

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему:

Смарт система спостереження якості води

Виконав: студент

IV курсу, групи СН-42

спеціальності

122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

		Личук І.А. (підпис) (прізвище та ініціали)
Керівник	(підпис)	Мацюк Г.Р. (підпис) (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	(підпис)	Липак Г.І. (підпис) (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	(підпис)	Боднарчук І.О. (підпис) (прізвище та ініціали)
Рецензент	(підпис)	Козак Р.О. (підпис) (прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

« 26 » червня 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Бакалавр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Личук Інні Андріївні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Смарт система спостереження якості води

Керівник роботи Мацюк Галина Ростиславівна, к.н.с.к., доцент, доцент кафедри КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 7 » травня 2025 року № 4/7-444

2. Термін подання студентом завершеної роботи 26 червня 2025р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації щодо смарт систем моніторингу якості води.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1 Сучасні підходи до моніторингу та вимірювання якості води. 1.1 Сучасні підходи до моніторингу якості води. 1.2 Вимірювання оптичних властивостей води. 1.3 Вимірювання інших фізичних властивостей води. 1.4 Вимірювання хімічних властивостей води. 1.5 Вимірювання біологічних показників води. 1.6 Аналіз літературних джерел в галузі смарт моніторингу якості води. 2 Виклики смарт моніторингу та моделі на основі штучного інтелекту. 2.1 Виклики смарт моніторингу якості води. 2.2 Моделі на основі штучного інтелекту в моніторингу якості води. 3 Оцінка моделей та концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води. 3.1 Оцінка моделей моніторингу якості води. 3.2 Концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води. 4. Безпека життєдіяльності, основи охорони праці. Висновки. Перелік джерел.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Безпека життєдіяльності, основи охорони праці	Сенчишин В.С., доцент кафедри МТ	12.06.2025	15.06.2025

7. Дата видачі завдання 27 січня 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	30.01.2025	
2.	Підбір джерел про смарт моніторинг якості води.	31.01.2025-03.02.2025	
3.	Опрацювання джерел по темі кваліфікаційної роботи	04.02.2025-06.02.2025	
4.	Виконання дослідження щодо концептуального проектування смарт системи спостереження якості води	07.02.2025-11.02.2025	
5.	Оформлення розділу «Аналіз предметної області та постановка завдання. Приклад заголовка першого розділу»	03.06.2025-05.06.2025	
6.	Оформлення розділу «Виклики смарт моніторингу та моделі на основі штучного інтелекту»	06.06.2025-08.06.2025	
7.	Оформлення розділу «Оцінка моделей та концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води»	09.06.2025-11.06.2025	
8.	Виконання завдання до підрозділу «Безпека життєдіяльності»	12.06.2025-13.06.2025	
9.	Виконання завдання до підрозділу «Основи охорони праці»	14.06.2025-15.06.2025	
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	16.06.2025-17.06.2025	
11.	Нормоконтроль	18.06.2025-19.06.2025	
12.	Перевірка на плагіат	20.06.2025	
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	21.06.2025	
14.	Захист кваліфікаційної роботи	26.06.2025	

Студент

(підпис)

Личук І.А.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Мацюк Г.Р.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Смарт система спостереження якості води // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Бакалавр» // Личук Інна Андріївна // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СН-42 // Тернопіль, 2025 // С. 70, рис. – 7, табл. – 8, кресл. – , додат. – 0, бібліогр. – 94.

Ключові слова: бездротові сенсорні мережі, вимірювання якості води, індикатори якості води, IoT, машинне навчання, сенсори якості води, штучний інтелект.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню смарт системи спостереження якості води. Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є смарт-системи моніторингу якості води на основі бездротових сенсорних мереж та штучного інтелекту. Предметом дослідження кваліфікаційної роботи є методи та засоби розробки ефективної концептуальної структури смарт-системи спостереження якості води.

В першому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто сучасні підходи до моніторингу якості води. Проаналізовано вимірювання оптичних властивостей води, інших фізичних властивостей води, хімічних властивостей води та біологічних показників води. Проведено аналіз літературних джерел в галузі смарт моніторингу якості води. В другому розділі кваліфікаційної роботи проаналізовано виклики смарт моніторингу якості води. Досліджено моделі на основі штучного інтелекту в моніторингу якості води. В третьому розділі кваліфікаційної роботи виконана оцінка моделей моніторингу якості води. Сформована концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води (SWQM). У розділі «Безпека життєдіяльності, основи охорони праці» описано захист людини від іонізуючих випромінювань. Окремо розглянуто синдром професійного вигорання в ІТ.

ANNOTATION

Smart Water Quality Monitoring System // Qualification work of the educational level "Bachelor" // Lychuk Inna // Ternopil Ivan Pulyu National Technical University, Computer and Information Systems and Software Engineering Faculty, Computer Sciences Department, group SN-42 // Ternopil, 2025 // P. 70, fig. - 7, tabl. - 8, chair. - , annexes. – 0, references - 94.

Keywords: wireless sensor networks, water quality measurement, water quality indicators, IoT, machine learning, water quality sensors, artificial intelligence.

The qualification work is dedicated to the study of a smart water quality monitoring system. The object of the qualification work is smart water quality monitoring systems based on wireless sensor networks and artificial intelligence. The subject of the qualification work is the methods and tools for developing an effective conceptual structure for a smart water quality monitoring system.

The first chapter of the qualification work reviews modern approaches to water quality monitoring. The measurement of optical properties of water, other physical properties of water, chemical properties of water, and biological indicators of water are analyzed. A review of literature sources in the field of smart water quality monitoring has been conducted. The second chapter of the qualification work analyzes the challenges of smart water quality monitoring. Artificial intelligence-based models in water quality monitoring are investigated. The third chapter of the qualification work evaluates water quality monitoring models. A conceptual structure of a smart water quality monitoring system (SWQM) is formed. The "Life Safety, Occupational Health and Safety Fundamentals" chapter describes human protection from ionizing radiation. Separately, the professional burnout syndrome in IT is considered.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

AI (англ. Artificial intelligence) – штучний інтелект.

ANN (англ. Artificial Neural Network) – штучні нейронні мережі.

IoT (англ. Internet of Things) – Інтернет речей.

ML (англ. Machine Learning) – машинне навчання.

SWQM (англ. Smart Water Quality Monitoring) – смарт вимірювання якості води.

WSNs (англ. Wireless Sensor Networks) – бездротові сенсорні мережі.

WQIs (англ. Water Quality Indicators) – індикатори якості води.

WQM (англ. Water Quality Measurement) – вимірювання якості води.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1. СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО МОНІТОРИНГУ ТА ВІМІРЮВАННЯ ЯКОСТІ ВОДИ.....	10
1.1 Сучасні підходи до моніторингу якості води	10
1.2 Вимірювання оптичних властивостей води.....	12
1.3 Вимірювання інших фізичних властивостей води.....	13
1.4 Вимірювання хімічних властивостей води	14
1.5 Вимірювання біологічних показників води.....	15
1.6 Аналіз літературних джерел в галузі смарт моніторингу якості води.....	17
1.7 Висновок до першого розділу	22
РОЗДІЛ 2. ВИКЛИКИ СМАРТ МОНІТОРИНГУ ТА МОДЕЛІ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	23
2.1 Виклики смарт моніторингу якості води	23
2.1.1 Технології зв'язку смарт систем моніторингу якості води	23
2.1.2 Топологія смарт систем моніторингу якості води.....	23
2.1.3 Пропускна здатність смарт систем моніторингу якості води	24
2.1.4 Споживання енергії смарт систем моніторингу якості води.....	25
2.1.5 Виготовлення смарт систем моніторингу якості води	25
2.1.6 Безпека смарт систем моніторингу якості води.....	26
2.1.7 Підводне середовище смарт систем моніторингу якості води.....	27
2.1.8 Сенсори смарт систем моніторингу якості води	28
2.2 Моделі на основі штучного інтелекту в моніторингу якості води.....	29
2.2.1 Отримання та обробка набору даних у літературі.....	30
2.2.2 Вибір моделі моніторингу якості води	31
2.3 Висновок до другого розділу	34
РОЗДІЛ 3. ОЦІНКА МОДЕЛЕЙ ТА КОНЦЕПТУАЛЬНА СТРУКТУРА СМАРТ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ЯКОСТІ ВОДИ.....	35
3.1 Оцінка моделей моніторингу якості води.....	35

3.2 Концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води..	46
3.2.1 Система сенсорного моніторингу SWQM.....	46
3.2.2 Система зв'язку SWQM.....	48
3.2.3 Головна система «Head End System»	48
3.3 Висновок до третього розділу	49
РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ	50
4.1 Захист людини від іонізуючих випромінювань	50
4.2 Синдром професійного вигорання в ІТ	57
4.3 Висновок до четвертого розділу	59
ВИСНОВКИ.....	60
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ	61

ВСТУП

Актуальність теми. Традиційні лабораторні методи моніторингу та тестування якості води швидко втрачають актуальність, головним чином через потребу в оперативному зворотному зв'язку та негайному реагуванні на надзвичайні ситуації. Сучасні методи, що базуються на бездротових сенсорних мережах (WSN), розвиваються з метою вирішення проблем моніторингу, покриття, управління енергією та інших. Інтеграція IoT у технології WSN може ще більше покращити ефективність і дієвість систем моніторингу якості води в реальному часі, використовуючи переваги бездротових систем IoT. Однак ці системи все ще мають обмеження: неспроможність забезпечити точні дані в режимі реального часу, відсутність можливості переналаштування, необхідність роботи у складних умовах, а також обмежене впровадження в промисловості.

Для ефективного використання систем моніторингу якості води на базі IoT WSN необхідна наявність електронних сенсорів. Оскільки наразі існує дуже мало електронних сенсорів для вимірювання різних параметрів, виникає потреба у впровадженні сенсорних технологій штучного інтелекту (AI), що дозволяє визначати якість води для індикаторів без фізичних сенсорів, використовуючи наявні дані з доступних сенсорів. Цей підхід є новим, ще не стандартизованим і поки не отримав широкого визнання в промисловості.

Тому концептуалізація та прототипування смарт системи спостереження якості води проектування є актуальним напрямком досліджень.

Мета і задачі дослідження. Мета даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр» полягає у розробці концептуальної структури смарт-системи моніторингу якості води з інтеграцією моделей штучного інтелекту. Для досягнення поставленої мети потрібно виконати ряд завдань, зокрема:

- Проаналізувати сучасні підходи та існуючі методи вимірювання показників якості води.

- Виявити ключові виклики та обмеження смарт-систем моніторингу якості води.
- Дослідити та оцінити моделі штучного інтелекту для прогнозування параметрів якості води.
- Розробити концептуальну структуру смарт-системи моніторингу якості води.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є смарт-системи моніторингу якості води на основі бездротових сенсорних мереж та штучного інтелекту.

Предметом дослідження кваліфікаційної роботи є методи та засоби розробки ефективної концептуальної структури смарт-системи спостереження якості води.

Практичне значення одержаних результатів. Практична частина демонструє оцінку моделей моніторингу та пропонує концептуальну структуру смарт-системи, охоплюючи сенсорний моніторинг, системи зв'язку та головну систему, що підкреслює її практичну цінність та можливість впровадження.

РОЗДІЛ 1. СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО МОНІТОРИНГУ ТА ВИМІРЮВАННЯ ЯКОСТІ ВОДИ

1.1 Сучасні підходи до моніторингу якості води

Традиційний підхід до вимірювання якості води (WQM) передбачає ручний відбір проб для подальшого аналізу з метою визначення якості води. Цей процес включає збір проб води людьми для проведення тестування на місці або у лабораторіях техніками. Хоча такий підхід не забезпечує миттєвого вимірювання якості води, його вважають найбільш прийнятним рішенням. Дослідження здебільшого зосереджувалися на вдосконаленні лабораторних методів аналізу якості води [1] та запровадженні лабораторій біля водойм для підвищення ефективності моніторингу з використанням наявних методів [2].

Очевидно, що існуючі методи WQM мають недоліки. Ці вади можна загалом класифікувати як:

- людські помилки під час відбору проб, аналізу чи фіксації даних;
- неналежне лабораторне обладнання або його неправильне використання;
- можливість перехресного забруднення проб води.

Такі методи не забезпечують миттєвості або своєчасності, що призводить до затримок у реагуванні в разі надзвичайних ситуацій.

Останнім часом почали активно впроваджувати бездротові сенсорні мережі (WSNs) для моніторингу якості води. Ці методи постійно вдосконалюються завдяки розвитку технологій та комунікаційних протоколів. Здатність WSN-засобів захоплювати, аналізувати, передавати та відображати дані про якість води довела свою ефективність і оперативність. Вузли WSN можуть миттєво збирати, обробляти та передавати дані про параметри якості води за допомогою:

- енергоощадних комунікаційних технологій;

- недорогих сенсорів;
- малопотужної електроніки.

Такі сенсорні вузли впроваджуються в мережі, що дозволяє здійснювати моніторинг на великих територіях.

Інтеграція Інтернету речей (IoT) [3] у технології WSN [4] може ще більше підвищити ефективність і продуктивність систем моніторингу якості води, використовуючи переваги бездротових IoT-систем. Проте й ці системи мають певні обмеження:

- обмежена точність даних у реальному часі;
- відсутність можливості переналаштування;
- необхідність встановлення в складних умовах;
- обмежене застосування в промисловості.

Можуть ефективно визначатися оптичними, хімічними або біологічними методами індикатори якості води (WQIs), зокрема:

- каламутність (turb);
- загальний вміст розчинених речовин (TDS);
- водневий показник (pH);
- загальна жорсткість (TH);
- хлориди, фекальні коліформи (FC);
- електропровідність (EC);
- розчинений кисень (DO);
- температура (Temp);
- окисно-відновний потенціал (ORP) тощо.

Лише деякі з них можуть бути визначені електронними засобами, оскільки відповідні електронні сенсори ще не розроблено.

Незважаючи на значні переваги WSN та IoT у моніторингу якості води, залишаються виклики, пов'язані із захистом інформації від несанкціонованого доступу, забезпеченням цілісності даних та стійкості системи до кібератак [5].

1.2 Вимірювання оптичних властивостей води

Наявність електронних сенсорів є критичною умовою для ефективного впровадження систем моніторингу якості води IoT WSN. В таблиці 1.1 подано методи та давачі для вимірювання оптичних властивостей води.

Таблиця 1.1 – Методи та давачі для вимірювання оптичних властивостей води

WQI	Методи вимірювання	Електронні вимірювальні давачі
Помутніння	Нефелометричний турбідиметр	Аналогові зонди: DFROBOT SEN0189, Шанхай, Китай [6], YSI Xylem WQ730, Огайо, США [7]. Цифрові зонди: цифровий давач каламутності Aqualabo PF-CAP-C-00174, Шампіньї-сюр-Марн, Франція [8].
	Вимірювання диска Secchi	Промислові давачі Modbus: технологічний давач каламутності Daviteq MBRTU-TBD, Хошимін, В'єтнам [9].
Ясність	Дискові методи Secchi Методи вимірювання каламутності	Можна використовувати давачі каламутності для визначення прозорості на основі співвідношення між двома параметрами.

Таблиця містить інформацію про показники якості води, методи їх вимірювання та відповідні електронні вимірювальні давачі, зосереджуючись на параметрах WQI, помутніння та ясності.

1.3 Вимірювання інших фізичних властивостей води

В таблиці 1.2 подано методи та давачі для вимірювання оптичних властивостей води. Таблиця деталізує методи вимірювання та електронні вимірювальні давачі для трьох ключових показників якості води: Загальної кількості розчинених твердих речовин (TDS), Провідності (EC) та Температури. Для кожного показника наводяться відповідні аналогові, цифрові та промислові давачі Modbus від різних виробників з зазначенням їх місцезнаходження. Таким чином, таблиця слугує довідником для вибору обладнання та методів вимірювання цих важливих параметрів якості води.

Таблиця 1.2 – Методи та давачі для вимірювання інших фізичних властивостей води

WQI	Методи вимірювання	Електронні вимірювальні давачі
1	2	3
Загальна кількість розчинених твердих речовин (TDS)	Оцінка електропровідності Метод зважування солі Додавання катіонів та аніонів	Аналогові зонди: DFROBOT SEN0244 Шанхай, Китай [10], Hanna instruments HI-763133, Йоганнесбург, Південна Африка [11]. Цифрові зонди: WaterAnywhere TDS Meter TDS-3, CA, США [12].
Провідність (EC)	Зонди провідності Реляційний метод TDS	Цифрові зонди: Endress+Hauser Indumax CLS54D, Reinach, Швейцарія. Промислові давачі Modbus: Antratek 314990742 промислові Давач EC і TDS Modbus RTU, Nieuwerkerk aan den Ейссел, Нідерланди [13].

Продовження таблиці 1.2

1	2	3
температура	Термістори, термопари та термометри Вимірювач провідності–температури–глибини (CTD)	Аналогові зонди: YSI Xylem WQ101, Огайо, США [14]. Цифрові зонди: DFROBOT SEN0511 DS18B20, Шанхай, Китай [15]. Промислові давачі Modbus: ComWinTop CWT-T01S, Шеньчжень, Китай [16].

1.4 Вимірювання хімічних властивостей води

В таблиці 1.3 подано методи та давачі для вимірювання хімічних показників води. Таблиця систематизує інформацію про вимірювання важливих хімічних показників якості води, таких як рН, хлорид, аміак та нітрати/селітра.

Таблиця 1.3 – Методи та давачі для вимірювання хімічних показників води

WQI	Методи вимірювання	Електронні вимірювальні давачі
1	2	3
рН	Стандартні вимірювання Ph Лакмусові та рН-папірці	Аналогові зонди: YSI Xylem WQ201, США [17]. DFROBOT SEN0169-V2, Шанхай, Китай [18]. Цифрові зонди: рН-зонд Tetraponics НМ [19]. Промислові давачі Modbus: промисловий давач рН Eucatech 314990622 RS485 [20].
Хлорид	Колориметрія фериціанідним методом Титрування	Аналогові зонди: на даний момент комерційно доступних аналогових хлоридних зондів немає. Цифрові зонди: YSI EXO Chloride Digital Smart Sensor (ISE), Огайо, США [21].

1	2	3
	нітратом срібла, метод Мора	Промислові давачі Modbus: Riverplus WS102-CL, Bang Talat, Таїланд [22].
Аміак	Фенатний коло- риметричний метод Методи титрування	На даний момент комерційно доступних аналогових давачів немає. Цифрові зонди: давач аміаку Aquaread, Кент, Великобританія [23].
		Промислові давачі Modbus: Kacise KAN310, Сіань, Китай [24].
Нітрати, селітра	Відновлення і діазотування кадмію	На даний момент комерційно доступних аналогових давачів немає. Цифрові зонди: Sea- Bird SUNA, США [25], давач нітратів Aquaread, Велика Британія [26].
		Давач Xylem 107066 для NH ₄ , США [27].

Для кожного з цих параметрів представлені методи вимірювання, починаючи від стандартних лабораторних (наприклад, лакмусовий папірець для рН, колориметрія для хлориду та аміаку) до більш сучасних, таких як відновлення та діазотування для нітратів.

1.5 Вимірювання біологічних показників води

В таблиці 1.4 подано методи та давачі для вимірювання біологічних індикаторів якості води. таблиця представляє інформацію про методи вимірювання та доступні електронні давачі для ряду біологічних показників якості води, що відносяться до категорії WQI. Зокрема, вона охоплює фекальну кишкову паличку, кишкову паличку, водорості, ентерококи (фекальні стрептококи) та коліфаги.

Таблиця 1.4 – Вимірювання біологічних індикаторів якості води (WQI)

WQI	Методи вимірювання	Електронні вимірювальні датчики
Фекальна кишкова паличка	Метод мембранної фільтрації. Техніка бродіння в декількох трубах або пластини для розливу.	На даний момент комерційно доступних аналогових і цифрових датчиків немає. Сенсорне обладнання III: Proteus Instruments Libelium Proteus sensor, Stoke Prior, UK [28].
Кишкова паличка	Метод мембранної фільтрації Методи бродіння в декількох трубках	На даний момент комерційно доступних аналогових і цифрових датчиків немає. Сенсорне обладнання III: Proteus Instruments Libelium Proteus sensor, Stoke Prior, UK [29].
Водорості	Концентрати хлорофілу Кількість клітин або колоній водоростей	На даний момент комерційно доступних аналогових датчиків немає. Цифрові зонди: YSI EXO Total Algae PC Smart Sensor, США [29].
		Промислові датчики Modbus: Apure BGA-206A, Шанхай, Китай [30].
Ентерококи (фекальні стрептококи)	Мембранна фільтрація Техніка бродіння в декількох трубах або пластини для розливу	На даний момент комерційно доступних датчиків немає.
Коліфаги	Методи аналізу нальоту Стандартизовані методи аналізу не визначені	На даний момент комерційно доступних датчиків немає.

Наразі саме це є головним обмеженням систем IoT WSN. Відсутність електронних сенсорів для деяких параметрів спричинила потребу в застосуванні сенсорних технологій на базі штучного інтелекту для smart систем моніторингу якості води. Такі системи дозволяють визначати показники, для яких не існує фізичних сенсорів, за допомогою аналізу

доступних даних від інших сенсорів. Ці підходи перебувають на початковій стадії розвитку і ще не є загальноприйнятими або стандартизованими в галузі. Як і будь-яка технологія, вони продовжують розвиватися і є предметом дослідження у цій роботі.

1.6 Аналіз літературних джерел в галузі смарт моніторингу якості води

У сфері моніторингу якості води за допомогою бездротових сенсорних мереж (WSN) було досягнуто значного прогресу. Автори [32] розробили й протестували бездротову сенсорну мережу для смарт моніторингу водного середовища. Систему створено з огляду на важливість розвитку сенсорних мережевих технологій у водному середовищі. У [33] відзначено значні досягнення у моніторингу якості повітря з використанням технологій Інтернету речей (IoT), однак моніторинг якості води все ще здебільшого базується на ручному відборі проб.

У [33] представили інтелектуальну систему WSN, яка здатна визначати якість води за допомогою алгоритмів машинного навчання (ML). Метою дослідження було визначення якості води вздовж течії річки шляхом створення звітів про дані у вигляді інтерактивних інтерфейсів для користувачів. Автори [34] реалізували систему «розумного» моніторингу річки за допомогою WSN. Основною метою цієї системи була енергоефективність під час моніторингу та передачі даних.

Дослідники [35] розробили недорогий оптичний сенсор для моніторингу якості води. Створення сенсора було зумовлене проблемами, з якими стикаються бездротово з'єднані сенсори, незважаючи на загальний прогрес у галузі. Автори [36] представили мультисенсорну систему «SmartCoast» для моніторингу якості води. Система «SmartCoast» створює WSN із сенсорами типу «plug and play», що забезпечують комунікацію з низьким енергоспоживанням.

Автори [37] представили систему «LakeNet» для моніторингу якості води в озерах та водно-болотних угіддях. Мережа сенсорів відслідковувала такі параметри: температура, рН і розчинений кисень (DO). А в [38] розробили систему з бездротовою технологією передачі даних для моніторингу параметрів якості води на рибній фермі. Контролювалися:

- температура;
- DO;
- рівень рН;
- рівень води;
- строк служби сенсорів.

Система включала роботизовану руку з програмованим логічним контролером (PLC), бездротову передачу даних та вбудовану систему для автоматичного вимірювання і обслуговування.

Науковці [39] розробили прототип системи моніторингу якості води з використанням IoT-технологій (IoT-WQMS). Архітектура системи включала ретранслятор LoRa та алгоритм виявлення аномалій. Результати дослідження показали, що прототип підвищив надійність моніторингу завдяки своєчасному виявленню несправностей сенсорів і збільшенню дальності сигналу LoRa.

Автори [40] створили систему моніторингу та фільтрації якості води з керуванням через Arduino. Систему було розроблено для порівняння якості води з озер, річок і водопроводу. Моніторинг охоплював рівень рН, каламутність, електропровідність (EC), окисно-відновний потенціал (ORP) і температуру з використанням платформи ThingSpeak. Жодна з перелічених розробок не пропонує комплексної підводної IoT WSN-системи, яка використовує алгоритми машинного навчання для визначення невідомих параметрів на основі даних, зібраних сенсорними вузлами.

Сучасна тенденція у вимірюванні якості води (WQM) передбачає використання штучного інтелекту (AI) для визначення якості води. Хоча інтеграція AI-технологій у цій сфері є відносно новим підходом, вже існують системи, що їх впроваджують. Техніки штучного інтелекту забезпечують більш

ефективний моніторинг великих водних об'єктів, зокрема річок. Значні обсяги даних, зібраних за допомогою сенсорних мереж, можуть бути проаналізовані й спрогнозовані за допомогою AI-методів.

Автори [41] реалізували систему, яка прогнозувала параметри якості води із застосуванням штучної нейронної мережі. Моніторинг проводився в чотирьох точках річки за параметрами:

- рН;
- загальна кількість розчинених речовин (TDS);
- електропровідність (EC);
- натрій.

А в [42] запропонували моделі прогнозування й класифікації на основі машинного навчання для оцінки стану якості води. Серед параметрів, що прогнозувалися, були:

- рН;
- завислі тверді частинки;
- EC;
- TDS;
- каламутність;
- розчинений кисень (DO);
- лужність;
- хлориди;
- показник хімічного споживання кисню.

В [43] впровадили систему прогнозування якості води на основі AI-алгоритмів. У системі розроблено розширені алгоритми штучного інтелекту для:

- прогнозування індексу якості води (WQI);
- класифікації якості води (WQC).

Дослідники [44] розглянули доцільність використання віртуального сенсорного аналізу для оцінки якості води. Одним із висновків огляду було те,

що найпоширенішими підходами у створенні інферентних моделей машинного навчання є:

- випадковий ліс (Random Forest);
- штучні нейронні мережі (ANN);
- метод множинної лінійної регресії.

В [45] запропонували гібридну модель на основі алгоритмів машинного навчання й оптимізації для прогнозування параметрів якості води. Автори використали модель «AEABC-BPNN» («Adaptive Evolutionary Artificial Bee Colony – Back Propagation Neural Network»), яку порівнювали з результатами прогнозування моделей:

- машина опорних векторів (SVM);
- генетичний алгоритм (GA);
- метод рою частинок (PSO);
- колонія штучних бджіл (ABC);
- довготривала короткочасна пам'ять (LSTM).

Модель AEABC-BPNN виявилась більш стійкою серед інших. Результати тестування показали, що цей підхід досягає збіжності за чотирнадцять поколінь і має вищу швидкість збіжності. AEABC-BPNN досягла оптимального середнього значення пристосованості 0.0322 і забезпечила більш точні прогнози після обробки аномалій у даних.

Однак жодне з цих досліджень не пропонує комплексного рішення з використанням алгоритмів машинного навчання для визначення концентрацій «E. coli» у воді на основі даних, отриманих від WSN-сенсорів.

Робота [46] продемонструвала, що висока точність у прогнозуванні рівнів «E. coli» можлива лише на основі п'яти ключових параметрів, визначених за допомогою рекурсивного відбору ознак:

- pH;
- DO – розчинений кисень;
- ЕС – електропровідність;
- температура;

– каламутність.

У дослідженні також зазначено, що додавання більшої кількості параметрів [47] лише помірно покращувало ефективність моделі прогнозування. Автори [47] встановили, що використання моделі випадкового лісу (RF) демонструє стабільно кращі результати у прогнозуванні рівнів «E. coli» порівняно з іншими моделями.

У [47] виявили, що прогнозування мікробіологічної якості поверхневих вод залишається складним завданням, тому концентрації не завжди можуть бути спрогнозовані у всіх умовах. Було визначено, що розробка моделей, здатних адаптуватися до змін навколишнього середовища, є необхідною. Хоча в роботах використовуються алгоритми машинного навчання для прогнозування концентрацій «E. coli» у воді, жодне з цих досліджень не використовує бездротові сенсорні мережі (WSN) у своєму аналізі.

Існує значний прогрес у дослідженнях та розробках у сфері вимірювання якості води (WQM), бездротових водних технологій, створення апаратного забезпечення та аналітики даних. Комунікаційні технології досягли вищих швидкостей передачі даних, підвищеної енергоефективності, кращої підтримки мереж у віддалених районах і стали більш економічно вигідними для впровадження у системи інтелектуального моніторингу якості води (SWQM) [48]. Ці досягнення забезпечують значні переваги в межах SWQM. Попри наявні недоліки, зокрема енергоспоживання, впровадження таких технологій компенсує їхні недоліки та підвищує ефективність системи в інших аспектах .

Основні досягнення в апаратному забезпеченні спостерігаються в технологіях сенсорів та технологіях збору енергії. Використання та розробка нових сенсорних технологій дає змогу створювати ширші сенсорні мережі та забезпечує можливість віддаленого моніторингу більшої кількості індикаторів якості води (WQI). Найбільшим досягненням в аналітиці даних стало впровадження штучного інтелекту для визначення якості води та WQI. AI-технології надали метод для аналізу даних, зібраних SWQM-системами, і дозволяють оцінювати стан якості води [49].

Застосування AI також дає можливість моніторингу таких WQI, для яких ще не існує сенсорів, на основі даних з інших віддалено відстежуваних параметрів. Алгоритми та математичні моделі також використовуються для прогнозування тенденцій у якості води, що, своєю чергою, дає змогу передбачати майбутні зміни її стану. Попри всі ці досягнення, наразі бракує систем SWQM, які б комплексно поєднували всі вищезазначені інновації.

Робота [49] представляє інтелектуальну структуру моніторингу якості води, яка включає «розумну» систему моніторингу на основі Інтернету речей (IoT) і бездротової сенсорної мережі (WSN). У системі використовуються сенсори зі штучним інтелектом (AI) для врахування індикаторів, для яких ще не розроблено електронні сенсори, оскільки розробка електронних сенсорів відстає від розвитку систем моніторингу. У роботі досліджуються системи моніторингу якості води на основі WSN, самі WSN і бездротові сенсори, а також обмеження та виклики, пов'язані з цими системами, і застосування алгоритмів машинного навчання (ML) для прогнозування концентрацій «E. coli» на основі даних параметрів, зібраних WSN.

1.7 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто сучасні підходи до моніторингу якості води. Проаналізовано вимірювання оптичних властивостей води, інших фізичних властивостей води, хімічних властивостей води та біологічних показників води. Проведено аналіз літературних джерел в галузі смарт моніторингу якості води.

РОЗДІЛ 2. ВИКЛИКИ СМАРТ МОНІТОРИНГУ ТА МОДЕЛІ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

2.1 Виклики смарт моніторингу якості води

2.1.1 Технології зв'язку смарт систем моніторингу якості води

Існують загальні проблеми, пов'язані як із дротовими, так і з бездротовими технологіями зв'язку, зокрема: радіус покриття, енергоефективність, пропускна здатність тощо [49]. Підводне середовище створює складнощі для більшості технологій зв'язку (таких як GSM, GPRS, ZigBee, WiFi та WiMax), оскільки ці технології неефективно поширюються у воді. Серед основних проблем – доступність пропускної здатності, згасання сигналу, відмова пристроїв та затримка передавання [50]. Ефективна система SWQM, що базується на підводній WSN, може поєднувати підводні технології зв'язку з наземними для тієї частини системи, яка працює на суші.

Електромагнітний і оптичний зв'язок мають більше обмежень, ніж акустичний [51]. Електромагнітна й оптична передача сигналу стикаються з труднощами у морській воді через її провідність. Оптичні хвилі мають обмежену дальність передачі у морській воді, оскільки швидко поглинаються. Проте акустична передача має кращі можливості для підводного зв'язку порівняно з електромагнітною й оптичною, завдяки меншому загасанню сигналу у морській воді [52]. Тому для підводної передачі даних слід обирати акустичний зв'язок, оскільки він працює краще в умовах морського середовища.

2.1.2 Топологія смарт систем моніторингу якості води

Проектування підводних мереж моніторингу якості води є складним завданням. Їхня нестатична природа додає труднощів у розробці топологій

мереж. Оскільки підводні мережі залежать від акустичних технологій зв'язку, ефективне проектування топології мережі може допомогти подолати більшість обмежень акустичного зв'язку. Надійність мережі зростає при добре продуманій топології [52]. Енергоефективність також є наслідком якісної топології, тому питання споживання енергії в підводних мережах можна тримати під контролем [50].

Автори [53] представили ґрунтовний огляд топологій, що використовуються у застосуваннях WSN. Зокрема, топології «зірка», «дерево» та «сітка» впливають на передачу пакетів і, відповідно, на втрати пакетів.

2.1.3 Пропускна здатність смарт систем моніторингу якості води

Ефективне використання доступної пропускної здатності у бездротових сенсорних мережах (WSN) є критично важливим для забезпечення якісного обміну даними між усіма вузлами в межах мережі. Кількість сенсорних вузлів, що розгортаються, впливає на доступну пропускну здатність. Глибина розташування вузлів також має значення: чим глибше розміщені сенсорні вузли, тим вища пропускна здатність [54]. Однак зі збільшенням кількості вузлів, які використовують мережу, пропускна здатність, доступна для кожного вузла, зменшується. Отже, хоча більша щільність вузлів сприяє покращеній багатоступеневій маршрутизації, це призводить до зниження доступної пропускної здатності.

Через необхідність збереження енергії в сенсорних вузлах, зазвичай менше пропускної здатності виділяється на користь економії енергії. Оптимізація пропускної здатності потребує балансу між правильною топологією мережі, технологією зв'язку та енергоспоживанням. У дослідженні впливу топології на пропускну здатність мережі було виявлено декілька важливих моментів [55]. Було встановлено, що кількість вузлів у мережі впливає на загальну пропускну здатність. Пропускна здатність також залежить від кількості зв'язків між вузлами.

2.1.4 Споживання енергії смарт систем моніторингу якості води

Енергетичні обмеження завжди є проблемою при розгортанні WSN. Ба більше, ці обмеження ускладнюють і без того складні завдання систем моніторингу якості води (WQM). Система сенсорів потребує енергії для виявлення параметрів, обробки та передавання даних. Тому забезпечення достатнього живлення для вузлів стає критичним фактором для стабільного збору даних [49].

Загальна кількість енергії, що витрачається сенсорним вузлом, включає енергію на вимірювання параметрів за допомогою сенсора та АЦП, обробку даних мікроконтролером і пам'яттю, а також передавання даних за допомогою приймально-передавального пристрою. У більшості випадків саме передавання даних споживає найбільше енергії, значно більше, ніж виявлення та обробка [56].

Зазвичай для живлення вузлів використовуються акумулятори. Проте для підводних сенсорів це часто неприйнятне рішення, оскільки заміна або доступ до батарей ускладнені або навіть неможливі. Також виникають труднощі з підзарядкою через віддаленість розміщення. Для зменшення споживання енергії в системах моніторингу часто використовують змінну частоту відбору проб. Інші підходи включають використання технологій збору енергії.

Наразі більшість WSN, оснащених технологіями енергозбору, використовують сонячні панелі для збору енергії від сонця. Зібрана енергія зберігається у літій-іонних батареях. Сонячна енергія є популярним рішенням для енергоживлення WSN завдяки високій щільності потужності порівняно з іншими методами збору енергії, що наразі впроваджуються [57].

2.1.5 Виготовлення смарт систем моніторингу якості води

Підводні смарт системи моніторингу якості води (SWQM), які використовують бездротові сенсорні мережі (WSN), створюють унікальні

обмеження під час моніторингу. Стрес, який підводне середовище чинить на сенсорні вузли, робить їх вразливими до проникнення води та структурних пошкоджень на великих глибинах. Електронні компоненти, що забезпечують функціонування сенсорного вузла, чутливі до рідини і вийдуть з ладу при контакті з водою впродовж тривалого часу. Отже, корпус, який містить ці компоненти, повинен бути водонепроникним і стійким до тиску, що діє на нього на великих глибинах. Автори [58] виготовили корпуси для зменшення деяких труднощів, з якими стикаються підводні WSN. Корпуси сенсорних вузлів повинні витримувати підводні сили, а бездротові сенсори повинні бути водонепроникними, щоб вода не потрапляла і не пошкоджувала їх компоненти. Кабелі повинні бути захищені або розміщені всередині сенсорного вузла, щоб уберегти їх від пошкоджень через місцевість, плаваючі уламки та морське життя. Розміщення сенсорних вузлів може створювати проблеми в комунікації. Чим ближче сенсорні вузли до дна водойми, тим більший ризик розсіювання або відбиття акустичних хвиль.

2.1.6 Безпека смарт систем моніторингу якості води

Безпека в системах, що використовують бездротові мережі зв'язку, є важливою проблемою через вроджену вразливість, що виникає при відсутності фізичного з'єднання. У WSN безпека більшою мірою піддається компромісу порівняно з іншими бездротовими мережами через обмеженість постачання енергії до вузлів [59]. Збільшення складності в забезпеченні безпеки мережі призводить до підвищеного споживання енергії. Дані, отримані сенсорами, повинні визначати пріоритетність рівня безпеки в системі. Якщо отримані дані містять чутливу інформацію, то компроміс між енергією та безпекою має бути вирішений відповідним чином. Якщо в системі буде недостатня безпека, хакери можуть перехопити та змінити дані з мережі. База даних також може бути заражена шкідливим кодом. Додавання протоколів аутентифікації та авторизації до системи підвищить рівень безпеки.

Хоча поточні та попередні роботи, що стосуються реалізованих систем SWQM, мають дуже мало інтеграції безпеки в їх проектуванні, існують декілька прикладів інтеграції безпеки в симульованих системах. Причина низької кількості інтеграцій безпеки полягає в збільшених енергетичних вимогах до протоколів безпеки. У «розумному» рішенні для моніторингу якості води [60] система має інтегровані протоколи безпеки для передачі даних. Для шифрування даних використовувався протокол безпеки транспортного рівня (TLS), а для аутентифікації, заснованої на публічних/приватних ключах, використовувалися алгоритми веб-об'єктів JavaScript (RFC 7518). У реалізованій багатоступеневій підводній WSN системі, що використовує антену у вигляді метелика [59], був використаний модуль шифрування AES для забезпечення шифрування всіх комунікацій.

Оскільки WSN перебувають у водних об'єктах, ризик завад, викликаних вузлами, стає суттєвим. Ці завади можуть бути спричинені людським відпочинком (плавання, човни тощо), діяльністю диких тварин і природними силами (вітер тощо). Доцільно забезпечити, щоб апаратне забезпечення, яке використовується, відповідало високим стандартам якості та мало методи для моніторингу вузлів на наявність ознак поломки компонентів чи крадіжки [60]. Щоб зменшити ризик завад, впровадження сенсорів у непомітний спосіб зменшить привабливість для диких тварин. Використання сенсорів високої якості, але економічних, зменшить витрати на заміну сенсорів у разі їх поломки.

2.1.7 Підводне середовище смарт систем моніторингу якості води

Підводне середовище створює унікальні труднощі для розробників. Однією з таких труднощів є корозія сенсорних модулів, що ускладнює функціонування електроніки під час захоплення даних. Коли металеві частини сенсорного обладнання постійно занурені у воду, метали взаємодіють з киснем у воді і утворюють оксиди металів.

2.1.8 Сенсори смарт систем моніторингу якості води

У SWQM, що використовують WSN, сенсори є найважливішим компонентом системи, оскільки вони відповідають за отримання даних параметрів. Однак ці сенсори мають обмеження, які можуть вплинути на їх функціональність, ефективність і впровадження.

По-перше, наявність сенсорів є проблемою. Існують бездротові сенсори для вимірювання параметрів якості води. Однак не всі параметри наразі можна вимірювати за допомогою бездротових сенсорів. Це є предметом постійних випробувань, досліджень і розробок, а комерціалізація багатьох сенсорів для певних параметрів ще не відбулася. Одним із рішень є інтеграція ML-алгоритмів для визначення кількості параметрів. Використовуючи інші відомі параметри, для яких доступні бездротові сенсори для вимірювання кількості, можна встановити взаємозв'язок між невідомою кількістю параметра і відомою кількістю параметра, а отже, можна використовувати ML-алгоритм для прогнозування невідомої кількості на основі цього взаємозв'язку.

По-друге, калібрування сенсорів викликає проблеми. Сенсори можуть мати тимчасове зміщення у відповіді, коли стикаються з тривалими хімічними та фізичними умовами [58]. Це називається дрейфом сенсора. Пошкодження сенсорів, спричинені водою чи водяними потоками, може створювати помилки в вимірюваннях сенсора [61]. Дрейф сенсора викликає сумніви в достовірності даних, отриманих для моніторингу впродовж певного періоду часу, тому розроблені тенденції або набори даних на основі даних сенсора можуть показувати варіацію через непослідовність отриманих даних. Сенсори потрібно калібрувати на кожному визначеному інтервалі, щоб отримати точні показання. Калібрувальний дрейф виникає, коли є різниця між отриманими показниками від каліброваного сенсора і поточними показниками сенсора в стандартному розчині. Калібрувальний дрейф є електронним дрейфом і потребує повторної калібровки сенсора для отримання точних показань.

По-третє, біозабруднення (біофулінг) відбувається на поверхні сенсорів через їх занурення у воду впродовж тривалих періодів часу під час захоплення параметричних даних. Водорості та бактерії спричиняють забруднення, тому існує висока ймовірність виникнення біофулінгу в SWQM системах, що використовують WSN. Є декілька факторів, які впливають на виникнення біофулінгу на поверхні сенсорів. Ці фактори можуть бути хімічними, фізичними та біологічними [58]. Термін служби сенсора зменшується, коли на його поверхні виникає біофулінг, і можуть виникати непослідовності в даних, отриманих від сенсора, що знижує точність сенсора. Наразі багато виробників сенсорів досліджують і впроваджують нові технології в сенсори, які спрямовані на зменшення ефекту біофулінгу. Однак ці сенсори наразі недоступні для комерційного використання.

2.2 Моделі на основі штучного інтелекту в моніторингу якості води

У WQM неможливо моніторити всі індикатори якості води через недоступність та обмеження бездротових сенсорів. Однак багато індикаторів якості води взаємопов'язані, тому, використовуючи ці виміряні параметри, можна визначити невідомі індикатори якості води за допомогою математичних прогнозних моделей та технік штучного інтелекту. Алгоритми машинного навчання створюють математичні моделі, які можуть передбачати або приймати рішення на основі навчальних (вибіркових) даних [62]. Вони можуть виконувати ці прогнози та приймати рішення без людського втручання. У бездротових сенсорних мережах [63] використання контрольованих алгоритмів машинного навчання може значно покращити інтерпретацію даних, класифікацію, раннє попередження та прогнозування параметрів якості води [64]. Хоча поточні дослідження стикаються з проблемами високих вимог до енергії, підвищеної якості обчислювальних ресурсів для отримання результатів та збільшеного обсягу навчальних даних для покращення роботи алгоритмів машинного навчання, необхідність у цих техніках значно перевищує ці

проблеми. Далі представлені техніки машинного навчання, що використовуються для моніторингу води, а також набір даних та моделі машинного навчання [65].

2.2.1 Отримання та обробка набору даних у літературі

У дослідженні [66] використовувався набір даних для визначення стану якості поверхневої води для сирії води на водоочисних станціях. Дані збиралися впродовж семи років. Було зібрано обширний перелік параметрів якості води. Ці набори даних було використано для визначення стану якості поверхневої води за допомогою індексу оброблюваності для сирії води.

Використовуваний набір даних був набором «Vaalkor», що містив понад вісімдесят зразків. Набір даних був очищений, щоб виключити зразки з відсутніми даними, і скорочений до восьмидесяти зразків. Набір даних був розділений на два піднабори: Набір А і Набір В (див. таблицю 2.1).

Таблиця 1.2 – Список параметрів наборів.

Набір	Параметри
Набір А	рН, електропровідність, хлориди, каламутність, нітрати та хлорофіл
Набір В	рН, амоній, хлорид, нітрити, залізо, марганець, фосфат і сульфат

Кожен піднабір містить різні параметри залежно від наявності або високої вартості бездротового сенсора, необхідного для вимірювання параметра. Набір А містив більш доступні та дешевші бездротові сенсори, тоді як Набір В містив сенсори, які важче або дорожче отримати в порівнянні з сенсорами Набору А [49]. Причина такого поділу полягала в тому, щоб визначити ефективність і кореляцію більш доступних або дешевших бездротових сенсорів у прогнозуванні концентрації «E. coli» та порівняти ці

параметри з параметрами Набору В. Якщо параметри Набору А можуть забезпечити сильну кореляцію з концентрацією «E. coli», то ці сенсори можна буде використовувати без необхідності впровадження параметрів Набору В у WSN, або ж ми можемо створити ситуацію, де параметри Набору В будуть впроваджені на наступних етапах розгортання WSN для підвищення прогностичної потужності системи [49].

Також було важливо визначити, чи підходять параметри Набору А чи Набору В для впровадження в прогнозування концентрації «E. coli». Параметри, такі як фекальні коліформи, були виключені з тестування через витрати, пов'язані з їх закупівлею. Локально мало які WQM WSN використовують бездротові сенсори для фекальних коліформ через витрати на їх закупівлю; тому їх включення до дослідження мало б мало користі, оскільки мало місцевих систем використовують їх. Різні інші параметри були виключені з тієї ж причини. Обидва набори А та В містили рН і хлориди як спільні параметри.

2.2.2 Вибір моделі моніторингу якості води

Для оцінки було використано шість різних моделей:

- рідж-регресія;
- випадковий ліс;
- стохастичний градієнтний бустинг;
- регресія підтримувальних векторів;
- регресія на основі найближчих сусідів (k-NN);
- регресія за допомогою AdaBoost.

Рідж-регресія – це техніка регуляризації, яка штрафує L2-норму коефіцієнтів у лінійній регресії [67]. Для покращення дисперсії та допомоги в узагальненні, рідж-регресія спрямована на збільшення упередження. Рідж-регресія зазвичай покращується за допомогою наборів даних, що містять меншу кількість спостережень, ніж кількість предикторів, а також за наявності

мультиколінеарності. Точність прогнозів у рідж-регресії покращується за рахунок зменшення стандартної помилки. Додавання упередження у прогнози створює зниження стандартної помилки. Таким чином, рідж-регресія уникатиме перенавчання на навчальній вибірці, що дозволить покращити точність прогнозів на тестовій вибірці. Оцінювач рідж-регресії заданий рівнянням (2.1) [68]:

$$\hat{\beta} = \operatorname{argmin}_{\beta} \|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_2^2 \quad (2.1)$$

де ℓ_2 -норма штрафу задається як представляє вектор коефіцієнтів регресії маркерів,

X – це матриця маркерів розміру $n \times p$, $\lambda \geq 0$ – параметр налаштування,

$y = (y_1, \dots, y_n)^T$ – вектор спостережуваних фенотипів,

а i, p – маркери ($i = 1, 2, 3, \dots, p$) [69].

Алгоритми випадкового лісу використовують ансамблеве навчання для надання прогнозів [69]. Алгоритм має численні дерева рішень, створюючи групи випадкових дерев рішень, щоб уникнути перенавчання даних. Багтінг або агрегація за допомогою бутстрепа тренує ліс. Прогноз алгоритму є зваженим середнім усіх дерев рішень. Точність прогнозу можна покращити, додавши більше дерев рішень.

Стохастичний градієнтний бустинг використовує ансамбль слабших моделей для досягнення прогнозів. Випадково вибирається підмножина даних з навчальної вибірки, до якої підлаштовується слабка модель [70]. Це вважається кроковим підходом, оскільки цей процес повторюється на кожному кроці для побудови моделі. Слабші моделі, які використовуються, часто є деревами рішень. З стохастичним градієнтним бустингом алгоритм працює швидше, оскільки регресійні дерева мають менші набори даних, підлаштовані в кожній ітерації, на відміну від традиційного градієнтного бустингу.

Регресія на основі підтримувальних векторів (SVR) відрізняється від лінійної регресії. SVR шукає гіперплощину в площині даних, яка найкраще

підходить до найбільшої кількості точок даних на певній відстані, яку можна досягти [71]. Перевага цього підходу полягає в здатності SVR справлятися з нелінійною кореляцією між введеними змінними та змінною прогнозу, використовуючи функцію ядра.

Регресія на основі найближчих сусідів (KNN) оцінює взаємозв'язок між незалежними змінними та прогнозованим спостереженням через середнє значення k-найближчих спостережень у сусідстві (k) [72]. Розмір k встановлюється користувачем або через крос-валідацію. Це відстань між k-найближчими спостереженнями визначається за допомогою евклідової відстані.

Регресія AdaBoost є ансамблевою технікою, подібною до стохастичного градієнтного бустингу. Обидва методи використовують та будують дерева рішень як слабкі навчальні моделі. AdaBoost застосовує дерево рішень до навчальних даних і коригує ваги змінних при кожному повторі на основі помилок прогнозування, акцентуючи увагу на невідповідних підгонках і прогнозах [73]. Зважена медіана всіх слабких моделей колективно надасть результат прогнозу. AdaBoost зменшує функцію втрат; таким чином, викиди в даних можуть створити вразливість у алгоритмі. Слабкі класифікатори мають покращену продуктивність через введення посиленого навчання на вибірках, які класифіковані як помилкові [74]. Функція помилки класифікації використовується в AdaBoost для підвищення ваг слабких класифікаторів. Класифікатор можна побачити в рівнянні (2.2) [75]:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{i=1}^t a_i h_i \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2)$$

де h_t – це вихід слабкого класифікатора t ,

a_t – це вага класифікатора [75].

Дерева рішень у AdaBoost мають один рівень класифікації. Ваги навчальної вибірки присвоюються на кожному етапі, і ініціалізація ваги надається в рівнянні (2.3) [75]:

$$weight(x_i) = 1/n \quad (2.3)$$

де x_i та n представляють навчальний екземпляр і кількість навчальних екземплярів відповідно.

Автори [47] визначили, що модель випадкового лісу (RF) мала кращу продуктивність у передбаченні рівнів «E. coli» порівняно з іншими моделями в дослідженні. Хоча результати цього дослідження показали, що регресор AdaBoost забезпечує кращу продуктивність порівняно з регресором RF, він все ж продемонстрував достатньо хороші результати, щоб бути врахованим під час впровадження прогностичної моделі.

2.3 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто виклики та можливості впровадження смарт-систем моніторингу якості води (SWQM) на базі бездротових сенсорних мереж (WSN) та Інтернету речей (IoT), аналізуючи проблеми зв'язку у підводному середовищі, важливість топології мережі для ефективності та енергоспоживання, а також особливості виготовлення та безпеки. Особлива увага приділяється обмеженням існуючих сенсорів та потенціалу штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування параметрів якості води та підвищення точності моніторингу, детально описуючи процес вибору та оцінки різних моделей ML для цих цілей.

РОЗДІЛ 3. ОЦІНКА МОДЕЛЕЙ ТА КОНЦЕПТУАЛЬНА СТРУКТУРА СМАРТ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ЯКОСТІ ВОДИ

3.1 Оцінка моделей моніторингу якості води

Метрики, що використовувалися для оцінки кожної з моделей, – це корінь середнього квадратичного відхилення («RMSE») та середня абсолютна помилка («MAE»). «MAE» дає уявлення про точність моделі, ігноруючи напрямок та вимірюючи середній розмір помилок для прогнозів [75]. «RMSE» надає інформацію про стандартне відхилення помилок прогнозованих результатів. Більші помилки призводять до більшого значення «RMSE», що робить його ідеальним інструментом для оцінки моделей, які вважають більші помилки неприпустимими [76]. Аналізуючи «MAE» та «RMSE» моделі разом, можна визначити варіації в помилках прогнозів. «RMSE» завжди буде більшим або рівним «MAE» [76]. Якщо значення «MAE» та «RMSE» рівні, це означає, що помилки мають однакову величину. Більша варіація в прогнозах буде відзначена, коли різниця між «MAE» та «RMSE» буде більшою [76]. Формули для «MAE» та «RMSE» наведені в рівняннях (2.4) та (2.5) [77]:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x| \quad (2.4)$$

та

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2} \quad (2.5)$$

де n = кількість зразків,

x_i = фактичне значення,

x = прогнозоване значення [78].

Усі моделі були реалізовані за допомогою «Scikit-Learn» та його бібліотек. Рисунок 3.1 показує модель системи для отримання результатів для кожної моделі ML.

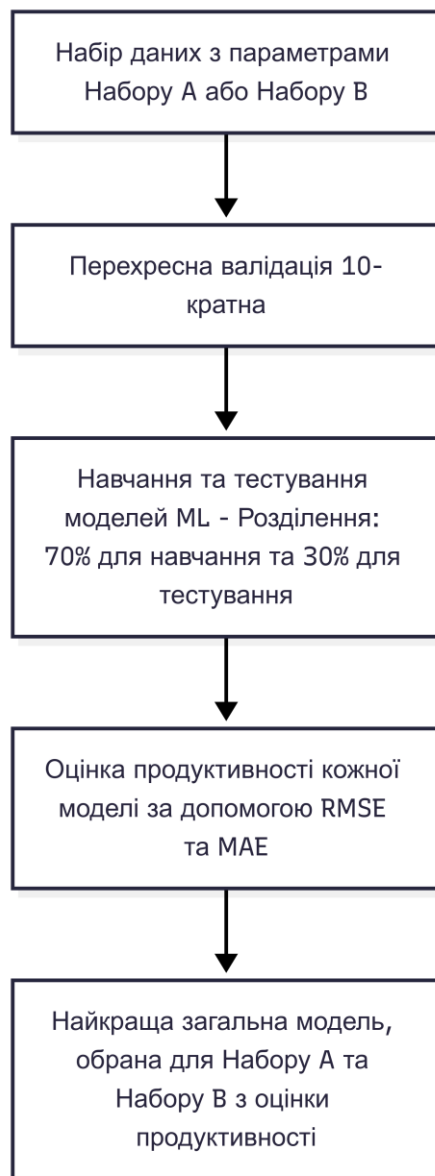


Рисунок 3.1 – Модель системи ML для моніторингу якості води (SWQM)

Кожна модель пройшла десятикратну крос-валідацію для досягнення найкращих результатів оцінки на наборі даних. К-кратна валідація розділяє набір даних на k підмножин або склади. Навчання та оцінка моделі здійснюються K разів, при цьому кожен раз використовуються різні склади для валідації.

Результати в таблиці 3.1 представляють найкращі результати оцінки для кожної моделі. Таким чином, прогнозовані результати базуються на найкращому результаті кожної моделі.

Таблиця 3.1 – Список найкращих результатів MAE та RMSE для параметрів Set A та Set B.

Метрика оцінки	Набір	Оцінка	
		MAE	RMSE
Гребнева регресія	A	28.65	37.50
	B	36.67	83.26
Випадковий лісовий регресор	A	36.63	58.14
	B	46.58	91.22
Підвищення стохастичного градієнта	A	45.36	73.26
	B	39.17	88.99
Підтримка векторної машини	A	19.46	37.20
	B	26.01	88.18
k-найближчі сусіди	A	12.08	19.04
	B	28.96	90.56
AdaBoost	A	15.42	20.14
	B	13.32	23.34

З табл. 3.1 можна побачити, що всі протестовані моделі показали різний рівень точності в їх прогнозах. Середнє значення точності для моделей регресора випадкового лісу, стохастичного градієнтного бустингу та рідж-регресора було найгіршим серед шести протестованих моделей, при цьому стохастичний градієнтний бустинг виявився найменш точним із цих трьох. Середнє значення MAE для трьох найгірших моделей становило 4.81 (14.50%),

а середнє значення RMSE – 10.38 (16.16%). У середньому найкращу точність серед усіх шести моделей продемонстрували:

- моделі регресора AdaBoost;
- машини опорних векторів (Support Vector Machine);
- k-ближчих сусідів (k-Nearest Neighbors)

Причому модель регресора AdaBoost забезпечила найвищу середню точність. Середнє значення MAE для трьох найкращих моделей становило 4.19 (26.81%), а середнє значення RMSE – 20.48 (83.24%). Великий відсоток середнього MAE та RMSE між трьома найкращими моделями обумовлений різницею між найкращими двома моделями:

- AdaBoost регресор;
- k-nearest neighbors.

Різниця в MAE між двома моделями становила 6.15 (42.80%) і 33.06 (152.07%) для RMSE. Різниці в MAE та RMSE між моделлю з найгіршими результатами («stochastic gradient boosting») і моделлю з найкращими результатами («AdaBoost регресор») становили 27.90 (194.16%) і 59.39 (273.18%) відповідно.

У [49] було зазначено, що є послідовність у результатах роботи моделей для обох параметричних наборів А та В. Моделі, які показали хороші результати для набору А, також мали сильні результати для набору В; відповідно, моделі з гіршими результатами працювали погано як для набору А, так і для набору В. Це дає впевненість у виборі відповідної моделі для впровадження в WQM WSN для прогнозування рівня «E. coli» – модель з гарними результатами працюватиме для обох наборів бездротових параметричних сенсорів.

В таблиці 3.2 міститься MAE та RMSE, отримані шляхом додавання всіх результатів MAE та RMSE відповідно з таблиці 3.1 для параметричних наборів А та В та обчислення середнього значення для кожного набору параметрів [49]. З таблиці 3.2 було визначено, що параметричний набір А показав вищий рівень продуктивності порівняно з параметричним набором В.

Таблиця 3.2 – Список MAE та RMSE для параметричних наборів A та B.

	Set A	Set B
MAE	26.27	31.79
RMSE	40.88	77.59

Найкращим за середніми результатами був набір A. Різниця в MAE та RMSE між наборами A та B становила 5,52 (21,01%) та 36,71 (89,80%) відповідно [49]. Це вказує на те, що використання більш доступних бездротових сенсорів на початковому етапі впровадження WQM WSN покращить продуктивність моделі при прогнозуванні концентрацій «E. coli». Однак різниця в продуктивності була незначною, тому модель отримає перевагу від додавання сенсорів параметрів набору B на наступних етапах впровадження WQM WSN для надання додаткових даних, що дозволить поліпшити прогнози моделі.

В таблиці 3.3 подано MAE та RMSE, отримані шляхом додавання всіх результатів MAE та RMSE відповідно з таблиці 3.1 для кожної з шести моделей, що використовувалися в дослідженні, та обчислення середнього значення для кожної моделі.

Таблиця 3.3 – Список MAE та RMSE для кожної з шести моделей, що використовувалися в дослідженні

Модель	MAE	RMSE
Гребнева регресія	32.66	60.38
Випадковий лісовий регресор	41.61	74.68
Підвищення стохастичного градієнта	42.27	81.13
Підтримка векторної машини	22.74	62.69
k-найближчі сусіди	20.52	54.80
AdaBoost	14.37	21.74

З таблиці 3.3 було визначено, що найкращою моделлю за середнім результатом під час тестування був регресор «AdaBoost», а найгіршою моделлю була стохастична градієнтна бустинг-модель. У регресора «AdaBoost» значення RMSE було на 7,4 більше за значення MAE. Така відносно невелика різниця між значеннями MAE та RMSE свідчить про невелику варіацію в помилках вибірки [49]. Ця різниця є відносно малою порівняно з різницею між значеннями MAE та RMSE для стохастичної градієнтної бустинг-моделі. У стохастичної градієнтної бустинг-моделі значення RMSE було на 38,9 більше за значення MAE. Ця велика різниця між значеннями MAE та RMSE вказує на високу варіацію в помилках вибірки. Однак найбільша варіація спостерігається в моделі опорних векторів (SVM), де різниця між MAE та RMSE складає 39,9.

Існує декілька причин, які можна навести для великої варіації між MAE та RMSE в найкращих і найгірших моделях. Головною причиною є кількість вибірок та якість даних у наборі даних [78]. Якщо буде доступно більше високоякісних даних, різниця між найкращими та найгіршими моделями може бути меншою. Вихідні значення в наборі даних можуть впливати на точність моделей, особливо в лінійних моделях та моделях бустингу [79]. У бустингу вихідні значення створюють проблеми для класифікаторів, оскільки вони повинні виправляти раніше знайдені помилки, і вихідні значення значно впливають на лінійні моделі [80].

Графіки на рисунку 3.2 ілюструє результативні дані фактичних концентрацій «E. coli» з тестового набору даних порівняно з прогнозованими концентраціями «E. coli», використовуючи найкращу модель прогнозування. Рис. 3.2 ілюструє найкращу модель для параметричного набору A (к найближчих сусідів), де червона та зелена лінії представляють верхню та нижню межу 95% довірчого інтервалу для середнього значення концентрацій E. coli в наборі даних.

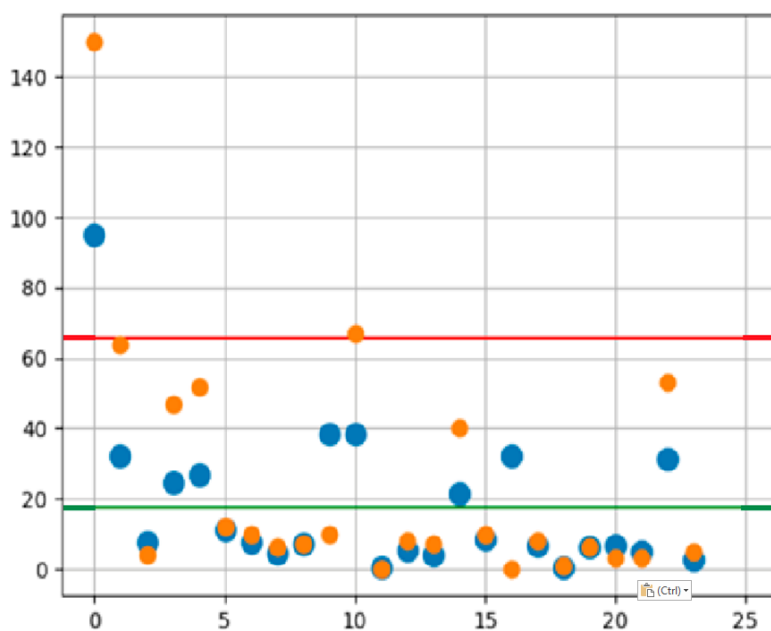


Рисунок 3.2 – Прогнозована та фактична концентрація «E. coli» –
найефективніша модель для набору А

Рисунок 3.3 ілюструє найкращу модель для параметричного набору В – регресія «AdaBoost», де червона та зелена лінії представляють верхню та нижню межу 95% довірчого інтервалу для середнього значення концентрацій E. coli в наборі даних [49].

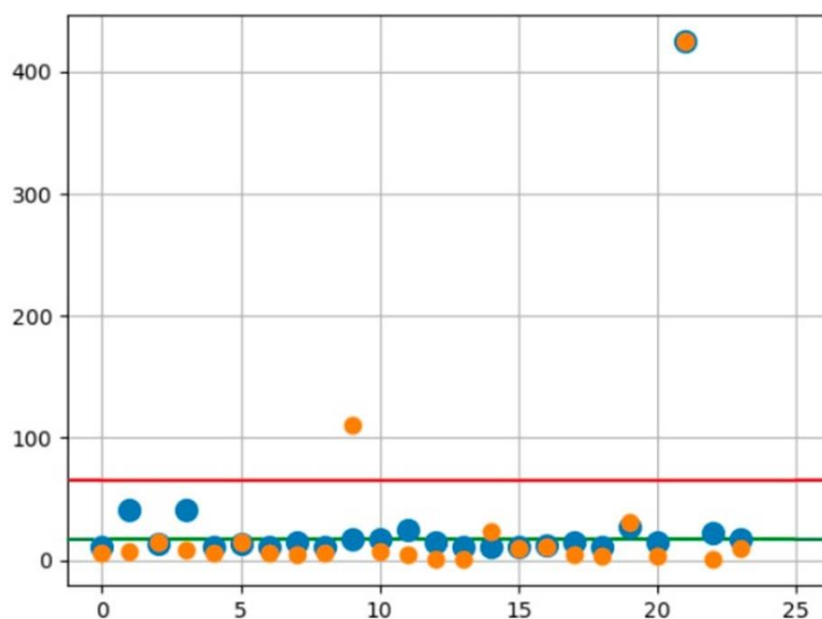


Рисунок 3.3 – Прогнозована та фактична концентрація «E. coli» –
найефективніша модель для набору В

Рисунок 3.4 ілюструє той самий графік, що й рис. 3.3, однак найбільше значення концентрації «E. coli» (екстремальний вихід) з графіка на рис. 3.3 було виключено, щоб покращити масштаб графіка та виділити продуктивність прогнозування для значень «E. coli», які розташовані поблизу нижньої межі довірчого інтервалу [49].

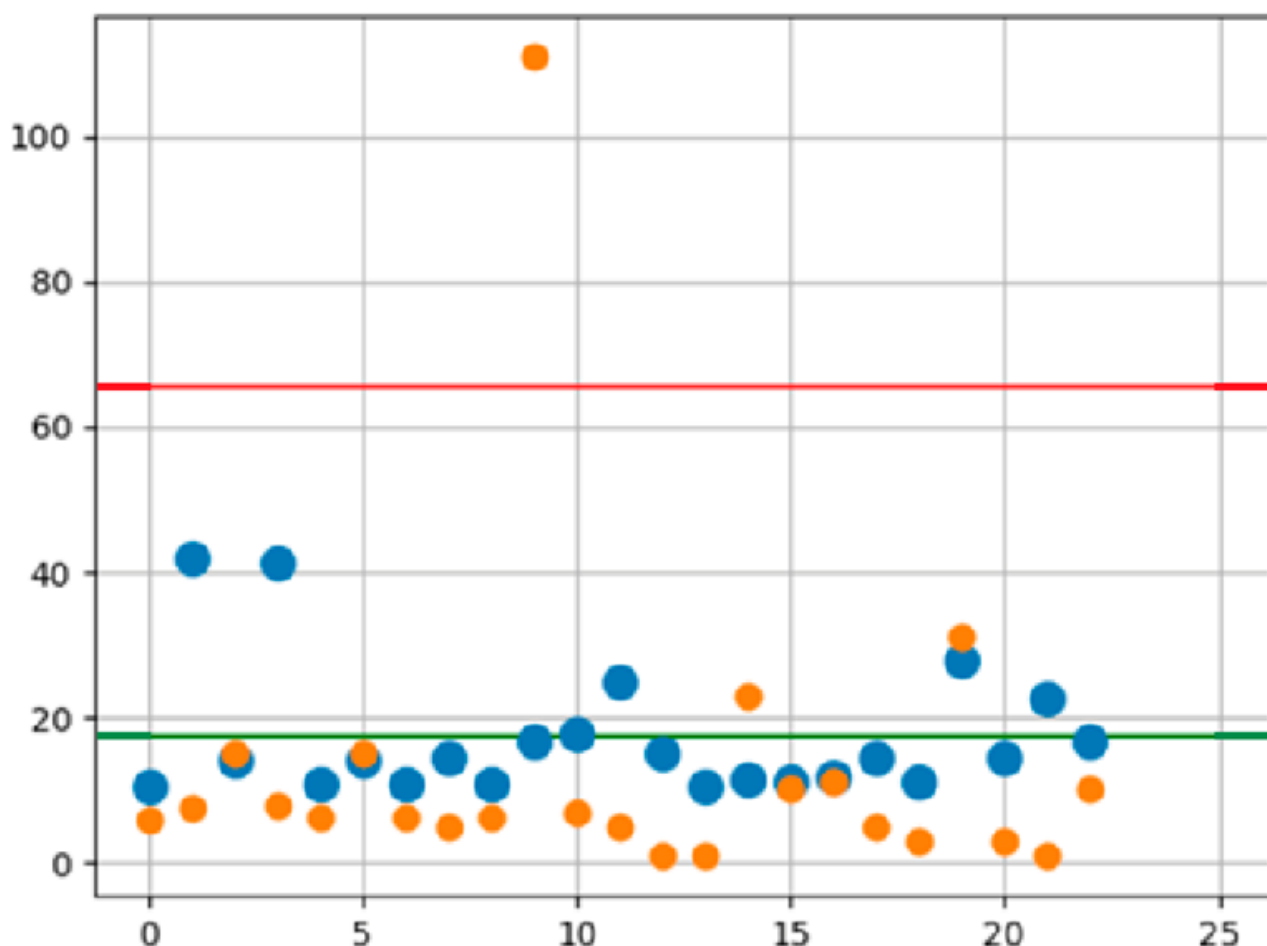


Рисунок 3.4 – Прогнозована порівняно з фактичною концентрацією «E. coli» на рис. 3.3 без найвищого значення «E. coli»

Рисунок 3.5 ілюструє найкращу модель загалом для обох параметричних наборів А та В – регресія «AdaBoost», де червона та зелена лінії представляють верхню та нижню межу 95% довірчого інтервалу для середнього значення концентрацій E. coli в наборі даних [49].

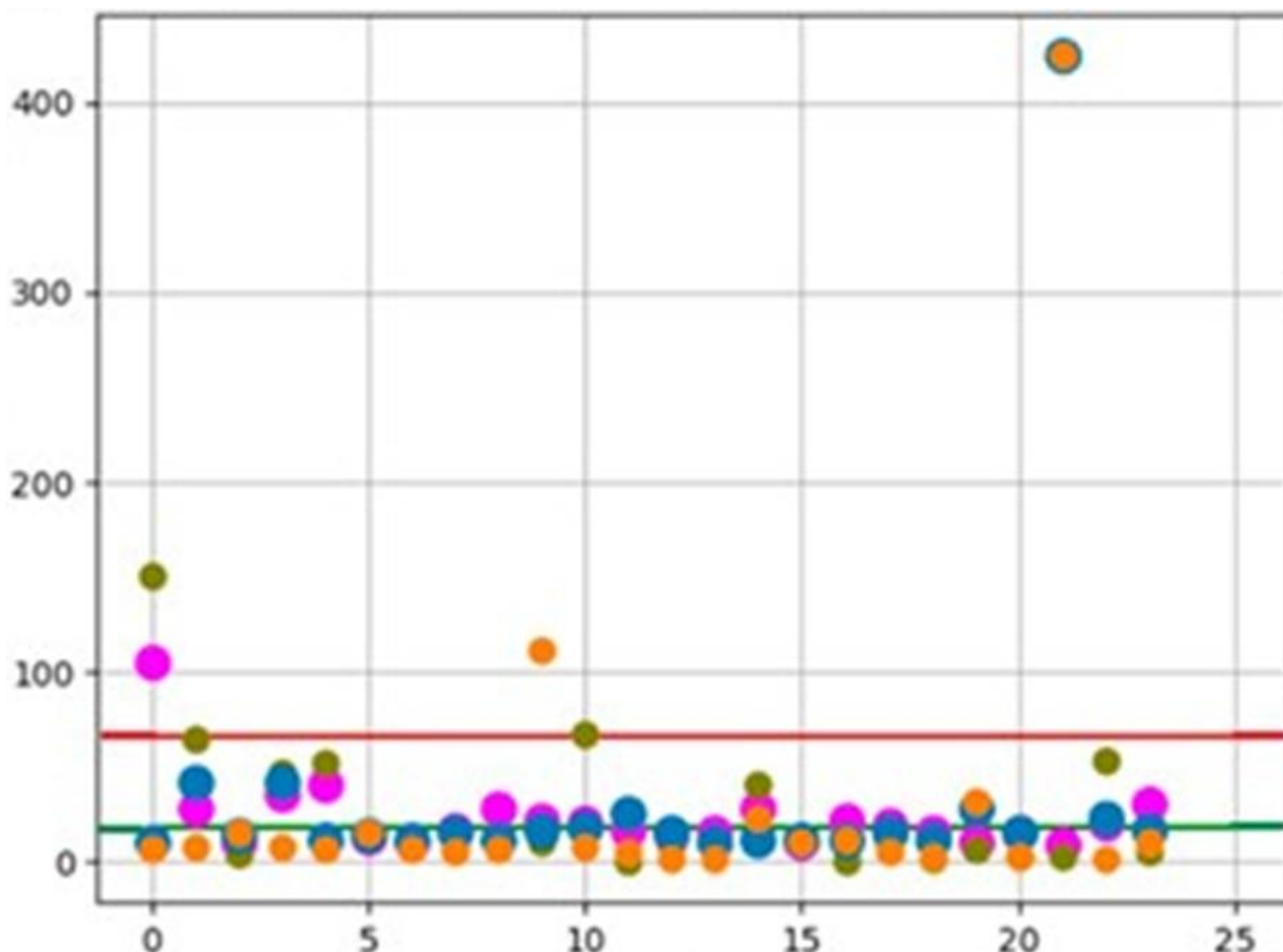
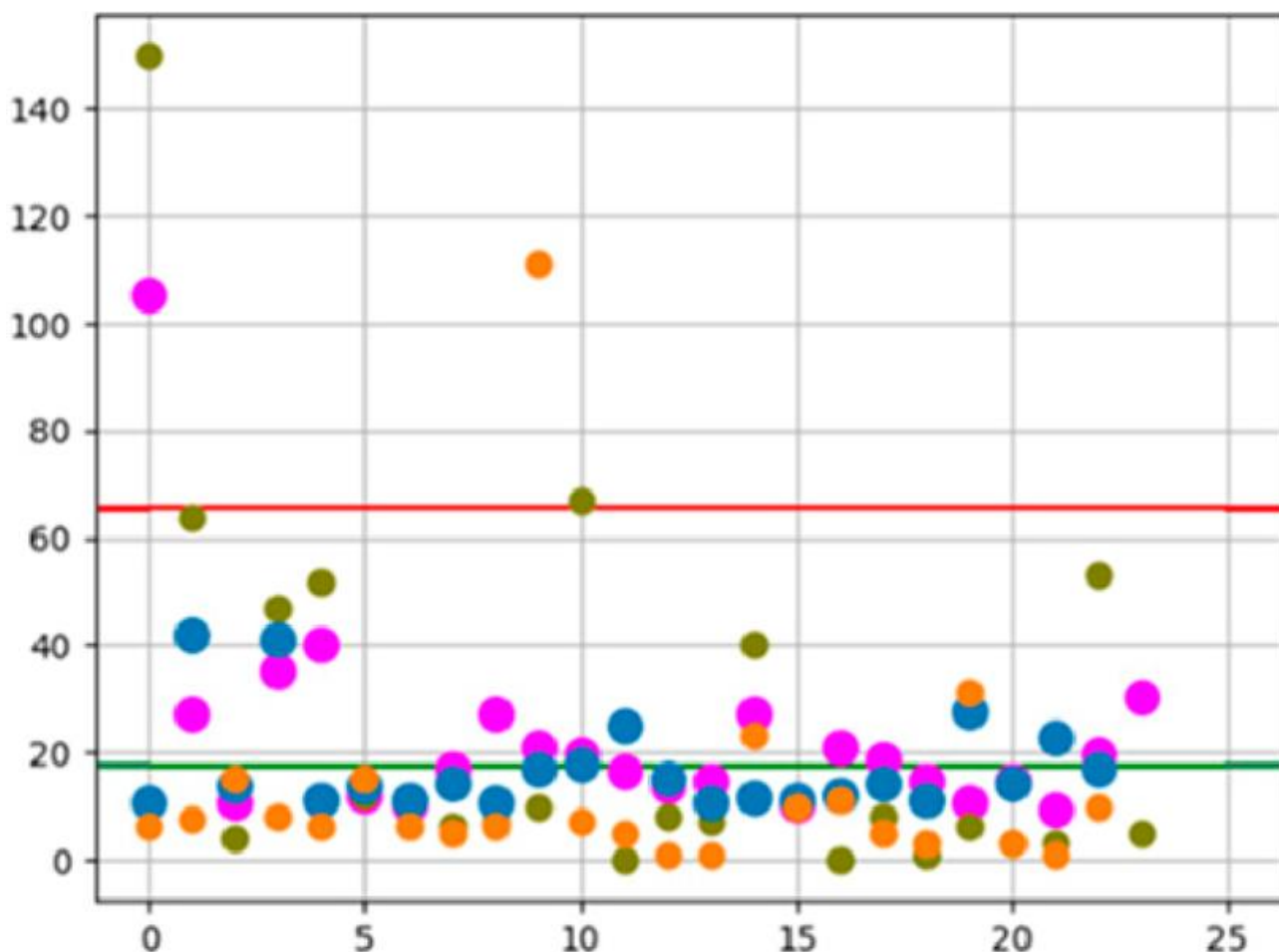


Рисунок 3.5 – Прогнозована концентрація комбінованого набору А та набору В порівняно з фактичною концентрацією «E. coli» – найефективніша модель у цілому для наборів А і В

Рисунок 3.6 ілюструє той самий графік, що й рис. 3.5, однак найбільше значення концентрації «E. coli» – екстремальний вихід з графіка на рисунку 3.5 було виключено, щоб покращити масштаб графіка та виділити продуктивність прогнозування для значень «E. coli», які розташовані поблизу нижньої межі довірчого інтервалу [49].

Заохочуючою спостереженням [49], що підходить для системи раннього попередження концентрації «E. coli», є здатність найкращих моделей визначати екстремальні зміни концентрацій «E. coli». З рисунків 3.2 та 3.3 було відзначено, що найбільші значення фактичної концентрації «E. coli» для кожного рисунка становили 150 кількостей/100 мл та 425 кількостей/100 мл відповідно.



Малюнок 3.6 – Об’єднані набір А і набір В, передбачені порівняно з фактичною концентрацією «E. coli» на рис 3.5, але без найвищого значення «E. coli»

Найбільша прогнозована концентрація «E. coli» також була досягнута на тому ж значенні фактичної концентрації «E. coli» «95 кількостей/100мл» та «425 кількостей/100мл» відповідно. Хоча найкраща модель для набору А не прогнозувала таку ж концентрацію, як фактичний рівень «E. coli», це все одно була найвища прогнозована концентрація для набору А [49]. Таким чином, це також надасть впевненості в поточному використанні алгоритмів машинного навчання як систему раннього попередження для концентрацій «E. coli». Було помічено, що прогнозовані концентрації, що потрапляють у межі 95% довірчого інтервалу для середнього значення концентрацій «E. coli», мали вищі рівні неточності прогнозування порівняно з прогнозами, що виходять за межі довірчого інтервалу для всіх моделей.

Хоча результати дослідження [49] вказують на велику різницю в точності між найкращими та найгіршими протестованими моделями, концентрації «E. coli» були прогнозовані в усіх моделях з такою точністю, яка свідчить про можливість подальшого розвитку моделей, а також про те, що більші набори даних високої якості можуть покращити точність прогнозування моделей ML. Вони можуть стати корисними в системах раннього попередження рівнів концентрації «E. coli». Моделі можна вважати здійсненими, враховуючи, що прийнятний діапазон концентрації «E. coli» складає «0–130 кількостей/100 мл». Дослідження [49] показало MAE для найкращої прогностичної моделі «14.37 кількостей/100 мл» і MAE для найгіршої прогностичної моделі «42.27 кількостей/100 мл». Як зазначено, результати дослідження вказують, що використання моделей ML для прогнозування «E. coli» було б більш підходящим як система раннього попередження. Це було обґрунтовано точністю прогнозування найкращою моделлю ML. Помилка не надала б необхідної впевненості розробникам, щоб повністю покладатися на прогноз для рівнів їхніх «E. coli». Однак, якщо використовувати ці моделі як систему раннього попередження, можна вжити відповідних заходів, включаючи фізичне вимірювання для підтвердження та корекції рівня.

Результати цього дослідження вимагають подальших досліджень алгоритмів ML для прогнозування рівнів «E. coli», однак подальша робота значною мірою залежить від доступності даних для навчання моделей ML [49]. Отримання надійних даних з різних джерел може значно допомогти в навчанні моделей адаптуватися до зовнішніх варіацій, які можуть виникати через екосистеми, сезонні зміни тощо. Лише через постійне навчання моделей з даними можна досягти перехідного рішення на основі прогнозування в детекції «E. coli», яке стане еталонним методом вимірювання. Це також стосується прогнозування інших вимірних параметрів за допомогою алгоритмів МН.

3.2 Концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води

Загалом, як показано на рисунку 3.7, стандартно реалізовані моделі SWQM мають щонайменше три основні елементи, які разом створюють базову мережу для дистанційного моніторингу якості води. Ці елементи – це сенсорна система, система зв'язку та система обробки даних [81].

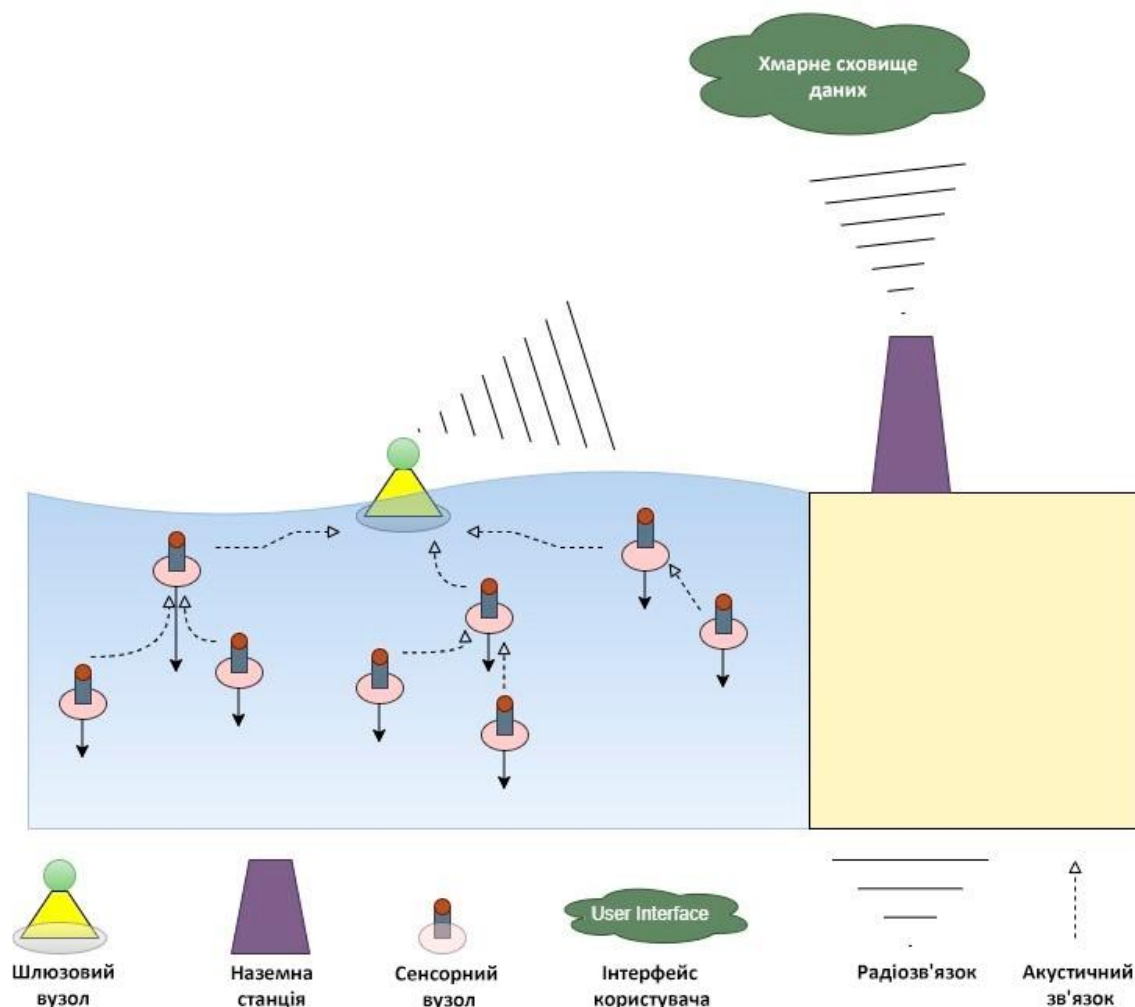


Рисунок 3.7 – Типова підводна система інтелектуального моніторингу якості води (SWQM) на основі WSN

3.2.1 Система сенсорного моніторингу SWQM

Смарт система сенсорного моніторингу в WSN виконує збір, обробку та передачу даних. Процес збору даних забезпечується мережею сенсорних

пристроїв, розміщених у різних місцях водних об'єктів. Це дозволяє проводити відбір проб води на великих площах з однаковими часовими інтервалами [49]. Сенсорний модуль складається з перетворювача сенсора, який фіксує параметр і передає його до обчислювального блоку для обробки; далі дані передаються через комунікаційний модуль до проміжних вузлів або шлюзів. Усі ці елементи живляться від джерела енергії.

Використання декількох сенсорів у різних точках вздовж водного об'єкта для збору зразків із більшою частотою дозволяє підвищити точність визначення рівня якості води. Це пояснюється тим, що стає доступно більше даних для аналізу під час оцінювання якості води.

Під час фільтрації та обробки даних сенсорним модулем використовуються обчислювальні пристрої для фільтрації даних і застосування алгоритмів до вимірних параметрів. Існують два поширені методи обробки даних [58]:

- обробка в межах вузла («InP – In-node Processing»);
- та спільна обробка завдань («CTP – Collaborative Task Processing»).

InP передбачає, що вузол використовує дані, зібрані власними сенсорами, у той час як «CTP» включає обмін даними між вузлами, які знаходяться поруч один з одним; таким чином, вони використовують дані з різних локацій для етапу обробки.

Більшість систем моніторингу якості води на основі WSN використовують як «InP», так і «CTP» під час обробки даних. Це дозволяє вузлам обробляти власні дані та ділитися ними з іншими вузлами для розширеної або додаткової обробки [49]. Щоб визначити джерело забруднення, ефективніше використовувати InP, оскільки воно дозволяє визначити місцезнаходження на основі обробки даних на конкретному вузлі. Для визначення загального стану якості води в цілому водоймі більш корисним є «CTP», адже завдяки обробці спільних даних можна отримати усереднене значення.

3.2.2 Система зв'язку SWQM

Система зв'язку відповідає за передачу зібраних сенсорами даних до головної системи («Head End System»). Вузол давача може надсилати дані безпосередньо до вузла-шлюзу за топологією типу «зірка» або через проміжні вузли до шлюзу, а іноді й безпосередньо до хмари. Вузол-шлюз передає дані через базову станцію. Ці сценарії зв'язку повністю залежать від реалізованої топології мережі, будь то «зірка» чи «сітка». Існує багато архітектур мережевої комунікації, які можуть бути впроваджені. Архітектури поділяються на коротко-, середньо- та довгострокові канали зв'язку. У різних дослідженнях реалізовані як дротові, так і бездротові технології зв'язку: Zigbee [82], IEEE 802.15.4 [83], WiFi [84], Bluetooth [85], стільникові технології, SigFox [86], LoRa [87], NB-IoT [88] та LTE M [89]. Характеристики, переваги та недоліки цих технологій детально розглядаються в [50].

3.2.3 Головна система «Head End System»

Завдяки дистанційному зв'язку, зібрані сенсорами дані передаються з базової станції до головної системи («HES»). У межах концепції інфраструктури інтелектуального обліку («AMI»), «HES» виконує функції центру керування, зокрема: збір даних, їх аналіз, зберігання, управління та контроль усієї системи. До її складу входить система керування даними обліку («MDMS»), яка приймає, зберігає, керує та аналізує інформацію обліку та подій для покращення обслуговування споживачів.

«HES» також містить користувацький інтерфейс, через який виконуються додаткові обчислення: класифікація та організація даних, зібраних WSN. Дані можна зберігати за допомогою різних рішень: офлайн, онлайн або в хмарі. Для користувача дані можуть бути представлені у вигляді таблиць, діаграм або графіків. Можна проводити додаткові розрахунки для візуалізації якості води вздовж водних об'єктів шляхом побудови карт з географічною прив'язкою

якості води. Зазвичай дані з віддалених станцій моніторингу зберігаються в базах даних з відповідними системами керування. Переважно ці бази даних доступні онлайн.

3.3 Висновок до третього розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи виконана оцінка моделей моніторингу якості води. Сформована концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води (SWQM).

РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ

4.1 Захист людини від іонізуючих випромінювань

Захист людини від іонізуючих випромінювань має фундаментальне значення для розробки та впровадження смарт-систем спостереження якості води. Хоча перша асоціація з радіацією може бути віддаленою від моніторингу води, потенційні джерела іонізуючих випромінювань у водному середовищі (природні радіонукліди, наслідки техногенних аварій, включаючи потенційні радіаційні інциденти) роблять цей аспект критично важливим. Розробники та оператори таких систем працюють з обладнанням, яке може бути встановлене або використовуватися в зонах з підвищеним радіаційним фоном. Ігнорування норм радіаційної безпеки може призвести до негативного впливу на здоров'я персоналу, що, своєю чергою, загрожує ефективності та безперебійності роботи цих систем, а отже, і достовірності даних про якість води, що подається споживачам.

Крім прямого впливу на персонал, аспекти захисту від іонізуючих випромінювань впливають на технічну архітектуру та функціональність самих смарт-систем спостереження якості води. Давачі та аналізатори, що використовуються для виявлення радіонуклідів у воді, мають бути високочутливими та водночас стійкими до впливу випромінювання, щоб забезпечити точність вимірювань і довговічність роботи в потенційно небезпечних умовах. Неправильний захист обладнання від радіації може призвести до збоїв, спотворення даних або навіть до виходу з ладу, що поставить під загрозу безперервний моніторинг життєво важливого ресурсу. Це, у свою чергу, унеможливить своєчасне виявлення радіоактивного забруднення води та адекватне реагування на такі загрози.

У контексті забезпечення безпеки життєдіяльності, важливою є не лише безпека персоналу під час щоденної експлуатації IoT-систем, а й готовність до реагування на надзвичайні ситуації, зокрема ті, що пов'язані з іонізуючим

випромінюванням. Хоча більшість установ, які впроваджують смарт-системи для моніторингу якості води, не мають прямого контакту з джерелами радіації, сучасні технології все частіше інтегруються у критично важливі інфраструктури – енергетичну, медичну, оборонну, де ризик опромінення стає цілком реальним. Тому розуміння природи іонізуючого випромінювання, знання основних засобів захисту та дій у разі загрози є життєво необхідним елементом у підготовці як персоналу, так і технічних фахівців.

Іонізуюче випромінювання – це форма енергії, яка при взаємодії з речовиною викликає іонізацію її атомів або молекул. Основними видами такого випромінювання є альфа-, бета-, гамма-випромінювання та нейтронне випромінювання. Альфа-частинки мають значну масу та обмежену проникність (їх може затримати навіть аркуш паперу); бета-частинки – меншу масу, але більшу проникність (їх затримує тонкий шар алюмінію); гамма-випромінювання має найвищу проникну здатність і потребує захисту свинцем або товстим шаром бетону. Нейтрони, своєю чергою, вивільняються під час ядерних реакцій і несуть потенційно високу біологічну небезпеку [90].

У промисловості джерелами іонізуючого випромінювання можуть бути: застаріле обладнання з радіоактивними елементами, дефектоскопи, рентгенівські установки, генератори нейтронів, а також матеріали на основі радію, урану чи плутонію. У медичній сфері – це томографи та опромінювальні апарати. В енергетиці – елементи електростанцій, особливо атомних, а також об'єкти електромережевої інфраструктури. Сучасна IoT-інфраструктура може бути інтегрована в такі середовища як частина автоматизованих систем управління або моніторингу. Саме тому знання про іонізуюче випромінювання необхідні не тільки в лабораторіях, а й у звичайних офісах чи диспетчерських центрах.

Раптова радіаційна небезпека може виникнути внаслідок аварії чи поломки обладнання, що містить радіоактивні речовини. Прикладом може бути несправність ізоляції кабелів або електроживлення в пристроях з джерелами випромінювання, що може призвести до їхнього перегріву, займання або навіть

вибуху. Якщо системи автоматичного оповіщення відсутні або реакція персоналу затримується, інцидент може швидко перерости в критичну ситуацію.

Одним із небезпечних сценаріїв є пошкодження медичного обладнання з відкритим джерелом випромінювання, такого як рентген-апарати або томографи, коли вони залишаються увімкненими без належного екранування чи контрольних механізмів. Інший можливий випадок – аварія на промисловому підприємстві, розташованому поблизу IoT-центру обробки даних, наприклад, витік радіоактивних речовин з об'єкта підвищеного ризику, або дорожньо-транспортна пригода з транспортом, що перевозить такі речовини, поблизу виробничого об'єкта. У подібних ситуаціях персонал, який не пройшов відповідної підготовки, може зазнати опромінення вже в перші хвилини після події.

Захист персоналу у разі виникнення радіаційної небезпеки має включати як індивідуальні, так і колективні заходи, які застосовуються комплексно. До індивідуальних засобів захисту належать спеціальні протирадіаційні костюми, свинцеві фартухи, респіратори та маски для фільтрації пилу, а також дозиметри – прилади для вимірювання рівня опромінення, отриманого конкретною особою. Працівники повинні вміти правильно одягати індивідуальні засоби захисту, знати правила користування ними та допустимий час носіння. Колективні засоби захисту передбачають облаштування укриттів, сховищ або захисних споруд, куди люди можуть швидко переміститися в разі загрози. Ці приміщення мають бути обладнані вентиляцією з фільтрацією повітря, екрануючими стінами та герметичними дверима. На підприємстві повинні бути визначені зони з найнижчим радіаційним фоном, де розміщуються резервні сервери IoT-інфраструктури та системи керування. Також обов'язково забезпечується запас засобів деконтамінації – рідин, мил, одноразових серветок для очищення шкіри після контакту з потенційно забрудненими поверхнями.

Особливо важливим є дотримання принципів часу, відстані та екранування: чим менший час перебування у зоні опромінення, чим далі людина від джерела та чим потужніше захисне покриття – тим нижчий ризик для здоров'я.

Ключовим елементом ефективного реагування на надзвичайну ситуацію є чітко розроблений та відпрацьований план дій. План евакуації має бути адаптований до реалій конкретного об'єкта, враховуючи особливості IoT-інфраструктури: розташування серверних кімнат, віддалених камер, точок контролю доступу та маршрутів переміщення персоналу.

У разі виникнення надзвичайної ситуації система оповіщення повинна бути миттєво активована. Це можуть бути звукові сирени, світлові сигнали, повідомлення на мобільні пристрої або комп'ютери, підключені до внутрішньої мережі підприємства. Сучасні IoT-рішення дозволяють автоматично надсилати повідомлення через SMS, e-mail, Push-сповіщення, або навіть викликати аварійні служби без безпосередньої участі людини [91].

Особливо важливу роль відіграють IoT-системи, інтегровані з давачами контролю радіаційного фону. У разі виявлення підвищеного рівня випромінювання така система здатна не лише сповістити про небезпеку, а й миттєво заблокувати доступ до забруднених зон, змінити маршрути евакуації, а також запустити процедури самозбереження даних, такі як резервне копіювання, вимкнення критичних серверів та перекриття живлення.

Усі працівники повинні бути ознайомлені з алгоритмом дій: залишити небезпечну зону, пройти через пункти деконтамінації, звернутися в контрольних точках, перевірити дозиметрами ступінь опромінення та повідомити відповідальних осіб про своє місце перебування. Персонал має чітко знати розташування аптечок, засобів захисту, аварійних виходів та сховищ.

Таким чином, навіть у найбільш несподіваних обставинах підприємство може діяти злагоджено, якщо система безпеки побудована на сучасних технологіях і підтримується постійним навчанням, тестуванням та вдосконаленням алгоритмів реагування. Використання IoT у сфері безпеки в

надзвичайних ситуаціях – це не лише можливість автоматизувати процеси, а й шанс врятувати людські життя.

Безпека в умовах надзвичайних ситуацій – це складний багаторівневий процес, що охоплює як підготовчі заходи, так і дії безпосередньо під час та після виникнення аварії. У сучасних умовах, коли дедалі більше підприємств та організацій інтегрують у свою інфраструктуру смарт-рішення на базі IoT-пристроїв, зростає потреба в адаптації традиційних засобів реагування до нових технологічних реалій. Це дозволяє забезпечити швидке прийняття рішень, точний облік персоналу, контроль місць перебування працівників та своєчасне реагування на потенційно небезпечні події.

Одним із ключових документів для будь-якого підприємства, що працює з потенційно небезпечними об'єктами або технологіями, є План локалізації та ліквідації наслідків аварій (ПЛАС) [92]. Цей документ визначає послідовність дій у разі аварійної ситуації, включаючи обов'язки співробітників, процедури евакуації, механізми захисту людей і довкілля, а також способи відновлення нормального функціонування системи.

ПЛАС розробляється на основі попереднього аналізу можливих ризиків, характеристик використовуваного обладнання, особливостей планування будівель, шляхів евакуації та місць укриття. При впровадженні IoT-систем спостереження якості води план повинен враховувати наявність електронних засобів контролю доступу, давачів присутності, «розумних» камер, автоматизованих систем вентиляції та оповіщення. Це дозволяє не тільки формалізувати послідовність дій, але й забезпечити взаємодію між інтелектуальними компонентами інфраструктури в режимі реального часу.

У випадку виникнення аварійної ситуації критично важливе значення має швидкість виявлення місцезнаходження персоналу та точний облік тих, хто перебуває в небезпечних зонах. IoT-пристрої, які зазвичай використовуються для смарт-систем спостереження якості води, в умовах надзвичайної ситуації набувають додаткової важливості як інструмент для пошуку людей,

моніторингу евакуації та запобігання несанкціонованому поверненню в зони підвищеного ризику.

Сучасні IoT-системи здатні:

- Фіксувати останнє зареєстроване місцезнаходження особи.
- Надавати дані про присутність на об'єкті в момент аварії.
- Здійснювати автоматичний облік тих, хто вже евакуювався, на підставі повторного проходження через контрольну точку.
- Формувати списки відсутніх осіб, що дозволяє оперативно створювати пошукові групи.

Ця інформація стає безцінною в перші хвилини після інциденту, коли необхідно чітко знати, хто залишився на об'єкті, а хто – перебуває в безпечному місці. У поєднанні з відеоспостереженням та аналітичними модулями розпізнавання облич система може автоматично перевіряти в реальному часі, хто переміщується об'єктом, та на яких локаціях знаходиться персонал.

В умовах можливого радіаційного забруднення, однією з ключових функцій IoT-систем є їхня здатність автоматично відстежувати рівні іонізуючого випромінювання та оперативно реагувати на їхнє зростання. Сучасні датчики радіації можуть бути інтегровані в локальну IoT-мережу, передаючи дані в реальному часі на центральний сервер або до хмарного сховища.

Система раннього попередження, побудована на базі таких датчиків, дозволяє:

- Постійно аналізувати рівень гамма-фону в різних зонах об'єкта.
- Виявляти навіть незначні зміни фону, які можуть вказувати на витік або пошкодження обладнання.
- Вмикати сигнал тривоги та блокувати електронні замки в зоні ризику, якщо встановлені пороги перевищені.
- Надсилати автоматичні сповіщення відповідальним особам, службам МНС або системам центрального управління підприємства.

– Здійснювати архівацію даних для подальшого аналізу динаміки змін рівня радіації.

Таким чином, інтеграція принципів захисту від іонізуючих випромінювань у процес розробки та експлуатації смарт-систем спостереження якості води є не просто вимогою безпеки, а ключовою умовою їхньої надійності та ефективності. Це дозволяє забезпечити не лише безпеку персоналу, а й гарантує точність та безперервність моніторингу якості води, що є фундаментальним для громадського здоров'я та екологічної безпеки. Комплексний підхід, що включає радіаційний захист як людського фактора, так і технологічної складової, дозволяє створювати по-справжньому стійкі та безпечні рішення для управління водними ресурсами у «розумних містах».

До того ж, врахування радіаційного захисту впливає на вибір матеріалів та компонентів для давачів та IoT-пристроїв, що інтегруються у водні мережі. Матеріали повинні бути не тільки стійкими до корозії та хімічних впливів, але й мати мінімальну активацію під впливом іонізуючих частинок, щоб самі пристрої не ставали вторинними джерелами забруднення. Це особливо актуально для систем, що працюють у регіонах, які мають історичний або потенційний ризик радіаційних інцидентів, таких як зони відчуження або промислові об'єкти з використанням радіоактивних речовин.

Забезпечення захисту від іонізуючих випромінювань також впливає на процедури калібрування та обслуговування смарт-систем. Персонал повинен бути навчений роботі з дозиметричним обладнанням, правилам дезактивації та утилізації радіоактивно забруднених компонентів. Регулярні перевірки радіаційного фону на об'єктах водопостачання та в місцях встановлення давачів є обов'язковими для підтримання високого рівня безпеки. Тільки при комплексному підході, що враховує всі ці аспекти, смарт-системи моніторингу якості води можуть повною мірою виконувати свою функцію, захищаючи здоров'я населення та навколишнє середовище.

4.2 Синдром професійного вигорання в ІТ

Синдром професійного вигорання в ІТ становить значну, хоч і не завжди очевидну, загрозу для ефективності та стабільності смарт-систем спостереження якості води. Розробка, впровадження, підтримка та аналіз даних таких комплексних систем вимагають високої концентрації, постійного навчання та значного розумового навантаження від ІТ-спеціалістів. Хронічний стрес, надмірні робочі години, постійна відповідальність за безперебійне функціонування критичної інфраструктури, якою є система моніторингу якості води, можуть призвести до виснаження, зниження мотивації та погіршення когнітивних функцій. В умовах вигорання співробітники частіше допускають помилки у коді, неправильно інтерпретують дані, пропускають важливі аномалії або несвоєчасно реагують на системні збої, що безпосередньо впливає на точність та надійність інформації про якість води.

Вплив вигорання поширюється не лише на індивідуальну продуктивність, а й на командну взаємодію та загальну стійкість системи. Виснажений персонал стає менш комунікабельним, знижується здатність до ефективного розв'язання проблем у команді, зростає кількість конфліктів. Це може уповільнити процес впровадження нових функцій, ускладнити масштабування системи, а також створити "вузькі місця" у процесах обслуговування та ліквідації несправностей. У випадку критичних ситуацій, таких як виявлення забруднення води або збій у роботі давачів, вигорілий персонал може виявитися нездатним до швидкого та адекватного реагування, що може призвести до серйозних наслідків для здоров'я населення та екологічної безпеки.

Синдром професійного вигорання (СПВ) – це стан фізичного, емоційного та розумового виснаження, що розвивається через довготривалий вплив стресових факторів на робочому місці. У сфері інформаційних технологій (ІТ) цей синдром є особливо поширеним, що зумовлено значним навантаженням, необхідністю оперативно пристосовуватися до змін та постійною роботою в умовах стислих термінів.

До головних чинників, що сприяють розвитку професійного вигорання серед ІТ-фахівців, відносяться:

- Надмірний обсяг роботи – ІТ-спеціалісти часто працюють понаднормово, що призводить до фізичного та емоційного виснаження.
- Високі вимоги до результатів праці – постійна потреба відповідати жорстким стандартам якості.
- Одноманітність завдань – повторювані процеси без різноманітності діяльності можуть знижувати мотивацію.
- Брак балансу між роботою та особистим життям – часто через віддалений формат роботи або постійні термінові завдання.
- Соціальна ізоляція – особливо характерна для програмістів, які працюють над віддаленими або індивідуальними проєктами [93].

Наслідки професійного вигорання включають:

- Зменшення продуктивності та творчих здібностей працівника.
- Збільшення показників плинності кадрів у компаніях.
- Погіршення фізичного та психічного здоров'я (безсоння, депресія, проблеми із серцево-судинною системою) [94].
- Втрата інтересу до професійного розвитку.

Методи запобігання вигоранню в ІТ:

- Оптимізація робочого розкладу: встановлення зрозумілих графіків, уникнення понаднормової зайнятості.
- Тренінги зі стресостійкості: проведення занять та коучингу з управління емоціями та стресом.
- Формування корпоративної культури: створення умов для колективної роботи, організація спільних заходів, наставницька підтримка.
- Стимулювання здорового способу життя: надання абонементів до спортивних закладів, облаштування зон відпочинку в офісах.
- Підтримка балансу між роботою та особистим життям: гнучкий графік, вихідні дні без робочих завдань.

Синдром професійного вигорання є значною проблемою в ІТ-галузі, що негативно впливає як на фахівців, так і на компанії. Для мінімізації цих ризиків необхідно впроваджувати ефективні підходи до управління стресом, забезпечувати комфортні умови праці та надавати можливості для повноцінного відпочинку.

Отже, боротьба з професійним вигоранням в ІТ-сфері є не просто питанням турботи про співробітників, а стратегічним пріоритетом для забезпечення надійності та довговічності смарт-систем спостереження якості води. Інвестиції у психологічне здоров'я та добробут ІТ-персоналу, створення сприятливих умов праці, забезпечення балансу між роботою та особистим життям, а також впровадження програм підтримки є ключовими для підтримання високого рівня їхньої ефективності. Це дозволить зберегти кваліфікованих фахівців, мінімізувати ризики помилок та забезпечити безперебійне функціонування критично важливих систем, що, зрештою, гарантує безпеку та якість водних ресурсів для жителів «розумних міст».

Крім того, вигорання може призвести до відтоку цінних кадрів, що посилює проблеми з експертизою та інституційною пам'яттю у сфері управління водними ресурсами. Кожен втрачений спеціаліст – це не тільки втрата знань і досвіду, а й необхідність інвестувати час і кошти у навчання нових співробітників, що ще більше уповільнює розвиток та підтримку смарт-систем. Таким чином, запобігання професійному вигоранню є інвестицією у довгострокову стабільність та розвиток інфраструктури «розумних міст».

4.3 Висновок до четвертого розділу

В четвертому розділі кваліфікаційної роботи описано захист людини від іонізуючих випромінювань. Окремо розглянуто синдром професійного вигорання в ІТ.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі досліджено сучасні підходи до моніторингу якості води, деталізуючи вимірювання показників, а також проведено аналіз літературних джерел у цій галузі. Робота зосереджується на викликах смарт-моніторингу. Важливим аспектом дослідження є застосування моделей штучного інтелекту для прогнозування якості води.

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр»:

- Розглянуто сучасні підходи до моніторингу якості води.
- Проаналізовано вимірювання оптичних властивостей води, інших фізичних властивостей води, хімічних властивостей води та біологічних показників води.
- Проведено аналіз літературних джерел в галузі смарт моніторингу якості води.

В другому розділі кваліфікаційної роботи:

- Проаналізовано виклики смарт моніторингу якості води.
- Досліджено моделі на основі штучного інтелекту в моніторингу якості води.

В третьому розділі кваліфікаційної роботи:

- Виконана оцінка моделей моніторингу якості води.
- Сформована концептуальна структура смарт системи моніторингу якості води (SWQM).

У розділі «Безпека життєдіяльності, основи охорони праці» описано захист людини від іонізуючих випромінювань. Окремо розглянуто синдром професійного вигорання в ІТ.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

- 1 Sanders, T. Design of Networks for Monitoring Water Quality; Water Resources Publications: Littleton, CO, USA, 1983.
- 2 Strobl, R.; Robillard, P. Network Design for Water Quality Monitoring of Surface Freshwaters: A Review. *J. Environ. Manag.* 2008, 87, 639–648.
- 3 Орлов М. В., Дуда О. М., Жовнір Ю. І., Грибовський О.М. Інструменти методології DevOps в інформаційних системах на основі технологій IoT. Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво, Випуск 57, 2024, с. 128-138. ISSN 2524-0552; eISSN 2524-0560, DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-57-15>.
- 4 Жовнір Ю. І., Грибовський О. М., Орлов М. В., Дуда О. М. , Кунанець Н. Е. Методологія розроблення та супроводу інформаційних систем, базованих на технології інтернету речей Управління розвитком складних систем 2024.- Вип.60, С. 56-71. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.60.56-70>.
- 5 Kunanets, N., Zhovnir, Y., Burov, Y., Pasichnyk, V., & Duda, O. (2025). Designing the structure and architecture of situation-aware security information systems for residential complexes. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*, 1(9(133)), 6–23.
- 6 DFROBOT SEN0189 Turbidity Sensor. 2023. Available online: <https://www.dfrobot.com/product-1394.html>.
- 7 YSI WQ730 Turbidity Sensor. 2023. Available online: <https://www.ysi.com/wq730>.
- 8 Aqualabo PF-CAP-C-00174 Turbidity Sensor. 2023. Available online: <https://en.aqualabo.fr/turbidity-digital-sensor-bare-wires7-m-cable-b3968.html>.
- 9 Daviteq Modbus Turbidity Sensor. 2023. Available online: <https://daviteq.com/en/manuals/books/product-data-sheet-formodbus-output-sensors/page/process-turbidity-sensor-with-modbus-output-mbrtu-tbd>.
- 10 DFROBOT SEN0244 TDS Sensor. 2023. Available online: <https://www.dfrobot.com/product-1662.html>.

11 Hanna Instruments HI-763133 TDS Sensor. 2023. Available online: <https://www.hannainstruments.co.uk/electrodes-andprobes/2633-hi-763133-quick-connect-tds-conductivity-probe>.

12 Wateranywhere TDS-3 TDS Sensor. 2023. Available online: <https://wateranywhere.com/tds-meter-tests-0-9990-ppm-totaldissolved-solids-in-water-pocket-size-hm-digital/>.

13 Antratek 314990742 Modbus TDS and EC Sensor. 2023. Available online: <https://www.antratek.com/industrial-ec-tds-sensormodbus-rtu-rs485-0-2v>.

14 YSI WQ101 Temperature Sensor. 2023. Available online: <https://www.ysi.com/wq101>.

15 DFROBOT DS18B20 SEN0511 Temperature Sensor. 2023. Available online: <https://www.dfrobot.com/product-2481.html>.

16 ComWinTop CWT-T01S Modbus Temperature Sensor. 2023. Available online: <https://store.comwintop.com/products/rs485-modbus-water-proof-temperature-humidity-sensor-probe?variant=42249549054179>.

17 YSI WQ201 pH Sensor. 2023. Available online: <https://www.ysi.com/wq201>.

18 DFROBOT SEN0169-V2 pH Sensor. 2023. Available online: <https://www.dfrobot.com/product-2069.html>.

19 Tetraponics SP-P5 pH Sensor Probe. 2023. Available online: <https://www.tetraponics.com/products/replacement-ec-probe>.

20 Eucatech 314990622 Modbus pH Sensor Probe, 2023. Available online: <https://euca.co.za/products/sensecap-industrial-phsensor-nsc257>.

21 YSI EXO Chloride Smart Sensor. 2023. Available online: <https://www.ysi.com/product/id-599711/EXO-Chloride-Smart-Sensor>.

22 Riverplus WS102-CL Modbus Sensor. 2023. Available online: <https://iiot.riverplus.com/product/ws102-cl-modbus-waterquality-analysis-residual-chloride-ion-cl-sensor/>.

23 AQUAREAD Ammonia Sensor. 2023. Available online: <https://www.aquaread.com/sensors/ammonium-ammonia>.

24 Kacise KAN310 Modbus Ammonia Sensor. 2023. Available online: <https://www.fluid-meter.com/sale-13682999-kan310-onlineammonia-nitrogen-sensor-rs485-modbus-convenient-to-connect-to-plc-dcs-patented-ammoniu.html>.

25 Sea Bird Scientific SUNA V2 Nitrate Sensor. 2023. Available online: <https://www.seabird.com/nutrient-sensors/suna-v2-nitratesensor/family?productCategoryId=54627869922>.

26 AQUAREAD Nitrate Sensor. 2023. Available online: <https://www.aquaread.com/sensors/nitrate>.

27 Xylem 107066 Modbus Nitrate Sensor. 2023. Available online: <https://www.xylemanalytics.com/en/general-product/id-151/ise-combination-sensor-for-ammonium-and-nitrate---wtw>.

28 Libelium Proteus Water Sensor for Real-Time Detecting E. coli Bacteria. 2023. Available online: <https://proteus-instruments.com/proteus-bod-multiparameter-water-quality-meter/>.

29 YSI EXO Total Algae PC Smart Sensor. 2023. Available online: <https://www.ysi.com/exo/talpc>.

30 Apure BGA-206A Algae Sensor. 2023. Available online: <https://apureinstrument.com/water-quality-analysis/blue-green-algaesensor/bga-206a-blue-green-algae-sensor/>.

31 Yang, X.; Ong, K.G.; Dreschel, W.R.; Zeng, K.; Mungle, C.S.; Grimes, C.A. Design of a Wireless Sensor Network for Long-term, In-Situ Monitoring of an Aqueous Environment. *Sensors* 2002, 2, 455–472.

32 Дуда, О., & Станько, А. (2023). Архітектура мережевої платформи моніторингу об'єктів у кіберфізичних системах «розумних міст». Вісник Хмельницького національного університету. Серія: «Технічні науки», №4, 10-19. ISSN 2307-5732. DOI 10.31891/2307-5732.

33 Rosero-Montalvo, P.D.; López-Batista, V.F.; Riascos, J.A.; Peluffo-Ordóñez, D.H. Intelligent WSN System for Water Quality Analysis Using Machine Learning Algorithms: A Case Study (Tahuando River from Ecuador). *Remote Sens.* 2020, 12, 1988.

34 Kofi Sarpong, A.-M.; Katsriku, F.A.; Abdulai, J.-A.; Engmann, F. Smart River Monitoring Using Wireless Sensor Networks. *Wirel. Commun. Mob. Comput.* 2020, 2020, 8897126.

35 Murphy, K.; Heery, B.; Sullivan, T.; Zhang, D.; Paludetti, L.; O'Connor, N.; Diamond, D.; Regan, F. A low-cost autonomous optical sensor for water quality monitoring. *Talanta* 2014, 132, 520–527.

36 O'Flynn, B.; Martínez-Català, R.; Harte, S.; O'Mathuna, C.; Cleary, J.; Slater, C.; Regan, F.; Diamond, D.; Murphy, H. SmartCoast: A Wireless Sensor Network for Water Quality Monitoring. In *Proceedings of the 32nd IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN 2007)*, Dublin, Ireland, 15–18 October 2007; pp. 815–816.

37 Seders, L.; Butler, C.S.; Lemmon, M.; Talley, J.; Maurice, P.A. LakeNet: An integrated sensor network for environmental sensing in lakes. *Environ. Eng. Sci.* 2007, 24, 183–191.

38 Chen, C.-H.; Wu, Y.-C.; Zhang, J.-X.; Chen, Y.-H. IoT-Based Fish Farm Water Quality Monitoring System. *Sensors* 2022, 22, 6700.

39 Jáquez, A.D.B.; Herrera, M.T.A.; Celestino, A.E.M.; Ramírez, E.N.; Cruz, D.A.M. Extension of LoRa Coverage and Integration of an Unsupervised Anomaly Detection Algorithm in an IoT Water Quality Monitoring System. *Water* 2023, 15, 1351.

40 Razman, N.A.; Wan Ismail, W.Z.; Abd Razak, M.H.; Ismail, I.; Jamaludin, J. Design and analysis of water quality monitoring and filtration system for different types of water in Malaysia. *Int. J. Environ. Sci. Technol.* 2023, 20, 3789–3800.

41 Ubah, J.I.; Orakwe, L.C.; Ogbu, K.N.; Awu, J.I.; Ahaneku, I.E.; Chukwuma, E.C. Forecasting water quality parameters using artificial neural network for irrigation purposes. *Sci. Rep.* 2021, 11, 24438.

42 Khan, S.I.; Islam, S.; Nasir, M. Predicting Water Quality using WSN and Machine Learning. Bachelor's Thesis, Mawlana Bhashani Science and Technology, University Santosh, Tangail, Bangladesh, 2020.

- 43 Aldhyani, T.H.H.; Al-Yaari, M.; Alkahtani, H.; Maashi, M. Water Quality Prediction Using Artificial Intelligence Algorithms. *Appl. Bionics Biomech.* 2020, 2020, 6659314.
- 44 Paepae, T.; Bokoro, P.N.; Kyamakya, K. From Fully Physical to Virtual Sensing for Water Quality Assessment: A Comprehensive Review of the Relevant State-of-the-Art. *Sensors* 2021, 21, 6971.
- 45 Chen, L.; Wu, T.; Wang, Z.; Lin, X.; Cai, X. A novel hybrid BPNN model based on adaptive evolutionary Artificial Bee Colony Algorithm for water quality index prediction. *Ecol. Indic.* 2023, 146, 109882.
- 46 Stocker, M.D.; Pachepsky, Y.A.; Hill, R.L. Prediction of *E. coli* Concentrations in Agricultural Pond Waters: Application and Comparison of Machine Learning Algorithms. *Front. Artif. Intell.* 2022, 4, 768650.
- 47 Naloufi, M.; Lucas, F.S.; Souihi, S.; Servais, P.; Janne, A.; Wanderley Matos De Abreu, T. Evaluating the Performance of Machine Learning Approaches to Predict the Microbial Quality of Surface Waters and to Optimize the Sampling Effort. *Water* 2021, 13, 2457.
- 48 Singh, Y., & Walingo, T. (2024). Smart water quality monitoring with IOT wireless sensor networks. *Sensors*, 24(9), 2871.
- 49 Olatinwo, S.O.; Joubert, T.-H. Enabling Communication Networks for Water Quality Monitoring Applications: A Survey. *IEEE Access* 2019, 7, 100332–100362.
- 50 Suciu, G.; Suciu, V.; Dobre, C.; Chilipirea, C. Tele-Monitoring System for Water and Underwater Environments Using Cloud and Big Data Systems. In *Proceedings of the 2015 20th International Conference on Control Systems and Computer Science*, Bucharest, Romania, 27–29 May 2015; pp. 809–813.
- 51 Awan, K.M.; Shah, P.A.; Iqbal, K.; Gillani, S.; Ahmad, W.; Nam, Y. Underwater Wireless Sensor Networks: A Review of Recent Issues and Challenges. *Wirel. Commun. Mob. Comput.* 2019, 2019, 6470359.
- 52 Myint, C.Z.; Gopal, L.; Aung, Y.L. Reconfigurable smart water quality monitoring system in IoT environment. In *Proceedings of the 2017 IEEE/ACIS 16th*

International Conference on Computer and Information Science (ICIS), Wuhan, China, 24–26 May 2017; pp. 435–440.

53 Marais, J.; Malekian, R.; Ye, N.; Wang, R. A Review of the Topologies Used in Smart Water Meter Networks: A Wireless Sensor Network Application. *J. Sens.* 2016, 2016, 9857568.

54 Sehgal, A.; Tumar, I.; Schonwalder, J. Variability of available capacity due to the effects of depth and temperature in the underwater acoustic communication channel. In *Proceedings of the Oceans 2009-Europe*, Bremen, Germany, 11–14 May 2009.

55 Gallagher, M. Effect of topology on network bandwidth, Master of Engineering (Hons.). Master's Thesis, Faculty of Informatics, University of Wollongong, Wollongong, NSW, Australia, 1998. Available online: <https://ro.uow.edu.au/theses/2539>.

56 Pottie, G.J.; Kaiser, W.J. Wireless integrated network sensors. *Commun. ACM* 2000, 43, 51–58.

57 Kofi, A.-M.; Tapparello, C.; Heinzelman, W.; Katsriku, F.; Abdulai, J.-D. Water Quality Monitoring Using Wireless Sensor Networks: Current Trends and Future Research Directions. *ACM Trans. Sens. Netw.* 2017, 13, 1–41.

58 Ryecroft, S.; Shaw, A.; Fergus, P.; Kot, P.; Hashim, K.S.; Tang, A.; Moody, A.; Conway, L. An Implementation of a Multi-Hop Underwater Wireless Sensor Network using Bowtie Antenna. *Karbala Int. J. Mod. Sci.* 2021, 7, 3.

59 Watt, A.J.; Phillips, M.R.; Campbell, C.E.; Wells, I.; Hole, S. Wireless Sensor Networks for monitoring underwater sediment transport. *Sci. Total Environ.* 2019, 667, 160–165.

60 Júnior, A.C.D.S.; Munoz, R.; Quezada, M.D.L.Á.; Neto, A.V.L.; Hassan, M.M.; De Albuquerque, V.H.C. Internet of Water Things: A Remote Raw Water Monitoring and Control System. *IEEE Access* 2021, 9, 35790–35800.

61 Luethi, R.; Phillips, M. Challenges and solutions for long-term permafrost borehole temperature monitoring and data interpretation. *Geogr. Helv.* 2016, 71, 121–131.

62 Stanko, A., Mykytyshyn, A., Totosko, O., Koroliuk, R., & Duda, O. (2024). Artificial Intelligence of Things (AIoT): Integration challenges and security issues. *CEUR Workshop Proceedings*, 3842, 92–105.

63 Duda, O., Mykytyshyn, A., Mytnyk, M., & Stanko, A. (2023). Information technology sets formation and TNTU Smart Campus services network support. *CEUR Workshop Proceedings*, 3628, 661–671.

64 Palka, O., Dmytrotso, L., Duda, O., Kunanets, N., & Pasichnyk, V. (2024). Information and technological tools for analysis and visualization of open data in smart cities. *CEUR Workshop Proceedings*, 3742, 1–12.

65 Duda, O., Matsiuk, O., Kunanets, N., Pasichnyk, V., & Veretennikova, N. (2020). Selection of effective methods of big data analytical processing in information systems of smart cities. *CEUR Workshop Proceedings*, 2643, 68–78.

66 Masindi, V. Dataset on physicochemical and microbial properties of raw water in four drinking water treatment plants based in South Africa. *Data Brief* 2020, 31, 105822.

67 Rokem, A.; Kay, K. Fractional ridge regression: A fast, interpretable reparameterization of ridge regression. *GigaScience* 2020, 9, giaa133.

68 Ogutu, J.O.; Schulz-Streeck, T.; Piepho, H.P. Genomic selection using regularized linear regression models: Ridge regression, lasso, elastic net and their extensions. *BMC Proc.* 2012, 6 (Suppl. 2), S10.

69 Segal, M.R. *Machine Learning Benchmarks and Random Forest Regression*. Center for Bioinformatics and Molecular Biostatistics; University of California: San Francisco, CO, USA, 2004. Available online: <https://escholarship.org/uc/item/35x3v9t4>.

70 Friedman, J.H. Stochastic gradient boosting. *Comput. Stat. Data Anal.* 2002, 38, 367–378.

71 Boswell, D. *Introduction to Support Vector Machines*; Departement of Computer Science and Engineering, University of California: San Diego, CA, USA, 2002.

72 Kramer, O. Unsupervised K-nearest neighbor regression. arXiv 2011, arXiv:1107.3600.

73 Xiao, F.; Wang, Y.; He, L.; Wang, H.; Li, W.; Liu, Z. Motion Estimation from Surface Electromyogram Using Adaboost Regression and Average Feature Values. *IEEE Access* 2019, 7, 13121–13134.

74 Koduri, S.; Guniseti, L.; Ramesh, C.; Mutyalu, K.; Ganesh, D. Prediction of crop production using adaboost regression method. *J. Phys. Conf. Ser.* 2019, 1228, 012005.

75 Willmott, C.J.; Matsuura, K. Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance. *Clim. Res.* 2005, 30, 79–82.

76 Robeson, S.M.; Willmott, C.J. Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components. *PLoS ONE* 2023, 18, e0279774.

77 Chai, T.; Draxler, R.R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geosci. Model Dev.* 2014, 7, 1247–1250.

78 Sessions, V.; Valtorta, M. The Effects of Data Quality on Machine Learning Algorithms. *ICIQ* 2006, 6, 485–498.

79 Arimie, C.O.; Biu, E.O.; Ijomah, M.A. Outlier Detection and Effects on Modeling. *Open Access Libr. J.* 2020, 7, e6619.

80 Li, A.H.; Bradic, J. Boosting in the Presence of Outliers: Adaptive Classification with Nonconvex Loss Functions. *J. Am. Stat. Assoc.* 2017, 113, 660–674.

81 Morón-López, J.; Rodríguez-Sánchez, M.C.; Carreño, F.; Vaquero, J.; Pompa-Pernía, Á.G.; Mateos-Fernández, M.; Aguilar, J.A.P. Implementation of Smart Buoys and Satellite-Based Systems for the Remote Monitoring of Harmful Algae Bloom in Inland Waters. *IEEE Sens. J.* 2021, 21, 6990–6997.

82 Safaric, S.; Malaric, K. ZigBee wireless standard. In *Proceedings of the ELMAR 2006*, Zadar, Croatia, 7–9 June 2006; pp. 259–262.

83 IEEE Std 802.15.4-2015 (Revision of IEEE Std 802.15.4-2011); IEEE Standard for Low-Rate Wireless Networks. IEEE: Piscataway, NJ, USA, 22 April 2016; pp. 1–709.

84 IEEE Std 802.11-2020 (Revision of IEEE Std 802.11-2016); IEEE Standard for Information Technology–Telecommunications and Information Exchange between Systems–Local and Metropolitan Area Networks–Specific Requirements–Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications–Redline. IEEE: Piscataway, NJ, USA, 26 February 2021; pp. 1–7524.

85 IEEE Std 802.15.1-2005 (Revision of IEEE Std 802.15.1-2002); IEEE Standard for Information technology–Local and Metropolitan Area Networks–Specific Requirements–Part 15.1a: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Wireless Personal Area Networks (WPAN). IEEE: Piscataway, NJ, USA, 14 June 2005; pp. 1–700.

86 Sigfox Whitepapers. Available online: <https://www.sigfox.com/>.

87 Devalal, S.; Karthikeyan, A. LoRa Technology—An Overview. In Proceedings of the 2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA), Coimbatore, India, 29–31 March 2018; pp. 284–290.

88 NB-IoT Whitepapers. Available online: <https://www.narrowband.com/>.

89 Labdaoui, N.; Nouvel, F.; Dutertre, S. Energy-efficient IoT Communications: A Comparative Study of Long-Term Evolution for Machines (LTE-M) and Narrowband Internet of Things (NB-IoT) Technologies. In Proceedings of the 2023 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), Gammarth, Tunisia, 9–12 July 2023; pp. 823–830.

90 Cisco Systems. IoT Threat Defense for Manufacturing SAFE. Design & Implementation Guide. Cisco White Paper, v1.0, 2021. 131 p.

91 78% of US consumers demand businesses do more to protect data, IBM survey finds – WRALTechWire, 2018.

92 Gartner. Risk Management in Cyber-Physical Systems: IoT Security. – Аналітичний звіт, 2023. – <https://www.gartner.com/>

93 Бакшаєва О. В., Ковальчук І. М. Психоемоційний стан працівників ІТ-сфери в умовах сучасного робочого середовища. Науковий журнал «Психологія праці». – 2020. – № 4 (15). – С. 45 – 48.

94 Воронова Н. Професійне вигорання: причини, наслідки, шляхи подолання Журнал «Охорона праці». – 2019. – № 2 (8). – С. 32 – 37.