

DOI: <https://doi.org/10.26565/1992-4259-2025-33-02>

УДК (UDC): 504.4.54

В. В. ТЕРЗЕМАН¹,

аспірант кафедри екології та охорони довкілля

e-mail: mikkymailz@gmail.com

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0004-2298-1003>

С. М. ЮРАСОВ¹, канд. техн. наук, доц.,

доцент кафедри екології та охорони довкілля

e-mail: urasen54@gmail.com

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4312-249X>

¹Одеський національний університет імені І.І. Мечникова

вул. Львівська, 15, Одеса, 65016, Україна

СУЧАСНІ СВІТОВІ ТЕНДЕНЦІЇ В ПРОГНОЗУВАННІ ЯКОСТІ ВОД

Мета. Узагальнення сучасних наукових підходів до прогнозування якості води, виявлення основних тенденцій розвитку, оцінка переваг і недоліків найпоширеніших груп методів, а також визначення можливостей їх ефективного застосування в умовах сучасної України.

Методи. Застосовано адаптований підхід систематичного огляду за методологією PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis), візуальний та порівняльний аналізи.

Результати. На основі аналізу сучасних наукових публікацій з прогнозування якості води за 2020-2025 рр., класифіковано підходи до прогнозування за умовними групами методів з метою виявлення тенденцій у наукових дослідженнях. За допомогою табличного редактора розраховано частоту використання ключових слів у назвах публікацій, і за результатами розрахунку побудований хронологічний графік, що відображає динаміку щорічної частоти згадування ключових слів, які відповідають різним групам методів прогнозування. З аналізу графіку виявлено найпоширеніші групи методів, з чіткою позитивною тенденцією їх використання у наукових публікаціях. Також проведено оцінку переваг, обмежень та перспектив впровадження цих найпоширеніших груп методів у вітчизняній практиці, зокрема з урахуванням сучасних умов повномасштабної війни. Аналіз дозволив визначити найбільш релевантні та реалістично застосовувані підходи, а також вказав на потенційні складнощі. У світі активно досліджується застосування методів ХАІ для подолання проблеми “чорної скриньки” у прогнозуванні якості води. В Україні ХАІ застосовувався переважно в агросекторі, тоді як наукових досліджень із використанням ХАІ для прогнозування якості води автором не виявлено.

Висновки. Найпоширенішою групою методів прогнозування якості води є методи, пов’язані з використанням штучного інтелекту та машинного навчання. В Україні наявні дослідження з використанням штучного інтелекту та машинного навчання, переважно у вигляді гібридних методів, найчастіше поєднуючи дистанційне зондування та машинне навчання. Ці підходи демонструють високу ефективність в умовах повномасштабної війни, коли фізичний доступ до водного об’єкта обмежений або неможливий.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: оцінка якості вод, прогноз якості вод, штучний інтелект, машинне навчання, модель прогнозування

Як цитувати: Терзема В. В., Юрасов С. М. Сучасні світові тенденції в прогнозуванні якості вод. *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Екологія»*. 2025. Вип. 33. С. 21-32. <https://doi.org/10.26565/1992-4259-2025-33-02>

In cites: Terzeman, V. V. & Yurasov, S. M. (2025). Modern global trends in water quality forecasting. *Visnyk of V.N. Karazin Kharkiv National University. Series Ecology*, (33), 21-32. <https://doi.org/10.26565/1992-4259-2025-33-02> (in Ukrainian)

Вступ

Якість водних ресурсів є одним із ключових чинників екологічної безпеки, сталого розвитку та здоров’я населення. В умовах глобальних кліматичних змін, зростання антропогенного навантаження, урбанізації та інтенсивного сільськогосподарського виробництва спостерігається стійка тенденція до

погіршення якості поверхневих і підземних вод. Це створює потребу у формуванні науково обґрунтованих систем прогнозування, які дозволяють не лише фіксувати поточний стан водних об’єктів, а й передбачати можливі зміни їх якості під впливом природних і техногенних чинників.

© Терзема В. В., Юрасов С. М., 2025



[This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

У сучасних умовах прогнозування якості вод набуває особливого значення як інструмент реалізації принципів превентивної екологічної політики, закріплених у міжнародних документах - зокрема, Водній рамковій директиві ЄС 2000/60/ЄС [1], Директиві 2008/105/ЄС [2], що вимагають забезпечення доступу до чистої води та належної санітарії.

Більшість країн світу (Україна, США, Канада, Китай, Японія, держави ЄС) передбачають у своєму екологічному законодавстві обов'язковість прогнозування якості води для оцінки стану водних об'єктів, управління скидами та планування водокористування [3, 4, 5, 6]. Проте у нормативно-правових актах зазвичай не визначено конкретних методів прогнозування, що стимулює активний розвиток наукових підходів і прикладних технологій у цій сфері. Саме наукові напрацювання сьогодні є основою для практичного застосування моделей прогнозу у водному менеджменті.

Сучасний етап розвитку прогнозування якості вод характеризується інтеграцією традиційних гідрологічних моделей з інноваційними цифровими технологіями. Такі підходи дозволяють не лише підвищити точність і оперативність прогнозів, а й забезпечити перехід від реактивного до превентивного управління станом водних екосистем.

Водночас відсутність уніфікованих методик, стандартизованих підходів до обробки багатоджерельних даних, а також необхідність адаптації моделей до локальних умов залишаються актуальними науковими проблемами. Це зумовлює потребу у систематизації сучасних тенденцій, аналізі переваг та обмежень новітніх методів прогнозування, а також

у формуванні рекомендацій щодо їх застосування в практиці екологічного моніторингу та управління водними ресурсами.

Завдання дослідження: проаналізувати сучасний стан наукових досліджень у сфері прогнозування якості поверхневих вод у світі, визначити сучасні тенденції до прогнозування якості вод, охарактеризувати найпоширеніші методи та підходи до прогнозування якості вод, визначити їх переваги та недоліки, а також можливості їх адаптації до українських умов.

Об'єкт дослідження – процес прогнозування якості вод у сучасних наукових дослідженнях.

Предмет дослідження – методи, моделі та технології прогнозування якості вод, включаючи інноваційні підходи, що застосовуються для оцінки та управління станом водних об'єктів.

Наукова новизна полягає у систематизації сучасних тенденцій прогнозування якості води на основі аналізу 6000 наукових публікацій за 2020–2025 рр. та у визначенні домінуючих груп методів. Запропоновано аналітичний підхід до виявлення динаміки поширення методів прогнозування за ключовими словами. Проведено оцінку можливостей впровадження найпоширеніших сучасних методів в умовах сучасної України, зокрема за обмеженого фізичного доступу до водних об'єктів у період воєнних дій. Виявлено відсутність використання методів XAI (SHAP, LIME) у вітчизняних публікаціях прогнозування якості води, що визначає перспективний напрям подальших наукових досліджень.

Сучасні підходи до прогнозування якості вод

У сучасних наукових дослідженнях спостерігається значна різноманітність методів та інструментів, що застосовуються для прогнозування якості води. Швидкий розвиток цифрових технологій зумовив появу численних підходів і моделей, які відрізняються як за рівнем деталізації, так і за принципами роботи. Визначення сучасних тенденцій у цій сфері є складним завданням, оскільки потребує систематизації великої кількості існуючих методів. Цей процес ускладнюється тим, що окремі методи можуть бути авторськими розробками, використаними лише у кількох наукових дослідженнях, що робить їх статистичну ідентифікацію серед десятків тисяч публікацій практично неможливою без попереднього

знання про їхнє існування.

Крім того, значна кількість підходів має тенденцію до перетинання за використаним інструментарієм або концептуальними основами, що створює додаткові труднощі при їх класифікації. З огляду на це, для забезпечення структурованості аналізу та порівняльної оцінки, у даному дослідженні всі виявлені методи прогнозування якості води умовно згруповані за основним підходом, типом інструментарію або програмного забезпечення тощо. До таких груп належать:

– AI/ML – використання штучного інтелекту та машинного навчання для автоматизованого аналізу даних і прогнозування складних нелінійних процесів;

– статистичні моделі – базується на виявленні та кількісному описі зв'язків між параметрами, прогнозування зміни параметрів за допомогою математичних залежностей;

– фізико-гідрологічні моделі – базується на описі реальних фізичних, хімічних та біологічних процесів, що відбуваються у водному середовищі, водні процеси описуються системами диференціальних рівнянь, які ґрунтуються на законах збереження маси, енергії та імпульсу. Моделі враховують такі явища, як опади, інфільтрація, поверхневий і ґрунтовий стік, транспорт забруднювачів, осадження, біогеохімічні реакції тощо;

– ГІС методи, в яких використовуються геоінформаційні системи (ГІС) для просторового аналізу, моделювання та візуалізації процесів, що впливають на якість води);

– дистанційне зондування – методи зумовлені використанням технологій дистанційного зондування Землі (ДЗЗ, Remote Sensing), тобто отримання, обробка та аналіз даних про поверхню водойм і навколишнє середовище з космосу або з повітря (супутники, безпілотники, аерозйомка);

– IoT та біосенсори – методи в яких використовуються технології Інтернету речей (IoT, Internet of Things) та біосенсорних систем для моніторингу якості вод в режимі реального часу;

– гібридні – моделі, засновані на поєднанні двох або більше методів моделювання (статистичних, машинного навчання, гідрологічних, процесно-орієнтованих або нечітко-логічних, тощо). Основна мета таких моделей – компенсувати слабкі сторони окремих методів, підвищуючи точність, стабільність та інтерпретованість прогнозів якості води;

– моделі нечіткої логіки об'єднують в собі методи прогнозування, що базуються на нечіткій логіці (fuzzy logic) – підході, який дозволяє описувати складні, неповністю визначені або неточні процеси природного середовища за допомогою мовних правил, лінгвістичних змінних та функцій належності, а не жорстких математичних рівнянь.

Така класифікація дозволяє всебічно проаналізувати сучасні підходи до прогнозування якості води та визначити провідні тенденції їх розвитку.

Сучасні тенденції прогнозування якості вод

Для аналізу тенденцій розвитку методів прогнозування якості води використано наукову базу Springer Nature Link, де проведено пошук за ключовими словами “Water quality forecast” та “Water quality prediction” за період 2020-2025 рр. Пошук здійснювався з використанням фільтрів: тип публікації – “Research Article”, сортування – за релевантністю. Для кожного року експортовано результати у форматі CSV, що включали по 1000 наукових статей, а загальна вибірка становила 6000 публікацій.

Подальший етап передбачав автоматизований підрахунок кількості статей, у назвах яких зустрічаються ключові слова, пов'язані з певними групами методів прогнозування якості води (зокрема, методи штучного інтелекту, статистичні, процесно-орієнтовані, гібридні тощо), який виконано в середовищі Google Sheets з використанням функції (1):

$$=SUM(ARRAYFORMULA(N(REGEXMATCH(LOWER(A2:$A),"KC1|KC2|...KCn")))), \quad (1)$$

де *ARRAYFORMULA* – дозволяє застосовувати функцію одразу до всього діапазону;

N – перетворює логічні значення True/False у числові 1/0;

REGEXMATCH – функція, що перевіряє, чи відповідає текст заданому шаблону;

LOWER – змінює регістр діапазона на нижній;

"KC1|KC2|...KCn" – шаблон з ключовими словами відповідно до груп методів.

Ця формула дозволяє автоматично порахувати кількість публікацій, у назві яких присутні зазначені ключові слова, що відносяться до певних методів прогнозування:

– AI/ML (“shap, lime, ai, ann, ffnn, rnn, lstm, gru, cnn, neural network, neural, ml, machine learning, svm, dt, decision tree, knn, xgboost, lightgbm, catboost, learning, xai, explainable”)

– Статистичні методи (“multiple linear regression, linear, principal component analysis, pca, mlr, correlation, trend, regression, multivariate, statistical”)

– фізико-гідрологічні (“hspf, hydrologi-

cal simulation program, fortran| mike she, hydrus, qual2k, wasp, modflow, process-based model, hydrological model, swat, soil and water assessment tool, physically-based, distributed hydrological model”)

– ГІС моделі (“archydro, arcswat, qgis, gis, grass gis hydrology tools, aquatox, sparrow, geographic”)

– дистанційне зондування (“satellite imagery, surface temperature, lst, landsat, sentinel, modis, aster, google earth engine, erdas imagine, envi, snap, remote sensing, hyperspectral imaging”)

– IoT та біосенсори (“arduino, raspberry, esp32, iot, blynk, ubidots, boisensors, smart sensors, internet of things, wireless sensor networks, wsn|real-time monitoring, real-time, nanobi-sensors”)

– Гібридні моделі (“hybrid, fusion, ann-svm, cnn-lstm, ga-ann, pso-svm, coupled, multi-model, swat-ann, swat-svm, swat-lstm, swat-cnn-lstm, fuzzy-ann, fuzzy-ga, wavelet-ann, arima-ann, lstm-cnn, model fusion, integration, combine, coupling, cps, cyber-physical system, mirroring, virtual sensor, digital twin, microsoft azure, siemens mindsphere, dhi mike, epanet, openmi, ansys, twin”)

– Fuzzy logic (“fuzzy, fis, fuzzy model, frbs, neuro-fuzzy, anfis, fdss, cikit-fuzzy, simpful”)

Звичайно, такий підхід має свої недоліки – він не враховує авторські мето-

дики, а також ті випадки, коли у назві статті відсутня згадка конкретного методу, моделі чи інструменту. Проте отримані результати є достатніми для кількісного аналізу динаміки використання різних методів прогнозування якості води, побудови часових графіків популярності та визначення загальних тенденцій розвитку наукових досліджень у цій сфері.

На основі отриманих результатів обчислень сформована узагальнювальна таблиця (табл.1), у якій представлено кількість наукових публікацій, у назвах яких зустрічаються ключові слова, пов’язані з окремими групами методів прогнозування, за кожен рік у періоді з 2020 по 2025 рр.

Визначено (рис. 1) динаміку використання ключових слів, які відповідають різним групам методів прогнозування якості води у наукових публікаціях за період з 2020 по 2025 рік, що дозволяє простежити зміни у частоті згадуваності окремих груп методологічних підходів у часі, що, своєю чергою, дає змогу виявити тенденції розвитку наукових досліджень у сфері прогнозування якості вод та визначити найбільш актуальні напрями сучасних досліджень.

Аналіз отриманих результатів свідчить, що найбільш поширеним і динамічно зростаючим напрямом у прогнозуванні якості води є методи, засновані на штучному інтелекті (AI) та машинному навчанні (ML).

Таблиця 1
Розподіл наукових публікацій за ключовими словами, що відображають групи методів прогнозування якості води (2020–2025)

Distribution of scientific publications by keywords reflecting groups of water quality prediction methods (2020–2025)

Table 1

Група методів	2020	2021	2022	2023	2024	2025
AI/ML	304	375	407	469	553	589
Statistical methods	63	67	70	83	64	59
Process-based model	8	11	14	16	16	9
GIS	18	13	18	20	15	17
Remote sensing	73	94	85	94	117	112
IoT and biosensors	17	31	40	50	35	48
Hybrid	58	77	100	97	148	147
Fuzzy Logic	20	30	33	26	23	20

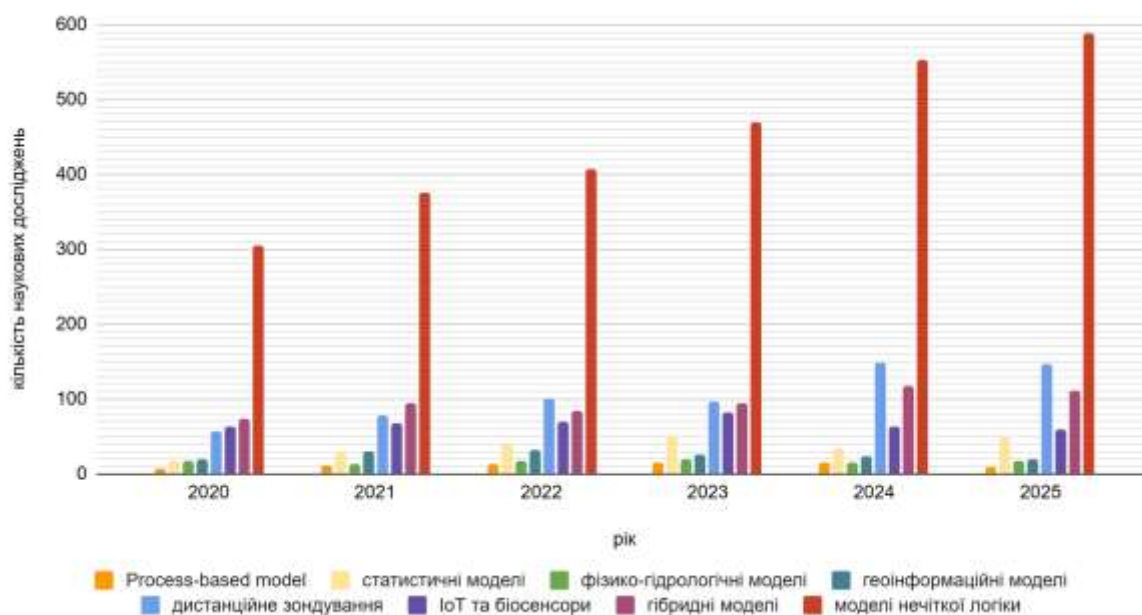


Рис. 1 – Динаміка поширення груп методів за ключовими словами в наукових публікаціях з прогнозу якості вод за період з 2020 по 2025 рр.

Fig. 1 – Dynamics of the prevalence of method groups based on keywords in scientific publications on water quality forecasting for the period 2020–2025

За період 2020–2025 рр. цей напрям демонструє чітко виражену позитивну тенденцію. Зокрема, у 2025 році понад половину аналізованих досліджень (589 із 1000), присвячених прогнозуванню якості вод, пов'язано із застосуванням алгоритмів ШІ та ML. З помітним відставанням, але також зі стабільним позитивним трендом, виділяється група гібридних моделей, які поєднують різні підходи до моделювання. Невелике зростання спостерігається і для методів, заснованих на дистанційному зондуванні (remote sensing). Водночас інші групи моделей не демонструють чітко вираженої позитивної динаміки протягом останніх п'яти років.

Штучний інтелект / машинне навчання (AI/ML)

AI – це здатність створеної системи набувати, обробляти й застосовувати знання та навички для досягнення конкретних цілей. [7]

Машинне навчання (ML) – це підрозділ штучного інтелекту, який дозволяє комп'ютерним системам самостійно знаходити закономірності в даних і робити прогнози без явного програмування правил.

AI/ML підходи в прогнозуванні якості

води ставлять за мету виявити складні нелінійні залежності між вхідними даними (часові ряди сенсорів, супутникові індекси, гідрометео-дані, землекористування, стоки) і вихідними показниками якості (DO, хлорофіл-а, мутність, нітрати, WQI тощо). Замість ручного виведення емпіричних формул, моделі «вчать» на історичних даних і потім прогнозують майбутні значення [8, 9, 10, 11].

Методи штучного інтелекту та машинного навчання (AI/ML) відкривають нові можливості для підвищення точності прогнозування якості води. Їхня головна перевага полягає в адаптивності та здатності виявляти складні нелінійні взаємозв'язки між параметрами середовища, які часто залишаються поза межами традиційних моделей. AI/ML легко інтегрують різноманітні джерела даних (від супутникових і сенсорних систем до метеорологічних показників), забезпечуючи цілісний аналіз стану водних об'єктів. Швидкість побудови моделей і простота налаштування дозволяють оперативно створювати ефективні інструменти для управління водними ресурсами.

Разом із тим, використання AI/ML у водному прогнозуванні має певні обмежен-

ня. Ефективність таких моделей значною мірою залежить від обсягу та якості історичних даних, а наявність шуму або пропусків може суттєво вплинути на результати. Моделі часто мають проблеми з узагальненням: алгоритм, навчений на одному басейні, не завжди адекватно працює в іншому без додаткової адаптації. Для зменшення невизначеності прогнозів застосовують ансамблеві або байєсівські підходи, проте це збільшує обчислювальні витрати. Нарешті, операційне впровадження таких систем потребує регулярного калібрування, технічного супроводу та надійної інфраструктури збору й передачі даних.

Багато сучасних моделей ШІ (особливо глибинні нейронні мережі, як CNN, LSTM, чи трансформери) функціонують як “чорні скриньки” – вони можуть робити надзвичайно точні прогнози, але процес прийняття рішення залишається незрозумілим. Для запобігання ефекту “чорної скриньки” використовують XAI (Explainable Artificial Intelligence – пояснюваний штучний інтелект) – це напрям у розвитку штучного інтелекту, який спрямований на те, щоб зробити роботу моделей машинного навчання більш прозорою, зрозумілою та інтерпретованою для людини. Його основна мета – пояснити, як і чому модель приймає певне рішення, зберігаючи при цьому високу точність прогнозів [12].

XAI пропонує набір методів і підходів, що дозволяють пояснити внутрішню логіку роботи моделі або локально інтерпретувати окремі рішення. Серед них варто виділити такі методи як LIME (Local interpretable Model-agnostic Explanations), що аналізує, як зміна вхідних параметрів у конкретному прикладі впливає на прогноз та SHAP (SHapley Additive exPlanations), що використовує ідеї з теорії ігор для визначення внеску кожного параметра у кінцевий результат (який фактор “зважив” найбільше) [13].

Супутникове та дистанційне зондування (*RS – Remote Sensing*).

Дистанційне зондування – це спосіб збору та аналізу даних з метою отримання інформації про об’єкт без безпосереднього контакту приладу, що здійснює вимірювання, з цим об’єктом [14]

Метод дистанційного зондування (RS –

Remote Sensing) ґрунтується на отриманні, аналізі та інтерпретації даних про поверхню водних об’єктів із супутників, безпілотників або літаків. Він використовує сенсори, що реєструють відбиту або випромінєну енергію у різних спектральних діапазонах (видимому, інфрачервоному, радіохвильовому) [15].

Ці дані дозволяють визначати оптичні та фізико-хімічні характеристики води, наприклад: концентрацію хлорофілу а (як індикатора евтрофікації); вміст завислих речовин (TSS); прозорість (Secchi depth); температуру поверхні води; ступінь цвітіння води; наявність нафтопродуктів чи інших забруднень.

RS використовується не лише для моніторингу, але й для побудови моделей прогнозування змін якості води. Дані супутників (наприклад, Landsat 8–9, Sentinel-2, MODIS, VIIRS) поєднуються з наземними вимірюваннями та кліматичними даними. На їх основі створюються емпіричні або машинні моделі, що дозволяють прогнозувати короткострокові зміни якості води (від 1 до 30 діб) та сезонні або довгострокові тенденції через поєднання з кліматичними та гідрологічними моделями [16].

Метод дистанційного зондування (Remote Sensing, RS) є одним із найперспективніших напрямів у прогнозуванні якості вод, оскільки забезпечує широке територіальне охоплення та можливість моніторингу навіть важкодоступних або небезпечних ділянок. Сучасні супутникові платформи, такі як Sentinel (програма Copernicus) чи місії NASA, дозволяють отримувати знімки з високою частотою оновлення (кожні 3–5 діб), що робить можливим оперативне відстеження змін у стані водних екосистем. Значною перевагою RS є також економічна ефективність: значна частина супутникових даних є відкритою та доступною для наукових досліджень.

Водночас метод дистанційного зондування має низку обмежень, які потребують урахування при практичному застосуванні. Зокрема, точність аналізу зменшується за умов хмарності, високої каламутності або малої глибини водойм. Крім того, RS дозволяє визначати лише обмежений набір показників якості води (наприклад, хлорофіл-а, зважені речовини, прозорість), тоді як такі

параметри, як концентрація важких металів чи токсичних сполук, вимагають лабораторних методів. Отримані супутникові дані потребують обов'язкової калібровки за наземними спостереженнями, що забезпечує їх достовірність. Ще однією проблемою є необхідність обробки великих обсягів даних, для чого використовують спеціалізовані програмні середовища (Google Earth Engine, ENVI, SNAP), що вимагає відповідної технічної підготовки та обчислювальних ресурсів.

Гібридні моделі. Гібридні моделі прогнозування якості води поєднують два або більше підходи — наприклад, фізико-гідрологічні (process-/physically-based) моделі + моделі на основі машинного навчання або статистичні алгоритми. Такий підхід дозволяє використовувати переваги кожного з компонентів: механістичну обґрунтованість фізико-гідрологічних моделей та адаптивність-ефективність даних-керованих моделей. Наприклад, у дослідженні використано модель на основі SWAT (Soil and Water Assessment Tool) як фізико-гідрологічну платформу, а вихідні дані цієї моделі служили вхідними змінними для рекурентної нейронної мережі LSTM (Long Short-Term Memory) для прогнозування загального фосфору. [17]

У іншому дослідженні застосовано комбінацію хвильового перетворення (wavelet transform) + ANN + LSTM для прогнозування якості води річки Jinjiang. [18]

Узагальнений механізм побудови гібридної моделі прогнозування якості води, на прикладі комбінування статистичних та машинно-навчальних методів [18], виглядає наступним чином: на першому етапі здійснюється попередня обробка та нормалізація вхідних даних, що можуть походити як з натурних спостережень, так і з дистанційного зондування. Далі застосовується метод декомпозиції (наприклад, хвильове або емпіричне модове розкладання) для виокремлення трендових і флуктуаційних компонент часових рядів, що дозволяє зменшити шум і підвищити роздільну здатність сигналу. Отримані компоненти подаються на вхід

алгоритмів машинного навчання або нейронних мереж (зокрема ANN, LSTM чи CNN), які виконують прогнозування окремо для кожної компоненти. На завершальному етапі здійснюється реконструкція прогнозу шляхом об'єднання результатів часткових моделей у єдиний інтегрований прогноз якості води. Такий механізм поєднує аналітичну точність статистичних моделей із адаптивністю та здатністю до нелінійного навчання методів штучного інтелекту, що забезпечує підвищену надійність прогнозів у складних гідроекологічних системах.

Гібридні моделі прогнозування якості води поєднують переваги фізико-гідрологічних та інтелектуальних підходів, що забезпечує підвищену точність і надійність результатів. Наприклад, у дослідженні ARIMA–MLP–Grasshopper hybrid модель показала значно кращі результати, ніж окремі ARIMA або MLP. [19].

Крім того, гібридні підходи демонструють гнучкість у застосуванні — вони ефективні як для короткострокового прогнозування концентрацій забруднювачів (завдяки ML–компонентам), так і для середньо- чи довгострокового сценарного аналізу з урахуванням кліматичних або антропогенних впливів. Додатковою перевагою є можливість роботи з обмеженими чи неповними даними, коли процесна модель формує базовий прогноз, а модуль машинного навчання уточнює його на основі доступних спостережень.

Водночас використання гібридних систем супроводжується низкою суттєвих обмежень. Основними недоліками є їхня висока складність, ресурсоемність та потреба у великому обсязі якісних даних для навчання і калібрування. Інтеграція різних підходів у межах однієї моделі ускладнює процес налаштування й інтерпретації результатів, адже важко однозначно визначити внесок кожного компонента у кінцевий прогноз. Крім того, такі моделі часто демонструють обмежену переносимість — результати, отримані для одного річкового басейну чи регіону, не завжди можна безпосередньо адаптувати до інших умов без повторної калібрування або реконфігурації.

Результати дослідження

На сьогодні в Україні застосування методів прогнозування якості вод перебуває

на етапі поступового розвитку та інтеграції з європейськими практиками управління

водними ресурсами. Аналіз існуючих підходів свідчить про суттєву різницю між теоретичним потенціалом сучасних моделей та реальними можливостями їх використання у національній системі моніторингу, що зумовлено як технологічними, так і інституційними обмеженнями.

Задля аналізу можливості імплементації сучасних методів прогнозування якості вод в умовах України створено узагальнену таблицю (табл. 2), в якій вказані найпоширеніші сучасні методи, їх недоліки та переваги, а також на який прогностичний період їх можна використовувати.

Таблиця 2

Узагальнена таблиця найпоширеніших сучасних методів прогнозування якості води

Table 2

Generalized Table of Modern Water Quality Prediction Methods

Метод прогнозування	Період прогнозу	Переваги	Недоліки
Штучний інтелект, машинне навчання (AI, ML)	Коротко-строковий	Висока точність при достатньому обсязі даних; здатність враховувати нелінійні залежності; можливість онлайн-оновлення.	Вимагає великого масиву якісних даних; обмежене пояснення процесів; складність адаптації до інших водойм.
Метод дистанційного зондування (RS)	Коротко- та середньостроковий	Велике охоплення території; доступність даних; придатний для важкодоступних регіонів.	Обмежена роздільна здатність; залежність від погодних умов; потрібна калібровка з польовими даними.
Гібридні моделі (Hybrid Models)	Коротко-, середньо- та довгостроковий	Підвищена точність; здатні враховувати як просторові, так і часові закономірності; підвищена стійкість до неповних або шумних даних; можливість інтеграції з кліматичними сценаріями.	Висока складність реалізації та калібрування; велике навантаження на обчислювальні ресурси; потреба в експертному налаштуванні всіх компонентів (статистична, фізико-гідрологічна, машинне навчання)

Методи штучного інтелекту та машинного навчання (AI/ML) в Україні набувають все ширшого застосування у сфері водного моніторингу та прогнозування [20]. Ці методи мають значний потенціал у воєнний час, оскільки не потребують безпосереднього доступу до водойм і можуть працювати на основі історичних чи дистанційних даних. Основним обмеженням методів штучного інтелекту є наявність ефекту «чорної скриньки», що ускладнює інтерпретацію результатів і знижує довіру до прогнозів.

Сучасні підходи з використанням пояснювального штучного інтелекту (XAI), зокрема методи SHAP (SHapley Additive exPlanations) та LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), спрямовані на подолання цієї проблеми шляхом забезпечення прозорості у прийнятті рішень моделлю.

В Україні наявні лише поодинокі приклади застосування XAI у наукових

дослідженнях [21], однак аналіз доступних публікацій не виявив випадків використання SHAP або LIME у прогнозуванні якості води.

Методи дистанційного зондування Землі (RS) демонструють високу ефективність для контролю стану поверхневих вод в Україні [22], особливо за відсутності стабільної польової мережі спостережень. Супутникові платформи Sentinel, Landsat і MODIS дозволяють отримувати просторово узгоджені дані про стан водойм, температурний режим, цвітіння водоростей та зміни площі водного дзеркала. Використання RS є найбільш реалістичним під час війни, коли наземний моніторинг обмежений або небезпечний, тоді як у післявоєнний період їхнє поєднання з наземними вимірюваннями забезпечить основу для побудови систем сталого моніторингу та прогнозу якості води на регіональному рівні.

Гібридні моделі наразі перебувають в Україні на стадії експериментальних

досліджень [22, 23]. Їхній розвиток ускладнюється обмеженою кількістю вхідних даних та нестабільністю моніторингових мереж у воєнний час. Проте у післявоєнний період гібридні системи мають значний

потенціал, оскільки дозволяють підвищити точність прогнозів, врахувати сценарії кліматичних і антропогенних змін та інтегрувати різні джерела інформації.

Висновки

Аналіз наукових публікацій за останні п'ять років засвідчив, що найбільш поширеною групою методів прогнозування якості води залишаються підходи, засновані на використанні штучного інтелекту та алгоритмів машинного навчання.

В українських наукових дослідженнях простежується застосування методів штучного інтелекту та машинного навчання, переважно у складі гібридних моделей, що поєднують технології дистанційного зондування із технологіями машинного навчання.

Такі підходи демонструють високу адаптивність і практичну ефективність в

умовах воєнного часу, коли прямий фізичний доступ до водних об'єктів є обмеженим або неможливим.

На міжнародному рівні активно розвивається напрям застосування методів Explainable Artificial Intelligence (ХАІ) для подолання проблеми “чорної скриньки” у прогнозних моделях якості води.

В Україні подібні інструменти наразі застосовуються переважно в аграрних дослідженнях, тоді як публікацій, присвячених використанню ХАІ у контексті прогнозування якості води, автором не виявлено.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що конфлікту інтересів щодо публікації цього рукопису немає. Крім того, автори повністю дотримувались етичних норм, включаючи плагіат, фальсифікацію даних та подвійну публікацію.

Внесок авторів: всі автори зробили рівний внесок у цю роботу

В роботі залучено інструменти ШІ для вирішення конкретної технічної задачі: автоматизації пакетного аналізу текстових даних у середовищі Google Sheets. ШІ використано для написання складного запиту (1), здатного одночасно обробляти масив назв та підраховувати входження за набором ключових слів. Усі аналітичні етапи дослідження виконані авторами.

Список використаної літератури

1. Council Directive 2000/60/EC of the European Parliament and of the Council of 23 October 2000 establishing a framework for Community action in the field of water policy. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2000/60/oj/eng> (дата звернення: 10.10.2025)
2. Directive 2008/105/EC of the European Parliament and of the Council of 16 December 2008 on environmental quality standards in the field of water policy, amending and subsequently repealing Council Directives 82/176/EEC, 83/513/EEC, 84/156/EEC, 84/491/EEC, 86/280/EEC and amending Directive 2000/60/EC of the European Parliament and of the Council. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2008/105/oj/eng> (дата звернення: 10.10.2025)
3. Водний кодекс України: Закон України від 06 червня 1995 р. № 213/95-ВР. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/213/95-%D0%B2%D1%80#Text> (дата звернення: 10.10.2025)
4. Конвенція про право використання міжнародних водотоків у цілях, відмінних від судноплавства: прийнята Резолюцією 51/229 Генеральної Асамблеї ООН від 21 травня 1997 р. Нью-Йорк: Організація Об'єднаних Націй, 1997. URL: https://legal.un.org/ilc/texts/instruments/english/conventions/8_3_1997.pdf (дата звернення: 10.10.2025)
5. Water Pollution Prevention Act (Act No. 138 of 1970) [Закон Японії про запобігання забрудненню вод: №138 від 25 грудня 1970 р.]. Токіо: Уряд Японії, 1970. URL: <https://www.japaneselawtranslation.go.jp/en/laws/view/2815> (дата звернення: 10.10.2025)
6. Canadian Environmental Protection Act, 1999 [Акт про охорону навколишнього середовища Канади, 1999]. Ottawa: Government of Canada, 1999. S.C. 1999. P. 33. URL: <https://laws-lois.justice.gc.ca/eng/acts/c-15.31/> (дата звернення: 10.10.2025)
7. ISO/IEC 22989:2022. Information technology. Artificial intelligence. Artificial intelligence concepts and

- terminology. Geneva: International Organization for Standardization, 2022. URL: <https://www.iso.org/standard/74296.html> (дата звернення 18.10.2025)
8. Zhu, M., Wang, J., Yang, X., Zhang, Y., Zhang, L., Ren, H., Wu, B., Ye, L. A review of the application of machine learning in water quality evaluation. *Eco-Environment & Health*, 2022. Vol. 1. N 2. P. 107–116. <https://doi.org/10.1016/j.eehl.2022.06.001>
9. Sergieieva K., Kavats O., Vasyliov V., Kavats Y., Kovrov O. (2024) Machine learning-based monitoring of war-damaged water bodies in Ukraine using satellite images. *Information Control Systems & Technologies* 2024. Vol. 3790. ISSN 1613-0073. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3790/paper37.pdf> (дата звернення: 17.10.2025)
10. Yan, X., Zhang, T., Du, W., Meng, Q., Xu, X., Zhao, X. (2024). A Comprehensive Review of Machine Learning for Water Quality Prediction over the Past Five Years. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(1), 159. <https://doi.org/10.3390/jmse12010159>
11. Guo H., Chen Z., Teo F.Y. (2024) Intelligent water quality prediction system with a hybrid CNN-LSTM model. *Water Practice and Technology*, 19 (11): 4538–4555. <https://doi.org/10.2166/wpt.2024.282>
12. Randika K. Makumbura, Lakindu Mampitiya, Namal Rathnayake, D.P.P. Meddage, Shagufta Henna, Tuan Linh Dang, Yukinobu Hoshino, Upaka Rathnayake (2024) Advancing water quality assessment and prediction using machine learning models, coupled with explainable artificial intelligence (XAI) techniques like shapley additive explanations (SHAP) for interpreting the black-box nature, *Results in Engineering*, Vol. 23, 102831. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102831>
13. Naith, Q.H., Mancy, H. (2025). An IoT-Enabled Hybrid DRL-XAI Framework for Transparent Urban Water Management. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 144(1), 387–405. <https://doi.org/10.32604/cmes.2025.066917>
14. Pereyra-Laguna, E., Ojeda-Castillo, V., Herrera-López, E. J., del Real-Olvera, J., Hernández-Mena, L., Vallejo-Rodríguez, R., Díaz, J. (2025). Satellite-Based Prediction of Water Turbidity Using Surface Reflectance and Field Spectral Data in a Dynamic Tropical Lake. *Remote Sensing*, 17(15), 2595. <https://doi.org/10.3390/rs17152595>
15. Nikoo, M.R., Zamani, M.G., Zadeh, M.M. et al. (2024) Mapping reservoir water quality from Sentinel-2 satellite data based on a new approach of weighted averaging: Application of Bayesian maximum entropy. *Sci Rep* 14, 16438. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-66699-2>
16. Sukkuea, A., Akkajit, P., Suwannarat, K., Foithong, P., Afsarimanesh, N., Alahi, M. E. E. (2025). AI-Driven Time Series Forecasting of Coastal Water Quality Using Sentinel-2 Imagery: A Case Study in the Gulf of Thailand. *Water*, 17(12), 1798. <https://doi.org/10.3390/w17121798>
17. Jeong, D. S., Jeong, H., Kim, J. H., Kim, J. H. Park, Y. A hybrid approach to improvement of watershed water quality modeling by coupling process-based and deep learning models. *Water environment research*, 2024. Vol. 96. N 8., e11079. <https://doi.org/10.1002/wer.11079>
18. Wu, J., Wang, Z. (2022). A Hybrid Model for Water Quality Prediction Based on an Artificial Neural Network, Wavelet Transform, and Long Short-Term Memory. *Water*. 2022. Vol. 14. N 4. 610. <https://doi.org/10.3390/w14040610>
19. Su, J., Lin, Z., Xu, F., Fathi, G., Alnowibet, K. A. A hybrid model of ARIMA and MLP with a Grasshopper optimization algorithm for time series forecasting of water quality. *Scientific reports*. 2024. Vol. 14. N 1. 23927. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-74144-7>
20. Tryhuba, A., Mudryk, K., Tryhuba, I. et al. Models for sustainable management of livestock waste based on neural network architectures. *Sci Rep* 15, 28082 .2025. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-13150-9>
21. Diachenko, G., Laktionov, I., Vinyukov, O., Likhushyna, H. (2025). A Decision Support System for Wheat Powdery Mildew Risk Prediction Using Weather Monitoring, Machine Learning and Explainable Artificial Intelligence. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2025. Vol. 230. 109905. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.109905>
22. Kashtan, V. Y., & Hnatushenko, V. V. (2024). Machine learning for automatic extraction of water bodies using sentinel-2 IMAGERY. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2024. N 1. P. 118. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-1-11>
23. Trach, R., Trach, Y., Kiersnowska, A., Markiewicz, A., Lendo-Siwicka, M., Rusakov, K.. A Study of Assessment and Prediction of Water Quality Index Using Fuzzy Logic and ANN Models. *Sustainability*. 2022. Vol. 14. N 9, 5656. : <https://doi.org/10.3390/su14095656>

Стаття надійшла до редакції 22.10.2025
Стаття рекомендована до друку 30.11.2025

Переглянуто 26.11.2025
Опубліковано 30.12.2025

V.V. TERZEMAN¹,

PhD Student of the Department of Environmental Science and Environmental Protection
e-mail: mikkymailz@gmail.com ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0004-2298-1003>

S. M. YURASOV¹, PhD (Technic), Associate Professor,

Associate Professor of the Department of Environmental Science and Environmental Protection
e-mail: urasen54@gmail.com ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4312-249X>

¹I.I. Mechnikov Odesa National University
15 Lvivska St., Odesa, 65016, Ukraine

MODERN GLOBAL TRENDS IN WATER QUALITY FORECASTING

Purpose. Generalization of modern scientific approaches to water quality forecasting, identification of main development trends, assessment of advantages and disadvantages of the most common groups of methods, as well as determination of possibilities of their effective application in the conditions of modern Ukraine.

Methods. An adapted systematic review approach according to the PRISMA methodology (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis), visual and comparative analyses were applied.

Results. Based on the analysis of modern scientific publications on water quality forecasting for 2020-2025, forecasting approaches were classified by conditional groups of methods in order to identify trends in scientific research. Using a spreadsheet editor, the frequency of use of keywords in the titles of publications was calculated, and based on the calculation results, a chronological graph was constructed that reflects the dynamics of the annual frequency of mention of keywords that correspond to different groups of forecasting methods. From the analysis of this graph, the most common groups of methods were identified, with a clear positive trend in their use in scientific publications. The advantages, limitations and prospects for the implementation of these most common groups of methods in domestic practice were also assessed, in particular taking into account the current conditions of full-scale war. The analysis allowed us to identify the most relevant and realistically applied approaches, and also pointed out potential difficulties. The use of XAI methods to overcome the “black box” problem in water quality forecasting is being actively studied in the world. In Ukraine, XAI was used mainly in the agricultural sector, while the author did not find any scientific studies using XAI to forecast water quality.

Conclusions. The most common group of water quality forecasting methods are methods related to the use of artificial intelligence and machine learning. In Ukraine, there are studies using artificial intelligence and machine learning, mainly in the form of hybrid methods, most often combining remote sensing and machine learning. These approaches demonstrate high efficiency in conditions of full-scale war, when physical access to a water body is limited or impossible

KEYWORDS: water quality assessment, water quality forecasting, artificial intelligence, machine learning, prediction models

Conflict of interests

The authors declare that there is no conflict of interest regarding the publication of this manuscript. In addition, the authors fully complied with ethical standards, including plagiarism, data falsification, and dual publication.

Authors' contribution: All authors contributed equally to this work

The work involved AI tools to solve a specific technical problem: automation of batch analysis of text data in the Google Sheets environment. AI was used to write a complex query (1) capable of simultaneously processing an array of names and counting occurrences by a set of keywords. All analytical stages of the study were performed by the authors.

References

1. Council Directive 2000/60/EC of the European Parliament and of the Council of 23 October 2000 establishing a framework for Community action in the field of water policy. Retrieved from <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2000/60/oj/eng>
2. Directive 2008/105/EC of the European Parliament and of the Council of 16 December 2008 on environmental quality standards in the field of water policy, amending and subsequently repealing Council Directives 82/176/EEC, 83/513/EEC, 84/156/EEC, 84/491/EEC, 86/280/EEC and amending Directive 2000/60/EC of the European Parliament and of the Council. Retrieved from <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2008/105/oj/eng>
3. Water Code of Ukraine (Law of Ukraine No. 213/95-VR of June 6, 1995). Retrieved from <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/213/95-%D0%B2%D1%80#Text> (in Ukrainian)
4. United Nations. (1997). Convention on the Law of the Non-Navigational Uses of International Watercourses. Adopted by General Assembly resolution 51/229 of 21 May 1997. United Nations, New York. Retrieved from https://legal.un.org/ilc/texts/instruments/english/conventions/8_3_1997.pdf

5. Government of Japan. (1970). Water Pollution Prevention Act (Act No. 138 of 1970). Tokyo: Government of Japan. Retrieved from <https://www.japaneselawtranslation.go.jp/en/laws/view/2815> (in Japanese)
6. Government of Canada. (1999). Canadian Environmental Protection Act, 1999 (S.C. 1999, c. 33). Ottawa: Government of Canada. Retrieved from <https://laws-lois.justice.gc.ca/eng/acts/c-15.31/>
7. ISO/IEC 22989:2022. Information technology. Artificial intelligence. Artificial intelligence concepts and terminology. Geneva: International Organization for Standardization, 2022. Retrieved from <https://www.iso.org/standard/74296.html>
8. Zhu, M., Wang, J., Yang, X., Zhang, Y., Zhang, L., Ren, H., Wu, B., & Ye, L. (2022). A review of the application of machine learning in water quality evaluation. *Eco-Environment & Health*, 1(2), 107-116. <https://doi.org/10.1016/j.eehl.2022.06.001>
9. Sergieieva K., Kavats O., Vasyliov V., Kavats Y., Kovrov O. (2024) Machine learning-based monitoring of war-damaged water bodies in Ukraine using satellite images. *Information Control Systems & Technologies* 3790, Retrieved from <https://ceur-ws.org/Vol-3790/paper37.pdf>
10. Yan, X., Zhang, T., Du, W., Meng, Q., Xu, X., & Zhao, X. (2024). A Comprehensive Review of Machine Learning for Water Quality Prediction over the Past Five Years. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(1), 159. <https://doi.org/10.3390/jmse12010159>
11. Guo H., Chen Z., Teo F.Y. (2024) Intelligent water quality prediction system with a hybrid CNN-LSTM model. *Water Practice and Technology*, 19 (11): 4538-4555. <https://doi.org/10.2166/wpt.2024.282>
12. Randika K. Makumbura, Lakindu Mampitiya, Namal Rathnayake, D.P.P. Meddage, Shagufta Henna, Tuan Linh Dang, Yukinobu Hoshino, Upaka Rathnayake (2024) Advancing water quality assessment and prediction using machine learning models, coupled with explainable artificial intelligence (XAI) techniques like shapley additive explanations (SHAP) for interpreting the black-box nature, *Results in Engineering*, 23. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102831>
13. Naith, Q.H., Mancy, H. (2025). An IoT-Enabled Hybrid DRL-XAI Framework for Transparent Urban Water Management. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 144(1), 387–405. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2025.066917>
14. Pereyra-Laguna, E., Ojeda-Castillo, V., Herrera-López, E. J., del Real-Olvera, J., Hernández-Mena, L., Vallejo-Rodríguez, R., & Díaz, J. (2025). Satellite-Based Prediction of Water Turbidity Using Surface Reflectance and Field Spectral Data in a Dynamic Tropical Lake. *Remote Sensing*, 17(15), 2595. <https://doi.org/10.3390/rs17152595>
15. Nikoo, M.R., Zamani, M.G., Zadeh, M.M. et al. (2024) Mapping reservoir water quality from Sentinel-2 satellite data based on a new approach of weighted averaging: Application of Bayesian maximum entropy. *Sci Rep* 14, 16438. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-66699-2>
16. Sukkuea, A., Akkajit, P., Suwannarat, K., Foithong, P., Afsarimanesh, N., & Alahi, M. E. E. (2025). AI-Driven Time Series Forecasting of Coastal Water Quality Using Sentinel-2 Imagery: A Case Study in the Gulf of Thailand. *Water*, 17(12), 1798. <https://doi.org/10.3390/w17121798>
17. Jeong, D. S., Jeong, H., Kim, J. H., Kim, J. H., & Park, Y. (2024). A hybrid approach to improvement of watershed water quality modeling by coupling process-based and deep learning models. *Water environment research*, 96(8), e11079. <https://doi.org/10.1002/wer.11079>
18. Wu, J., & Wang, Z. (2022). A Hybrid Model for Water Quality Prediction Based on an Artificial Neural Network, Wavelet Transform, and Long Short-Term Memory. *Water*, 14(4), 610. <https://doi.org/10.3390/w14040610>
19. Su, J., Lin, Z., Xu, F., Fathi, G., & Alnowibet, K. A. (2024). A hybrid model of ARIMA and MLP with a Grasshopper optimization algorithm for time series forecasting of water quality. *Scientific reports*, 14(1), 23927. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-74144-7>
20. Tryhuba, A., Mudryk, K., Tryhuba, I. et al. (2025). Models for sustainable management of livestock waste based on neural network architectures. *Sci. Rep.*, 15, 28082 <https://doi.org/10.1038/s41598-025-13150-9>
21. Diachenko, Grygorii & Laktionov, Ivan & Vinyukov, Oleksandr & Likhushyna, Hanna. (2025). A Decision Support System for Wheat Powdery Mildew Risk Prediction Using Weather Monitoring, Machine Learning and Explainable Artificial Intelligence. *Computers and Electronics in Agriculture*, 230, 109905. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.109905>
22. Kashtan, V. Y., & Hnatushenko, V. V. (2024). Machine learning for automatic extraction of water bodies using sentinel-2 IMAGERY. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, (1), 118. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-1-11>
23. Trach, R., Trach, Y., Kiersnowska, A., Markiewicz, A., Lendo-Siwicka, M., & Rusakov, K. (2022). A Study of Assessment and Prediction of Water Quality Index Using Fuzzy Logic and ANN Models. *Sustainability*, 14(9), 5656. <https://doi.org/10.3390/su14095656>

The article was received by the editors 22.10.2025
The article is recommended for printing 30.11.2025

The article was revised 26.11.2025
This article published 30.12.2025