missing data and its application in a water quality prediction system. *Journal of Hydrology*. 2021. Vol. 602. 126573. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126573>.
6. Delpla I., Jung A., Baures E., Clement M., Thomas O. Impacts of climate change on surface water quality in relation to drinking water production. *Environment International*. 2009. Vol. 35. P. 1225–1233. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2009.07.001>.
7. De Paul Obade V., Moore R. Synthesising water quality indicators from standardized geospatial information to remedy water security challenges: A review. *Environment International*. 2018. Vol. 119. P. 220–231. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.06.026>.
8. Destandau F., Zaiter Y. Spatio-temporal design for a water quality monitoring network maximising the economic value of information to optimise the detection of accidental pollution. *Water Resources and Economics*. 2020. Vol. 32. 100156. <https://doi.org/10.1016/j.wre.2020.100156>.
9. Giri S. Water quality prospective in Twenty First Century: Status of water quality in major river basins, contemporary strategies and impediments: A review. *Environmental Pollution*. 2021. Vol. 271. 116332. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.116332>.
10. Hahn B. M., Kofalk S., De Kok J. L., Berlekamp J., Evers M. Elbe DSS: A planning support system for strategic river basin planning. *Planning Support Systems Best Practice and New Methods*. Springer, 2009. P. 113–136. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8952-7_6.
11. How M. L., Cheah S. M., Chan Y. J., Khor A. C., Say E. M. P. Artificial intelligence-enhanced decision support for informing global sustainable development: A human-centric AI-thinking approach. *Information*. 2020. Vol. 11. 39. <https://doi.org/10.3390/info11010039>.
12. Jadhav S. B., Pingle N. S. Automatic measurement and reporting system of water quality based on GSM. *International Journal of Electrical and Electronics Research*. 2016. Vol. 4. P. 20–27.

13. Kautish S., Thapliyal M. Concept of decision support systems in relation with knowledge management – fundamentals, theories, frameworks and practices. *International Journal of Applied Innovation Engineering and Management*. 2012. Vol. 1. P. 9.
14. Khan S. J., Deere D., Leusch F. D., Humpage A., Jenkins M., Cunliffe D. Extreme weather events: Should drinking water quality management systems adapt to changing risk profiles? *Water Research*. 2015. Vol. 85. P. 124–136. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2015.08.018>.
15. Khan Y., Chai S. Ensemble of ANN and ANFIS for water quality prediction and analysis – a data-driven approach. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*. 2017. Vol. 9. P. 117–122.
16. Kim S., Alizamir M., Zounemat-Kermani M., Kisi O., Singh V. P. Assessing the biochemical oxygen demand using neural networks and ensemble tree approaches in South Korea. *Journal of Environmental Management*. 2020. Vol. 270. 110834. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110834>.
17. Kostadinov S. Understanding GRU Networks. URL: <https://towardsdatascience.com/understanding-gru-networks> (дата звернення: 7.12.2025).
18. Lee H. W., Kim M., Son H. W., Min B., Choi J. H. Machine-learning-based water quality management of river with serial impoundments in the Republic of Korea. *Journal of Hydrology: Regional Studies*. 2022. Vol. 41. 101069. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101069>.
19. Li H., Xue C., Song L., Yu Z., Zhang J., Xiao K. Application of comprehensive water quality labeling index method in water quality evaluation of Xiangjiang river. *Proceedings of the 4th International Conference on Computer, Big Data and Artificial Intelligence (ICCBD+AI)*. New York : IEEE, 2023. P. 147–151. <https://doi.org/10.1109/ICCBD-AI62252.2023.00033>.
20. Li S., Xiao W., Zhao Y., Xu J., Da H., Lv X. Quantitative analysis of the ecological security pattern for regional sustainable development. *Journal of Urban Planning and Development*. 2019. Vol. 145. 04019009. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)UP.1943-5444.0000508](https://doi.org/10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000508).
21. Lin T., Fan W., Xiao C., Yao Z., Zhang Z., Zhao R., Pan Y., Chen Y. Energy management and operational planning of an ecological engineering for carbon sequestration in coastal mariculture environments in China. *Sustainability*. 2019. Vol. 11. 3162. <https://doi.org/10.3390/su11113162>.
22. Liu D., Zhang G., Li H., Fu Q., Li M., Faiz M. A., Ali S., Li T., Khan M. I. Projection pursuit evaluation model of a regional surface water environment. *Ecological Indicators*. 2019. Vol. 107. 105674. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105674>.
23. Milly P. C. et al. Stationarity is dead: Whither water management? *Science*. 2008. Vol. 319. P. 573–574. <https://doi.org/10.1126/science.1151915>.
24. Modgil S., Gupta S., Bhushan B. Building a living economy through modern information decision support systems and UN sustainable development goals. *Production Planning and Control*. 2020. Vol. 31. P. 967–987. <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1695916>.
25. Ouyang Y., Nkedi-Kizza P., Wu Q., Shinde D., Huang C. Assessment of seasonal variations in surface water quality. *Water Research*. 2006. Vol. 40. P. 3800–3810. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2006.08.030>.
26. Rajae T., Khani S., Ravansalar M. Artificial intelligence-based single and hybrid models for prediction of water quality in rivers: A review. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2020. Vol. 200. 103978. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2020.103978>.
27. Raseman W. J., Kasprzyk J. R., Rosario-Ortiz F. L., Stewart J. R., Livneh B. Emerging investigators series: A critical review of decision support systems for water treatment. *Environmental Science: Water Research & Technology*. 2017. Vol. 3. P. 18–36. <https://doi.org/10.1039/C6EW00121A>.
28. Rostami S., He J., Hassan Q. K. Riverine water quality response to precipitation and its change. *Environments*. 2018. Vol. 5. 8. <https://doi.org/10.3390/environments5010008>.
29. Saraiva M., Protas É., Salgado M., Souza C. Automatic mapping of center pivot irrigation systems from satellite images using deep learning. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. 558. <https://doi.org/10.3390/rs12030558>.
30. Tiyasha T., Tung T. M., Yaseen Z. M. A survey on river water quality modelling using artificial intelligence models: 2000–2020. *Journal of Hydrology*. 2020. Vol. 585. 124670. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124670>.
31. Varadharajan C. et al. Can machine learning accelerate process understanding and decision-relevant predictions of river water quality? *Hydrological Processes*. 2022. Vol. 36. e14565. <https://doi.org/10.1002/hyp.14565>.
32. Whitehead P. G., Wilby R. L., Battarbee R. W., Kernan M., Wade A. J. A review of the potential impacts of climate change on surface water quality. *Hydrological Sciences Journal*. 2009. Vol. 54. P. 101–123. <https://doi.org/10.1623/hysj.54.1.101>.
33. World Economic Forum. *Global Risks 2015*. Geneva : World Economic Forum, 2015.
34. Xiang X., Li Q., Khan S., Khalaf O. I. Urban water resource management for sustainable environment planning using artificial intelligence techniques. *Environmental Impact Assessment Review*. 2021. Vol. 86. 106515. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2020.106515>.

35. Yuan W., Liu Q., Song S., Lu Y., Yang S., Fang Z., Shi Z. A climate-water quality assessment framework for quantifying the contributions of climate change and human activities to water quality variations. *Journal of Environmental Management*. 2023. Vol. 333. 117441. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117441>.

H. B. Humeniuk, B. B. Sokil, R. M. Dukh

Ternopil Volodymyr Hnatiuk National Pedagogical University, Ukraine

WATER RESOURCE QUALITY IN THE SYSTEM OF SUSTAINABLE DEVELOPMENT INDICATORS: MODELING AND FORECASTING METHODS

Ensuring high water quality is a crucial aspect of sustainable development and effective environmental management. Population growth, rapid urbanization, and climate change significantly increase pressure on water resources, particularly surface waters, making their monitoring and management a global challenge. This study examines modern approaches to assessing and managing water quality, with a particular focus on integrating sensor technologies and machine learning methods.

Traditional water monitoring methods often demonstrate limited effectiveness due to their labor-intensive nature, high operational costs, and lack of real-time data. To address these limitations, the use of real-time sensors, automated data collection systems, and advanced machine learning algorithms is proposed. Specifically, the application of artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS), support vector regression (SVR), decision trees, k-nearest neighbors algorithms, and deep learning techniques-including long short-term memory (LSTM), bidirectional LSTM, and gated recurrent units (GRU)-is considered.

Hybrid models that combine artificial intelligence methods with nature-inspired optimization algorithms show enhanced predictive accuracy and efficiency in water quality management. Special attention is given to modeling the dynamics of surface water systems and developing integrated intelligent decision-support systems. These systems allow for assessing the impact of climate change, anthropogenic factors, and extreme weather events on water quality, while also optimizing water treatment processes, planning, and crisis response strategies.

Achieving Sustainable Development Goal 6 (SDG 6)-ensuring the availability and sustainable management of water and sanitation for all-is a critical element of global water security. The development of adaptive models and artificial intelligence-based systems significantly contributes to improving the management of surface waters and preserving water resources.

Keywords: water quality, artificial intelligence, machine learning, modeling, hybrid models, intelligent decision support system, Sustainable Development Goals, water resources management.

Надійшла до редакції: 03.12.2025

Прийнята до друку: 19.12.2025

Опублікована: 30.12.2025