

УДК 004.8:628.1/3:502.55

DOI <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2025-01-09-06>

## АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ВИКОРИСТАННЯ У СФЕРІ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ВОДИ

**Суса В. О.**, аспірант, Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна.  
<https://orcid.org/0009-0007-6782-5671>, [vladyslav.o.sysa@lpnu.ua](mailto:vladyslav.o.sysa@lpnu.ua)

**Яковенко Є. І.**, к.т.н., доц., Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна.  
<https://orcid.org/0000-0001-9065-5649>, [yevheniia.i.yakovenko@lpnu.ua](mailto:yevheniia.i.yakovenko@lpnu.ua)

**Анотація.** Якість води безпосередньо впливає на життя людини. Розвиток інструментів штучного інтелекту розширює можливість для ефективного моніторингу за змінами її параметрів та автоматизування процесу виявлення непридатної для споживання води. Застосування штучного інтелекту у сфері водних ресурсів має вагоме значення для безпеки водопостачання та прогнозування стану води. Алгоритми штучного інтелекту можуть швидко обробляти великі масиви даних, виявляти закономірності, які неможливо або важко помітити традиційними методами.

У роботі проаналізовано наукові джерела, спрямовані на дослідження можливостей використання штучного інтелекту у сфері водних ресурсів. Досліджено моделі машинного навчання та нейронних мереж, які найчастіше зустрічаються в експериментах з дослідженням якості води, а саме: моделі Random Forest, SVM, k-NN та LSTM. Для розуміння кожної моделі проаналізовано літературу й описано основні їх особливості. Особливо важливим є порівняння ефективності цих моделей і точності, яку вони показують. Також розглянуто приклади практичного застосування нейронних мереж у реальних системах моніторингу якості води.

Метод «випадковий ліс» є ансамблевим методом, що базується на побудові множини дерев рішень і демонструє високу ефективність у малих вибірках. SVM будує оптимальну гіперплощину для розділення класів, використовуючи опорні вектори та ядрові функції. Алгоритм k-NN класифікує нові точки за найближчими сусідами, що базується на обраній матриці відстані. Модель LSTM здатна ефективно працювати з послідовними даними, зберігати довгострокові залежності завдяки механізму пам'яті й воротам контролю потоку інформації.

Проведено оцінювання експериментів стосовно ефективності моделей, описаних у наукових працях. У результаті визначено найефективнішу модель з погляду точності й швидкості надання інформації про стан води, яка має назву «випадковий ліс». Згідно з експериментами ця модель показує точність визначення якості води більше ніж 90%. Відповідно, її можна використовувати для подальшого впровадження моніторингу якості води з використання пристроїв інтернету речей.

**Ключові слова:** якість води; штучний інтелект; інтернет речей; модель «випадковий ліс»; LSTM.

## ANALYSIS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS FOR USE IN THE FIELD OF WATER QUALITY ASSESSMENT

**Vladyslav Sysa**, Ph.D. student, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine.  
<https://orcid.org/0009-0007-6782-5671>, [vladyslav.o.sysa@lpnu.ua](mailto:vladyslav.o.sysa@lpnu.ua)

**Eugenia Yakovenko**, Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine. <https://orcid.org/0000-0001-9065-5649>, [yevheniia.i.yakovenko@lpnu.ua](mailto:yevheniia.i.yakovenko@lpnu.ua)

**Abstract.** Water quality has a direct impact on human life. The development of artificial intelligence tools expands the possibilities for effective monitoring of changes in water parameters and automating the process of detecting water that is unsuitable for consumption. The application of artificial intelligence in the field of water resources is of great importance for the safety of water supply and the prediction of water conditions. Artificial intelligence algorithms can quickly process large volumes of data and detect patterns that are difficult or impossible to identify using traditional methods.

This paper analyzes scientific sources focused on exploring the potential of artificial intelligence in the field of water resources. Machine learning and neural network models most frequently used quality research experiments are examined, namely Random Forest, SVM, k-NN and LSTM. To better understand each model, a literature review was conducted and their main features were described. Particularly important is the comparison of the effectiveness of these models and the accuracy they demonstrate. Practical examples of the application of neural networks in real water quality monitoring systems are also considered.

*The Random Forest method is an ensemble approach based on constructing multiple decision trees and demonstrates high efficiency with small datasets. SVM builds an optimal hyperplane to separate classes using support vector and kernel functions. The k-NN algorithm classifies new data points based on the nearest neighbors using a selected distance metric. The LSTM model is capable of effectively working with sequential data, maintaining long-term dependencies thanks to its memory cell and gated information control mechanism.*

*An evaluation of experiments regarding the effectiveness of these models described in scientific works was conducted. As a result, the most efficient model in terms of accuracy and speed of providing information about water quality was identified as the Random Forest model. According to experiments, this model achieves water quality implementation in water quality monitoring systems using Internet of Things devices.*

**Key words:** water quality; artificial intelligence; Internet of Things; Random Forest model; LSTM.

## Вступ

Загальновідомо, що вода є одним із джерел життя для організмів, які живуть на планеті Земля. У період стрімкої глобалізації зменшуються ресурси, у тому числі й водні. Крім того, погіршення екологічної ситуації також впливає на стан водойм по всій планеті, від глобального забруднення океану до локальних засмічень річок, які є джерелами води для людей.

Людство навчилася очищувати воду для своєї діяльності й пиття. Однак, з огляду на постійне забруднення навколишнього середовища та неощадливе використання води, варто адаптувати технології очищення під сучасний стан водних ресурсів. Одним із інструментів, який може допомогти в цьому, є контроль якості питної води.

З огляду на широке застосування нейронних мереж у багатьох сферах діяльності людини, варто інтегрувати їх у сфері водних ресурсів і водопостачання. Це поступово впроваджують в інших країнах світу [3; 8; 11; 18]. Враховуючи перспективи використання інструментів на базі нейронних мереж, доцільно проаналізувати, які моделі нейронних мереж і методи машинного навчання вже використовують науковці.

Мета роботи – проаналізувати наукові роботи стосовно використання штучного інтелекту у сфері водних ресурсів; виокремити найбільш перспективні моделі нейронних мереж і методи машинного навчання для подальшої інтеграції їх у системи аналізу якості води.

## Виконання досліджень

Дослідження моделей і методів штучного інтелекту у сфері аналізу якості води

Віднедавня штучний інтелект (далі – ШІ) став доступним широкому колу людей. Нині він має вплив на полегшення багатьох процесів у різних сферах діяльності людини. Програми на основі ШІ значно вплинули на формування бізнес-процесів, а також його все частіше почали використовувати у сфері екології та управлінні водними ресурсами. Однак роль ШІ в управлінні екологічними ресурсами в бізнесі для досягнення сталого розвитку залишається обмеженою [15]. Упровадження інструментів, пов'язаних із нейронними мережами у сферу дослідження якості води, дасть змогу ефективно контролювати зміни в складниках питної води й розробляти технології для її очищення. Цей факт є позитивним як для добробуту людей, так і для комерційних підприємств, які зможуть швидко реагувати на зміни в якості води.

Сьогодні існує багато наукових праць, які описують використання штучного інтелекту для аналізу якості водних ресурсів. Його застосовують для моделювання можливих змін у природних водоймах, аналізу стічних вод, прогнозування витрат води й аналізу якісних параметрів води. Зростання використання машинного навчання та ШІ спонукає до інновацій у сфері управління якістю води. Ці досягнення спричиняють зміну методів, що використовуються для виконання аналізу, а також інтерпретації даних про якість води. Використання систем, керованих ШІ, постійно зростає в галузі управління якістю води, що включає не тільки моніторинг, а й прогнозування та реагування на такі проблеми [15].

Для повноцінного функціонування таких систем усе частіше використовують пристрої інтернету речей, які постійно передають отримані дані. Саме тут системи зі ШІ полегшують аналіз отриманих даних для науковців або інженерів. У результаті спеціалісти оперативно отримують більш точні результати, спрямовані на дослідження водних ресурсів. Відповідно, є статистика, яка засвідчує, що моніторинг із використанням ШІ є точнішим (рис. 1).

Зважаючи на користі, яку приносять інструменти ШІ у сфері дослідження водних ресурсів, логічним є аналіз цих інструментів. Це дасть змогу глибше досліджувати ефективні методи й надалі вдосконалювати їх.

Як говорив один із перших дослідників у галузі Марвін Лі Мінські: «Штучний інтелект – це наука про те, як зробити машини такими, щоб вони робили речі, які вимагали б інтелекту, якби їх робила людина». Ця цитата датована 1968 роком і згадана у його книзі «Semantic Information Processing. MIT Press». З того часу пройшло більше ніж пів століття, і люди почали використовувати ШІ у повсякденних справах. Термін «штучний інтелект» описує в статті О. Баранов: «Штучний інтелект – це певна сукупність методів, способів, засобів і технологій, насамперед комп'ютерних, що імітує (моделює) когнітивні функції, які мають критерії, характеристики та показники еквівалентні критеріям, характеристикам та показникам відповідних когнітивних функцій людини» [1].

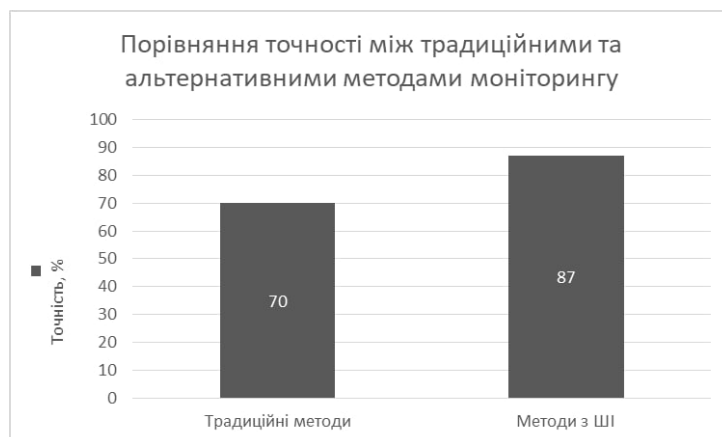


Рис. 1. Різниця між точністю традиційних методів моніторингу якості води та систем зі ШІ [15]

З опрацьованих статей стосовно дослідження водних ресурсів зустрічається безліч інструментів ШІ, як машинне навчання, так і нейронні мережі. Машинне навчання дає змогу системам автоматично вчитися на основі даних без явного програмування. Машинне навчання забезпечує ШІ здатністю знаходити закономірності, робити прогнози й покращувати свою ефективність з часом. Нейронні мережі – сукупність пов'язаних між собою елементів, які можуть «навчатися» шляхом коригування вагових коефіцієнтів під час тренування.

У сфері моніторингу якості води здебільшого застосовують методи машинного навчання Random Forest, SVM, k-NN або Decision Trees, а нейронні мережі – ANN, CNN, RNN, LSTM, Autoencoder. Кожен із цих інструментів так чи інакше використовується у сфері дослідження водних ресурсів. Оскільки нейронні мережі потребують великого обсягу даних і ресурсів для їх обробки, для моніторингу якості води доцільніше використовувати методи машинного навчання, адже вони потребують менше даних і швидко навчаються, тоді як нейронні мережі широко застосовуються для моделювання та прогнозування стану якості водних ресурсів [6].

Згідно з дослідженнями індійського вченого Апарна Понуру та його колег, доцільно застосовувати Random Forest, SVM, k-NN та LSTM. Використання того чи іншого методу зумовлене поставленим завданням і швидкістю отримання інформації. Ознайомимося детальніше з кожним із згаданих вище методів.

Random Forest – це метод ансамблевого машинного навчання, який використовується як для класифікації, так і для регресійного аналізу. Він застосовує техніку пакетування (або завантажувальну агрегацію), яка є методом генерації нового набору даних із заміною наявного набору даних. Метод машинного навчання «випадковий ліс» має особливості [13]:

- вивчення ансамблю, що використовується у «випадковому лісі», запобігає його надмірному підбору;
- пакування дає змогу «випадковому лісу» добре працювати з невеликим набором даних;
- випадкові дерева лісу можна навчати паралельно;
- автоматичний вибір функції вмикається шляхом вивчення дерева рішень у «випадковому лісі».

Support Vector Machine, або SVM – це метод машинного навчання, який використовується для класифікації та регресії. Основна ідея полягає в побудові гіперплощини, яка максимально розділяє об'єкти різних класів у просторі ознак. У загальному випадку SVM реалізує емпіричну мінімізацію ризику з додатковою регуляризациєю, що допомагає уникнути перенавчання [17].

Особливості використання методу SVM [17]:

- шукає лінію, яка найкраще розділяє різні класи даних, щоб мінімізувати помилки при класифікації;
- може працювати з даними в дуже складних просторах, навіть якщо вони не лінійно роздільні, завдяки спеціальним математичним функціям (ядрам), які дають змогу «перенести» дані в інший простір, де їх можна краще розділити;
- у процесі навчання SVM використовує лише деякі точки з навчальних даних, які називаються «опорними векторами», що дає змогу моделі бути компактною й ефективною;
- завдяки механізму регуляризації SVM може працювати, коли деякі дані містять помилки;
- чим більше даних для навчання, тим краще модель може знайти оптимальне рішення, тому цей метод добре працює, коли обсяг даних збільшується.

Алгоритм k-найближчих сусідів (k-NN) – це непараметричний класифікатор із контрольованим навчанням, який використовує близькість для класифікацій або прогнозів щодо групування окремої точки даних. Це один із популярних і найпростіших класифікаторів і класифікаторів регресії, які використовуються сьогодні в машинному навчанні [10].

Рішення про класифікацію приймається на основі відстаней між точкою, що класифікується, і точками в тренувальній вибірці. Це робить алгоритм універсальним для завдань класифікації, регресії та навіть аналізу аномалій, особливо в умовах, коли відсутнє апіорне знання про структуру даних. Ефективність алгоритму істотно залежить від вибору метрики відстані й кількості сусідів  $k$ . Вибір метрики визначає форму локального простору навколо точки, що класифікується, а параметр  $k$  – чутливість моделі до шуму [3].

Long Short-Term Memory – це тип рекурентної нейронної мережі (RNN), розроблений для ефективного моделювання послідовностей даних і збереження довготривалих залежностей у часових рядах. Уперше запропонований Сеппом Хохрайтером і Юргеном Шмідхубером у 1997 році. LSTM усуває проблеми згасаючих і вибухаючих градієнтів, які часто виникають у класичних RNN при навчанні на довгих послідовностях [9; 12].

Основна особливість LSTM – це наявність комірки пам'яті, яка дає змогу зберігати важливу інформацію протягом тривалого часу. Потік інформації в мережі регулюється за допомогою трьох воріт: Forget Gate – вирішує, яку частину інформації потрібно зберегти, а яку – відкинути; Input Gate – визначає, які нові дані потрібно додати до комірки пам'яті; Output Gate – обирає, яку частину інформації з комірки пам'яті передати далі як вихід мережі.

LSTM-мережі використовують комбінацію сигмоїдальної функції активації, яка обмежує значення від 0 до 1, а також гіперболічного тангенса, що дає змогу мати як додатні, так й від'ємні значення. Це допомагає м'яко керувати потоком інформації через мережу [12].

Ці архітектурні особливості дають LSTM можливість:

- ефективно працювати з довгими послідовностями;
- зберігати важливу інформацію, уникаючи її «забування»;
- уникати проблеми загасання або вибуху градієнтів під час навчання.

Розуміючи особливості різних методів машинного навчання, повертаємося до дослідження Апарна Понуру, який експериментальним шляхом дослідив ефективність кожного з них. Експеримент полягав у виявленні найбільш ефективного інструмента нейронних мереж для використання його в парі з IoT.

У статті [14] чітко описано, що саме опрацьовує той чи інший метод. Так, метод «випадковий ліс» краще використовувати для визначення, є вода чистою чи забрудненою, на основі вхідних характеристик, таких як pH, каламутність і концентрація розчиненого кисню. За допомогою SVM можна класифікувати зразки води як «безпечні» або «забруднені» відповідно до отриманих даних про якість води. У свою чергу, LSTM запобігає втраті довготривалих залежностей, що робить його придатним для відстеження сезонних змін трендів забруднюючих речовин протягом тривалих періодів часу [14]. K-Means групує інформацію про якість води в окремі категорії. Тому його можна застосовувати для розподілу на кластери в межах інформації про забруднення води [5].

В експерименті фіксувалися такі показники води: кислотність води (pH), каламутність, кількість розчиненого кисню, кількість розчинених солей (TDS) і кількість органічних забруднень. Дані попередньо опрацьовано для видалення відсутніх значень, нормалізації числових функцій і розділено на 70% навчальних, 15% перевірних і 15% тестових наборів [14].

Відповідно, проведено кілька експериментів, які дали змогу оцінити продуктивність моделей, автентичність результатів порівняно з уже відомими й ефективність моделей. Крім того, учені на практиці протестували моделі та визначили, як кожна з них класифікує воду на безпечну, помірно забруднену й забруднену. Крім того, вивчено використання цих моделей у режимі реального часу для виявлення середньодобової точності роботи кожної моделі. Характеристики зразків даних показано на рис. 2.

| ID зразка | pH  | Каламутність (NTU) | Розчинений кисень (mg/L) | Жорсткість (ppm) | Органічні забруднення (mg/L) | Характеристика якості |
|-----------|-----|--------------------|--------------------------|------------------|------------------------------|-----------------------|
| 1         | 7.2 | 1.5                | 8.1                      | 500              | 10                           | Безпечно              |
| 2         | 6.5 | 3.2                | 6.9                      | 800              | 25                           | Забруднено            |
| 3         | 8.0 | 1.0                | 9.2                      | 450              | 8                            | Безпечно              |
| 4         | 5.9 | 4.5                | 5.5                      | 1000             | 40                           | Забруднено            |

Рис. 2. Характеристики зразків набору даних для експерименту [14]

Розглянемо отримані результати експериментів. Першим із них був експеримент на дослідження ефективності вибраних моделей за точністю, запам'ятовуванням та оцінкою F1 (рис. 3) [14].

| Модель        | Точність (%) | Прицезійність (%) | Запам'ятовування (%) | F1-оцінка (%) |
|---------------|--------------|-------------------|----------------------|---------------|
| Random Forest | 92.5         | 91.8              | 93.1                 | 92.4          |
| SVM           | 89.7         | 88.5              | 90.2                 | 89.3          |
| LSTM          | 94.2         | 93.6              | 94.8                 | 94.2          |
| K-Means       | 85.3         | 84.1              | 86.0                 | 85.0          |

Рис. 3. Результати дослідження ефективності моделей ШІ

З результатів видно, що модель LSTM має найкращі показники по всіх досліджуваних характеристиках. Найгірші результати показав k-NN. Варто зазначити, що модель «випадковий ліс» показала досить хороші результати, які є наближеними до лідера в цьому експерименті.

Далі вчені оцінюють швидкість обчислення кожної моделі, що продемонстровано на рис. 4.

| Модель        | Час навчання (с) | Швидкість передбачення (мс/вибірка) | Придатність для використання в реальному часі |
|---------------|------------------|-------------------------------------|-----------------------------------------------|
| Random Forest | 120              | 5                                   | Висока                                        |
| SVM           | 180              | 12                                  | Середня                                       |
| LSTM          | 300              | 7                                   | Висока                                        |
| K-Means       | 90               | 4                                   | Висока                                        |

Рис. 4. Результати дослідження обчислювальної ефективності моделей [14]

Як бачимо, найшвидшим є метод k-NN, який демонструє швидкість у навчанні й видачі результатів. LSTM потребує багато часу для навчання, це можна обґрунтувати тим, що це модель глибокого навчання. Зважаючи на показники точності з попереднього експерименту, варто виділити метод «випадковий ліс», який є точним і швидким.

Наступний крок після навчання – кожна з моделей повинна класифікувати зразки води як безпечні, помірно забруднені й забруднені (рис. 5). Цей експеримент вкотре показав, що модель LSTM найточніше класифікує опрацьовані зразки, але не набагато гірші результати продемонстровано методом «випадковий ліс». Істотні помилки зроблено моделлю k-NN.

| Модель        | Безпечна вода (%) | Помірно забруднена (%) | Забруднена (%) |
|---------------|-------------------|------------------------|----------------|
| Random Forest | 68.4              | 20.3                   | 11.3           |
| SVM           | 66.2              | 21.5                   | 12.3           |
| LSTM          | 71.5              | 18.7                   | 9.8            |
| K-Means       | 63.1              | 23.2                   | 13.7           |

Рис. 5. Результати експерименту з класифікації зразків води [14]

Одним із найважливіших показників є точність при роботі в реальному часі. Тому протягом 30 днів виконували моніторинг якості води. Основною характеристикою для цієї оцінки стала середньодобова точність класифікації води (рис. 6).

| День | Random Forest (%) | SVM (%) | LSTM (%) | K-Means (%) |
|------|-------------------|---------|----------|-------------|
| 1    | 91.8              | 89.0    | 93.9     | 84.2        |
| 10   | 92.3              | 88.7    | 94.1     | 84.8        |
| 20   | 92.6              | 89.5    | 94.5     | 85.0        |
| 30   | 92.5              | 89.7    | 94.2     | 85.3        |

Рис. 6. Показники середньодобової точності моделей при класифікації води [14]

Як видно з рис. 6, найкращі результати показали моделі LSTM і «випадковий ліс»: їхня точність перевищує 90%. Близькою до таких значень була модель SVM, однак, з огляду на її швидкість роботи в реальному часі, вона не є кращим варіантом.

Отже, згідно з проведеними дослідженнями, можна виділити дві моделі, які показують хороші результати. Відповідно, це LSTM й Random Forest. Однак варто розуміти, яку ж з них краще широко застосувати для контролю якості води в парі з IoT. Зважаючи на простішу реалізацію, порівняно з LSTM, модель «випадковий ліс», на думку авторів, варто застосовувати для дослідження якості води, використовуючи пристрої інтернету речей. Точність і швидкість цієї моделі дасть змогу ефективно збирати й опрацьовувати інформацію для оцінювання стану води. Проте варто зазначити, що використання LSTM є доцільним при довготривалому прогнозуванні змін якості води та її моніторингу за наявності потужностей для такого спостереження.

#### Висновок

Аналіз наукових статей показав, що впровадження інструментів ШІ у сферу моніторингу якості води є актуальним. Оцінено ефективність сучасних моделей машинного навчання та нейронних мереж для використання їх разом з пристроями інтернету речей. У підсумку можна стверджувати, що варто використовувати модель «випадковий ліс», яка показує високу точність і швидкість. Саме на основі цієї моделі варто розвивати пристрої для моніторингу якості води, а також створювати нові гібридні моделі ШІ.

#### Література

1. Баранов О. А. Визначення терміну «Штучний інтелект». *Інформація і право*. 2023. № 1(44). С. 32–49. <https://orcid.org/0000-0003-3233-6687>.
2. Awwad A., Husseini G., Albasha L. AI-Aided Robotic Wide-Range Water Quality Monitoring System. MDPI, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16219499>.
3. Daulay R. S. A., Efendi S., Suherman. Review of Literature on Improving the KNN Algorithm. *Transactions on Engineering and Computing Sciences*. 2023. № 11(3). С. 63–72. DOI: <https://doi.org/10.14738/tecs.113.14768>.
4. Durgun Y. Real-time water quality monitoring using AI-enabled sensors: Detection of contaminants and UV disinfection analysis in smart urban water systems. *Journal of King Saud University – Science*. 2024. № 36(9). DOI: 10.1016/j.jksus.2024.103409.
5. Elazab R., Dahab A. A., Adma M. A., Hassan H. A. Reviewing the frontier: modeling and energy management strategies for sustainable 100% renewable microgrids. *SN Applied Sciences*. 2024. № 6(4). P. 168. DOI: 10.1007/s42452-024-05820-6.
6. Gaya Muhammad Sani, Abba Sani Isah, Abdu Aliyu Muhammad, Tukur Abubakar Ibrahim, Saleh Mubarak Auwal, Esmaili Parvaneh, Wahab Norhaliza Abdul. Estimation of water quality index using artificial intelligence approaches and multi-linear regression. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*. 2020. Vol. 9, № 1. P. 126–134. DOI: 10.11591/ijai.v9.i1.pp126-134.
7. Godavarthi B., Nalajala P., Ganapuram V. Design and Implementation of Vehicle Navigation System in Urban Environments using Internet of Things (Iot). IOP Conference Series Materials Science and Engineering, 2017. DOI: 10.1088/1757-899X/225/1/012262 225(1):012262.
8. Gunda N., Gautam S., Mitra S. Artificial Intelligence Based Mobile Application for Water Quality Monitoring. ECS Meeting Abstracts, 2018. DOI: 10.1149/MA2018-02/56/1997.
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*. 1997. № 9(8). P. 1735–1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
10. IBM Think: What is the k-nearest neighbors (KNN) algorithm? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/knn>.
11. Kim Hoo Hugo, Byeongwook Choi, Zahid Ullah, Nahyeon Jeong, Kyung Hwa Cho, Sanghun Park, Sang-Soo Baek, Moon Son. Decoupling ion concentrations from effluent conductivity profiles in capacitive and battery electrode deionizations using an artificial intelligence model. *Water Research*, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.watres.2024.122092>.
12. Okut H., Deep Learning: Long-Short Term Memory. *Deep Learning Applications*, 2021. DOI: 10.5772/intechopen.96180.
13. Pandey Rajiv, Sunil Kumar Khatri, Neeraj Kumar Singh, Parul Verma. *Artificial Intelligence and Machine Learning for EDGE Computing*. 1st Edition – April 26, 2022.

14. Ponnuru Aparna J. V., Madhuri Dr. S., Saravanan T., Vijayakumar Dr. V., Manimegalai Dr. Abhijeet Das. Data-Driven Approaches to Water Quality Monitoring: Leveraging AI, Machine Learning, and Management Strategies for Environmental Protection. *Journal of Neonatal Surgery*. 2025. № 14 (5s). P. 664–675. DOI: <https://doi.org/10.52783/jns.v14.2107>.
15. Rajitha Akula, Aravinda K., Nagpal Amandeep, Kalra Ravi, Maan Preeti, Ashish Kumar, Dalaal Saad Abdul-Zahra. Machine Learning and AI-Driven Water Quality Monitoring and Treatment. *E3S Web of Conferences* 505, 03012 (2024). <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202450503012>.
16. Rudjord Z., Reid M., Schwermer C., Lin Y. Laboratory Development of an AI System for the Real-Time Monitoring of Water Quality and Detection of Anomalies Arising from Chemical Contamination. *MDPI*, 2022. DOI:10.3390/w14162588.
17. Steinwart Ingo and Christmann Andreas. *Support Vector Machines*, 2008.
18. Zhu M., Wang J., Yang X., Zhang Y. A review of the application of machine learning in water quality evaluation. *Eco-Environment & Health*, 2022. DOI: 10.1016/j.eehl.2022.06.001.

## References

1. Baranov O. A. Definition of the term «Artificial Intelligence». ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3233-6687>. *INFORMATION AND LAW*. № 1(44)/2023 (p. 32–49).
2. Awwad A., Hussein G., Albasha L. AI-Aided Robotic Wide-Range Water Quality Monitoring System. *MDPI*, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16219499>.
3. Daulay, R. S. A., Efendi, S., & Suherman. Review of Literature on Improving the KNN Algorithm. *Transactions on Engineering and Computing Sciences*, 2023. 11(3). 63–72. DOI: <https://doi.org/10.14738/tecs.113.14768>.
4. Durgun Y. Real-time water quality monitoring using AI-enabled sensors: Detection of contaminants and UV disinfection analysis in smart urban water systems. *Journal of King Saud University – Science* 36(9), 2024. DOI: 10.1016/j.jksus.2024.103409.
5. Elazab, R., Dahab, A. A., Adma, M. A., Hassan, H. A., 2024. Reviewing the frontier: modeling and energy management strategies for sustainable 100% renewable microgrids. *SN Applied Sciences*, 6(4), pp. 168. DOI: 10.1007/s42452-024-05820-6.
6. Gaya Muhammad Sani, Abba Sani Isah, Abdu Aliyu Muhammad, Tukur Abubakar Ibrahim, Saleh Mubarak Auwal, Esmaili Parvaneh, Wahab Norhaliza Abdul. Estimation of water quality index using artificial intelligence approaches and multi-linear regression. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)* Vol. 9, № 1, March 2020, pp. 126–134. DOI: 10.11591/ijai.v9.i1.pp126-134.
7. Godavarthi B., Nalajala P., Ganapuram V. Design and Implementation of Vehicle Navigation System in Urban Environments using Internet of Things (IoT). *IOP Conference Series Materials Science and Engineering*, 2017. DOI: 10.1088/1757-899X/225/1/012262 225(1):012262.
8. Gunda N., Gautam S., Mitra S. Artificial Intelligence Based Mobile Application for Water Quality Monitoring. *ECS Meeting Abstracts*, 2018. DOI: 10.1149/MA2018-02/56/1997.
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*. November 1997, 9(8):1735–1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
10. IBM Think: What is the k-nearest neighbors (KNN) algorithm? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/knn>.
11. Kim Hoo Hugo, Byeongwook Choi, Zahid Ullah, Nahyeon Jeong, Kyung Hwa Cho, Sanghun Park, Sang-Soo Baek, Moon Son. Decoupling ion concentrations from effluent conductivity profiles in capacitive and battery electrode deionizations using an artificial intelligence model. *Water Research*, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.watres.2024.122092>.
12. Okut H., Deep Learning: Long-Short Term Memory. *Deep Learning Applications*, 2021. DOI: 10.5772/intechopen.96180.
13. Pandey Rajiv, Sunil Kumar Khatri, Neeraj Kumar Singh, Parul Verma. *Artificial Intelligence and Machine Learning for EDGE Computing*. 1st Edition – April 26, 2022.
14. Ponnuru Aparna, J. V. Madhuri, Dr. S. Saravanan, T. Vijayakumar, Dr. V. Manimegalai, Dr. Abhijeet Das. Data-Driven Approaches to Water Quality Monitoring: Leveraging AI, Machine Learning, and Management Strategies for Environmental Protection., 2025. *Journal of Neonatal Surgery*, 14 (5s), 664–675. DOI: <https://doi.org/10.52783/jns.v14.2107>.
15. Rajitha Akula, Aravinda K., Nagpal Amandeep, Kalra Ravi, Maan Preeti, Ashish Kumar, Dalaal Saad Abdul-Zahra. Machine Learning and AI-Driven Water Quality Monitoring and Treatment. *E3S Web of Conferences* 505, 03012 (2024). <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202450503012>.
16. Rudjord Z., Reid M., Schwermer C., Lin Y. Laboratory Development of an AI System for the Real-Time Monitoring of Water Quality and Detection of Anomalies Arising from Chemical Contamination. *MDPI*, 2022. DOI: 10.3390/w14162588.
17. Steinwart Ingo and Christmann Andreas. *Support Vector Machines*. 2008.
18. Zhu M., Wang J., Yang X., Zhang Y. A review of the application of machine learning in water quality evaluation. *Eco-Environment & Health*, 2022. DOI: 10.1016/j.eehl.2022.06.001.

Дата першого надходження рукопису до видання: 25.05.2025  
 Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 27.06.2025  
 Дата публікації: 25.07.2025