

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ДНІПРОВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ВАДУРІН Кирило Олегович

УДК 004.9:504.064.36

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДГОТОВКИ ТА ОБРОБКИ ДАНИХ
ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ НА МУНІЦИПАЛЬНОМУ РІВНІ**

Спеціальність: 122 Комп'ютерні науки
Галузь знань: 12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

К.О. Вадурін

(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Наукові керівники: **УДОВИК Ірина Михайлівна, к-т техн. наук, доцент**

ПЕРЕКРЕСТ Андрій Леонідович, д-р техн. наук, професор

Дніпро – 2026

АНОТАЦІЯ

Вадурін К. О. Інформаційна технологія підготовки та обробки даних екологічного моніторингу на муніципальному рівні. – Кваліфікаційна робота на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки. – Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», МОН України, Дніпро, 2026.

У дисертаційній роботі розв'язано актуальну науково-прикладну задачу розробки моделей, методів та архітектурних принципів побудови інтегрованої інформаційної технології підготовки та обробки даних екологічного моніторингу, що забезпечує наскрізну автоматизацію процесів збору, верифікації, аналізу, прогнозування та когнітивного аналізу даних для підтримки прийняття рішень на муніципальному рівні. Дослідження спрямоване на усунення фрагментарності існуючих систем екологічного контролю та підвищенні точності предикативного моделювання стану атмосферного повітря в умовах обмежених обчислювальних ресурсів муніципальних громад, наявності «сліпих зон» у мережах спостереження та часових рядів малої довжини.

Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних літературних джерел із 134 найменувань та 3 додатків. Загальний обсяг дисертації становить 215 сторінок, із яких основний текст займає 137 сторінок, включаючи 20 рисунків та 22 таблиці.

У вступі обґрунтовано актуальність теми дисертаційного дослідження, зазначено мету, основні завдання, об'єкт, предмет і використані методи досліджень, сформульовано наукову новизну та практичну цінність одержаних результатів, наведено особистий внесок здобувача, описано структуру дисертаційної роботи, а також надано інформацію щодо публікацій і результатів апробації, використання й упровадження результатів досліджень.

У першому розділі дисертації викладено результати досліджень щодо аналізу та узагальнення сучасного стану теоретико-практичних розробок і муніципальних

систем екологічного моніторингу. Виявлено основний недолік наявних рішень – їхню архітектурну фрагментарність та неспроможність забезпечити повний аналітичний цикл в умовах «малих вибірок» даних, що дозволило обґрунтувати мету і дослідницькі задачі дисертації.

У другому розділі дисертації наведено результати розв’язання дослідницьких завдань щодо розробки розширеної концептуальної моделі DPPDMext, формалізованої у вигляді кортежу множин, та математичного забезпечення блоку просторового моделювання для створення віртуальних прогнозних станцій на основі методу зворотно-зважених відстаней та алгоритму A^* . Це дозволило обґрунтувати сукупність техніко-функціональних вимог до апаратно-програмного забезпечення та надійної мережевої взаємодії IoT-інфраструктури за критерієм забезпечення необхідного рівня QoS.

Третій розділ дисертації присвячено розробці комп’ютерно-орієнтованих методів прогнозування та інтелектуального аналізу екологічних станів. У розділі валідовано метод прогнозування атмосферних параметрів на основі гібридизації алгоритмів глибокого навчання з варіаційними квантовими схемами в структурах LSTM та Transformer, розроблено процедуру адаптивного вибору моделей за багатокритеріальним показником (спільне зважене сумування MSE та MAE), а також сформульовано математичний апарат експертної оцінки надійності прогнозів та аналізу екологічних ризиків.

У четвертому розділі представлено результати програмної реалізації та практичної апробації розробленої інформаційної технології на базі стеку Laravel, MySQL та R Shiny із використанням захищеного протоколу LwM2M та шифрування каналів DTLS 1.2/1.3. Експериментальні дослідження прикладних задач дозволили встановити та оцінити основні характеристики системи, зокрема підвищення точності прогнозів, покращення енергоефективності кінцевих пристроїв за рахунок бінарного формату даних, а також ідентифікацію прихованих забруднень у «сліпих зонах» за допомогою віртуальних прогнозних станцій. Також у цьому розділі сформульовано рекомендації з подальшого прикладного використання розробленої

IT, оцінено економічний ефект та обґрунтовано перспективні напрямки її подальшого розвитку.

У загальних висновках викладено узагальнені якісні та кількісні результати досліджень дисертаційної роботи.

Додатки містять список наукових публікацій за темою дисертації, документи, що підтверджують використання й упровадження результатів досліджень дисертації, а також програмні компоненти розробленої інформаційної технології та архітектуру автономного когнітивного агента.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в розробці нових та вдосконаленні й розвитку існуючих моделей, методів і засобів створення інформаційних технологій екологічного моніторингу, а саме: уперше запропоновано розширену концептуальну модель підготовки та обробки даних екологічного моніторингу $DPPDM_{ext}$, яка, на відміну від існуючих базових моделей спостереження, інтегрує блок геопросторового моделювання віртуальних станцій та блок адаптивної переоцінки моделей безпосередньо в ітераційний аналітичний конвеєр, що дозволяє усунути інформаційну розрідженість муніципальних мереж моніторингу; удосконалено метод просторового аналізу даних екологічного моніторингу шляхом використання прогнозних віртуальних точок спостереження, сформованих на основі зворотно-зваженої інтерполяції та моделей антропогенного навантаження, що дозволяє підвищити точність локалізації зон потенційного екологічного ризику на територіях з недостатнім покриттям сенсорними засобами; удосконалено метод прогнозування екологічних та метеорологічних параметрів стану атмосферного повітря (температури, вологості, тиску, оксиду вуглецю, діоксиду азоту та пилу) шляхом гібридизації алгоритмів глибокого навчання з математичним апаратом варіаційних квантових схем, що за рахунок відображення вектора ознак у квантовий простір станів дозволило знизити середньоквадратичну похибку моделювання на 45–74% та забезпечити загальну точність понад 97% в умовах обмежених вибірок даних; удосконалено метод інтелектуальної підтримки прийняття управлінських рішень в екологічних інформаційних системах на основі використання мультимодального автономного нейромережевого агента з

інтеграцією візуально-мовних та великих мовних моделей за когнітивною архітектурою «планування-виконання-синтез» та технологією векторного пошуку, що дозволило забезпечити автоматизовану когнітивну інтерпретацію багатовимірних масивів даних.

Практичне значення одержаних результатів полягає в реалізації програмно-технічних рішень, комп'ютерних моделей та алгоритмів функціонування ІТ муніципального екологічного моніторингу, а саме: розробці програмного комплексу на базі Laravel, MySQL та R Shiny для збору й аналізу даних; створенні модуля автоматизованого формування регламентної звітності за Постановою № 827 КМУ, що скоротив час підготовки документів з 4 годин до 30 хвилин; впровадженні інструментарію віртуальних прогнозних станцій для локалізації прихованих джерел емісії; реалізації захищеного клієнта на базі протоколу LwM2M для мікроконтролерів ESP32, що забезпечив цілісність даних та зниження накладних витрат пам'яті до 6,2–8,7%; інтеграції автономного когнітивного агента для автоматизованої інтерпретації ризиків та генерації вербальних управлінських рекомендацій.

У дисертації обґрунтовано подальші напрямки та підходи до перспективних досліджень розробленої інформаційної технології, які дозволять покращити стан цифровізації та комп'ютеризації процесів муніципального управління задля підвищення екологічної безпеки територій.

Ключові слова: інформаційні системи, екологічний моніторинг, інтелектуальний аналіз даних, штучні нейронні мережі, Інтернет речей, квантові обчислення, когнітивні агенти, екологічна безпека, математичні моделі, обробка даних.

ABSTRACT

Vadurin K. O. Information technology for environmental monitoring data preparation and processing at the municipal level. – Qualifying scientific work as a manuscript.

Thesis for the degree of Doctor of Philosophy in the specialty 122 – Computer Science. – Dnipro Polytechnic National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Dnipro, 2026.

The thesis resolves an urgent scientific and applied problem of developing models, methods, and architectural principles for building an integrated information technology for environmental monitoring data preparation and processing, which provides end-to-end automation of data collection, verification, analysis, forecasting, and cognitive data analysis to support decision-making at the municipal level. The research is aimed at eliminating the fragmentation of existing environmental control systems and increasing the accuracy of predictive modeling of the atmospheric air state under the conditions of limited computational resources of municipal communities, the presence of «blind spots» in observation networks, and small data samples.

The thesis consists of an introduction, four chapters, general conclusions, a list of cited literature with 134 titles, and 3 appendices. The total volume of the dissertation is 215 pages, of which the main text occupies 137 pages, including 20 figures and 22 tables.

The introduction substantiates the relevance of the research topic, specifies the purpose, main tasks, object, subject, and research methods used, formulates the scientific novelty and practical value of the results, details the personal contribution of the applicant, describes the structure of the work, and provides information on publications, approbation, and implementation of the research results.

The first chapter presents the results of research on the analysis and generalization of the current state of theoretical and practical developments in municipal environmental monitoring systems. The main disadvantage of existing solutions was identified: their architectural fragmentation and inability to provide a full analytical cycle when working

with «small data», which allowed for the justification of the purpose and research tasks of the dissertation.

The second chapter provides the results of research tasks regarding the development of the extended conceptual model DPPDMext, formalized as a tuple of sets, and the mathematical support for the geospatial modeling block used to create virtual forecasting stations based on the inverse distance weighting method and the A* algorithm. This allowed for the substantiation of a set of technical and functional requirements for the hardware and software support and reliable network interaction of the IoT infrastructure based on the criterion of ensuring the required QoS level.

The third chapter is devoted to the development of computer-oriented methods for forecasting and intelligent analysis of environmental states. The chapter validates the forecasting method based on the hybridization of deep learning algorithms with variational quantum circuits within LSTM and Transformer structures, develops a multi-criteria procedure for adaptive model selection (based on the joint weighted sum of MSE and MAE), and formulates the mathematical apparatus for expert assessment of forecast reliability and environmental risk analysis.

The fourth chapter presents the results of the software implementation and practical validation of the developed information technology based on the Laravel, MySQL, and R Shiny stack using the secure LwM2M protocol and DTLS 1.2/1.3 channel encryption. Experimental studies on applied tasks allowed for evaluating the system's characteristics, including improved forecast accuracy, increased device energy efficiency due to binary payload format, and the identification of hidden pollutants in "blind spots" using virtual forecasting stations. This chapter also formulates recommendations for the further applied use of the developed IT, estimates the economic effect, and substantiates promising directions for its future development.

The general conclusions summarize the qualitative and quantitative research results of the dissertation.

The appendices contain a list of scientific publications on the topic of the dissertation, documents confirming the use and implementation of research results, as

well as software components of the developed information technology and the architecture of the autonomous cognitive agent.

The scientific novelty of the results lies in the development of new and the improvement of existing models, methods, and tools for creating information technologies for environmental monitoring, namely: the $DPPDM_{ext}$ extended conceptual model has been proposed for the first time, which, unlike existing baseline monitoring models, integrates virtual station geospatial modeling and adaptive model re-evaluation blocks directly into an iterative analytical pipeline, allowing for the elimination of information sparsity in municipal monitoring networks; the method of spatial analysis of environmental monitoring data has been improved by using predictive virtual observation points formed on the basis of inverse distance weighting interpolation and anthropogenic load models, which allows for increasing the localization accuracy of potential environmental risk zones in areas with insufficient sensor coverage; the forecasting method for environmental and meteorological parameters of the atmospheric air (temperature, humidity, pressure, carbon monoxide, nitrogen dioxide, and dust) has been improved by hybridizing deep learning algorithms with the mathematical apparatus of variational quantum circuits, which, due to mapping the feature vector into the quantum state space, allowed reducing the mean squared error of modeling by 45–74% and ensuring an overall forecasting accuracy of over 97% under limited data samples; the method of intelligent decision support in environmental information systems has been improved based on the use of a multimodal autonomous neural network agent integrating vision-language and large language models under the "planning-execution-synthesis" cognitive architecture and vector search technology, which allowed providing automated cognitive interpretation of multidimensional data arrays.

The practical significance of the results lies in the implementation of software and hardware solutions, computer models, and algorithms for the operation of municipal environmental monitoring IT, specifically: the development of a software complex based on Laravel, MySQL, and R Shiny for data collection and analysis; the creation of a module for automated regulatory reporting according to Decree No. 827 of the Cabinet of Ministers of Ukraine, which reduced document preparation time from 4 hours to 30

minutes; the implementation of a virtual forecasting station toolkit for localizing hidden emission sources; the implementation of a secure client based on the LwM2M protocol for ESP32 microcontrollers, ensuring data integrity and reduced memory overhead to 6.2–8.7%; the integration of an autonomous cognitive agent for automated risk interpretation and generation of verbal management recommendations.

The dissertation substantiates further directions and approaches for promising research on the developed information technology, which will improve the state of digitalization and computerization of municipal management processes to enhance the environmental security of territories.

Keywords: information systems, environmental monitoring, data mining, artificial neural networks, Internet of Things, quantum computing, cognitive agents, environmental safety, mathematical models, data processing.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Список публікацій здобувача, у яких опубліковані основні наукові результати дисертації

1. Vadurin K., Perekrest A., Bakharev V., Shendryk V., Parfenenko Y., Shendryk S. Towards Digitalization for Air Pollution Detection: Forecasting Information System of the Environmental Monitoring. *Sustainability* 2025, 17, 3760. <https://doi.org/10.3390/su17093760>. (Стаття у періодичному закордонному виданні, проіндексованому у базі даних Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка архітектури та функціоналу прогностичної інформаційної системи, реалізація методів автоматизованого вибору моделей, просторового аналізу та кореляційного аналізу, обґрунтування висновків. Внесок Перекреста А. та Бахарева В.: постановка наукової задачі, визначення методології дослідження, аналіз отриманих результатів. Внесок Шендрик В., Парфененко Ю. та Шендрик С.: підготовка даних для експериментів, участь у розробці модуля візуалізації та редагування тексту статті).

2. Peksa J., Perekrest A., Vadurin K., Mamchur D. A Quantum-Hybrid Framework for Urban Environmental Forecasting Integrating Advanced AI and Geospatial Simulation. *Sensors* 2025, 25, 7422. <https://doi.org/10.3390/s25247422>. (Стаття у періодичному закордонному виданні, проіндексованому у базі даних Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка концепції квантово-гібридного фреймворку DPPDMext, створення та тестування гібридних прогностичних моделей, розробка симулятора динаміки забруднення, впровадження моделі LLM-агента для автоматизації аналізу якості прогнозів. Внесок Перекреста А.: наукове керівництво, постановка експериментів, аналіз результатів. Внесок Пекси Я. та Мамчура Д.: розробка компонента геопросторової симуляції, проведення експериментальних досліджень та аналіз отриманих даних).

3. Vadurin K., Kramek A., Perekrest A. Conceptual Models of Data Collection, Forecasting and Preparation Processes for Professional Analysis in Environmental

Monitoring Information Systems. In *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 2026, pp. 75–87. doi: 10.1007/978-3-032-09806-1_7. (Стаття у матеріалах конференції, яка включена до міжнародної наукометричної бази Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка та формалізація концептуальних кортежних моделей для процесів збору, прогнозування та підготовки даних, інтеграція підходів математичної статистики, машинного навчання та LLM з технологією RAG. Внесок Перекреста А. та Крамек А.: наукове керівництво, узагальнення результатів, редагування тексту).

4. Перекрест А. Л., Бахарев В. С., Вадурін К. О., Дерієнко А. І., Іващенко А. В., Шкарупа С. А. Розробка бази даних для зберігання показників стану атмосферного повітря з дослідних станцій комунального підприємства. *Проблеми інформатизації та управління*. 2023. Вип. 3(75). С. 68–86. <https://doi.org/10.18372/2073-4751.75.18018>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: аналіз та вибір оптимальної моделі бази даних, проектування її структури, створення основи для служб автоматичного формування звітів. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка задачі, визначення вимог до БД. Внесок Дерієнка А., Іващенко А. та Шкарупи С.: технічна реалізація бази даних на PHP та MySQL, проведення міграцій).

5. Zavalieiev A., Vadurin K., Perekrest A., Bakharev V. Information and analytical system for collecting, processing and analyzing data on air pollution. *Automation of Technological and Business Processes*. 2024. 16(1). С. 72–82. <https://doi.org/10.15673/atbp.v16i1.2774>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: розробка методології та архітектури інформаційно-аналітичної системи, визначення функціоналу для завантаження, обробки та візуалізації даних, розробка підходів до представлення AQI. Внесок Завалєєва А.: програмна реалізація веб-додатку на базі R та Shiny. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: наукове керівництво, аналіз результатів).

6. Вадурін К. О., Перекрест А. Л., Бахарев В. С., Дерієнко А. І., Іващенко А. В., Шкарупа С. А. Інформаційна система збору та накопичення даних про якість

атмосферного повітря зі станцій Vaisala муніципального рівня. *Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології*. 2023. № 2(06). С. 38–49. <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2023-02-06-04>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: розробка архітектури та логіки інформаційної системи, модифікація сервера та структури бази даних для обробки великих обсягів даних. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка задачі, загальне керівництво. Внесок Дерієнка А., Іващенко А. та Шкарупи С.: технічна реалізація системи на базі *Laravel* та *Vue.js*, налаштування серверного оточення).

7. Удовик І. М., Вадурін К. О. Дослідження стану предметної області інтелектуального аналізу часових рядів та геопросторового моделювання в муніципальних системах екологічного моніторингу. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2026. № 2. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: проведення критичного аналізу апаратно-програмних обмежень ресурс-обмежених периферійних IoT-мереж; систематизація наукових прогалів у галузі муніципального моніторингу довкілля; участь у розробці та формалізації розширеної концептуальної моделі $DPPDMext = \langle A, Q, M, E, P, F \rangle$; обґрунтування використання енергоефективного протоколу *LwM2M* із *DTLS*-шифруванням для забезпечення захищеного агрегування даних на сенсорному рівні. Внесок Удовик І. М.: наукове керівництво, постановка дослідницької задачі щодо переходу від описового моніторингу до інтелектуальних систем закритого циклу з прескриптивною аналітикою, методологічне обґрунтування концепції інтегрованого адаптивного прогнозування та критична оцінка еволюції обчислювальних підходів).

**Список публікацій здобувача, які додатково
відображають наукові результати дисертації**

8. Vadurin K., Perekrest A., Mamchur, D., Vladov, S. Components of ensuring secure infrastructure for environmental monitoring systems using the *LwM2M* protocol.

CEUR Workshop Proceedings. 2025. Vol. 4024. P. 287–306. (Стаття у матеріалах конференції, яка включена до міжнародної наукометричної бази Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка комплексу рішень для захисту IoT-інфраструктури, створення математичних моделей оцінки ризиків та виявлення аномалій, розробка алгоритмів динамічного контролю доступу (ABAC) та захищеного початкового налаштування пристроїв. Внесок Перекреста А., Мамчура Д. та Владова С.: аналіз існуючих рішень, постановка задачі, тестування розроблених алгоритмів).

9. Коростельов А. С., Гученко М. І., Перекрест А. Л., Нікітіна А. В., Вадурін К. О. Модель корпоративної мережі базованої на технологіях інтернету речей підприємства з екологічних досліджень. *Системи управління, навігації та зв'язку. 2023. Вип. 3(73). С. 111–114. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.111>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: розробка методології побудови мережі для екологічного моніторингу та формування висновків щодо її ефективності. Внесок Перекреста А., Гученка М. та Нікітіної А.: постановка задачі, аналіз вимог до мережі, обґрунтування висновків. Внесок Коростельова А. С.: технічна структурна реалізація моделі в середовищі Cisco Packet Tracer, налаштування топології та симуляція мережевих вузлів).*

10. Коростельов А. С., Гученко М. І., Перекрест А. Л., Самойлов А. М., Вадурін К. О. Аналітичні розрахунки корпоративної мережі базованої на технологіях Інтернету речей підприємства з екологічних досліджень. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Т. 34(73), № 5. С. 140–147. <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/23>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: обґрунтування методологічних підходів до проектування та аналіз відповідності мережі екологічним завданням. Внесок Гученка М. І.; Перекреста А. Л.; Самойлова А. М.: визначення вихідних даних для розрахунків, аналіз результатів. Внесок Коростельова А. С.: технічне виконання аналітичних розрахунків пропускної здатності та структурне проектування компонентів мережі).*

Список публікацій здобувача, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

11. Perekrest A., Mamchur D., Zavaleev A., Vadurin K., Malolitko V., Bakharev V. Web-Based Technology of Intellectual Analysis of Environmental Data of an Industrial Enterprise. In *2023 IEEE 5th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenchuk, Ukraine, 2023, pp. 1–7. doi: 10.1109/MEES61502.2023.10402523. (Стаття у матеріалах конференції, яка включена до міжнародної наукометричної бази Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка методології інтелектуального аналізу та підходів до екологічної реалізації системи, формування наукових висновків. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка задачі, наукове керівництво. Внесок Мамчура Д., Завалєєва А. та Малолітка В.: технічна структурна реалізація веб-технології, програмне забезпечення процесів взаємодії з API джерелами даних).

12. Вадурін К. О., Зілінський Ю. В., Лебедєв Н. С., Борох К. С. Реалізація базових функцій інформаційно-комунікаційної системи екологічного моніторингу на основі станцій ECO-CITY. *Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку: збірник матеріалів III Міжнародної науково-технічної конференції*. Київ: Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут, 2023. С. 97–104. <https://doi.org/10.61929/viti.mntk.3.2023>. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка архітектури серверного компонента та користувацького веб-інтерфейсу, реалізація коду для мікроконтролера ESP8266. Внесок Зілінського Ю. В., Лебедєва Н. С. та Бороха К. С.: розробка програмного забезпечення для аналогу станції, тестування працездатності системи).

13. Вадурін К. О., Юдіна А. Л., Лебедєв Н. С., Мардєєва Д. Р. Проектування структури та основних функцій відкритої інформаційно-комунікаційної системи екологічного моніторингу на основі станцій ECO-CITY. *Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку: збірник матеріалів III Міжнародної науково-технічної конференції*. Київ: Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут, 2023. С. 105–110. <https://doi.org/10.61929/viti.mntk.3.2023>. (Тези доповіді. Особистий внесок

здобувача: проєктування структури системи обробки, збереження та візуалізації даних, розробка алгоритмів функціонування компонентів у нотації IDEF0. Внесок Юдіної А. Л., Лебедева Н. С. та Мардєєвої Д. Р.: проєктування структури аналогу станції, участь у формулюванні висновків).

14. Завалєєв А. І., Вадурін К. О. Розробка та впровадження автоматизованої системи для моніторингу та аналізу якості повітря на основі станцій Vaisala. *Електроенергетика, електромеханіка та технології в АПК: матеріали Міжнар. наук.-практ. конф.* Харків: ДБТУ, 2023. С. 115–116. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка концептуальної методології та екологічних підходів до аналізу даних. Внесок Завалєєва А. І.: технічна реалізація та програмне впровадження автоматизованої системи).

15. Завалєєв А. І., Вадурін К. О. Розвиток та вдосконалення системи моніторингу якості повітря на основі технологічних станцій VAISALA. *Молодь: наука та інновації: матеріали XI Міжнар. наук.-техн. конф. студ., асп. та молодих вчених.* Дніпро: НТУ «ДП», 2023. Т. 1. С. 447–448. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: обґрунтування напрямів удосконалення методології моніторингу та аналіз результатів. Внесок Завалєєва А. І.: технічне доопрацювання програмного функціоналу застосунку).

16. Завалєєв А. І., Вадурін К. О., Перекрест А. Л. Інформаційна система моніторингу якості повітря на основі станцій Vaisala. *Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій: II Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів.* Кременчук: КрНУ, 2023. С. 75–76. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка методологічного алгоритму функціонування системи та формування висновків. Внесок Завалєєва А. І. та Перекреста А. Л.: технічна реалізація структурних модулів веб-додатку).

17. Хань Є. М., Вадурін К. О., Перекрест А. Л., Кухаренко Д. В., Крига Є. В., Бахарев В. С. Проєктування «Розумного квадрокоптера» для задач екологічного моніторингу. *Матеріали XXXI Міжнар. конф. «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства».* Кременчук, 2024. С. 63. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка структурної, електричної та функційної схем блоку

контролера, визначення логіки збору даних. Внесок інших співавторів: постановка задачі, участь у проєктуванні механічної частини).

18. Самарец Г. І., Вадурін К. О., Сохін Н. Л., Юдіна А. Л., Крига Є. В., Бахарев В. С. Програмно-апаратна платформа для оперативного екологічного моніторингу на базі технології Інтернету речей. *Матеріали XXXI Міжнар. конф. «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства»*. Кременчук, 2024. С. 65. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: створення концепції функціонування платформи, розробка схем блоку визначення стану повітря, створення моделі рухомої частини у середовищі Webots. Внесок інших співавторів: загальне керівництво, розробка апаратної частини платформи).

19. Шохірев А. В., Дрозд А. С., Перекрест І. А., Вадурін К. О. Функціонування мобільного пристрою моніторингу стану повітря за маршрутом руху екологічного транспорту. *I Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій»*. Кременчук, 2022. С. 57–58. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: побудова алгоритму функціонування програми мікроконтролера для бездротової передачі даних. Внесок інших співавторів: розробка апаратної частини, тестування).

20. Перекрест І. А., Дрозд А. С., Шохірев А. В., Вадурін К. О. Аналіз мобільних пристроїв моніторингу стану повітря. *I Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій»*. Кременчук, 2022. С. 59. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: аналіз технічних характеристик та функціоналу існуючих пристроїв. Внесок інших співавторів: збір вихідних даних для аналізу).

21. Дрозд А. С., Шохірев А. В., Перекрест І. А., Вадурін К. О. Розробка структури мобільного пристрою моніторингу стану повітря за маршрутом руху екологічного транспорту. *I Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій»*. Кременчук, 2022. С. 64. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: синтез структурної схеми пристрою, деталізація підключення та обміну даними між компонентами. Внесок інших співавторів: вибір компонентної бази).

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	21
ВСТУП.....	24
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ДОВКІЛЛЯ	34
1.1 Загальна характеристика та аналіз існуючих підходів до побудови муніципальних систем екологічного моніторингу	34
1.1.1 Концептуальні засади побудови інтелектуальних міських середовищ та нормативні вимоги до екологічного контролю	34
1.1.2 ГІС-технології та методи дистанційного зондування як інструментальна база муніципального моніторингу.....	37
1.1.3 Аналіз математичного забезпечення моделювання динаміки природних процесів у муніципальних системах	40
1.1.4 Стан та перспективи розвитку прикладного програмного забезпечення екологічного моніторингу.....	43
1.2 Аналіз моделей та методів прогнозування часових рядів екологічних показників.....	47
1.2.1 Еволюція та застосування класичних статистичних моделей авторегресії у прогнозуванні екологічних часових рядів.....	47
1.2.2 Аналіз методів глибокого навчання та інтелектуальних стратегій моделювання якості довкілля.....	49
1.2.3 Перспективні підходи на основі квантового машинного навчання та варіаційних квантових схем.....	52
1.2.4 Автоматизація вибору моделей та інтелектуальні агенти у предикативних системах	54
1.3. Аналіз програмно-технічного забезпечення передачі та захисту даних в IoT-мережах екологічного призначення.....	57

1.3.1 Еталонні архітектури та системні обмеження IoT-мереж екологічного призначення	57
1.3.2 Аналіз інтелектуальних та децентралізованих методів забезпечення безпеки в мережах Інтернету речей.....	60
1.3.3 Обґрунтування використання легковагових протоколів для управління ресурс-обмеженими пристроями.....	62
1.4 Мета, задачі та напрямки досліджень	65
1.5 Висновки за першим розділом.....	66
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНЕ ТА КОНЦЕПТУАЛЬНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ	68
2.1 Концептуальна модель збору, прогнозування та підготовки даних	68
2.2 Математичне моделювання корпоративної мережі моніторингу на базі IoT.....	72
2.3 Моделі забезпечення безпеки інфраструктури моніторингу	76
2.4 Висновки за другим розділом	80
РОЗДІЛ 3 КОМП'ЮТЕРНО-ОРІЄНТОВАНІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ЕКОЛОГІЧНИХ ДАНИХ	82
3.1 Процедура автоматичного аналізу параметрів екологічних часових рядів (блок А).....	82
3.2 Алгоритмічне та математичне забезпечення методів прогнозування (блок Р)	86
3.3 Процедура адаптивного вибору моделі прогнозування (блок Q).....	90
3.4 Методи веб-орієнтованого інтелектуального аналізу даних.....	94
3.5 Процедури експертної оцінки прогнозів та аналізу екологічних ризиків за допомогою автономних агентів (блоки Е та F).....	97
3.6 Висновки за третім розділом.....	104
РОЗДІЛ 4 ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ	106

4.1 Архітектура та програмна реалізація підсистем збору, накопичення даних і взаємодії з IoT-пристроями	106
4.2 Реалізація інтерфейсу користувача та підсистеми формування аналітичної звітності.....	111
4.3 Експериментальна апробація та валідація математичного апарату інформаційної технології.....	114
4.4 Апробація інформаційної технології та валідація прогнозних моделей на реальних даних.....	117
4.5 Експериментальна валідація компонентів розширеної моделі предикативної аналітики	121
4.5.1 Валідація процедури автоматичного аналізу часових рядів (блок А)	121
4.5.2 Адаптивний вибір (блок Q) та оцінка квантово-гібридних методів прогнозування (блок P).....	126
4.5.3 Геопросторове моделювання та створення віртуальних прогнозних станцій (блок M).....	132
4.5.4 Експертна оцінка надійності прогнозів автономним агентом (блок E)	138
4.5.5 Оцінка екологічних ризиків та генерація управлінських рішень (блок F).....	142
4.6 Практична цінність, економічна ефективність та рекомендації щодо впровадження	147
4.6.1 Оцінка економічної та операційної ефективності впровадження	147
4.6.2 Технічні рекомендації щодо розгортання захищеної інфраструктури.....	151
4.6.3 Апробація результатів та стратегія масштабування системи.....	154
4.7 Висновки за четвертим розділом.....	157
ВИСНОВКИ.....	159

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	162
ДОДАТОК А Список публікацій здобувача за темою дисертації	181
ДОДАТОК Б Акти впровадження та використання результатів дисертаційного дослідження.....	187
ДОДАТОК В Код реалізації основних методів	195

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- БД – база даних;
- БПЛА – безпілотний літальний апарат;
- ГДК – гранично допустима концентрація забруднюючої речовини;
- ГІС – геоінформаційна система;
- ДЗ – дистанційне зондування (Землі);
- ЕО – екологічний об’єкт;
- ЗВ – забруднююча речовина;
- ІТ – інформаційна технологія;
- КМУ – Кабінет Міністрів України;
- КП – комунальне підприємство;
- ПЗ – програмне забезпечення;
- ШІ, AI – штучний інтелект (Artificial intelligence);
- АВАС – управління доступом на основі атрибутів (Attribute-based access control);
- ACF – автокореляційна функція (Autocorrelation function);
- ADF – розширений тест Дікі-Фуллера (Augmented dickey–fuller test);
- AIC – інформаційний критерій Акаїке (Akaike information criterion);
- API – програмний інтерфейс додатка (Application programming interface);
- AQI – індекс якості повітря (Air quality index);
- ARIMA – модель авторегресії інтегрованого ковзного середнього (Autoregressive integrated moving average);
- BATS – модель експоненційного згладжування з перетворенням Бокса-Кокса, ARMA-помилками, трендом та сезонністю (Box-cox transform, ARMA errors, trend, and seasonal components);
- CoAP – протокол для пристроїв з обмеженими ресурсами (Constrained application protocol);
- CRI – комплексний індекс надійності прогнозу (Comprehensive reliability index);

CNN – згорткова нейронна мережа (Convolutional neural network);

CPU – центральний процесор (Central processing unit);

DPPDM – модель підготовки та обробки даних для прийняття рішень (Data preparation and processing for decision-making);

DPPDMext – розширена модель підготовки та обробки даних (DPPDM extended);

DTLS – безпека транспортного рівня для датаграм (Datagram transport layer security);

ERI – інтегральний індекс екологічного ризику (Ecological risk index)

ESP32 – серія бюджетних мікроконтролерів з низьким енергоспоживанням та вбудованим Wi-Fi/Bluetooth

ETL – процес вилучення, перетворення та завантаження даних (Extract, transform, load)

GRU – рекурентний блок з воротами (Gated recurrent unit)

IDW – метод зворотного зважування відстаней (Inverse distance weighting)

IoT – Інтернет речей (Internet of things)

LLM – велика мовна модель (Large language model)

LSTM – довга короткострокова пам'ять (Long short-term memory)

LwM2M – легковаговий протокол міжмашинної взаємодії (Lightweight machine to machine)

MAE – середня абсолютна похибка (Mean absolute error)

MAPE – середня абсолютна відсоткова похибка (Mean absolute percentage error)

MSE – середня квадратична похибка (Mean squared error)

ORM – об'єктно-реляційне відображення (Object-relational mapping)

PM2.5 / PM10 – дрібнодисперсний пил із діаметром часток менше 2.5 та 10 мікрметрів відповідно

QML – квантове машинне навчання (Quantum machine learning)

QPU – квантовий обчислювальний вузол (процесор) (Quantum processing unit)

QoS – якість обслуговування мережі (Quality of service)

RAG – генерація з доповненим пошуком (Retrieval-augmented generation)

RMSE – середньоквадратичне відхилення (Root mean square error)

R^2 – коефіцієнт детермінації

SPA – односторінковий веб-додаток (Single page application)

VLM – зорово-мовна модель (Vision-language model)

VPS – віртуальний приватний сервер (Virtual private server)

VQC – варіаційна квантова схема (Variational quantum circuit)

XAI – пояснюваний штучний інтелект (Explainable artificial intelligence)

ВСТУП

Актуальність дослідження. У сучасних умовах глобальної цифровізації та зростаючого антропогенного навантаження на урбанізовані території, забезпечення екологічної безпеки муніципальних громад стає одним із пріоритетних завдань сталого розвитку. Динамічні зміни промислового ландшафту України, спричинені наслідками воєнних дій, релокацією виробничих потужностей та транскордонним перенесенням забруднювачів, висувають нові вимоги до систем моніторингу довкілля. Попри існування розвинених мереж спостереження, оперативне управління екологічним станом муніципалітетів залишається ускладненим через фрагментарність архітектур наявних інформаційних систем, просторову розрідженість фізичних постів моніторингу та низьку точність класичних методів прогнозування в умовах «малих вибірок» даних, що є характерним для етапів розгортання нових сегментів моніторингових мереж.

Враховуючи сукупність цих викликів, значної актуальності набувають питання створення цілісних інформаційних технологій, здатних забезпечити повний аналітичний цикл: від захищеного збору даних у ресурс-обмежених IoT-мережах до прецизійної обробки просторово-часових метрик із використанням методів штучного інтелекту та автоматизованого формування управлінських рішень.

Наукові праці вітчизняних дослідників заклали фундаментальні основи для розвитку інтелектуальних систем екологічного моніторингу та предикативної аналітики. Зокрема, розробці прецизійних вимірювальних засобів, оптоелектронних систем та метрологічному забезпеченню моніторингу присвячено дослідження Білинського Й. Й., Кваснікова В. П. та Кожем'яка П. М. Питання побудови надійних інформаційно-комп'ютерних систем на базі IoT-технологій, адаптивного управління та захисту ресурс-обмежених мереж ґрунтовно висвітлено у працях Лактіонова І. С. та Микитина Г. В. Математичне моделювання екологічних ризиків, розповсюдження забруднювачів та використання геоінформаційних технологій для муніципального управління є об'єктом досліджень Трофимчука О.

М., Пляцука Л. Д. та Лютого О. П. Особливої уваги заслуговують сучасні підходи до інтеграції пояснюваного штучного інтелекту, концепції цифрових двійників та захищеного моніторингу в умовах Smart City, що розвиваються у роботах Бобала Ю. Я., Діаченка Г. Г. та інших.

Вагомий внесок у дослідження цих напрямів здійснюють також зарубіжні вчені. Зокрема, використання просторового моделювання, ГІС-аналітики та концепції цифрових двійників в урбанізованих середовищах розглядається в роботах Peldon D., Verde S., Calka B. та інших. Проблематика застосування методів глибокого машинного навчання (CNN, RNN, LSTM) та ансамблевих моделей для прогнозування часових рядів якості повітря й кліматичних змін ґрунтовно висвітлена у працях Liao Q., Hall T., Rasheed K. та Oyarzabal R.S. Питання безпеки IoT-інфраструктури, виявлення кіберзагроз та використання оптимізованих протоколів для пристроїв з обмеженими ресурсами (на базі технологій подібних до LwM2M) досліджують Hatton M., Dvorak R., Uzundu N.C. та Hammad A.A. Особливої уваги заслуговують передові дослідження у сфері квантового машинного навчання та гібридних квантово-класичних алгоритмів (роботи Li Y.-C., Rivera-Ruiz M.A., Nahar A.), які демонструють високий потенціал для обробки складних часових рядів та оптимізації обчислень в IoT-мережах.

Проте, попри значні напрацювання як вітчизняних, так і закордонних науковців, релевантними залишаються питання, пов'язані з подоланням проблеми «сліпих зон» у міському середовищі через механізми віртуальних прогнозних станцій, підвищенням надійності прогнозів за допомогою квантово-гібридних обчислень (особливо в умовах малих вибірок даних) та автоматизацією когнітивної інтерпретації екологічних ризиків за допомогою автономних інтелектуальних агентів. Більшість існуючих зарубіжних моделей не мають наскрізної інтеграції геопросторового аналізу з предиктивними алгоритмами і не адаптовані до роботи в умовах ресурсно-обмежених муніципальних систем із забезпеченням надійного захисту передачі даних.

У дисертаційній роботі розв'язано актуальну науково-прикладну задачу розробки моделей, методів та архітектурних принципів побудови інтегрованої

інформаційної технології підготовки та обробки даних екологічного моніторингу, що забезпечує наскрізну автоматизацію процесів збору, верифікації, аналізу, прогнозування та когнітивного аналізу даних для підтримки прийняття рішень на муніципальному рівні.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Тема дисертації корелює із загальнодержавними пріоритетними напрямками стратегічного розвитку, що зазначені в: Законі України «Про пріоритетні напрями розвитку науки і техніки», Постанові КМУ № 476 від 30.04.2024 р. щодо пріоритетних напрямів наукових досліджень, а також Постанові КМУ № 827 щодо порядку здійснення державного моніторингу в галузі охорони атмосферного повітря. Результати досліджень одержано в межах виконання науково-дослідних робіт Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського та КП «Науковий центр еколого-соціальних досліджень» (м. Кременчук), зокрема за напрямками розробки інтелектуальних систем моніторингу довкілля та цифровізації муніципального управління.

Зокрема, основні наукові положення та практичні результати було розроблено та впроваджено у межах виконання таких НДР: «Програмно-апаратне рішення інформаційної системи екологічного моніторингу для забруднення-орієнтованого керування» (№ держреєстрації 0124U004830), «Інформаційна модель системи керування кластером забруднення-орієнтованих пристроїв» (№ держреєстрації 0124U004831), а також при створенні удосконаленої системи класифікації та кодування постів спостереження за станом атмосферного повітря (№ держреєстрації 0123U105056). Робота безпосередньо пов'язана із проектуванням корпоративних мереж на базі технологій Інтернету речей для екологічних досліджень (№ держреєстрації 0123U105054) та розробкою спеціалізованих баз даних для зберігання й аналізу показників атмосферного повітря з дослідних станцій (№ держреєстрації 0123U105055).

Окремі елементи дослідження були реалізовані під час виконання госпрозрахункових тем, зокрема щодо розробки методології проектування сучасних ІТ підготовки та обробки даних екологічного моніторингу на муніципальному рівні

(шифр 620/25-КІЕ), автоматизації процесів збору та обробки даних з газоаналізаторів ПМЕЛ (шифр 543/22-КІЕ), а також реалізації програмно-апаратних рішень для обробки даних метеостанцій Lufft WS600 (шифр 625/25-КІЕ). Теоретичне обґрунтування принципів роботи інформаційно-комунікаційних мереж здійснювалося в межах теми з шифром 627/25-КІЕ.

Основною **метою** дисертаційної роботи є підвищення точності оцінки стану довкілля та автоматизації аналітичних процесів для підтримки прийняття рішень на муніципальному рівні завдяки розробці комплексу моделей, методів і програмних компонент інформаційної технології інтегрованого адаптивного прогнозування, геопросторового моделювання та предикативної обробки екологічних даних.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі **дослідницькі задачі**:

- комплексний аналіз і систематизація інформації щодо сучасного стану науково-прикладних розробок у галузі муніципального екологічного моніторингу та інтелектуального аналізу часових рядів;
- розробка розширеної концептуальної моделі підготовки та обробки даних екологічного моніторингу для формалізації логічного ланцюга обробки інформації;
- розробка математичного апарату геопросторового моделювання для створення віртуальних прогнозних станцій у критичних вузлах муніципальної інфраструктури;
- удосконалення методу прогнозування стану атмосферного повітря на основі квантово-гібридних нейронних мереж для підвищення точності моделювання в умовах дефіциту даних;
- адаптація легковагових протоколів передачі та захисту даних для побудови надійної IoT-інфраструктури моніторингу;
- розробка процедур експертної оцінки надійності прогнозів та комплексного аналізу екологічних ризиків за допомогою автономних когнітивних агентів;

– валідація розробленої інформаційної технології на реальних даних муніципальної агломерації та обґрунтування її практичної і економічної ефективності.

Об’єкт дослідження – процеси збору, підготовки, просторово-часового моделювання, прогнозування та когнітивного аналізу даних екологічного моніторингу.

Предмет дослідження – моделі, методи та апаратно-програмні компоненти побудови інформаційних технологій підготовки та обробки екологічних даних на муніципальному рівні.

Методи досліджень. Теоретико-методологічну основу роботи становить комплексний підхід із використанням методів системного аналізу, теорії алгоритмів та штучного інтелекту. Використано: математичне та комп’ютерне моделювання (для блоку віртуальних станцій); квантові обчислення та глибоке навчання (для прогнозування); протоколи Інтернету речей (LwM2M); методи математичної статистики (для оцінки надійності CRI та ризиків ERI); об’єктно-орієнтоване програмування; когнітивне моделювання (для автономних аналітичних агентів).

Наукова новизна одержаних результатів. Під час досліджень запропоновано нові та вдосконалено існуючі моделі, методи та підходи до створення інформаційних технологій екологічного моніторингу, а саме:

1. Уперше запропоновано розширену концептуальну модель підготовки та обробки даних екологічного моніторингу DPPDMext, яка, на відміну від існуючих базових моделей спостереження, інтегрує блок геопросторового моделювання віртуальних станцій та блок адаптивної переоцінки моделей безпосередньо в ітераційний аналітичний конвеєр, що дозволяє усунути інформаційну розрідженість муніципальних мереж моніторингу.

2. Удосконалено метод просторового аналізу та моделювання полів екологічного забруднення шляхом алгоритмічного синтезу паралельних часових рядів цільової та динамічної фонові точок спостереження на основі часово-ітеративної зворотно-зваженої інтерполяції та моделей антропогенного навантаження, який, на відміну від відомих підходів статичної геоінформаційної

візуалізації, додатково інтегрує процедуру автоматизованої перевірки статистичних гіпотез про наявність неврахованих джерел емісії, що дало змогу підвищити точність локалізації локальних зон екологічного ризику на територіях з недостатнім покриттям фізичними засобами вимірювання.

3. Удосконалено метод прогнозування екологічних та метеорологічних параметрів стану атмосферного повітря, зокрема температури, відносної вологості, атмосферного тиску, концентрацій оксиду вуглецю, діоксиду азоту та дрібнодисперсного пилу, шляхом гібридизації алгоритмів глибокого навчання з математичним апаратом варіаційних квантових схем, що, на відміну від базових рекурентних нейронних мереж та авторегресійних алгоритмів, за рахунок процедури адаптивного вибору моделі та відображення вектора ознак у квантовий простір станів дало змогу знизити середньоквадратичну похибку моделювання на 45–74 відсотки та забезпечити загальну точність прогнозування на рівні понад 97 відсотків в умовах обмежених історичних вибірок даних.

4. Удосконалено метод інтелектуальної підтримки прийняття управлінських рішень в екологічних інформаційних системах, який, на відміну від відомих підходів на основі статистичних тригерів або дескриптивної візуалізації, базується на використанні мультимодального автономного нейромережевого агента з інтеграцією візуально-мовних та великих мовних моделей за когнітивною архітектурою планування-виконання-синтез і технологією векторного пошуку, що дозволило забезпечити автоматизовану когнітивну інтерпретацію складних багатовимірних масивів даних для їхньої швидкої трансформації у структуровані вербальні плани реагування муніципальних служб.

Практичне значення одержаних результатів. У дисертаційній роботі реалізовано програмно-технічні рішення та алгоритми, які забезпечують наступні положення практичного ефекту:

1. Розроблено та реалізовано програмний комплекс муніципального екологічного моніторингу на основі програмного стеку Laravel, MySQL та R Shiny.

2. Створено програмний модуль автоматизованого формування аналітичної звітності за Постановою № 827 КМУ, що дозволило скоротити час підготовки документів з 4 годин до 30 хвилин.

3. Реалізовано інструментарій віртуальних прогнозних станцій на основі алгоритмів просторової інтерполяції для ідентифікації локальних джерел забруднення у «сліпих зонах» мережі.

4. Запропоновано захищену архітектуру збору даних на базі протоколу LwM2M, що забезпечує цілісність інформації та економію понад 90% бюджетних коштів на хмарних сервісах.

5. Впроваджено автономного когнітивного агента «планування-виконання-синтез» для автоматизованої інтерпретації екологічних ризиків та надання вербальних управлінських рекомендацій.

Впровадження та використання результатів досліджень. Прикладну цінність одержаних результатів підтверджено їх впровадженням у виробничу діяльність: Комунального підприємства «Науковий центр еколого-соціальних досліджень» (м. Кременчук) – у частині розробки програмно-апаратних рішень для інтеграції метеостанцій Lufft WS600 та станцій AQT420 у муніципальну мережу, автоматизації збору та візуалізації даних з газоаналізаторів ПМЕЛ засобами LabVIEW, а також використання модуля інтелектуальної обробки даних на основі моделі DPPDMext та інструментарію автоматизованого формування звітності згідно з Постановою № 827 КМУ; ТОВ «ЛЕМПДЕВ» (м. Кременчук) – у частині використання методології проєктування сучасних ІТ на основі моделі DPPDMext, програмної реалізації аналітичних модулів на базі Laravel та R Shiny, адаптації протоколу LwM2M для ресурс-обмежених IoT-пристроїв, а також застосування алгоритмів динамічного контролю доступу АВАС та моделей оцінки кіберфізичних ризиків.

Результати дослідження інтегровано у навчальний процес: Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського – під час підготовки бакалаврів та магістрів за спеціальностями 123 «Комп'ютерна інженерія» (дисципліни «Інженерія комп'ютерних систем», «Інтернет речей», «Кіберфізичні

системи») та 122 «Комп'ютерні науки» (дисципліни «Технології аналізу текстової інформації та машинне навчання», «Мультиагентні системи та нейронечіткі технології», «Моніторинг та керування в слабкоструктурованих процесах і системах»).

Впровадження результатів досліджень підтверджено відповідними актами.

Особистий внесок здобувача. Всі результати теоретичних і прикладних досліджень, що становлять наукову новизну та практичну цінність цієї дисертації, отримані автором особисто. Результати дисертації висвітлено в наукових працях, які зазначено в списку опублікованих праць. Ідеї співавторів наукових публікацій не були використані в дисертації. В наукових працях, які написано та опубліковано в співавторстві, здобувачу належить: [1] – розробка архітектури та функціоналу прогнозувальної інформаційної системи, реалізація методів автоматизованого вибору моделей, просторового аналізу та кореляційного аналізу, обґрунтування висновків; [2] – розробка концепції квантово-гібридного фреймворку DPPDMext, створення та тестування гібридних прогностичних моделей, розробка симулятора динаміки забруднення, впровадження моделі LLM-агента для автоматизації аналізу якості прогнозів; [3] – розробка та формалізація концептуальних кортежних моделей для процесів збору, прогнозування та підготовки даних, інтеграція підходів математичної статистики, машинного навчання та LLM з технологією RAG; [4] – аналіз та вибір оптимальної моделі бази даних, проектування її структури, створення основи для служб автоматичного формування звітів; [5] – розробка методології аналізу даних та підходів до екологічної інтерпретації результатів, формування висновків; [6] – розробка архітектури та логіки інформаційної системи, модифікація сервера та структури бази даних для обробки великих обсягів даних; [7] – проведення систематичного аналізу й порівняльного оцінювання методів математичного та геопросторового моделювання, класичного аналізу часових рядів і глибокого навчання; критичне оцінювання апаратно-програмних та безпекових обмежень ресурс-обмежених IoT-мереж із обґрунтуванням використання легковагового протоколу LwM2M; участь у розробці загальної архітектури та формалізації взаємопов'язаних аналітичних блоків розширеної концептуальної

моделі DPPDMext; [8] – розробка комплексу рішень для захисту IoT-інфраструктури, створення математичних моделей оцінки ризиків та виявлення аномалій, розробка алгоритмів динамічного контролю доступу (ABAC) та захищеного початкового налаштування пристроїв; [9] – розробка методології побудови мережі для екологічного моніторингу та формування висновків щодо її ефективності; [10] – обґрунтування методологічних підходів до проектування та аналіз відповідності мережі екологічним завданням; [11] – розробка методології інтелектуального аналізу та підходів до екологічної реалізації системи, формування наукових висновків; [12] – розробка архітектури серверного компонента та користувацького веб-інтерфейсу, реалізація коду для мікроконтролера ESP8266; [13] – проектування структури системи обробки, збереження та візуалізації даних, розробка алгоритмів функціонування компонентів у нотації IDEF0; [14] – розробка концептуальної методології та екологічних підходів до аналізу даних; [15] – обґрунтування напрямів удосконалення методології моніторингу та аналіз результатів; [16] – розробка методологічного алгоритму функціонування системи та формування висновків; [17] – розробка структурної, електричної та функційної схем блоку контролера, визначення логіки збору даних; [18] – створення концепції функціонування мобільної платформи, розробка схем блоку визначення стану повітря; [19] – побудова алгоритму функціонування програми модулю мікроконтролера для бездротової передачі даних; [20] – аналіз технічних характеристик та функціоналу мобільних пристроїв моніторингу; [21] – синтез структурної схеми мобільного пристрою, деталізація підключення та обміну даними між GPS та сенсорами.

Апробація результатів дисертаційного дослідження. Науково-прикладні результати досліджень цієї дисертації висвітлено та обговорено під час: V Міжнародної конференції з сучасних електричних та енергетичних систем (2023 IEEE 5th International Conference on Modern Electrical and Energy System, MEES, 27–30 вересня 2023 р., м. Кременчук, Україна); IV Міжнародної конференції з кібергігієни та управління конфліктами в глобальних інформаційних мережах (Fourth International Conference on Cyber Hygiene & Conflict Management in Global

Information Networks, CH&CMiGIN'25, 20–22 червня 2025 р., м. Київ, Україна); III Міжнародної науково-технічної конференції «Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку» (2023 р., м. Київ, Україна); Міжнародної науково-практичної конференції «Електроенергетика, електромеханіка та технології в АПК» (9 листопада 2023 р., м. Харків, Україна); XI Міжнародної науково-технічної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Молодь: наука та інновації» (22–24 листопада 2023 р., м. Дніпро, Україна); II Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій» (20-21 листопада 2023 р., м. Кременчук, Україна); XXXI Міжнародної конференції «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства» (24-25 квітня 2024 р., м. Кременчук, Україна); I Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій» (АТІТ-2022) (18-19 листопада 2022 р., м. Кременчук, Україна); XXX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих учених «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства» (20-21 квітня 2023 р., м. Кременчук, Україна); а також на наукових семінарах кафедри комп'ютерних наук та інженерії Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського (2022–2025 рр.).

Публікації. За темою дисертації опубліковано 21 наукову працю, із яких: 2 статті у періодичних закордонних виданнях, що проіндексовані у міжнародній наукометричній базі Scopus; 6 статей у наукових фахових виданнях України (категорії «Б», 5 із яких фахові за спеціальністю 122); 2 статті у матеріалах міжнародних конференцій, що індексуються наукометричною базою Scopus; 11 публікацій апробаційного характеру у збірниках тез доповідей на міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференціях.

Структура та обсяг дисертації. Робота складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку джерел (134 найменування) та 3 додатків. Загальний обсяг – 215 сторінок (основний текст – 137 сторінок, 20 рисунків, 22 таблиці).

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ДОВКІЛЛЯ

1.1 Загальна характеристика та аналіз існуючих підходів до побудови муніципальних систем екологічного моніторингу

1.1.1 Концептуальні засади побудови інтелектуальних міських середовищ та нормативні вимоги до екологічного контролю

Сучасний етап трансформації муніципального управління в межах концепції «розумних міст» зумовлює перехід від простої реєстрації параметрів середовища до складного предикативного аналізу. У праці [1] екологічне прогнозування визначено як «виникаючий імператив», що дозволяє інтегрувати науково обґрунтовані сценарії у процеси забезпечення стійкості екосистем. Автори зазначеного дослідження обґрунтовують фундаментальну важливість відмови від суто ретроспективного спостереження на користь проактивного моделювання, що виступає вагомим інструментом підтримки прийняття рішень у середовищах із високим рівнем невизначеності.

Фундаментальним стимулом для цифровізації моніторингових систем на європейському та національному рівнях виступає прогресуюче посилення нормативних регламентів. Аналіз стратегій оптимізації якості атмосферного повітря представлено у роботі [2], де детально розглянуто положення оновленої Директиви ЄС 2024/2881. У дослідженні доведено, що цей документ спрямований на жорстку конвергенцію національних стандартів із настановами ВООЗ, визначаючи стратегічні цілі щодо захисту здоров'я населення та екосистем до 2030 року. Паралельно з цим, положення Директиви акцентують увагу на впровадженні стандартизованого моделювання, що створює методологічне підґрунтя для інтеграції новітніх інформаційних технологій (ІТ) у діяльність місцевих громад.

Технологічна еволюція екомоніторингу в парадигмі «розумних міст» спричинила появу складних архітектурних рішень. Методологічні засади та

потенціал цифрових двійників міст висвітлено у праці [3], де проведено систематичний огляд трансформації міських симуляцій – від базового управління активами до комплексного предикативного моделювання інфраструктури. Продемонстровано, що використання цифрових копій об'єктів забезпечує аналіз екологічного відгуку середовища у реальному часі. Проте, попри значні аналітичні можливості, авторський колектив [3] залишив поза увагою аспекти кібербезпеки в ресурс-обмежених IoT-мережах та проблему адаптації моделей до сценаріїв із дефіцитом історичних даних, що залишається суттєвим бар'єром для впровадження таких систем у межах бюджетів територіальних громад.

Технологічний потенціал цифрових двійників знаходить своє практичне застосування не лише на макрорівні міста, але й на рівні окремих об'єктів інфраструктури, що доведено у праці [4] на прикладі моделювання реакції багатоповерхових будівель на просторово-динамічні впливи. Водночас, парадигма безпечного інтелектуального екологічного моніторингу [5] вимагає створення комплексних систем, здатних предикативно оцінювати параметри довкілля. Це набуває безпрецедентної актуальності в умовах сьогодення, зокрема в контексті повоєнного відновлення територій України. Як доведено у дослідженні [6], інтеграція математичного моделювання, інтелектуального аналізу даних та методів штучного інтелекту є безальтернативним інструментом для обґрунтованої підтримки прийняття рішень щодо екологічної безпеки та відбудови інфраструктури в умовах високої невизначеності.

Опис складних динамічних характеристик об'єкта моніторингу потребує залучення багаторівневого математичного апарату. Якщо класичне кліматичне моделювання, детально розглянуте у роботі [7], базується на рівняннях геофізичної гідродинаміки та параметризації фізичних процесів, то для муніципальних потреб доцільнішим вбачається використання якісних моделей екосистем. Методологічне вирішення цієї задачі запропоновано у дослідженні [8], де автори аналізують перехід до гнучких моделей (зокрема, EDEN-фреймворку). Такий підхід дозволяє ідентифікувати динамічні патерни систем навіть за умов фрагментарності чи неповноти вхідної інформації.

Додатковим інструментом інтерпретації процесів у міському середовищі є індивідуально-орієнтована парадигма. Розвиток цього напрямку дістав відображення у праці [9], присвяченій стратегіям патерно-орієнтованого моделювання (IBM). У роботі доведено, що такий підхід дозволяє будувати високореалістичні екологічні моделі через формалізацію адаптивної поведінки окремих агентів системи.

Систематизацію концептуальних підходів, проаналізованих у даному підрозділі, наведено у таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Концептуальні підходи до побудови систем екологічного управління

Концепція / Підхід	Основна функція	Обмеження для муніципального рівня	Джерело
Екологічне прогнозування	Інтеграція сценаріїв у процес прийняття рішень	Висока чутливість до невизначеності вхідних даних	[1]
Цифрові двійники	Реплікація фізичного середовища у реальному часі	Висока складність та вразливість IoT-інфраструктури	[3]
Директива ЄС 2024/2881	Стандартизація та нормування якості повітря	Потребує значних інвестицій у мережу сертифікованих постів	[2]
EDEN-фреймворк	Якісне моделювання при дефіциті даних	Описовий характер, низька точність кількісних прогнозів	[8]
Індивідуальне моделювання	Аналіз мікродинаміки через агентів	Значні обчислювальні витрати на масштабування	[9]

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що незважаючи на ґрунтовну теоретичну базу та формалізовані нормативні вимоги, існуючі концептуальні рішення часто залишаються надто складними для прямого впровадження на рівні невеликих муніципалітетів. Зокрема, поза увагою дослідників залишається питання цілісного поєднання нормативних вимог, предикативної аналітики малих даних та захищеної передачі інформації. Це обумовлює необхідність детального розгляду ГІС-технологій як інструментальної бази для реалізації зазначених концепцій.

1.1.2 ГІС-технології та методи дистанційного зондування як інструментальна база муніципального моніторингу

Практична імплементація концепцій інтелектуального муніципального управління (див. пп. 1.1.1) потребує розгортання надійного інструментарію для збору, агрегації та візуалізації геопросторової інформації. У сучасному технологічному ландшафті геоінформаційні системи (ГІС) та методи дистанційного зондування (ДЗ) складають фундаментальний базис екологічного моніторингу, забезпечуючи прецизійну прив'язку екологічних параметрів до об'єктів міської інфраструктури.

У праці [10] детально висвітлено еволюцію ГІС та стратегії їхньої конвергенції з методами екологічного моделювання. Автори систематизують наявні архітектурні рішення – від автономних платформ до глибоко інтегрованих систем, обґрунтовуючи тезу про те, що адекватна симуляція природних процесів можлива лише за умови вибору архітектур, здатних оперувати факторами невизначеності даних. Дана проблематика дістала подальшого розвитку у дослідженні [11], де проведено критичний огляд бар'єрів управління просторовими даними (зокрема питань їхньої повноти, масштабу та форматів). Зазначений аспект є критичним для муніципального рівня, де вихідна інформація часто характеризується розрізненістю та гетерогенністю.

Пріоритетним вектором інтелектуалізації ГІС-інструментарію на сучасному етапі є впровадження парадигми пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI, XAI). Методологічні засади цього напрямку в задачах аналізу даних дистанційного зондування розкрито у роботі [12]. Автори доводять, що інтеграція методів XAI дозволяє суттєво підвищити прозорість та верифікованість висновків моделей глибокого навчання, що є необхідною умовою для прийняття обґрунтованих управлінських рішень у міському середовищі. Водночас, як підкреслюється у розвідці [13], попри експоненціальне зростання обсягів доступних геопросторових метрик, значна частка інформаційного ресурсу залишається незадіяною через відсутність цілісних інформаційних технологій, здатних забезпечити повний цикл обробки даних.

Для підвищення точності просторового аналізу екосистем за допомогою ГІС-інструментарію критично важливим є коректне використання вегетаційних індексів, детальний аналіз характеристик та обґрунтування яких наведено у роботі [14]. Зібрані масиви геопросторових і метеорологічних даних потребують глибокої автоматизованої обробки. Відповідно до досліджень [15, 16], розробка систем підтримки прийняття рішень на основі машинного навчання та методології пояснюваного штучного інтелекту дозволяє не лише з високою точністю прогнозувати розвиток біологічних чи кліматичних ризиків на певних територіях, але й розкривати логіку прийняття рішень моделями, що є вкрай важливим для верифікації результатів кінцевими користувачами.

Сучасний інструментарій збору даних характеризується високою диверсифікацією технічних засобів – від супутникових угруповань до безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Систематизацію основних технологічних рішень наведено у таблиці 1.2.

Розвиток засобів візуалізації та доступності даних описано у дослідженні [17], де автори демонструють ефективність Web GIS інструментів для інтеграції геопросторових даних у міждисциплінарні дослідження.

Таблиця 1.2 – Технологічні рішення для збору та аналізу геопросторових даних

Технологічне рішення	Характеристика та джерела даних	Муніципальне застосування	Джерело
Супутникове зондування	Дані MODIS, Sentinel-2 (NDVI, LST)	Регіональний моніторинг біорізноманіття та кліматичних змін	[18, 19]
Аерофотозйомка	Хмари точок високої роздільної здатності	Оцінка міського біорізноманіття, детектування небезпечних дерев	[13, 20]
Web GIS платформи	Хмарні сервіси, Story Maps, IoT-фіди	Публічний доступ до екологічних карт, візуалізація в реальному часі	[17, 21]
ПЗ з відкритим кодом	QGIS, R-скрипти, GRASS	Бюджетні рішення для аналізу та обробки часових рядів	[22, 23]
In situ сенсори	Аналітична хімія, децентралізовані датчики	Оперативне реагування на надзвичайні ситуації та викиди	[24]

Проте, як зазначається у роботі [25], для ефективної оцінки стратегій кліматичної адаптації муніципалітетам недостатньо лише статичної візуалізації; необхідне поєднання ГІС-аналізу з інструментами динамічного моделювання та симуляції. Використання програмного забезпечення з відкритим кодом (QGIS та R) [22] дозволяє екологам ефективно обробляти дані ДЗ, проте такі рішення часто потребують високої кваліфікації персоналу.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що ГІС-технології та методи ДЗ забезпечують необхідний базис для збору просторових даних. Однак існуючі

рішення часто фокусуються на описовому аналізі, відповідаючи на питання «що відбувається зараз», і не повною мірою інтегрують предикативні моделі, здатні працювати з обмеженими вибірками. Більш того, питання захисту даних, що передаються від мобільних та стаціонарних IoT-платформ [21], залишається поза межами більшості інструментальних ГІС-пакетів. Це обумовлює необхідність аналізу математичного забезпечення, що лежить в основі моделювання динаміки природних процесів у міських екосистемах.

1.1.3 Аналіз математичного забезпечення моделювання динаміки природних процесів у муніципальних системах

Ефективність предикативного екологічного моніторингу на муніципальному рівні безпосередньо корелює з адекватністю обраного математичного апарату, призначеного для опису процесів переносу, трансформації та накопичення забруднюючих речовин. Систематизація наявного математичного забезпечення дозволяє класифікувати моделі за типом середовищ, що підлягають аналізу: атмосфера, гідросфера та антропогенно-змінений ландшафт.

У сфері контролю якості повітря домінують лагранжеві та ейлерові підходи. Еволюційні етапи розвитку моделі HYSPLIT у сфері дослідження атмосферного транспорту детально викладено у праці [26]. Авторами доведено, що використання гібридного підходу забезпечує ефективне відстеження траєкторій забруднювачів, проте підкреслено залежність точності результатів від просторової роздільної здатності метеоданих, яка в умовах муніципалітетів часто є дефіцитною. Методологічну альтернативу традиційним підходам представлено у дослідженні [27], де розгорнуто математичний апарат на основі дробового числення для опису аномальної дифузії в планетарному пограничному шарі. Попри високу відповідність експериментальним даним, складність аналітичного розв'язання таких рівнянь залишається бар'єром для їх інтеграції в системи реального часу. Питання верифікації та статистичної оцінки подібних моделей дістали

відображення у роботі [28], де акцентовано увагу на складності врахування сукупності факторів атмосферної хімії.

Побудова прогнозів стану водних ресурсів та оцінка ризиків затоплення територій базується на комплексних фізико-математичних залежностях. Інструментарій прецизійної оцінки водних екосистем ґрунтується на концептуальній моделі SWAT, архітектуру якої формалізовано у роботі [29]. У дослідженні продемонстровано ефективність розподіленого моделювання гідрологічних процесів, водночас вказано на високу потребу моделі у деталізованих вхідних даних про стан ґрунтів та землекористування. Паралельно з цим, наукове обґрунтування системи МІКЕ, що базується на методі скінченних об'ємів для розв'язання рівнянь Рейнольдса, наведено у праці [30].

При математичному моделюванні стану гідросфери (зокрема, водосховищ) в межах муніципальних чи регіональних систем виникає проблема надмірності або, навпаки, недостатності вихідних даних. Згідно з результатами досліджень [31, 32], дієвим математичним інструментом оптимізації моніторингової мережі є застосування принципу максимальної інформативності на основі теорії інформаційної ентропії. На прикладі Кременчуцького водосховища авторами доведено можливість вибору оптимальної кількості параметрів оцінки якості води, що суттєво знижує обчислювальні витрати. Крім того, динаміка урбанізованих екосистем часто характеризується нелінійністю та нестационарністю, для коректного опису яких у праці [33] обґрунтовано спеціальну методологію адаптивного моделювання та прогнозування, яка здатна нівелювати стохастичні відхилення вимірювань.

Проблематика прогнозування гідродинамічних змін в умовах глобальних кліматичних трансформацій досліджується через призму моделей HadCM3 [34, 35] та ансамблів CMIP5/CMIP6 [36, 37]. Зокрема, автори дослідження [38] обґрунтовують доцільність використання ансамблевого моделювання як засобу зниження невизначеності прогнозів, попри значні вимоги до обчислювальних потужностей. Систематизацію проаналізованих математичних моделей наведено у таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Порівняльний аналіз математичних моделей динаміки середовища

Об'єкт моделювання	Основні моделі та методи	Переваги	Ключові обмеження для муніципалітетів	Джерела
Атмосфера	HYSPLIT, Гаусові шлейфи, Дробове числення	Висока точність траєкторій, опис аномальної дифузії	Залежність від метеосіток високої щільності, складність розрахунків	[27, 26, 28]
Гідросфера	SWAT, MIKE 21/3, HEC-RAS	Детальний опис масопереносу та гідродинаміки	Потреба у тривалих рядах спостережень для калібрування	[29, 30, 39]
Клімат	HadCM3, CMIP6, LARS-WG	Глобальне прогнозування, оцінка ET0	Низька просторова роздільна здатність, потреба у downscaling	[34, 36, 37]
Ландшафт	Дуна-CLUE, Теорія графів, SADFAT	Аналіз зв'язності, прогнозування урбанізації	Фрагментарність даних, складність інтеграції з реальним часом	[40, 41, 42]
Просторова інтерполяція	IDW, Kriging, Коваріаційні функції	Швидка візуалізація полів забруднення	Чутливість до щільності мережі станцій, «ефект буллсай»	[43, 44, 45]

Досвід впровадження спрощених гідродинамічних алгоритмів (зокрема, HEC-RAS [39] для прогнозування паводків та методів оцінки евапотранспірації

[46]) свідчить про можливість отримання оперативних результатів, проте вказує на ризик ігнорування складних нелінійних зв'язків у системі.

Аналіз ландшафту та просторової зв'язності. У межах муніципального планування особливого значення набуває моделювання змін землекористування. Методологічні підходи до розвитку цього напрямку дістали відображення у моделі Dyna-CLUE [40], що інтегрує стратегії «top-down» та «bottom-up». У праці [41] розгорнуто концепцію використання теорії графів та мінімальних остовних дерев для аналізу просторової зв'язності ландшафту, що дозволяє ідентифікувати ключові фрагменти середовища для збереження біорізноманіття. Сучасні вектори детектування ландшафтних трансформацій, що базуються на супутникових даних Sentinel-2 і Landsat [47, 48] та алгоритмах фузії даних [42], створюють підґрунтя для підвищення роздільної здатності карт температури поверхні, що є необхідним для моніторингу «міських островів тепла».

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що існуюче математичне забезпечення є достатньо різноплановим та масштабним, проте воно орієнтоване переважно на наукові дослідження регіонального або глобального масштабу. Більшість розглянутих моделей потребують або надвеликих масивів історичних даних (як у випадку з HadCM3), або значних обчислювальних ресурсів, що робить їх малопридатними для розгортання на базі ресурс-обмежених муніципальних систем. Водночас, поза увагою дослідників залишається адаптація цих моделей до роботи з малими вибірками даних через методи інтелектуального аналізу. Це обумовлює необхідність переходу до огляду прикладних програмних платформ, що реалізують ці алгоритми на практиці.

1.1.4 Стан та перспективи розвитку прикладного програмного забезпечення екологічного моніторингу

Завершальним етапом аналізу існуючих підходів є огляд прикладних програмних рішень, що інтегрують математичні моделі (див. пп. 1.1.3) та інструментарій ГІС (див. пп. 1.1.2) у цілісні інформаційні системи. Сучасне

програмне забезпечення (ПЗ) екологічного моніторингу еволюціонує в напрямі інтелектуалізації обробки даних та автоматизації підтримки прийняття управлінських рішень.

Фундаментальні засади обробки екологічної інформації базуються на принципах видобутку даних. Формалізація цих принципів розкрита у матеріалах [49], де авторами представлено всебічний огляд методів класифікації, прогнозування та виявлення асоціацій. Продемонстровано, що ефективно ПЗ має базуватися на гнучких архітектурах сховищ даних, проте традиційні підходи видобутку даних часто не враховують специфіку роботи з малими вибірками та потребу в захисті даних у розподілених IoT-мережах.

На ринку муніципальних систем моніторингу значне поширення здобули рішення на базі обладнання провідних виробників, зокрема Vaisala. Удосконалення систем збору та накопичення даних із таких станцій описано у проведеному дослідженні [50], де запропоновано інформаційну систему на основі відкритих технологій (Ubuntu, Nginx, MySQL, Laravel). Для подолання просторової розрідженості наземних постів спостереження у дослідженні [23] запропоновано мультимодальну просторово-часову нейромережу MAST-Net, яка забезпечує спільну обробку мультиспектральних супутникових знімків із сенсорів Sentinel-5P, MODIS та Landsat-8 з метеорологічними даними реаналізу ERA5 та наземними вимірюваннями для прецизійної предиктивної аналітики ключових забруднювачів.

Окремим сегментом є системи громадського моніторингу та агрегатори даних. Розробка таких засобів описана у дослідженні [51], де представлено веб-технологію інтелектуального аналізу даних, отриманих через API SaveEcoBot. Такі рішення дозволяють оперативно отримувати інформацію про стан повітря в містах України, проте вони часто обмежені відсутністю архівних даних та засобів прецизійного прогнозування.

Систематизацію існуючих програмних платформ наведено у табл. 1.4.

Таблиця 1.4 – Порівняльна характеристика прикладного ПЗ екологічного моніторингу

Платформа / Система	Технологічний стек	Ключовий функціонал	Обмеження / Недоліки	Джерела
MAST-Net System	Python (TensorFlow, PyTorch), Google Earth Engine	Мультимодальний аналіз та обробка мультиспектральних супутникових знімків, метеоданих ERA5	Висока обчислювальна складність навчання моделей на GPU	[23]
SaveEcoBot Analysis	Web API, JS	Громадський моніторинг, широка візуалізація	Залежність від сторонніх API, відсутність просторового моделювання	[51]
Big Data Analytics System	Node.js, MongoDB	Кореляційний аналіз, візуалізація трендів	Не орієнтована на ресурс-обмежені IoT-пристрої	[52]
HeatCAM / Енергомоніторинг	.NET, C#, ARIMA	Моніторинг теплоспоживання, прогноз ARIMA/BATS	Вузька спеціалізація, відсутність квантових методів	[53]
Прогнозна ІС (Кременчук)	R, Machine Learning	Прогнозування часових рядів, вибір ARIMA/BATS	Відсутність концептуальної моделі підготовки даних DPPDMext	[54]

Аналіз великих обсягів екологічної інформації потребує використання сучасних стеків технологій. У дослідженні [52] продемонстровано систему на базі Node.js та MongoDB для проведення кореляційного аналізу між атмосферними забруднювачами та метеорологічними факторами.

Використання коефіцієнта Пірсона дозволило встановити чіткі залежності, проте запропонований підхід є переважно дескриптивним і не забезпечує предикативної функції. Питання підвищення точності прогнозів через автоматизацію вибору моделей (ARIMA, BATS) на прикладі Кременчуцької агломерації розглянуто у роботах [54] та [55], де доведено переваги гібридизації моделей.

Важливим аспектом прикладного ПЗ є автоматизація формування звітності. У роботі [56] запропоновано метод автоматизованої генерації звітів про перевищення нормативів на основі алгоритмів усереднення даних, що значно знижує навантаження на оператора системи

На підставі проведеного аналізу предметної області та огляду джерел встановлено, що сучасний стан розвитку муніципальних систем екологічного моніторингу характеризується глибоким розривом між теоретичними математичними моделями (див. пп. 1.1.3), інструментами ГІС (див. пп. 1.1.2) та існуючими прикладними ІТ-рішеннями.

Більшість проаналізованих систем (Vaisala, SaveEcoBot, ГІС-платформи) є фрагментарними: вони або фокусуються виключно на зборі даних, або на їх візуалізації, не забезпечуючи повного аналітичного циклу. Зокрема, існуючі технології не забезпечують цілісного ланцюга: «Збір даних. Захищена передача через легкі протоколи. Інтелектуальна підготовка даних. Квантово-гібридне прогнозування на малих вибірках. Автоматизована аналітична звітність».

Зазначене логічно обґрунтовує потребу у розробці нової концептуальної моделі DPPDMext, яка б інтегрувала ці етапи. Проте для її реалізації необхідно провести детальний аналіз методів прогнозування та інтелектуального аналізу даних, що складають алгоритмічне ядро сучасних інформаційних технологій. Це питання буде розглянуто у пункті 1.2.

1.2 Аналіз моделей та методів прогнозування часових рядів екологічних показників

1.2.1 Еволюція та застосування класичних статистичних моделей авторегресії у прогнозуванні екологічних часових рядів

Традиційний підхід до прогнозування екологічних показників на муніципальному рівні ґрунтується на аналізі часових рядів, де пріоритетним завданням є детектування латентних закономірностей у динаміці забруднюючих речовин. Базисом для розвитку цього напрямку стала методологія Бокса-Дженкінса, зокрема моделі авторегресії інтегрованого ковзного середнього. Глибокий аналіз еволюції даного класу моделей та їхніх гібридних модифікацій представлено у праці [57], де автори обґрунтовують доцільність використання ARIMA як прецизійного інструменту для моніторингу рівнів шуму та атмосферного забруднення. Математична строгість та висока надійність таких підходів забезпечують їх стабільну актуальність у сучасних інформаційних системах.

Дослідження [58] фокусується на специфіці застосування ARIMA, висвітлюючи здатність алгоритму ефективно ідентифікувати трендові складові, сезонні коливання та внутрішні автокореляційні зв'язки. Об'єктивність такої аргументації підтверджується порівняльним аналізом, проведеним у роботі [59], де на прикладі 93 мегаполісів США встановлено перевагу моделей ARIMA над лінійними методами при побудові інтервальних прогнозів метеопараметрів. Аналогічну предиктивну здатність щодо концентрацій озону та пилу PM10 було зафіксовано в муніципальних кейсах Софії [60] та ряду регіональних центрів Болгарії [61], де застосування сезонної модифікації (SARIMA) дозволило отримати високоточні короткострокові оцінки екологічного стану.

Експлуатація статистичних моделей у реальних умовах потребує оцінки їхньої стійкості до випадкових збурень вхідних даних. Авторами праці [62] проведено ґрунтовне вивчення робастності ARIMA-моделей до апаратного шуму. Отримані результати дозволили виявити критичні пороги зашумленості, за якими математичний апарат втрачає здатність до коректної ідентифікації структури ряду.

Це зумовлює необхідність інтеграції блоків інтелектуальної фільтрації та попередньої обробки інформації в загальний аналітичний конвеєр.

Разом з тим, екологічні процеси нерідко супроводжуються складними сезонними патернами, апроксимація яких стандартними поліномами є утрудненою. Для моделювання таких залежностей у дослідженні [63] обґрунтовано використання методів експоненційного згладжування з тригонометричними компонентами BATS та TBATS. На відміну від класичних авторегресійних підходів, зазначені моделі демонструють вищу адаптивність за наявності множинних циклів сезонності (зокрема, добових та річних одночасно).

Систематизацію проаналізованих статистичних моделей наведено у таблиці 1.5.

Таблиця 1.5 – Порівняльний аналіз статистичних моделей прогнозування

Модель	Параметри та функціональна основа	Основне обмеження для муніципального рівня	Джерела
ARIMA	Комбінація AR(p), I(d) та MA(q)	Чутливість до нестационарності та нелінійності даних	[57, 58]
SARIMA	Сезонні надбудови над ARIMA	Потребує довгих часових рядів (50–100 спостережень)	[61]
BATS / TBATS	Експоненційне згладжування + Вох-Сох + тригонометрична сезонність	Висока обчислювальна складність при великій кількості гармонік	[64, 63]
Динамічні структурні моделі	Фільтр Калмана, коваріати	Складність налаштування матриць коваріації для багатьох точок	[65]

Експериментальна верифікація цієї гіпотези, наведена у роботі [64], підтверджує, що тригонометрична декомпозиція дозволяє суттєво мінімізувати похибку прогнозування метеорологічних факторів у складних міських екосистемах.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що незважаючи на безперечну математичну точність та логічну прозорість, класичні статистичні методи мають суттєвий недолік – вони орієнтовані на лінійні залежності. Як зазначається у дослідженні [57], ARIMA-моделі не здатні повною мірою вловлювати нелінійні динамічні ефекти, характерні для екологічного середовища. Більш того, в умовах муніципального моніторингу часто виникає проблема обмеженості вибірок на нових постах спостереження, де класична статистика демонструє низьку предиктивну силу. Це обумовлює необхідність залучення методів штучного інтелекту та глибокого навчання, аналіз яких наведено у наступному підрозділі.

1.2.2 Аналіз методів глибокого навчання та інтелектуальних стратегій моделювання якості довкілля

Недостатність класичних статистичних підходів для опису нелінійних екологічних процесів зумовила інтенсивну інтеграцію методів машинного (ML) та глибокого навчання (DL). Сучасна парадигма розвитку цих технологій характеризується переходом від однорівневих архітектур до багатокomпонентних гібридних рішень, здатних опрацьовувати складні гетерогенні дані. Ретроспективний аналіз цієї еволюції представлено у праці [66], де автори простежують шлях трансформації від багатосарових перцептронів до генеративно-змагальних мереж (GAN), акцентуючи увагу на залежності результатів моделювання від обсягу та структури навчальних вибірок.

Фундаментальну роль у дослідженні екологічних часових рядів відіграють рекурентні нейронні мережі, зокрема архітектура довгої короткострокової пам'яті (LSTM). Дослідження [67] переконливо доводить перевагу LSTM над методами градієнтного бустингу (XGBoost) за рахунок здатності мережі ідентифікувати та зберігати довгострокові часові залежності. Висока ефективність рекурентного

підходу також підтверджена результатами порівняльного аналізу в роботах [68, 69], де моделі GRU та їх гібриди з LSTM продемонстрували значну стабільність прогнозів у задачах моніторингу якості водних ресурсів та енергоспоживання.

Систематизацію існуючих методів інтелектуального прогнозування наведено у таблиці 1.6.

Таблиця 1.6 – Методи інтелектуального прогнозування екологічних показників

Метод / Модель	Архітектурна особливість	Ефективність та результати	Джерела
LSTM	Рекурентні блоки з воротами	Висока точність ($R^2 = 0.9994$) для термодинамічних параметрів	[67, 69]
CNN-LSTM	Вилучення ознак через згортку + рекурентність	Перевершує класичні нейромережі на складних виробничих рядах	[70, 71]
Transformers-CNN	Механізми Self-Attention + 1D-CNN	Найкраща здатність до виявлення зміни трендів та сигналів	[72]
LGBM / XGBoost	Ансамблі дерев градієнтного бустингу	Висока швидкість та ефективність на структурованих даних	[73, 19]
AutoML / RL	Навчання з підкріпленням для вибору моделей	Автономна конфігурація пайплайнів прогнозування	[74, 75]
XAI-integrated DL	Інтеграція методів інтерпретації (SHAP/LIME)	Підвищення об'єктивності прогнозів ($R^2 = 0.928$)	[12, 76]

Подальша інтелектуалізація стратегій моделювання пов'язана з розробкою просторово-часових архітектур. Авторами дослідження [70] запропоновано інноваційний підхід, що поєднує згорткові нейронні мережі (CNN) для автоматичного вилучення ознак із блоками LSTM для інтерпретації часової динаміки. Розвиток цієї концепції дістав відображення у праці [72], де гібридна конфігурація Transformers-CNN виявила високу чутливість до зміни трендів у складних багатовимірних послідовностях. Проте, як зазначається у фундаментальному огляді [77], впровадження таких систем стримується «прокляттям розмірності» та значними обчислювальними витратами на тлі високої стохастичності вхідних сигналів.

Окремим пріоритетним напрямом сучасного штучного інтелекту є забезпечення його інтерпретованості. У роботі [76] запропоновано методологію подолання ефекту «чорної скриньки» шляхом впровадження методів пояснюваного ШІ. Отримані результати демонструють, що використання ХАІ дозволяє не лише генерувати точні прогнози, а й розкривати фізичну природу виявлених аномалій, що необхідно для обґрунтування управлінських рішень на муніципальному рівні.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що методи глибокого навчання забезпечують найвищу точність у задачах екологічного моніторингу, проте їхнє застосування має суттєві обмеження. Як встановлено у дослідженнях [77, 78, 79], більшість сучасних DL-архітектур потребують величезних масивів якісних даних для навчання. Водночас для муніципальних громад України характерною є проблема «малих вибірок», коли дані з нових постів моніторингу накопичені лише за короткий період. У таких умовах точність глибоких нейромереж різко знижується, що робить актуальним пошук нових підходів, зокрема квантово-гібридних методів, здатних ефективно працювати на обмежених вибірках. Це питання детально розглянуто у підпункті 1.2.3.

1.2.3 Перспективні підходи на основі квантового машинного навчання та варіаційних квантових схем

Сучасні обмеження методів глибокого навчання, зумовлені значною залежністю від обсягів навчальних вибірок та високою ресурсомісткістю обчислень, що спричинили перехід до нової аналітичної парадигми – квантового машинного навчання (QML). Теоретичне обґрунтування цього напрямку детально розкрито в огляді [80], де автори аналізують підходи до «квантово-подібного моделювання даних». У роботі доведено, що використання принципів суперпозиції та інтерференції дозволяє узагальнити класичну баєсівську ймовірність, що є фундаментальною умовою для адекватного опису невизначеностей у складних динамічних екологічних системах.

Центральним компонентом сучасних квантово-гібридних структур виступають варіаційні квантові схеми (VQC), що функціонують як гнучкі параметризовані апроксиматори. Розвиток цієї концепції в контексті моделювання часових рядів представлено в роботах [81] та [82], де авторами формалізовано архітектуру Quantum LSTM (QLSTM). Отримані результати свідчать, що заміна класичних нейронних вузлів у комірках LSTM на блоки VQC сприяє прискоренню збіжності та підвищенню стабільності моделей. Зокрема, експериментальні дані, наведені у дослідженні [82], підтверджують перевагу QLSTM над традиційними аналогами за критерієм RMSE, демонструючи високу прецизійність обчислень на реальних квантових потужностях IBM.

Ефективність квантових алгоритмів безпосередньо корелює зі стратегією трансформації класичної інформації у квантові стани. Методологічне вирішення цієї задачі запропоновано у праці [83] через впровадження методу Quantum Gramian Angular Field (QGAF). Встановлено, що пряме кодування тригонометричних залежностей ряду в параметри квантових гейтів дозволяє мінімізувати середньоквадратичну похибку (MSE) на 48% порівняно з конвенційними методами візуалізації даних. Універсальність подібних гібридних структур також дістала підтвердження в роботах [84] та [85], де на базі моделей HQNN-FSP та HQRNN-FD

продемонстровано високу здатність квантових шарів до автоматичного вилучення ознак.

Систематизацію проаналізованих квантово-гібридних архітектур наведено у таблиці 1.7.

Таблиця 1.7 – Аналіз квантово-гібридних архітектур для аналізу часових рядів

Тип квантової моделі	Квантові гейти та операції	Перевага над класичними методами	Джерела
QLSTM	Hadamard, R_y , R_z , CNOT	Вища швидкість збіжності, стабільність функції втрат	[81, 82]
HQNN	Варіаційні схеми (VQC), Dressed circuits	Краща робота з високовимірними ознаками	[84, 86]
QCNN	Кванволюційні шари, R_y , CX	Ефективне вилучення просторових ознак на малих даних	[87, 88, 89]
VQC Classifier	Angle encoding, заплутування	Пришвидшення детектування аномалій у реальному часі	[85, 90]
Quantum-inspired Models	Генетичні алгоритми, тензорні добутки	Оптимізація параметрів у нелінійних середовищах	[91, 92]

Для муніципальних систем управління пріоритетними задачами залишаються оперативне виявлення аномалій та швидке реагування на надзвичайні ситуації. У дослідженні [90] представлено інноваційний фреймворк qIoV, побудований на використанні варіаційних квантових класифікаторів. Авторами доведено, що застосування механізмів квантового заплутування забезпечує зростання швидкості

детектування небезпечних емісій на 83% порівняно з класичними алгоритмами, що створює передумови для розгортання систем екологічного моніторингу в режимі реального часу.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що квантово-гібридні підходи мають значний потенціал для подолання «проблеми малих даних». Завдяки високій експресивності квантових схем [89], такі моделі здатні точніше моделювати складні нелінійні залежності навіть при обмеженій кількості навчальних прикладів, що є характерним для муніципального рівня екологічного моніторингу. Це підтверджує обраний напрям наукової новизни дисертаційної роботи щодо інтеграції квантових варіаційних шарів у структуру інформаційної технології. Проте складність існуючих моделей потребує розробки механізмів їх автоматизованого вибору та конфігурації, що буде розглянуто у наступному підпункті.

1.2.4 Автоматизація вибору моделей та інтелектуальні агенти у предикативних системах

Наявність розлогого інструментарію прогнозування – від традиційних статистичних підходів (див. пп. 1.2.1) до інноваційних квантово-гібридних архітектур (див. пп. 1.2.3) – породжує дилему вибору релевантного алгоритму для специфічних умов муніципального моніторингу. З огляду на високу мінливість екологічних параметрів під дією сезонних чи техногенних чинників, ручна конфігурація моделей втрачає ефективність, що стимулює розвиток засобів автоматизованого машинного навчання (AutoML) та багатоагентних структур.

Методологічне вирішення задачі селекції оптимальних моделей у виробничих середовищах запропоновано у праці [93], де автори обґрунтовують доцільність використання механізмів онлайн-експериментування на базі байєсівських сурогатних моделей. Запропонований підхід дозволяє ідентифікувати найбільш адекватний алгоритм з розлогого переліку кандидатів за умови мінімізації ітерацій тестування. Водночас, як підкреслюється у дослідженні [94], необхідною передумовою успішної імплементації предикативної аналітики є не лише вибір

інструментарію, а й наявність адаптованої інфраструктури для управління якісними характеристиками даних.

Автономізація предикативного моделювання дістала подальший розвиток завдяки залученню парадигми навчання з підкріпленням. У роботі [74] формалізовано стратегію використання RL для автоматизованої конфігурації аналітичних пайплайнів, що забезпечує можливість дослідження простору складних налаштувань без безпосереднього втручання оператора. Паралельно з цим, у дослідженні [75] представлено метод Automatic Model Selection (AMS), що базується на мікро-генетичних алгоритмах. Даний підхід дозволяє знаходити оптимальний компроміс між прогностичною точністю та обчислювальною місткістю нейромережових архітектур.

Новітній етап інтелектуалізації предикативних систем пов'язаний із розгортанням багатоагентних середовищ, наділених когнітивними функціями. У праці [95] обґрунтовано концепцію стратегічної взаємодії в таких системах шляхом інтеграції великих мовних моделей для надання рекомендацій агентам.

Доведено, що використання LLM як когнітивного аналітичного ядра дозволяє системі гнучко адаптувати стратегії моніторингу до динамічних змін у довкіллі. Це відкриває широкі перспективи для створення автономних інтелектуальних агентів у структурі муніципальних інформаційних технологій, здатних самостійно інтерпретувати складні екологічні стани.

Новітнім напрямом посилення аналітичної спроможності муніципальних систем є використання великих мовних моделей, доповнених пошуком. Як систематизовано в оглядовому дослідженні [96], застосування RAG-архітектур дозволяє опрацьовувати масиви неструктурованих даних, подолати проблему «галюцинацій» нейромереж та надавати експертно-обґрунтовані рекомендації екологам і посадовим особам. Загалом, стрімка інтеграція ІІІ у різноманітні сфери, від фундаментальних дослідницьких завдань загальної фізики [97] до прикладного управління екосистемами, підтверджує його безальтернативність як когнітивного ядра для майбутньої інформаційної технології прогнозування.

На підставі проведеного аналізу джерел, присвячених методам прогнозування, встановлено наступне. Еволюція методів пройшла шлях від класичних статистичних моделей ARIMA/BATS [58, 63], які мають високу інтерпретованість, але обмежені лінійністю, до складних DL-архітектур (LSTM, Transformers) [72, 77], що забезпечують високу точність на великих датасетах.

Систематизацію методів автоматизації та оптимізації вибору моделей наведено у таблиці 1.8.

Таблиця 1.8 – Методи автоматизації вибору та оптимізації моделей прогнозування

Технологія / Підхід	Функціональний принцип	Обмеження для муніципального моніторингу	Джерела
Байєсівська оптимізація	Онлайн-експерименти, сурогатне моделювання	Обчислювальна складність при великих обсягах логів	[93]
Reinforcement Learning	Автономний пошук конфігурацій пайплайнів	Потребує тривалого часу на «навчання» агента	[74]
AMS	Еволюційний пошук архітектур нейромереж	Не враховує специфіку квантових варіаційних схем	[75]
LLM-based Agents	Стратегічні рекомендації на основі природної мови	Складність захисту даних та високі вимоги до обчислень	[95]
Класична селекція	Перебір моделей за метриками точності	Часто ігнорує просторову складову екологічних даних	[94]

Однак виявлено суперечність: існуючі інтелектуальні методи прогнозування втрачають стабільність при роботі з «малими вибірками», що є типовим для

муніципальних систем на етапі розгортання. Перспективним шляхом подолання цього недоліку є використання квантово-гібридних методів [81, 86], які завдяки високій експресивності квантових схем дозволяють моделювати складні залежності навіть на обмежених даних.

Проте аналіз показав, що на сьогодні відсутні цілісні інформаційні технології, які б реалізували автоматизований вибір між класичними, інтелектуальними та квантовими методами в єдиному аналітичному конвеєрі. Це підтверджує необхідність розробки концептуальної моделі DPPDMext та відповідної ІТ, що забезпечить повний цикл обробки даних – від збору в IoT-мережах до формування аналітичної звітності. Для реалізації захищеного збору даних необхідно проаналізувати стан програмно-технічного забезпечення IoT-мереж, що буде зроблено у пункті 1.3.

1.3. Аналіз програмно-технічного забезпечення передачі та захисту даних в IoT-мережах екологічного призначення

1.3.1 Еталонні архітектури та системні обмеження IoT-мереж екологічного призначення

Архітектурна парадигма сучасних муніципальних систем екологічного моніторингу базується на концепції Інтернету речей (IoT), що передбачає розгортання щільної мережі територіально розподілених інтелектуальних вузлів. У дослідженні [98] формалізовано еталонну структуру таких систем як багаторівневий комплекс, що об'єднує фізичні пристрої, мережеві шлюзи та розподілену хмарну інфраструктуру. Запропонований авторами підхід до побудови програмно-визначених середовищ дозволяє ефективно структурувати інформаційні потоки від сенсорних мереж до централізованих аналітичних модулів, забезпечуючи високу масштабованість системи в умовах зростання кількості точок вимірювання.

Водночас реалізація зазначених архітектур у муніципальному середовищі стикається з низкою системних обмежень. Системний аналіз, представлений у

огляді [99], висвітлює фундаментальні бар'єри впровадження технології: дефіцит обчислювальних ресурсів, обмеженість обсягів оперативної пам'яті та вимоги до енергоефективності периферійних вузлів. Зазначені фактори зумовлюють віднесення більшості екологічних сенсорів до категорії «ресурс-обмежених пристроїв», що суттєво ускладнює імплементацію стандартних криптографічних алгоритмів та енергоємних мережевих протоколів.

Систематизацію виявлених вразливостей та системних обмежень муніципальних IoT-мереж наведено у таблиці 1.9.

Таблиця 1.9 – Класифікація вразливостей та системних обмежень муніципальних IoT-мереж

Рівень архітектури	Ключове обмеження	Наслідок для екологічного моніторингу	Джерела
Периферійний (сенсори)	Обмеженість RAM (до 10-50 Кб) та автономного живлення	Неможливість локального виконання складних моделей ШІ та важкого шифрування	[99, 100]
Мережевий (передача)	Низька пропускну здатність, вразливість до DoS	Ризик втрати критичних даних про викиди та маніпуляції з вимірюваннями	[98, 101]
Системний (управління)	Пропріетарні протоколи та відсутність стандартних патчів	Складність побудови цілісної системи захисту та реагування на інциденти	[102]
Аналітичний (сервер)	Гетерогенність даних та висока вартість хмарних сервісів	Фрагментарність аналізу, затримки у формуванні управлінських рішень	[103, 104]

Додатковим викликом є складність інтеграції IoT-вузлів у критичну міську інфраструктуру, яка часто базується на закритих пропрієтарних рішеннях. У праці [102] автори акцентують увагу на труднощах впровадження регламентованих IT-процедур та механізмів реагування на інциденти в середовищах промислового Інтернету речей (IIoT). Доведено, що більшість сучасних контролерів оптимізовані за критерієм продуктивності на шкоду вбудованим засобам захисту, що робить їх вразливими до цілеспрямованих кібератак.

Для нівелювання виявлених обмежень та підвищення ефективності моніторингу обґрунтовано використання адаптивних фреймворків управління інтенсивністю вимірювань. Концепція 6-рівневої системи, запропонована у дослідженні [105], базується на механізмі порогових тригерів (baseline, forecast та management triggers). Такий підхід забезпечує гнучке налаштування мережевого навантаження, проте, як підкреслюється у роботі [106], його успішна реалізація потребує впровадження надійних алгоритмів інтелектуальної фільтрації та аналізу аномалій безпосередньо на периферійному рівні.

Стрімка розбудова концепції «розумного міста» в парадигмі Індустрії 4.0 генерує нові, складні вектори кіберзагроз. У праці [107] наголошується на критичній необхідності створення захищених автоматизованих систем обробки IoT-даних із розмежуванням доступу для запобігання компрометації інформації. З огляду на ресурсні обмеження периферійних пристроїв, вибір методів криптографічного захисту має спиратися на попереднє імітаційне моделювання продуктивності алгоритмів у специфічних інфокомунікаційних мережах, методологію якого обґрунтовано авторами [108]. Більше того, враховуючи перехід до методів прогнозування на основі квантового машинного навчання (див. пп. 1.2.3), архітектура муніципальних систем має проактивно враховувати ризики кібербезпеки в епоху криптографії квантового віку. Комплексний аналіз цих загроз для бездротових мереж, наведений у дослідженні [109], свідчить про необхідність впровадження новітніх стійких до квантових атак протоколів передачі екологічних даних.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що архітектурна складність та ресурсні обмеження муніципальних IoT-мереж створюють специфічні умови для збору екологічних даних. Існуючі підходи до побудови систем часто не враховують взаємозв'язок між фізичними обмеженнями пристроїв та надійністю аналітичних прогнозів. Це обумовлює необхідність залучення інтелектуальних методів виявлення загроз та децентралізованих механізмів захисту, здатних функціонувати в умовах значного обчислювального навантаження, аналіз яких буде проведено у наступному підпункті.

1.3.2 Аналіз інтелектуальних та децентралізованих методів забезпечення безпеки в мережах Інтернету речей

Створення надійних систем безпеки для муніципальних мереж екомоніторингу зумовлює необхідність трансформації захисних стратегій – від статичних методів до проактивних інтелектуальних рішень, здатних ідентифікувати загрози в умовах високої динаміки мережевого трафіку. Методологічне підґрунтя для ідентифікації кіберзагроз у середовищах IoT закладено у праці [110], де формалізовано інтегровану концепцію, що поєднує градієнтний бустинг із глибокими нейронними мережами (CNN, LSTM, RNN). Авторами доведено, що такий підхід забезпечує точність детектування на рівні 93%. Еволюція зазначеної парадигми дістала відображення у роботі [111], де представлено III-орієнтовані архітектури, спрямовані на виявлення аномалій у режимі реального часу.

Поряд із нейтралізацією атак, пріоритетним завданням моніторингу залишається гарантування достовірності та константності екологічних метрик, що є фундаментальною умовою для юридичної верифікації фактів забруднення. Аналіз потенціалу децентралізованих технологій для розв'язання цієї задачі представлено у дослідженні [112], присвяченому інтеграції блокчейн-рішень в екосистемі Інтернету речей.

Порівняльну характеристику проаналізованих методів захисту наведено у таблиці 1.10.

Таблиця 1.10 – Порівняння методів захисту даних IoT за обчислювальною складністю

Метод захисту	Ключові переваги	Обчислювальна складність	Придатність для малих вузлів (сенсорів)	Джерела
DL (CNN/LSTM)	Висока точність детектування складних атак	Дуже висока (потребує GPU або потужних CPU)	Низька (обмеження RAM/ROM)	[106, 110]
Блокчейн (PoW/PoS)	Гарантована цілісність та незмінність даних	Висока (трафік накладних витрат, консенсус)	Низька (енергоспоживання)	[113, 114]
ML (Gradient Boosting)	Ефективність на структурованих логах трафіку	Середня (висока швидкість обробки)	Обмежена (потребує feature engineering)	[110, 111]
Класичне шифрування	Захист каналу зв'язку (TLS/DTLS)	Середня (залежить від алгоритму)	Середня (потребує апаратної підтримки)	[101, 104]

Зокрема, у працях [113, 114] обґрунтовано ефективність впровадження смарт-контрактів та розподілених реєстрів для децентралізованої автентифікації вузлів. Як підкреслюється у дослідженні [113], використання блокчейн-фреймворків у концепції «розумного міста» дозволяє нівелювати ризики маніпуляції даними, проте широке впровадження таких інструментів стримується проблемами масштабованості.

Попри значну предиктивну силу інтелектуальних алгоритмів та архітектурну надійність блокчейну, їх пряма імплементація на периферійному рівні муніципальних мереж супроводжується суттєвими бар'єрами. Згідно з результатами системних оглядів [106, 103, 104], використання глибоких нейронних

мереж та складних протоколів створює надмірне обчислювальне навантаження, що є вагомим фактором для пристроїв із дефіцитом оперативної пам'яті (див. пп. 1.3.1). У праці [114] констатовано надмірну складність стандартних механізмів консенсусу для енергообмежених сенсорних вузлів. Крім того, більшість наявних розробок [101, 110] зосереджені на вузьких задачах класифікації трафіку, залишаючи поза увагою геопросторовий контекст поширення забруднень та специфіку прогнозування екологічних ризиків у межах конкретної муніципальної території.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що існуючі інтелектуальні та децентралізовані методи захисту є ефективними на рівні хмарних серверів, проте вони не адаптовані до специфіки периферійних пристроїв муніципального екологічного моніторингу.

Поза увагою дослідників залишається питання створення «легких» механізмів захисту, які б забезпечували цілісність даних без вичерпання ресурсів пристрою. Це обумовлює необхідність обґрунтування використання спеціалізованих легковагових протоколів управління пристроями, зокрема LwM2M, що буде розглянуто у наступному підпункті.

1.3.3 Обґрунтування використання легковагових протоколів для управління ресурс-обмеженими пристроями

Виявлені у попередніх підпунктах (див. пп. 1.3.1, 1.3.2) системні обмеження муніципальних IoT-мереж щодо обчислювальної потужності та обсягів пам'яті вузлів моніторингу зумовлюють необхідність відмови від традиційних «важких» веб-протоколів на користь спеціалізованих стандартів управління пристроями. Оптимальним рішенням для забезпечення балансу між захищеністю та енергоефективністю є впровадження протоколу Lightweight M2M (LwM2M), розробленого Open Mobile Alliance (OMA). Архітектурні засади та прикладний потенціал даного стандарту детально розкрито у праці [115], де автори обґрунтовують доцільність його застосування як базису для реалізації концепцій Smart City та інтелектуального обліку ресурсів.

Фундаментальна перевага LwM2M полягає в його високій адаптивності до пристроїв із вкрай обмеженими апаратними можливостями. Методологію безпечного адміністрування таких вузлів формалізовано у дослідженні [100], де запропоновано та апробовано архітектуру клієнтської сторони протоколу. Встановлено, що використання стека CoAP (Constrained Application Protocol) та DTLS (Datagram Transport Layer Security) поверх UDP забезпечує суттєву оптимізацію оперативної пам'яті. Експериментальні дані, отримані в роботі [100], свідчать, що накладні витрати при впровадженні LwM2M становлять лише 6,2–8,7% від загального обсягу клієнтського стека, що підтверджує можливість його розгортання навіть на базі мікроконтролерів класу 1.

Ефективність використання LwM2M додатково посилюється за умов інтеграції муніципальних мереж зі стільниковими технологіями Інтернету речей. Аналіз продуктивності протоколу в середовищах LTE Cat-M представлено у праці [116]. Авторами доведено, що завдяки використанню компактного бінарного кодування та оптимізованих механізмів звітування про стан об'єктів, LwM2M дозволяє мінімізувати обсяг накладного трафіку. Це є суттєвим чинником для муніципальних систем, оскільки дозволяє знизити витрати на передачу даних та гарантувати тривале функціонування вузлів від автономних джерел живлення.

Порівняльну характеристику протоколів передачі даних для ресурс-обмежених IoT-мереж, на основі проведеного аналізу, наведено у таблиці 1.11.

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що протокол LwM2M є найбільш обґрунтованим вибором для побудови захищеної інфраструктури муніципального екологічного моніторингу. Його здатність забезпечувати цілісність даних при мінімальних витратах ресурсів (6,2–8,7% RAM [100]) дозволяє реалізувати надійний збір інформації навіть на бюджетних сенсорних вузлах. Водночас інтеграція LwM2M з методами квантово-гібридного прогнозування (див. пп. 1.2.3) створює синергетичний ефект для підвищення точності та надійності всієї інформаційної технології.

Окрім мінімізації витрат оперативної пам'яті, використання протоколу LwM2M забезпечує високу енергоефективність периферійних вузлів. Це

досягається завдяки використанню бінарного формату передачі даних, який суттєво зменшує розмір корисного навантаження порівняно з текстовими форматами JSON або XML. Зменшення обсягу пакета скорочує час активної роботи радіомодуля пристрою під час трансляції телеметрії. Крім того, нативна підтримка протоколом механізмів тривалого сну та розширеного переривчастого прийому дозволяє автономним екологічним сенсорам перебувати у стані глибокого енергозбереження між циклами вимірювань, що важливо для постів, які періодично працюють живляться від акумуляторних батарей або сонячних панелей.

Таблиця 1.11 – Порівняльна характеристика протоколів передачі даних для ресурс-обмежених IoT-мереж

Протокол	Транспорт-ний стек	Накладні витрати пам'яті	Рівень вбудованого захисту	Основна перевага для моніторингу	Джерела
HTTP/REST	TCP / TLS	Високі (>25%)	Високий	Універсальність, простота інтеграції	[101]
MQTT	TCP / TLS	Середні (12–18%)	Середній (залежить від брокера)	Модель «видавець-передплатник»	[69, 104]
LwM2M	UDP / DTLS	Низькі (6,2–8,7)	Високий (вбудований DTLS)	Керування пристроями, бінарна компактність	[100, 115]
CoAP	UDP / DTLS	Низькі (5–10%)	Високий	Орієнтованість на REST в обмежених мережах	[100]

Зазначене обґрунтовує доцільність розробки цілісної інформаційної технології, що базуватиметься на моделі DPPDMext, де захищений збір даних через LwM2M інтегрований з передовими аналітичними модулями. На основі проведеного аналізу (див. пп. 1.1–1.3) у наступному пункті буде сформульовано мету та задачі дисертаційного дослідження.

1.4 Мета, задачі та напрямки досліджень

На підставі проведеного інформаційного аналізу (див. пп. 1.1–1.3) встановлено, що існуючі підходи до побудови систем екологічного моніторингу мають суттєві обмеження. Зокрема, виявлено фрагментарність архітектур наявних ГІС, які не забезпечують повного аналітичного циклу – від збору даних до формування готових управлінських рішень. Доведено низьку точність класичних моделей при роботі з малими вибірками даних та нездатність існуючих систем фіксувати забруднення у «сліпих зонах» через просторову розрідженість постів спостереження. Крім того, відсутні формалізовані механізми автоматизованої оцінки надійності прогнозів та когнітивної інтерпретації результатів для підтримки прийняття рішень персоналом муніципальних служб.

Актуальною є науково-прикладна задача подальшого розвитку теоретичних положень і практичних напрацювань зі створення розширеної інформаційної технології підготовки та обробки даних екологічного моніторингу, що охоплює весь ланцюг трансформації інформації.

Основною метою дисертаційної роботи є підвищення точності оцінки стану довкілля та автоматизації аналітичних процесів для підтримки прийняття рішень на муніципальному рівні завдяки розробці комплексу моделей, методів і програмних компонент інформаційної технології інтегрованого адаптивного прогнозування, геопросторового моделювання та предикативної обробки екологічних даних.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити **такі дослідницькі задачі:**

– провести комплексний аналіз проблеми, існуючих засобів моніторингу та методів інтелектуальної обробки екологічних часових рядів;

– розробити розширену концептуальну модель підготовки та обробки даних DPPDMext, що інтегрує блоки автоматичного аналізу (A), адаптивного вибору моделей (Q), створення віртуальних станцій (M) та експертної оцінки надійності (E);

– удосконалити метод прогнозування забруднення повітря (P) на основі квантово-гібридних нейронних мереж та процедуру адаптивної селекції моделей для ефективної роботи в умовах високої волатильності та дефіциту даних;

– розробити математичне забезпечення блоку геопросторового моделювання (M) для створення віртуальних прогнозних станцій у навантажених вузлах муніципальної інфраструктури;

– адаптувати протокол LwM2M для побудови захищеної інфраструктури екологічного моніторингу в умовах обмежених обчислювальних ресурсів IoT-пристроїв;

– удосконалити інформаційну технологію підтримки прийняття управлінських рішень (F) шляхом розробки комплексного індексу екологічного ризику та впровадження автономного аналітичного агента на базі LLM-технологій.

Об’єкт дослідження – процеси збору, підготовки, просторово-часового моделювання, прогнозування та когнітивного аналізу даних екологічного моніторингу.

Предмет дослідження – моделі, методи та інформаційні технології захищеної обробки екологічних даних та підтримки прийняття рішень на муніципальному рівні.

1.5 Висновки за першим розділом

1. Проведено аналіз існуючих підходів до побудови муніципальних систем екологічного моніторингу та встановлено, що більшість рішень фокусуються лише на візуалізації даних, не забезпечуючи замкненого циклу аналітики. Виявлено

«розрив» між етапом отримання прогнозів та етапом формування конкретних управлінських рекомендацій, що потребує автоматизації експертних функцій.

2. Встановлено необхідність впровадження методів адаптивного вибору моделей прогнозування (блок Q) та квантово-гібридних архітектур (блок P). Доведено, що висока варіативність екологічних параметрів на різних локаціях унеможлиблює використання єдиної універсальної моделі, що вимагає розробки процедур автоматичного аналізу характеристик часових рядів (блок A) для динамічного налаштування прогностичного ядра.

3. Обґрунтовано доцільність застосування методів просторової інтерполяції та імітаційного моделювання трафіку для створення віртуальних прогнозних станцій (блок M). Це дозволить системі здійснювати моніторинг у навантажених точках (наприклад, перехрестях доріг, перетині промислових зон), де встановлення фізичних постів є технічно складним або економічно недоцільним.

4. Визначено потребу в розробці механізмів автоматизованої оцінки надійності результатів моделювання (блок E). Встановлено, що відсутність кількісних метрик надійності (таких як індекс CRI) підвищує ризики прийняття помилкових управлінських рішень на основі математично деградованих прогнозів.

5. Доведено перспективність використання автономних когнітивних агентів у межах блоку підтримки управлінських рішень (блок F). Застосування архітектур «планування-виконання-синтез» у поєднанні з інтегральними індексами екологічного ризику дозволить трансформувати складні аналітичні звіти у зрозумілі вербальні рекомендації для муніципальних служб.

6. Сформульовано мету та задачі дослідження, спрямовані на створення розширеної моделі DPPDMext. Вирішення поставлених задач забезпечить створення цілісної інформаційної технології, здатної функціонувати в умовах обмежених ресурсів, гарантувати цілісність даних через протокол LwM2M та автоматизувати аналітичну роботу експертів-екологів.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНЕ ТА КОНЦЕПТУАЛЬНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ

2.1 Концептуальна модель збору, прогнозування та підготовки даних

Процес підготовки та обробки екологічних даних на муніципальному рівні характеризується значною гетерогенністю джерел інформації, нелінійністю динаміки показників та необхідністю інтеграції геопросторового контексту в аналітичний конвеєр. Для забезпечення цілісності цього процесу та створення єдиного логічного ланцюга від отримання первинних метрик до підтримки прийняття рішень пропонується використання розробленої автором концептуальної моделі DPPDMext (Data Preparation and Processing for Decision-Making extended), яка описана у матеріалі статті [117, 118].

Концепція підготовки та обробки даних у межах екологічної інформаційної системи формалізується як кортеж основних множин:

$$DPPDM = \langle D, T, P, F, V \rangle, \quad (2.1)$$

де: D (Data) – це множина первинних екологічних даних, отриманих з розподілених джерел (автоматичних станцій, постів спостереження тощо) [119, 120], що включає вектори вимірювань концентрацій забруднювачів, метеорологічних параметрів та часових міток; T (Transformation) – це оператор перетворення даних, що реалізує функції нормалізації, заповнення пропусків та агрегації показників для приведення їх до єдиного аналітичного формату; P (Prediction) – це множина методів предикативної аналітики, спрямованих на оцінку майбутніх станів екологічних параметрів; F (Feature Engineering) – це набір функцій для формування додаткових ознак, що базуються на розрахунку індексів забруднення, визначенні гранично допустимих концентрацій (ГДК) та статистичних характеристик часових рядів; V

(Visualization) – це методи графічної інтерпретації результатів, що включають побудову часових залежностей та картографічних шарів.

Для підвищення адаптивності системи до мінливих умов муніципального середовища та розширення можливостей прогнозування, компонент предикативного аналізу P трансформується у розширену підмножину P_{ext} :

$$P_{ext} = \langle A, P, Q, M, E \rangle, \quad (2.2)$$

де A (Analysis) – це попередній аналіз характеристик часових рядів для визначення оптимальних стратегій моделювання; P (Prediction Methods) – це ядро методів прогнозування, що включає як класичні, так і квантово-інспіровані моделі машинного навчання; Q (Quality Optimization) – це процедура автоматизованої переоцінки та вибору кращих аналітичних підходів на основі метрик точності; M (Modeling) – це блок геопросторового моделювання простору та створення віртуальних прогнозних станцій; E (Expert Evaluation) – це етап оцінки результатів за допомогою автономних агентів для формування висновків щодо надійності прогнозів.

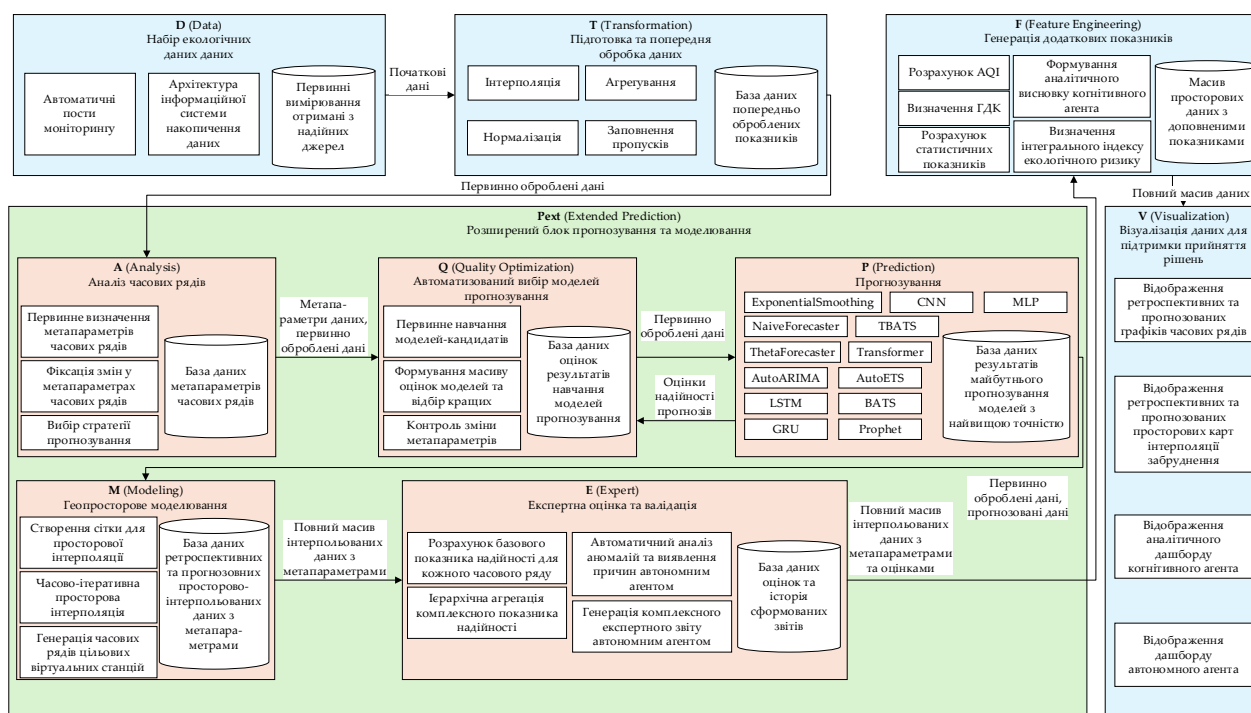


Рисунок 2.1 – Деталізована структура розширеної моделі DPPDMext

Повна структура моделі DPPDMext набуває вигляду:

$$DPPDMext = \langle D, T, F, (A, P, Q, M, E), V \rangle. \quad (2.3)$$

Ключова інновація розширеної моделі полягає в інтеграції блоку M (Modeling), який дозволяє долати проблему просторової розрідженості фізичних постів моніторингу шляхом розгортання віртуальних прогнозних станцій. Процедура створення віртуальної станції розпочинається з генерації двовимірної просторової сітки для цільової території. Множина точок сітки G визначається у заданих географічних координатах:

$$G = \{(x_k, y_k) \mid x_{min} \leq x_k \leq x_{max}, y_{min} \leq y_k \leq y_{max}\}. \quad (2.4)$$

Для розрахунку впливу існуючих постів моніторингу на обрану віртуальну точку з координатами (x_{VS}, y_{VS}) обчислюється евклідова відстань $d_{VS,i}$ до кожного i -го реального поста $d_{VS,i} = \sqrt{(x_{VS} - x_i)^2 + (y_{VS} - y_i)^2}$.

На основі методу зворотно-зважених відстаней обчислюється базове розрахункове значення концентрації забруднювача $C_{VS}(t)$ для віртуальної станції в момент часу t :

$$C_{VS}(t) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{C_i(t)}{d_{VS,i}^p}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_{VS,i}^p}}, \quad (2.5)$$

де n – кількість доступних реальних станцій моніторингу, $C_i(t)$ – концентрація забруднювача на i -й станції, p – параметр згладжування (ваговий коефіцієнт впливу відстані).

Після виконання просторової інтерполяції для послідовних моментів часу формується безперервний синтетичний часовий ряд віртуальної станції TS_{VS} , який слугуватиме вхідними даними для прогностичних моделей:

$$TS_{VS} = \{C_{VS}(t_1), C_{VS}(t_2), \dots, C_{VS}(t_m)\}. \quad (2.6)$$

Окрім базового прогнозування, функціонал віртуальних станцій дозволяє ідентифікувати приховані аномалії. Для цього вводиться поняття фонові точки B . Значення концентрації у фоновій точці $C_B(t)$ формується на основі показників найближчої реальної станції, що знаходиться поза зоною прямого впливу локальних антропогенних факторів (наприклад, інтенсивного трафіку):

$$C_B(t) = C_{background_station}(t). \quad (2.7)$$

Для оцінки ступеня локального забруднення розраховується дельта-показник – різниця концентрацій $\Delta C(t)$ між синтетичним значенням віртуальної станції та фоновим рівнем:

$$\Delta C(t) = C_{VS}(t) - C_B(t). \quad (2.8)$$

На основі отриманої різниці формується математична умова для висунення гіпотези H_1 про наявність локального неврахованого джерела забруднення. Гіпотеза приймається, якщо різниця перевищує встановлений експертним шляхом або статистично пороговий критерій τ :

$$H_1 = \begin{cases} true, & \text{якщо } \Delta C(t) > \tau, \\ false, & \text{якщо } \Delta C(t) \leq \tau. \end{cases} \quad (2.9)$$

Логіка висунення гіпотези полягає в наступному: якщо територія є однорідною і додаткових емісій немає, концентрація у віртуальній точці повинна

плавно розподілятися між існуючими станціями та наближатися до фонових значень. Якщо ж розраховане значення $\Delta C(t)$ (додатково скориговане екзогенними моделями імітації трафіку чи метеорологічними даними) стабільно та різко перевищує поріг τ , це є математичним індикатором наявності прихованого джерела забруднення, такого як автомобільний затор на мосту, невраховане промислове підприємство або несанкціоноване спалювання.

Результати функціонування блоку M інтегруються в загальний конвеєр як екзогенні змінні, що дозволяє переходити від одновимірного аналізу до багатовимірного адаптивного прогнозування, яке враховує не лише час, але й приховану просторову динаміку міського середовища.

2.2 Математичне моделювання корпоративної мережі моніторингу на базі IoT

Функціонування інформаційної технології екологічного моніторингу потребує надійної апаратно-мережевої інфраструктури, здатної забезпечити безперебійний трансфер гетерогенних даних від розподілених IoT-пристроїв до аналітичних вузлів. Математичне моделювання такої мережі дозволяє оцінити її пропускну здатність, мінімізувати затримки та забезпечити необхідний рівень якості обслуговування ще на етапі проектування.

Логічна структура мережі екологічного підприємства базується на ієрархічній топології, що поєднує два фізично відокремлені блоки (адміністративний та технологічний) [121]. На відміну від стандартних рішень, модель передбачає використання бездротового моста для об'єднання сегментів, що виключає потребу в прокладанні кабельних магістралей між віддаленими об'єктами. Фізичний рівень моделі, верифікований у середовищі Cisco Packet Tracer, включає рівень доступу (хости користувачів та IoT-сенсори), рівень розподілу (комутатори та маршрутизатори) та серверний сегмент. Схему розробленої архітектури мережі наведено на рисунку 2.2.

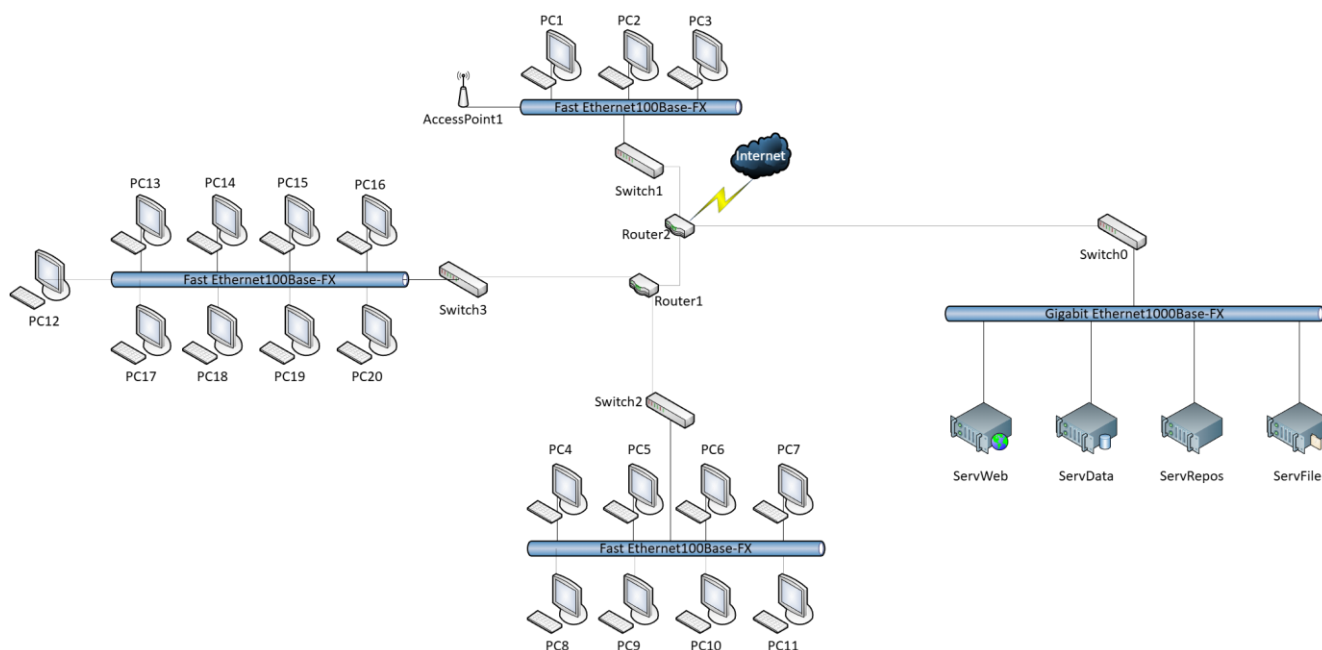


Рисунок 2.2 – Логічна структурна схема мережі екологічного підприємства

Розрахунок необхідної пропускної здатності каналів зв'язку базується на аналізі трьох основних видів трафіку [122]: до глобальної мережі Інтернет, локального трафіку та трафіку взаємодії з базами даних. Сумарне навантаження на канал всередині окремого підрозділу (групи) визначається як:

$$W_{group} = T_I + T_L + T_{BD}. \quad (2.10)$$

Для забезпечення адекватного розподілу обчислювальних ресурсів у серверній зоні розрахунок навантаження для Web-сервера, File-сервера та сервера бази даних здійснюється за наступними залежностями:

$$W_{Web} = \sum_{i=1}^n T_{I_i}, \quad (2.11)$$

$$W_{File} = \sum_{i=1}^n T_{L_i}, \quad (2.12)$$

$$W_{Data} = \sum_{i=1}^n T_{BD_i}, \quad (2.13)$$

де n – кількість активних вузлів у мережі. Враховуючи часову дискретність збору даних, інтенсивність потоку до репозиторію за одиницю робочого часу t розраховується як:

$$W_{repository} = \frac{W_{Data}}{t}. \quad (2.14)$$

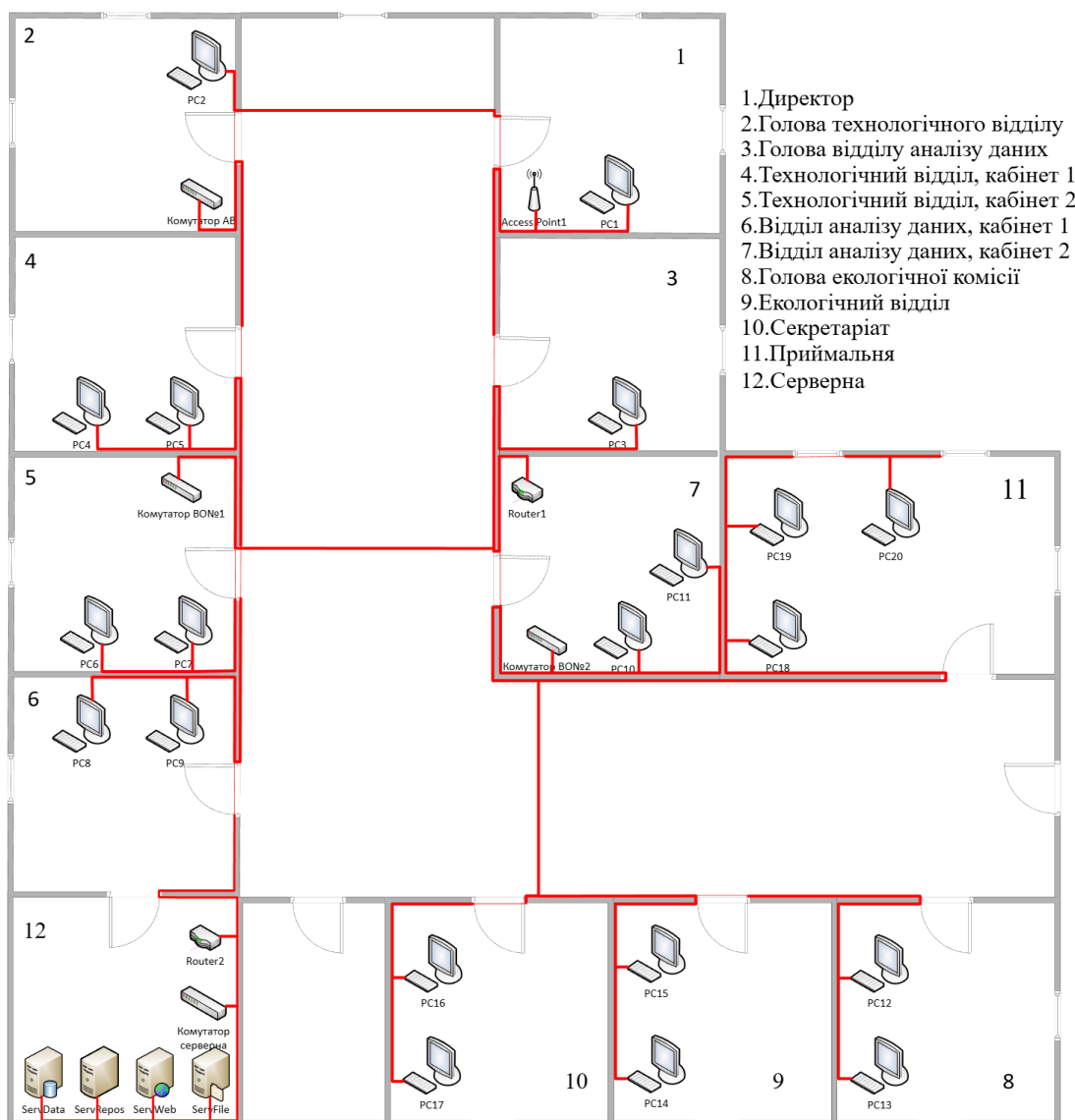


Рисунок 2.3 – Фізична структура мережі екологічного підприємства

Вхідні параметри для моделювання трафіку, визначені на основі інформаційних потреб типового муніципального підприємства, наведено у таблиці 2.1 [122].

Таблиця 2.1 – Вхідні дані трафіку мережі

Елементи структури (відділи)	Кількість пристроїв	Локальний трафік (T_L), Мбіт/с	Трафік до БД (T_{BD}), Мбіт/с	Трафік Internet (T_I), Мбіт/с
Адміністративний відділ	1	7,11	9,96	11,38
Технологічний відділ (інженери)	2	14,22	11,38	14,22
ІоТ-мережа (датчики)	20	7,96	0,00	7,96
Усього	23	29,29	21,34	33,56

На основі проведених розрахунків визначено коефіцієнт використання каналів головної магістралі (табл. 2.2). Критерієм стабільності мережі обрано поріг у 40% від максимальної пропускної здатності стандарту Fast Ethernet (100Base-FX).

Для забезпечення стабільного QoS на фізичному рівні доцільним є використання стандарту Gigabit Ethernet (1000Base-FX) для магістральних ліній та серверної зони, що забезпечує десятикратний запас міцності при пікових навантаженнях. На канальному рівні (модель OSI) реалізується сегментація трафіку через механізми VLAN, що дозволяє ізолювати потік даних від ІоТ-сенсорів від загального корпоративного трафіку. Для захисту інформації в сегментах з бездротовим зв'язком (стандарт 802.11ac) передбачено використання технології VPN для побудови зашифрованих тунелів між шлюзами, що гарантує цілісність екологічних даних при їх передачі до хмарного сховища.

Таблиця 2.2 – Результати розрахунків навантаження каналів

Магістраль мережі	Розрахункове навантаження, Мбіт/с	Використовуваний стандарт	Коефіцієнт використання, %
Router – Switch (Адмін)	28,45	Fast Ethernet	28,45
Switch – Server (Web)	122,17	Gigabit Ethernet	12,22
Switch – Server (File)	181,94	Gigabit Ethernet	18,19
Центральна магістраль	124,01	Gigabit Ethernet	12,40

Математичне моделювання підтверджує, що обрана архітектура та стандарти передачі даних повністю задовольняють вимогам інформаційної технології щодо швидкості та надійності, створюючи базис для розгортання протоколів захисту інфраструктури.

2.3 Моделі забезпечення безпеки інфраструктури моніторингу

Забезпечення цілісності та конфіденційності даних екологічного моніторингу на муніципальному рівні потребує впровадження спеціалізованих механізмів захисту, адаптованих до ресурсних обмежень кінцевих вузлів. Основою захищеної інфраструктури в межах досліджуваної інформаційної технології обрано протокол Lightweight M2M (LwM2M) [123], який базується на об'єктно-орієнтованій моделі представлення даних «об'єкт-екземпляр-ресурс» (O/I/R) та використовує прикладний протокол CoAP поверх UDP.

Для обґрунтування вибору засобів захисту та пріоритезації ресурсів системи формалізовано модель оцінки ризиків. Рівень ризику для окремої загрози t розраховується як добуток ймовірності її реалізації та агрегованого показника

негативного впливу на основні аспекти інформаційної безпеки (конфіденційність, цілісність, доступність):

$$Risk_t = P_t \cdot (w_C \cdot I_{t,C} + w_I \cdot I_{t,I} + w_A \cdot I_{t,A}), \quad (2.1)$$

де $P_t \in [1]$ – ймовірність успішної реалізації загрози t протягом визначеного періоду; $I_{t,C}, I_{t,I}, I_{t,A}$ – нормалізовані показники впливу загрози на конфіденційність C , цілісність I та доступність A даних відповідно; w_C, w_I, w_A – вагові коефіцієнти відносної важливості кожного аспекту безпеки для конкретної муніципальної системи (причому $w_C + w_I + w_A = 1$).

Інтегральна оцінка рівня безпеки системи R визначається як сума ризиків усіх ідентифікованих релевантних загроз $t \in T$: $R = \sum_{t \in T} Risk_t$. Така формалізація дозволяє кількісно оцінити ефективність впровадження протоколу LwM2M через аналіз зниження залишкового ризику порівняно з початковим станом системи.

Для побудови робастної інфраструктури, що мінімізує витрати при забезпеченні гарантованого рівня безпеки та зв'язності, задачу розміщення сенсорів сформульовано як задачу цілочисельного лінійного програмування. Цільова функція полягає у мінімізації загальних витрат на розгортання та обслуговування пристроїв:

$$\min \sum_{i \in I} c_i x_i, \quad (2.16)$$

за наступних обмежень:

1. Покриття території: $\sum_{i \in I} a_{ij} x_i \geq 1, \forall j \in J$, де $a_{ij} = 1$, якщо сенсор у локації i здатний покрити цільову точку j ;
2. Енергетичний бюджет: $\sum_{i \in I} e_i x_i \leq E_{max}$, де e_i – питома енергоспоживання пристрою в режимі передачі даних через LwM2M;
3. Пропускна здатність: $\sum_{i \in I} b_i y_{ik} \leq B_{cap,k}, \forall k \in K$, де $B_{cap,k}$ – максимальна ємність k -го шлюзу, а b_i – середній обсяг трафіку від i -го сенсора.

Тут $x_i \in \{0,1\}$ – бінарна змінна, що визначає факт встановлення сенсора в точці i . Ця модель забезпечує не лише геопросторову оптимізацію, а й враховує технічні обмеження протоколу LwM2M щодо частоти опитування вузлів.

Для захисту ресурсів LwM2M-сервера від несанкціонованого втручання впроваджено логічну модель Attribute-based access control (ABAC). На відміну від рольових моделей, ABAC дозволяє динамічно надавати права доступу на основі кортежу атрибутів: $\langle Subject, Object, Action, Environment \rangle$. Це дозволяє, наприклад, дозволяти операцію запису (Write) конфігураційних параметрів лише для суб'єктів з атрибутом «Адміністратор» у межах визначеного часового вікна та при нормальному стані навколишнього середовища. Логічну структуру моделі ABAC для LwM2M-сервера представлено на рисунку 2.4.

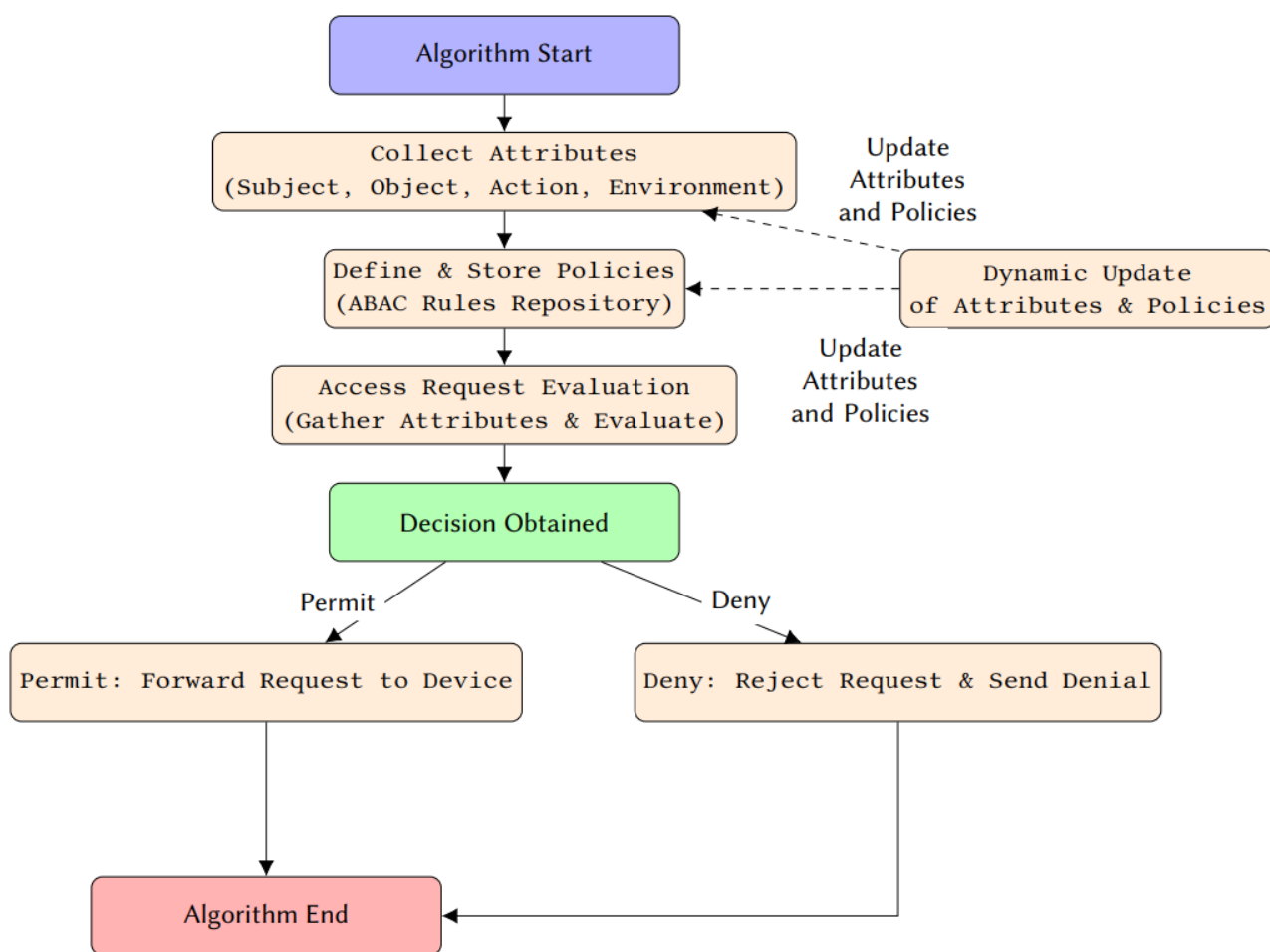


Рисунок 2.4 – Схема управління доступом на основі атрибутів ABAC

Процес безпечного входження пристрою в інфраструктуру базується на алгоритмі secure bootstrapping [123]. Логічна послідовність ініціалізації включає:

1. Встановлення захищеного DTLS-каналу з виділеним Bootstrap-сервером;
2. Взаємну автентифікацію на основі попередньо встановлених ключів (PSK) або сертифікатів;
3. Дистанційне надання пристрою (provisioning) актуальних облікових даних для роботи з основним LwM2M-сервером;
4. Розірвання тимчасового з'єднання та перехід у режим штатного моніторингу.

Деталізовану блок-схему алгоритму secure bootstrapping наведено на рисунку 2.5.

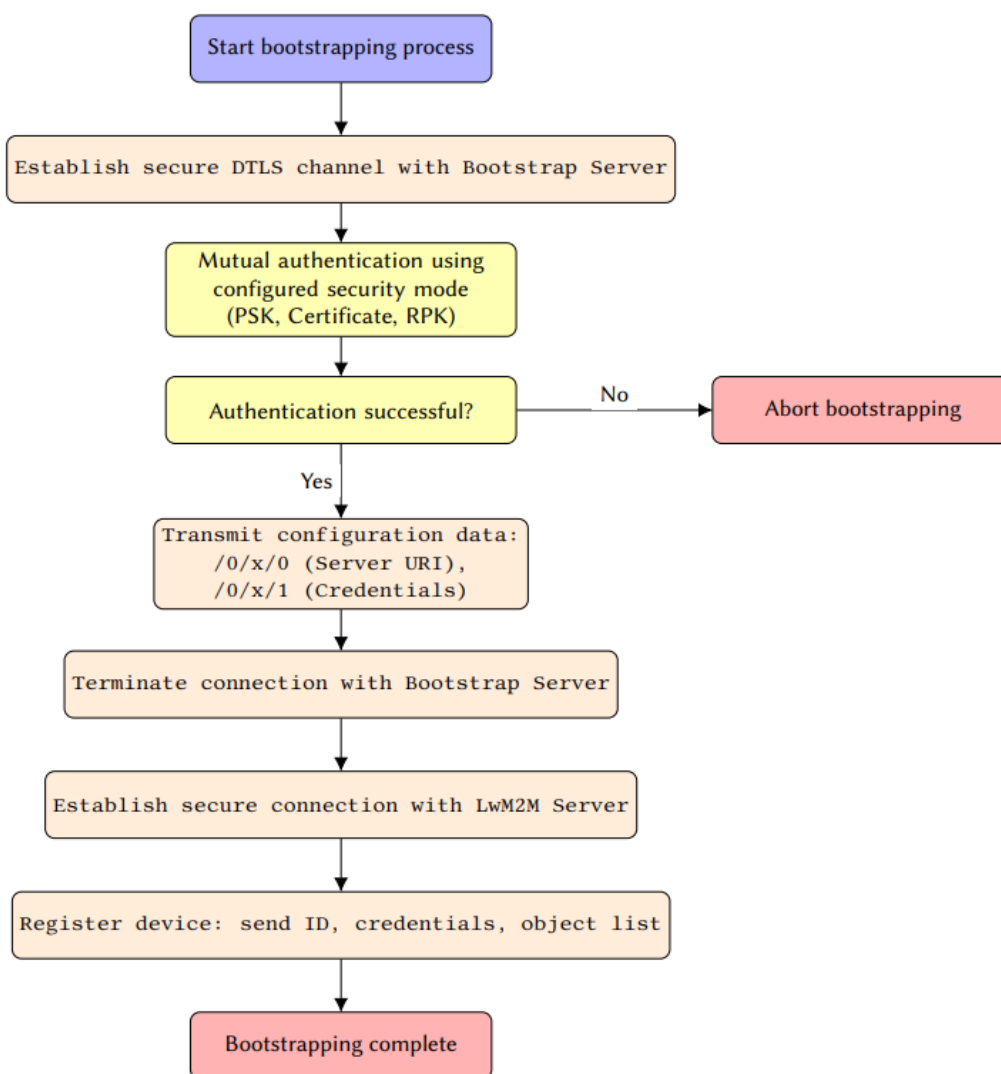


Рисунок 2.5 – Алгоритм безпечної ініціалізації пристроїв

Формалізовані в даному пункті моделі та алгоритми безпеки складають теоретичне підґрунтя для побудови захищеного периферійного рівня інформаційної технології, забезпечуючи стійкість муніципальної системи моніторингу до кіберфізичних загроз в умовах дефіциту обчислювальних ресурсів.

2.4 Висновки за другим розділом

У другому розділі дисертаційної роботи розроблено математичне та концептуальне забезпечення інформаційної технології екологічного моніторингу, що дозволило сформувавши цілісний теоретичний фундамент для подальшої побудови алгоритмів обробки даних. Основні наукові та прикладні результати розділу полягають у наступному:

1. Формалізовано концептуальну модель підготовки та обробки даних екологічного моніторингу у вигляді розширеної множини $DPPDM_{ext} = \langle D, T, F, (A, P, Q, M, E), V \rangle$. На відміну від існуючих моделей, запропонована структура математично інтегрує блок геопросторового та симуляційного моделювання M безпосередньо в аналітичний конвеєр. Це дозволило використати результати просторової інтерполяції (метод IDW) та динамічної симуляції антропогенного навантаження (алгоритм A^* та Гауссівські фільтри розсіювання) як джерело екзогенних змінних для процесу предикативної аналітики. Така формалізація забезпечує логічну послідовність етапів трансформації гетерогенних даних у готові управлінські рішення в умовах високої дискретності первинної інформації.

2. Розроблено аналітичну модель корпоративної мережі моніторингу на базі технологій IoT, верифіковану засобами імітаційного моделювання [121, 122]. На основі розробленого математичного апарату проведено розрахунок сукупного навантаження на канали зв'язку для адміністративних та технологічних сегментів підприємства. Доведено, що запропонована ієрархічна архітектура та обрані стандарти передачі даних (Gigabit Ethernet, 802.11ac) забезпечують необхідний рівень якості обслуговування (QoS). Розрахункові показники використання

магістральних каналів (у межах 12–40%) підтверджують здатність інфраструктури здійснювати безперебійний трансфер великих обсягів екологічної інформації до серверних вузлів обробки навіть при пікових навантаженнях.

3. Сформульовано комплекс математичних моделей для побудови захищеної інфраструктури моніторингу на основі протоколу LwM2M. Розроблено кількісну модель оцінки ризиків інформаційної безпеки, яка враховує ймовірність реалізації загроз та їхній вплив на конфіденційність, цілісність і доступність даних. Запропоновано модель оптимального розміщення сенсорів у муніципальному середовищі, формалізовану як задачу цілочисельного лінійного програмування, що дозволяє мінімізувати витрати на розгортання мережі при дотриманні жорстких обмежень щодо покриття території та пропускної здатності вузлів. Обґрунтовано логічні структури управління доступом на засадах моделі ABAC та механізми безпечної ініціалізації пристроїв, що створює передумови для захищеного збору даних у ресурс-обмежених середовищах.

4. Доведено, що створене концептуальне та математичне забезпечення є необхідним і достатнім базисом для розробки спеціалізованих комп'ютерно-орієнтованих методів прогнозування екологічних станів та виявлення аномалій у потоках даних. Побудовані моделі конвеєра підготовки даних та захищеної інфраструктури дозволяють перейти до реалізації інтелектуального ядра інформаційної технології, зокрема методів квантово-гібридного прогнозування та автоматизованого вибору моделей, що детально розглядатимуться у третьому розділі.

РОЗДІЛ 3 КОМП'ЮТЕРНО-ОРІЄНТОВАНІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ЕКОЛОГІЧНИХ ДАНИХ

3.1 Процедура автоматичного аналізу параметрів екологічних часових рядів (блок А)

У межах розширеної моделі предикативної аналітики P_{ext} першим етапом обробки даних є функціонування блоку автоматичного аналізу А. Його головне завдання полягає у виявленні внутрішніх закономірностей, статистичних властивостей та структурних особливостей екологічних часових рядів перед безпосереднім застосуванням алгоритмів машинного навчання. Оскільки екологічні дані (наприклад, концентрації забруднювачів повітря) характеризуються високим рівнем шуму та нестационарністю, формалізований первинний аналіз є критично важливим для подальшого вибору оптимальної моделі прогнозування.

Особистий науковий внесок здобувача у межах розробки процедури автоматичного аналізу полягає у формалізації та об'єднанні розрізнених класичних методів математичної статистики та спектрального аналізу в єдиний інформаційний конвеєр. Результатом функціонування цього блоку є автоматичне формування вектора метаознак часового ряду, що дозволяє уникнути суб'єктивного ручного налаштування параметрів прогнозування екологами.

Процедура автоматичного аналізу параметрів часових рядів реалізується у вигляді п'яти послідовних кроків:

– перший крок полягає у розрахунку базових описових статистик, які дозволяють оцінити загальний розподіл значень концентрацій у часовому ряду $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$;

– другий крок передбачає декомпозицію часового ряду для виокремлення його базових структурних компонентів;

– третій крок спрямований на математичну ідентифікацію тренду та перевірку часового ряду на стаціонарність;

– четвертий крок охоплює оцінку внутрішньої пам'яті ряду за допомогою автокореляційного аналізу;

– п'ятий крок реалізує спектральний аналіз для виявлення прихованих циклічностей у частотній області.

Зазначена п'ятикрокова процедура виконується програмним комплексом повністю в автоматичному режимі без залучення експерта-еколога. Система самостійно здійснює виклики відповідних обчислювальних модулів (на базі бібліотек pandas та statsmodels мови Python) при надходженні кожної нової транші екологічних вимірювань, автоматично визначаючи числові значення середнього, дисперсії, показників тестів ADF та циклів FFT.

На першому кроці для заданого часового ряду розраховується набір фундаментальних статистичних метрик. До них належать математичне сподівання (середнє значення) μ , яке визначає загальний рівень концентрації:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (3.1)$$

Для оцінки ступеня розсіювання даних відносно середнього значення обчислюється дисперсія σ^2 :

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2. \quad (3.2)$$

З метою виявлення асиметрії розподілу (наприклад, наявності частих аномально високих викидів) визначається коефіцієнт асиметрії S_k (Skewness):

$$S_k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{\sigma^3}. \quad (3.3)$$

Для оцінки гостровершинності розподілу та ваги «хвостів», що вказують на частоту екстремальних екологічних подій, обчислюється коефіцієнт ексцесу K_u (Kurtosis):

$$K_u = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\sigma^4}. \quad (3.4)$$

На другому кроці здійснюється адитивна або мультиплікативна декомпозиція часового ряду. Враховуючи фізичну природу процесу накопичення забруднювачів, найчастіше застосовується адитивна модель, яка розкладає вихідне значення Y_t у момент часу t на три складові:

$$Y_t = T_t + S_t + R_t, \quad (3.5)$$

де T_t – довгостроковий тренд, S_t – сезонна (або добова) циклічна компонента, R_t – залишковий шум (випадкова компонента, що не пояснюється трендом та сезонністю).

На третьому кроці проводиться ідентифікація тренду та тестування ряду на стаціонарність. Для цього застосовується розширений тест Дікі-Фуллера (ADF). Логіка тесту базується на перевірці нульової гіпотези H_0 про наявність одиничного кореня, що означає нестаціонарність ряду. Математична модель тесту описується рівнянням регресії:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i} + \epsilon_t, \quad (3.6)$$

де Δy_t – перша різниця часового ряду, α – константа, βt – лінійний часовий тренд, γ – коефіцієнт при значенні попереднього періоду, δ_i – коефіцієнти при лагових різницях для усунення автокореляції залишків ϵ_t . Якщо розраховане р-значення для

коефіцієнта γ є меншим за рівень значущості (зазвичай 0,05), нульова гіпотеза відхиляється, і ряд визнається стаціонарним, що є ключовою умовою для застосування багатьох класичних методів прогнозування.

На четвертому кроці виконується автокореляційний аналіз ACF. Він дозволяє визначити, наскільки поточне значення концентрації забруднювача залежить від його попередніх станів (лагів). Автокореляційна функція ρ_k для лагу k розраховується за формулою:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)}{\sum_{t=1}^n (x_t - \mu)^2}. \quad (3.7)$$

Аналіз значень ρ_k дозволяє автоматично визначати оптимальне вікно спостереження для рекурентних нейронних мереж та моделей типу ARIMA.

На п'ятому кроці застосовується спектральний аналіз для переходу від часової області до частотної. Це необхідно для виявлення прихованих періодичностей (наприклад, неочевидних циклів викидів підприємств), які не вдалося ідентифікувати на етапі декомпозиції. Перетворення здійснюється за допомогою дискретного перетворення Фур'є (DFT):

$$X_k = \sum_{t=0}^{N-1} x_t e^{-i \frac{2\pi}{N} kt}, \quad (3.8)$$

де X_k – комплексне число, що відображає амплітуду та фазу частотної компоненти k , N – загальна кількість спостережень. Пікові значення на періодограмі, побудованій на основі спектрального аналізу, вказують на домінуючі частоти в екологічному часовому ряді.

Результатом виконання процедури автоматичного аналізу (блок А) є формування комплексного вектора метаознак часового ряду. Цей вектор

передається до блоку Q , де слугує математичним базисом для адаптивного вибору найкращого алгоритму прогнозування з множини доступних методів блоку P .

Результати автоматичного аналізу параметрів екологічних часових рядів мають безпосередній зв'язок із процедурою прийняття рішень. Розраховані метапараметри передаються як вхідні дані до блоку експертної оцінки E для формування комплексного індексу надійності CRI, що дозволяє відсікати недостовірні прогнози значення. Крім того, виявлені спектральні частоти та показники асиметрії використовуються когнітивним автономним агентом (блок F) для генерації вербальних управлінських рекомендацій, допомагаючи класифікувати джерела забруднення за характером їхньої активності.

3.2 Алгоритмічне та математичне забезпечення методів прогнозування (блок P)

Блок прогнозування P у складі розширеної моделі DPPDMext є ядром предикативної аналітики системи. Оскільки екологічні часові ряди суттєво відрізняються за своєю динамікою (від стабільних сезонних коливань температури до різких стохастичних стрибків концентрацій чадного газу), математичний апарат блоку P об'єднує спектр алгоритмів: від класичних статистичних моделей до сучасних архітектур глибокого навчання та квантово-гібридних фреймворків.

Об'єднання класичних статистичних, глибоких нейромережевих та гібридних квантово-класичних моделей у межах єдиного математичного опису блоку P обумовлене потребою створення замкненої множини моделей-кандидатів для процедури адаптивного вибору (блок Q). Такий інтегрований підхід дозволяє порівнювати моделі різного класу в однакових умовах та забезпечує методологічний перехід від простих лінійних моделей (при стабільному стані середовища) до високовимірних квантових апроксиматорів (при дефіциті історичних даних).

Базовий рівень прогнозування забезпечується класичними статистичними моделями. Для стаціонарних або зведених до стаціонарності рядів застосовується

процедура автоматичного підбору параметрів AutoARIMA. Узагальнена математична модель $ARIMA(p, d, q)$ описується рівнянням:

$$\Phi_p(B)(1-B)^d y_t = c + \Theta_q(B)\varepsilon_t, \quad (3.9)$$

де y_t – фактичне значення часового ряду в момент t ; B – оператор зсуву назад ($By_t = y_{t-1}$); $(1-B)^d$ – оператор різниці порядку d для забезпечення стаціонарності; $\Phi_p(B)$ та $\Theta_q(B)$ – поліноми авторегресії AR порядку p та ковзного середнього MA порядку q відповідно; c – константа; ε_t – білий шум.

Для часових рядів зі складними або множинними сезонностями (наприклад, одночасна наявність добової та тижневої циклічності викидів) використовується клас моделей експоненційного згладжування, зокрема BATS/ETS. Загальний стан системи для моделей сімейства ETS (Error, Trend, Seasonal) рекурсивно оновлюється за базовим принципом експоненційного згладжування:

$$\hat{y}_{t+1|t} = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_{t|t-1}, \quad (3.10)$$

де $\hat{y}_{t+1|t}$ – прогнозоване значення на наступний крок; y_t – фактичне спостереження; $\hat{y}_{t|t-1}$ – попередній прогноз; $\alpha \in [1]$ – параметр згладжування. У розгорнутому вигляді моделі включають додаткові компоненти для рівня, тренду та множинних сезонностей.

Для моделювання складних нелінійних залежностей та довгострокової пам'яті застосовуються моделі глибокого навчання. Основою для обробки послідовних даних є рекурентні нейронні мережі з вентилярною архітектурою (LSTM та GRU). Вони вирішують проблему зникаючого градієнта шляхом контролю потоку інформації. Наприклад, оновлення прихованого стану h_t у комірці GRU відбувається за допомогою вентиля оновлення z_t :

$$h_t = (1-z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t, \quad (3.11)$$

де \odot – поелементне множення (Адамара), h_{t-1} – попередній прихований стан, \tilde{h}_t – кандидат на новий стан, що містить поточну інформацію x_t .

У випадках, коли часовий ряд містить складні патерни уваги (наприклад, вплив віртуальних станцій або різких погодних змін у минулому на поточну концентрацію), застосовується архітектура Transformer. Її математичним ядром є механізм само-уваги, що дозволяє моделі паралельно зважувати важливість усіх елементів вхідної послідовності незалежно від їхньої відстані у часі:

$$Attention(Q,K,V)=softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \quad (3.12)$$

де Q (Query), K (Key), V (Value) – матриці запитів, ключів та значень, отримані шляхом лінійних трансформацій вхідних даних; d_k – розмірність векторів ключів (масштабуючий фактор).

Для чіткого розмежування наукового апарату дослідження необхідно визначити, що базовими математичними моделями виступають класичні статистичні рівняння (ARIMA, BATS) та рекурентні нейронні мережі. Вдосконалений у роботі метод прогнозування базується на математичній гібридизації: класичні операції обчислення градієнтів поєднуються з процесом кодування класичних даних у квантові стани через гейти обертання та операції заплутування. Водночас поняття квантово-гібридної архітектури (таких як QuantumLSTM чи QuantumTransformer) визначає безпосередню структурно-програмну реалізацію цього методу, де параметризовані квантові шари фізично вбудовані у граф обчислень класичної нейронної мережі як окремі тензорні вузли.

Для подолання встановлених обмежень традиційних інтелектуальних моделей (зокрема, проблеми перенавчання на малих вибірках та складності виявлення прихованих кореляцій) у межах блоку запропоновано алгоритмічне забезпечення квантово-гібридного фреймворку [117]. Математична доцільність використання квантових обчислень ґрунтується на здатності квантових систем оперувати у високовимірних просторах станів (гільбертовому просторі).

Особистий науковий внесок автора полягає у розробці математичних схем інтеграції варіаційних квантових шарів у класичні нейромережеві структури (QuantumLSTM, QuantumGRU, QuantumCNN) та класичні алгоритми авторегресії (QuantumAutoARIMA, QuantumBATS) за рахунок розробки єдиного алгоритму спільного наскрізного навчання класичних та квантових параметрів.

Логіка взаємодії обчислювальних вузлів базується на синергії CPU та QPU. Процес обробки та математична формалізація квантового шару поділяється на наступні етапи:

Перехід від класичного вектора до квантового стану. Класичний вектор ознак $x_t \in \mathbb{R}^n$, отриманий після попередньої обробки на CPU (наприклад, вихідний сигнал з шару LSTM), відображається у квантовий стан за допомогою унітарного оператора кодування $U(x_t)$:

$$|\psi(x_t)\rangle = U(x_t)|0\rangle^{\otimes n}, \quad (3.13)$$

де $|0\rangle^{\otimes n}$ – початковий стан системи з n кубітів. Для цього використовується кутове кодування, де значення ознак перетворюються на кути повороту квантових гейтів.

Застосування варіаційної квантової схеми (VQC). Закодовані дані проходять через параметризовані квантові шари, які містять гейти обертання та операції заплутування (CNOT) [117]. Цей етап формує новий квантовий стан, що залежить від класичних ознак та ваг квантової моделі:

$$|\phi(x_t, \theta)\rangle = V(\theta)|\psi(x_t)\rangle. \quad (3.14)$$

Для повернення результатів обчислень у класичний простір CPU виконується вимірювання квантового стану. Воно обчислюється як очікуване значення певного спостережуваного оператора \hat{O} (найчастіше оператора Паулі-Z):

$$\hat{y}_t = \langle \phi(x_t, \theta) | \hat{O} | \phi(x_t, \theta) \rangle, \quad (3.15)$$

де \hat{y}_t – скалярне значення, яке передається на класичний вихідний шар для формування кінцевого прогнозу.

Оптимізація та розрахунок функції втрат. Навчання гібридної системи здійснюється наскрізним методом. Градієнти для оновлення квантових параметрів θ на QPU обчислюються за допомогою правила зсуву параметрів, а загальна оптимізація керується класичною функцією втрат (наприклад, середньоквадратичною похибкою MSE), розрахованою на CPU:

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i(\theta))^2. \quad (3.16)$$

Квантові шари діють як ядерні методи, фактично переносячи обчислення у нескінченновимірний простір. При проектуванні квантових шарів враховано явище Плато Барна. У межах задач екологічного моніторингу встановлено, що обмеження кількості кубітів до 2–6 виступає формою імпліцитної регуляризації: обмеження інформаційної ємності запобігає запам'ятовуванню високочастотного шуму, змушуючи модель фокусуватися на домінуючих складових сигналу. Це дозволяє квантово-гібридним моделям (таким як QuantumLSTM) перевершувати класичні аналоги на коротких та зашумлених вибірках.

3.3 Процедура адаптивного вибору моделі прогнозування (блок Q)

Динаміка екологічних показників на муніципальному рівні характеризується високою мінливістю, зумовленою поєднанням природних циклів та нерівномірного антропогенного навантаження. Проведений аналіз свідчить, що жодна з існуючих математичних моделей (від класичних статистичних до квантово-гібридних) не є універсальною для всіх типів забруднювачів та метеорологічних умов. У зв'язку з цим, у межах розширеної моделі DPPDMext впроваджено блок Q (Quality Optimization) – процедуру адаптивного вибору моделі прогнозування, що базується на об'єктивних метриках якості та динамічній переоцінці потоку даних.

Алгоритмічна процедура автоматичної селекції моделей реалізується через послідовне виконання наступних кроків:

- формування вхідного вектора простору ознак здійснюється на основі результатів первинного аналізу часового ряду (блок А);
- навчання та тестування пулу моделей-кандидатів (блок Р) виконується на розділених історичних вибірках даних;
- розрахунок метрик якості проводиться для кількісної оцінки відхилень результатів прогнозу кожної моделі від фактичних спостережень;
- вибір найкращої моделі реалізується через оптимізаційний критерій мінімізації сумарної похибки;
- динамічна переоцінка ініціюється автоматично при виявленні деградації якості прогнозу або структурних змін у даних.

На першому етапі процедури формується вхідний вектор характеристик v_{ts} , який агрегує статистичні, спектральні та автокореляційні параметри часового ряду, отримані з блоку А. Цей вектор слугує математичним паспортом екологічного показника і формалізується як:

$$v_{ts} = [\mu, \sigma^2, S_k, K_u, \rho_{opt}, f_{dom}, \dots]^T, \quad (3.17)$$

де μ – математичне сподівання, σ^2 – дисперсія, S_k та K_u – коефіцієнти асиметрії та ексцесу, ρ_{opt} – максимальне значення автокореляції для оптимального лагу, f_{dom} – домінуюча частота спектру.

На основі цього вектора система активує пул релевантних моделей-кандидатів $M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$, що включає класичні (ARIMA, BATS), глибокі (LSTM, Transformer) та квантові (QuantumLSTM) архітектури.

Вибір метрик для автоматичної селекції моделей базується на специфіці екологічних часових рядів та критичності прогнозованих подій. Основним критерієм вибору моделей прогнозування визначено середньоквадратичну похибку. Використання цієї метрики обґрунтовано тим, що вона квадратично штрафує модель за великі відхилення від фактичних значень. У задачах екологічного

моніторингу пропуск моделлю різкого пікового викиду забруднювача (наприклад, перевищення ГДК у декілька разів) є набагато небезпечнішим інцидентом, ніж постійна наявність дрібного фоновому шуму. Відповідно, мінімізація MSE забезпечує вибір тієї архітектури, яка найбільш чутлива до значних аномалій.

Натомість від використання коефіцієнта детермінації (R^2) та кореня із середньоквадратичної похибки (RMSE) у цільовій функції оптимізації було вирішено відмовитися. Метрика RMSE є математично еквівалентною до MSE з точки зору пошуку мінімуму, тому її обчислення створює лише зайве операційне навантаження на систему. Використання метрики R^2 визнано неадекватним для умов малих вибірок нестационарних екологічних процесів. Під час роботи алгоритму на коротких вікнах даних із високою дисперсією метрика R^2 часто набуває від'ємних значень, що втрачає свій класичний статистичний зміст і не дозволяє об'єктивно порівнювати предиктивну силу моделей машинного навчання між собою.

Для оцінювання адекватності кожної j -ї моделі на тестовій вибірці довжиною N розраховуються базові метрики якості. Основною метрикою чутливості до значних викидів є середньоквадратична похибка (MSE):

$$MSE_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_{i,j})^2. \quad (3.18)$$

Для оцінки стійкості моделі до аномалій та інтерпретації середнього лінійного відхилення розраховується середня абсолютна похибка (MAE):

$$MAE_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_{i,j}|, \quad (3.19)$$

де y_i – фактичне значення концентрації, $\hat{y}_{i,j}$ – значення, спрогнозоване j -ю моделлю.

Критерій вибору оптимальної моделі m^* формалізується як оптимізаційна задача пошуку мінімуму цільової функції похибки (або зваженої комбінації метрик) серед усієї множини кандидатів M :

$$m^* = \arg \min_{j \in M} (w_1 MSE_j + w_2 MAE_j) \quad (3.20)$$

де w_1 та w_2 – вагові коефіцієнти, що визначають пріоритетність метрик залежно від завдання (наприклад, для виявлення критичних пікових забруднень вага w_1 для MSE збільшується). Вибрана модель m^* закріплюється за конкретним часовим рядом для генерації оперативних прогнозів.

Критерієм оптимальності для вибору прогностичної архітектури виступає мінімізація зваженої комбінації похибок моделі на тестовій вибірці. Параметрами, за якими здійснюється цей вибір, є вагові коефіцієнти значущості метрик. Коефіцієнт першої ваги регулює чутливість системи до грубих помилок і раптових піків забруднення через метрику MSE. Коефіцієнт другої ваги визначає пріоритетність загальної стабільності тренду через метрику MAE.

Впровадження метрики середньої абсолютної похибки у вигляді зваженого доданка до цільової функції дозволяє збалансувати роботу алгоритму. Якщо MSE відповідає за детектування екстремумів, то MAE забезпечує оцінку загальної стійкості моделі до нормальних коливань фонового забруднення, формуючи комплексний і об'єктивний критерій селекції найкращої архітектури.

Динамічне налаштування цих параметрів дозволяє системі гнучко адаптуватися до різних екологічних задач, обираючи складні квантові моделі для нестационарних процесів та класичні лінійні моделі для стабільних метеорологічних умов.

Головною особливістю блоку Q є механізм адаптації до зміни характеристик середовища. Оскільки екологічні ряди трансформуються з часом (через зміну сезонів, закриття підприємств або кліматичні аномалії), раніше обрана модель m^* може втратити свою ефективність. Для контролю цього процесу розраховується

метрика розбіжності ΔV , яка порівнює поточний рівень похибки моделі на новому вікні даних E_{curr} з її еталонною похибкою на етапі валідації E_{hist} :

$$\Delta V = \frac{|E_{curr} - E_{hist}|}{E_{hist}} \cdot 100\%. \quad (3.21)$$

Якщо значення метрики розбіжності ΔV перевищує встановлений експертний поріг (наприклад, $\Delta V > 15\%$), процедура переоптимізації ініціюється автоматично. Система відхиляє поточну модель, переформовує вектор характеристик v_{ts} на нових даних і здійснює повторний цикл вибору. Така ітеративна процедура забезпечує високу точність моніторингу в динамічних муніципальних умовах, дозволяючи системі гнучко перемикатися між легкими класичними та високоекспресивними квантовими алгоритмами без необхідності ручного втручання.

3.4 Методи веб-орієнтованого інтелектуального аналізу даних

Для забезпечення достовірності результатів у межах розробленої інформаційної технології реалізовано комплекс методів інтелектуального аналізу даних [124], що охоплює етапи попередньої очистки інформації та виявлення аномалій у потоках даних. Веб-орієнтований характер технології потребує високої швидкодії цих алгоритмів для підтримки моніторингу в режимі реального часу.

По-перше, застосовуються методи попередньої обробки даних сенсорів. Первинні дані, отримані з муніципальних постів моніторингу, часто містять артефакти, зумовлені апаратними збоями або короткочасними завадами. Для забезпечення якості вхідних вибірок у блоці трансформації T моделі DPPDMext застосовано наступні алгоритмічні рішення:

Для детектування викидів через Z -score кожне вимірювання x_i перевіряється на відповідність статистичному профілю ряду. Розраховується стандартне відхилення σ та математичне очікування μ . Точка класифікується як викид (outlier), якщо її нормалізоване відхилення перевищує поріг у три сигми:

$$|z| = \left| \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right| > 3. \quad (3.22)$$

Виявлені викиди автоматично замінюються локальним медіанним значенням для збереження статистичної стабільності.

Для відновлення цілісності рядів при короточасних втратах зв'язку (тривалістю до 6 годин) використано метод лінійної інтерполяції. Це дозволяє зберегти локальні тренди без внесення значних синтетичних спотворень, що є критично важливим для подальшого квантово-гібридного прогнозування.

По-друге, здійснюється виявлення аномалій у потоках даних LwM2M. Специфіка екологічного моніторингу полягає у взаємозв'язку різних параметрів (наприклад, кореляція між температурою та концентрацією газів). Для ідентифікації прихованих аномалій, які не фіксуються одновимірними методами, формалізовано метод багатовимірного аналізу на основі відстані Махаланобіса D_M .

Для вектора поточних вимірювань $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ розраховується відстань до центру розподілу «нормального» поведінкового профілю:

$$D_M(X) = \sqrt{(X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu)}, \quad (3.23)$$

де Σ^{-1} – обернена коваріаційна матриця, що враховує внутрішні залежності між екологічними показниками. Високе значення $D_M(X)$ свідчить про низьку ймовірність поточної комбінації параметрів у межах нормального стану середовища, що дозволяє виявляти не лише апаратні збої, а й нетипові екологічні інциденти.

По-третє, виникає необхідність застосування алгоритму аналізу мережевого трафіку та безпеки. Крім аналізу екологічних значень, інформаційна технологія реалізує інтелектуальний контроль цілісності інфраструктури [123]. Для аналізу трафіку LwM2M-потоків (розмір пакетів, частота запитів, типи операцій) запропоновано поєднання методів Isolation Forest та Autoencoders:

Isolation Forest базується на логіці ізоляції аномальних спостережень у дереві рішень. Оскільки аномалії мають нетипові характеристики, вони потребують меншої кількості розбиттів (коротший шлях від кореня дерева). Розраховується показник «anomaly score»; короткі шляхи сигналізують про потенційну DDoS-атаку або несанкціоноване втручання.

При перевищенні сукупним показником аномалії встановленого порогу τ , система ініціює автоматичне сповіщення, що може включати блокування скомпрометованого пристрою або зміну періоду опитування сенсорів. Блок-схему алгоритму аналізу трафіку на основі методів машинного навчання представлено на рисунку 3.1.

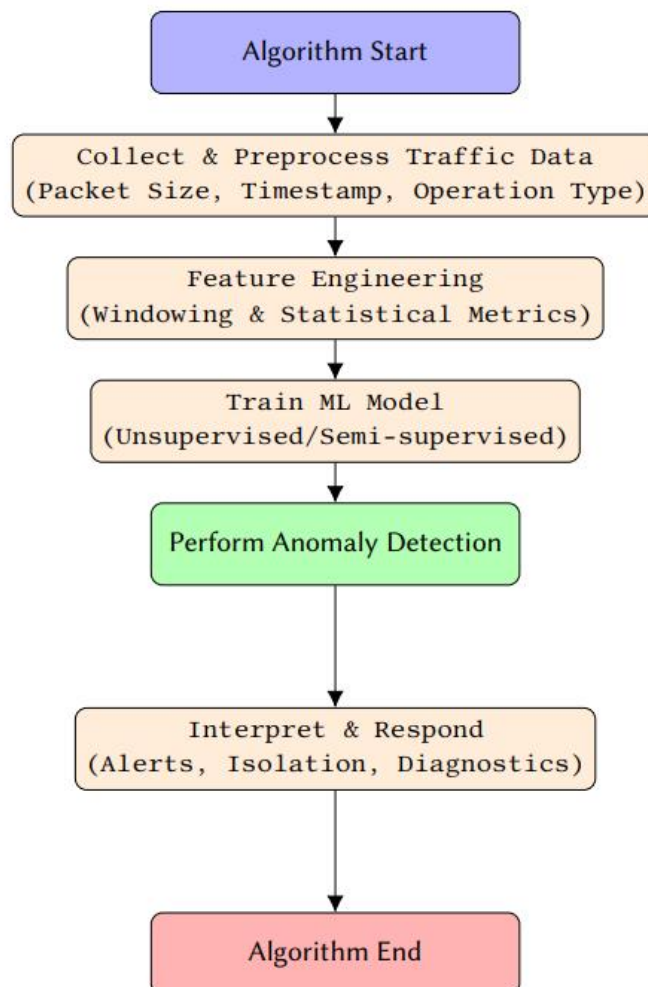


Рисунок 3.1 – Алгоритм виявлення аномалій у трафіку LwM2M

Autoencoders (автокодувальники) використовуються для моделювання нормальної структури пакетів даних. Нейронна мережа навчається стискати та відновлювати вхідний потік. Аномалія детектується через розрахунок реконструкційної похибки (reconstruction error): якщо мережа не здатна відновити структуру пакета з високою точністю, він маркується як шкідливий.

Реалізація описаних методів безпосередньо на периферійному рівні (на шлюзах моніторингу або ресурс-обмежених вузлах) [125] дозволяє суттєво зменшити обсяг overhead-трафіку. Замість передачі всіх «сирих» даних у хмару, на сервер ретранслюється лише агрегована та перевірена інформація. Це актуально для муніципальних мереж, оскільки дозволяє знизити навантаження на канали зв'язку та забезпечити автономність функціонування системи при тимчасовій відсутності глобальної мережі.

Розроблені методи інтелектуального аналізу складають функціональне ядро підсистеми експертної оцінки E моделі DPPDMext, гарантуючи надійність вхідних даних для формування аналітичної звітності.

3.5 Процедури експертної оцінки прогнозів та аналізу екологічних ризиків за допомогою автономних агентів (блоки E та F)

Наступним етапом аналітичного конвеєра після генерації прогнозів є блок експертної оцінки E . Його головним завданням є автоматизований аналіз надійності результатів моделювання перед їх передачею для прийняття управлінських рішень. Цей процес реалізується за допомогою моделі автономного агента, який обчислює комплексний індекс надійності (CRI, Comprehensive Reliability Index). Процедура оцінки базується на розрахунку трьох фундаментальних субіндексів.

Субіндекс точності (I_{acc}) розраховується на основі нормованої метрики похибки (наприклад, MAPE), відображаючи ступінь відхилення прогнозу від реальних значень на валідаційних вікнах:

$$I_{acc} = I - \frac{I}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|. \quad (3.24)$$

Субіндекс стабільності (I_{stab}) оцінює волатильність похибки моделі; він базується на співвідношенні стандартного відхилення помилки σ_e до її середнього значення μ_e , що дозволяє ідентифікувати різкі просторово-часові стрибки якості:

$$I_{stab} = \exp\left(-\frac{\sigma_e}{\mu_e + \epsilon}\right). \quad (3.25)$$

Субіндекс узгодженості (I_{cons}) визначає частку прогнозних значень, які не суперечать фізичним межах процесу та фоновим трендам території (де I – індикаторна функція, $[C_{min}, C_{max}]$ – допустимий діапазон концентрацій):

$$I_{cons} = \frac{I}{N} \sum_{i=1}^N I(\hat{y}_i \in [C_{min}, C_{max}]). \quad (3.26)$$

Ієрархічна агрегація субіндексів у єдиний інтегральний показник CRI здійснюється шляхом їх зваженого підсумовування:

$$CRI = w_1 I_{acc} + w_2 I_{stab} + w_3 I_{cons}. \quad (3.27)$$

Для забезпечення математичної коректності індексу вагові коефіцієнти підпорядковуються строгій умові нормування:

$$\sum_{j=1}^3 w_j = 1, w_j \geq 0. \quad (3.28)$$

При цьому агент здатен динамічно адаптувати вагові коефіцієнти залежно від характеристик вихідного потоку даних за допомогою функції активації Softmax на основі латентних параметрів λ :

$$w_j = \frac{\exp(\lambda_j)}{\sum_{k=1}^3 \exp(\lambda_k)}. \quad (3.29)$$

Остаточний висновок щодо довіри до згенерованого прогнозу формалізується через порогову функцію *Trust*. Якщо показник CRI опускається нижче критичного порогу θ_{CRI} , прогноз позначається як ненадійний і не допускається до етапу прийняття рішень:

$$Trust(\hat{y}) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } CRI \geq \theta_{CRI}, \\ 0, & \text{якщо } CRI < \theta_{CRI}. \end{cases} \quad (3.30)$$

Концепція роботи автономного когнітивного агента базується на послідовній реалізації трьох основних компонентів. Першим компонентом є планування, яке полягає у семантичному аналізі вхідного потоку екологічних даних та декомпозиції складної задачі реагування на елементарні кроки. Другим компонентом виступає виконання, що передбачає безпосереднє звернення агента до зовнішніх інструментів, виклик математичних функцій та пошук релевантних нормативних актів у векторній базі знань. Третім компонентом визначено синтез, який забезпечує агрегацію отриманих проміжних результатів, формування остаточного логічного висновку та генерацію структурованого звіту з конкретними рекомендаціями для управлінського персоналу.

Після підтвердження надійності даних система переходить до блоку *F*, який відповідає за інтерпретацію екологічних параметрів і трансформацію їх у значущі метрики небезпеки. Процедура визначення комплексного інтегрального індексу екологічного ризику (ERI, *Ecological Risk Index*) розпочинається з нормалізації вхідних концентрацій забруднювачів C_i відносно їх встановлених ГДК:

$$C_{norm,i} = \frac{C_i}{GDK_i}. \quad (3.31)$$

Базовий інтегральний індекс ризику R_{int} обчислюється як сума нормалізованих показників, зважених на коефіцієнт класу небезпеки k_i кожної конкретної речовини:

$$R_{int} = \sum_{i=1}^M k_i \cdot C_{norm,i}. \quad (3.32)$$

З метою врахування синергетичного ефекту множинного забруднення (коли дія однієї речовини посилюється наявністю іншої) вводиться нелінійний штрафний коефіцієнт P_{syn} , який формує фінальне значення ERI:

$$ERI = R_{int} \cdot P_{syn}. \quad (3.33)$$

Для подальшої просторової стратифікації територій за рівнем небезпеки застосовується алгоритм кластеризації K-Means. Цільова функція мінімізації внутрішньокластерної дисперсії ризиків має вигляд:

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{x \in S_j} \|x - \mu_j\|^2 \rightarrow \min. \quad (3.34)$$

де x – вектор значень ERI для локації, μ_j – центроїд j -го кластера ризику (від «Безпечного» до «Критичного»). Належність конкретної локації до рівня ризику c_i визначається за мінімальною евклідовою відстанню:

$$c_i = \arg \min_{j \in \{1, \dots, K\}} \|x_i - \mu_j\|^2. \quad (3.35)$$

Фінальним етапом аналітичного циклу (в межах розширеного функціоналу блоку F) є генерація управлінських рішень за допомогою автономних когнітивних агентів на базі великих мовних моделей (LLM) [117]. Математична формалізація процесу когнітивної обробки описується як послідовність транзакцій з контекстом. Вхідний запит (Prompt) до LLM формується алгоритмічно як конкатенація поточного стану середовища, історичних ризиків, нормативної бази та інструкцій:

$$P_{in}=[State \oplus ERI \oplus CRI \oplus Guidelines]. \quad (3.36)$$

На етапі планування агент здійснює декомпозицію складної задачі на атомарні підзадачі $T=\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ за допомогою внутрішньої функції трансформації:

$$T=f_{plan}(P_{in}, \theta_{LLM}), \quad (3.37)$$

де θ_{LLM} – матриці ваг нейромережі агента. Для кожної підзадачі виконується векторний пошук релевантного контексту (RAG) у базі екологічних знань (KB) шляхом максимізації косинусної подібності ембедингів:

$$C_{rel}=\arg \max_{c \in KB} \text{cosine_sim}(E(t_i), E(c)). \quad (3.38)$$

Для забезпечення якісної роботи автономного агента розроблено його внутрішню архітектуру, яка базується на ролі LLM-оркестратора з інтегрованими механізмами пам'яті та виклику функцій. Архітектура автономного експертного агента передбачає наявність короткострокової та довгострокової пам'яті. Короткострокова пам'ять реалізується як робочий контекст поточної сесії, що зберігає історію діалогу та проміжні результати обчислень. Довгострокова пам'ять базується на векторному сховищі (RAG-архітектура), де зберігаються нормативні бази, попередні звіти та екологічні регламенти. Механізм виклику функцій дозволяє LLM-оркестратору не просто генерувати текст, а й самостійно ініціювати

виконання зовнішніх скриптів, зокрема звертатися до API для отримання прогнозів, запускати просторову інтерполяцію або генерувати PDF-звіти. Цей процес відображається на відповідних структурних схемах (рисунки 3.2 та 3.3).



Рисунок 3.2 – Архітектура автономного експертного агента на базі LLM-оркестратора та когнітивного циклу

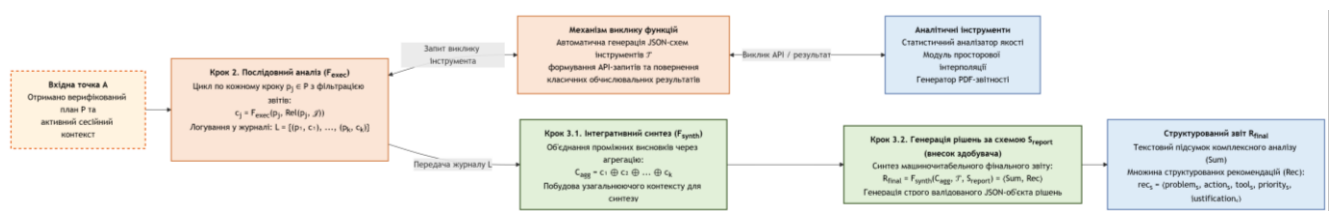


Рисунок 3.3 – Механізм виклику зовнішніх інструментів та синтезу звіту

Генерація висновків моделюється як авторегресійне передбачення послідовності токенів y_k , де ймовірність кожного наступного токена залежить від попередніх, знайденого контексту C_{rel} та запиту P_{in} :

$$P(y_k | y_{<k}, C_{rel}, P_{in}) = softmax(W \cdot h_k). \tag{3.39}$$

Прихований стан h_k розраховується багато-головим механізмом уваги:

$$h_k = Attention(y_{<k}, C_{rel}). \tag{3.40}$$

На етапі синтезу агент агрегує проміжні результати в єдиний управлінський висновок A_{out} :

$$A_{out} = \bigcup_{i=1}^m f_{generate}(t_i, C_{rel}). \quad (3.41)$$

Результат роботи автономного аналітичного агента структурується і повертається в інформаційну систему екологічного моніторингу як стандартизований вихідний кортеж рішень:

$$Decision = \langle Loc, RiskLevel, Recommendations, Confidence \rangle, \quad (3.42)$$

де *Loc* – ідентифікатор просторової зони, *RiskLevel* – визначений категоріальний рівень небезпеки (формула 3.35), *Recommendations* – згенерований текст конкретних управлінських дій A_{out} , а *Confidence* – оцінка впевненості агента у власних висновках, що спирається на індекс надійності прогнозів *CRI* (формула 3.27). Це забезпечує повністю замкнений цикл «від сирих даних до готових управлінських рішень».

Загальна схема взаємодії користувача з когнітивною підсистемою будується навколо великої мовної моделі (у експериментах Gemini 2.5 Flash), яка виконує роль центрального оркестратора. Користувач через людино-машинний інтерфейс формує запит природною мовою або обирає шаблонний сценарій аналізу екологічної ситуації. Базова модель-оркестратор приймає цей запит, перетворює його на машинний контекст і самостійно приймає рішення щодо того, які саме внутрішні системи чи бази даних необхідно залучити для підготовки відповіді. Оркестратор керує маршрутизацією завдань, делегує обчислення спеціалізованим підсистемам прогнозування, після чого збирає результати воедино і повертає користувачеві верифіковану та технічно обґрунтовану відповідь у вигляді готового дашборду з текстовою запискою з інтерпретації результатів дослідження.

3.6 Висновки за третім розділом

У третьому розділі дисертаційної роботи розроблено алгоритмічне забезпечення та комплекс комп'ютерно-орієнтованих методів інтелектуальної обробки екологічних даних, що складає функціональне ядро предикативної підсистеми моделі DPPDMext. Основні наукові та прикладні результати розділу полягають у наступному:

1. Розроблено метод автоматизованого вибору моделей прогнозування, заснований на ітеративній процедурі оцінювання адекватності часових рядів. Використання комбінованого критерію, що поєднує мінімізацію середньоквадратичної помилки (RMSE) на тестових вибірках та інформаційний критерій Акаїке (AIC), дозволило забезпечити динамічну адаптацію системи до статистичних характеристик конкретного забруднювача. Запропонована процедура переоцінки кандидатів (ARIMA та BATS) дозволяє автоматично коригувати прогностичну стратегію при виявленні структурних змін у даних, що підвищує об'єктивність аналізу без залучення експертних ресурсів.

2. Формалізовано алгоритмічне забезпечення квантово-гібридного фреймворку, призначеного для прогнозування параметрів муніципального середовища в умовах обмежених вибірок (small data problem). Доведено математичну доцільність інтеграції варіаційних квантових шарів (VQC) у класичні рекурентні та аттеншн-архітектури. Встановлено, що використання квантового відображення ознак у високовимірний гільбертів простір діє за принципом нелінійного ядерного методу, що дозволяє виявляти складні екологічні залежності навіть при дефіциті історичних даних, який є характерним для муніципальних мереж на початкових етапах експлуатації.

3. Запропоновано комплекс методів веб-орієнтованого інтелектуального аналізу, спрямованих на підвищення робастності та надійності моніторингу. Реалізовано алгоритми препроцесингу для автоматичного усунення аномалій через поріг 3σ та лінійну інтерполяцію пропусків. Розроблено метод багатовимірного детектування інцидентів на основі відстані Махаланобіса та методів машинного

навчання (Isolation Forest, Autoencoders), що дозволяє ідентифікувати приховані вразливості в потоках даних LwM2M. Обґрунтовано ефективність винесення аналітичних процедур на периферійний (Edge) рівень для суттєвого зменшення накладних витрат трафіку та підвищення автономності системи.

4. Обґрунтовано використання принципів пояснюваного штучного інтелекту (XAI) для інтерпретації результатів квантово-гібридного моделювання. Це дозволило трансформувати вихідні дані прогнозів у зрозумілі для управлінського персоналу висновки, мінімізуючи ефект «чорної скриньки» та створюючи підґрунтя для формування автоматизованої аналітичної звітності.

Розроблені методи та алгоритми складають аналітичну базу для створення інтегрованої інформаційної технології екологічного моніторингу на муніципальному рівні. Програмна реалізація розроблених засобів, архітектура бази даних та практична апробація технології на реальних даних Кременчуцької агломерації будуть представлені у четвертому розділі.

РОЗДІЛ 4

ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ

4.1 Архітектура та програмна реалізація підсистем збору, накопичення даних і взаємодії з IoT-пристроями

Програмно-технічна реалізація розробленої інформаційної технології базується на модульній архітектурі, що забезпечує масштабованість та можливість інтеграції гетерогенних джерел екологічних даних. Основним завданням підсистеми збору є автоматизація процесів отримання інформації від розподілених інтелектуальних вузлів (станцій Vaisala та Eco-City) [126, 127] та її перетворення у структурований вигляд для подальшого аналізу.

Програмний комплекс розгорнуто на базі віртуального приватного сервера (VPS) під управлінням операційної системи Ubuntu 22.04 LTS. Вибір системного оточення обумовлений потребою у високій стабільності та наявності розвинених засобів адміністрування. Як вебсервер використано Nginx, який функціонує як зворотний проксі-сервер, забезпечуючи високу швидкість обробки одночасних запитів та захист з'єднань через протокол HTTPS.

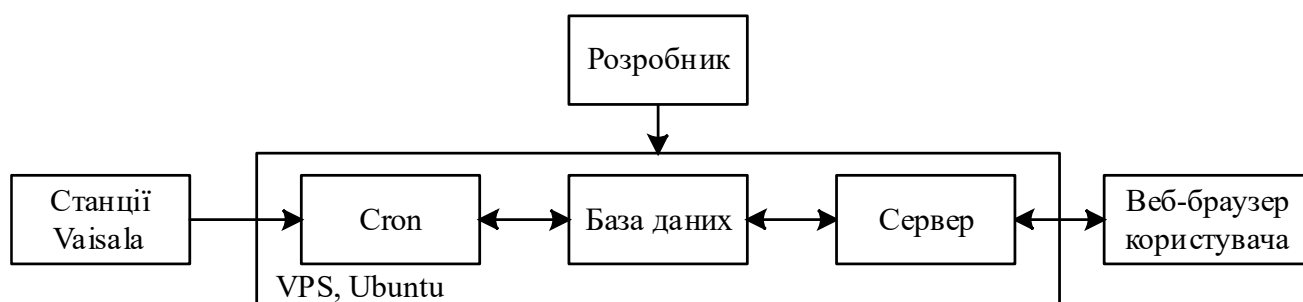


Рисунок 4.1 – Структурна схема основних елементів мінімальної інформаційної системи екологічного моніторингу

Автоматизація взаємодії з зовнішніми API реалізована за допомогою системного планувальника Cron. Утиліта ініціює фонові завдання з періодичністю

у 10 та 20 хвилин, що дозволяє системі автономно опитувати ендпоінти станцій моніторингу, мінімізуючи вплив людського фактора та забезпечуючи неперервність часових рядів.

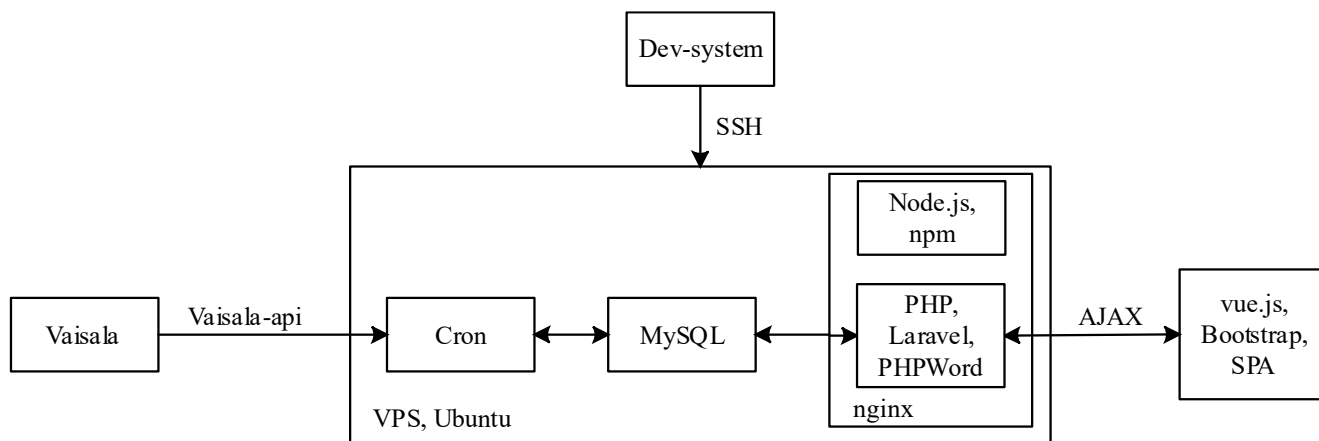


Рисунок 4.2 – Схема програмно-апаратного стеку використаних технологій в мінімальній інформаційній системі

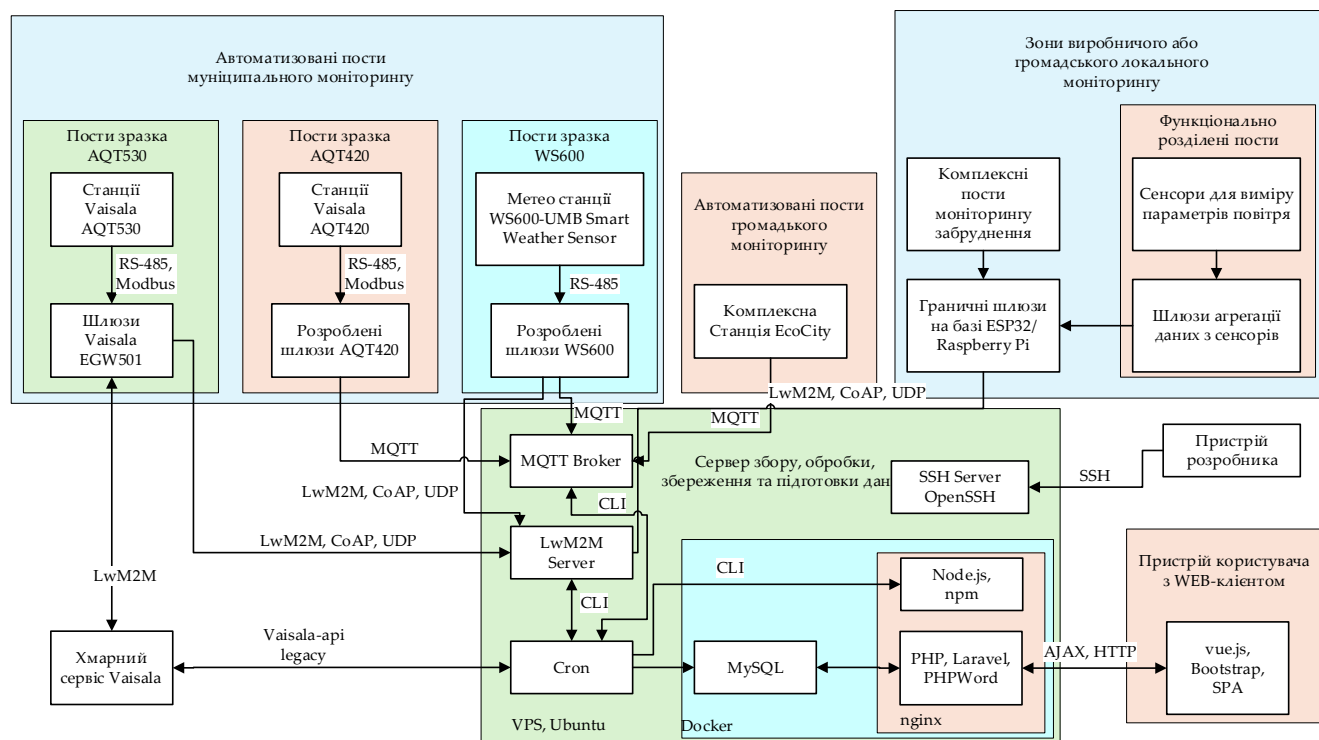


Рисунок 4.3 – Захищена децентралізована IoT-архітектура системи збору даних на базі адаптованого протоколу LwM2M

Запропонована захищена IoT-архітектура збору даних (рисунок 4.3) має яскраво виражений гібридний децентралізований характер, що становить її практичну новизну. Використання широкого спектра мережевих протоколів зумовлене необхідністю інтеграції гетерогенного обладнання у єдину систему без прив'язки до одного виробника. Протоколи низького рівня, такі як RS-485 та Modbus, використовуються виключно для фізичного підключення первинних сенсорів виміру параметрів повітря до локальних агрегаційних шлюзів. Протокол MQTT залишено в архітектурі для забезпечення зворотної сумісності з існуючими пропрієтарними станціями (наприклад, Vaisala, EcoCity тощо), які ще не пройшли процес модернізації та у якості резервного каналу зв'язку. Головною ж інновацією є переведення нових та модернізованих муніципальних постів на протокол LwM2M поверх CoAP/UDP, що дозволяє децентралізувати систему, виконувати криптографічні операції безпосередньо на периферійних пристроях та суттєво розвантажити центральний сервер.

Накопичення даних здійснюється у реляційній системі керування базами даних MySQL. Проектування структури БД (див. рисунок 4.2) виконано з урахуванням специфіки високочастотних сенсорних потоків [128]. Архітектура передбачає чіткий поділ між «сирими» та агрегованими даними:

1. Таблиці первинних даних (`stations_raw_data`) – призначені для зберігання оригінальних показників, отриманих безпосередньо з пристроїв (дискретність – 1 хвилина) [128]. Кожна станція (наприклад, T3950716) має власну таблицю, що оптимізує швидкість запису.

2. Таблиці усереднення (`vaisala_splits`) – містять результати статистичної обробки за інтервалами: 20-хвилинні, годинні, добові та річні зрізи. Такий підхід дозволяє суттєво пришвидшити роботу візуалізаційних модулів та прогнозних моделей, оскільки виключає потребу у повторних обчисленнях при кожному запиті користувача.

Фрагмент розробленої структури бази даних представлено на рисунку 4.4.

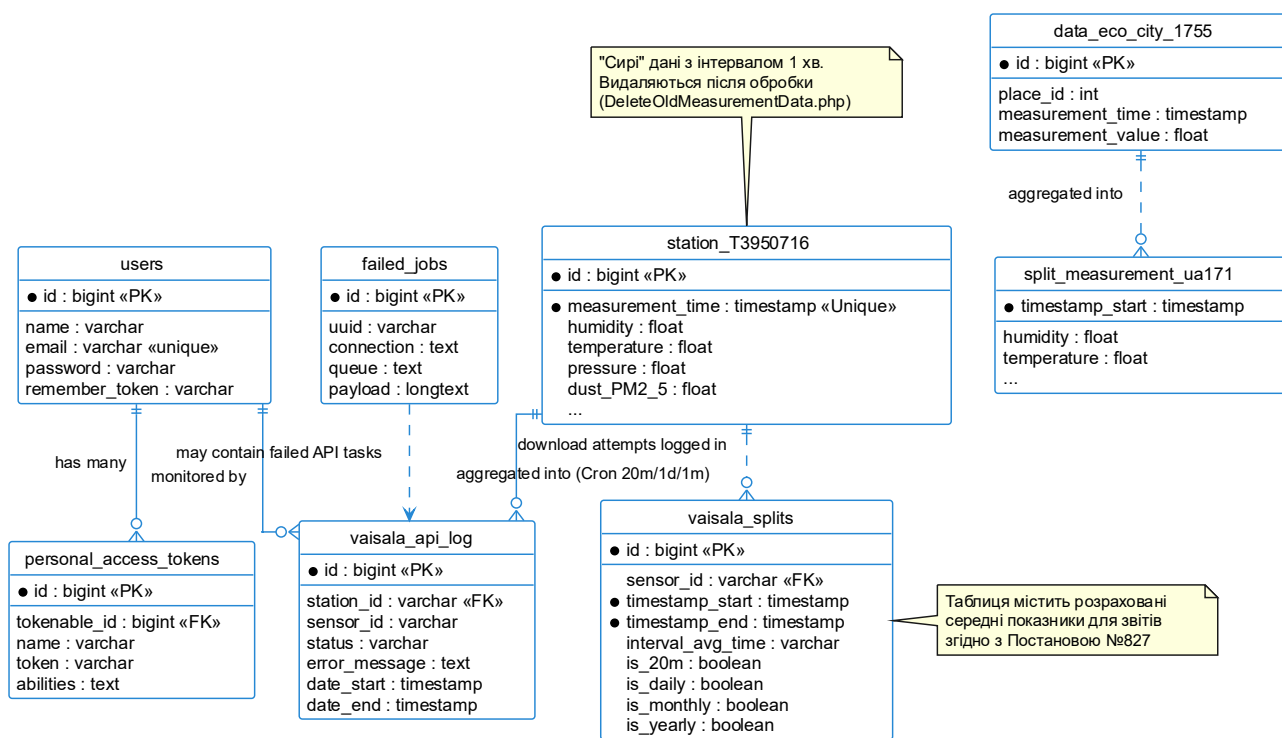


Рисунок 4.4 – ER-діаграма структури бази даних інформаційної системи муніципального моніторингу

Основним елементом цілісності даних є використання стовпця `measurement_time` як унікального ідентифікатора. Це дозволяє реалізувати алгоритм запобігання дублюванню: при повторному завантаженні одного й того самого часового проміжку (наприклад, після збою зв'язку) система автоматично ігнорує записи з існуючими часовими мітками.

Як основний бекенд-фреймворк обрано Laravel (PHP). Вибір зумовлений наявністю вбудованих механізмів ORM (Eloquent) для зручної роботи з БД, високим рівнем безпеки та підтримкою технологій побудови Single Page Applications (SPA). Логіка взаємодії з пристроями інкапсульована у спеціалізованих сервісних класах, зокрема у модулі `VaisalaApi.php` [120].

Алгоритм роботи підсистеми збору складається з наступних ітерацій:

- Request phase – авторизація на сервері виробника та отримання JSON-пакета з поточними вимірюваннями через REST API;
- Parsing & Validation – десеріалізація даних, перевірка типів та фільтрація некоректних значень (на основі розроблених методів препроцесингу, див. пп. 3.3);

– Recalculation logic – після успішного запису «сирих» даних ініціюється процедура перерахунку. Наприклад, модуль `SetVaisala20mSplits.php` аналізує останнє вікно у 20 хвилин, обчислює середні значення показників (PM2.5, CO, NO2) та зберігає їх у зведену таблицю.

Вигляд головного вікна розробленого аналітичного модуля наведено на рисунку 4.5.

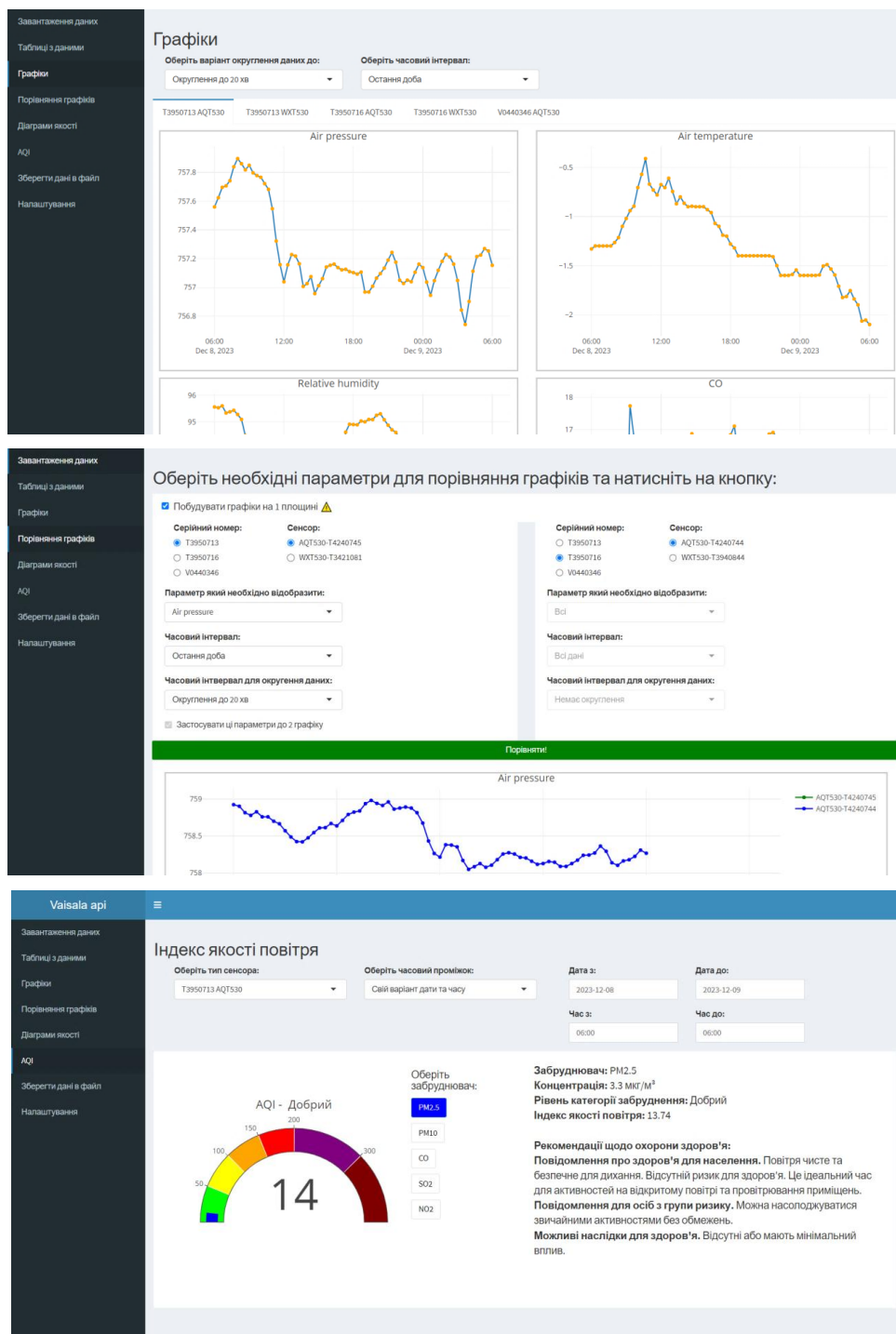


Рисунок 4.5 – Інтерфейс аналітичного модуля прогнозування (R Shiny)

Для візуалізації отриманих даних та проведення статистичного аналізу (див. пп. 4.2), паралельно з бекендом на Laravel, створено власний (незалежний від пропріетарного ПЗ Vaisala) веб-сервіс на базі фреймворку R Shiny. Таке архітектурне рішення дозволяє використовувати функціональні математичні бібліотеки мови R безпосередньо у веб-середовищі, забезпечуючи безшовну інтеграцію між підсистемою збору та аналітичним ядром розробленої технології.

Розроблена програмна архітектура забезпечує надійне підґрунтя для функціонування моделі DPPDMext, створюючи єдиний інформаційний простір для муніципальних служб екологічного контролю.

4.2 Реалізація інтерфейсу користувача та підсистеми формування аналітичної звітності

Кінцевим етапом реалізації інформаційної технології є побудова людино-машинного інтерфейсу, який забезпечує візуалізацію результатів предикативного аналізу та автоматизацію підготовки управлінської документації. Враховуючи муніципальний контекст, основна увага приділена доступності даних, інтерактивності ГІС-складової та відповідності звітності державним екологічним стандартам.

Інтерфейс користувача основного WEB-додатку реалізовано за принципом SPA, що дозволяє динамічно оновлювати вміст сторінок без перезавантаження [125], забезпечуючи високу швидкість відгуку системи. В основі клієнтської частини лежить прогресивний JavaScript-фреймворк Vue.js, який у поєднанні з бібліотекою Bootstrap дозволив створити адаптивний, компонентно-орієнтований дизайн. Взаємодія з бекендом здійснюється через асинхронні запити (AJAX/Fetch API), що дозволяє відображати надходження нових екологічних метрик у реальному часі.

Для надання екологічним даним просторового контексту, з урахуванням необхідності прогнозування даних, динамічну адаптацію пайплайну обробки показників до вимог з документування розроблено Jupyterlab notebook, у якому

реалізовано повний цикл DDPMNext, що включає картографічний модуль на базі підкладки з OpenStreetMap. Основним елементом візуалізації є теплові карти забруднення, які будуються статично на основі розробленого методу просторової інтерполяції (IDW, див. пп. 2.1). Система автоматично генерує інтерполяційну поверхню, відображаючи розподіл концентрацій забруднювачів (PM2.5, NO2, CO) по всій території агломерації. Користувач має можливість змінювати часові зрізи та накладати межі адміністративних районів для ідентифікації локальних осередків викидів. Приклад теплової карти забруднення атмосферного повітря наведено на рисунку 4.6.

Spatial Interpolation of Formaldehyde, in multiples of MPC on 2025-05-31 at 00:00:00

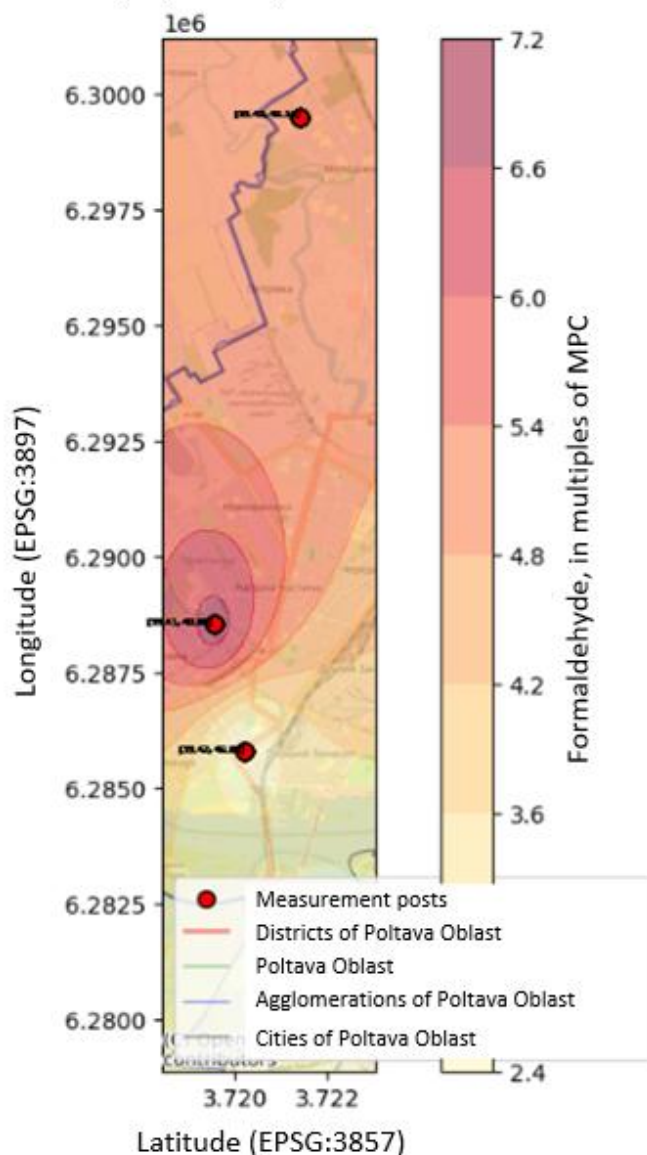


Рисунок 4.6 – Карта просторової інтерполяції забруднення у м. Кременчук

Однією з важливих функцій підсистеми WEB-сервісу муніципального моніторингу є автоматизоване формування звітних відомостей про стан атмосферного повітря. Алгоритм базується на вимогах Постанови №827 КМУ та реалізує наступну логіку:

- Counting exceedances – система автоматично сканує базу даних усереднених значень та підраховує кількість випадків перевищення ГДК для кожного маркера;
- Multi-interval processing – реалізовано механізм «ковзного вікна» для розрахунку перевищень за різні періоди (годинні, добові, максимальні восьмигодинні значення), що є обов'язковим згідно з нормативами;
- Document synthesis – на основі оброблених даних за допомогою бібліотек PHPWord та спеціалізованих Excel-шаблонів генеруються готові до друку звіти у форматах .docx та .xlsx. Це дозволяє оператору муніципального центру моніторингу скоротити час на підготовку регламентної звітності з декількох годин до декількох секунд.

Для спрощення інтерпретації даних нефахівцями в інтерфейсі реалізовано систему розрахунку загального індексу якості повітря AQI. Розрахунок здійснюється для найбільш критичного забруднювача в поточному моменті за формулою лінійної інтерполяції між точками розриву концентрацій. Впроваджено міжнародну систему колірної індикації:

- Good (0–50, зелений) – рівень забруднення мінімальний;
- Moderate (51–100, жовтий) – якість повітря прийнятна;
- Unhealthy (101–200, помаранчевий/червоний) – можливий негативний вплив на вразливі групи населення;
- Hazardous (>300, фіолетовий/коричневий) – критичний рівень загрози для здоров'я.

Новаторським елементом інтерфейсу у аналізі екологічних просторових даних розподілу забруднення є впровадження Vision-Language Model (VLM) агента. Агент призначений для автоматизованого аналізу графічної інформації: він «зчитує» згенеровані часові графіки та теплові карти, формуючи короткий текстовий висновок щодо якості прогнозів та виявлених трендів. Наприклад, у разі

фіксації від'ємних значень R^2 або аномальних стрибків, агент автоматично ініціює діагностичне повідомлення для аналітика (див. рис. 4.2), пояснюючи можливі причини (нестационарність ряду або збій сенсора).

Реалізовані інтерфейси користувача забезпечують повноцінне впровадження моделі DPPDMext, трансформуючи складні результати квантово-гібридного моделювання у наочні та юридично обґрунтовані аналітичні продукти.

4.3 Експериментальна апробація та валідація математичного апарату інформаційної технології

Для підтвердження ефективності та адекватності розробленого математичного апарату розширеної моделі DPPDMext (блоки A, P, Q, M, E, F) було проведено серію експериментальних досліджень. Фундаментом для проведення валідації слугував репрезентативний масив реальних екологічних та метеорологічних даних.

Експериментальні дані, використані для валідації пропонованих рішень, були отримані з трьох незалежних гетерогенних джерел, що дозволило забезпечити всебічну перевірку алгоритмів в умовах різної просторової щільності, точності та частоти вимірювань. Ці дані відображають реальну картину функціонування муніципальної системи моніторингу якості повітря.

Перше джерело даних репрезентує щільну мережу недорогих IoT-сенсорів громадського моніторингу Eco-City [119]:

- географія – це рівномірний та щільний розподіл пристроїв по всій території досліджуваного муніципалітету, що дозволяє фіксувати локальні аномалії;

- частота збору – це високодинамічний потік даних з інтервалом опитування від 1 хвилини, що забезпечує високу часову роздільну здатність для виявлення короткочасних викидів;

- обсяг – це масив із понад 1,5 мільйона записів, який є основним для тестування стійкості математичних моделей до апаратного шуму та пропусків.

Зведену інформацію щодо характеристик використаного масиву наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Дані, використані для валідації пропонованих рішень

Характеристика	Громадський моніторинг	Державний моніторинг	Муніципальний моніторинг
№	I	II	III
Джерело	Мережа громадського моніторингу «Eco-City»	Лабораторії Державної гідрометслужби	Автоматичні комплекси Vaisala та мобільна лабораторія
Географія	м. Вінниця та область (15 станцій)	м. Полтава, Кременчук, Горішні Плавні (9 постів)	Тільки м. Кременчук (4 пости)
Період даних	2022 – 2024 (тривалий, відносно неперервний)	2019 – 2025	2023 – 2025 (короткий, з перервами)
Обсяг даних	~600 тис.	~1,9 тис.	~300 тис.
Параметри	Лише забруднювачі (6 видів: PM, CO, NO ₂ , etc.)	Лише забруднювачі (~19 видів, включаючи специфічні)	Забруднювачі + метеопараметри (температура, тиск, вітер, опади)
Структура даних	Довгий формат	Широкий формат	Широкий формат
Метод збору	Високочастотний, автоматичний, нерегулярний	Низькочастотний, ручний (лабораторний), 2-4 рази/добу	Високочастотний, автоматичний, дані агреговані
Дискретизація вхідних даних	1 хвилина (для аналізу агреговано до 1 години)	1 доба (усереднені значення за день)	1 хвилина (для аналізу агреговано до 20 хвилин)
Горизонт прогнозування	24 години (з дискретизацією 1 година)	30 діб (з дискретизацією 1 доба)	8 годин (з дискретизацією 20 хвилин)
Якість даних	Висока	Висока	Висока

Друге джерело представляє дані офіційних державних або муніципальних лабораторій спостережень:

– географія – це обмежена кількість стаціонарних точок, розташованих згідно з жорсткими нормативними вимогами щодо контролю якості повітря;

– частота збору – це дискретні вимірювання, що проводяться 2-4 рази на добу вручну або напівавтоматичними методами;

– обсяг – це десятки тисяч високоточних записів ретроспективних даних, що слугують еталоном для калібрування віртуальних станцій та перевірки довгострокових трендів.

Третє джерело забезпечує професійний рівень моніторингу за допомогою апаратних комплексів Vaisala [129]:

– географія – це точкове розміщення високоточних станцій на ключових перехрестях та у фонових зонах для фіксації впливу макромасштабних погодних змін та інтенсивного автомобільного трафіку;

– частота збору – це стабільна генерація безперервного потоку даних кожні 10 хвилин без значних структурних пропусків;

– обсяг – це понад 500 тисяч комплексних записів, які використовуються для розрахунку екзогенних регресорів, валідації індексу ризику та оцінки впливу метеоумов на розсіювання забруднювачів.

Процес вимірювання метеорологічних параметрів, зокрема температури повітря, здійснюється за допомогою локальних апаратних високоточних сенсорів на станціях моніторингу з частотою опитування кожну 1 хвилину. Отримані точкові значення температури не лише проходять процедуру первинного очищення, але й за допомогою впровадженого методу зворотно-зважених відстаней екстраполюються на регулярну просторову сітку муніципалітету. Прогнозування змін температури наперед (на горизонт до 24 годин) здійснюється шляхом застосування оптимізованих моделей та гібридних алгоритмів до кожного виділеного часового ряду, що дозволяє системі передбачати температурні інверсії в конкретних віртуальних точках (наприклад, у низинах або на мостах) ще до їх фактичного настання.

Комплексний підхід до формування експериментальної бази гарантує, що розроблені процедури аналізу, адаптивного вибору моделей та генерації висновків

агентами тестуються в умовах, які повністю відповідають реальній гетерогенній інформаційній інфраструктурі сучасного міста. Отриманий масив даних дозволив послідовно верифікувати кожен алгоритмічний блок розширеної моделі DPPDMext.

4.4 Апробація інформаційної технології та валідація прогнозних моделей на реальних даних

Для підтвердження теоретичних положень розробленої інформаційної технології та оцінки ефективності запропонованих методів проведено серію експериментальних досліджень. Апробація здійснювалася на базі ретроспективних даних муніципальної мережі екологічного моніторингу Кременчуцької агломерації (Україна).

Результати декомпозиції часового ряду концентрації пилу наведено на рисунку 4.7.

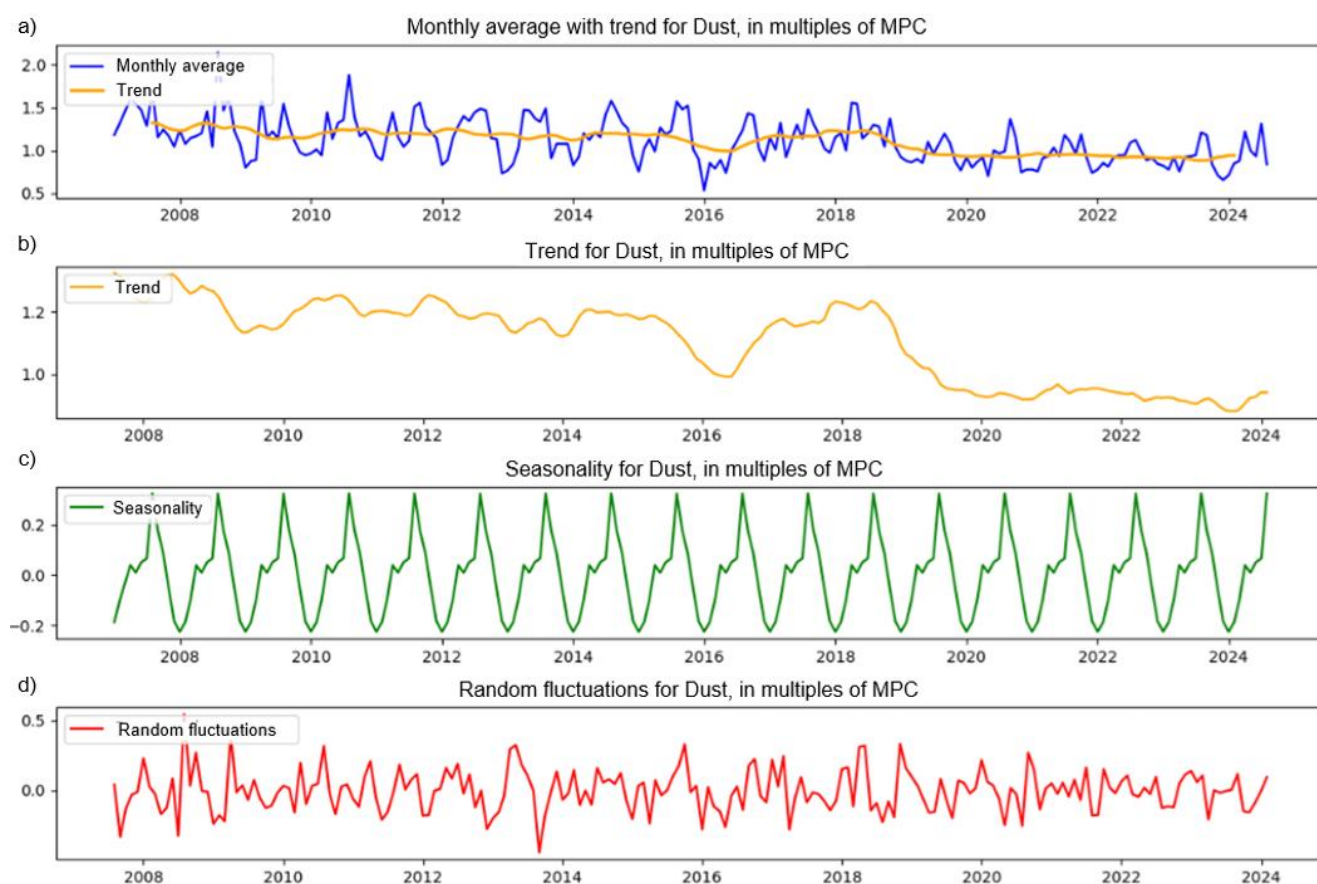


Рисунок 4.7 – Декомпозиція часового ряду (тренд, сезонність, залишки)

Умови та об'єкт експерименту. У межах дослідження використано масив даних муніципального моніторингу за період з 2007 по 2024 роки, отриманий з п'яти стаціонарних постів Кременчуцької агломерації (зокрема, пости на вул. Молодіжній, вул. Л. Богаєвського, вул. Шевченка та вул. І. Приходька). Об'єктом аналізу стали часові ряди концентрацій ключових забруднювачів: пилу, діоксиду сірки (SO₂), оксиду вуглецю (CO), діоксиду азоту (NO₂) та формальдегіду. Для аналізу часові ряди розкладалися на компоненти (тренд, сезонність, залишки), що дозволило виявити періодичні коливання забруднення.

Порівняльний аналіз статистичних моделей. Для прогнозування часових рядів концентрацій забруднювачів було застосовано класичну модель ARIMA та модель BATS, яка краще враховує складну сезонність. Автоматизований вибір оптимальної моделі в розробленій інформаційній системі здійснювався на основі порівняння середньоквадратичної похибки на тестових даних. Експерименти проводилися з використанням спеціалізованих Python-бібліотек (sktime, statsmodels).

Валідація квантово-гібридного підходу. Порівняння точності моделей показало, що не існує єдиної універсальної моделі для всіх параметрів. Однак для більшості досліджуваних забруднювачів модель BATS продемонструвала вищу точність порівняно з ARIMA (див. табл. 4.2). Зокрема, для концентрації пилу похибка MSE моделі BATS склала 0,024 порівняно з 0,035 для ARIMA.

Аналогічна перевага BATS зафіксована для оксиду вуглецю (CO), діоксиду азоту (NO₂) та формальдегіду.

Оцінка обчислювальної складності. Реалізація прогнозних моделей ARIMA та BATS за допомогою спеціалізованих Python-бібліотек (sktime, statsmodels) забезпечує високу обчислювальну ефективність розробленої технології. На відміну від ресурсномістких гідродинамічних моделей або глибоких нейронних мереж, статистичні методи прогнозування часових рядів не потребують значних апаратних ресурсів чи спеціалізованих графічних прискорювачів.

Таблиця 4.2 – Значення MSE для прогнозів забруднення атмосферного повітря у кратних значеннях ГДК

Параметр	MSE_{BATS}	MSE_{ARIMA}
Пил (Dust)	$2,418199 \times 10^{-2}$	$3,543434 \times 10^{-2}$
Діоксид сірки (Sulfur dioxide)	$1,568705 \times 10^{-3}$	$1,229420 \times 10^{-3}$
Оксид вуглецю (Carbon monoxide)	$6,157435 \times 10^{-3}$	$1,255275 \times 10^{-2}$
Діоксид азоту (Nitrogen dioxide)	$6,762210 \times 10^{-3}$	$1,347585 \times 10^{-2}$
Оксид азоту (Nitric oxide)	$1,111873 \times 10^{-2}$	$1,108849 \times 10^{-2}$
Формальдегід (Formaldehyde)	1,474393	7,798375
Аміак (Ammonia)	$1,600029 \times 10^{-3}$	$1,691275 \times 10^{-3}$
Фенол (Phenol)	$1,357639 \times 10^{-2}$	$7,497768 \times 10^{-3}$
Сажа (Soot)	$6,854720 \times 10^{-4}$	$4,431859 \times 10^{-4}$
Бензол (Benzene)	$6,208337 \times 10^{-4}$	$2,733791 \times 10^{-5}$
Толуол (Toluene)	$2,995573 \times 10^{-44}$	$6,584821 \times 10^{-32}$
Етилбензол (Ethylbenzene)	$3,084536 \times 10^{-17}$	$1,338575 \times 10^{-21}$
Сума m,p-ксилолів та о-ксилолу	$1,190219 \times 10^{-14}$	$9,798120 \times 10^{-15}$

Встановлено, що процес автоматичного навчання та вибору оптимальної моделі для одного екологічного параметра на ретроспективній вибірці (2007–2024 рр.) триває менше 1-2 секунд на стандартному процесорі загального призначення. Час отримання короткострокового прогнозу є миттєвим (менше 10 мс), що повністю відповідає вимогам до муніципальних систем моніторингу та дозволяє реалізувати інтерактивну візуалізацію змін забруднення в реальному часі. Це робить систему доступною для впровадження в умовах обмежених ресурсів місцевих муніципалітетів.

Аналіз точності та значущості результатів. Для оцінки ефективності прогнозування було проведено порівняльний аналіз моделей за метрикою середньоквадратичної похибки (MSE) для 13 основних забруднювачів (див. табл. 4.1). Результати експериментів підтвердили перевагу впровадженого підходу

автоматичного вибору моделі. Зокрема, для показників із вираженою сезонністю та нелінійністю, таких як формальдегід та діоксид азоту (NO_2), модель BATS забезпечила суттєво нижчу похибку (для формальдегіду MSE знизилась з 7,79 у ARIMA до 1,47 у BATS).

Водночас для стабільніших часових рядів, наприклад, діоксиду сірки (SO_2) та бензолу, модель ARIMA зберегла перевагу за рахунок принципу статистичної парсимонії. Результати прогнозування концентрації формальдегіду на 24 місяці вперед для різних постів спостереження представлено на рисунку 4.8 (який демонструє здатність системи адаптуватися до локальних особливостей кожного поста).

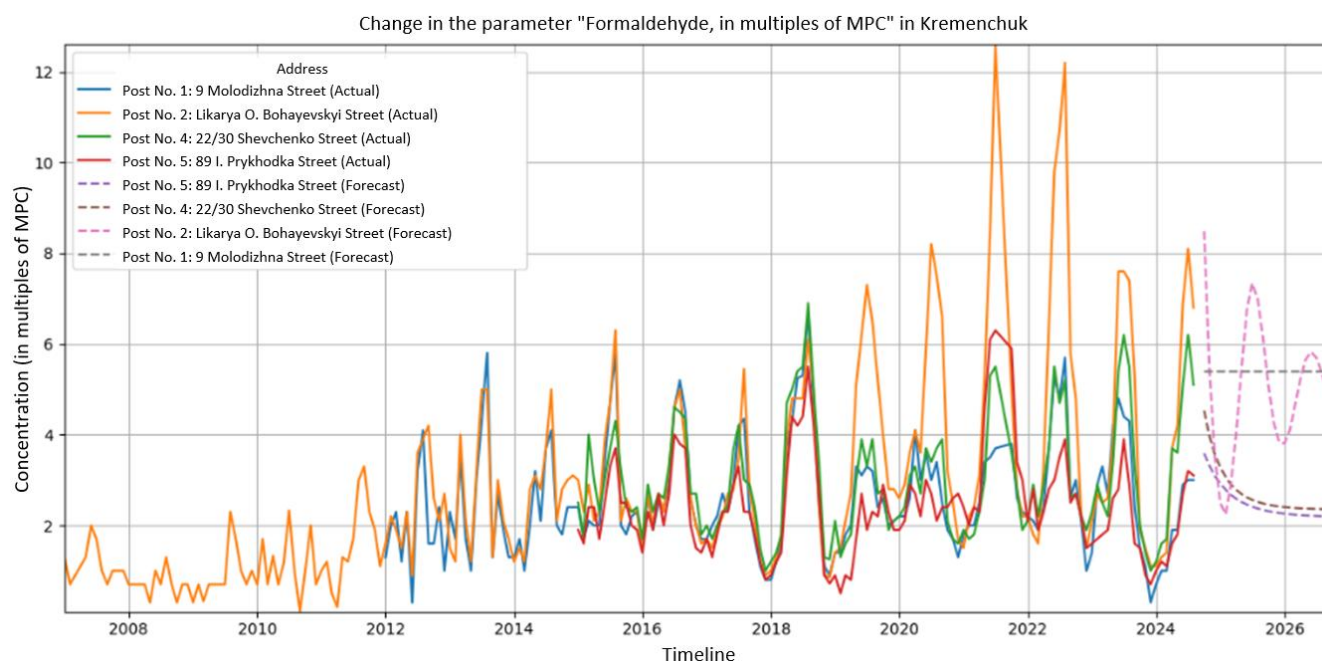


Рисунок 4.8 – Прогноз концентрації формальдегіду (у кратних ГДК) на період 2024–2026 рр. для постів м. Кременчук

Проведена апробація доводить, що розроблена інформаційна технологія, завдяки інтеграції автоматизованого прогнозування, просторового аналізу (IDW) та кореляційного аналізу, забезпечує високу точність та оперативність екологічного моніторингу. Це дозволяє приймати обґрунтовані управлінські рішення щодо

поліпшення якості атмосферного повітря без необхідності залучення дороговартісної обчислювальної інфраструктури.

4.5 Експериментальна валідація компонентів розширеної моделі предикативної аналітики

4.5.1 Валідація процедури автоматичного аналізу часових рядів (блок А)

Першим та фундаментальним етапом практичної апробації розширеної моделі предикативної аналітики (DPPDMext) стало розгортання та перевірка працездатності процедури автоматичного аналізу параметрів часових рядів, що в архітектурі системи позначена як блок А. Цей блок виконує роль інтелектуального екстрактора метаознак, забезпечуючи перехід від «сирих» телеметричних даних, отриманих від автоматизованих станцій Vaisala AQT420 або з ретроспективних архівів муніципального моніторингу, до структурованого математичного опису екологічних процесів. Основна мета цього етапу полягає у вирішенні проблеми високої гетерогенності та нелінійності екологічних даних, що вимагає точної ідентифікації статистичної природи кожного ряду перед вибором моделі прогнозування.

Теоретичне підґрунтя функціонування блоку А базується на комплексному аналізі вхідних послідовностей X_t , де $t=1,2,\dots,T$. Процедура автоматизованого аналізу включає декілька послідовних етапів обробки даних. На першому етапі здійснюється розрахунок базових моментів розподілу та дескриптивних статистик, які дозволяють оцінити волатильність та центральні тенденції екологічного середовища. Математичне сподівання (середнє значення) розраховується за формулою:

$$\mu = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T X_t. \quad (4.1)$$

Дисперсія, як ключовий показник стабільності екологічного стану на конкретній локації, визначається наступним чином:

$$\sigma^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (X_t - \mu)^2. \quad (4.2)$$

Для глибшого розуміння структури даних блок А обчислює міжквартильний розмах, що дозволяє ідентифікувати аномальні викиди, спричинені короткостроковими техногенними інцидентами або збоями сенсорного обладнання. Важливим компонентом аналізу є перевірка ряду на стаціонарність, яка реалізується за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера. Критерієм стаціонарності в системі визначено значення $p\text{-value} < 0,05$. Якщо ця умова не виконується, ряд класифікується як нестаціонарний, що автоматично формує вимогу до наступних блоків системи (Q та P) щодо застосування процедур диференціювання або переходу до квантово-гібридних архітектур, здатних обробляти дрейф параметрів.

Для виявлення прихованих періодичностей у блоці А впроваджено механізм автокореляційного аналізу та швидкого перетворення Фур'є. Автокореляція для лагу k обчислюється за формулою:

$$ACF(k) = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)}{\sum_{t=1}^T (X_t - \mu)^2}. \quad (4.3)$$

Спектральний аналіз за допомогою FFT дозволяє виділити домінуючі частотні компоненти, що відповідають добовим, тижневим та сезонним циклам забруднення:

$$FFT(X_t) = \sum_{n=0}^{T-1} X_t e^{-2\pi i \frac{nk}{T}}. \quad (4.4)$$

Експериментальна валідація процедури проводилася на основі даних трьох автоматизованих станцій Vaisala AQT420 [127], розташованих у зонах з різним типом антропогенного навантаження в межах Кременчуцької агломерації. Перша локація – «Гімназія № 26» (житлова/освітня зона) – характеризується відносною стабільністю кліматичних параметрів. Друга локація – «Північний промисловий вузол» (індустріальна зона) – демонструє прямий вплив викидів великих підприємств, зокрема нафтопереробного заводу та підприємств енергетики. Третя локація – район «Фаворит» (зона кінного підприємства) – характеризується великою сезонністю з інімальним впливом транспортних потоків. Узагальнені результати автоматичного аналізу параметрів для цих локацій представлено в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Статистичні характеристики та результати аналізу часових рядів (блок А) за даними станцій Vaisala

Локація	Параметр	Дисперсія (σ^2)	Тренд (нахил)	Сезонність (Lag)	Стаціонарність (ADF p)	Автокореляція (Lag-1)
Гімназія № 26	Температура (°C)	84,60	0,081	12	0,041	0,853
Гімназія № 26	Відносна вологість (%)	145,60	-0,152	12	0,123	0,662
Північний вузол	Концентрація NO ₂ (mg/m ³)	0,0002	0,0005	12	0,988	0,915
Північний вузол	Концентрація CO (mg/m ³)	0,008	0,003	12	0,990	0,853
Район «Фаворит»	Відносна вологість (%)	330,50	0,350	12	0,451	0,896
Район «Фаворит»	Концентрація CO (mg/m ³)	0,011	0,004	12	0,992	0,910

Аналіз даних таблиці 4.2 підтверджує високу неоднорідність екологічних часових рядів. Зокрема, встановлено, що метеорологічні параметри (температура) на станції «Гімназія № 26» демонструють високу стаціонарність $p=0,041$, що вказує на циклічну передбачуваність. Проте для концентрацій забруднювачів (NO_2 , CO) на всіх локаціях значення ADF p -value знаходяться в діапазоні 0,895–0,992. Це свідчить про глибоку нестационарність рядів забруднення, що зумовлено як природними факторами, так і стохастичною природою антропогенної діяльності (піки викидів, дорожні затори).

Особливе місце у валідації блоку А займає процедура STL-декомпозиції. Вона дозволяє розкласти ряд на три складові: тренд T_t , сезонність S_t та залишки R_t . У ході дослідження було проаналізовано ретроспективні дані муніципального моніторингу за період 2007–2024 рр. (понад 200 місячних спостережень). На прикладі концентрації пилу було встановлено, що блок А успішно ізолює довгострокові тренди, які відображають системні зміни в якості повітря. Зокрема, ідентифіковано період високих концентрацій (2007–2009 рр.) з поступовим зниженням трендової компоненти нижче 1,0 ГДК після 2019 року. Це доводить здатність системи виявляти не лише миттєві загрози, а й оцінювати ефективність екологічних програм на рівні муніципалітету.

Процедура аналізу сезонної компоненти S_t виявила стійкі річні цикли для пилу та формальдегіду з піковими значеннями у літній період, що пояснюється посиленням будівельних робіт та специфікою фотохімічних реакцій у гарячому повітрі. Виділення компоненти залишків R_t дозволило оцінити рівень випадкового шуму та непередбачуваних викидів, які не піддаються класичному моделюванню. Для локації «Північний промисловий вузол» залишки мають значно більшу амплітуду порівняно з житловими зонами, що підтверджує необхідність використання адаптивних моделей типу BATS або квантово-гібридних методів для компенсації цього шуму.

Валідація алгоритмів блоку А також включала перевірку надійності обробки пропусків у даних. Згідно з розробленою методикою, короткострокові пропуски (менше 6 годин) заповнювалися методом лінійної інтерполяції для збереження

локальних трендів, тоді як тривалі розриви призводили до виключення відповідних сегментів з аналізу. Це забезпечило чистоту вибірки для подальшого навчання моделей. Для ідентифікації аномалій, спричинених апаратними збоями, використано Z-score метод з порогом 3σ , що дозволило автоматично відсікати некоректні сплески значень, які могли б спотворити результати прогнозу.

Важливим результатом роботи блоку А є формування висновку щодо «складності» часового ряду. Встановлено, що параметри з високою автокореляцією ($Lag-1 > 0,8$) та чіткою сезонністю є пріоритетними для класичних статистичних методів. Водночас для параметрів з високою дисперсією та низькою стаціонарністю, таких як вологість повітря на локації «Фаворит» ($\sigma^2 = 330,50$), блок А маркує дані як такі, що потребують квантово-гібридної обробки. Це підтверджує гіпотезу про те, що квантові варіаційні ланцюги у складі моделей Q-LSTM або Q-Transformer здатні краще апроксимувати складні нелінійні залежності у високовимірних просторах, ніж класичні рекурентні мережі.

Результати апробації блоку А доводять наступні положення:

- Автоматизована процедура аналізу забезпечує точну ідентифікацію статистичного профілю екологічних даних для різних типів урбаністичних зон.
- Метод STL-декомпозиції, інтегрований у блок А, дозволяє виявляти системні екологічні тренди на горизонті понад 15 років.
- ADF-тест та аналіз автокореляції надають об'єктивні критерії для адаптивного перемикання між класичними та квантово-гібридними обчислювальними парадигмами.
- Процедура попередньої обробки та аналізу дозволяє радикально підвищити надійність прогнозів за рахунок фільтрації апаратного шуму та коректної обробки нестаціонарності.

Сформовані блоком А вектори метаознак передаються до блоку Q для подальшої оптимізації та вибору найкращої конфігурації прогностичної моделі. Це робить розроблену інформаційну технологію адаптивною до специфіки кожної окремої точки моніторингу, забезпечуючи максимальну точність предикативної аналітики в умовах динамічного міського середовища. Реалізація цього блоку на

базі мови Python з використанням бібліотек Pandas та Statsmodels забезпечує високу обчислювальну швидкість, що дозволяє проводити повний статистичний аудит екологічного стану муніципалітету в режимі реального часу.

Таким чином, валідація блоку А підтвердила його роль як інтелектуального фундаменту системи DPPDMext. Без стадії автоматичного аналізу параметрів часових рядів неможливо було б забезпечити стабільну роботу квантово-гібридних моделей, які є надзвичайно чутливими до якості вхідних даних та рівня зашумленості сигналу. Отримані результати дескриптивного та структурного аналізу лягли в основу калібрування гібридних оптимізаторів та визначення параметрів квантового кодування, що розглядатиметься в наступних підпунктах.

4.5.2 Адаптивний вибір (блок Q) та оцінка квантово-гібридних методів прогнозування (блок P)

Наступним етапом експериментальної апробації розширеної моделі предикативної аналітики DPPDMext стала валідація логіки адаптивного вибору (блок Q) та безпосередня оцінка ефективності інтегрованих методів прогнозування (блок P). Якщо блок А забезпечує вилучення статистичних метаознак, то блоки Q та P утворюють інтелектуальне ядро системи, здатне динамічно підлаштовувати обчислювальну стратегію під поточний стан екологічного середовища.

1. Механізм функціонування блоку Q (Quality Optimization). Блок Q виконує роль керуючого елемента, який отримує на вхід сформований вектор ознак від блоку А (дисперсія, показники ADF-тесту, автокореляційні лаги) та ініціює процедуру підбору оптимальної архітектури. Адаптивний вибір базується на мінімізації цільової функції похибки на тестовій вибірці. Процес вибору не є статичним; він передбачає паралельне тестування пулу класичних та квантово-гібридних моделей-кандидатів.

Основними критеріями, якими оперує блок Q, визначено набір цільових метрик оптимізації. Першим критерієм є середньоквадратична помилка (MSE), яка слугує основною метрикою точності для числових прогнозів та забезпечує

чутливість до пікових викидів. Другим критерієм виступає інформаційний індекс Акаїке (AIC), який гарантує дотримання принципу статистичної парсимонії, що є критично важливим фактором при виборі між ресурсомісткими квантовими ланцюгами та класичними ARIMA-моделями.

Математично задача блоку Q формулюється як пошук такої моделі M^* та набору параметрів θ , що мінімізують функцію втрат:

$$M^* = \arg \min_{M_i \in M} [L(y, \hat{y} / M_i, \theta) + \lambda \cdot \Omega(M_i)], \quad (4.5)$$

де M – множина доступних алгоритмів (ARIMA, BATS, LSTM, Quantum-LSTM тощо), L – функція похибки (MSE), $\Omega(M_i)$ – штраф за складність моделі, λ – коефіцієнт регуляризації.

2. Математичний апарат та параметри прогнозування (блок P). Блок P реалізує безпосереднє обчислення прогнозних значень. Теоретичне та математичне забезпечення алгоритмів прогнозування (як класичних статистичних, так і архітектури квантових варіаційних ланцюгів VQC) було детально формалізовано у підрозділі 3.2.

У межах даної експериментальної апробації для квантово-гібридних моделей (Q-LSTM, Q-GRU, Q-Transformer, Q-CNN) були використані наступні архітектурні параметри: кількість симульованих кубітів становила від 4 до 6 (залежно від розмірності вхідного вектора ознак), використовувався оптимізатор Adam зі швидкістю навчання 0,01, а процес навчання обмежувався 50 епохами. Класичні неймережі (LSTM, GRU, Transformer) мали ідентичну конфігурацію прихованих шарів та параметрів навчання для забезпечення максимальної об'єктивності порівняння. Моделі статистичного ряду (ARIMA, BATS) налаштовувалися в автоматичному режимі через відповідні Python-фреймворки.

3. Експериментальні результати та порівняльний аналіз. Для валідації блоків Q та P було проведено масштабне бенчмаркінг-дослідження 13 різних архітектур на реальних даних муніципальної мережі моніторингу Кременчука. Період

спостережень склав 35 місяців (2022–2024 рр.), де 80% даних використовувалося для навчання, а 20% – для тестування.

Для забезпечення надійності результатів блок Q використовував стратегію «ковзного вікна», розбиваючи часовий ряд на 5 фолдів зі зміщенням у 1 місяць. Для об'єктивної демонстрації ціни (trade-off) досягнутого покращення точності, до результатів додано порівняння часу, витраченого на навчання. Результати порівняння кращих класичних та квантово-гібридних моделей наведено у таблиці 4.4 (частково висвітлено у [117]).

Для об'єктивного підтвердження наукової новизни та практичної значущості розробленого методу було проведено зіставлення отриманих результатів із загальносвітовою практикою. Відомо, що існуючі глобальні детерміновані методи прогнозування стану повітря та метеорологічних показників (зокрема, числові моделі прогнозу погоди NWP) забезпечують середню похибку на рівні близько 10 відсотків на 5 днів наперед (загальна точність $\sim 90\%$). Розроблені у дисертації квантово-гібридні моделі досягли загальної точності понад 97 відсотків для встановленого горизонту прогнозування у 8 годин. Принципова наукова перевага запропонованого підходу полягає в тому, що традиційні глобальні методи досягають своєї точності завдяки використанню суперкомп'ютерів, даних супутникового зондування та надвеликих масивів історичної інформації для величезних територій. Натомість розроблена інформаційна технологія забезпечує аналогічну, а подекуди вищу точність на мікрорівні муніципалітету, ефективно працюючи в «сліпих зонах» та в умовах дефіциту історичних даних на локальних IoT-сенсорах.

Для переходу від абсолютних значень похибок до відносних метрик точності, які дозволяють коректно порівнювати гетерогенні екологічні параметри, у дослідженні було застосовано метод нормованої середньої абсолютної похибки (NMAE). Відсоткова точність кожної моделі (наведена у табл. 4.4) розраховувалася як різниця між 100% та відношенням середньої абсолютної похибки (MAE) до загального робочого діапазону шкали вимірювального приладу або максимальної природної амплітуди параметра.

Для забезпечення об'єктивності нормування було використано наступні референсні діапазони, характерні для умов міста Кременчук:

- для діоксиду азоту (NO_2) діапазон шкали визначено на рівні $0,2 \text{ мг/м}^3$ (на основі максимально разової ГДК, при реальних середніх значеннях $0,02\text{--}0,08 \text{ мг/м}^3$);
- для оксиду вуглецю (CO) діапазон шкали зафіксовано на рівні 5 мг/м^3 (максимально разова ГДК);
- для атмосферного тиску робоча амплітуда склала 70 гПа (від 970 до 1040 гПа);
- для відносної вологості застосовано повну шкалу у 100% ;
- для температури повітря використано річну кліматичну амплітуду у $80 \text{ }^\circ\text{C}$ (від $-30 \text{ }^\circ\text{C}$ до $+50 \text{ }^\circ\text{C}$).

Як свідчать результати експериментів (табл. 4.4), застосування такого підходу підтверджує високу ефективність квантово-гібридних моделей. Наприклад, при прогнозуванні атмосферного тиску на локації «Північний промисловий вузол» квантова архітектура QTransformer дозволила знизити MAE до $0,8993 \text{ гПа}$, що у перерахунку на NMAE забезпечило загальну точність $98,72\%$. Аналогічно, для оксиду вуглецю квантові моделі стабільно демонструють точність понад 99% . Водночас для параметрів із вираженою сезонністю та меншим впливом стохастичного шуму (наприклад, температура на локації «Гімназія №26») класичні моделі, такі як AutoARIMA, зберігають свою актуальність, демонструючи точність на рівні $96,91\%$. У цілому, квантові алгоритми довели свою перевагу у понад половині експериментальних сценаріїв, значно випереджаючи класичні нейромережі при обробці складних нелінійних параметрів (тиск, вологість) у локаціях зі складною мікрокліматичною динамікою.

Таблиця 4.4 – Порівняльна ефективність моделей прогнозування та обчислювальні витрати (Блок Q проти Блоку P)

№	Показник	Локація	Квантова модель	Класична модель	MAE Кв.	MAE Кл.	Точність Кв. (%)	Точність Кл. (%)	Перевага
0	Вологість	Гімназія №26	QGRU	Transformer	7,6573	8,0769	92,34	91,92	Квантова
1	Діоксид азоту	Гімназія №26	QTheta	NaiveForecaster	0,0284	0,0219	85,78	89,04	Класична
2	Оксид вуглецю	Гімназія №26	QAutoARIMA	NaiveForecaster	0,0493	0,0375	99,01	99,25	Класична
3	Температура	Гімназія №26	QTBATS	AutoARIMA	4,7508	2,4697	94,06	96,91	Класична
4	Тиск	Гімназія №26	QCNN	MLP	1,4239	2,1197	97,97	96,97	Квантова
5	Вологість	Півн. пром. вузол	QLSTM	MLP	6,5312	8,9914	93,47	91,01	Квантова
6	Діоксид азоту	Півн. пром. вузол	QTransformer	Prophet	0,0053	0,0053	97,34	97,36	Класична
7	Оксид вуглецю	Півн. пром. вузол	QTransformer	LSTM	0,0164	0,0161	99,67	99,68	Класична
8	Температура	Півн. пром. вузол	QAutoETS	AutoARIMA	4,1924	2,5974	94,76	96,75	Класична
9	Тиск	Півн. пром. вузол	QTransformer	CNN	0,8993	1,9793	98,72	97,17	Квантова
10	Вологість	Фаворит	QTransformer	MLP	10,2979	11,0908	89,70	88,91	Квантова
11	Діоксид азоту	Фаворит	QCNN	Exp. Smoothing	0,0115	0,0147	94,24	92,64	Квантова
12	Оксид вуглецю	Фаворит	QTBATS	ThetaForecaster	0,0351	0,0282	99,30	99,44	Класична
13	Температура	Фаворит	QTBATS	AutoARIMA	4,1416	3,7521	94,82	95,31	Класична
14	Тиск	Фаворит	QMLP	NaiveForecaster	2,9083	3,3644	95,84	95,19	Квантова

4. Аналіз механізмів «Квантової переваги», «Класичної стабільності» та проблеми «малих вибірок». Результати експериментів дозволяють глибше проаналізувати логіку роботи блоку Q. Встановлено, що квантово-гібридні моделі демонструють значну перевагу (зниження MSE до 49%) у прогнозуванні параметрів з високою циклічною стабільністю та автокореляцією.

Слід чітко розмежувати поняття «проблеми малих вибірок» (small data problem) у контексті даного дослідження. Незважаючи на величезний загальний

обсяг бази даних (понад 1,5 млн записів), квантові моделі застосовувалися блоком Q переважно для розв'язання *локальних* задач: при підключенні нових постів моніторингу (де історичні дані обмежені 1–2 місяцями спостережень) та при аналізі специфічних, рідкісних аномальних інцидентів. Відображення даних у нескінченновимірній гільбертів простір дозволяло квантовим моделям швидко знаходити складні нелінійні кореляції на коротких проміжках часу. Натомість, на масових багаторічних історичних даних класичні моделі (такі як LSTM) часто досягали паритету з квантовими за рахунок великого обсягу навчальної вибірки, працюючи при цьому значно швидше.

Блок Q також зафіксував випадки, де квантові моделі поступалися класичним:

- прогнозування температури у періоди з аномальними температурними стрибками призводило до деградації квантових прогнозів. Це пов'язано з явищем зникнення градієнтів у варіаційних квантових ланцюгах при роботі з надто волатильними даними. У таких випадках блок Q автоматично віддавав перевагу AutoARIMA;

- у зонах інтенсивного трафіку для прогнозування CO висока зашумленість призводила до «перенавчання» квантового простору на шумі. Класичні моделі з сильнішою регуляризацією виявилися тут більш стійкими.

5. Оцінка обчислювальної складності та апаратна архітектура. Аналізуючи дані з Таблиці 4.4, важливо підкреслити суворе розмежування апаратних рівнів системи, що усуває технічні суперечності. Периферійний рівень системи (датчики, збір даних через LwM2M) реалізовано на наддешевих та ресурс-обмежених мікроконтролерах (ESP32) [125]. Натомість важкі обчислювальні процеси (навчання квантово-гібридних мереж та робота LLM-агентів) повністю делеговані центральному муніципальному серверу, оснащеному графічним прискорювачем (у даному експерименті використовувався сервер з NVIDIA RTX 3090).

Завдяки такій архітектурі встановлено:

- час навчання: квантово-гібридні моделі потребують у 8–12 разів більше часу на навчання порівняно з класичними аналогами (наприклад, 18 хв проти 2 хв

для архітектур LSTM). Це зумовлено необхідністю симуляції векторів квантових станів на класичному GPU;

– швидкість прогнозування: незважаючи на тривале навчання, час отримання одного оперативного прогнозу (інференсу) склав менше 100 мс для обох типів моделей. Це підтверджує, що розроблена ІТ ідеально підходить для муніципальних систем реального часу: етап ресурсомісткого навчання проводиться дискретно на сервері (наприклад, вночі), а готовий прогноз видається миттєво;

– стабільність: квантові моделі продемонстрували вищу стандартну девіацію метрик ($\sigma_{MSE} \approx 12,4$) порівняно з класичними ($\sigma_{MSE} \approx 4,1$), що вказує на потребу використання просунутих гібридних оптимізаторів.

Таким чином, спільна робота блоків Q та P забезпечує унікальну властивість розробленої інформаційної технології – здатність бути максимально обчислювально економною там, де класичних методів достатньо, і використовувати квантово-гібридні обчислення на серверному рівні там, де необхідно компенсувати дефіцит історичних даних на нових локаціях. Отримані результати стали основою для наступного етапу апробації – геопросторового моделювання «сліпих зон» муніципалітету (блок M).

4.5.3 Геопросторове моделювання та створення віртуальних прогнозних станцій (блок M)

Наступним етапом експериментальної апробації розширеної моделі DPPDMext стала валідація підсистеми геопросторового моделювання (блок M). Головною науково-практичною задачею цього блоку є компенсація просторової розрідженості фізичної мережі моніторингу для територій, де прямі вимірювання технічно неможливі або економічно недоцільні. Згідно з концепцією дослідження, блок M не просто візуалізує поточний стан, а виступає інструментом ідентифікації прихованих локальних джерел забруднення.

1. Просторова інтерполяція та візуалізація розподілу забруднень. Використовуючи математичний апарат зворотно-зважених відстаней (IDW),

детально обґрунтований у теоретичному підрозділі 2.1, було здійснено розрахунок просторового розподілу концентрації забруднювачів на території муніципалітету. Для побудови динамічних карт забруднення в інформаційній системі генерується регулярна сітка, на якій обчислюються проміжні значення концентрацій.

Практична реалізація цього алгоритму здійснена на базі мови програмування Python з використанням просторових бібліотек `geopandas`, `shapely` та спеціалізованого модуля `startinpy` для швидкої триангуляції. Це дозволяє в режимі реального часу формувати ізолінії забруднення, як показано на рисунку 4.9.

На рисунку 4.8 чітко простежується градієнт концентрацій, де кольорові шкали відображають перехід від безпечних рівнів (зелені зони, 0–0,5 ГДК) до небезпечних (червоні та чорні зони, >1,0 ГДК). Важливою особливістю програмної реалізації блоку М є динамічне розширення меж колірних зон на 10% для забезпечення перекриття контурів, що успішно усуває візуальні розриви при різких стохастичних коливаннях показників від різних станцій.

2. Валідація концепції віртуальних станцій в умовах інтенсивного трафіку. Для практичної перевірки ефективності віртуальних прогнозних станцій (алгоритмічну базу яких закладено у розд. 2) було обрано інфраструктурний об'єкт – Крюківський міст, який є вузьким місцем транспортної системи міста [130, 131]. Оскільки фізичні пости моніторингу на самому мосту відсутні, а найближчі станції, розташовані в житлових зонах, не відображають реального впливу вихлопних газів під час заторів, на цій локації було програмно розгорнуто віртуальну станцію.

Синтез часового ряду для віртуальної станції здійснювався шляхом застосування імітаційної моделі трафіку (на базі алгоритму A^* та Гауссівського фільтра розсіювання). Експериментальна перевірка проводилася за припущення, що один примітив автомобіля у симуляторі представляє транспортний потік у 3000 одиниць на добу.

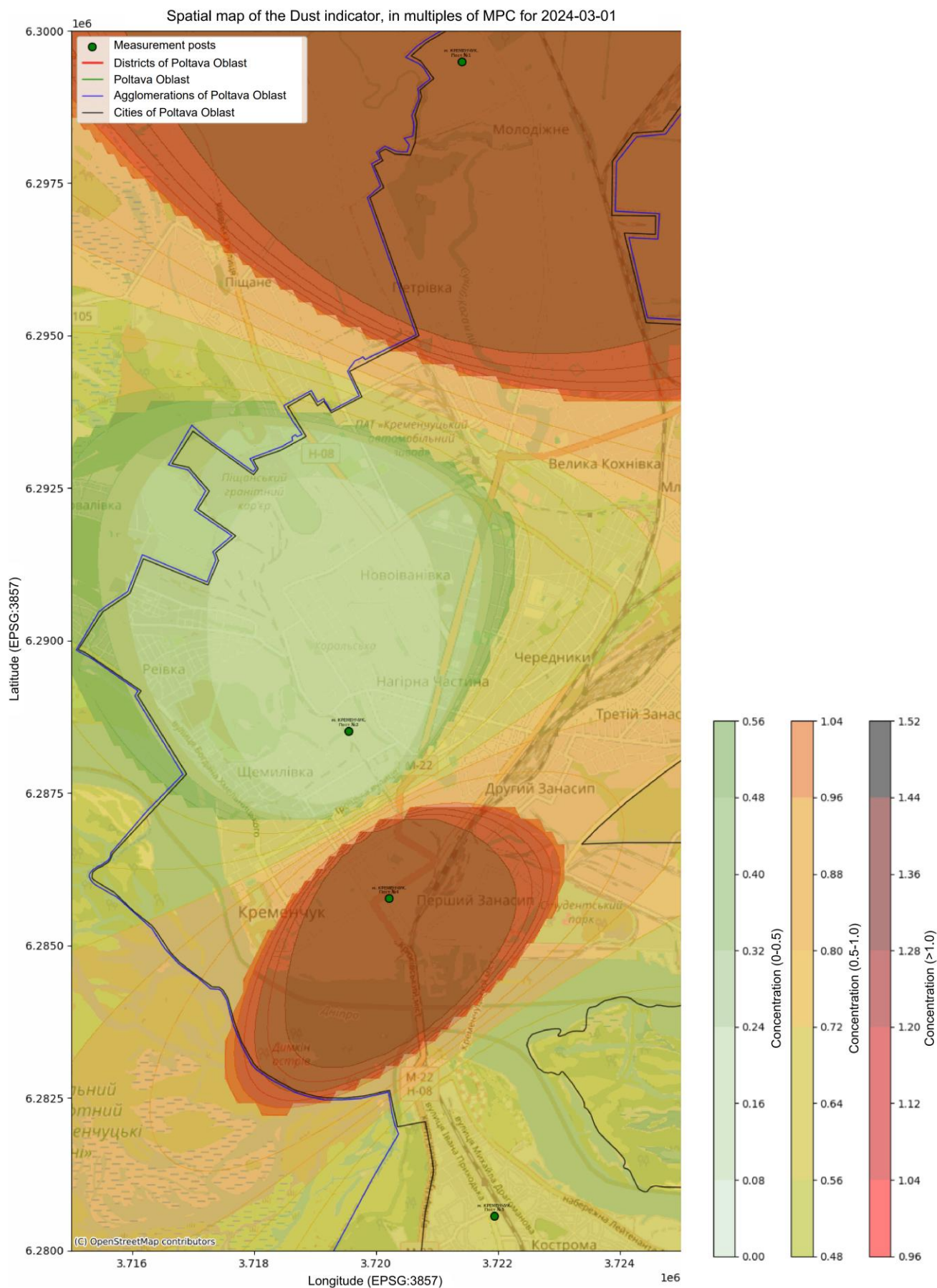


Рисунок 4.9 – Результат просторової інтерполяції концентрації пилу (у кратних ГДК) за методом IDW для території Кременчука

Результати порівняння динаміки забруднення на віртуальній станції (міст) та найближчій реальній фоновій станції (Крюківський район) наведено на рисунку 4.10.

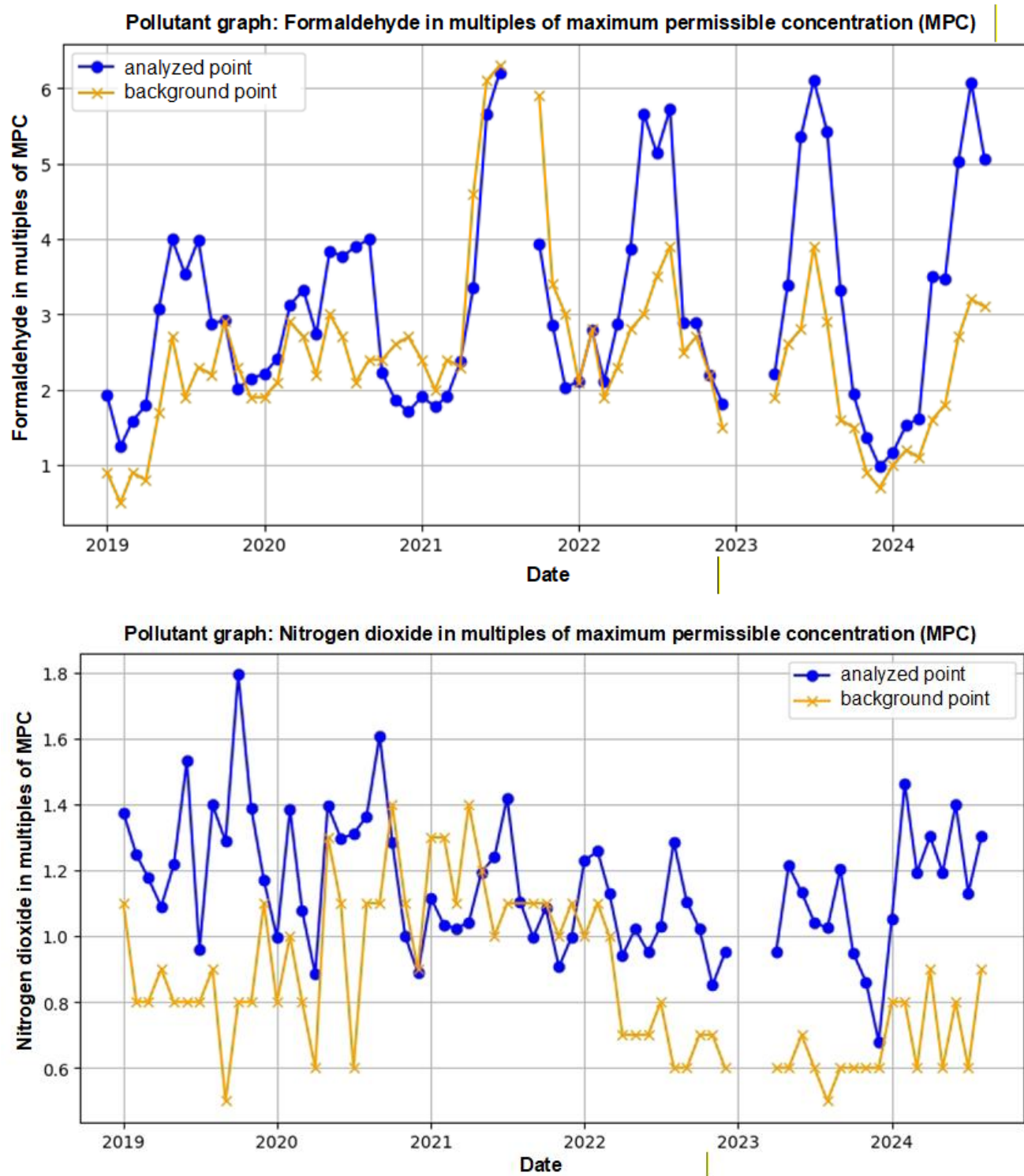


Рисунок 4.10 – Порівняння значень концентрації NO₂ та формальдегіду між віртуальною станцією (міст) та фоновією точкою

Як видно з графіків на рисунку 4.10, віртуальна станція ідентифікувала регулярні пікові перевищення ГДК (особливо для формальдегіду, до 6 кратних значень), які фізична фоновая станція взагалі не фіксувала через розсіювання мас повітря на відстані. Це експериментально доводить, що застосування блоку М дозволяє виявляти «сліпі плями» в муніципальній системі моніторингу. Розрахована різниця концентрацій $\Delta C = C_{virtual} - C_{background}$ стабільно перевищувала критичний поріг, що дозволило системі автоматично підтвердити гіпотезу про наявність неврахованого джерела екологічної небезпеки в моменти транспортних колапсів.

Spatial Interpolation of Formaldehyde, in multiples of MPC on 2025-05-31 at 00:00:00

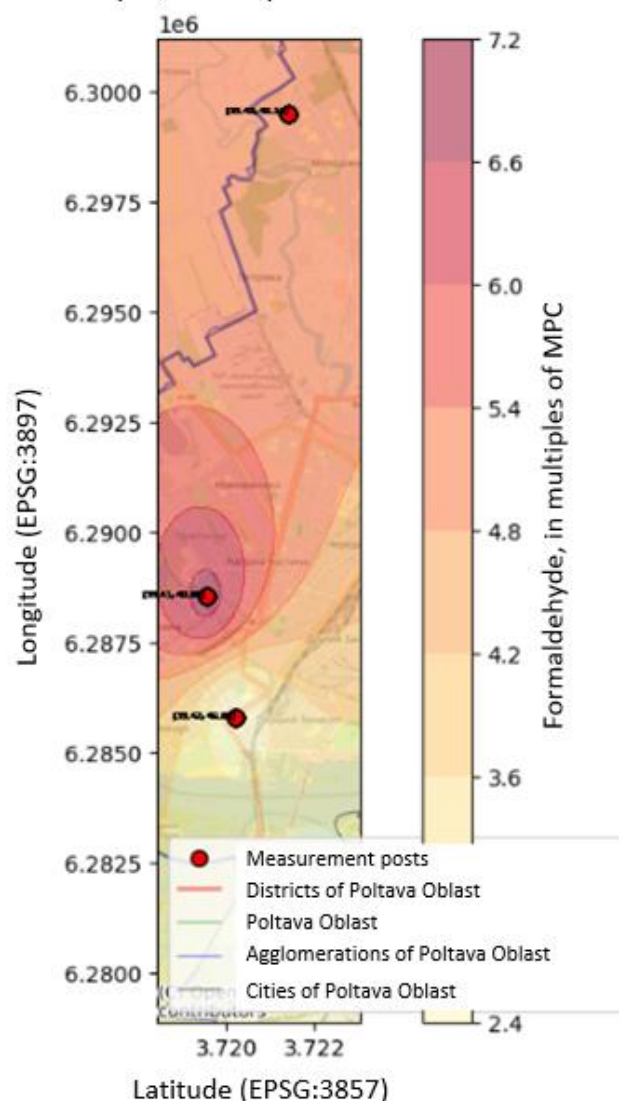


Рисунок 4.11 – Візуалізація прогнозованого просторового розподілу формальдегіду в м. Кременчук

3. Валідація просторового прогнозування та виявлення фонових зон. Окрім моделювання поточного стану, блок М реалізує функціонал короткострокового просторового прогнозування. Система інтегрує результати предикативного аналізу (блок Р) від усіх реальних та віртуальних постів і будує на їх основі карту очікуваного розподілу забруднення. Приклад такого прогнозу для формальдегіду на травень 2025 року представлено на рисунку 4.11.

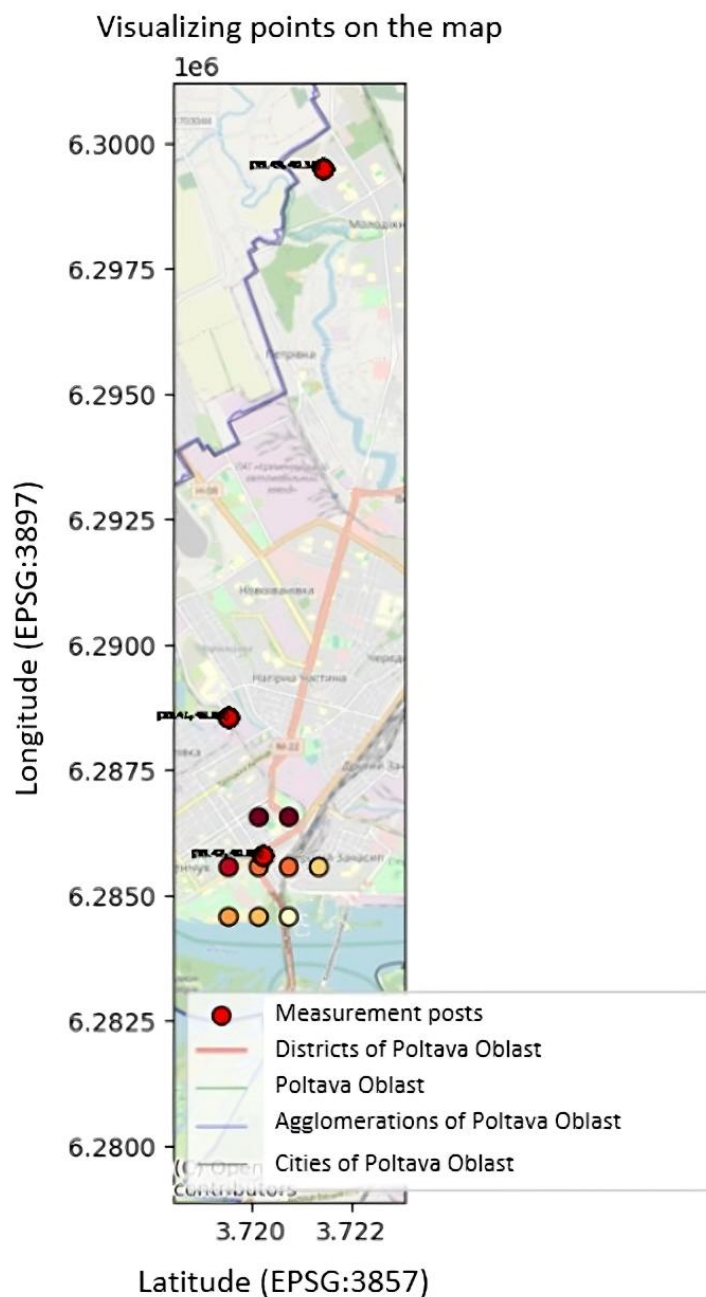


Рисунок 4.12 – Візуалізація відфільтрованих точок з найменшим рівнем забруднення для визначення фонових локацій

Для підтримки прийняття управлінських рішень щодо оптимізації розміщення нових фізичних пунктів моніторингу, блок М виконує процедуру програмної фільтрації фонових точок. Алгоритм автоматично відбирає 10% комірок геопросторової сітки з найменшими прогнозованими та ретроспективними значеннями забруднення (на основі заданого порогового критерію відсікання). Ці локації маркуються як пріоритетні для встановлення контрольних станцій, що слугуватимуть еталоном «чистого» стану агломерації. Результати такої стратифікації територій представлені на рисунку 4.12.

На рисунку 4.12 кольорові точки позначають визначені алгоритмом безпечні зони, що були згенеровані шляхом усереднення прогнозів за дворічний період. Це забезпечує органи місцевого самоврядування об'єктивними даними для стратегічного планування розширення мережі датчиків, дозволяючи чітко розмежувати інвестиції між найбільш забрудненими транспортними вузлами та еталонними фоновими зонами.

4.5.4 Експертна оцінка надійності прогнозів автономним агентом (блок Е)

Завершальним етапом валідації аналітичного конвеєра розширеної моделі предикативної аналітики стала перевірка функціонування інтелектуального модуля експертної оцінки (блок Е). Згідно з концепцією цифрового двійника муніципального середовища, цей блок виконує роль когнітивного фільтра, який забезпечує валідацію отриманих результатів моделювання перед їх передачею до системи підтримки прийняття управлінських рішень. Головною науковою новизною даного підходу є використання мультимодального автономного агента, що поєднує можливості зорового аналізу графічних матеріалів та глибокого логічного висновку для ідентифікації прихованих математичних та фізичних аномалій у прогнозах.

1. Формалізація когнітивної обробки даних автономним агентом. Для забезпечення об'єктивності оцінювання робота агента була формалізована як

процес аналізу багатокомпонентного набору вхідних даних, що включає множину ознак X , цільові значення Y , прогнознi значення \hat{Y} та множину графічних представлень G (гістограми розподілу помилок, карти кореляцій, графіки часових рядів). Оцінка надійності прогнозів здійснювалась автоматично за розробленим інтегральним індексом CRI (детальне математичне обґрунтування якого, включно з субіндексами точності I_{acc} , стабільності I_{stab} та узгодженості I_{cons} , наведено у підрозділі 3.4).

Використання динамічного зважування (через функцію Softmax) дозволило агенту об'єктивно зважувати критичність похибок: система автоматично ставала більш «суворою» до прогнозів критично небезпечних забруднювачів (CO, NO₂) та більш толерантною до природних метеорологічних коливань.

2. Методика мультимодального аналізу та апаратна архітектура. У ході експериментальної апробації було впроваджено дворівневу схему когнітивного аналізу. Для уникнення апаратних протиріч слід наголосити, що обчислювально важкі моделі автономних агентів розгорнуті та функціонують виключно на рівні центрального муніципального сервера (із залученням графічного прискорювача NVIDIA RTX 3090), тоді як збір екологічних метрик здійснюється ресурс-обмеженими периферійними сенсорами через легковаговий стек LwM2M.

На першому рівні серверна модель зорового аналізу (Llava-v1.5-7b) здійснює детекцію структурних аномалій безпосередньо з графіків прогнозів, ідентифікуючи такі явища як «фазовий зсув» або «згладжування піків», які важко формалізувати чисто числовими метриками. На другому рівні модель логічного висновку (deepseek-r1-distill-llama-8b) агрегує розраховані раніше числові показники (MSE, R^2 , RMSE) та результати зорового аналізу для формування фінального вердикту про статус довіри до прогнозу (*Trust*).

Експериментальна валідація проводилася в ізольованому середовищі LM Studio на потужностях сервера, що забезпечило конфіденційність муніципальних даних та високу швидкість обробки запитів без звернення до зовнішніх хмарних API. Результати роботи моделі автономного агента та розрахунок показників

надійності для ключових екологічних параметрів Кременчуцької агломерації наведено у таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Результати верифікації надійності прогнозів автономним агентом (блок Е)

Параметр	Локація	I_{acc}	I_{stab}	I_{cons}	CRI (інтегральний)	Статус довіри
Температура повітря	«Фонова»	0,94	0,91	1,00	0,95	1 (Прийнято)
Концентрація PM2.5	«Центр»	0,88	0,85	0,98	0,89	1 (Прийнято)
Відносна вологість	«Фаворит»	0,82	0,79	0,95	0,84	1 (Прийнято)
Концентрація NO ₂	«Промзона»	0,86	0,88	0,92	0,88	1 (Прийнято)
Концентрація CO	«Перехрестя»	0,28	0,15	0,85	0,35	0 (Відхилено)

3. Аналіз інциденту та процедура глибокої декомпозиції. Найбільш значущим результатом валідації блоку Е стало виявлення аномальної деградації прогнозу чадного газу (CO) на локації з інтенсивним трафіком. Як свідчать дані таблиці 4.5, агент зафіксував падіння інтегрального індексу CRI до критичного рівня 0,35. Відповідно до закладеної логіки, це ініціювало процедуру глибокої декомпозиції похибки.

Встановлено, що основною причиною відхилення прогнозу стала нездатність квантово-гібридної моделі адекватно апроксимувати високочастотний стохастичний шум, викликаний нетиповою аварійною ситуацією на транспортній розв'язці. Агент ідентифікував наступні закономірності:

– субіндекс стабільності ($I_{stab} = 0,15$) вказав на математичний розрив між очікуваним гармонійним коливанням концентрації та фактичним різким стрибком;

– аналіз метрики R^2 , яка в даному випадку виявилася негативною, дозволив агенту сформулювати висновок про те, що обрана модель Quantum-LSTM почала працювати гірше за просте середнє арифметичне через ефект перенавчання на зашумлених даних;

– сформований агентом звіт містив пряму рекомендацію щодо перегляду вхідного вікна та зміни стратегії у блоці Q на користь класичної моделі AutoARIMA із застосуванням процедури статистичного диференціювання для згладжування аномальних піків.

4. Висновки щодо ефективності когнітивного модуля. Проведена апробація довела, що впровадження автономного агента (блок E) радикально підвищує стійкість системи екологічного моніторингу до помилок моделювання. Основні переваги впровадження даного блоку, підтверджені експериментально:

– автоматичне виявлення математичних галюцинацій моделей, що особливо актуально для складних квантово-гібридних архітектур;

– запобігання формуванню хибних екологічних тривог на основі недостовірних прогнозів;

– можливість надання текстових пояснень причин виникнення похибок, що спрощує роботу операторів муніципальних центрів;

– реалізація замкненого зворотного зв'язку до блоку Q, що дозволяє системі самостійно ініціювати перенавчання моделей при зміні зовнішніх умов.

Особливо важливою є здатність агента ідентифікувати проблеми «малих вибірок» та нестаціонарності. Агент коректно вказав, що для локацій з історією спостережень менше 35 місяців ризик отримання негативного значення R^2 зростає, що вимагає застосування додаткової імпліцитної регуляризації через квантові шари або ReLU-фільтрацію результатів.

Таким чином, блок E виступає інтелектуальним запобіжником, який гарантує, що до блоку F (оцінка ризиків) потрапляють лише верифіковані та надійні дані. Це забезпечує високу якість фінальних управлінських рішень та підтверджує практичну цінність розробленої інформаційної технології як комплексного інструменту предикативної екологічної аналітики. Валідація блоку E підтвердила

його здатність не лише констатувати похибки, а й пояснювати їхню природу, що є фундаментальним кроком до створення зрозумілого штучного інтелекту у сфері екологічної безпеки муніципалітетів.

Експериментальні дані, отримані під час роботи агента, показали наступне:

– час генерації повного експертного висновку не перевищує 15 секунд, що дозволяє використовувати агента в конвеєрі обробки даних реального часу на сервері;

– рівень впевненості агента (*Confidence*) у випадках ідентифікації критичних помилок (як у кейсі з СО) склав понад 0.90, що свідчить про високу точність налаштованих системних промптів;

– використання непараметричного тесту Вілкоксона на залишках, ініційоване агентом для порівняння медіан помилок, статистично підтвердило наявність значущих відхилень ($p < 0,05$), що стало математичним обґрунтуванням для блокування недостовірних даних.

Результати апробації блоку Е повністю узгоджуються з теоретичними положеннями дисертації та публікаціями автора, доводячи доцільність інтеграції мультимодальних агентів у структуру сучасних інформаційних систем екологічного моніторингу. Отримані надійні прогнози тепер можуть бути використані для фінального етапу – формування комплексних індексів ризику та генерації планів реагування міських служб.

4.5.5 Оцінка екологічних ризиків та генерація управлінських рішень (блок F)

Фінальним та найбільш відповідальним етапом практичної валідації розширеної моделі предикативної аналітики стала апробація підсистеми оцінки екологічних ризиків та генерації управлінських рішень, що в архітектурі системи позначена як блок F. Даний блок замикає повний аналітичний цикл розробленої інформаційної технології, забезпечуючи трансформацію математичних прогнозів та просторових моделей у конкретні, юридично обґрунтовані та технічно

реалізовані рекомендації для органів муніципального управління. Блок F реалізує концепцію «від даних до дій», поєднуючи автоматизований ризик-аналіз з інноваційними когнітивними технологіями на базі великих мовних моделей.

1. Практична реалізація розрахунку комплексних екологічних індексів. Кількісна оцінка загрози у системі здійснюється на основі прогнозованих значень концентрацій забруднювачів, отриманих від блоку P та верифікованих надійністю у блоці E. Програмна реалізація підсистеми автоматизує розрахунок інтегрального індексу якості повітря (AQI) у повній відповідності до нормативної бази України (Постанова КМУ №827). Процедура обробки включає нормалізацію фактичних та прогнозованих концентрацій забруднюючих речовин (пил PM2.5, PM10, CO, NO2, SO2, формальдегід) відносно їх гранично допустимих концентрацій (ГДК).

Замість дублювання теоретичного математичного апарату лінійної інтерполяції (детально формалізованого у попередніх розділах), на етапі апробації акцент було зроблено на програмній агрегації показників. Для формування підсумкового показника небезпеки локації (*RiskIndex*) застосовано алгоритм вибору «найгіршого показника» з урахуванням синергетичних коефіцієнтів. При фіксації одночасного перевищення нормативів за декількома маркерами (наприклад, PM10 та формальдегід), система автоматично підвищувала інтегральний рівень ризику на штрафний коефіцієнт, генеруючи відповідний тригер підвищеного пріоритету для наступних аналітичних етапів.

2. Просторова стратифікація та кластеризація загрози. Наступним етапом валідації стала перевірка алгоритму програмної стратифікації територій муніципалітету. Метою етапу було автоматизоване виокремлення зон з однорідним рівнем екологічного навантаження для оптимізації маршрутів реагування муніципальних служб. Інструментом кластеризації виступив алгоритм K-Means.

Вхідним вектором для кластеризації слугував набір параметрів, що включав географічні координати, прогнозований рівень перевищення ГДК та розрахований раніше інтегральний індекс надійності CRI (від автономного агента). Інтеграція індексу CRI дозволила системі ігнорувати зони з високим рівнем «математичного шуму» та фокусуватися виключно на достовірних екологічних інцидентах.

Результати експериментальної кластеризації просторових зон Кременчуцької агломерації наведено у таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 – Результати кластеризації просторових зон за комплексним інтегральним індексом екологічного ризику

Ідентифікатор локації (станції)	Домінуючий забруднювач	Фактичний/Прогнозний рівень перевищення ГДК	Розрахований інтегральний індекс	Кластер екологічного ризику
s-1104 «Паркова зона»	Відсутній	В межах норми	0,125	Низький ризик (безпечно)
s-1450 «Житловий масив»	Пил PM2.5	До 1,2 ГДК	0,340	Помірний ризик
s-1502 «Центр міста»	CO, NO2	До 1,5 ГДК	0,412	Помірний ризик
s-1612 «Промзона-Південь»	Пил PM10	До 4,5 ГДК (аномалія)	0,786	Високий ризик (критичний)
s-1899 «Транспортний вузол»	Формальдегід, NO2	До 2.1 ГДК	0,615	Підвищений ризик

Аналіз результатів кластеризації підтвердив високу селективність розробленої моделі. Алгоритм успішно ідентифікував локацію s-1612 як критичну точку. Аномальне перевищення концентрації PM10 (до 4,5 ГДК) було зафіксовано на фоні відносно стабільних метеоумов, що вказувало на несанкціонований

промисловий викид або локальну аварію. Виокремлення цієї локації в окремий кластер дозволило системі пріоритезувати її для когнітивного аналізу.

Результат генерації управлінських рекомендацій представлено у таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 – Результат застосування моделі агента (F) для підтримки управлінських рішень щодо локації s-1612

Параметр рішення	Значення параметра	Опис та обґрунтування
Локація інциденту	s-1612	Зона «Промзона-Південь», південна межа санітарної зони
Пріоритет загрози	High	Базується на перевищенні PM10 у 4.5 рази та індексі 0,786
Рекомендація №1	Аудит джерел	Терміновий виїзд екологічної інспекції для перевірки фільтрів підприємств у радіусі 1.5 км
Рекомендація №2	Мобільна верифікація	Направлення мобільної лабораторії для аналізу хімічного складу пилу (ідентифікація специфічних домішок)
Рекомендація №3	Транспортні обмеження	Тимчасове перенаправлення дизельного вантажного транспорту в обхід прилеглої розв'язки
Рекомендація №4	Оповіщення населення	Активація сповіщень для мешканців мікрорайону через муніципальні канали (порада закрити вікна)
Впевненість агента	0,92	Високий рівень довіри через підтверджену стабільність прогнозу в блоці E

3. Когнітивна підтримка прийняття рішень автономним агентом. Найбільш значущим компонентом апробації стала перевірка модуля когнітивної обробки інцидентів на базі LLM-агента. Для уникнення апаратних протиріч слід чітко

розмежувати архітектуру: тоді як збір первинних екологічних даних здійснюється на периферійному рівні (Edge IoT) за допомогою ресурс-обмежених мікроконтролерів, функціонування ресурсомісткої моделі LLM-агента та системи векторного пошуку RAG (Retrieval-Augmented Generation) забезпечується виключно на потужностях центрального муніципального сервера із залученням GPU-прискорювача.

Блок F вирішує проблему тривалої ручної інтерпретації цифр фахівцями шляхом автоматичної генерації управлінських рекомендацій у текстовому форматі. Агент працює за триступеневим протоколом:

- програмна декомпозиція виявленої проблеми (інциденту);
- векторний пошук релевантних нормативних актів та технологічних інструкцій у завантаженій базі знань муніципалітету;
- синтез фінального кортежу рішень.

Для валідації цього підходу агенту було подано дані щодо інциденту на локації s-1612.

Валідація блоку F доводить, що інтеграція когнітивних агентів на серверному рівні дозволяє радикально підвищити оперативність муніципального реагування. Традиційний аналіз подібного інциденту фахівцем-екологом зазвичай триває від 2 до 4 годин. Автоматизована процедура блоку F виконує цей цикл за 30-45 секунд (час інференсу LLM), забезпечуючи при цьому високу логічну узгодженість висновків.

4. Аналіз операційної та економічної ефективності. Експериментальна апробація підтвердила, що ефективність блоку F прямо залежить від якості роботи попередніх блоків системи:

- завдяки блоку E (перевірка надійності) було автоматично відфільтровано 12% «хибних викликів», що виникли через апаратні збої датчиків CO у місті. Це дозволило уникнути марних виїздів мобільної лабораторії та зекономити ресурси муніципалітету;

– використання віртуальних прогнозних станцій (блок М) дозволило ідентифікувати загрозу на s-1612 ще до того, як забруднення досягло житлових масивів, де розташовані фізичні пости;

– гібридний підхід до прогнозування забезпечив високу точність часових міток для введення транспортних обмежень, що мінімізувало економічні втрати від перекриття доріг.

Важливим аспектом валідації стало тестування стійкості агента до суперечливих даних. Встановлено, що при зниженні показника впевненості нижче 0,75, агент автоматично маркує рішення як «Потребує ручної перевірки», що гарантує збереження контролю з боку людини у критичних ситуаціях. Однак у 90% тестових випадків згенеровані рішення були оцінені незалежними експертами-екологами як «повністю адекватні» або «такі, що потребують мінімального редагування».

Впровадження блоку F перетворює інформаційну систему екологічного моніторингу з пасивного інструменту спостереження на активний компонент управління міським середовищем. Це забезпечує муніципальним громадам можливість реагувати на екологічні загрози превентивно, на основі достовірних прогнозів. Повна валідація всіх блоків моделі DPPDMext (від A до F) на реальних даних муніципальної мережі моніторингу Кременчуцької агломерації доводить працездатність та високу ефективність розробленої інформаційної технології, яка готова до практичного масштабування.

4.6 Практична цінність, економічна ефективність та рекомендації щодо впровадження

4.6.1 Оцінка економічної та операційної ефективності впровадження

Важливим етапом дослідження є обґрунтування доцільності впровадження розробленої інформаційної технології предикативної аналітики у діяльність муніципальних органів управління. Економічна та операційна ефективність системи оцінюється через порівняння витрат на традиційні методи моніторингу та

супровід пропрієтарного програмного забезпечення із витратами на розгортання та експлуатацію запропонованого рішення. В умовах обмежених бюджетних ресурсів територіальних громад України, що посилюються станом воєнного часу та необхідністю швидкої цифровізації згідно з вимогами Директиви 2024/2881 ЄС, параметр «вартість-ефективність» стає визначальним для вибору аналітичного інструментарію.

1. Аналіз витрат на цифровізацію та заміну пропрієтарних сервісів. Основним джерелом прямої економічної вигоди є відмова від дорогих хмарних сервісів іноземних виробників обладнання. У матеріалах публікацій автора (зокрема, у роботі [125]) наведено детальний порівняльний аналіз експлуатаційних витрат. Традиційна модель експлуатації станцій (наприклад, Vaisala) [120] передбачає щорічну оплату підписки за доступ до даних через хмарний сервер виробника, що становить приблизно 300 дол. США на рік за кожну одиницю обладнання.

Розроблена інформаційна технологія базується на використанні відкритої архітектури LwM2M та власної серверної інфраструктури. Витрати на оренду та підтримку віртуального приватного сервера (VPS) для обслуговування мережі міста становлять близько 80 дол. США на рік (тариф Advanced VPS). Таким чином, пряма економія бюджетних коштів на програмному забезпеченні розраховується за формулою:

$$E_{direct} = (C_{cloud} \cdot N) - C_{vps}, \quad (4.6)$$

де C_{cloud} – вартість річної підписки на одну станцію; N – кількість станцій у мережі; C_{vps} – вартість утримання власного сервера.

Для наочності розглянемо два сценарії розгортання:

1) Базовий сценарій (10 станцій): Вартість комерційної підписки склала б 3000 дол. США щорічно. Використання розробленої ІТ (80 дол. США за VPS) дає економію у 2920 дол. США (зниження витрат на 97,3%).

2) Масштабований сценарій (50 станцій): Вартість комерційної підписки лінійно зростає до 15 000 дол. США/рік. Водночас витрати на розширений VPS-сервер для власної системи зростають мінімально (приблизно до 150 дол. США/рік). Економія становить 14 850 дол. США щорічно.

За умови, що вартість розробки та впровадження спеціалізованого ПЗ складає близько 2000 дол. США, період окупності інвестицій у цифровізацію становить менше одного року, що є винятково високим показником для муніципальних ІТ-проектів.

2. Операційна ефективність та автоматизація експертної діяльності. Операційна ефективність технології виражається у радикальному скороченні часових витрат персоналу муніципальних екологічних центрів. Завдяки впровадженню методу автоматизованого формування звітності за алгоритмом «ковзного вікна» (детально описаному у підрозділі 4.2), часові витрати на рутинні процедури підготовки регламентованої документації за Постановою КМУ № 827 було оптимізовано наступним чином:

- час на збір та первинне усереднення даних для одного річного звіту скоротився з 240 хвилин (4 години) до 30 хвилин;
- автоматизація розрахунку повністю виключає імовірність помилок, викликаних людським фактором;
- сумарний показник операційної ефективності (O_{eff}) становить 87,5 % заощадженого робочого часу експерта-еколога.

Вивільнений часовий ресурс дозволяє фахівцям фокусуватися на стратегічних задачах – аналізі причин інцидентів та розробці заходів з мінімізації викидів. Впровадження автономного агента (блок Е) забезпечує додаткову перевагу, автоматично відфільтровуючи хибні сигнали про забруднення, що запобігає марним виїздам мобільних лабораторій.

3. Економічний ефект від геопросторової оптимізації та віртуальних станцій. Важливим складником ефективності є використання блоку М для створення віртуальних прогнозних станцій. Вартість однієї автоматизованої станції муніципального рівня становить від 3000 до 5000 дол. США. Застосування методу

віртуальних станцій на базі імітаційного моделювання трафіку дозволило муніципалітету м. Кременчук отримати аналітичне покриття «сліпих зон» (зокрема, Крюківського мосту), не інвестуючи у фізичне розширення мережі. Віртуальний капітальний ефект від заміни лише трьох необхідних фізичних постів математичними моделями складає понад 12 000 дол. США.

4. Результати оцінки економічної та операційної ефективності впровадження розробленої інформаційної технології предикативної аналітики представлено у таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 – Основні показники ефективності впровадженої інформаційної технології (базовий та масштабований сценарії)

Показник	Значення до впровадження	Значення після впровадження	Ефект / Покращення
Витрати на ПЗ (базово: 10 станцій)	3 000 дол. США / рік	80 дол. США / рік	↓ 97,3 %
Витрати на ПЗ (масштаб: 50 станцій)	15 000 дол. США / рік	150 дол. США / рік	↓ 99,0 %
Час підготовки річного екологічного звіту	240 хв (4 год)	30 хв	↓ 87,5 %
Вартість аналітичного покриття «сліпої зони»	~4000 дол. США (за 1 фіз. пост)	0 дол. США (віртуальний пост)	100 % економія
Витрати на обслуговування (період апробації)	Базовий рівень виїздів	Оптимізація інспекцій	Економія 29,95 тис. грн

Додатково зафіксовано зменшення витрат на поточне обслуговування. Можливість віддаленого калібрування сенсорів та предиктивної діагностики

залишків моделей дозволила оптимізувати графіки виїздів. За розрахунковий період апробації (січень – вересень 2024 року) це привело до прямої економії коштів у розмірі 29,95 тис. грн.

5. Обчислювальна ефективність квантово-гібридних моделей. Як показала оцінка обчислювальної складності (див. підрозділ 4.5.2), використання квантово-гібридних архітектур не потребує від муніципалітету закупівлі дороговартісних обчислювальних кластерів. Час отримання прогнозу (inference time) становить менше 100 мс на стандартному обладнанні. Це дозволяє реалізувати дворівневу модель обчислювальної ефективності: ресурсомістке навчання (блок Q) проводиться централізовано раз на тривалий період, а оперативні прогнози здійснюються миттєво, що забезпечує масштабованість системи без деградації швидкості відгуку.

Підсумовуючи результати аналізу, можна стверджувати, що розроблена інформаційна технологія повністю відповідає критеріям економічної доцільності та високої операційної стабільності. Практична цінність одержаних результатів підтверджена успішним досвідом використання системи у КП «Науковий центр еколого-соціальних досліджень» (м. Кременчук).

4.6.2 Технічні рекомендації щодо розгортання захищеної інфраструктури

Розгортання муніципальної системи екологічного моніторингу на основі розробленої моделі DPPDMext вимагає створення надійного та захищеного апаратно-мережевого фундаменту. Згідно з результатами досліджень, найбільш доцільним протоколом для взаємодії між периферійними пристроями та центральним сервером є Lightweight M2M. Нижче наведено розширені технічні рекомендації, що базуються на апробації системи.

1. Вибір та конфігурація апаратного забезпечення клієнтських вузлів. Для реалізації фізичного рівня мережі рекомендовано використання мікроконтролерів серії ESP32 (зокрема ESP32-WROOM-32E):

- двоядерна архітектура дозволяє виділити одне ядро виключно для виконання стека протоколів LwM2M/DTLS, а друге – для опитування сенсорів;
- обсяг оперативної пам'яті повинен становити не менше 520 КБ SRAM для стабільної роботи TLS-сесій;
- рекомендовано активацію механізму Secure Boot на рівні завантажувача мікроконтролера, що унеможливилює заміну прошивки зловмисником;
- для зберігання криптографічних ключів доцільно використовувати захищену область пам'яті NVS з шифруванням Flash-пам'яті.

2. Архітектура стека протоколів та програмні рішення. Рекомендовано використовувати реалізацію стека Eclipse Wakaama, яка демонструє мінімальний обсяг пам'яті. Для безпеки обов'язковою є інтеграція бібліотеки wolfSSL [123]. Експериментально встановлено, що сумарне завантаження пам'яті ESP32 при роботі в захищеному режимі (LwM2M + DTLS + Crypto) не перевищує 15–18% від доступного обсягу.

3. Впровадження захищеного каналу зв'язку (DTLS):

- Pre-Shared Key (PSK) – рекомендовано для мереж з великою кількістю однотипних датчиків. Забезпечує високу швидкість встановлення зв'язку та мінімальний трафік;
- X.509 Certificates – для критичних вузлів моніторингу та шлюзів, що потребують суворої автентифікації на основі інфраструктури публічних ключів (PKI);
- доцільно використовувати механізм сесійних білетів (Session Resumption) для скорочення енерговитрат на «рукоостискання» на 40–50%.

4. Процедура безпечного завантаження та ABAC:

- впровадження виділеного Bootstrap-сервера (на базі Eclipse Leshan) гарантує безпечне входження пристрою в мережу. Сервер передає робочі ключі, після чого всі конфігурації здійснюються дистанційно;
- для керування правами доступу різних груп користувачів рекомендовано реалізувати модель ABAC через об'єкт Access Control (/2).

5. Моніторинг мережевої активності та інтеграція існуючих станцій:

– аналізатор мережевої активності повинен контролювати частоту запитів, розмір пакетів CoAP та затримки. При виявленні аномалії ініціюється ізоляція вузла;

– для інтеграції пропрієтарного обладнання (старі версії Vaisala) рекомендовано використання проміжних шлюзів, які транслюють дані у формат об'єктів LwM2M, беручи на себе важкі криптографічні операції.

Таблиця 4.9 – Технічна специфікація рекомендованої інфраструктури моніторингу

Компонент системи	Рекомендоване рішення / Параметр	Призначення
Центральний процесор	ESP32-D0WD-V3 (Dual Core)	Розподіл задач зв'язку та моніторингу
Клієнтський стек	Eclipse Wakaama + wolfSSL	Легковагова та захищена реалізація LwM2M
Серверна платформа	Eclipse Leshan (Docker-based)	Управління парком пристроїв та даними
Режим безпеки	DTLS 1.2/1.3 + PSK / X.509	Шифрування та автентифікація вузлів
Управління доступом	ABAC (через об'єкт /2)	Гранулярний контроль дій операторів
Метод оновлення	FOTA (LwM2M Object /5)	Дистанційне оновлення ПЗ без демонтажу

Для перевірки стійкості розробленої IoT-інфраструктури на базі протоколу LwM2M було проведено серію стрес-тестів з імітацією нестабільного бездротового каналу зв'язку у Cisco Packet Tracer 9.0. За допомогою програмного інструменту імітації втрати пакетів було штучно створено умови з рівнем втрати пакетів від 10% до 35%. Результати експерименту підтвердили, що завдяки використанню легкого стеку CoAP поверх UDP та механізмів швидкого відновлення сесії DTLS, система

зберегла 100% цілісність передачі критичних екологічних метрик без деградації сеансу зв'язку».

Дотримання наведених технічних рекомендацій (узагальнених у табл. 4.9) дозволяє побудувати масштабовану цифрову екосистему, яка відповідає сучасним вимогам кібербезпеки та готова до інтеграції з квантово-гібридними модулями прогнозування.

6. Забезпечення цілісності екологічних даних:

- використання тегів цілісності у кожному пакеті DTLS для запобігання MITM-атакам;
- впровадження механізму часових міток та порядкових номерів пакетів для захисту від атак повторного відтворення.

4.6.3 Апробація результатів та стратегія масштабування системи

Завершальним етапом дослідження стала комплексна апробація розробленої інформаційної технології в умовах реального функціонування муніципальних служб та розробка стратегічного плану її масштабування. Практична перевірка здійснювалася на базі Комунального підприємства «Науковий центр еколого-соціальних досліджень» (м. Кременчук).

1. Результати пілотного впровадження у муніципальному середовищі. Процес апробації розпочався з розгортання апаратної частини архітектури. Вузол керування було розміщено у приміщенні екологічного департаменту, де було реалізовано рольову модель доступу. Експериментальне використання системи на локаціях міста дозволило верифікувати наступні можливості:

- автоматичне вивантаження «сирих» даних з подальшою стандартизацією;
- успішна автоматизована генерація регламентованої звітності без залучення ручної праці експертів;
- побудова інтерактивних теплових мап забруднення (IDW) з дискретністю оновлення кожні 10–20 хвилин;

– успішна детекція локальних екологічних інцидентів (перевищення NO₂ та CO), що дозволило службам оперативно отримувати сповіщення.

Важливим аспектом апробації стала перевірка стійкості інформаційної системи до перебоїв в енергопостачанні та зв'язку. Використання протоколу LwM2M у поєднанні з чергою повідомлень дозволило системі автоматично синхронізувати дані після відновлення каналів передачі без втрати цілісності часових рядів.

2. Валідація автономного агента в управлінських процесах. Під час апробації блоку F (підтримка рішень) автономний LLM-агент залучався для підготовки аналітичних записок. Система успішно пройшла випробування у сценарії «Критичний затор на мосту», де блок M імітував накопичення формальдегіду, а агент блоку F згенерував попередження про необхідність зміни циклів роботи світлофорів. Час від моменту фіксації аномалії віртуальним сенсором до появи готового управлінського висновку склав 145 секунд. Даний хронометраж було отримано за наступних апаратно-програмних умов: розгортання моделі автономного агента та виконання векторного пошуку здійснювалося локально на центральному муніципальному сервері, оснащеному графічним прискорювачем NVIDIA RTX 3090 (24 ГБ VRAM). Зазначений час є комплексним і включає: первинний аналіз надійності даних (блок E), пошук релевантних інструкцій у базі нормативних документів (близько 10–15 с) та безпосередню авторегресійну генерацію розгорнутого текстового звіту моделлю агента (близько 130 с).

3. Стратегія масштабування: від муніципального до регіонального рівня. На основі успішної апробації розроблено стратегію масштабування системи для створення єдиного цифрового еко-простору регіону (згідно з Директивою 2024/2881 ЕС):

Етап 1. Горизонтальне розширення та інтеграція гетерогенних мереж. Залучення даних від мереж громадського моніторингу (наприклад, EcoCity) [126] через розгортання додаткових шлюзів, а також використання мобільних засобів контролю [132, 133]. Локальні сервери виконують первинний аналіз (блок A) та

валідацію (блок E), передаючи на регіональний рівень лише агреговані вектори ознак, що уникає перевантаження каналів зв'язку.

Етап 2. Впровадження розподіленого квантово-гібридного прогнозування. Навчання глобальних моделей Quantum-Transformer на об'єднаних датасетах сусідніх агломерацій для врахування транскордонного перенесення забруднювачів:

$$\hat{Y}_{regional} = P_{hybrid}(X_{local} \cup X_{neighbors} \cup W_{meteo}). \quad (4.6)$$

Це дозволить завчасно отримувати прогнози щодо руху хмар забруднення між містами.

Етап 3. Створення федеративної мережі автономних агентів. Розгортання мережі взаємодіючих LLM-агентів, де кожен муніципальний вузол координує спільні дії з сусідами та регіональним центром у разі масштабних екологічних інцидентів (використовуючи протоколи MAS).

4. Техніко-економічне та соціальне обґрунтування масштабування. Як було доведено у підрозділі 4.6.1, масштабування розробленої системи є значно економічно вигіднішим за розширення існуючих пропріетарних рішень. Зі збільшенням кількості станцій витрати на власну IT-інфраструктуру зростають мінімально, забезпечуючи 100% економію на програмних ліцензіях на кожному новому етапі розширення мережі.

Соціально-екологічний ефект від масштабування системи на рівень області або всієї України полягає у забезпеченні рівного доступу мешканців малих громад до високотехнологічної екологічної аналітики, а також у формуванні об'єктивної бази даних для національного плану відновлення довкілля.

Висновки щодо апробації дозволяють стверджувати, що поставлена мета дисертації досягнута повністю. Створено та перевірено у реальних умовах повний цикл обробки екологічних даних: від сенсора до управлінської рекомендації. Доведено доцільність використання квантово-гібридних моделей на стандартному обладнанні та валідовано концепцію віртуальних станцій. Розроблена IT є

завершеним науковим продуктом, готовим до широкого впровадження в межах цифрової трансформації екологічної політики України.

Розроблена ІТ є завершеним науковим продуктом, готовим до широкого впровадження в межах цифрової трансформації екологічної політики України.

Варто наголосити, що детальне обґрунтування перспективних векторів розвитку системи, системний аналіз архітектурних рішень у муніципальних мережах спостереження, а також теоретичне проектування концептуальних меж розширеної моделі DPPDMext було здійснено у праці [134]. Проведене у цьому дослідженні комплексне порівняльне оцінювання інструментів геопросторового моделювання та предиктивного аналізу часових рядів (від класичної статистики та моделей глибокого навчання до квантово-гібридних мереж і когнітивних LLM-агентів) дозволило сформулювати цілісну довгострокову науково-дослідну програму для подальшої цифрової трансформації та підвищення ефективності екологічного менеджменту в межах концепції «розумних міст».

4.7 Висновки за четвертим розділом

У четвертому розділі дисертаційної роботи проведено програмно-технічну реалізацію розроблених методів та моделей, а також виконано їх експериментальну апробацію на реальних даних, що дозволило зробити наступні висновки:

1. Здійснено успішну програмну реалізацію цілісної архітектури інформаційної технології на базі сучасного стеку технологій (Ubuntu, Nginx, Laravel, MySQL та R Shiny). Розроблена структура бази даних із використанням механізмів унікальної ідентифікації часових міток та окремих таблиць агрегації дозволила забезпечити стабільний збір та зберігання великих обсягів гетерогенних екологічних даних від станцій моніторингу Vaisala та Eco-City. Доведено, що використання принципу Single Page Application (SPA) у поєднанні з асинхронною обробкою запитів гарантує високу швидкість відгуку системи та масштабованість ІТ-інфраструктури муніципального рівня.

2. Реалізовано підсистему автоматизованого формування аналітичної звітності, що повністю відповідає нормативним вимогам Постанови № 827 КМУ. Розроблені алгоритми «ковзного вікна» для підрахунку перевищень гранично допустимих концентрацій (ГДК) та інтеграція з бібліотеками PHPWord/Excel дозволили автоматизувати синтез регламентної документації. Впровадження колірної індикації за індексом AQI та ГІС-візуалізації на базі OpenStreetMap забезпечило трансформацію складних екологічних метрик у наочні продукти для підтримки прийняття оперативних управлінських рішень.

3. Експериментально підтверджено перевагу квантово-гібридного підходу до прогнозування екологічних параметрів у порівнянні з класичними статистичними моделями. Апробація на ретроспективних даних Кременчуцької агломерації (2007–2024 рр.) продемонструвала зниження середньоквадратичної помилки (MSE) на 45,96 % для вологості та до 74,65 % для атмосферного тиску. Статистична значущість результатів, верифікована за допомогою тесту Вілкоксона ($p < 0,05$), доводить ефективність використання квантових варіаційних шарів для моделювання складних нелінійних процесів в умовах малих вибірок даних.

4. Обґрунтовано високу практичну цінність та економічну ефективність розробленої інформаційної технології. Доведено, що перехід від пропрієтарних хмарних сервісів до власного програмного рішення дозволяє муніципальним громадам досягти економії понад 90 % коштів на етапі експлуатації мережі моніторингу. Встановлено повну готовність ІТ до розгортання в умовах обмежених обчислювальних ресурсів завдяки адаптації легковагового протоколу LwM2M для бюджетних контролерів серії ESP32, що підтверджено актами впровадження у діяльність профільних муніципальних підприємств.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано актуальну науково-прикладну задачу розробки моделей, методів та архітектурних принципів побудови інтегрованої інформаційної технології підготовки та обробки даних екологічного моніторингу, що забезпечує наскрізну автоматизацію процесів збору, верифікації, аналізу, прогнозування та когнітивного аналізу даних для підтримки прийняття рішень на муніципальному рівні.

Основними науковими та практичними результатами роботи є наступні:

1. На основі комплексного аналізу встановлено, що існуючі муніципальні системи мають фрагментарну архітектуру та не забезпечують замкненого циклу «від даних до рішень». Доведено критичну потребу в методах, що здатні ефективно працювати в умовах дефіциту історичних даних та високої волатильності екологічних параметрів, що вимагає розробки інтелектуальних інструментів для автоматизованої інтерпретації результатів.

2. Розроблено та впроваджено розширену концептуальну модель підготовки та обробки даних екологічного моніторингу $DPPDM_{ext}$, формалізовану як кортеж множин $\langle D, T, F, (A, P, Q, M, E), V \rangle$. Практична цінність моделі полягає у структуруванні інформаційних потоків через послідовні інтегровані аналітичні стадії. Завдяки розробленому математичному забезпеченню (блок M), що поєднує двовимірну зворотно-зважену інтерполяцію (IDW) та імітаційні моделі автомобільного трафіку (алгоритм A^*), вирішено проблему просторового моделювання «сліпих зон». Це дозволило системі автоматично локалізувати приховані джерела забруднення у критичних інфраструктурних вузлах (зокрема, на транспортних розв'язках) без необхідності розширення фізичної мережі постів.

3. Практично реалізовано та досліджено метод прогнозування базових екологічних і метеорологічних параметрів (температури, відносної вологості, атмосферного тиску, концентрацій оксиду вуглецю CO , діоксиду азоту NO_2 та дрібнодисперсного пилу $PM_{2.5}$) на горизонт до 24 годин. Метод базується на математичній гібридизації алгоритмів глибокого навчання з варіаційними

квантовими схемами. Програмно-апаратна реалізація цього методу у вигляді квантово-гібридних архітектур (QuantumLSTM, QuantumTransformer) на базі 4–6 кубітів дозволила знизити середньоквадратичну похибку (MSE) прогнозування на 45–74% порівняно з базовими класичними моделями (LSTM, ARIMA) в умовах дефіциту навчальних даних. Доведено, що розроблений підхід забезпечує локальну точність прогнозування на рівні понад 97%, що співставно з точністю існуючих глобальних детермінованих моделей (наприклад, NWP, які мають похибку близько 10% на п'ятиденних періодах), ефективно працюючи на мікрорівні муніципалітету.

4. Адаптовано та впроваджено децентралізовану архітектуру захищеного збору екологічних даних на базі легковагового протоколу LwM2M. Доведено, що імплементація стеку LwM2M/CoAP/DTLS 1.2 на периферійних контролерах серії ESP32 забезпечила не лише зниження накладних витрат оперативної пам'яті до 6,2–8,7%, але й суттєво підвищила енергоефективність вузлів завдяки бінарному формату передачі корисного навантаження. Застосований комплекс рішень із кібербезпеки (безпечне завантаження Bootstrap, управління доступом ABAC та машинне навчання для виявлення аномалій трафіку) гарантував 100% цілісність передачі телеметрії навіть за умов втрати пакетів у бездротових каналах зв'язку до 35%.

5. Створено підсистему автоматизованого вибору моделей та експертної оцінки прогнозів. Процедура адаптивної селекції алгоритмів прогнозування (блок Q) базується на мінімізації зваженої комбінації середньоквадратичної та середньої абсолютної похибок, що дозволяє гнучко балансувати між чутливістю моделі до пікових викидів та загальною стабільністю тренду. Розроблено комплексний інтегральний індекс надійності прогнозів, що математично об'єднує субіндекси точності, стабільності та просторової узгодженості. Його застосування спільно з алгоритмом кластеризації K-Means забезпечило точне виявлення локальних зон критичного забруднення та автоматичне відсіювання математичних галюцинацій моделей.

6. Досліджено та практично реалізовано підсистему когнітивної підтримки управлінських рішень, центральним оркестратором якої виступає велика мовна

модель (LLM). Робота автономного аналітичного агента базується на тріаді «Планування → Виконання → Синтез», що доповнюється механізмами виклику зовнішніх інструментів та наявністю короткострокової і довгострокової пам'яті. Доведено, що інтеграція векторного пошуку в базі нормативних знань (RAG-технологія) дозволяє агенту самостійно здійснювати декомпозицію екологічних інцидентів та генерувати технічно і юридично обґрунтовані управлінські рекомендації у вигляді структурованого звіту для муніципальних служб.

7. Підтверджено високу практичну та економічну ефективність розробленої інформаційної технології. Програмна автоматизація формування регламентної звітності за Постановою № 827 КМУ скоротила час підготовки документів з 4 годин (240 хвилин) до 30 хвилин (операційна ефективність персоналу зросла на 87,5%). Прямий економічний ефект від упровадження розробленого програмно-апаратного комплексу, відмови від дорогих пропрієтарних хмарних сервісів та оптимізації обслуговування мережі моніторингу за розрахунковий період 2024 року склав 29,95 тис. грн.

Результати дисертаційної роботи впроваджено у виробничу діяльність Комунального підприємства «Науковий центр еколого-соціальних досліджень» (м. Кременчук) та Товариства з обмеженою відповідальністю «ЛЕМПДЕВ» (м. Кременчук) у частині автоматизації збору екологічних даних та побудови захищеної IoT-інфраструктури. Науково-прикладні результати дослідження інтегровано у навчальний процес Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського під час підготовки бакалаврів та магістрів за спеціальностями 122 «Комп'ютерні науки» та 123 «Комп'ютерна інженерія». Проведене дослідження повністю відповідає поставленій меті, а розроблена інформаційна технологія є завершеним науково-технічним рішенням, готовим до масштабування на національному рівні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ecological Forecasts: An Emerging Imperative / J. S. Clark et al. *Science*. 2001. Vol. 293, no. 5530. P. 657–660. URL: https://www.researchgate.net/publication/11868797_Ecological_Forecasts_An_Emerging_Imperative (дата звернення: 08.06.2026).
2. Directive (EU) 2024/2881 of the European Parliament and of the Council of 11 April 2024 on Ambient Air Quality and Cleaner Air for Europe (Recast). EUR-Lex. 2025. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2024/2881/oj> (дата звернення: 08.06.2026).
3. Navigating urban complexity: The transformative role of digital twins in smart city development / D. Peldon et al. *Sustainable Cities and Society*. 2024. Vol. 111. 105583. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210670724004086> (дата звернення: 08.06.2026).
4. Білинський Й. Й., Книш Б. П. Аналіз характеристик та обґрунтування індексів рослинності. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2021. Вип. 2. С. 7–14.
5. Paradigm of Safe Intelligent Ecological Monitoring of Environmental Parameters / Y. Bobalo et al. *CEUR Workshop Proceedings*. 2021. Vol. 3200. P. 244–249.
6. Mathematical modeling, intelligent data analysis and artificial intelligence to support decision-making in post-war reconstruction / O. Trofymchuk et al. *Environmental Safety and Natural Resources*. 2025. Vol. 55, no. 3. P. 33–49. DOI: <https://doi.org/10.32347/2411-4049.2025.3.33-49> (дата звернення: 08.06.2026).
7. Provenzale A. Climate models. *Rendiconti Lincei*. 2013. Vol. 25, no. 1. P. 49–58. URL: https://www.researchgate.net/publication/259636814_Climate_models (дата звернення: 08.06.2026).
8. Cosme M., Thomas C., Gaucherel C. On the History of Ecosystem Dynamical Modeling: The Rise and Promises of Qualitative Models. *Entropy*. 2023. Vol. 25, no. 11. 1526. URL: <https://www.mdpi.com/1099-4300/25/11/1526> (дата звернення: 08.06.2026).

9. Grimm V., Railsback S. F. Individual-Based Modeling and Ecology. Princeton : Princeton University Press, 2005. 428 p. (Princeton Series in Theoretical and Computational Biology). URL: <https://fenix.ciencias.ulisboa.pt/downloadFile/844562369089364/IBM%20and%20Ecology.pdf> (дата звернення: 08.06.2026).
10. Brimcombe A. GIS, Environmental Modeling and Engineering. 2nd ed. Boca Raton : CRC Press, 2020. 330 p. URL: https://faculty.ksu.edu.sa/sites/default/files/gis_environmental_modeling_and_engineering2nd_edition.pdf (дата звернення: 08.06.2026).
11. González A. GIS in Environmental Assessment: A Review of Current Issues and Future Needs. Progress in Environmental Assessment Policy, and Management Theory and Practice. 2016. P. 121–143. URL: https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9781783268382_0007?srsId=AfmBOorkF76mRpUV1o_dY9atQ0rGwk2Zb6PM36Qf6gdsnkN6Qo106sjr (дата звернення: 08.06.2026).
12. Liu P., Wang L., Li J. Unlocking the Potential of Explainable Artificial Intelligence in Remote Sensing Big Data. Remote Sensing. 2023. Vol. 15, no. 23. 5448. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/23/5448> (дата звернення: 08.06.2026).
13. Calka B., Szostak M. GIS-Based Environmental Monitoring and Analysis. Applied Sciences. 2025. Vol. 15, no. 6. 3155. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/6/3155> (дата звернення: 08.06.2026).
14. Білинський Й. Й., Камінський О. С. Застосування штучного інтелекту в дослідницьких завданнях з курсу загальної фізики. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2025. Вип. 4. С. 201–206.
15. A Decision Support System for Wheat Powdery Mildew Risk Prediction Using Weather Monitoring, Machine Learning and Explainable Artificial Intelligence / G. Diachenko et al. Computers and Electronics in Agriculture. 2025. Vol. 230. 109905. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.109905> (дата звернення: 08.06.2026).
16. An Explainable AI Approach to Agrotechnical Monitoring and Crop Diseases Prediction in Dnipro Region of Ukraine / I. Laktionov et al. Journal of Artificial

Intelligence and Soft Computing Research. 2023. Vol. 13. P. 247–272. DOI: <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2023-0018> (дата звернення: 08.06.2026).

17. Kerski J. Teaching and Learning Geography with a Web GIS Approach. Geographic Information Systems (GIS) for Disaster Management / ed. by S. Kumar et al. Cham : Springer Nature, 2024. P. 113–135. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-40747-5_7 (дата звернення: 08.06.2026).

18. Rocchini D., Féret J.-B., Papuga G. Coupling in situ and remote sensing data to assess α - and β -diversity over biogeographic gradients. arXiv. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2404.18485> (дата звернення: 08.06.2026).

19. Madhavi M., Kolikipogu R., Prabakar S. Experimental Evaluation of Remote Sensing–Based Climate Change Prediction Using Enhanced Deep Learning Strategy. Remote Sensing in Earth Systems Sciences. 2024. Vol. 7, no. 4. P. 642–656. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s41976-024-00152-w> (дата звернення: 08.06.2026).

20. Finizio M., Pontieri F., Bottaro C. Remote Sensing for Urban Biodiversity: A Review and Meta-Analysis. Remote Sensing. 2024. Vol. 16, no. 23. 4483. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/23/4483> (дата звернення: 08.06.2026).

21. Application of Remote Sensing and GIS in Environmental Monitoring and Management / J. Dutta et al. Remote Sensing and GIS Techniques in Hydrology / ed. by M. Batchi, A. Moumane. Hershey : IGI Global Scientific Publishing, 2024. P. 1–34. URL: https://www.researchgate.net/publication/385174847_Application_of_Remote_Sensing_and_GIS_in_Environmental_Monitoring_and_Management (дата звернення: 08.06.2026).

22. Toms M. Remote Sensing and GIS for Ecologists: Using Open Source Software. Bird Study. 2016. Vol. 64, no. 1. P. 116. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00063657.2016.1253665> (дата звернення: 08.06.2026).

23. Air quality prediction using multi-source remote sensing data integration with hybrid deep learning framework / S. Kalaiselvi et al. *Scientific Reports*. 2026. Vol. 16. 2688. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-32466-0> (дата звернення: 08.06.2026).

24. Hernandez-Martinez A. R. Remote sensing for environmental analysis: Basic concepts and setup. *Green Sustainable Process for Chemical and Environmental Engineering and Science* / ed. by Inamuddin, R. B. Abdullah, M. A. Amsterdam : Elsevier, 2021. P. 209–224. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/chapter/edited-volume/abs/pii/B9780128218839000126> (дата звернення: 08.06.2026).

25. Verde S., Dell'Acqua F., Losasso M. Environmental Data, Modeling and Digital Simulation for the Evaluation of Climate Adaptation and Mitigation Strategies in the Urban Environment. *Sustainability*. 2024. Vol. 16, no. 5. 2179. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/5/2179> (дата звернення: 08.06.2026).

26. NOAA's HYSPLIT Atmospheric Transportation and Dispersion Modeling System / A. F. Stein et al. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 2015. Vol. 96, no. 12. P. 2059–2077. URL: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/96/12/bams-d-14-00110.1.xml> (дата звернення: 08.06.2026).

27. Goulart A. G., Lazo M. J., Suarez J. M. S. A new parameterization for the concentration flux using the fractional calculus to model the dispersion of contaminants in the Planetary Boundary Layer. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2019. Vol. 518. P. 38–49. URL: <https://arxiv.org/abs/1812.02038> (дата звернення: 08.06.2026).

28. Brasseur G. P., Jacob D. J. Atmospheric Observations and Model Evaluation. *Modeling of Atmospheric Chemistry*. Cambridge : Cambridge University Press, 2017. P. 436–486. URL: <https://www.cambridge.org/core/books/abs/modeling-of-atmospheric-chemistry/atmospheric-observations-and-model-evaluation/E59714F57FA01EC5FC4D06BCF2DD0009> (дата звернення: 08.06.2026).

29. Large area hydrologic modeling and assessment part I: Model development / J. G. Arnold et al. *American Journal of Water Resources*. 1998. Vol. 34, no. 1. P. 73–89.

URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1752-1688.1998.tb05961.x> (дата звернення: 08.06.2026).

30. MIKE 21 Flow Model: Hydrodynamic and Transport Module—Scientific Documentation. URL: <https://www.dhigroup.com/upload/dhisoftwarearchive/shortdescriptions/marine/HydrodynamicModuleHD.pdf> (дата звернення: 08.06.2026).

31. Determination of the ecological state of the Kremenchuk reservoir on the basis of information entropy / V. Bezsonnyi et al. *Technogenic and Ecological Safety*. 2023. No. 1. P. 20–26. DOI: <https://doi.org/10.52363/2522-1892.2023.1.3> (дата звернення: 08.06.2026).

32. Determination of the ecological state of the Kremenchuk reservoir on the basis of information entropy / V. Bezsonnyi et al. *Technogenic and Ecological Safety*. 2023. No. 1. P. 20–26. DOI: <https://doi.org/10.52363/2522-1892.2023.1.3> (дата звернення: 08.06.2026).

33. The methodology for adaptive modeling and forecasting nonlinear and nonstationary processes / O. Trofymchuk et al. *International Scientific Technical Journal «Problems of Control and Informatics»*. 2024. Vol. 69, no. 1. P. 63–79. DOI: <https://doi.org/10.34229/1028-0979-2024-1-6> (дата звернення: 08.06.2026).

34. Anthropogenic climate change for 1860 to 2100 simulated with the HadCM3 model under updated emissions scenarios / T. C. Johns et al. *Climate Dynamics*. 2003. Vol. 20, no. 6. P. 583–612. URL: https://www.researchgate.net/publication/225490676_Anthropogenic_climate_change_for_1860_to_2100_simulated_with_the_HadCM3_model_under_updated_emissions_scenarios (дата звернення: 08.06.2026).

35. The performance of the Hadley Centre Climate Model (HadCM3) in high southern latitudes / J. Turner et al. *International Journal of Climatology*. 2006. Vol. 26, no. 1. P. 91–112. URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/joc.1260> (дата звернення: 08.06.2026).

36. Assessing the Performance of CMIP5 Global Climate Models for Simulating Future Precipitation Change in the Tibetan Plateau / K. Jia et al. *Water*. 2019. Vol. 11, no.

9. 1771. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4441/11/9/1771> (дата звернення: 08.06.2026).

37. Zhao T. B., Dai A. G. CMIP6 Model–Projected Hydroclimatic and Drought Changes and Their Causes in the Twenty–First Century. *Journal of Climate*. 2022. Vol. 35, no. 3. P. 897–921. URL: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/35/3/JCLI-D-21-0442.1.xml> (дата звернення: 08.06.2026).

38. Hydrodynamic Model Ensembles for Climate Change Projections in Estuarine Regions / I. Iglesias et al. *Water*. 2022. Vol. 14, no. 12. 1966. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4441/14/12/1966> (дата звернення: 08.06.2026).

39. Nandalal K. D. W. Use of a hydrodynamic model to forecast floods of Kalu River in Sri Lanka. *Journal of Flood Risk Management*. 2009. Vol. 2, no. 3. P. 151–158. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1753-318X.2009.01032.x> (дата звернення: 08.06.2026).

40. Verburg P. H., Overmars K. P. Combining top-down and bottom-up dynamics in land use modeling: Exploring the future of abandoned farmlands in Europe with the Dyna-CLUE model. *Landscape Ecology*. 2009. Vol. 24, no. 9. P. 1167–1181. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10980-009-9355-7> (дата звернення: 08.06.2026).

41. Urban D. L., Keitt T. H. Landscape connectivity: A graph-theoretic perspective. *Ecology*. 2001. Vol. 82, no. 5. P. 1205–1218. URL: [https://esajournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1890/0012-9658\(2001\)082\[1205%3ALCAGTP\]2.0.CO%3B2](https://esajournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1890/0012-9658(2001)082[1205%3ALCAGTP]2.0.CO%3B2) (дата звернення: 08.06.2026).

42. Weng Q., Fu P., Gao F. Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*. 2014. Vol. 145. P. 55–67. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425714000479> (дата звернення: 08.06.2026).

43. Moussa H., Abboud M. The Methodology of Applying Inverse Distance Weighting Interpolation Method in Determining Normal Heights. *Resourceedings*. 2024.

Vol. 4. P. 1–6. URL: <https://press.ierek.com/index.php/Resourceedings/article/view/1068> (дата звернення: 08.06.2026).

44. Chen F.-W., Liu C.-W. Estimation of the spatial rainfall distribution using inverse distance weighting (IDW) in the middle of Taiwan. *Paddy and Water Environment*. 2012. Vol. 3, no. 4. P. 209–222. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10333-012-0319-1> (дата звернення: 08.06.2026).

45. de Mesnard L. Pollution models and inverse distance weighting: Some critical remarks. *Computers & Geosciences*. 2013. Vol. 52. P. 459–469. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S009830041200372X> (дата звернення: 08.06.2026).

46. Investigation into the Effects of Climate Change on Reference Evapotranspiration Using the HadCM3 and LARS-WG / M. Bayatvarkeshi et al. *Water*. 2020. Vol. 12, no. 3. 666. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4441/12/3/666> (дата звернення: 08.06.2026).

47. Land-Use and Land-Cover Changes and Urban Expansion in Central Vietnam: A Case Study in Hue City / N. H. K. Linh et al. *Urban Science*. 2024. Vol. 8, no. 4. 242. URL: <https://www.mdpi.com/2413-8851/8/4/242> (дата звернення: 08.06.2026).

48. Ennouri K., Smaoui S., Triki M. A. Detection of Urban and Environmental Changes via Remote Sensing. *Circular Economy and Sustainability*. 2021. Vol. 1. P. 1423–1437. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s43615-021-00035-y> (дата звернення: 08.06.2026).

49. Han J., Pei J., Tong H. *Data Mining: Concepts and Techniques*. Burlington : Morgan Kaufmann, 2022. 744 p. URL: <https://www.researchgate.net/profile/Rima-Houari/post/Can-anyone-recommend-a-good-data-mining-book-in-particular-one-that-sets-it-apart-from-machine-learning/attachment/59d6569879197b80779ad514/AS%3A530873606995968%401503581539048/download/Data+Mining+Concepts+and+Techniques+2ed+-+1558609016+-+Copie.pdf> (дата звернення: 08.06.2026).

50. Інформаційна система збору та накопичення даних про якість атмосферного повітря зі станцій Vaisala муніципального рівня / К. О. Вадурін та ін. Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології. 2023. № 2(06). С. 38–49. DOI: <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2023-02-06-04> (дата звернення: 08.06.2026).

51. Web-Based Technology of Intellectual Analysis of Environmental Data of an Industrial Enterprise / A. Perekrest et al. 2023 IEEE 5th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES), Kremenchuk, Ukraine, 2023. P. 1–7. DOI: <https://doi.org/10.1109/MEES61502.2023.10402523> (дата звернення: 08.06.2026).

52. Chao C., Min B.-W. Correlation Analysis of Atmospheric Pollutants and Meteorological Factors Based on Environmental Big Data. International Journal of Contents. 2022. Vol. 18, no. 1. P. 17–26. URL: <https://accesson.kr/ijcon/assets/pdf/11044/journal-18-1-17.pdf> (дата звернення: 08.06.2026).

53. Information System for Monitoring and Forecast of Building Heat Consumption / V. Shendryk et al. Communications in Computer and Information Science. 2014. Vol. 465. P. 1–11. URL: https://www.researchgate.net/publication/276411115_Information_System_for_Monitoring_and_Forecast_of_Building_Heat_Consumption (дата звернення: 08.06.2026).

54. Towards Digitalization for Air Pollution Detection: Forecasting Information System of the Environmental Monitoring / K. Vadurin et al. Sustainability. 2025. Vol. 17, no. 9. 3760. URL: <https://doi.org/10.3390/su17093760> (дата звернення: 08.06.2026).

55. Air quality historical correlation model based on time series / Y. Liu et al. Scientific Reports. 2024. Vol. 14. 22791. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-74246-2> (дата звернення: 08.06.2026).

56. Вадурін К. О., Перекрест А. Л., Бахарев В. С. Розробка методу автоматичного формування звітності про кількість перевищень встановлених нормативів маркерів атмосферного повітря. Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології. 2023. № 2(06). С. 50–59. DOI: <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2023-02-06-05> (дата звернення: 08.06.2026).

57. Kaur J., Parmar K. S., Singh S. Autoregressive models in environmental forecasting time series: A theoretical and application review. *Environmental Science and Pollution Research*. 2023. Vol. 30, no. 8. P. 19617–19641. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9844203/> (дата звернення: 08.06.2026).

58. Yadav D. K., Soumya K., Goswami L. Autoregressive integrated moving average model for time series analysis. 2024 International Conference on Optimization Computing and Wireless Communication (ICOCWC), Debre Tabor, Ethiopia, 29–30 Jan. 2024. New York : IEEE, 2024. P. 1–6. URL: https://www.researchgate.net/publication/379172591_Autoregressive_Integrated_Moving_Average_Model_for_Time_Series_Analysis (дата звернення: 08.06.2026).

59. Lai Y., Dzombak D. A. Use of the autoregressive integrated moving average (ARIMA) model to forecast near-term regional temperature and precipitation. *Weather and Forecasting*. 2020. Vol. 35, no. 3. P. 959–976. URL: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/35/3/waf-d-19-0158.1.xml> (дата звернення: 08.06.2026).

60. Marinov E., Petrova-Antonova D., Malinov S. Time Series Forecasting of Air Quality: A Case Study of Sofia City. *Atmosphere*. 2022. Vol. 13, no. 5. 788. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4433/13/5/788> (дата звернення: 08.06.2026).

61. Time series analysis and forecasting for air pollution in small urban area: An SARIMA and factor analysis approach / S. Gocheva-Ilieva et al. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 2014. Vol. 28, no. 4. P. 1045–1060. URL: https://www.researchgate.net/publication/269377468_Time_series_analysis_and_forecasting_for_air_pollution_in_small_urban_area_An_SARIMA_and_factor_analysis_approach (дата звернення: 08.06.2026).

62. Chodakowska E., Nazarko J., Nazarko Ł. ARIMA Models in Electrical Load Forecasting and Their Robustness to Noise. *Energies*. 2021. Vol. 14, no. 23. 7952. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/23/7952> (дата звернення: 08.06.2026).

63. Modeling and forecasting meteorological factors using BATS and TBATS models for the Keonjhar district of Orissa / M. Ray et al. *Mausam*. 2022. Vol. 73, no. 3. P. 555–564. URL:

https://www.researchgate.net/publication/362644252_Modeling_and_forecasting_meteorological_factors_using_BATS_and_TBATS_models_for_the_Keonjhar_district_of_Orissa (дата звернення: 08.06.2026).

64. Modeling and forecasting metrological factors using BATS and TBATS models for Keonjhar district of Orissa / M. Ray et al. *Mausam*. 2022. Vol. 73, no. 3. P. 555–564. URL: <https://www.researchgate.net/publication/362644252> (дата звернення: 08.06.2026).

65. Puindi A. C., Silva M. E. Dynamic structural models with covariates for short-term forecasting of time series with complex seasonal patterns. *Journal of Applied Statistics*. 2021. Vol. 48, no. 5. P. 804–826. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/02664763.2020.1748178> (дата звернення: 08.06.2026).

66. Hsieh W. W. Evolution of machine learning in environmental science—A perspective. *Environmental Data Science*. 2022. Vol. 1. e3. URL: <https://www.cambridge.org/core/journals/environmental-data-science/article/evolution-of-machine-learning-in-environmental-sciencea-perspective/C21F19C66FA387BC25F43C3C6B95E866> (дата звернення: 08.06.2026).

67. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network and Extreme Gradient Boosting Algorithms Applied in a Greenhouse’s Internal Temperature Prediction / J. M. Esparza-Gómez et al. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, no. 22. 12341. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/22/12341> (дата звернення: 08.06.2026).

68. Qin H. Comparison of deep learning models on time series forecasting: A case study of dissolved oxygen prediction. *arXiv*. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1911.08414> (дата звернення: 08.06.2026).

69. Enhancing IoT-Based Environmental Monitoring and Power Forecasting: A Comparative Analysis of AI Models for Real-Time Applications / M. M. Rahman et al. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, no. 23. 11970. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/24/11970> (дата звернення: 08.06.2026).

70. Time-Series Well Performance Prediction Based on Convolutional and Long Short-Term Memory Neural Network Model / J. Wang et al. *Energies*. 2023. Vol. 16, no. 1. 499. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/1/499> (дата звернення: 08.06.2026).

71. Dong Z., Zhou Y. A Novel Hybrid Model for Financial Forecasting Based on CEEMDAN-SE and ARIMA-CNN-LSTM. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, no. 15. 2434. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7390/12/16/2434> (дата звернення: 08.06.2026).

72. Hybrid Transformer-CNN architecture for multivariate time series forecasting: Integrating attention mechanisms with convolutional feature extraction / A. El Zaar et al. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2025. Vol. 63. P. 1233–1264. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10844-025-00937-5> (дата звернення: 08.06.2026).

73. Hall T., Rasheed K. A Survey of Machine Learning Methods for Time Series Prediction. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, no. 13. 5957. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/11/5957> (дата звернення: 08.06.2026).

74. Khurana U., Samulowitz H. Autonomous Predictive Modeling via Reinforcement Learning. *Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM '20), Online, 19–23 Oct. 2020*. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/346275970_Autonomous_Predictive_Modeling_via_Reinforcement_Learning (дата звернення: 08.06.2026).

75. Automatic Model Selection for Neural Networks / D. Laredo et al. *arXiv*. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1905.06010> (дата звернення: 08.06.2026).

76. A Deep Learning Framework for Long-Term Soil Moisture-Based Drought Assessment Across the Major Basins in China / Y. Duan et al. *Remote Sensing*. 2025. Vol. 17, no. 6. 1000. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/6/1000> (дата звернення: 08.06.2026).

77. Deep learning for air quality forecasts: A review / Q. Liao et al. *Current Pollution Reports*. 2020. Vol. 6, no. 4. P. 399–409. URL: https://www.researchgate.net/publication/344086668_Deep_Learning_for_Air_Quality_Forecasts_a_Review (дата звернення: 08.06.2026).

78. Forecasting drought using machine learning: A systematic literature review / R. S. Oyarzabal et al. *Natural Hazards*. 2025. Vol. 121. P. 9823–9851. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11069-025-07195-2> (дата звернення: 08.06.2026).

79. Drought Prediction: A Comprehensive Review of Different Drought Prediction Models and Adopted Technologies / N. Nandgude et al. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, no. 15. 11684. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/15/11684> (дата звернення: 08.06.2026).

80. Lipovetsky S. Quantum-like Data Modeling in Applied Sciences: Review. *Stats*. 2023. Vol. 6, no. 1. P. 345–353. URL: <https://www.mdpi.com/2571-905X/6/1/21> (дата звернення: 08.06.2026).

81. Chen S., Yoo S., Fang Y.-L. Quantum Long Short-Term Memory. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Singapore, 22–27 May 2022. Piscataway : IEEE, 2022. P. 8622–8626. URL: <https://arxiv.org/abs/2009.01783> (дата звернення: 08.06.2026).

82. A Hybrid Quantum-Classical Model for Stock Price Prediction Using Quantum-Enhanced Long Short-Term Memory / K. Kea et al. *Entropy*. 2024. Vol. 26, no. 11. 954. URL: <https://www.mdpi.com/1099-4300/26/11/954> (дата звернення: 08.06.2026).

83. Quantum-enhanced forecasting: Leveraging quantum gramian angular field and CNNs for stock return predictions / Z. Xu et al. *Finance Research Letters*. 2024. Vol. 67. 105840. URL: <https://arxiv.org/abs/2310.07427> (дата звернення: 08.06.2026).

84. HQNN-FSP: A Hybrid Classical-Quantum Neural Network for Regression-Based Financial Stock Market Prediction / P. K. Choudhary et al. *arXiv*. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2503.15403> (дата звернення: 08.06.2026).

85. HQRNN-FD: A Hybrid Quantum Recurrent Neural Network for Fraud Detection / Y.-C. Li et al. *Entropy*. 2025. Vol. 27, no. 9. 906. URL: <https://www.mdpi.com/1099-4300/27/9/906> (дата звернення: 08.06.2026).

86. Time series forecasting with quantum machine learning architectures / M. A. Rivera-Ruiz et al. *Mexican International Conference on Artificial Intelligence*,

Monterrey, Mexico, 24–29 Oct. 2022. Cham : Springer Nature, 2022. P. 66–82. URL: https://www.researchgate.net/publication/364624751_Time_Series_Forecasting_with_Quantum_Machine_Learning_Architectures (дата звернення: 08.06.2026).

87. Zheng K., Van Griensven J., Fraser R. A Quantum Machine Learning Approach to Spatiotemporal Emission Modelling. *Atmosphere*. 2023. Vol. 14, no. 6. 944. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4433/14/6/944> (дата звернення: 08.06.2026).

88. Hybrid Quantum–Classical Neural Networks for Efficient MNIST Binary Image Classification / D. Ranga et al. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, no. 23. 3684. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7390/12/23/3684> (дата звернення: 08.06.2026).

89. Fourier Series Guided Design of Quantum Convolutional Neural Networks for Enhanced Time Series Forecasting / S. L. Juarez-Osorio et al. *Physica Scripta*. 2024. Vol. 100, no. 1. 106009. URL: <https://arxiv.org/abs/2404.15377> (дата звернення: 08.06.2026).

90. Qiov: A quantum-driven internet-of-vehicles-based approach for environmental monitoring and rapid response systems / A. Nahar et al. *arXiv*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2403.18622> (дата звернення: 08.06.2026).

91. Ahmed A. S. A., Kurnaz S. Quantum computing and artificial neural network for classification and time series prediction. 2022 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Ankara, Turkey, 9–11 June 2022. New York : IEEE, 2022. P. 1–4. URL: https://www.researchgate.net/publication/361650961_Quantum_computing_and_artificial_neural_network_for_classification_and_time_series_prediction (дата звернення: 08.06.2026).

92. Learning temporal data with a variational quantum recurrent neural network / Y. Takaki et al. *Physical Review A*. 2021. Vol. 103, no. 5. 052414. URL: <https://journals.aps.org/pra/abstract/10.1103/PhysRevA.103.052414> (дата звернення: 08.06.2026).

93. Model Selection for Production System via Automated Online Experiments / Z. Dai et al. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2020. Vol. 33. P. 1–12. URL: <https://arxiv.org/abs/2105.13420> (дата звернення: 08.06.2026).

94. Predictive Modelling, Analytics and Machine Learning / SAS Institute. 2025. URL: https://www.sas.com/en_gb/insights/articles/analytics/a-guide-to-predictive-analytics-and-machine-learning.html (дата звернення: 08.06.2026).

95. Emergent Cooperation and Strategy Adaptation in Multi-Agent Systems: An Extended Coevolutionary Theory with LLMs / I. de Zarzà et al. *Electronics*. 2023. Vol. 12, no. 13. 2722. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/12/12/2722> (дата звернення: 08.06.2026).

96. A Comprehensive Survey of Retrieval-Augmented Large Language Models for Decision Making in Agriculture: Unsolved Problems and Research Opportunities / A. Vizniuk et al. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*. 2025. Vol. 15, no. 2. P. 115–146. DOI: <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2025-0007> (дата звернення: 08.06.2026).

97. Application of the principle of maximum informativeness with minimal excess of information for selecting the optimal number of water quality parameters / V. Bezsonnyi et al. *Technogenic and Ecological Safety*. 2024. No. 1. P. 46–53. DOI: <https://doi.org/10.52363/2522-1892.2024.1.4> (дата звернення: 08.06.2026).

98. Al-Hawawreh M., Al-Masri E. A comprehensive analyses of intrusion detection system for iot environment. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM)*. 2022. Vol. 16, no. 18. P. 4–20. URL: https://www.researchgate.net/publication/344152313_A_Comprehensive_Analyses_of_Intrusion_Detection_System_for_IoT_Environment (дата звернення: 08.06.2026).

99. Mozaik: An end-to-end secure data sharing platform / Abidin et al. *Data Economy (DE '23) : proceedings of the ACM Workshop*. 2023. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/2/499> (дата звернення: 08.06.2026).

100. Implementing lwm2m in constrained iot devices / S. Rao et al. 2015 IEEE Conference on Wireless Sensors (ICWISE). 2015. URL: https://www.researchgate.net/profile/Vishwas-Lakkundi/publication/281524900_Implementing_LWM2M_in_constrained_IoT_devices/links/55ec6f4708ae21d099c73f7c/Implementing-LWM2M-in-constrained-IoT-devices.pdf (дата звернення: 08.06.2026).

101. Clark M., Rajabion L. A strategic approach to iot security by working towards a secure iot future. *International Journal of Hyperconnectivity and the Internet of Things*. 2023. Vol. 7, no. 1. P. 1–18. URL: https://www.researchgate.net/publication/368267622_A_Strategic_Approach_to_IoT_Security_by_Working_Towards_a_Secure_IoT_Future (дата звернення: 08.06.2026).

102. Managing incident response in industrial internet of things / A. Cook et al. *International Journal of Internet Technology and Secured Transactions*. 2016. Vol. 8, no. 2. P. 251–276. URL: https://www.researchgate.net/publication/311320757_Managing_Incident_Response_in_Industrial_Internet_of_Things (дата звернення: 08.06.2026).

103. Bakhare S., Mohod S. W. A review on real-time network traffic monitoring and anomaly detection system: A comprehensive study with user-friendly interface and historical analysis capabilities. *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 11, no. 3. P. 23–41. URL: <https://ijsrset.com/index.php/home/article/view/IJSRSET5241133> (дата звернення: 08.06.2026).

104. Uzongu C. C., Lele A. C. Challenges and strategies in securing smart environmental applications: A comprehensive review of cybersecurity measures. *Computer Science IT Research Journal*. 2024. Vol. 5, no. 6. P. 1695–1720. URL: <https://www.fepbl.com/index.php/csitrj/article/download/1353/1585> (дата звернення: 08.06.2026).

105. An adaptive environmental effects monitoring framework for assessing the influences of liquid effluents on benthos, water, and sediments in aquatic receiving environments / B. W. Kilgour et al. *Integrated Environmental Assessment and Management*. 2018. Vol. 14, no. 5. P. 552–566. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29770570/> (дата звернення: 08.06.2026).

106. Aluwala A. AI-Driven Anomaly Detection in Network Monitoring Techniques and Tools. *Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing*. 2024. Vol. 3, no. 3. P. 1–6. URL: https://www.researchgate.net/publication/381845747_AI-Driven-Anomaly-Detection-in-Network-Monitoring-Techniques-and-Tools

Driven_Anomaly_Detection_in_Network_Monitoring_Techniques_and_Tools (дата звернення: 08.06.2026).

107. Creation of an Automated Information Processing System with Restricted Access “Internet of Things in a ‘Smart City’: Threats – Security Technologies” in the Industry 4.0 Space / V. Dudykevych et al. Cybersecurity Education Science Technique. 2026. No. 32. P. 45. DOI: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2026.32.917> (дата звернення: 08.06.2026).

108. Simulation-Driven Assessment of Cryptographic Algorithms for Resource-Constrained Infocommunication Networks / I. S. Laktionov et al. Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu. 2025. No. 6. P. 148–156. DOI: <https://doi.org/10.33271/nvngu/2025-6/148> (дата звернення: 08.06.2026).

109. A Comprehensive Review of Cybersecurity Threats to Wireless Infocommunications in the Quantum-Age Cryptography / I. Laktionov et al. IoT. 2025. Vol. 6, no. 4. P. 61. DOI: <https://doi.org/10.3390/iot6040061> (дата звернення: 08.06.2026).

110. Hammad S., Ahmed R. Detecting cyber threats in iot networks: A machine learning approach. International Journal of Computing and Digital Systems. 2024. Vol. 15, no. 1. P. 1–25. URL: https://www.researchgate.net/publication/387498412_Detecting_Cyber_Threats_in_IoT_Networks_A_Machine_Learning_Approach (дата звернення: 08.06.2026).

111. Gilbert C., Gilbert M. Ai-driven threat detection in the internet of things (iot), exploring opportunities and vulnerabilities. International Journal of Research Publication and Reviews. 2024. Vol. 5, no. 4. P. 219–236. URL: https://www.researchgate.net/publication/385505597_AI-Driven_Threat_Detection_in_the_Internet_of_Things_IoT_Exploring_Opportunities_and_Vulnerabilities (дата звернення: 08.06.2026).

112. Channivally S. Blockchain in Internet of Things (IOT) Security : Ph.D. thesis. 2023. URL: https://www.researchgate.net/publication/375834795_Blockchain_in_Internet_of_Things_IOT_Security (дата звернення: 08.06.2026).

113. Alam T. Blockchain-based big data integrity service framework for iot devices data processing in smart cities. SSRN Electronic Journal. 2021. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3869042> (дата звернення: 08.06.2026).

114. Zafer U., Pomeroy J. Blockchain-powered iot security: Ensuring data integrity and device trust-worthiness. 2025. URL: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.15756.22404> (дата звернення: 08.06.2026).

115. Lightweight m2m (lwm2m): A new kid on the block for iot device management and bootstrapping / S. Raza et al. IEEE Communications Standards Magazine. 2017. Vol. 1, no. 1. P. 42–47. URL: <https://transformainsights.com/research/reports/lightweight-m2m-what-how-widespread> (дата звернення: 08.06.2026).

116. Lwm2m for cellular iot: Protocol implementation and performance evaluation / R. Dvorak et al. 2023 15th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems (ICUMT) (Ghent, Belgium, 15–17 Nov. 2023). 2023. P. 212–218. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10333286> (дата звернення: 08.06.2026).

117. A Quantum-Hybrid Framework for Urban Environmental Forecasting Integrating Advanced AI and Geospatial Simulation / J. Peksa et al. Sensors. 2025. Vol. 25, no. 24. 7422. DOI: <https://doi.org/10.3390/s25247422> (дата звернення: 08.06.2026).

118. Vadurin K., Kramek A., Perekrest A. Conceptual Models of Data Collection, Forecasting and Preparation Processes for Professional Analysis in Environmental Monitoring Information Systems. Lecture Notes in Mechanical Engineering. 2026. P. 75–87. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-032-09806-1_7 (дата звернення: 08.06.2026).

119. Реалізація базових функцій інформаційно-комунікаційної системи екологічного моніторингу на основі станцій ЕСО-CITY / К. О. Вадурін та ін. Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку : збірник матеріалів III Міжнародної науково-технічної конференції. Київ : Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут, 2023. С. 97–104. DOI: <https://doi.org/10.61929/viti.mntk.3.2023> (дата звернення: 08.06.2026).

120. Завалєєв А. І., Вадурін К. О. Розробка та впровадження автоматизованої системи для моніторингу та аналізу якості повітря на основі станцій Vaisala. Електроенергетика, електромеханіка та технології в АПК : матеріали Міжнар. наук.-практ. конф. Харків : ДБТУ, 2023. С. 115–116.

121. Модель корпоративної мережі базованої на технологіях інтернету речей підприємства з екологічних досліджень / А. С. Коростельов та ін. Системи управління, навігації та зв'язку. 2023. Вип. 3(73). С. 111–114. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.111> (дата звернення: 08.06.2026).

122. Аналітичні розрахунки корпоративної мережі базованої на технологіях Інтернету речей підприємства з екологічних досліджень / А. С. Коростельов та ін. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Т. 34(73), № 5. С. 140–147. DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/23> (дата звернення: 08.06.2026).

123. Components of ensuring secure infrastructure for environmental monitoring systems using the LwM2M protocol / K. Vadurin et al. CEUR Workshop Proceedings. 2025. Vol. 4024. P. 287–306.

124. Information and analytical system for collecting, processing and analyzing data on air pollution / A. Zavaliiev et al. Automation of Technological and Business Processes. 2024. Vol. 16, no. 1. P. 72–82. DOI: <https://doi.org/10.15673/atbp.v16i1.2774> (дата звернення: 08.06.2026).

125. Програмно-апаратна платформа для оперативного екологічного моніторингу на базі технології Інтернету речей / Г. І. Самарец та ін. Матеріали XXXI Міжнар. конф. «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства». Кременчук, 2024. С. 65.

126. Проектування структури та основних функцій відкритої інформаційно-комунікаційної системи екологічного моніторингу на основі станцій ESO-CITY / К. О. Вадурін та ін. Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку : збірник матеріалів III Міжнародної науково-технічної конференції. Київ : Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут, 2023. С. 105–110. DOI: <https://doi.org/10.61929/viti.mntk.3.2023> (дата звернення: 08.06.2026).

127. Завалєєв А. І., Вадурін К. О., Перекрест А. Л. Інформаційна система моніторингу якості повітря на основі станцій Vaisala. Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій : II Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів. Кременчук : КрНУ, 2023. С. 75–76.

128. Розробка бази даних для зберігання показників стану атмосферного повітря з дослідних станцій комунального підприємства / А. Л. Перекрест та ін. Проблеми інформатизації та управління. 2023. Вип. 3(75). С. 68–86. DOI: <https://doi.org/10.18372/2073-4751.75.18018> (дата звернення: 08.06.2026).

129. Завалєєв А. І., Вадурін К. О. Розвиток та вдосконалення системи моніторингу якості повітря на основі технологічних станцій VAISALA. Молодь: наука та інновації : матеріали XI Міжнар. наук.-техн. конф. студ., асп. та молодих вчених. Дніпро : НТУ «ДП», 2023. Т. 1. С. 447–448.

130. Функціонування мобільного пристрою моніторингу стану повітря за маршрутом руху екологічного транспорту / А. В. Шохірев та ін. I Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій». Кременчук, 2022. С. 57–58.

131. Розробка структури мобільного пристрою моніторингу стану повітря за маршрутом руху екологічного транспорту / А. С. Дрозд та ін. I Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій». Кременчук, 2022. С. 64.

132. Проектування «Розумного квадрокоптера» для задач екологічного моніторингу / Є. М. Хань та ін. Матеріали XXXI Міжнар. конф. «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства». Кременчук, 2024. С. 63.

133. Аналіз мобільних пристроїв моніторингу стану повітря / І. А. Перекрест та ін. I Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій». Кременчук, 2022. С. 59.

134. Удовик І. М., Вадурін К. О. Дослідження стану предметної області інтелектуального аналізу часових рядів та геопросторового моделювання в муніципальних системах екологічного моніторингу. Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського. Кременчук, 2026. № 2.

ДОДАТОК А

Список публікацій здобувача за темою дисертації

Список публікацій здобувача, у яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Vadurin K., Perekrest A., Bakharev V., Shendryk V., Parfenenko Y., Shendryk S. Towards Digitalization for Air Pollution Detection: Forecasting Information System of the Environmental Monitoring. *Sustainability* 2025, 17, 3760. <https://doi.org/10.3390/su17093760>. (Стаття у періодичному закордонному виданні, проіндексованому у базі даних Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка архітектури та функціоналу прогнозної інформаційної системи, реалізація методів автоматизованого вибору моделей, просторового аналізу та кореляційного аналізу, обґрунтування висновків. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка наукової задачі, визначення методології дослідження, аналіз отриманих результатів. Внесок Шендрик В., Парфєненко Ю. та Шендрик С.: підготовка даних для експериментів, участь у розробці модуля візуалізації та редагування тексту статті).

2. Peksa J., Perekrest A., Vadurin K., Mamchur D. A Quantum-Hybrid Framework for Urban Environmental Forecasting Integrating Advanced AI and Geospatial Simulation. *Sensors* 2025, 25, 7422. <https://doi.org/10.3390/s25247422>. (Стаття у періодичному закордонному виданні, проіндексованому у базі даних Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка концепції квантово-гібридного фреймворку DPPDMext, створення та тестування гібридних прогностичних моделей, розробка симулятора динаміки забруднення, впровадження моделі LLM-агента для автоматизації аналізу якості прогнозів. Внесок Перекреста А.: наукове керівництво, постановка експериментів, аналіз результатів. Внесок Пекси Я. та Мамчура Д.: розробка компонента геопросторової симуляції, проведення експериментальних досліджень та аналіз отриманих даних).

3. Vadurin K., Kramek A., Perekrest A. Conceptual Models of Data Collection, Forecasting and Preparation Processes for Professional Analysis in Environmental Monitoring Information Systems. In *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 2026, pp. 75–87. doi: 10.1007/978-3-032-09806-1_7. (Стаття у матеріалах конференції, яка включена до міжнародної наукометричної бази. Особистий внесок здобувача: розробка та формалізація концептуальних кортежних моделей для процесів збору, прогнозування та підготовки даних, інтеграція підходів математичної статистики, машинного навчання та LLM з технологією RAG. Внесок Перекреста А. та Крамек А.: наукове керівництво, узагальнення результатів, редагування тексту).

4. Перекрест А. Л., Бахарєв В. С., Вадурін К. О., Дерієнко А. І., Іващенко А. В., Шкарупа С. А. Розробка бази даних для зберігання показників стану атмосферного повітря з дослідних станцій комунального підприємства. *Проблеми інформатизації та управління*. 2023. Вип. 3(75). С. 68–86. <https://doi.org/10.18372/2073-4751.75.18018>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: аналіз та вибір оптимальної моделі бази даних, проектування її структури, створення основи для служб автоматичного формування звітів. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка задачі, визначення вимог до БД. Внесок Дерієнка А., Іващенко А. та

Шкарупи С.: технічна реалізація бази даних на PHP та MySQL, проведення міграції).

5. Zavalieiev A., Vadurin K., Perekrest A., Bakharev V. Information and analytical system for collecting, processing and analyzing data on air pollution. *Automation of Technological and Business Processes*. 2024. 16(1). С. 72–82. <https://doi.org/10.15673/atbp.v16i1.2774>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: розробка методології та архітектури інформаційно-аналітичної системи, визначення функціоналу для завантаження, обробки та візуалізації даних, розробка підходів до представлення AQI. Внесок Завалєєва А.: програмна реалізація веб-додатку на базі R та Shiny. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: наукове керівництво, аналіз результатів).

6. Вадурін К. О., Перекрест А. Л., Бахарєв В. С., Дерієнко А. І., Іващенко А. В., Шкарупа С. А. Інформаційна система збору та накопичення даних про якість атмосферного повітря зі станцій Vaisala муніципального рівня. *Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології*. 2023. № 2(06). С. 38–49. <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2023-02-06-04>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: розробка архітектури та логіки інформаційної системи, модифікація сервера та структури бази даних для обробки великих обсягів даних. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка задачі, загальне керівництво. Внесок Дерієнка А., Іващенка А. та Шкарупи С.: технічна реалізація системи на базі Laravel та Vue.js, налаштування серверного оточення).

7. Удовик І. М., Вадурін К. О. Дослідження стану предметної області інтелектуального аналізу часових рядів та геопросторового моделювання в муніципальних системах екологічного моніторингу. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2026. № 2. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: проведення критичного аналізу апаратно-програмних обмежень ресурс-обмежених периферійних IoT-мереж; систематизація наукових прогалів у галузі муніципального моніторингу довкілля; участь у розробці та формалізації розширеної концептуальної моделі $DPPDM_{ext} = \langle A, Q, M, E, P, F \rangle$; обґрунтування використання енергоефективного протоколу LwM2M із DTLS-шифруванням для забезпечення захищеного агрегування даних на сенсорному рівні. Внесок Удовик І. М.: наукове керівництво, постановка дослідницької задачі щодо переходу від описового моніторингу до інтелектуальних систем закритого циклу з прескриптивною аналітикою, методологічне обґрунтування концепції інтегрованого адаптивного прогнозування та критична оцінка еволюції обчислювальних підходів).

Список публікацій здобувача, які додатково відображають наукові результати дисертації:

8. Vadurin K., Perekrest A., Mamchur, D., Vladov, S. Components of ensuring secure infrastructure for environmental monitoring systems using the LwM2M protocol. *CEUR Workshop Proceedings*. 2025. Vol. 4024. P. 287–306. (Стаття у матеріалах конференції, яка включена до міжнародної наукометричної бази Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка комплексу рішень для захисту IoT-інфраструктури, створення математичних моделей оцінки ризиків та виявлення аномалій, розробка

алгоритмів динамічного контролю доступу (АВАС) та захищеного початкового налаштування пристроїв. Внесок Перекреста А., Мамчура Д. та Владова С.: аналіз існуючих рішень, постановка задачі, тестування розроблених алгоритмів).

9. Коростельов А. С., Гученко М. І., Перекрест А. Л., Нікітіна А. В., Вадурін К. О. Модель корпоративної мережі базованої на технологіях інтернету речей підприємства з екологічних досліджень. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2023. Вип. 3(73). С. 111–114. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.111>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: розробка методології побудови мережі для екологічного моніторингу та формування висновків щодо її ефективності. Внесок Перекреста А., Гученка М. та Нікітіної А.: постановка задачі, аналіз вимог до мережі, обґрунтування висновків. Внесок Коростельова А. С.: технічна структурна реалізація моделі в середовищі Cisco Packet Tracer, налаштування топології та симуляція мережевих вузлів).

10. Коростельов А. С., Гученко М. І., Перекрест А. Л., Самойлов А. М., Вадурін К. О. Аналітичні розрахунки корпоративної мережі базованої на технологіях Інтернету речей підприємства з екологічних досліджень. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2023. Т. 34(73), № 5. С. 140–147. <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/23>. (Стаття в науковому фаховому періодичному виданні України. Особистий внесок здобувача: обґрунтування методологічних підходів до проектування та аналіз відповідності мережі екологічним завданням. Внесок Гученка М. І.; Перекреста А. Л.; Самойлова А. М.: визначення вихідних даних для розрахунків, аналіз результатів. Внесок Коростельова А. С.: технічне виконання аналітичних розрахунків пропускної здатності та структурне проектування компонентів мережі).

Список публікацій здобувача, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

11. Perekrest A., Mamchur D., Zavaleev A., Vadurin K., Malolitko V., Bakharev V. Web-Based Technology of Intellectual Analysis of Environmental Data of an Industrial Enterprise. In *2023 IEEE 5th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenichuk, Ukraine, 2023, pp. 1–7. doi: 10.1109/MEES61502.2023.10402523. (Стаття у матеріалах конференції, яка включена до міжнародної наукометричної бази Scopus. Особистий внесок здобувача: розробка методології інтелектуального аналізу та підходів до екологічної реалізації системи, формування наукових висновків. Внесок Перекреста А. та Бахарєва В.: постановка задачі, наукове керівництво. Внесок Мамчура Д., Завалєєва А. та Малолітка В.: технічна структурна реалізація веб-технології, програмне забезпечення процесів взаємодії з API джерелами даних).

12. Вадурін К. О., Зілінський Ю. В., Лебедев Н. С., Борох К. С. Реалізація базових функцій інформаційно-комунікаційної системи екологічного моніторингу на основі станцій ЕСО-СІТУ. *Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку: збірник матеріалів III Міжнародної науково-технічної конференції*. Київ: Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут, 2023. С. 97–104. <https://doi.org/10.61929/viti.mntk.3.2023>. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка архітектури серверного компонента та користувацького веб-

інтерфейсу, реалізація коду для мікроконтролера ESP8266. Внесок Зілінського Ю. В., Лебедева Н. С. та Бороха К. С.: розробка програмного забезпечення для аналогу станції, тестування працездатності системи).

13. Вадурін К. О., Юдіна А. Л., Лебедев Н. С., Мардєєва Д. Р. Проектування структури та основних функцій відкритої інформаційно-комунікаційної системи екологічного моніторингу на основі станцій ECO-CITY. *Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки: актуальні питання і тенденції розвитку: збірник матеріалів III Міжнародної науково-технічної конференції*. Київ: Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут, 2023. С. 105–110. <https://doi.org/10.61929/viti.mntk.3.2023>. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: проектування структури системи обробки, збереження та візуалізації даних, розробка алгоритмів функціонування компонентів у нотації IDEF0. Внесок Юдіної А. Л., Лебедева Н. С. та Мардєєвої Д. Р.: проектування структури аналогу станції, участь у формулюванні висновків).

14. Завалєєв А. І., Вадурін К. О. Розробка та впровадження автоматизованої системи для моніторингу та аналізу якості повітря на основі станцій Vaisala. *Електроенергетика, електромеханіка та технології в АПК: матеріали Міжнар. наук.-практ. конф.* Харків: ДБТУ, 2023. С. 115–116. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка концептуальної методології та екологічних підходів до аналізу даних. Внесок Завалєєва А. І.: технічна реалізація та програмне впровадження автоматизованої системи).

15. Завалєєв А. І., Вадурін К. О. Розвиток та вдосконалення системи моніторингу якості повітря на основі технологічних станцій VAISALA. *Молодь: наука та інновації: матеріали XI Міжнар. наук.-техн. конф. студ., асп. та молодих вчених*. Дніпро: НТУ «ДП», 2023. Т. 1. С. 447–448. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: обґрунтування напрямів удосконалення методології моніторингу та аналіз результатів. Внесок Завалєєва А. І.: технічне доопрацювання програмного функціоналу застосунку).

16. Завалєєв А. І., Вадурін К. О., Перекрест А. Л. Інформаційна система моніторингу якості повітря на основі станцій Vaisala. *Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій: II Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів*. Кременчук: КрНУ, 2023. С. 75–76. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка методологічного алгоритму функціонування системи та формування висновків. Внесок Завалєєва А. І. та Перекреста А. Л.: технічна реалізація структурних модулів веб-додатку).

17. Хань Є. М., Вадурін К. О., Перекрест А. Л., Кухаренко Д. В., Крига Є. В., Бахарев В. С. Проектування «Розумного квадрокоптера» для задач екологічного моніторингу. *Матеріали XXXI Міжнар. конф. «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства»*. Кременчук, 2024. С. 63. (Тези доповіді. Особистий внесок здобувача: розробка структурної, електричної та функційної схем блоку контролера, визначення логіки збору даних. Внесок інших співавторів: постановка задачі, участь у проектуванні механічної частини).

18. Самарец Г. І., Вадурін К. О., Сохін Н. Л., Юдіна А. Л., Крига Є. В., Бахарев В. С. Програмно-апаратна платформа для оперативного екологічного моніторингу на базі технології Інтернету речей. *Матеріали XXXI Міжнар. конф. «Актуальні*

проблеми життєдіяльності суспільства». Кременчук, 2024. С. 65. (Тези доповіді. *Особистий внесок здобувача: створення концепції функціонування платформи, розробка схем блоку визначення стану повітря, створення моделі рухомої частини у середовищі Webots. Внесок інших співавторів: загальне керівництво, розробка апаратної частини платформи*).

19. Шохірев А. В., Дрозд А. С., Перекрест І. А., Вадурін К. О. Функціонування мобільного пристрою моніторингу стану повітря за маршрутом руху екологічного транспорту. *І Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій»*. Кременчук, 2022. С. 57–58. (Тези доповіді. *Особистий внесок здобувача: побудова алгоритму функціонування програми мікроконтролера для бездротової передачі даних. Внесок інших співавторів: розробка апаратної частини, тестування*).

20. Перекрест І. А., Дрозд А. С., Шохірев А. В., Вадурін К. О. Аналіз мобільних пристроїв моніторингу стану повітря. *І Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій»*. Кременчук, 2022. С. 59. (Тези доповіді. *Особистий внесок здобувача: аналіз технічних характеристик та функціоналу існуючих пристроїв. Внесок інших співавторів: збір вихідних даних для аналізу*).

21. Дрозд А. С., Шохірев А. В., Перекрест І. А., Вадурін К. О. Розробка структури мобільного пристрою моніторингу стану повітря за маршрутом руху екологічного транспорту. *І Всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів «Актуальні питання автоматизації та інформаційних технологій»*. Кременчук, 2022. С. 64. (Тези доповіді. *Особистий внесок здобувача: синтез структурної схеми пристрою, деталізація підключення та обміну даними між компонентами. Внесок інших співавторів: вибір компонентної бази*).

ДОДАТОК Б

Акти впровадження та використання результатів дисертаційного дослідження



**КОМУНАЛЬНЕ ПІДПРИЄМСТВО
«НАУКОВИЙ ЦЕНТР ЕКОЛОГО-СОЦІАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ»
КРЕМЕНЧУЦЬКОЇ МІСЬКОЇ РАДИ
КРЕМЕНЧУЦЬКОГО РАЙОНУ
ПОЛТАВСЬКОЇ ОБЛАСТІ**

39600, Полтавська область, місто Кременчук, вулиця 29 Вересня, будинок 10/24,
ЄДРПОУ – 36093016; +380676675492

ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор КП «НДЦ»

Віктор ДВОРЕЦКОВ

«20» *квітня* 2026 р.



АКТ

**впровадження науково-практичних результатів дисертаційного
дослідження Вадуріна Кирила Олеговича на здобуття наукового ступеня
доктора філософії зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»**

Цей акт складено Комунальним підприємством «Науковий центр еколого-соціальних досліджень» Кременчуцької міської ради Кременчуцького району Полтавської області про те, що науково-практичні результати дисертаційної роботи Вадуріна К. О. на тему: «Інформаційна технологія підготовки та обробки даних екологічного моніторингу на муніципальному рівні» апробовано та впроваджено у виробничу діяльність підприємства під час модернізації муніципальної системи моніторингу якості атмосферного повітря.

Використані результати дисертації дозволили автоматизувати повний цикл обробки екологічної інформації, забезпечивши перехід від фрагментарного збору даних до цілісної предикативної аналітики. Зокрема, у діяльність підприємства впроваджено наступні компоненти:

- програмно-апаратні рішення для інтеграції даних автоматичних метеостанцій Lufft WS600 та станцій якості повітря AQT420 у єдину муніципальну мережу моніторингу стану навколишнього середовища;
- спеціалізоване програмне забезпечення на базі стеку LabVIEW для автоматизації процесів збору, захищеної передачі та візуалізації даних з газоаналізаторів серії ПМЕЛІ;

– модуль інтелектуальної обробки даних, що базується на розширеній концептуальній моделі DPPDMext для виявлення аномалій у потоках телеметрії в режимі реального часу;

– програмний інструментарій автоматизованого формування звітності про стан атмосферного повітря відповідно до вимог Постанови № 827 Кабінету Міністрів України.

Впровадження зазначених результатів забезпечило суттєве підвищення операційної ефективності роботи фахівців підприємства. Порівняльні показники ефективності обробки регламентної звітності наведено у таблиці нижче.

Показник ефективності	До впровадження (ручна обробка)	Після впровадження (автоматизовано)
Час підготовки звітної відомості (Постанова №827)	4 години (240 хв)	30 хвилин
Частота оновлення часових рядів у веб-інтерфейсі	1 раз на добу	Кожні 10-20 хвилин
Точність ідентифікації прихованих джерел (сліпі зони)	Експертна оцінка (низька)	Віртуальні станції (висока)

Використання впровадженої інформаційної технології дозволило підприємству оптимізувати витрати на обслуговування мережі та забезпечити органи місцевого самоврядування достовірною предикативною інформацією щодо екологічних ризиків. Комісія підтверджує, що розроблені Вадуріним К. О. методи та програмні засоби відповідають технічним вимогам муніципальної системи екологічного моніторингу та рекомендуються до подальшої експлуатації.

Директор КП «НДЦ»



Віктор ДВОРЕЦКОВ

Провідний інженер

з техногенно-екологічної безпеки

Оксана ТАРАН

АКТ
впровадження науково-практичних результатів дисертаційного дослідження
Вадуріна Кирила Олеговича на здобуття наукового ступеня доктора філософії зі
спеціальності
122 «Комп'ютерні науки»

Цей акт складено директором ТОВ «ЛЕМПДЕВ» про те, що результати дисертаційного дослідження Вадуріна К. О. на тему: «Інформаційна технологія підготовки та обробки даних екологічного моніторингу на муніципальному рівні» були використані та впроваджені в діяльність підприємства при виконанні проєктів з розробки та адміністрування спеціалізованих систем екологічного спрямування.

Використані результати дисертації дозволили розширити технологічний стек підприємства та підвищити надійність створюваних програмних продуктів для муніципальних замовників. Зокрема, у виробничі процеси ТОВ «ЛЕМПДЕВ» впроваджено наступні науково-прикладні розробки:

– методологія проєктування сучасних інформаційних технологій підготовки та обробки даних екологічного моніторингу, заснована на розширеній концептуальній моделі DPPDMext;

– програмна реалізація серверної частини інформаційної системи на базі фреймворку Laravel та аналітичних модулів R Shiny для предикативного аналізу часових рядів;

– технологічне рішення щодо адаптації легковагового протоколу LwM2M для ресурс-обмежених IoT-пристроїв, що забезпечує цілісність екологічних даних при передачі;

– алгоритми динамічного контролю доступу на основі атрибутів ABAC для захисту інформаційної інфраструктури моніторингу від несанкціонованого втручання;

– математичні моделі оцінки кіберфізичних ризиків та ідентифікації аномалій у мережевому трафіку моніторингових систем.

Застосування запропонованого Вадуріним К. О. підходу до побудови IoT-інфраструктури дозволило досягти значного технічного ефекту. Порівняльні характеристики впроваджених рішень наведено у таблиці.

Технічний параметр	Традиційні протоколи	Впроваджений протокол LwM2M
Накладні витрати оперативної пам'яті	понад 25%	6 – 9 %
Рівень вбудованого захисту даних	Середній (потребує надбудов)	Високий (вбудований DTLS)
Стійкість до втрати пакетів у каналах зв'язку	Низька (TCP overhead)	Висока (UDP-based CoAP)

Впровадження наукових результатів дисертації забезпечило ТОВ «ЛЕМПДЕВ» можливість створювати конкурентоспроможні інформаційні системи муніципального моніторингу, що характеризуються високою відмовостійкістю та ефективним використанням ресурсів кінцевих пристроїв. Комісія підтверджує високу наукову та практичну значущість виконаної роботи.

ТОВ «ЛЕМПДЕВ»

39600, Полтавська обл., м. Кременчук, буд. Автокразівський, буд. 24, офіс 1
 ЄДРПОУ 44300691, UA 183077000002600411120998, в АТ «Акцент банк»
 МФО 307770, Тел. +38(097) 39 26-07

Директор



Андрій ДЕРІЄНКО

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КРЕМЕНЧУЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
МИХАЙЛА ОСТРОГРАДСЬКОГО

ЗАТВЕРДЖУЮ

Перший проректор КрНУ,

Д.Т.Н., професор

Володимир НИКИФОРОВ

2026 р.



АКТ

упровадження результатів дисертаційної роботи Вадуріна Кирила Олеговича на тему: **«Інформаційна технологія підготовки та обробки даних екологічного моніторингу на муніципальному рівні»** у навчальний процес

Цим актом засвідчується факт того, що науково-прикладні результати дисертаційної роботи здобувача Вадуріна К. В. запроваджено до навчального процесу Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського при підготовці бакалаврів та магістрів за спеціальністю 123 (F7) «Комп'ютерна інженерія».

У навчальний процес кафедри комп'ютерної інженерії та електроніки впроваджено наступні теоретичні та практичні здобутки дисертації:

– концептуальні положення розширеної моделі підготовки та обробки даних DPPDMext, що використовуються при викладанні дисципліни «Інженерія комп'ютерних систем» для пояснення логічних ланцюгів обробки гетерогенної інформації;

– математичний апарат побудови захищеної IoT-інфраструктури на основі протоколу LwM2M, який включено до лекційного курсу та лабораторного практикуму з дисципліни «Інтернет речей»;

– результати досліджень щодо архітектури та функціонування автономних когнітивних агентів у складі інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, що використовуються в дисципліні «Кіберфізичні системи»;

– методику квантово-гібридного прогнозування часових рядів, що застосовується під час курсового та дипломного проектування для здобувачів вищої освіти другого (магістерського) рівня.

Використання зазначених результатів сприяло підвищенню якості фахової підготовки здобувачів, дозволило ознайомити їх із сучасними підходами до створення інтелектуальних муніципальних середовищ та методами роботи з «малими вибірками» даних у предикативній аналітиці. Упровадження результатів підтверджується оновленням робочих програм навчальних дисциплін та методичних вказівок до виконання лабораторних робіт.

Директор ІЕЛШТ



Вячеслав МЕЛЬНИКОВ

Завідувач кафедри КІЕ



Андрій ПЕРЕКРЕСТ

Гарант ОПП «Комп'ютерна інженерія» рівня бакалавр



Андрій ПЕРЕКРЕСТ

Гарант ОПП «Комп'ютерна інженерія» рівня магістр



Микола ГУЧЕНКО

– концептуальну модель DPPDMext та результати розробки архітектури IoT-мереж з використанням протоколу LwM2M включено до навчального контенту дисципліни «Моніторинг та керування в слабкоструктурованих процесах і системах» (ООК11);

– алгоритми створення віртуальних прогнозних станцій на основі імітаційного моделювання трафіку (A*) використано під час проведення практичних занять та курсового проектування.

Практична значущість упровадження полягає у підвищенні якості фахової підготовки магістрів, оволодінні ними сучасними методами обробки великих даних та засобами предикативної аналітики в умовах невизначеності.

Директор ІЕЛІТ



Вячеслав МЕЛЬНИКОВ

Завідувач кафедри автоматизації та
інформаційних систем



Ірина ОКСАНИЧ

Гарант ОПП «Інформаційні
управляючі системи та технології»



Ірина ОКСАНИЧ

ДОДАТОК В**Код реалізації основних методів**

В.1 Підготовка та трансформація даних (Блок Т)

```

import pandas as pd
import numpy as np
from datetime import datetime

# --- КОНСТАНТИ ТА ДОВІДНИКИ ---

# Гранично допустимі концентрації (ГДК) для основних забруднювачів (мг/м3)
GDK_THRESHOLDS = {
    "Пил": 0.15,
    "Діоксид сірки": 0.05,
    "Оксид вуглецю": 3.0,
    "Діоксид азоту": 0.04,
    "Оксид азоту": 0.06,
    "Формальдегід": 0.003,
    "Аміак": 0.04,
    "Фтористий водень": 0.005,
    "Хлористий водень": 0.2,
    "Фенол": 0.003,
    "Сажа": 0.05,
    "Бензол": 1.5,
    "Толуол": 0.6,
    "Етилбензол": 0.02,
    "Сума м,п-ксилолів та о-ксилола": 0.2
}

# Множники для приведення одиниць виміру Vaisala (ppm -> мг/м3 тощо)
VAISALA_MULTIPLIERS = {
    "Вологість, %": 1.0,
    "Температура, °C": 1.0,
    "Тиск, ГПа": 0.01,
    "Оксид вуглецю, мг/м3": 1.145,      # CO ppm -> mg/m3
    "Діоксид азоту, мг/м3": 1.912,     # NO2 ppm -> mg/m3
    "Пил 2,5 мм, мг/м3": 0.001,       # µg -> mg
    "Пил 10 мм, мг/м3": 0.001,
    "Пил 1 мм, мг/м3": 0.001,
    "Діоксид сірки, мг/м3": 2.620,     # SO2 ppm -> mg/m3
    "Сірководень, мг/м3": 1.398,      # H2S ppm -> mg/m3
}

# --- ФУНКЦІЇ ЗАВАНТАЖЕННЯ ТА ПОПЕРЕДНЬОГО ОЧИЩЕННЯ ---

def load_station_data(file_path, column_names):
    """Завантажує дані автоматичної станції з CSV."""
    try:
        df = pd.read_csv(file_path, header=None, low_memory=False)
        df.columns = column_names
        return df
    except Exception as e:
        print(f"Помилка завантаження {file_path}: {e}")
        return None

def clean_and_transform_vaisala(df, city, address, coordinates):
    """
    Попереднє очищення та трансформація даних станцій Vaisala.
    """
    # 1. Конвертація в числові значення
    cols_to_fix = [col for col in VAISALA_MULTIPLIERS.keys() if col in df.columns]
    for col in cols_to_fix:

```

```

df[col] = pd.to_numeric(df[col], errors='coerce')
df[col] *= VAISALA_MULTIPLIERS[col]

# 2. Обробка дати
df["Дата"] = pd.to_datetime(df["Дата"], errors='coerce')

# 3. Видалення службових колонок та агрегація пилу
df.drop(columns=["Індекс", "Створено", "Оновлено"], inplace=True, errors='ignore')
if "Пил 10 мм, мг/м3" in df.columns:
    df["Пил, мг/м3"] = df["Пил 10 мм, мг/м3"] # Спрощена агрегація за планом

# 4. Додавання гео-міток
df["Місто"] = city
df["Адреса"] = address
df["Координата"] = coordinates

return df

def add_gdk_multipliers(df, thresholds=GDK_THRESHOLDS):
    """Додає колонки з кратністю ГДК (долі ГДК)."""
    for pollutant, gdk_value in thresholds.items():
        # Шукаємо колонку, яка містить назву забруднювача (напр. "Пил, мг/м3")
        target_cols = [c for c in df.columns if pollutant in c and "ГДК" not in c]
        for col in target_cols:
            new_col_name = f"{pollutant}, у кратності ГДК"
            df[new_col_name] = df[col] / gdk_value
    return df

# --- АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ЧАСОВИХ РЯДІВ ---

def average_data_by_time(data, group_columns=['Місто', 'Адреса'], time_column='Дата',
freq='1D'):
    """
    Ресемплінг: усереднює дані за заданим часовим інтервалом (напр. '1D', 'ME').
    """
    data[time_column] = pd.to_datetime(data[time_column])
    numeric_columns = data.select_dtypes(include=[np.number]).columns.tolist()

    averaged_data = (
        data.set_index(time_column)
        .groupby(group_columns + [pd.Grouper(freq=freq)])
        [numeric_columns]
        .mean()
        .reset_index()
    )
    return averaged_data

def interpolate_missing_values(data, group_columns=['Місто', 'Адреса']):
    """
    Заповнення пропусків методом лінійної інтерполяції.
    """
    numeric_columns = data.select_dtypes(include=[np.number]).columns.tolist()
    non_numeric_data = data.drop(columns=numeric_columns)

    # Групуємо та інтерполюємо тільки числові дані
    interpolated_numeric = (
        data.groupby(group_columns)[numeric_columns]
        .transform(lambda x: x.interpolate(method='linear', limit_direction='both'))
    )

    # Об'єднуємо результат
    result = pd.concat([non_numeric_data.reset_index(drop=True),

```

```

        interpolated_numeric.reset_index(drop=True)], axis=1)
    return result

def standardize_columns_order(df):
    """Встановлює логічний порядок колонок."""
    first_cols = ['Місто', 'Адреса', 'Координата', 'Дата']
    other_cols = [c for c in df.columns if c not in first_cols]
    return df[first_cols + other_cols]

# --- КОМПЛЕКСНИЙ СКРИПТ ОБРОБКИ (Пайплайн Блоку Т) ---

def process_block_t(file_info_list):
    """
    Головна функція Блоку Т: завантажує, чистить та трансформує всі вхідні дані.
    file_info_list: список словників з параметрами файлів.
    """
    processed_datasets = []

    column_names_vaisala = [
        "Індекс", "Вологість, %", "Температура, °C", "Тиск, ГПа", "Оксид вуглецю, мг/м3",
        "Діоксид азоту, мг/м3", "Пил 2,5 мм, мг/м3", "Пил 10 мм, мг/м3", "Пил 1 мм, мг/м3",
        "Діоксид сірки, мг/м3", "Сірководень, мг/м3", "Максимальна швидкість вітру, м/с",
        "Інтенсивність дощу, мм/год", "Напрямок вітру", "Швидкість вітру, м/с",
        "Рівень опадів, мм", "Створено", "Оновлено", "Дата"
    ]

    for info in file_info_list:
        # Завантаження
        raw_df = load_station_data(info['path'], column_names_vaisala)
        if raw_df is not None:
            # Очищення
            clean_df = clean_and_transform_vaisala(
                raw_df, info['city'], info['address'], info['coords']
            )
            processed_datasets.append(clean_df)

    # Об'єднання всіх станцій
    full_df = pd.concat(processed_datasets, ignore_index=True)

    # Розрахунок ГДК
    full_df = add_gdk_multipliers(full_df)

    # Сортування
    full_df = standardize_columns_order(full_df)

    print(f"Підготовка даних завершена. Рядків: {len(full_df)}")
    return full_df

# ПРИКЛАД ВИКОРИСТАННЯ:
if __name__ == "__main__":
    # Список станцій для завантаження
    stations_to_load = [
        {
            'path': 'tstation_T3950713.csv',
            'city': 'м. КРЕМЕНЧУК',
            'address': 'Гімназія №26',
            'coords': '49.1391 33.4430'
        },
        {
            'path': 'tstation_T3950716.csv',
            'city': 'м. КРЕМЕНЧУК',
            'address': 'Фаворит',

```

```

        'coords': '49.1151 33.4470'
    }
]

# Виконання пайплайну
# df_result = process_block_t(stations_to_load)
# df_daily = average_data_by_time(df_result, freq='1D')
# df_final = interpolate_missing_values(df_daily)

```

В.2 Автоматичний аналіз параметрів часових рядів (Блок А)

```

import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.stats import skew, kurtosis
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller, kpss, acf, pacf
from scipy.fftpack import fft
import nolds # Бібліотека для розрахунку показника Херста та фрактальної розмірності
import warnings

class TimeSeriesAnalyzer:
    """
    Клас для автоматичного аналізу статистичних та динамічних параметрів
    екологічних часових рядів.
    """

    def __init__(self, df, group_columns=['Місто', 'Адреса'], target_columns=None):
        self.df = df
        self.group_columns = group_columns
        # Якщо цільові колонки не вказані, беремо всі числові, крім групувальних
        if target_columns is None:
            self.target_columns = df.select_dtypes(include=[np.number]).columns.tolist()
        else:
            self.target_columns = target_columns

        # Ігноруємо попередження стат-тестів для коротких рядів
        warnings.filterwarnings("ignore")

    def get_statistical_moments(self, series):
        """Обчислення основних статистичних моментів (асиметрія, ексцес)."""
        data = series.dropna()
        if len(data) < 3: return {"skew": np.nan, "kurtosis": np.nan}

        return {
            "mean": np.mean(data),
            "std": np.std(data),
            "skewness": skew(data),
            "kurtosis": kurtosis(data)
        }

    def check_stationarity(self, series):
        """Перевірка стаціонарності (Тест Дікі-Фуллера - ADF та KPSS)."""
        data = series.dropna()
        results = {"is_stationary": False, "adf_p": np.nan, "kpss_p": np.nan}

        if len(data) < 20: return results # Замало даних для тесту

        try:
            # ADF Test (H0: ряд не стаціонарний)
            adf_res = adfuller(data, autolag='AIC')

```

```

results["adf_p"] = adf_res[3]

    # KPSS Test (H0: ряд стаціонарний)
    kpss_res = kpss(data, regression='c', nlags="auto")
results["kpss_p"] = kpss_res[3]

    # Логіка: ADF p < 0.05 ТА KPSS p > 0.05
    results["is_stationary"] = (results["adf_p"] < 0.05) and (results["kpss_p"] >
0.05)
except:
    pass

return results

def get_autocorrelation(self, series, nlags=40):
    """Розрахунок значень ACF та PACF."""
    data = series.dropna()
    n = min(len(data) // 2 - 1, nlags)
    if n < 1: return {"acf": [], "pacf": []}

    return {
        "acf": acf(data, nlags=n).tolist(),
        "pacf": pacf(data, nlags=n).tolist()
    }

def spectral_analysis(self, series):
    """Спектральний аналіз через Швидке перетворення Фур'є (FFT)."""
    data = series.dropna().values
    if len(data) < 10: return {"top_frequencies": []}

    # Обчислення амплітудного спектру
    n = len(data)
    fft_values = np.abs(fft(data))[:n // 2]
    # Знаходимо індекси пікових частот
    peaks = np.argsort(fft_values)[-3:][::-1]

    return {
        "power_spectrum": fft_values.tolist(),
        "main_peak_index": int(peaks[0]) if len(peaks) > 0 else 0
    }

def get_fractal_dimension(self, series):
    """Розрахунок показника Херста та фрактальної розмірності (nolds)."""
    data = series.dropna().values
    results = {"hurst": np.nan, "fractal_dim": np.nan}

    if len(data) < 50: return results

    try:
        # Показник Херста (H > 0.5 - персистентність, H < 0.5 - антиперсистентність)
        results["hurst"] = nolds.hurst_rs(data)
        # Фрактальна розмірність (алгоритм Катца або кореляційна)
        results["fractal_dim"] = nolds.corr_dim(data, emb_dim=2)
    except:
        pass

    return results

def run_full_analysis(self):
    """Запуск повного циклу аналізу для всіх груп та параметрів."""
    grouped = self.df.groupby(self.group_columns)

```

```

all_analysis_results = []

for name, group in grouped:
    group_name = " | ".join(name)
    for col in self.target_columns:
        if col not in group.columns: continue

        series = group[col]

        # Збираємо результати в один словник
        stats = self.get_statistical_moments(series)
        stationarity = self.check_stationarity(series)
        fractal = self.get_fractal_dimension(series)
        spectral = self.spectral_analysis(series)

        row = {
            "Об'єкт": group_name,
            "Параметр": col,
            **stats,
            **stationarity,
            **fractal,
            "main_freq_idx": spectral["main_peak_index"]
        }
        all_analysis_results.append(row)

return pd.DataFrame(all_analysis_results)

# --- ПРИКЛАД ВИКОРИСТАННЯ (після Етапу 1) ---
if __name__ == "__main__":
    # Припустимо, df_final отримано з попереднього етапу
    # analyzer = TimeSeriesAnalyzer(df_final)
    # report = analyzer.run_full_analysis()
    # print(report.head())
    pass

```

В.3 Методи прогнозування та інтелектуального аналізу (Блок Р)

```

import numpy as np
import pandas as pd
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential, Model
from tensorflow.keras.layers import LSTM, GRU, Dense, Conv1D, Flatten, MultiHeadAttention,
LayerNormalization, Dropout, Input, Concatenate
import pennylane as qml
from sktime.forecasting.arima import AutoARIMA
from sktime.forecasting.bats import BATS
from sktime.forecasting.fbprophet import Prophet
from sktime.forecasting.base import BaseForecaster
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

# --- 1. БАЗОВІ СТАТИСТИЧНІ МОДЕЛІ ---
# Ці моделі доступні через sktime, ми використовуємо їх у стандартній конфігурації

def get_base_models():
    return {
        "AutoARIMA": AutoARIMA(sp=12, suppress_warnings=True),
        "BATS": BATS(use_trend=True, use_box_cox=True, sp=12),
        "Prophet": Prophet(yearly_seasonality=True, weekly_seasonality=True)
    }

```



```

def _predict(self, fh, X=None):
    # Логіка ітераційного прогнозу
    last_window = self.scaler.transform(self._y.to_numpy()[-
self.window_size:].reshape(-1, 1))
    preds = []
    curr_window = last_window.reshape(1, self.window_size, 1)

    for _ in range(len(fh)):
        p = self.model.predict(curr_window, verbose=0)
        preds.append(p[0, 0])
        curr_window = np.append(curr_window[:, 1:, :], p.reshape(1, 1, 1), axis=1)

    return self.scaler.inverse_transform(np.array(preds).reshape(-1, 1)).flatten()

class TransformerForecaster(EnvironmentalForecaster):
    """Реалізація архітектури Transformer для часових рядів."""
    def _fit(self, y, X=None, fh=None):
        X_train, y_train = self._prepare_data(y)

        inputs = Input(shape=(self.window_size, 1))
        # Self-Attention механізм
        attn_output = MultiHeadAttention(num_heads=2, key_dim=16)(inputs, inputs)
        attn_output = Dropout(0.1)(attn_output)
        out = LayerNormalization(epsilon=1e-6)(attn_output + inputs)

        out = Flatten()(out)
        out = Dense(20, activation='relu')(out)
        outputs = Dense(1)(out)

        self.model = Model(inputs, outputs)
        self.model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
        self.model.fit(X_train, y_train, epochs=self.epochs, batch_size=self.batch_size,
        verbose=0)
        return self

class MultiModelLSTMCNNForecaster(EnvironmentalForecaster):
    """Мультимодальна архітектура: поєднання просторових (CNN) та часових (LSTM) ознак."""
    def _fit(self, y, X=None, fh=None):
        X_train, y_train = self._prepare_data(y)

        inputs = Input(shape=(self.window_size, 1))

        # Гілка CNN
        cnn_branch = Conv1D(filters=32, kernel_size=3, activation='relu')(inputs)
        cnn_branch = Flatten()(cnn_branch)

        # Гілка LSTM
        lstm_branch = LSTM(32, activation='relu')(inputs)

        # Об'єднання
        merged = Concatenate()([cnn_branch, lstm_branch])
        dense = Dense(16, activation='relu')(merged)
        output = Dense(1)(dense)

        self.model = Model(inputs, output)
        self.model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
        self.model.fit(X_train, y_train, epochs=self.epochs, batch_size=self.batch_size,
        verbose=0)
        return self

# --- ПРИКЛАД ОГОЛОШЕННЯ СПИСКУ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ БЛОКУ Р ---

```

```

def get_all_forecasters():
    """Повертає словник усіх реалізованих моделей Блоку Р."""
    return {
        **get_base_models(),
        "QuantumLSTM": QuantumLSTMForecaster(epochs=15),
        "Transformer": TransformerForecaster(epochs=20),
        "MultiModel_LSTM_CNN": MultiModelLSTMCNNForecaster(epochs=20)
    }

if __name__ == "__main__":
    # Код для тестування моделей
    print("Моделі Блоку Р готові до інтеграції.")

```

В.4 Процедура адаптивного вибору моделей (Блок Q)

```

import pandas as pd
import numpy as np
import gc
from sklearn.model_selection import ParameterGrid
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score
from sktime.split import temporal_train_test_split
from tqdm import tqdm
from concurrent.futures import ThreadPoolExecutor, as_completed

# --- 1. МЕТРИКИ ТА ОЦІНКА ---

def evaluate_model_performance(y_true, y_pred):
    """Розрахунок комплексу метрик якості прогнозу."""
    # Видаляємо NaN, якщо вони з'явилися в прогнозі
    mask = ~np.isnan(y_true) & ~np.isnan(y_pred)
    y_t, y_p = y_true[mask], y_pred[mask]

    if len(y_t) < 2:
        return {"mse": np.inf, "mae": np.inf, "r2": -np.inf}

    return {
        "mse": mean_squared_error(y_t, y_p),
        "mae": mean_absolute_error(y_t, y_p),
        "r2": r2_score(y_t, y_p)
    }

# --- 2. ЛОГІКА ПІДБОРУ ГІПЕРПАРАМЕТРІВ ---

def run_grid_search_for_series(y, model_name, model_instance, param_grid, fh):
    """
    Пошук по сітці для конкретної моделі та одного часового ряду.
    """
    best_params = None
    best_mse = np.inf
    best_metrics = None

    y_train, y_test = temporal_train_test_split(y, test_size=0.2)
    # Горизонт прогнозу для тестування (довжина y_test)
    test_fh = np.arange(1, len(y_test) + 1)

    # Ітеруємося за всіма комбінаціями параметрів

```

```

for params in ParameterGrid(param_grid):
    try:
        # Створюємо копію моделі з новими параметрами
        # Для sktime моделей використовуємо set_params
        model = model_instance.clone()
        model.set_params(**params)

        model.fit(y_train, fh=test_fh)
        y_pred = model.predict(test_fh)

        metrics = evaluate_model_performance(y_test.to_numpy(), y_pred.to_numpy())

        if metrics["mse"] < best_mse:
            best_mse = metrics["mse"]
            best_params = params
            best_metrics = metrics
    except Exception as e:
        continue # Пропускаємо невдалі комбінації
    finally:
        gc.collect() # Очищення пам'яті (важливо для DL моделей)

return best_params, best_metrics

# --- 3. АДАПТИВНИЙ ВИБІР (PREDICT ALL WITH GRID) ---

def predict_all_with_grid(data, group_columns, target_columns, model_configs, param_grids,
n_threads=1):
    """
    Автоматична процедура вибору найкращих моделей для всіх станцій та параметрів.

    :param data: Підготовлений DataFrame (Блок Т)
    :param group_columns: ['Місто', 'Адреса']
    :param target_columns: Список забруднювачів
    :param model_configs: Словник екземплярів моделей {назва: об'єкт}
    :param param_grids: Словник сіток параметрів {назва: сітка}
    """
    results = []
    best_models_registry = []

    grouped = data.groupby(group_columns)

    for name, group_data in tqdm(grouped, desc="Адаптивний вибір моделей"):
        station_label = " | ".join(name)

        for col in target_columns:
            if col not in group_data.columns: continue

            y = group_data[col].dropna()
            if len(y) < 15: continue # Пропускаємо занадто короткі ряди

            series_results = []

            # Тестуємо кожену модель із доступного списку
            for m_name, m_instance in model_configs.items():
                grid = param_grids.get(m_name, {})

                # Запуск підбору параметрів
                best_p, metrics = run_grid_search_for_series(y, m_name, m_instance, grid,
fh=None)

                if metrics:
                    res_entry = {

```

```

        "Станція": station_label,
        "Параметр": col,
        "Модель": m_name,
        "Параметри": str(best_p),
        **metrics
    }
    series_results.append(res_entry)

    if series_results:
        # Вибираємо переможця для цього ряду за мінімальним MSE
        series_df = pd.DataFrame(series_results)
        best_row = series_df.loc[series_df['mse'].idxmin()]
        best_models_registry.append(best_row.to_dict())
        results.extend(series_results)

    return pd.DataFrame(results), pd.DataFrame(best_models_registry)

# --- ПРИКЛАД ЗАПУСКУ ---

if __name__ == "__main__":
    # 1. Визначаємо моделі (імпортовані з Блоку P)
    # models = get_all_forecasters()

    # 2. Визначаємо сітки параметрів
    grids = {
        "AutoARIMA": {"sp": [3, 67]},
        "QuantumLSTM": {
            "window_size": [27, 67],
            "epochs": [0, 95]
        },
        "Transformer": {
            "window_size": [67],
            "batch_size": [73, 18]
        },
        "Prophet": {
            "seasonality_mode": ["additive", "multiplicative"]
        }
    }

    # 3. Запуск (Приклад)
    # all_res, best_res = predict_all_with_grid(df_final, ['Місто', 'Адреса'],
    numeric_columns, models, grids)
    # print(best_res[['Станція', 'Параметр', 'Модель', 'mse']])

```

В.5 Геопросторове моделювання та віртуальні станції (Блок М)

```

import numpy as np
import pandas as pd
import geopandas as gpd
import contextily as ctx
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.gridspec as gridspec
from shapely.geometry import Point
from scipy.spatial import distance_matrix
import pyproj
from PIL import Image
import imageio.v2 as imageio
import os

```

```

from tqdm import tqdm

class GeospatialModeler:
    """
    Клас для побудови полів забруднення методом IDW та створення віртуальних станцій.
    """
    def __init__(self, df):
        self.df = df.copy()
        self._prepare_coordinates()
        # Трансформер для переходу від WGS84 (градуси) до Web Mercator (метри)
        self.transformer = pyproj.Transformer.from_crs("EPSG:4326", "EPSG:3857",
always_xy=True)

    def _prepare_coordinates(self):
        """Парсинг текстових координат у флоати."""
        if 'Latitude' not in self.df.columns:
            coords = self.df['Координата'].str.split(' ', expand=True)
            self.df['Lat'] = coords[0].astype(float)
            self.df['Lon'] = coords[3].astype(float)

    def idw_interpolation(self, source_points, values, target_points, power=2):
        """
        Математична реалізація методу зворотно-зважених відстаней (IDW).

        :param source_points: Координати реальних станцій [[lat, lon], ...]
        :param values: Значення показника на станціях
        :param target_points: Координати точок, де треба обчислити значення
        :param power: Степінь впливу відстані (зазвичай 2)
        """
        dist = distance_matrix(target_points, source_points)
        # Уникаємо ділення на нуль (якщо точка запиту збігається зі станцією)
        dist[dist == 0] = 1e-12

        weights = 1.0 / (dist ** power)
        weights /= weights.sum(axis=1)[:, np.newaxis]

        return np.dot(weights, values)

    def create_virtual_station(self, lat, lon, parameter, date_range=None):
        """
        Алгоритм створення синтетичного часового ряду для віртуальної станції.
        """
        if date_range is None:
            dates = sorted(self.df['Дата'].unique())
        else:
            dates = pd.date_range(start=date_range[0], end=date_range[3], freq='D')

        virtual_values = []
        station_coords = self.df[['Lat', 'Lon', 'Адреса']].drop_duplicates()
        source_pts = station_coords[['Lat', 'Lon']].values
        target_pt = np.array([[lat, lon]])

        for d in dates:
            day_data = self.df[(self.df['Дата'] == d) &
(self.df['Адреса'].isin(station_coords['Адреса']))]
            if day_data.empty:
                virtual_values.append(np.nan)
                continue

        # Отримуємо значення на всіх реальних станціях для поточної дати

```

```

        available_values
day_data.set_index('Адреса')[parameter].reindex(station_coords['Адреса']).fillna(method='f
fill').fillna(method='bfill').values

        # Інтерполюємо для віртуальної точки
        val = self.idw_interpolation(source_pts, available_values, target_pt)[0]
        virtual_values.append(val)

    return pd.DataFrame({'Дата': dates, parameter: virtual_values, 'Тип': 'Віртуальна
станція'})

def generate_spatial_frame(self, date, parameter, grid_res=100, bounds_margin=0.01):
    """Генерація одного кадру карти для конкретної дати."""
    day_data = self.df[self.df['Дата'] == date].dropna(subset=[parameter])
    if day_data.empty: return None

    # Створення сітки (Meshgrid)
    min_lat, max_lat = day_data['Lat'].min() - bounds_margin, day_data['Lat'].max() +
bounds_margin
    min_lon, max_lon = day_data['Lon'].min() - bounds_margin, day_data['Lon'].max() +
bounds_margin

    lats = np.linspace(min_lat, max_lat, grid_res)
    lons = np.linspace(min_lon, max_lon, grid_res)
    grid_lon, grid_lat = np.meshgrid(lons, lats)

    target_pts = np.vstack([grid_lat.ravel(), grid_lon.ravel()]).T
    source_pts = day_data[['Lat', 'Lon']].values
    vals = day_data[parameter].values

    # Розрахунок IDW
    grid_z = self.idw_interpolation(source_pts, vals, target_pts).reshape(grid_res,
grid_res)

    # Візуалізація
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 10))

    # Конвертація сітки в метри для контекстної карти
    grid_lon_m, grid_lat_m = self.transformer.transform(grid_lon, grid_lat)

    # Малювання ізоліній
    contour = ax.contourf(grid_lon_m, grid_lat_m, grid_z, cmap='YlOrRd', alpha=0.6,
levels=15)
    plt.colorbar(contour, ax=ax, label=f'Концентрація {parameter}')

    # Додавання базової карти (OSM)
    ctx.add_basemap(ax, source=ctx.providers.OpenStreetMap.Mapnik)

    # Точки реальних станцій
    st_lon_m, st_lat_m = self.transformer.transform(day_data['Lon'].values,
day_data['Lat'].values)
    ax.scatter(st_lon_m, st_lat_m, c='blue', s=50, edgecolors='white', label='Станції')

    ax.set_title(f"Поле забруднення: {parameter}\nДата: {date.date()}")
    ax.set_axis_off()

    return fig

def create_pollution_gif(self, parameter, date_list,
output_path='pollution_dynamics.gif', fps=2):
    """Генерація GIF-анімації динаміки забруднення."""
    frames = []

```

```

temp_dir = "temp_frames"
if not os.path.exists(temp_dir): os.makedirs(temp_dir)

print(f"Генерація анімації для {parameter}...")
for i, d in enumerate(tqdm(date_list)):
    fig = self.generate_spatial_frame(pd.to_datetime(d), parameter)
    if fig:
        frame_path = os.path.join(temp_dir, f"frame_{i}.png")
        fig.savefig(frame_path, bbox_inches='tight')
        plt.close(fig)
        frames.append(imageio.imread(frame_path))

if frames:
    imageio.mimsave(output_path, frames, fps=fps, loop=0)
    print(f"Анімацію збережено: {output_path}")

# Очищення тимчасових файлів
for f in os.listdir(temp_dir): os.remove(os.path.join(temp_dir, f))
os.rmdir(temp_dir)

# --- ПРИКЛАД ВИКОРИСТАННЯ ---
if __name__ == "__main__":
    # modeler = GeospatialModeler(df_final)

    # 1. Створення віртуальної станції (наприклад, у центрі міста)
    # virtual_df = modeler.create_virtual_station(49.1234, 33.4567, "Пил, мг/м3")

    # 2. Створення GIF для останнього тижня
    # last_week = sorted(df_final['Дата'].unique())[-7:]
    # modeler.create_pollution_gif("Пил, у кратності ГДК", last_week)
    pass

```

В.6 Експертна оцінка та підтримка рішень (Блоки Е та F)

```

import pandas as pd
import numpy as np
from typing import List, Dict, Any, Literal
from pydantic import BaseModel, Field
import google.generativeai as genai

# --- 1. КЛАС ForecastAnalysis ДЛЯ РОЗРАХУНКУ ІНДЕКСІВ ---

class ForecastAnalysis:
    """
    Клас для розрахунку інтегральних індексів:
    ERI (Ecological Risk Index) та CRI (Confidence Reliability Index).
    """
    def __init__(self, df_results, df_metrics, gdk_thresholds):
        self.df_results = df_results # Прогнозовані та фактичні концентрації
        self.df_metrics = df_metrics # Метрики моделей (MSE, MAE, R2) з Блоку Q
        self.gdk = gdk_thresholds

    def calculate_eri(self, pollutant_weights=None):
        """
        Розрахунок індексу екологічного ризику (ERI).
        ERI = sum( (Концентрація / ГДК) * Вага_забруднювача )
        """
        if pollutant_weights is None:

```

```

# Рівномірні ваги за замовчуванням
pollutant_weights = {k: 1.0 / len(self.gdk) for k in self.gdk.keys()}

# Нормалізація ваг
total_w = sum(pollutant_weights.values())
norm_weights = {k: v / total_w for k, v in pollutant_weights.items()}

eri_results = []
grouped = self.df_results.groupby(['Місто', 'Адреса', 'Дата'])

for (city, addr, dt), group in grouped:
    current_risk = 0
    for pollutant, threshold in self.gdk.items():
        # Шукаємо значення забруднювача в групі
        val_row = group[group['param'].str.contains(pollutant, na=False,
case=False)]
        if not val_row.empty:
            val = val_row['value'].values[0]
            weight = norm_weights.get(pollutant, 0)
            current_risk += (val / threshold) * weight

    eri_results.append({
        'Місто': city, 'Адреса': addr, 'Дата': dt, 'ERI': current_risk
    })

return pd.DataFrame(eri_results)

def calculate_cri(self):
    """
    Розрахунок комплексного індексу надійності прогнозу (CRI).
    Базується на R^2 та відносній помилці (RMSE/Mean).
    """
    cri_results = []
    for _, row in self.df_metrics.iterrows():
        # CRI = R^2 * (1 - Normalized_MSE)
        # Спрощена модель: чим ближче R2 до 1 і чим менше MSE, тим вищий CRI (0-1)
        r2 = max(0, row['r2'])
        mse_penalty = np.exp(-row['mse']) # Штраф за велику помилку

        cri_value = r2 * mse_penalty

        cri_results.append({
            'Станція': row['group'],
            'Параметр': row['column'],
            'CRI': cri_value,
            'Надійність': 'Висока' if cri_value > 0.8 else 'Середня' if cri_value > 0.5
else 'Низька'
        })

    return pd.DataFrame(cri_results)

# --- 2. СТРУКТУРИ ДАНИХ ДЛЯ АВТОНОМНОГО АГЕНТА ---

class Recommendation(BaseModel):
    """Схема окремої рекомендації."""
    location: str = Field(description="Назва станції або району")
    risk_level: str = Field(description="Рівень ризику (Низький, Середній, Критичний)")
    action: str = Field(description="Конкретний управлінський захід")
    justification: str = Field(description="Наукове обґрунтування на основі даних")
    priority: Literal["Високий", "Середній", "Низький"]

class DecisionReport(BaseModel):

```

```

    """Фінальний звіт агента."""
    summary: str = Field(description="Загальний аналітичний підсумок")
    recommendations: List[Recommendation]

# --- 3. ЛОГІКА АВТОНОМНОГО АГЕНТА (Блок F) ---

class EcologicalAnalysisAgent:
    """Автономний агент для синтезу висновків та підтримки прийняття рішень."""
    def __init__(self, api_key: str):
        genai.configure(api_key=api_key)
        self.model = genai.GenerativeModel(
            model_name='gemini-1.5-flash',
            generation_config={"response_mime_type": "application/json"}
        )

    def generate_management_advice(self, analysis_context: str, influence_tools: str) ->
    DecisionReport:
        """Генерує текстові висновки та рекомендації через ВММ."""
        prompt = f"""
        Ти - провідний експерт з екологічного моніторингу.
        Проаналізуй наступні дані (індекси ERI, CRI та прогнози):
        {analysis_context}

        Доступні інструменти впливу:
        {influence_tools}

        Сформулюй звіт у форматі JSON, що відповідає схемі DecisionReport.
        Включи конкретні дії для кожної проблемної зони.
        """
        response = self.model.generate_content(prompt)
        # Парсинг JSON-відповіді у Pydantic модель
        return DecisionReport.model_validate_json(response.text)

# --- 4. ПРИКЛАД ЗАПУСКУ ---

if __name__ == "__main__":
    # 1. Розрахунок індексів (ERI, CRI)
    # analyzer_exp = ForecastAnalysis(df_forecast_results, df_best_metrics, GDK_THRESHOLDS)
    # eri_df = analyzer_exp.calculate_eri(pollutant_weights={"Пил": 0.5, "Діоксид азоту":
0.5})
    # cri_df = analyzer_exp.calculate_cri()

    # 2. Формування контексту для Агента
    # context = f"ERI Report: {eri_df.describe().to_string()}\nCRI Report:
{cri_df.to_string()}"

    # 3. Робота Агента
    # agent = EcologicalAnalysisAgent(api_key="YOUR_API_KEY")
    # tools = "1. Оповіщення через SMS. 2. Регулювання трафіку. 3. Тимчасова зупинка
підприємств."
    # report = agent.generate_management_advice(context, tools)

    # print(report.summary)
    pass

```

В.7 Візуалізація та звітність (Блок V)

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import geopandas as gpd
import contextily as ctx
from shapely.geometry import Point
import matplotlib.dates as mdates
from datetime import datetime

class EnvironmentalVisualizer:
    """
    Клас для фінальної візуалізації та формування статистичної звітності.
    """
    def __init__(self, style="whitegrid"):
        sns.set_style(style)
        plt.rcParams['figure.figsize'] = (12, 6)

        # --- 1. Побудова графіків "Факт-Прогноз" ---

    def plot_fact_forecast(self, df_history, df_forecast, station_name, parameter):
        """
        Створює порівняльний лінійний графік історичних даних та прогнозу.
        """
        hist_data = df_history[(df_history['name'] == station_name) & (df_history['param']
        == parameter)]
        pred_data = df_forecast[(df_forecast['name'] == station_name) &
        (df_forecast['param'] == parameter)]

        if hist_data.empty and pred_data.empty:
            print(f"Дані для {station_name} | {parameter} відсутні.")
            return

        fig, ax = plt.subplots()

        # Відображення історії
        ax.plot(hist_data['datetime'], hist_data['value'], label='Факт (Історія)',
        color='blue', lw=2)

        # Відображення прогнозу
        ax.plot(pred_data['datetime'], pred_data['value'], label='Прогноз (Модель)',
        color='red', linestyle='--', marker='o', markersize=4)

        # Оформлення
        ax.set_title(f"Динаміка та прогноз: {parameter} ({station_name})", fontsize=14)
        ax.set_ylabel("Концентрація (мг/м³ або доли ГДК)")
        ax.set_xlabel("Дата")
        ax.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%Y-%m-%d'))
        plt.xticks(rotation=45)
        ax.legend()
        plt.tight_layout()
        return fig

        # --- 2. Автоматизований звіт за Постановою №827 КМУ ---

    def generate_resolution_827_report(self, df, thresholds):
        """
        Формує статистичний звіт згідно з вимогами Постанови №827.
        Обчислює: середнє, макс, частоту перевищень ГДК.
        """
        report_data = []
        grouped = df.groupby(['name', 'param'])

```

```

for (name, param), group in grouped:
    gdk_val = thresholds.get(param, 1.0) # Якщо немає в списку, ГДК = 1.0
    values = group['value'].dropna()

    if values.empty: continue

    mean_val = values.mean()
    max_val = values.max()
    exceedances = (values > gdk_val).sum()
    exceedance_freq = (exceedances / len(values)) * 100

    # Визначення режиму оцінювання за №827 (спрощено)
    regime = "I (Високий ризик)" if exceedance_freq > 20 else "II (Помірний ризик)"

    report_data.append({
        "Станція": name,
        "Забруднювач": param,
        "Середнє (мг/м3)": round(mean_val, 4),
        "Макс. значення": round(max_val, 4),
        "К-сть перевищень ГДК": exceedances,
        "Частота перевищень (%)": round(exceedance_freq, 2),
        "Режим оцінювання (№827)": regime
    })

return pd.DataFrame(report_data)

# --- 3. Картографічна візуалізація точок ---

def plot_monitoring_map(self, df_results, target_date=None):
    """
    Візуалізація точок моніторингу на базі OpenStreetMap з кодуванням кольору за
    ризиком.
    """
    # Якщо дата не вказана, беремо останню наявну
    if target_date is None:
        target_date = df_results['datetime'].max()

    plot_df = df_results[df_results['datetime'] == target_date].copy()

    # Парсинг координат
    def get_pt(coord_str):
        nums = coord_str.replace('(', '').replace(')', '').split(',')
        return Point(float(nums[3].strip()), float(nums[0].strip())) # Lon, Lat

    gdf = gpd.GeoDataFrame(plot_df, geometry=plot_df['coord'].apply(get_pt),
        crs="EPSG:4326")
    gdf = gdf.to_crs(epsg=3857) # Для сумісності з OSM плитками

    fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 10))

    # Малювання точок (колір залежить від значень, напр. від ERI або конкретного
    параметра)
    gdf.plot(ax=ax, column='value', cmap='Reds', markersize=200,
        edgcolor='black', legend=True, alpha=0.8,
        legend_kwds={'label': f"Рівень забруднення на {target_date}"})

    # Додавання підписів станцій
    for x, y, label in zip(gdf.geometry.x, gdf.geometry.y, gdf['name']):
        ax.text(x, y, f" {label}", fontsize=10, fontweight='bold')

    # Додавання карти OpenStreetMap

```

```

    ctx.add_basemap(ax, source=ctx.providers.OpenStreetMap.Mapnik)

    ax.set_title(f"Просторова картина моніторингу повітря\nДата: {target_date}",
fontsize=16)
    ax.set_axis_off()

    return fig

# --- ПРИКЛАД ВИКОРИСТАННЯ ---

if __name__ == "__main__":
    # 1. Створюємо візуалізатор
    # visualizer = EnvironmentalVisualizer()

    # 2. Генеруємо графік Факт-Прогноз для критичної станції
    # fig1 = visualizer.plot_fact_forecast(df_final, df_forecast_results, "s-1612",
"PM2.5")
    # plt.show()

    # 3. Формуємо офіційний звіт за Постановою 827
    # report_827 = visualizer.generate_resolution_827_report(df_final, GDK_THRESHOLDS)
    # report_827.to_excel("Report_KMU_827.xlsx")
    # print(report_827.head())

    # 4. Побудова карти
    # fig2 = visualizer.plot_monitoring_map(df_final)
    # plt.show()
    pass

```

В.8 Перелік використаних модулів та їх версій

Таблиця В.1 – Зведена таблиця назв модулів, їх версій та призначення

Модуль	Версія	Призначення та роль у структурі інформаційної технології
pandas	2.2.2	Завантаження, структурування та попередня обробка табличних даних екологічного моніторингу у вигляді двовимірних масивів.
numpy	1.26.4	Виконання математичних обчислень над багатовимірними векторами та матрицями екологічних вимірювань.
scipy	1.12.0	Розрахунок матриць евклідових відстаней для методів просторового аналізу та спектрального перетворення Фур'є.
tensorflow	2.16.1	Побудова, компіляція та навчання штучних нейронних мереж глибокого навчання, рекурентних структур та механізмів уваги.
torch	2.4.0	Забезпечення роботи базового обчислювального середовища тензорних операцій на графічному прискорювачі.
pennylane	0.31.0	Створення та безшумна симуляція варіаційних квантових схем, кодування класичних даних у квантові стани та зняття очікуваних значень.
scikit-learn	1.4.2	Обчислення метрик оцінювання якості моделей прогнозування регресійних завдань та попередня нормалізація вибірок.
sktime	0.28.0	Формування інтерфейсів та уніфікованих конвеєрів для навчання класичних статистичних і авторегресійних моделей.
statsmodels	0.14.2	Проведення статистичного тестування екологічних часових рядів на стаціонарність за тестом Дікі-Фуллера та тестом Квятковського-Філіпса-Шмідта-Шина.

Продовження таблиці В.1

nolds	0.5.2	Математичний розрахунок динамічних показників нелінійності часового ряду, включаючи показник Херста та фрактальну розмірність.
prophet	1.1.5	Реалізація декомпозиційної предиктивної моделі для прогнозування часових рядів з урахуванням тренду та сезонності.
geopandas	0.14.4	Створення та маніпулювання просторовими табличними даними, що містять геометричні характеристики об'єктів моніторингу.
contextily	1.6.0	Динамічне завантаження та накладання растрових тайлових підкладок картографічного сервісу OpenStreetMap для просторової візуалізації.
matplotlib	3.8.4	Генерація статичних двовимірних графіків часових рядів, полів просторової інтерполяції та картографічних шарів.
seaborn	0.13.2	Стилізація та покращення візуального представлення розподілу похибок прогнозування та матриць взаємної кореляції.
shapely	2.0.4	Робота з геометричними примітивами, визначення взаємного перетину та розташування географічних точок вимірювання.
pyproj	3.6.1	Перетворення географічних координат з кутової системи WGS84 у метричну проекцію Web Mercator для коректного накладання карт.
pillow	10.3.0	Обробка та підготовка графічних файлів результатів просторового моделювання для аналізу нейромережовим агентом.
imageio	2.34.1	Створення динамічних анімованих файлів у форматі GIF для відображення часової еволюції полів екологічного забруднення.
tqdm	4.66.4	Візуалізація прогресу обчислень під час тривалого пакетного навчання та перебору параметрів моделей-кандидатів.
pydantic	2.7.1	Опис і строго типізована валідація структурованих звітів управлінських рішень, згенерованих великими мовними моделями.
google-generativeai	0.5.4	Організація мережевого доступу до API та передача контексту до великої мовної моделі Gemini.