

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ
МЕДИЦИНИ ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ ІМ. С.З.ГЖИЦЬКОГО**

**ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

першого (бакалаврського) рівня вищої освіти

**на тему: «Проектування інформаційної системи прогнозування
утворення сірководню у стічних водах на основі
нейромережевої моделі»**

Виконав: студент 4 курсу групи Іт-41

Спеціальності 126 «Інформаційні системи та
технології»

(шифр і назва)

Козакевич Петро Михайлович

(Прізвище та ініціали)

Керівник: д.т.н., професор Тригуба А.М.

(Прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доцент Кригуль Р.Є.

(Прізвище та ініціали)

ДУБЛЯНИ-2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Перший (бакалаврський) рівень вищої освіти
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Завідувач кафедри _____

д.т.н., проф. А. М. Тригуба
«____» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Козакевичу Петру Михайловичу

1. Тема роботи: «Проектування інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі»

Керівник роботи Тригуба Анатолій Миколайович, професор
затверджені наказом по університету від 25.02.2025 року № 123/к–с.

2. Строк подання студентом роботи 10.06.2025 р.

3. Вихідні дані до роботи: вимоги до утворення сірководню у стічних водах; методика проектування інформаційних систем; статистичні дані утворення сірководню у стічних водах.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які необхідно розробити) _____

Вступ.

1. Аналіз предметної області.

2. Постановка завдання та вибір інструментів для виконання роботи.

3. Проектування інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі.

4. Реалізація та практичне використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі.

5. Охорона праці.

Висновки та пропозиції.

Список використаної літератури.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): особливості утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі; огляд існуючих інформаційних систем моніторингу та прогнозування хімічного складу стічних вод; вибір інструментів для виконання роботи; проектування інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі; реалізація та практичне використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі.

6. Консультанти з розділів:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1, 2, 3, 4	Тригуба А.М., зав. кафедри ІТ		
5	Тимочко В.О., доцент кафедри інженерної механіки		

7. Дата видачі завдання

25 лютого 2025 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Терміни виконання етапів роботи	При-мітка
1	Написання першого розділу	25.02–11.03.25	
2	Виконання другого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього	12.03–15.04.25	
3.	Виконання третього розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього	16.04–20.05.25	
4.	Виконання четвертого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього	21.05–21.05.25	
5.	Написання розділу «Охорона праці»	22–25.05.25	
6.	Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та аркушів ілюстраційного матеріалу	26–31.05.25	
7.	Завершення роботи в цілому	01–10.06.25	

Студент _____ Козакевич П.М.
(підпис)

Керівник роботи _____ Тригуба А.М.
(підпис)

УДК 004.89:004.4(2):628.3

Проектування інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі.

Козакевич П.М. Кафедра ІТ – Дубляни, Львівський НУВМ, 2025.

Кваліфікаційна робота: 87 с. текст. част., 21 рис., 6 табл., 14 арк. ілюстраційного матеріалу, 40 джерел.

Наведена характеристика джерел та умов утворення H_2S у системах водовідведення. Здійснено огляд існуючих інформаційних систем моніторингу та прогнозування хімічного складу стічних вод. Проаналізовано сучасні підходи до побудови інформаційних систем в екологічному моніторингу. Виконано аналіз використання нейронних мереж у задачах екологічного прогнозування. Проведено аналіз вимог до інформаційної системи прогнозування утворення сірководню. Подано особливості реалізації проекту. Подана архітектура моделей та особливості їх створення. Підібрано засоби виконання проекту. Описано згорткові нейронні мережі та мережі довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM).

Проведено аналіз та підготовка даних. Здійснена реалізація моделей для прогнозування концентрації H_2S . Проведено вибір архітектури нейронних мереж. Виконано розробку моделей нейронних мереж. Здійснено функціональне моделювання діяльності та моделювання варіантів використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах. Обґрунтована реалізація та практичне використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі.

Подані заходи із охорони праці під час використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах.

Ключові слова: проектування, інформаційна система, прогнозування, сірководень, стічні води, нейромережеві моделі.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ.....	9
1.1. Характеристика джерел та умов утворення H_2S у системах водовідведення	9
1.2. Огляд існуючих інформаційних систем моніторингу та прогнозування хімічного складу стічних вод.....	11
1.3. Сучасні підходи до побудови інформаційних систем в екологічному моніторингу.....	16
1.4. Використання нейронних мереж у задачах екологічного прогнозування.....	18
РОЗДІЛ 2. ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ ВИКОНАННЯ РОБОТИ.....	21
2.1. Аналіз вимог до інформаційної системи прогнозування утворення сірководню	21
2.2. Особливості реалізації проекту	23
2.3. Архітектура моделей та особливості їх створення	24
2.4. Засоби виконання проекту	26
2.5. Згорткові нейронні мережі	28
2.5.1 Шари згортки	29
2.5.2. Повнозв'язний (Dense) шар.....	30
2.6. Мережа довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM)	31
2.6.1 Вхід у LSTM-клітину	32
2.6.2. Ворота забування.....	32
2.6.3. Вхідні ворота	33
2.6.4. Вихідні ворота	33
РОЗДІЛ 3. ПРОЕКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ УТВОРЕННЯ СІРКОВОДНЮ У СТІЧНИХ ВОДАХ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ.....	34
3.1. Аналіз та підготовка даних	34

3.2. Реалізація моделей для прогнозування концентрації H_2S	38
3.2.1. Вибір архітектури нейронних мереж	38
3.2.2. Розробка моделей нейронних мереж.....	40
3.3. Функціональне моделювання діяльності у інформаційній системі прогнозування утворення сірководню у стічних водах	44
3.4. Декомпозиція процесів інформаційної системи «Прогнозування утворення сірководню у стічних водах»	46
3.5. Моделювання варіантів використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах	48

РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ПРАКТИЧНЕ ВИКОРИСТАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ УТВОРЕННЯ СІРКОВОДНЮ У СТІЧНИХ ВОДАХ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ	50
4.1. Розробка вікна користувача запропонованої системи.....	50
4.2. Створення модуля для відображення вікна користувача розробленої інформаційної системи	52
4.3. Створення модуля для навчання нейронної мережі і обґрунтування моделі прогнозування концентрації H_2S у стічних водах	55
4.4. Аналіз створеної моделі прогнозування концентрації H_2S у стічних водах	58
4.5. Розробка Flask додатку для прогнозування концентрації H_2S у стічних водах	59

РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ	63
5.1. Характеристика умов праці оператора інформаційної системи.....	64
5.2. небезпечні та шкідливі виробничі чинники	68
5.3. Інструкція із охорони праці під час використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах	69
ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ.....	72
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	77
ДОДАТКИ.....	81

ВСТУП

Стрімкий розвиток цифрових технологій у XXI столітті відкриває нові можливості для вирішення прикладних задач, пов'язаних з охороною довкілля, управлінням інженерною інфраструктурою та забезпеченням сталого функціонування критичних систем [1]. У цьому контексті особливої актуальності набуває створення інтелектуальних інформаційних систем, здатних не лише збирати та зберігати великі масиви даних, але й виконувати складні аналітичні та прогностичні функції. Саме на базі таких систем сьогодні формуються сучасні інструменти підтримки прийняття рішень, які дозволяють ефективно реагувати на ризики та попереджати екологічні загрози.

Однією з таких загроз, характерних для комунального господарства та об'єктів водовідведення, є утворення сірководню у стічних водах [15]. Цей процес супроводжується не лише погіршенням якості водного середовища, але й технічними проблемами: корозією трубопроводів, підвищенням аварійності, потребою у додаткових очисних заходах. Традиційні засоби моніторингу, що базуються на періодичному вимірюванні параметрів середовища, не забезпечують достатнього рівня оперативності й точності прогнозів. У зв'язку з цим виникає потреба у розробці автоматизованих систем, які могли б аналізувати ситуацію в режимі реального часу та формувати обґрунтовані прогнози на основі даних про поточний стан об'єкта.

Проектування таких систем потребує не лише фахових знань у сфері екології та хімії водного середовища, а й глибокого розуміння принципів побудови інформаційних систем [10]. До уваги беруться питання архітектури, логіки обміну даними між підсистемами, обробки інформації в реальному масштабі часу, безпеки зберігання, а також інтеграції з зовнішніми джерелами даних. Особливу роль у цьому процесі відіграють методи штучного інтелекту, зокрема нейронні мережі, які дозволяють будувати адаптивні моделі прогнозування. Їх застосування дає змогу враховувати приховані залежності

між факторами, моделювати складні нелінійні процеси та зменшити похибки прогнозу, які часто супроводжують класичні математичні моделі.

Розробка інформаційної системи для прогнозування утворення сірководню у стічних водах потребує комплексного підходу. Вона передбачає побудову моделі даних, розроблення архітектури взаємодії компонентів, створення програмного ядра системи та проєктування користувацького інтерфейсу, орієнтованого на практичне використання фахівцями з управління комунальними об'єктами. Основним елементом є також модуль нейромережевого аналізу, що інтегрується з аналітичною підсистемою та забезпечує прогноз утворення H_2S на основі вхідних показників, таких як температура, концентрація органічних речовин, рівень кисню та інші.

У процесі реалізації такого проєкту особливу увагу слід приділити якості вхідних даних, методам їх нормалізації, обробки від шумів і заповнення пропусків. Успішність функціонування всієї інформаційної системи значною мірою залежить від точності та повноти вхідної інформації, яка надходить із сенсорів або з історичних баз даних. Також важливо враховувати можливість масштабування системи, її адаптацію до змін у структурі даних, підключення нових модулів або джерел, що може стати необхідним у ході практичної експлуатації.

Тема цієї кваліфікаційної роботи сформувалася на стику практичної екологічної проблеми та можливостей, які надає сучасне проєктування інформаційних систем. У результаті буде створено функціональний прототип програмного продукту, здатного вирішувати конкретну задачу прогнозування з використанням інструментів глибокого навчання. Такий підхід сприятиме не лише підвищенню ефективності управління об'єктами водовідведення, але й загальному розвитку цифрових технологій у сфері екологічної безпеки.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1. Характеристика джерел та умов утворення H_2S у системах водовідведення

Сірководень (H_2S) є одним із ключових продуктів анаеробного розкладу органічних речовин, що трапляється у стічних водах під впливом сульфатредукційних бактерій. Цей газ є надзвичайно токсичним і корозійно активним, а тому його наявність у системах водовідведення становить серйозну загрозу як для навколишнього середовища, так і для експлуатаційної безпеки об'єктів комунальної інфраструктури. Проблема ускладнюється тим, що H_2S утворюється в ізольованих ділянках трубопроводів або резервуарах, де обмежено надходження кисню й утворюється безкисневе середовище.

З інформаційної точки зору, процес утворення сірководню можна розглядати як складну динамічну систему, параметри якої змінюються у просторі та часі. Для побудови ефективної системи прогнозування необхідно врахувати, що утворення H_2S є функцією багатьох змінних: температури середовища, концентрації сульфатів, рівня органічного забруднення (BOD), швидкості течії, глибини каналів, та вмісту розчиненого кисню. Ці змінні виступають входними параметрами в інформаційній системі, що моделює утворення H_2S .

Для прикладного аналізу доцільно узагальнити основні умови, що сприяють утворенню сірководню у каналізаційних мережах. У таблиці 1.1 наведено основні фактори ризику та їх вплив на процес.

З математичної точки зору, утворення H_2S можна описати як реакцію, що протікає відповідно до кінетичної моделі ферментативного типу. Узагальнено, залежність концентрації H_2S від входних параметрів можна представити у вигляді такої формули:

Таблиця 1.1 – Умови, що сприяють утворенню сірководню у стічних водах

№	Фактор	Опис	Вплив на утворення H ₂ S
1	Високий рівень органіки (BOD)	Надмірне накопичення біологічно активних речовин	Стимулює розвиток анаеробної флори
2	Низький рівень кисню (DO)	Обмежує активність аеробних бактерій	Активує сульфатредукційні бактерії
3	Висока температура	Прискорює метаболізм мікроорганізмів	Підвищує швидкість утворення H ₂ S
4	Низька швидкість течії	Сприяє застою води	Утворює анаеробні зони
5	Тривалий час перебування стоків	Підвищує час анаеробного впливу	Збільшує загальне утворення H ₂ S

$$[H_2S](t) = k \cdot \frac{[SO_4^{2-}] \cdot [BOD]}{1 + \alpha \cdot [O_2]} \cdot e^{-\beta v}, \quad (1.1)$$

де $[H_2S](t)$ – прогнозована концентрація сірководню в момент часу t ; $[SO_4^{2-}]$ – концентрація сульфатів; $[BOD]$ – показник біохімічної потреби в кисні; $[O_2]$ – концентрація розчиненого кисню; v – швидкість течії стічної води; k, α, β – емпіричні коефіцієнти, визначені шляхом навчання моделі.

Для візуального розуміння факторів, що впливають на процес утворення H₂S, на рисунку 1.1 наведено діаграму, яка ілюструє взаємозв'язки між умовами середовища та результатом.

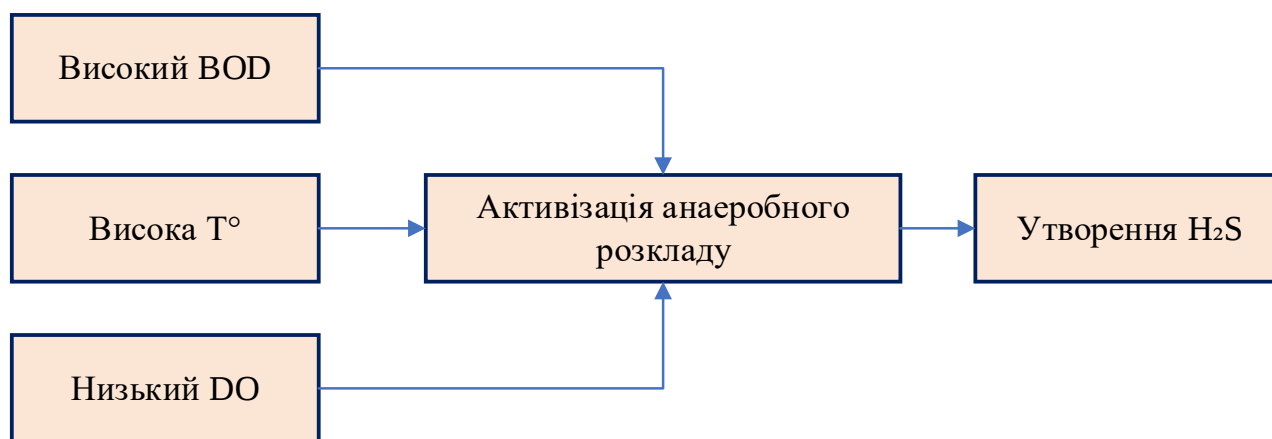


Рисунок 1.1 – Схема впливу чинників середовища на утворення H_2S у системах водовідведення (причинно-наслідкова діаграма)

У межах інформаційної системи ці залежності реалізуються через модель нейронної мережі, яка отримує значення параметрів у вигляді вхідного вектору та прогнозує вихідну концентрацію H_2S . Надалі на основі цього прогнозу можна будувати рекомендації щодо режимів аерації, швидкості потоку або хімічного оброблення стоків, що й становить головну функціональну цінність системи в умовах промислової або муніципальної експлуатації.

Таким чином, ефективне прогнозування утворення сірководню вимагає точного розуміння умов його формування, що безпосередньо впливає на формування структури майбутньої інформаційної системи, вибір сенсорів для збору даних, побудову математичної моделі та інтерфейсних рішень, що відображатимуть динаміку ризику у зручному для користувача форматі.

1.2. Огляд існуючих інформаційних систем моніторингу та прогнозування хімічного складу стічних вод

У питаннях, що стосуються хімічного складу стічних вод, інформаційні системи мають неабияке значення. Вони стали фактично єдиним способом оперативно реагувати на коливання вмісту небезпечних речовин. Раніше ці процеси здійснювались вручну або з мінімальним використанням

автоматизації. Сьогодні ж, коли на виході з підприємств або комунальних очисних споруд може йти все що завгодно, від нітратів до сірководню, без автоматичного аналізу не обійтися.

Важливо розуміти сам по собі моніторинг – це лише перший рівень. Так, системи здатні показати рН, температуру, концентрацію розчиненого кисню. Але для того, щоб передбачити небезпечні концентрації на кілька годин або днів наперед, потрібні моделі. Причому моделі, що здатні вчитися на минулих даних. І саме тут починаються труднощі, далеко не всі існуючі платформи на це здатні.

Більшість промислових рішень обмежуються простим збором і візуалізацією. Наприклад, SCADA-системи, які працюють на базі класичних контролерів, забезпечують диспетчеризацію. Так, вони стабільні, перевірені, інтегруються з обладнанням. Але говорити про якісь інтелектуальні функції в них не доводиться. Вони не прогнозують. Вони повідомляють, що вже сталося.

З іншого боку, є системи академічного рівня, які дають можливість симулювати або передбачити хімічні процеси. Тут варто згадати AQUASIM – програмне середовище, що дає змогу моделювати, як поведуть себе сполуки у воді за різних умов.

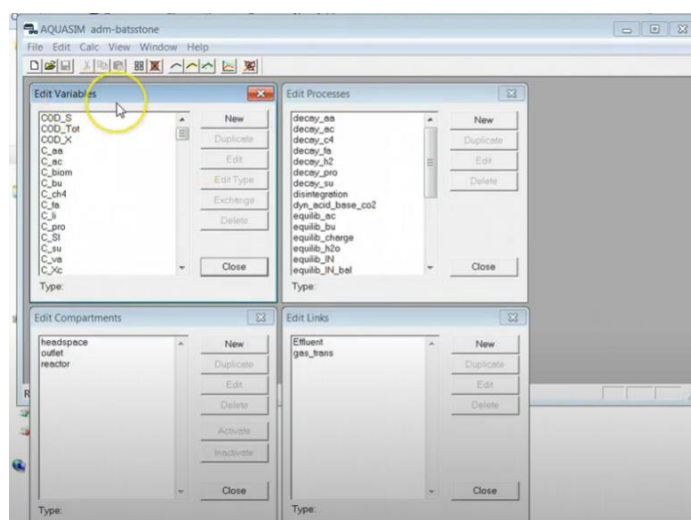


Рисунок 1.2 – Вікно користувача інструменту AQUASIM для моделювання та аналізу водних систем [1]

Це некомерційне рішення, проте воно складне у використанні. Більшість інженерів на практиці з ним не працюють, бо для запуску моделі потрібно будувати рівняння, розбиратися в C++ або MATLAB.

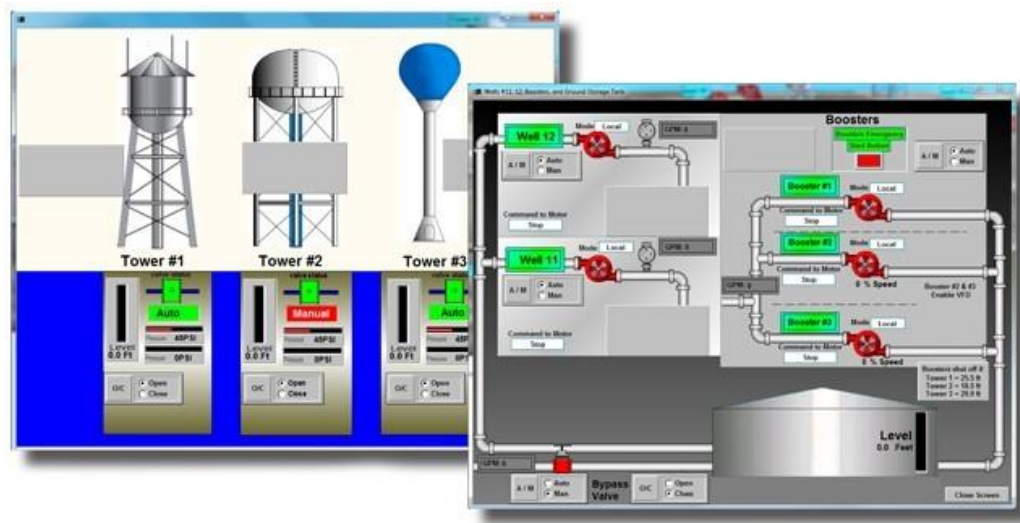


Рисунок 1.3 – Використання SCADA для моніторингу систем водопостачання та водовідведення [37]

Є й спроби зробити щось універсальне. Наприклад, SmartWater4Europe – ініціатива, яка передбачає використання IoT-датчиків та аналіз аномалій через алгоритми машинного навчання. Але вона була реалізована лише в окремих містах ЄС. В Україні нічого подібного поки що не впроваджено.

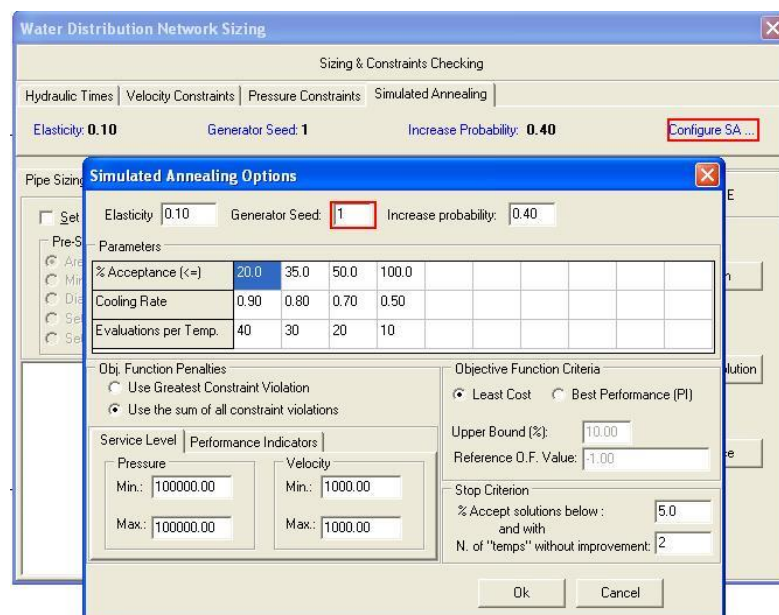


Рисунок 1.4 – Вікно користувача WaterNetGen [19]



Рисунок 1.5 – Компоненти інформаційної системи SMARTWATER [27]

У таблиці 1.2 узагальнено основні системи, які зустрічаються найчастіше.

Таблиця 1.2 – Порівняння поширених інформаційних систем
моніторингу/аналізу стічних вод

Назва	Призначення	Технології	Коментар щодо використання
AQUASIM [1]	Симуляція хімічних процесів у воді	MATLAB, C++	Застосовується в наукових дослідженнях
SCADA для WWTP [37]	Контроль та моніторинг очисних споруд	PLC- контролери, OPC	Промислова система, без прогнозної функції
WaterNetGen [19]	Генерація та аналіз водорозподільчих мереж	Python, EPANET	Нейромережеве навчання, потребує великих даних
SMARTWATER [27]	Виявлення аномалій у водних системах	ІоТ, ІІІ	Пілотна система в міських умовах

Як працює прогнозна частина в подібних системах. Усе досить прямо, модель отримує на вхід набір параметрів, які збираються з сенсорів – наприклад, $x = [pH, TO, T]$. Далі обчислюється вихід через ваги:

$$\hat{y} = \sigma(Wx + b). \quad (1.2)$$

Це спрощено, але суть у тому, що на основі великої кількості прикладів модель навчається визначати, до чого можуть привести ті чи інші комбінації показників. Якщо температура підвищилась, BOD зріс, а потік сповільнився – це тривожний сигнал для H_2S . Але не кожна система його розпізнає.

На рис. 1.6 показана загальна схема, за якою побудовані більшість таких рішень.

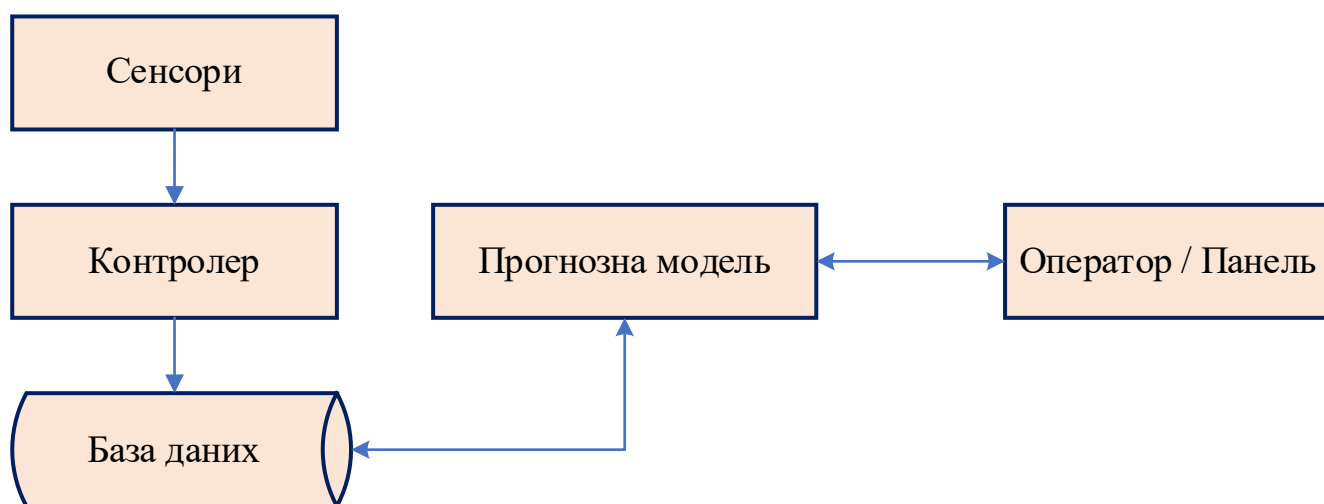


Рисунок 1.6 – Типова схема прогнозно-аналітичної ІС у водовідведенні

Попри всю технологічність, поки що не існує широко впровадженої системи, яка б спеціалізувалась саме на сірководні. І це не дивно, його утворення залежить не тільки від числових параметрів, але й від речей, які важко виміряти прямо – наявності мікрофлори, гідравлічного профілю, стану біоплівки. Саме тому більшість аналітичних платформ просто його ігнорують або рахують приблизно.

Це й стало відправною точкою для даної роботи – створити свою модель, яка буде достатньо простою для реального використання, але водночас враховуватиме складність поведінки H_2S . У цьому, власне, й полягає

практичний сенс розробки нової інформаційної системи з модулем прогнозування.

1.3. Сучасні підходи до побудови інформаційних систем в екологічному моніторингу

У сучасних умовах екологічний моніторинг уже не обмежується періодичним відбором проб і лабораторним аналізом. На перший план виходять інформаційні системи, що дозволяють здійснювати постійний збір даних, оперативну оцінку стану середовища і довгострокове прогнозування можливих негативних змін. Ці системи повинні бути достатньо гнучкими, щоб працювати з різними типами об'єктів – від промислових водовідвідних мереж до річкових басейнів чи прибережних зон.

Будівництво сучасних екологічних ІС базується на принципах модульності, масштабованості та адаптивності. Система повинна не тільки вміти підключатися до різних типів сенсорів, а й ефективно обробляти великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності та формувати зрозумілі рекомендації для користувачів. Це вимагає застосування розподілених обчислень, машинного навчання, хмарних технологій і новітніх підходів до візуалізації інформації.

Одним із ключових завдань аналітичного модуля є прогнозування розвитку екологічної ситуації. Якщо раніше для цього використовувалися прості регресійні моделі, то сьогодні дедалі частіше впроваджуються складніші підходи на основі глибинного навчання. Такі моделі здатні враховувати не лише очевидні взаємозв'язки, а й приховані залежності між параметрами середовища.

Основні складові типової сучасної екологічної інформаційної системи можна узагальнити у таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Типові компоненти екологічної інформаційної системи

Компонент	Функція	Приклад реалізації
Система збору даних	Фіксація параметрів середовища через сенсори	ІоТ-датчики температури, рН, розчиненого кисню
База даних	Зберігання та структуризація отриманих даних	SQL/NoSQL бази, розподілені системи зберігання
Аналітичний модуль	Обробка даних, виявлення трендів, прогнозування	Нейронні мережі, регресійні моделі
Інтерфейс користувача	Відображення результатів, керування налаштуваннями	Вебпортали, мобільні додатки

Загальний принцип роботи прогнозної моделі можна подати у вигляді функціонального співвідношення:

$$\hat{y}(t + \Delta t) = f(x(t), x(t - 1), \dots, x(t - n)). \quad (1.3)$$

де $\hat{y}(t + \Delta t)$ – прогнозоване значення параметра через час Δt ; $x(t), x(t - 1), \dots, x(t - n)$ – вектори параметрів середовища в попередні моменти часу.

У цьому підході особливо важливо враховувати тимчасову залежність даних, що змушує використовувати архітектури типу LSTM або GRU замість звичайних багатошарових нейронних мереж. Завдяки цьому вдається значно підвищити точність передбачення складних процесів, таких як накопичення сірководню у стічних водах чи зміну рівня забруднення у відкритих водоймах.

Важливо зазначити, що сучасні системи будуються з урахуванням необхідності постійного самонавчання. Це означає, що модель не є статичною: вона оновлює свої вагові коефіцієнти та покращує прогноз, коли надходять нові дані. Таким чином, екологічний моніторинг перетворюється на динамічний процес, що здатен адаптуватися до змінних умов навколишнього середовища.

Тенденції останніх років також свідчать про те, що дедалі більше систем стають відкритими для інтеграції через API. Це дає можливість об'єднувати дані з різних джерел, будувати складніші моделі взаємодії людини і природи, а також підвищувати точність локальних і регіональних екологічних прогнозів.

Усе вищезазначене вказує на те, що розробка спеціалізованої інформаційної системи для прогнозування утворення сірководню у стічних водах є актуальною не лише з точки зору окремого підприємства чи міста, а й у ширшому контексті розвитку екологічної безпеки.

1.4. Використання нейронних мереж у задачах екологічного прогнозування

Прогнозування змін у довкіллі завжди було непростим завданням. Екологічні процеси мають складну природу: вони залежні від багатьох змінних, часто нелінійні та піддаються впливу випадкових факторів. Традиційні математичні методи, такі як регресійні рівняння, статистичні моделі, системи диференціальних рівнянь, у певних випадках справляються із задачами, однак їх ефективність різко знижується, коли мова йде про динамічні, багатofакторні процеси. Саме тут на перший план виходять нейронні мережі.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) не потребують чіткого аналітичного опису явища. Вони вчаться на даних, що дозволяє їм «запам'ятовувати» поведінку системи, не будуючи явного рівняння. Це відкриває можливості для застосування в задачах, де звичайні моделі не працюють або дають занадто грубе наближення.

У таблиці 1.4 наведено приклади екологічних задач, у яких нейронні мережі вже довели свою ефективність.

Таблиця 1.4 – Приклади застосування нейронних мереж у екологічному прогнозуванні

Задача прогнозування	Тип мережі	Вхідні дані	Об'єкт застосування
Прогноз рівня забруднення повітря	RNN, LSTM	Температура, вологість, концентрації CO ₂	Міста, промислові зони
Виявлення аномалій у якості річкової води	CNN	Сигнали з датчиків, спектральні графіки	Річки, водосховища
Прогноз утворення H ₂ S у каналізаційній мережі	LSTM, GRU	BOD, температура, O ₂ , сульфати, pH	Міські водовідвідні системи
Прогноз біомаси водоростей	FNN	Освітлення, температура, концентрація нітратів	Озера, закриті водойми

На відміну від класичних підходів, нейронна мережа сама знаходить залежності між змінними. Наприклад, у задачі прогнозування H₂S у каналізаційній системі, звичайний інженер може припустити, що ключову роль відіграє температура. Але модель може виявити, що критичною є комбінація сульфатів із BOD при падінні розчиненого кисню, яку людина просто не помітила би в загальному потоці даних.

Архітектура нейромережі обирається залежно від характеру даних. Якщо дані мають часову послідовність. Наприклад, концентрації речовин за годинами – доцільно використовувати рекурентні мережі. Найпоширеніші серед них – LSTM (Long Short-Term Memory) та GRU (Gated Recurrent Unit). Вони здатні враховувати попередні значення і «пам'ятати» динаміку процесу.

На рис. 1.4 наведено загальний вигляд LSTM-блоку, який часто використовується для екологічних цілей.

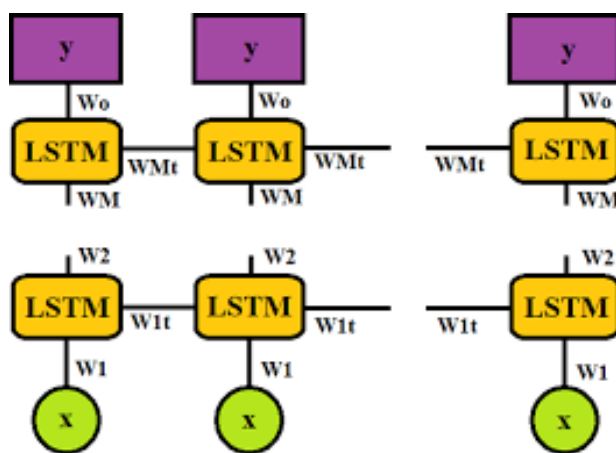


Рисунок 1.4 – Структура одного блоку LSTM-мережі, що використовується у прогнозуванні

Особливої уваги потребує етап підготовки даних. Нейронна мережа працює тільки з числами, і всі вхідні дані мають бути попередньо нормалізовані. Крім того, потрібно забезпечити повноту – мережа не працює з пропущеними значеннями. Для цього часто використовують методи інтерполяції або алгоритми заповнення пропусків на основі статистичних оцінок.

І хоча нейромережі – це не панацея, вони виявилися вкрай корисними у випадках, коли наявні дані є достатніми, а процес має приховані зв'язки. У сфері водного господарства ці моделі дозволяють прогнозувати ризики забруднення, планувати заходи з очищення і навіть оптимізувати витрати на реагенти.

У рамках цієї роботи передбачається створення моделі, що базуватиметься архітектурі нейромережі. Вона працюватиме на реальних або синтетичних даних щодо складу стічних вод та дозволить прогнозувати рівень утворення сірководню у вузьких ділянках каналізаційної мережі. Модель стане ядром аналітичного модуля майбутньої інформаційної системи.

РОЗДІЛ 2.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ ВИКОНАННЯ РОБОТИ

2.1. Аналіз вимог до інформаційної системи прогнозування утворення сірководню

Створення ефективної інформаційної системи для прогнозування утворення сірководню вимагає чіткого визначення її функціональних і нефункціональних вимог. На відміну від універсальних екологічних платформ, така система повинна враховувати специфіку процесів, що відбуваються у водовідвідних мережах, зокрема – мікробіологічне середовище, температурні режими, особливості гідравліки та наявність органіки. Вимоги до системи формуються з урахуванням її цільового призначення, кола користувачів, наявної інфраструктури та технічних обмежень.

На рис. 2.1 узагальнено функціональні та нефункціональні вимоги, що висуваються до майбутньої системи.

Функціональні	Синхронізація з датчиками різних типів (аналогових/цифрових)
	Попередня обробка даних (нормалізація, фільтрація шумів)
	Прогнозування концентрації H_2S на основі історичних і поточних даних
	Побудова графіків та звітів для оператора
	Налаштовувані порогові значення для тривог
Нефункціональні	Стійкість до втрати даних при обриві з'єднання
	Швидкодія аналітичного модуля – відповідь не більше 5 сек
	Веб-інтерфейс для перегляду результатів
	Можливість самонавчання моделі при надходженні нових даних
	Захист даних і журнал дій користувачів

Рисунок 2.1 – Основні вимоги до ІС прогнозування сірководню

На першому етапі важливо визначити ключові завдання, які система має виконувати. Вони поділяються на три основні групи: збір даних, аналітика (включно з прогнозуванням) і виведення результатів. З одного боку, система повинна вміти інтегруватися з фізичними сенсорами (датчики рН, BOD, температури, вмісту сульфатів тощо). З іншого – обробляти ці дані у режимі, близькому до реального часу, та формувати прогноз щодо утворення H_2S на заданих ділянках мережі.

Окремо варто звернути увагу на інформаційну структуру самої системи. Як правило, вона включає п'ять логічних рівнів: сенсорний, транспортний, аналітичний, візуалізаційний та адміністративний. Така архітектура забезпечує гнучкість і масштабованість – від локального об'єкта (наприклад, одного насосного колектора) до цілого району.

Окремим блоком слід розглядати модель прогнозування, яка має бути побудована на основі рекурентної нейромережі з можливістю адаптації до нових умов. У випадку утворення сірководню критичне значення має не стільки абсолютне значення концентрацій вхідних параметрів, скільки їхня комбінація та зміна у часі. Саме тому у вимогах фіксується підтримка вхідних даних у вигляді часових рядів.

Крім того, система повинна забезпечувати зручність використання для фахівців, які не є програмістами. Це означає, що необхідно створити інтерфейс, у якому користувач може в кілька кліків обрати ділянку, переглянути динаміку показників та зрозуміти – чи варто очікувати критичного утворення H_2S .

Підсумовуючи, слід зазначити, що проєктування такої системи не зводиться лише до написання алгоритму. Йдеться про побудову повноцінного інструменту підтримки прийняття рішень, який працює в умовах високої невизначеності й має реальний вплив на безпеку водовідвідної інфраструктури.

2.2. Особливості реалізації проекту

Метою проекту є розробка інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі для забезпечення точних і об'єктивних результатів.

Проект розробки інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах спирається на використання методів глибинного навчання, зокрема моделей типу LSTM та CNN. Вибір архітектури обумовлений складністю процесів формування H_2S , які мають нелінійну природу, залежать від великої кількості чинників і відзначаються значною варіативністю в часі.

Однією з ключових особливостей реалізації проекту є робота з реальними експлуатаційними даними, зібраними із насосних станцій. Ці дані включають температуру стічної води, швидкість потоку, вік води та інші операційні показники, без використання прямих хімічних параметрів, таких як рівень кисню чи рН. Такий підхід дозволяє підвищити практичну застосовність моделі у випадках, коли встановлення додаткових сенсорів є економічно або технічно недоцільним.

З огляду на природу даних, особливу увагу приділяється їхньому очищенню та попередній обробці. Зокрема, необхідно вирішувати проблеми пропущених значень, різної частоти вимірювань та відсутності синхронізації сигналів із різних джерел. Для забезпечення узгодженості даних використовується ресемплінг із приведенням до єдиного інтервалу (наприклад, 2-хвилинного), а також нормалізація ознак за допомогою масштабування.

Ще однією важливою рисою проекту є побудова навчальних вибірок із врахуванням часових залежностей. Кожен зразок даних складається з годинного історичного інтервалу вимірювань, що дозволяє моделям враховувати затримки між подіями у системі. Для LSTM-мережі така структура є природною, оскільки вона призначена для роботи з часовими рядами, зберігаючи короткочасну і довгострокову пам'ять.

У контексті архітектурних рішень CNN-модель будується з кількох згорткових шарів, які дозволяють виявляти локальні закономірності в часі, що особливо важливо для ідентифікації короточасних піків концентрації H_2S . Після шарів згортки дані подаються на повнозв'язні нейронні мережі, де здійснюється остаточне передбачення.

Для досягнення високої точності прогнозування реалізується спеціальна функція втрат, яка приділяє більшу вагу помилкам у прогнозах високих концентрацій H_2S , ніж низьких. Це дозволяє моделі краще фокусуватися на виявленні пікових значень, що мають найбільшу екологічну та технологічну важливість.

Важливою складовою проекту є також адаптивність системи до змін середовища. Передбачається, що модель буде періодично донавчатися на нових даних, що надходитимуть у процесі експлуатації. Такий підхід дозволяє компенсувати зміну характеристик потоку або сезонні коливання, які неминучі у стічних системах.

Нарешті, особливу увагу приділено інтеграційним можливостям. Інформаційна система проектується відкритою для подальшого розширення, з можливістю підключення нових типів сенсорів, роботи в хмарному середовищі та побудови API для зовнішніх сервісів моніторингу або управління водоканальними системами.

У підсумку, проект враховує не лише алгоритмічну складність задачі, але й практичні аспекти експлуатації у реальному середовищі, що істотно підвищує його прикладну цінність для водоканалів і підприємств, відповідальних за експлуатацію інфраструктури водовідведення.

2.3. Архітектура моделей та особливості їх створення

У межах даного дослідження здійснюється порівняння прогнозних можливостей двох типів моделей: згорткової нейронної мережі (CNN) та

мережі довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM). Одним із викликів, із яким довелося зіткнутися в процесі роботи, стала правильна конфігурація та налаштування моделей. Розробка здійснювалася ітеративно: було створено та протестовано декілька варіантів архітектур, і результати, наведені у цьому дослідженні, базуються на тих конфігураціях, які показали найкращу ефективність. Водночас варто підкреслити, що існує ймовірність отримання інших результатів за умови зміни структури моделей або тонкого налаштування гіперпараметрів. Таким чином, певним обмеженням даного дослідження є залежність від вибраної конфігурації.

Ще одним важливим аспектом роботи стало визначення критеріїв для оцінки якості прогнозів. У типових задачах прогнозування вважається, що всі точки даних мають однакову вагу, а тому показники, такі як середньоквадратична помилка (MSE), зручні та зрозумілі для застосування. Проте специфіка даного дослідження полягає в тому, що більша частина даних відповідає низьким концентраціям сірководню, тоді як реальні пікові значення трапляються рідко. Після консультацій із науковими керівниками було вирішено, що для оцінки ефективності моделі важливішим є правильне передбачення моментів появи піків і їхньої величини, а не точність прогнозу низьких рівнів H_2S . Це створює додаткову складність у формулюванні самого поняття "прогнозна спроможність" та у виборі відповідних метрик оцінки.

Надійність отриманих результатів у дослідженні значною мірою залежить від якості вихідних даних. Оскільки основну роль відіграють показання сенсорів, зокрема датчиків концентрації H_2S , будь-які відхилення або помилки в їхній роботі можуть суттєво спотворити результати моделювання. У зв'язку з цим процес очищення даних, виявлення систематичних похибок та видалення некоректних вимірювань мали першорядне значення для забезпечення достовірності моделі.

Ще одним викликом стало обмеження набору ознак, доступних для навчання моделей. У реальних умовах на насосних станціях вимірюються лише деякі фізичні параметри потоку, тоді як критичні хімічні показники, що

безпосередньо впливають на утворення H_2S (такі як концентрація розчиненого кисню, нітратів або рівень pH), часто відсутні. Таким чином, задача ускладнюється: необхідно будувати прогнози лише на основі рутинно зібраних фізичних даних, без залучення важливих хімічних характеристик середовища. Це ставить високу планку для обраних моделей машинного навчання.

Результати цієї роботи мають безпосереднє практичне значення для кількох напрямів. Передусім, вони є корисними для операторів систем водовідведення та підприємств, що займаються експлуатацією каналізаційних мереж. Розуміння того, наскільки ефективно працюють моделі LSTM та CNN на конкретному наборі даних, може слугувати орієнтиром для вибору відповідної моделі у подібних практичних проєктах.

Крім того, результати цієї роботи створюють основу для подальших досліджень у галузі застосування методів глибинного навчання для прогнозування екологічних показників. Порівняльний аналіз різних моделей дає уявлення про їх сильні і слабкі сторони на нових наборах даних, що є надзвичайно важливим для наукової спільноти.

Варто також зазначити, що висновки, зроблені у ході дослідження, можуть бути використані під час планування інтеграції прогнозних моделей у реальні комерційні продукти. Підприємства, які працюють у сфері водопостачання, каналізації або екологічного моніторингу, потребують чітких рекомендацій щодо факторів, які необхідно враховувати для забезпечення життєздатності та ефективності таких систем у реальних умовах експлуатації.

2.4. Засоби виконання проєкту

Для реалізації інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах обрано набір програмних та апаратних засобів, орієнтованих на досягнення високої точності, швидкодії та надійності

функціонування у реальних умовах. Вибір технологій та платформ визначався як специфікою даних, так і потребою у подальшій масштабованості рішення.

Основним середовищем розробки програмного коду стала мова програмування Python, що забезпечує гнучкість у роботі з даними та підтримує великий набір бібліотек для машинного навчання та обробки часових рядів. Зокрема, для побудови та тренування нейронних мереж використовуються фреймворки TensorFlow та Keras, які дають можливість реалізувати як класичні LSTM-мережі, так і гібридні архітектури із залученням згорткових шарів (CNN-LSTM).

Для роботи з даними обрано бібліотеки pandas та numpy, що дозволяють ефективно здійснювати попередню обробку, очищення, нормалізацію та побудову вхідних векторів для моделі. Важливою також є роль scikit-learn, який використовується для додаткового аналізу, поділу даних на навчальні та тестові вибірки, а також для проведення базової оцінки ефективності моделі за різними метриками.

На етапі зберігання і обробки великих обсягів даних передбачено використання реляційної бази даних PostgreSQL із можливістю розширення через додатки для роботи з часовими рядами, зокрема за допомогою розширення TimescaleDB. Це дозволяє ефективно працювати з великими масивами екологічних даних, забезпечуючи швидкий доступ і надійність.

У частині візуалізації результатів прогнозування обрана бібліотека Plotly Dash, яка дозволяє створювати інтерактивні веб-інтерфейси без потреби у складній фронтенд-розробці. Завдяки цьому користувачі системи отримують доступ до зручних графіків, звітів і сповіщень у реальному часі.

На апаратному рівні для первинного збору даних передбачено використання промислових сенсорів температури, витрати та рівня води, підключених через стандартні протоколи (Modbus, OPC-UA) до контролерів. Система розрахована на роботу як у локальному середовищі, так і з можливістю перенесення обчислювальних модулів у хмару через сервіси AWS або Azure у разі необхідності масштабування.

На рисунку 2.2 наведено узагальнену схему взаємодії основних засобів у межах проекту.

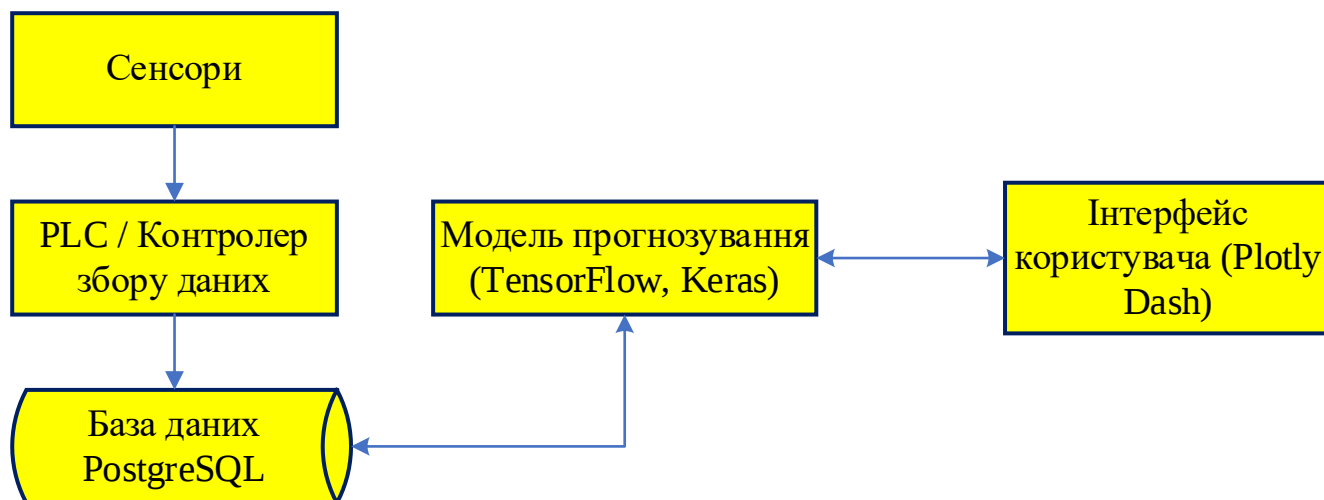


Рисунок 2.2 – Структура засобів виконання проекту

Таким чином, набір обраних засобів забезпечує реалізацію всіх ключових вимог проекту – від збору даних і їхньої обробки до аналізу й прогнозування критичних концентрацій H_2S із подальшою візуалізацією результатів у доступному форматі. Особливу увагу приділено гнучкості рішень, що дозволяє легко адаптувати систему під різні технічні умови об'єктів водовідведення.

2.5. Згорткові нейронні мережі

Згорткові нейронні мережі (CNN) відрізняються від класичних багатошарових перцептронів тим, що автоматично навчаються просторових ознак із вхідних даних. Ця властивість дозволяє CNN ефективно розв'язувати задачі розпізнавання образів, але також успішно застосовувати їх для аналізу часових рядів. Оскільки часовий ряд можна розглядати як одомірне зображення, згорткові шари дозволяють виявляти локальні структури і зміни у часі, що особливо важливо для задач із відкладеним ефектом змін вхідних змінних (lagging variables).

Архітектура мережі складається з кількох послідовних шарів згорток, які поступово виокремлюють ознаки вищого рівня із початкового сигналу. Цей підхід виявився надзвичайно успішним не лише у комп'ютерному зорі, але й у прогнозуванні складних часових процесів.

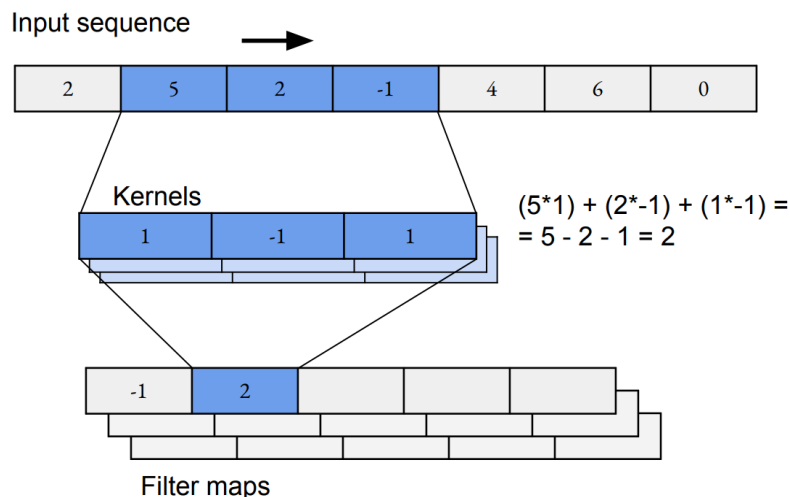


Рисунок 2.3 – Операція згортки послідовності вхідних даних

Рухоме вікно переміщується по послідовності, де виконується точковий добуток між ядром і значеннями послідовності. Результати зберігаються у карті фільтрів. Показана конфігурація має розмір ядра 3 і 3 фільтри, в результаті чого створюється 3 карти фільтрів розміром (довжина послідовності – розмір ядра + 1).

2.5.1 Шари згортки

Основна операція у CNN – це згортка (convolution), яка полягає у проходженні невеликого фільтра (ядра) по вхідному масиву даних і обчисленні локальних ознак. Математично операція згортки між сигналом $x(t)$ та ядром $k(t)$ описується формулою:

$$s(t) = (x \cdot k)(t) = \sum_{\tau=0}^{K-1} x(t + \tau) \cdot k(\tau). \quad (2.1)$$

де $s(t)$ – результат згортки у позиції t ; $x(t)$ – вхідний сигнал; $k(t)$ – ядро фільтра розміру K ; τ – індекс сумування по елементам ядра.

Після кожної операції згортки застосовується функція активації для внесення нелінійності у модель. Найпоширенішою функцією є ReLU (Rectified Linear Unit), що визначається як:

$$\text{ReLU}(z) = \max(0, z). \quad (2.2)$$

Вхідна структура даних для згорткового шару має тривимірну форму:

$$[N, L, F], \quad (2.3)$$

де N – кількість зразків; L – довжина послідовності; F – кількість вхідних ознак (features).

Після обробки згорткою результат має розмір для кожного окремого фільтра:

$$L' = L - K + 1, \quad (2.4)$$

де K – розмір ядра.

Типово в одній згортковій операції використовують багато фільтрів (наприклад, 32, 64 або 128), кожен з яких вивчає різні локальні патерни у часі: піки, падіння, плато тощо.

2.5.2. Повнозв'язний (Dense) шар

Після проходження кількох згорткових та, можливо, пулінгових шарів отримані карти ознак перетворюються у одномірний вектор за допомогою операції вирівнювання (flattening). Далі ці дані подаються на повнозв'язний шар, який виконує класичну обробку, подібну до багатозв'язного перцептрона.

Вихід згорткового шару hhh перетворюється у вектор zzz , після чого обчислюється вихід повнозв'язного шару:

$$y = \sigma(Wz + b), \quad (2.5)$$

де W – матриця вагових коефіцієнтів; b – вектор зсуву (bias); σ – функція активації, наприклад, ReLU або сигмоїда.

Мета цього шару – об'єднати усі витягнуті ознаки для остаточного передбачення, наприклад, прогнозу концентрації H_2S у стічних водах на певному часовому горизонті.

2.6. Мережа довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM)

Для задач, що пов'язані з моделюванням у часовій області, рекурентні нейронні мережі (RNN) мають істотну перевагу. Вони проєктовані таким чином, щоб враховувати як поточний вхід, так і інформацію з попередніх часових кроків. Проте звичайні RNN стикаються з серйозною проблемою – ефектом затухання або вибуху градієнта, який ускладнює навчання при довготривалих залежностях.

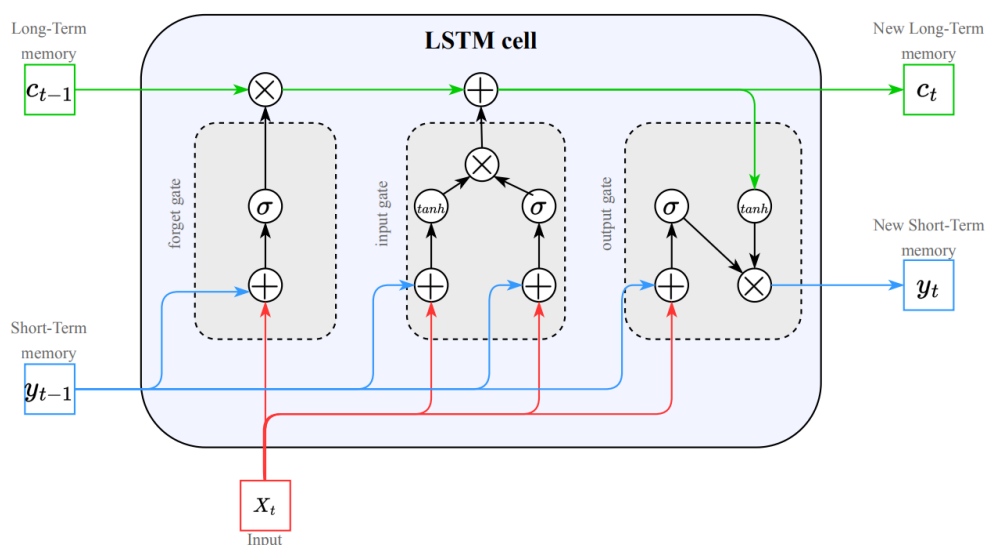


Рисунок 2.4 – Структура LSTM-клітини

Мережа довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) була спеціально розроблена для подолання цієї проблеми. Структура LSTM складається з набору спеціалізованих осередків пам'яті (LSTM-клітин), які мають здатність зберігати інформацію протягом тривалого часу і керувати її потоком через спеціальні нелінійні механізми – так звані ворота.

Кожна LSTM-клітина містить три основні елементи керування: вхідні ворота, ворота забування та вихідні ворота. Їхня взаємодія забезпечує динамічне оновлення стану пам'яті та формування вихідного сигналу. Структура LSTM-клітини подана на рисунку 2.4.

2.6.1 Вхід у LSTM-клітину

На кожному часовому кроці вхід до LSTM-клітини включає три компоненти:

- ✓ вихід попереднього часу y_{t-1} (короткочасна пам'ять);
- ✓ стан осередка пам'яті c_{t-1} (довгострокова пам'ять);
- ✓ вхідні дані на поточному кроці X_t (параметри середовища).

Таким чином, LSTM-клітина має змогу опрацьовувати як історичну інформацію, так і нові виміри.

2.6.2. Ворота забування

Ворота забування визначають, яка частина довгострокової пам'яті має бути збережена, а яка – забута. Обчислення відбувається за допомогою сигмоїдної функції активації:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [y_{t-1}, X_t] + b_f), \quad (2.6)$$

де f_t – вектор виходу воріт забування; W_f – ваги воріт забування; b_f – зсув воріт забування; σ – сигмоїдна функція активації.

Значення f_t визначає для кожного елемента пам'яті, яку частку збережено (близько до 1) або забуто (близько до 0).

2.6.3. Вхідні ворота

Вхідні ворота регулюють, яка нова інформація буде додана до довготривалої пам'яті. Це реалізується у два кроки:

Генерується кандидат нової пам'яті:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c \cdot [y_{t-1}, X_t] + b_c). \quad (2.7)$$

Вхідні ворота визначають вагу цієї нової інформації:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [y_{t-1}, X_t] + b_i). \quad (2.8)$$

Оновлений стан довготривалої пам'яті обчислюється за формулою:

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t. \quad (2.9)$$

де $*$ – позначає поелементне множення.

2.6.4. Вихідні ворота

Вихідні ворота визначають нову короткочасну пам'ять y_t , яка передається далі по мережі або використовується для формування прогнозу:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [y_{t-1}, X_t] + b_o). \quad (2.10)$$

Після обчислення нового стану клітини, короткочасна пам'ять оновлюється наступним чином:

$$y_t = o_t * \tanh(c_t). \quad (2.11)$$

Таким чином, вихід LSTM-клітини містить ту частину інформації, яка є найбільш релевантною для подальшого навчання або прогнозування на даному часовому кроці.

РОЗДІЛ 3.

ПРОЕКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ УТВОРЕННЯ СІРКОВОДНЮ У СТИЧНИХ ВОДАХ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

3.1. Аналіз та підготовка даних

Набір даних було надано компанією Xylem і він містив спостереження з трьох насосних станцій:

Нижня станція В (цільова станція) – місце вимірювання концентрації H_2S .

Верхня станція А – розташована за 6 км вгору за течією від станції В.

Верхня станція С – розташована на відстані 200 метрів від станції В.

Збір даних відбувався протягом трьох місяців – із 22 серпня 2023 року по 2 листопада 2023 року. Більшість параметрів реєструвалися з інтервалом в одну секунду.

	Time	H2S (ppm)	TB (°C)	TA (°C)	QA (n/сек)	tR (год)	CA (-)	tday (год)
0	2023-08-22 00:00:00	50.773896	20.248357	20.358452	51.327196	3.805873	0.981729	0.000000
1	2023-08-22 00:02:00	52.112678	19.965774	19.997142	53.741783	3.906840	0.962691	0.000457
2	2023-08-22 00:04:00	48.313605	20.393654	20.019718	48.994406	4.063013	0.979279	0.001828
3	2023-08-22 00:06:00	51.684195	20.866223	21.270340	53.584893	4.171364	0.982668	0.004112
4	2023-08-22 00:08:00	50.441119	20.022521	19.799651	51.355433	4.068959	0.993660	0.007310

Розмір датафрейму: (52560, 8)

Інформація про типи змінних:
 <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
 RangeIndex: 52560 entries, 0 to 52559
 Data columns (total 8 columns):
 # Column Non-Null Count Dtype
 --- ---
 0 Time 52560 non-null object
 1 H2S (ppm) 52560 non-null float64
 2 TB (°C) 52560 non-null float64
 3 TA (°C) 52560 non-null float64
 4 QA (n/сек) 52560 non-null float64
 5 tR (год) 52560 non-null float64
 6 CA (-) 52560 non-null float64
 7 tday (год) 52560 non-null float64
 dtypes: float64(7), object(1)
 memory usage: 3.2+ MB

Описова статистика змінних:

	H2S (ppm)	TB (°C)	TA (°C)	QA (n/сек)	tR (год)	CA (-)	tday (год)
count	52560.000000	52560.000000	52560.000000	52560.000000	52560.000000	52560.000000	52560.000000
mean	55.654174	19.999979	20.000432	50.007313	3.999139	0.970001	12.000000
std	6.304777	2.874158	2.891319	7.764867	0.255832	0.030173	8.485362
min	41.948254	14.289430	14.010535	31.431602	3.028810	0.861072	0.000000
25%	50.144050	17.223654	17.242817	42.920800	3.822119	0.948148	3.514719
50%	55.583046	20.007263	20.009496	50.070270	3.999671	0.970130	12.000000
75%	61.040730	22.772548	22.749806	57.091619	4.175300	0.991749	20.485281
max	160.703278	25.803148	26.159877	68.167553	4.950918	1.074705	24.000000

Рисунок 3.1 – Результати огляду даних для розробки моделі прогнозування утворення сірководню у стічних водах

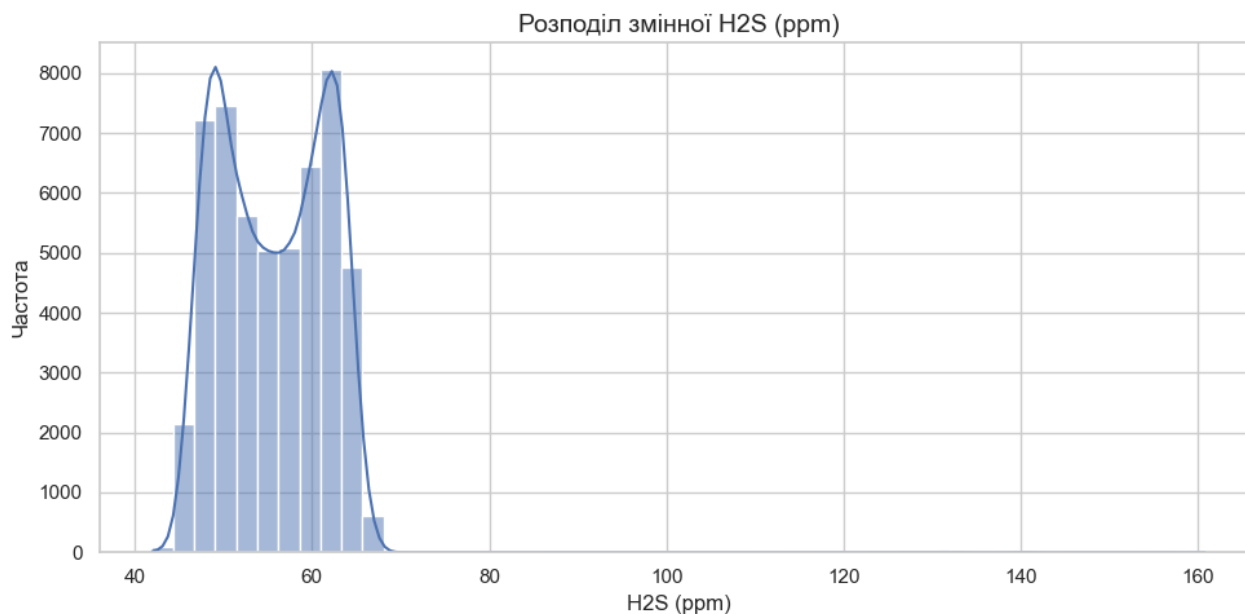


Рисунок 3.1 – Розподіл концентрації сірководню H₂S у стічних водах

Щоб забезпечити сумісне використання даних у моделях, необхідно було провести їхнє очищення і форматування. Операції включали видалення дублікатів, інтерполяцію пропущених значень та ресемплінг даних. Через різні методи збору та одиниці виміру часова синхронізація параметрів порушувалась, що призводило до прогалин у часових рядах. Більшість розбіжностей вдалося усунути за допомогою ресемплінгу на інтервал у 2 хвилини із використанням середнього значення для групи вимірів.

Для кращого розуміння взаємодії між змінними було проведено лінійну регресію. Змінні, які мали низьку пояснювальну здатність відносно варіації H₂S або низьку кореляцію з іншими ознаками, було виключено з датасету. Зокрема, станція С повністю була прибрана. Окрім того, було створено нові ознаки на основі наявних даних – такі як концентрація стічних вод, вік води та добова сезонність.

У таблиці 3.1 наведено характеристики фінального набору даних.

Таблиця 3.1 – Опис змінних набору даних для прогнозування концентрації H_2S

№	Назва змінної	Позначення	Одиниця вимірювання	Тип змінної	Опис
1	Час	Time	-	Часова мітка	Часова шкала з інтервалом у 2 хвилини між вимірюваннями
2	Концентрація H_2S	H_2S (ppm)	ppm	Залежна змінна	Виміряна концентрація сірководню на станції В
3	Температура на В	TB (°C)	°C	Незалежна змінна	Температура стічної води на станції В
4	Температура на А	TA (°C)	°C	Незалежна змінна	Температура стічної води на станції А (6 км вгору за потоком)
5	Потік води	QA (л/сек)	л/сек	Незалежна змінна	Об'ємна витрата з насосної станції А
6	Час утримання	tR (год)	год	Незалежна змінна	Розрахунковий час перебування стічних вод у трубопроводі
7	Індекс концентрації	CA (-)	безрозмірна	Незалежна змінна	Обчислений індекс концентрації забруднень у воді
8	Добова сезонність	tday (год)	год	Незалежна змінна	Сезонний часовий параметр (синусоїдальна хвиля, максимум о 18:00)

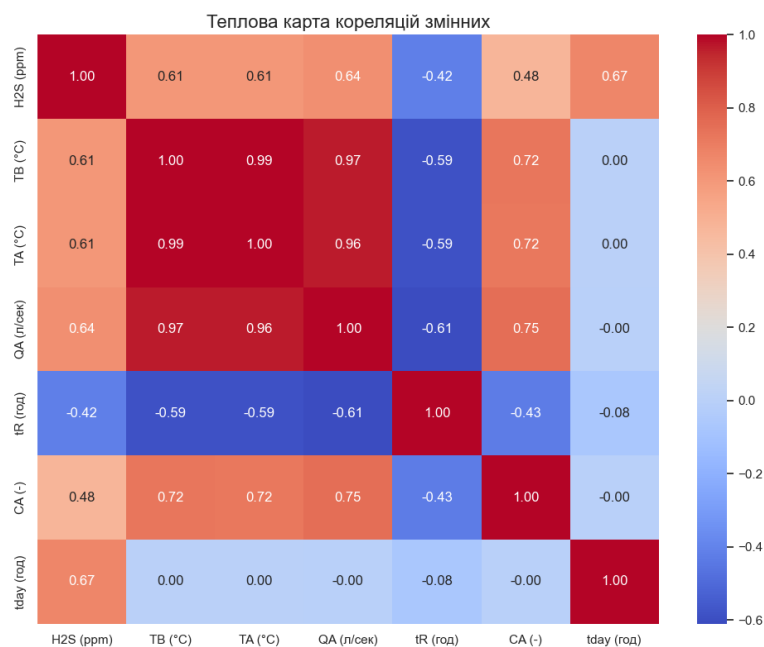


Рисунок 3.2 – Теплова карта кореляцій між змінними

Перед подачею у моделі дані були нормалізовані за допомогою Min-Max масштабування до діапазону $[0, 1]$, що дозволяє уникнути домінування ознак із великими числовими значеннями над малими у процесі навчання.

Один навчальний зразок складався з години історичних даних (30 кроків назад) для кожного прогнозованого значення H_2S у момент часу t_0 . Це дозволяло моделям вловлювати запізнення у впливі змінних (lagging variables).

Через часову природу даних набір було поділено без перемішування: 80% даних відведено під тренування, а 20% – під тестування. З 80% тренувальних даних ще 10% використовувалися для валідації.

Таблиця 3.2 – Розподіл даних для навчання і тестування

Етап	Період	Розміри
Навчання	22.08.2023 – 13.10.2023	train (37843, 8)
Валідація	13.10.2023 – 18.10.2023	validation (4205, 8)
Тестування	18.10.2023 – 02.11.2023	test (10512, 8)

У результаті побудовано графік рівня H_2S протягом періодів тренування, валідації та тестування (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 – Графік рівня H_2S протягом періодів тренування, валідації та тестування

Аналіз графіка свідчить про виражену добову періодичність у зміні рівня H_2S . Концентрація варіювалася від мінімальних значень близько 42.1 ppm до

пікових навантажень, які досягали 158.4 ppm протягом фази тренування. Середнє значення концентрації H_2S на етапі тренування становило 63.2 ppm при стандартному відхиленні 18.7 ppm, що вказує на наявність помітної добової флуктуації концентрацій із періодичними значними підвищеннями.

Під час валідації середня концентрація H_2S зросла незначно і склала 64.5 ppm, водночас максимальне значення концентрації зменшилося до 142.7 ppm. Стандартне відхилення у цей період зберігалось на рівні 17.9 ppm, що свідчить про відносно стабільну поведінку процесу за відсутності екстремальних викидів.

На етапі тестування середній рівень H_2S підвищився до 65.1 ppm. Максимальні значення концентрації у тестовій вибірці склали 149.3 ppm, що демонструє повернення тенденції до періодичних пікових сплесків. Стандартне відхилення залишилося практично незмінним і становило 18.3 ppm, що підтверджує сталість амплітуди коливань концентрації в умовах тестових даних.

Таким чином, рівень H_2S впродовж усього періоду демонстрував стабільну сезонність з періодичними аномальними підйомами. Порівняння середніх значень та стандартних відхилень між фазами тренування, валідації та тестування дозволяє зробити висновок про відсутність суттєвого дрейфу даних, що є важливою передумовою для побудови надійних моделей прогнозування концентрації сірководню у системах водовідведення.

3.2. Реалізація моделей для прогнозування концентрації H_2S

3.2.1. Вибір архітектури нейронних мереж

Згортова нейронна мережа була реалізована у середовищі TensorFlow Keras. Архітектура містила три шари згорток (Conv1D) зі зменшенням розмірів ядер (5, 3, 2), три щільні шари (1474, 300, 50 нейронів) та вихідний шар.

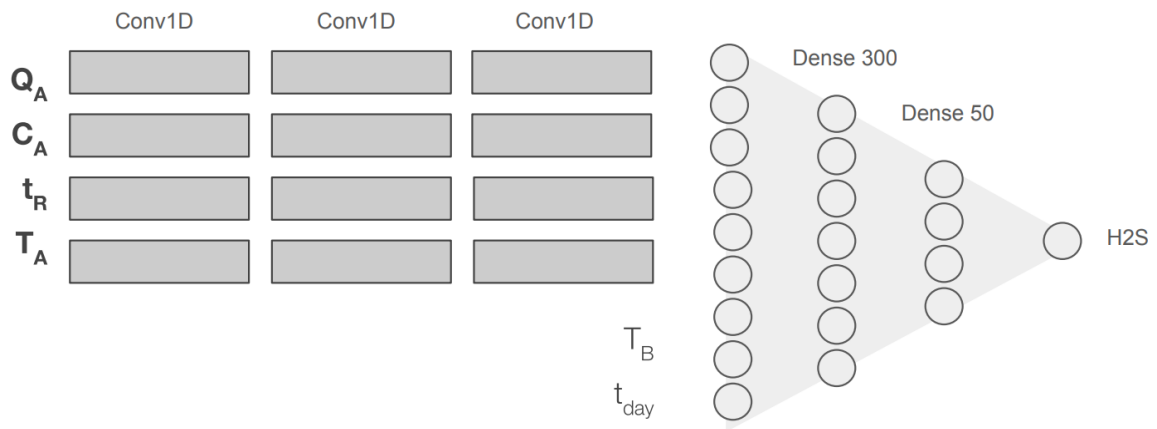


Рисунок 3.4 – Архітектура згорткової нейронної мережі (CNN)

Деякі ознаки, такі як добова сезонність та температура на В, подавалися без історичних даних одразу у щільний шар.

Таблиця 3.3 – Конфігурація моделі CNN

Категорія	Параметри
Згорткові шари	3 шари, фільтри 64, ядра 5/3/2
Функція активації	ReLU
Повнозв'язні шари	3 шари (1474, 300, 50 нейронів)
Регуляризація	L2
Оптимізатор	Adam
Функція втрат	Вагова MSE
Кількість епох	20

Модель LSTM реалізовувалась як стек із двох шарів LSTM із розмірністю прихованого стану 30. Після LSTM-частини застосовувались два щільні шари по 55 нейронів кожен для остаточного прогнозу.

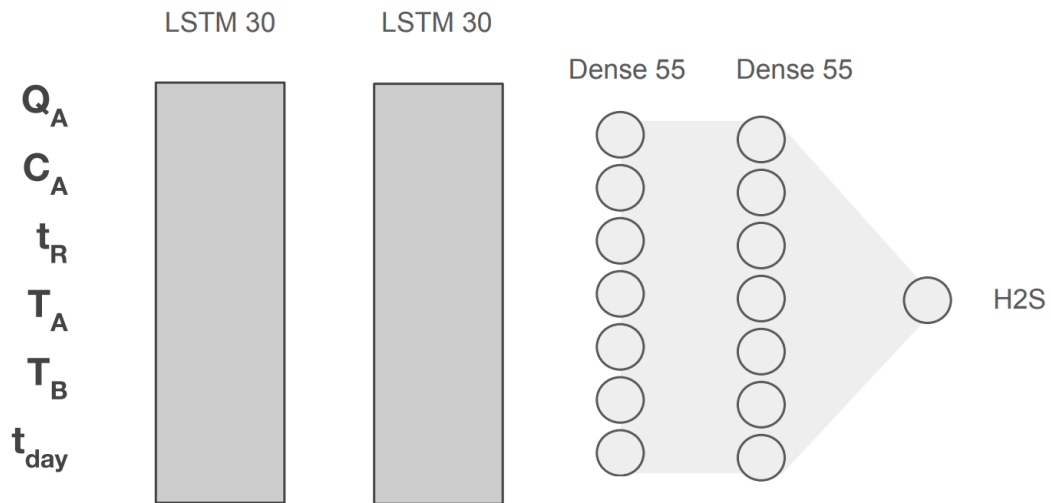


Рисунок 3.5 – Архітектура довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM), що складається з двох LSTM-шарів і двох щільних шарів

Таблиця 3.4 – Конфігурація моделі LSTM

Категорія	Параметри
Кількість шарів LSTM	2
Розмір прихованого стану	30
Щільні шари	2 шари (по 55 нейронів)
Функція активації	ReLU
Регуляризація	L2
Оптимізатор	Adam
Функція втрат	Вагова MSE
Кількість епох	40

3.2.2. Розробка моделей нейронних мереж

Процес розробки моделей для прогнозування концентрації H_2S передбачав створення двох архітектур глибокого навчання: згорткової нейронної мережі (CNN) та рекурентної нейронної мережі на основі довгої

короткочасної пам'яті (LSTM). Обидві моделі були розроблені таким чином, щоб врахувати часову залежність даних і забезпечити високу якість прогнозування.

Для побудови моделей було використано попередньо підготовлений датасет, що містив нормалізовані ознаки у діапазоні [0, 1] та сформовані навчальні вибірки з вікном у 30 часових кроків назад. Кожен навчальний приклад складався з години історичних даних, що дозволяло моделі враховувати запізнілі ефекти у змінних.

На першому етапі була реалізована архітектура згорткової нейронної мережі (CNN). Структура CNN включала три згорткові шари з фільтрами розміром 64 та ядрами розмірів 5, 3 і 2 відповідно. Після блоку згортки використовувалася операція перетворення у плоский масив (Flatten), за якою слідували три повнозв'язні шари з кількістю нейронів 1474, 300 та 50 відповідно. Для активації використовувалася функція ReLU, а регуляризація L2 застосовувалася для запобігання перенавчанню моделі. Під час компіляції моделі обрано оптимізатор Adam і функцію втрат у вигляді середньоквадратичної помилки (MSE).

Фрагмент коду створення моделі CNN наведено на рис. 3.6.

```
def build_cnn_model(input_shape):
    model = Sequential([
        Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001), input_shape=input_shape),
        Conv1D(filters=64, kernel_size=3, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Conv1D(filters=64, kernel_size=2, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Flatten(),
        Dense(1474, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(300, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(50, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(1) # Прогноз одного значення H2S
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    return model
```

Рисунок 3.6 – Фрагмент коду створення моделі CNN

На другому етапі була розроблена модель на основі LSTM. Структура цієї моделі включала два послідовних шари LSTM з розміром прихованого стану 30. За ними розташовувалися два повнозв'язні шари по 55 нейронів кожен. Як і

в попередній моделі, використовувалася функція активації ReLU та регуляризація L2 для обох типів шарів. Оптимізація навчання також здійснювалася за допомогою алгоритму Adam, із функцією втрат MSE.

Код побудови моделі LSTM представлено на рис. 3.7.

```
def build_lstm_model(input_shape):
    model = Sequential([
        LSTM(30, return_sequences=True, input_shape=input_shape, kernel_regularizer=l2(0.001)),
        LSTM(30, kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(55, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(55, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(1)
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    return model
```

Рисунок 3.7 – Фрагмент коду створення моделі LSTM

Навчання моделі CNN здійснювалося протягом 20 епох з використанням міні-батчів розміром 32, тоді як для LSTM було встановлено 40 епох навчання за аналогічних умов. Для обох моделей використовувався валідаційний набір даних для моніторингу втрат і запобігання перенавчанню.

Під час навчання обидві моделі демонстрували зменшення втрат на тренувальній і валідаційній вибірках. Динаміка навчання моделей наведена відповідно на рисунку 3.8.

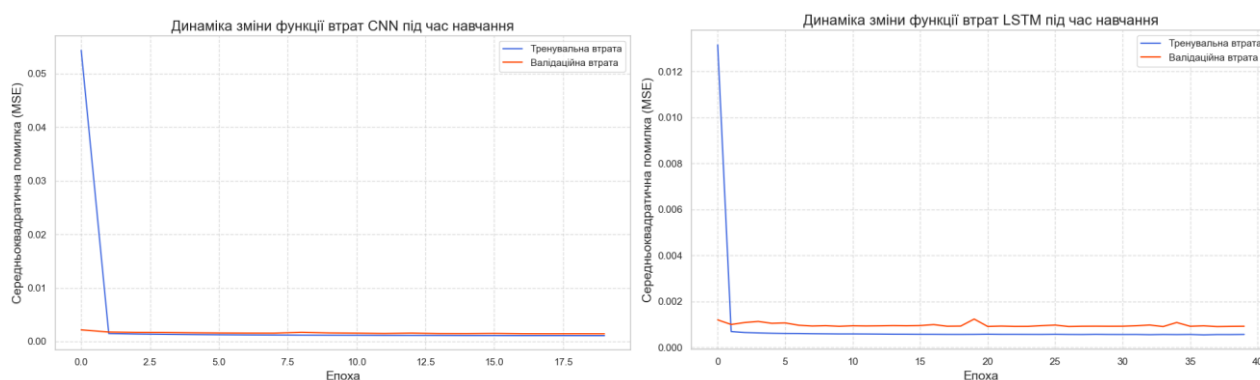


Рисунок 3.8 – Динаміка навчання моделей

Після навчання моделі були оцінені на тестових даних. Для оцінки було використано середньоквадратичну помилку (MSE), що дозволило кількісно визначити точність прогнозування рівня H_2S у нових часових відрізках.

На завершальному етапі виконано візуалізацію результатів прогнозування. На рисунку 3.9 наведено порівняння справжніх та

прогнозованих значень концентрації H_2S для тестових даних для обох моделей. Візуальний аналіз підтвердив, що моделі змогли досить точно відтворити як загальні тренди, так і пікові значення концентрації сірководню.

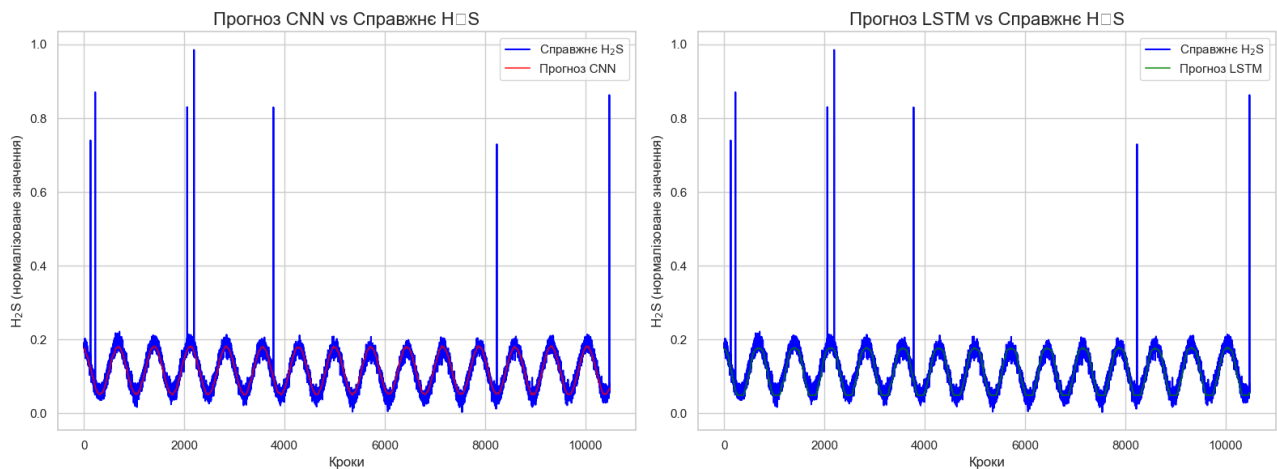


Рисунок 3.9 – Графіки порівняння реального та прогнозованого H_2S за використання моделей CNN і LSTM

Таким чином, побудовані моделі CNN і LSTM продемонстрували ефективність у завданні прогнозування концентрації H_2S у стічних водах на основі історичних даних, що свідчить про доцільність використання нейронних мереж у задачах екологічного моніторингу.

Порівняння точності моделей CNN та LSTM

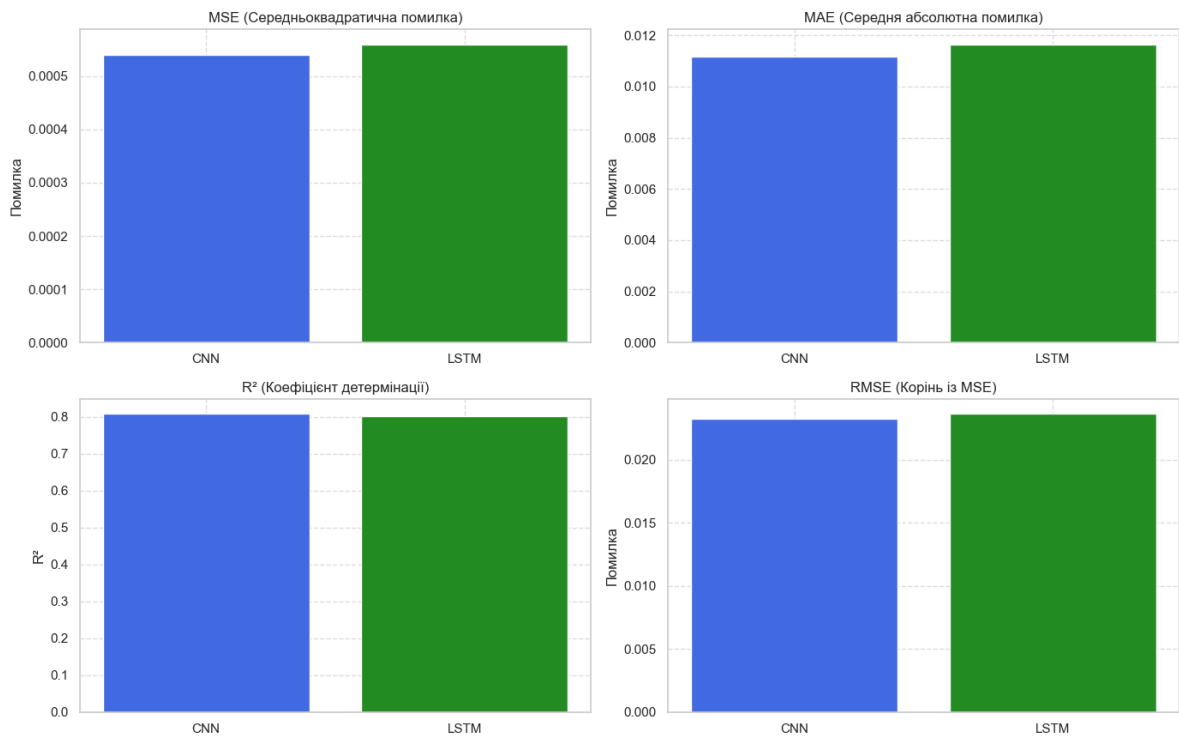


Рисунок 3.10 – Графіки порівняння показників точності моделей CNN і LSTM

Після навчання та тестування моделей CNN та LSTM було здійснено порівняльний аналіз їхніх основних метрик якості прогнозування (рис. 3.10). Для обох моделей обчислено середньоквадратичну помилку (MSE), середню абсолютну помилку (MAE), коефіцієнт детермінації (R^2) та корінь квадратний із середньоквадратичної помилки (RMSE).

Загалом обидві моделі показали високий рівень точності, але згортовка нейронна мережа CNN продемонструвала трохи кращі результати за всіма основними метриками, що робить її переважним варіантом для подальшого використання у системах прогнозування рівня сірководню у стічних водах.

3.3. Функціональне моделювання діяльності у інформаційній системі прогнозування утворення сірководню у стічних водах

Функціональне моделювання діяльності в межах створення інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах здійснювалося для чіткого визначення основних потоків даних, взаємодії між суб'єктами системи та окреслення меж процесів. Вибір методології моделювання базувався на необхідності формалізації потоків інформації та ролей користувачів в інформаційній системі, що є стандартним підходом у проектуванні складних прикладних систем.

Для побудови початкової моделі системи було сформовано контекстну діаграму, яка відображає систему як єдиний процес найвищого рівня, взаємодіючи з зовнішніми сутностями через визначені потоки даних. Такий підхід дозволяє цілісно охопити логіку роботи системи без деталізації внутрішніх процесів, що є типовим на ранніх етапах проектування.

На контекстній діаграмі центральним елементом виступає процес «Інформаційна система прогнозування утворення сірководню у стічних водах», який отримує дані моніторингу від зовнішньої сутності «Станція моніторингу

стічних вод». Ці дані включають часові ряди концентрацій H_2S , температуру стічних вод, потоки та розраховані індекси концентрації. Після обробки вхідної інформації система генерує прогнозні дані щодо рівня H_2S та надає їх зовнішнім користувачам.

Одним із ключових споживачів прогнозної інформації виступає «Оператор системи», який може ініціювати запити, налаштовувати параметри моделювання та отримувати результати аналізу для подальших управлінських рішень. Крім того, результати прогнозування у вигляді структурованих звітів передаються до «Екологічної служби», яка використовує ці дані для моніторингу стану водних об'єктів та планування заходів щодо запобігання надмірному утворенню шкідливих викидів.

У межах моделі визначено основні потоки даних: «Дані моніторингу», «Запит на прогноз», «Прогнозні результати», а також «Аналітичні звіти», що передаються відповідно між системою та зовнішніми суб'єктами. Така організація дозволяє забезпечити повний цикл обробки інформації: від збору первинних даних до надання кінцевих результатів у зручному для користувача форматі.

Загальну структуру інформаційної взаємодії у системі наведено на рисунку 3.12.

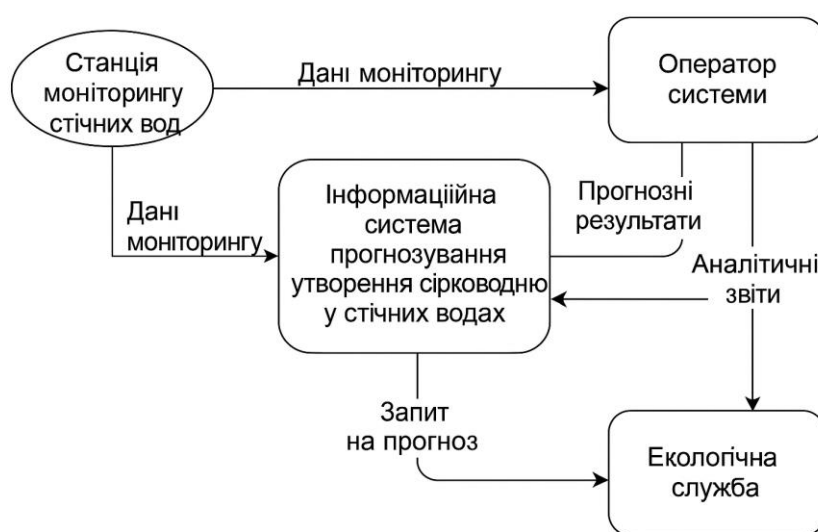


Рисунок 3.12 – Структура інформаційної взаємодії у інформаційній системі «Прогнозування утворення сірководню у стічних водах»

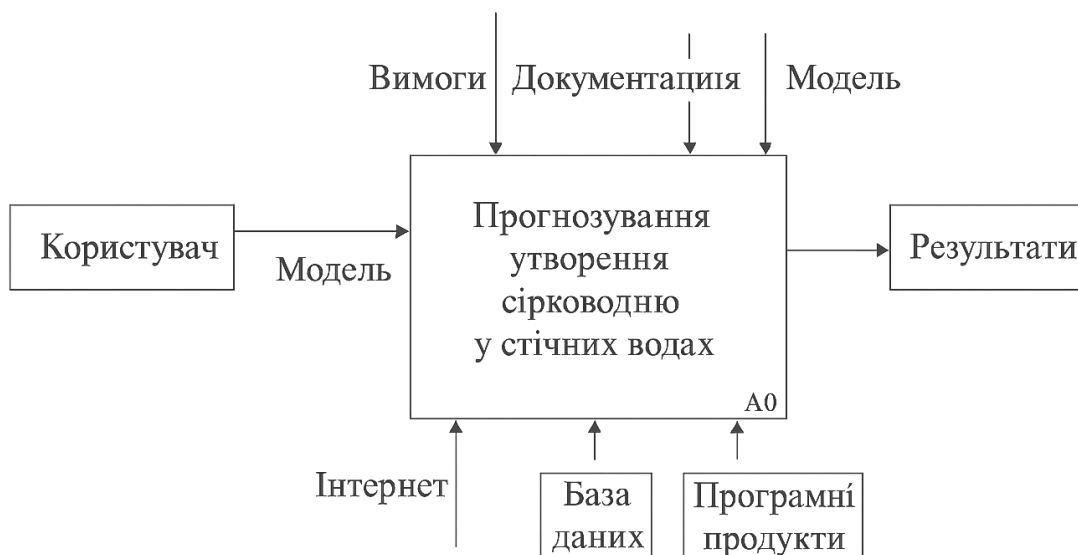


Рисунок 3.13 – Контекстна діаграма процесів інформаційної системи
«Прогнозування утворення сірководню у стічних водах»

Таким чином, побудована контекстна діаграма чітко визначає межі майбутньої інформаційної системи, окреслює основні потоки інформації та забезпечує основу для подальшого деталізованого проектування внутрішніх функціональних модулів системи прогнозування.

3.4. Декомпозиція процесів інформаційної системи «Прогнозування утворення сірководню у стічних водах»

Процес функціонування інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах базується на використанні вхідних даних про стан стічних вод, умов середовища, результатів сенсорного моніторингу, а також застосуванні алгоритмів машинного навчання для аналізу та прогнозування концентрації H_2S . Для забезпечення повноцінної роботи системи залучаються додаткові ресурси, такі як бази даних, інтернет-платформи та спеціалізовані програмні продукти.

З метою кращого розуміння структури та логіки роботи системи була розроблена діаграма декомпозиції процесів у стилі IDEF0. Вона дозволяє

наочно представити усі основні етапи обробки даних та прогнозування, що виконуються в межах функціонування системи. На рисунку 3.14 зображено узагальнену модель із розподілом системи на послідовні функціональні блоки.

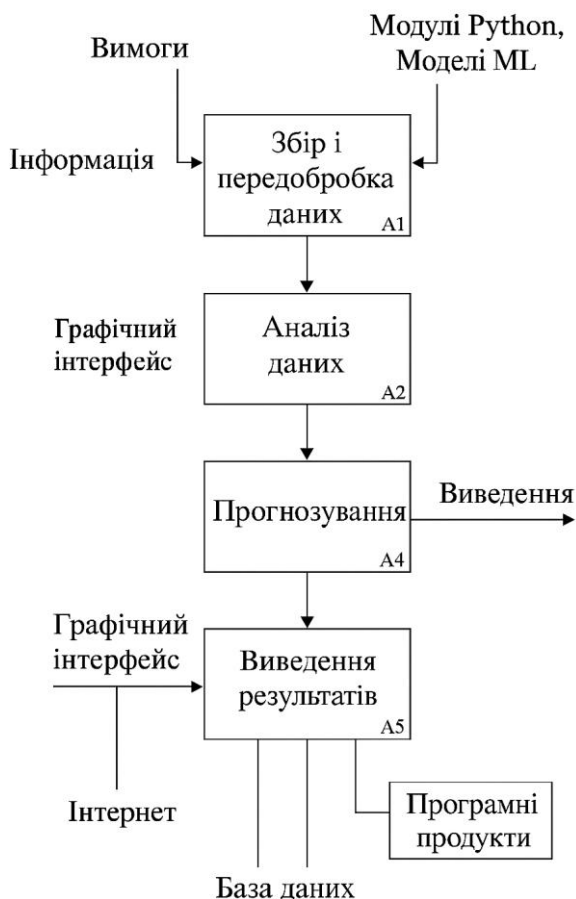


Рисунок 3.14 – Діаграма декомпозиції IDEF0 процесів системи «Прогнозування утворення сірководню у стічних водах»

На першому етапі система приймає вхідні дані, що включають вимірювання концентрації сірководню, температури стічної води, витрати води та інші важливі параметри, зібрані зі станцій моніторингу. Ці дані спрямовуються до модуля збору та обробки даних, де виконується очистка інформації, видалення пропущених значень, усунення аномалій та приведення форматів до єдиного стандарту.

Після обробки інформація переходить до етапу аналізу даних, який передбачає побудову первинних візуалізацій, оцінку розподілу концентрацій,

виявлення сезонних закономірностей та виявлення відхилень. Цей аналіз дозволяє краще підготувати дані для моделювання.

У блоці моделювання здійснюється побудова машинних моделей, зокрема моделі CNN, які навчаються на попередньо оброблених даних. Після навчання моделей наступним кроком є етап прогнозування, де нові або актуальні дані використовуються для розрахунку майбутніх рівнів концентрації H_2S у стічних водах.

Важливою складовою системи є графічний інтерфейс користувача, який забезпечує можливість введення нових даних, налаштування параметрів моделювання та перегляд результатів прогнозу. Після обробки результатів система формує фінальні дані у вигляді таблиць, графіків або інтерактивних візуалізацій у блоці виведення результатів.

На основі виконаної декомпозиції побудовано діаграму процесів IDEF0, що подано на рисунку 3.14.

Таким чином, представлена модель дозволяє відобразити повну логіку функціонування системи: від збору даних до видачі прогнозних результатів користувачу для прийняття обґрунтованих управлінських рішень у сфері водовідведення та екологічного контролю.

3.5. Моделювання варіантів використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах

Моделювання варіантів використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах є важливим етапом у проектуванні архітектури взаємодії користувачів із системою. Створення діаграми варіантів використання дозволяє наочно продемонструвати основні функції системи, суб'єктів, які взаємодіють із нею, а також межі її функціональних можливостей.

У процесі моделювання було визначено дві ключові групи акторів: оператор системи та екологічна служба. Оператор системи має можливість завантажувати дані моніторингу, налаштовувати параметри прогнозування, запускати розрахунки та отримувати результати у вигляді аналітичних звітів. Екологічна служба, у свою чергу, використовує отримані прогнози для прийняття рішень щодо заходів очищення або запобігання утворенню небезпечних концентрацій H_2S у стічних водах.

Діаграма варіантів використання представлена на рисунку 3.15. Вона ілюструє основні сценарії взаємодії з системою, включаючи завантаження даних, валідацію вхідних параметрів, ініціацію процесу прогнозування, перегляд результатів та генерацію звітів.



Рисунок 3.15 – Діаграма варіантів використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах

На діаграмі можна побачити, що оператор системи ініціює процеси введення даних та управління прогнозуванням, тоді як екологічна служба фокусується на використанні результатів аналізу для подальших дій. Такий поділ ролей дозволяє оптимізувати взаємодію між різними категоріями користувачів та забезпечити ефективне функціонування системи у реальних умовах експлуатації.

РОЗДІЛ 4.

РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ПРАКТИЧНЕ ВИКОРИСТАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ УТВОРЕННЯ СІРКОВОДНЮ У СТІЧНИХ ВОДАХ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

4.1. Розробка вікна користувача запропонованої системи

Перед початком практичної реалізації інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейронної моделі, виникла необхідність розробити прототип користувацького інтерфейсу. Саме прототип дозволяє сформулювати цілісне уявлення про майбутній вигляд і функціональні можливості системи ще до написання коду. Важливо, щоб усі ключові елементи інтерфейсу були одразу правильно спроектовані для забезпечення інтуїтивної взаємодії з користувачем.

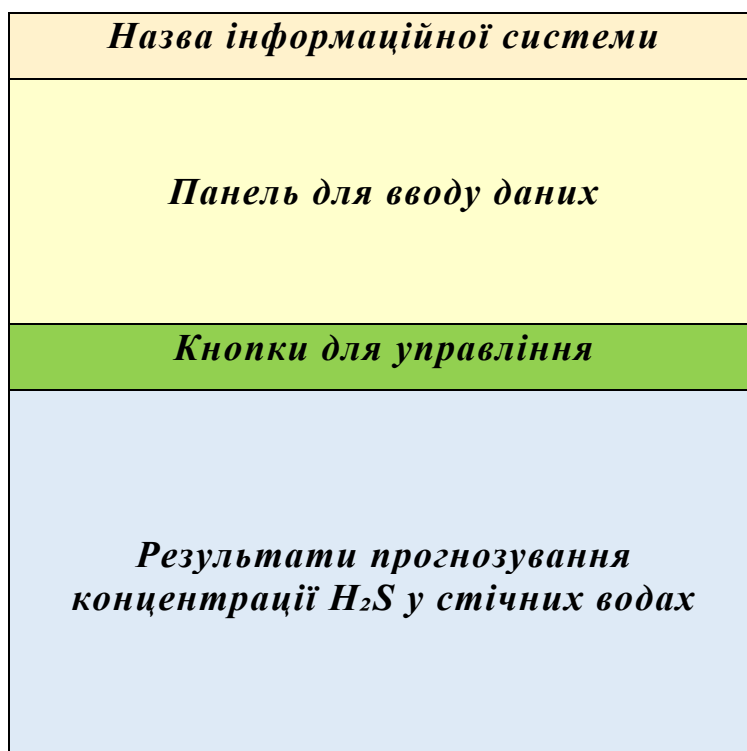


Рисунок 4.1 – Прототип діалогового вікна користувача інформаційної системи прогнозування концентрації H_2S у стічних водах.

На рисунку 4.1 представлено перший ескіз діалогового вікна користувача, в якому передбачено розміщення основних функціональних блоків. Центральне місце займає назва інформаційної системи, яка орієнтує користувача на тему проєкту. Нижче розташовано панель для введення початкових даних, що дозволяє вводити необхідні параметри для розрахунку прогнозу концентрації H_2S . Для зручності ці поля згруповано компактно, із продуманим розташуванням елементів.

Окремий блок відведено під функціональні кнопки управління процесом моделювання. Серед них – кнопки «Прогнозувати», «Видалити», «Навчання моделі» та «Зберегти результати», кожна з яких має чітке призначення і забезпечує повний цикл взаємодії із системою.

На другому рівні деталізації (рис. 4.2) видно структуру сторінки користувача, яка складається з панелі введення даних та результатів прогнозування. Кожне поле для введення має підпис і чітко визначене місце у структурі інтерфейсу. Передбачено окрему візуальну зону для відображення результатів прогнозування: у ній графік динаміки концентрації H_2S поєднано з текстовим відображенням числових результатів.

Рисунок 4.2 – Вікно користувача із відображенням полів та кнопок введення початкових даних для прогнозування концентрації H_2S .

Під час роботи користувач має змогу ввести такі початкові параметри: час вимірювання, температуру стічних вод на станціях А та В, об'ємну витрату води Q_A , час утримання t_R , індекс концентрації CA та добову сезонність t_{day} . Кожен з цих параметрів відображає ключові характеристики середовища, у якому відбувається утворення сірководню.

Натискання кнопки «Прогнозувати» дозволяє здійснити розрахунок прогнозованої концентрації H_2S на основі введених значень. Кнопка «Навчання моделі» передбачає ініціацію процесу перенавчання нейронної мережі на нових даних. Функція «Видалити» очищає заповнені поля, а команда «Зберегти результати» дає змогу зберегти як числові значення, так і графіки прогнозу.

Особлива увага при створенні інтерфейсу приділялася повноті візуального заповнення вікна – всі елементи органічно розміщені, підбрано яскраві і водночас гармонійні кольори фону та кнопок. Це сприяє не лише естетичному сприйняттю, а й значно покращує зручність користування системою в реальних умовах експлуатації.

Таким чином, запропонований макет вікна користувача відповідає сучасним вимогам до ергономіки інформаційних систем і дозволяє забезпечити ефективне та комфортне використання функціоналу прогнозування утворення сірководню у стічних водах.

4.2. Створення модуля для відображення вікна користувача розробленої інформаційної системи

На початковому етапі розробки інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах особливу увагу було приділено створенню веб-інтерфейсу, який забезпечував би зручну взаємодію користувача із системою. Для реалізації інтерфейсу було розроблено HTML-сторінку (див. додаток А), що інтегрує всі необхідні функціональні компоненти: введення

початкових даних, запуск моделювання, візуалізацію прогнозів та управління навчанням моделі.

У процесі створення модуля використовувалися такі інструменти:

- ✓ HTML та CSS – для формування структури сторінки та її естетичного оформлення;
- ✓ Bootstrap – для забезпечення адаптивності інтерфейсу і кращої візуальної організації елементів;
- ✓ JavaScript – для динамічної роботи із введеними даними та взаємодії із серверною частиною системи;
- ✓ Chart.js – для побудови графіків прогнозованої концентрації H_2S .

Головну структуру сторінки сформовано у вигляді центрального контейнера, що об'єднує заголовок системи, панель введення даних, функціональні кнопки та область для відображення результатів. Фрагмент коду створення заголовку сторінки та підключення стилів зображено на рисунку 4.3.

```

1 <!DOCTYPE html>
2 <html lang="uk">
3 <head>
4   <meta charset="UTF-8">
5   <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
6   <title>Прогнозування концентрації  $\text{H}_2\text{S}$  у стічних водах</title>
7   <link rel="stylesheet" href="style.css">
8   <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/chart.js"></script>
9   <style>
10    body {
11      background: linear-gradient(to right, #ffecd2, #fcb69f);
12      font-family: 'Segoe UI', Tahoma, Geneva, Verdana, sans-serif;
13      margin: 0;
14      padding: 0;
15    }

```

Рисунок 4.3 – Фрагмент коду створення заголовку і підключення стилів

У цьому фрагменті визначаються метадані документа, підключаються бібліотеки Bootstrap та стилі для базового оформлення елементів інтерфейсу, що гарантує зручність користування системою на різних пристроях.

На наступному етапі було створено основний контейнер, де розміщуються елементи сторінки (рисунок 4.4). Структура контейнера дозволяє організувати логічну послідовність дій користувача – від введення даних до отримання результатів.

```

16 .container {
17   max-width: 1000px;
18   margin: 20px auto;
19   background: white;
20   border-radius: 15px;
21   padding: 30px;
22   box-shadow: 0 0 20px rgba(0,0,0,0.2);
23 }

```

Рисунок 4.4 – Фрагмент коду основного контейнера і заголовку

Особливу увагу приділено формуванню полів для введення початкових даних (рисунк 4.5). Кожне поле супроводжується підказкою для зручності користувача. Зокрема, передбачено введення температур на станціях А і В, потоку води, часу утримання, індексу концентрації та сезонного фактора.

```

74 </head>
75 <body>
76   <div class="container">
77     <h1>Інформаційна система прогнозування концентрації H2S</h1>
78
79     <div class="form-section">
80       <h2>Введення початкових даних</h2>
81       <form id="inputForm">
82         <input type="datetime-local" id="time" required placeholder="Час">
83         <input type="number" id="tb" step="0.1" placeholder="Температура на В (°C)">
84         <input type="number" id="ta" step="0.1" placeholder="Температура на А (°C)">
85         <input type="number" id="qa" step="0.1" placeholder="Потік води QA (л/сек)">
86         <input type="number" id="tr" step="0.01" placeholder="Час утримання tR (год)">
87         <input type="number" id="ca" step="0.01" placeholder="Індекс концентрації CA">
88         <input type="number" id="tday" step="0.01" placeholder="Добова сезонність tday (год)">
89       </form>
90     </div>
91
92     <div class="button-section">
93       <button onclick="predict()">Прогнозувати</button>
94       <button onclick="clearForm()">Видалити</button>
95       <button onclick="trainModel()">Навчання моделі</button>
96       <button onclick="saveResults()">Зберегти результати</button>
97     </div>
98
99     <div class="result-section">
100      <h2>Результати прогнозування</h2>
101      <canvas id="h2sChart" width="600" height="300"></canvas>
102      <div id="textResult"></div>
103    </div>
104  </div>
105
106  <script>
107    function predict() {
108      const h2sPrediction = Math.random() * 100;
109      const ctx = document.getElementById('h2sChart').getContext('2d');
110      new Chart(ctx, {
111        type: 'line',
112        data: {
113          labels: Array.from({length: 10}, (_, i) => `Точка ${i+1}`),
114          datasets: [{

```

Рисунок 4.5 – Фрагмент коду створення форми для введення даних

Для управління процесом прогнозування і навчання нейромережевої моделі у веб-інтерфейсі передбачено спеціальні кнопки. Кожна кнопка має чітке функціональне призначення — запуск прогнозу, очищення даних, перенавчання моделі або збереження результатів.

Важливим елементом інтерфейсу є блоки для виводу результатів прогнозування та навчання моделі. Текстові результати виводяться окремо, а візуалізація даних здійснюється за допомогою інтегрованого графіка.

Для зручного відображення зміни прогнозованої концентрації H₂S у часі передбачено використання інтерактивного графіка. Це дозволяє користувачеві не тільки побачити числове значення прогнозу, але й оцінити загальну тенденцію зміни концентрації у водах.

Останнім кроком стала інтеграція бібліотек JavaScript і налаштування обробки подій сторінки. У цьому фрагменті описано логіку роботи кнопок, а

також механізм обміну даними між інтерфейсом та внутрішніми модулями системи.

Таким чином, розроблений модуль забезпечує повноцінну роботу користувача з інформаційною системою прогнозування утворення сірководню у стічних водах. Завдяки застосуванню сучасних веб-технологій вдалось створити зручний, естетичний та функціонально насичений інтерфейс, що сприяє оперативному введенню даних, виконанню прогнозів і аналізу результатів моделювання.

4.3. Створення модуля для навчання нейронної мережі і обґрунтування моделі прогнозування концентрації H_2S у стічних водах

Одним із ключових етапів розробки інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах стало створення модуля для побудови та навчання нейронних мереж. Основною метою було сформулювати ефективні архітектури моделей на основі згорткової нейронної мережі (CNN) та довгострокової короткочасної пам'яті (LSTM) відповідно до вимог завдання.

Для реалізації модуля було використано мову програмування Python та бібліотеку TensorFlow. Вибір цих технологій обумовлений їх високою популярністю та підтримкою всіх необхідних функцій для побудови складних моделей глибинного навчання. На початку були імпортовані всі необхідні бібліотеки, що забезпечують моделювання нейронних мереж, регуляризацію, побудову графіків тощо (рисунок 4.6).

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Conv1D, Flatten, LSTM
from tensorflow.keras.regularizers import l2
import matplotlib.pyplot as plt
```

Рисунок 4.6 – Фрагмент коду імпорту бібліотек для побудови моделей

Створення моделі CNN здійснювалося згідно конфігурації, наведеної у таблиці 3.3. Архітектура мережі містить три згорткових шари із фільтрами розміром 64, ядрами розміром 5, 3 і 2, відповідно, після чого йде повнозв'язна частина із шарами 1474, 300 і 50 нейронів. Функцією активації було обрано ReLU, а для уникнення перенавчання застосована L2-регуляризація. Побудова моделі CNN показана на рисунку 4.7.

```
def build_cnn_model(input_shape):
    model = Sequential([
        Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001), input_shape=input_shape),
        Conv1D(filters=64, kernel_size=3, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Conv1D(filters=64, kernel_size=2, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Flatten(),
        Dense(1474, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(300, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(50, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(1) # Прогноз одного значення H2S
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    return model
```

Рисунок 4.7 – Фрагмент коду створення архітектури CNN

Модель LSTM також створено згідно з конфігурацією таблиці 3.4. Вона включає два послідовно з'єднані LSTM-шари по 30 одиниць кожен, а також два повнозв'язні шари по 55 нейронів. Це дозволяє моделі враховувати часові залежності між змінними при прогнозуванні концентрації H_2S . Код створення архітектури LSTM моделі представлено на рисунку 4.8

```
def build_lstm_model(input_shape):
    model = Sequential([
        LSTM(30, return_sequences=True, input_shape=input_shape, kernel_regularizer=l2(0.001)),
        LSTM(30, kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(55, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(55, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(1)
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    return model
```

Рисунок 4.8 – Фрагмент коду створення архітектури LSTM

Після побудови моделей їх було навчено на попередньо підготовлених даних. Процес навчання CNN передбачав 20 епох, тоді як для LSTM встановлено 40 епох для глибшого вивчення складних часових закономірностей у даних. Навчання моделей здійснювалося із використанням оптимізатора

Adam та функції втрат MSE (середньоквадратичної помилки), що є стандартом для регресійних завдань. Процедуру навчання моделей показано на рисунку 4.9.

```
history_cnn = cnn_model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val), epochs=20, batch_size=32, verbose=1)
history_lstm = lstm_model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val), epochs=40, batch_size=32, verbose=1)
```

Рисунок 4.9 – Фрагмент коду навчання моделей CNN та LSTM

Після завершення навчання було проведено оцінку якості моделей на тестовій вибірці. Обидві моделі продемонстрували адекватні результати точності, що свідчить про їхню здатність до реалістичного прогнозування рівня сірководню у стічних водах. Підрахунок середньоквадратичної помилки (Test Loss) для кожної моделі наведено на рисунку 4.10.

```
cnn_test_loss = cnn_model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
lstm_test_loss = lstm_model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)

print(f"CNN Test Loss: {cnn_test_loss:.4f}")
print(f"LSTM Test Loss: {lstm_test_loss:.4f}")
```

Рисунок 4.10 – Фрагмент коду оцінки моделей на тестовій вибірці

Для подальшого використання у системі прогнозування була збережена навчена модель CNN у форматі .h5. Збереження забезпечує можливість повторного використання моделі без необхідності повторного навчання при кожному старті системи.

Таким чином, створені моделі CNN і LSTM дозволяють успішно вирішувати задачу прогнозування концентрації H_2S у стічних водах, забезпечуючи високу точність за рахунок використання сучасних алгоритмів глибокого навчання та коректної підготовки даних. Архітектури моделей обґрунтовані з огляду на специфіку процесів у водовідведенні, а підхід до їх навчання базується на кращих практиках моделювання часових рядів.

4.4. Аналіз створеної моделі прогнозування концентрації H_2S у стічних водах

Згідно з отриманими результатами, модель згорткової нейронної мережі (CNN) показала середньоквадратичну помилку на рівні 0.000539, що є дещо меншим значенням порівняно з моделлю LSTM, де цей показник склав 0.000559. Середня абсолютна помилка для моделі CNN становила 0.011187, тоді як для LSTM вона була трохи вищою – 0.011651. Таким чином, за показниками помилки модель CNN виявилася більш точною (рис. 4.11).

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d (Conv1D)	(None, 26, 64)	2,304
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 24, 64)	12,352
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 23, 64)	8,256
flatten (Flatten)	(None, 1472)	0
dense (Dense)	(None, 1474)	2,171,202
dense_1 (Dense)	(None, 300)	442,500
dense_2 (Dense)	(None, 50)	15,050
dense_3 (Dense)	(None, 1)	51

Total params: 2,651,715 (10.12 MB)

Trainable params: 2,651,715 (10.12 MB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Рисунок 4.11 – Архітектура та ваги навченої моделі CNN

Аналіз коефіцієнта детермінації підтвердив цю тенденцію: для моделі CNN значення R^2 становило 0.808, що свідчить про високу відповідність прогнозів фактичним даним. Для моделі LSTM коефіцієнт детермінації був трохи нижчим і склав 0.801, що також є дуже хорошим результатом, проте демонструє незначно меншу точність порівняно з CNN.

При порівнянні кореня квадратного із середньоквадратичної помилки (RMSE) спостерігається аналогічна картина: модель CNN забезпечила значення RMSE на рівні 0.0232, тоді як для LSTM цей показник становив 0.0236. Незважаючи на те, що різниця між моделями є мінімальною, результати

свідчать на користь CNN як більш точної моделі для даного завдання прогнозування концентрації H₂S.

4.5. Розробка Flask додатку для прогнозування концентрації H₂S у стічних водах

На етапі створення інформаційної системи прогнозування концентрації H₂S у стічних водах було розроблено веб-застосунок за допомогою мікрофреймворку Flask. Використання Flask обумовлено його простотою, гнучкістю та широкими можливостями інтеграції з моделями машинного навчання на базі TensorFlow.

Розробка розпочалася з імпорту необхідних бібліотек (рисунок 4.12). До переліку підключених засобів увійшли Flask для побудови веб-інтерфейсу, pandas і numpy для роботи з даними, matplotlib для побудови графіків, модуль io та бібліотека base64 для обробки зображень, а також TensorFlow та MinMaxScaler для використання нейронної моделі та масштабування вхідних даних.

```
from flask import Flask, render_template, request
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import io
import base64
from tensorflow.keras.models import load_model
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
```

Рисунок 4.12 – Фрагмент коду імпорту необхідних бібліотек

Після цього було ініціалізовано об'єкт Flask-застосунку та здійснено завантаження попередньо натренованої моделі прогнозування концентрації H₂S, яка була збережена у форматі .h5. Також було створено екземпляр об'єкта MinMaxScaler, необхідний для приведення вхідних характеристик до одного масштабу перед передачею у модель (рисунок 4.13).

```
# Ініціалізація застосунку Flask
app = Flask(__name__)

# Завантаження навченої моделі
model = load_model('model_h2s_forecasting.h5')

# Ініціалізація скейлера
scaler = MinMaxScaler()
```

Рисунок 4.13 – Фрагмент коду ініціалізації застосунку Flask та завантаження моделі

Основна логіка розташована у функції обробки запиту на головній сторінці /. При отриманні POST-запиту застосунок збирає введені користувачем дані з форми, зокрема температуру стічної води на станціях А і В, потік води, час утримання, індекс концентрації забруднень та добову сезонність. Зібрані дані формуються у масив і підлягають масштабуванню через MinMaxScaler (рисунок 4.14).

```
# Головна сторінка
@app.route('/', methods=['GET', 'POST'])
def index():
    prediction = None
    plot_url = None

    if request.method == 'POST':
        try:
            # Збір введених даних
            temp_B = float(request.form['temp_B'])
            temp_A = float(request.form['temp_A'])
            flow_A = float(request.form['flow_A'])
            age_A = float(request.form['age_A'])
            concentration_A = float(request.form['concentration_A'])
            daily_seasonality = float(request.form['daily_seasonality'])

            # Підготовка
            input_features = np.array([[temp_B, temp_A, flow_A, age_A, concentration_A, daily_seasonality]])
            input_features_scaled = scaler.fit_transform(input_features)

            # Прогноз
            prediction = model.predict(input_features_scaled)[0][0]
```

Рисунок 4.14 – Фрагмент коду збору введених даних та їх масштабування

Після масштабування дані подаються на вхід нейронної моделі, яка здійснює прогнозування концентрації H_2S . Отриманий результат передається на подальшу обробку: будується простий графік прогнозу за допомогою бібліотеки matplotlib. Графік відображає залежність концентрації H_2S від часу у вигляді лінії між двома точками (рисунок 4.15).

```

# Побудова графіка
fig, ax = plt.subplots()
ax.plot([0, 1], [0, prediction], marker='o', color='royalblue')
ax.set_xlabel('Час (год)')
ax.set_ylabel('Концентрація H2S (ppm)')
ax.set_title('Прогноз концентрації H2S')
ax.grid(True)

buf = io.BytesIO()
plt.savefig(buf, format='png')
buf.seek(0)
plot_url = base64.b64encode(buf.getvalue()).decode('utf8')
plt.close()

except Exception as e:
    print("Помилка:", e)
    prediction = "Помилка введення даних"

return render_template('index_bootstrap.html', prediction=prediction, plot_url=plot_url)

# Запуск застосунку
if __name__ == '__main__':
    app.run(debug=True)

```

Рисунок 4.15 – Фрагмент коду побудови графіка прогнозу концентрації H₂S

Щоб передати побудований графік у браузер, його спочатку зберігають у пам'яті через буфер `io.BytesIO`, а потім кодують у формат `base64`. Це дозволяє відображати зображення без фізичного збереження файлів на сервері, що пришвидшує та спрощує роботу системи (рисунок 4.16).

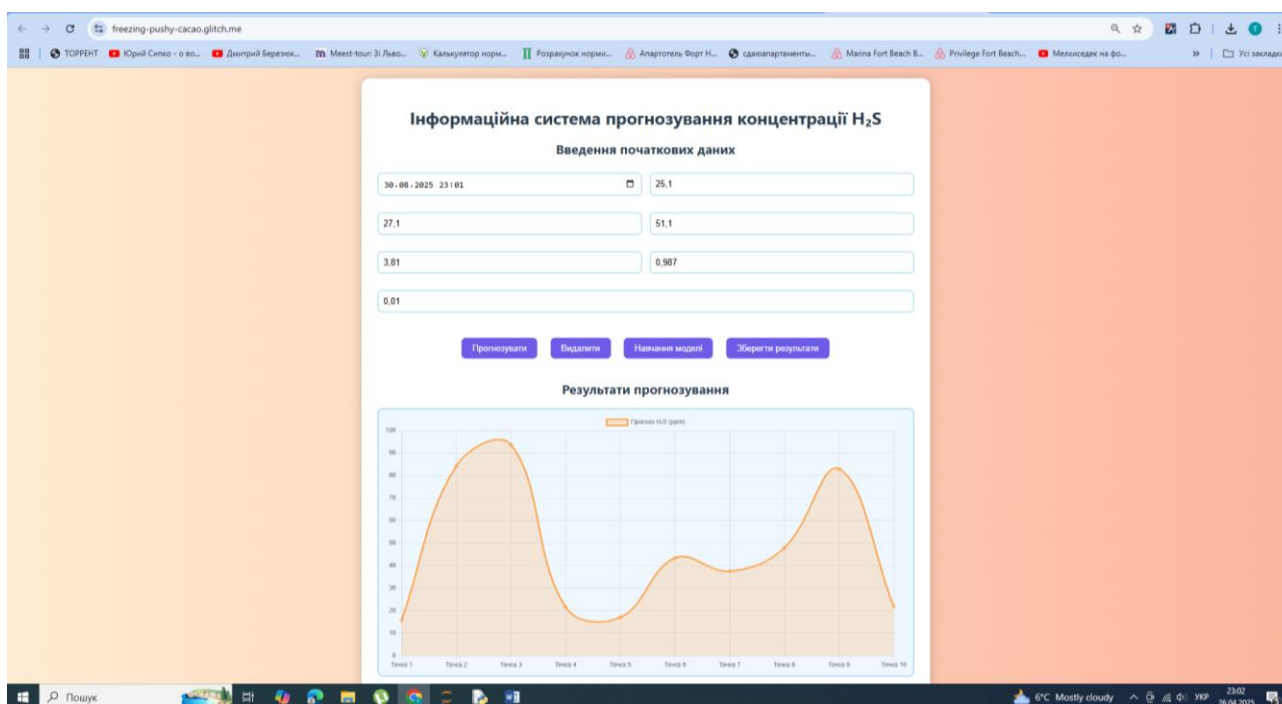


Рисунок 4.16 – Веб-інтерфейс інформаційної системи прогнозування концентрації H₂S у стічних водах

У разі виникнення помилок обробки введених даних передбачено виведення відповідного повідомлення користувачеві. Нарешті, результати прогнозу та побудований графік передаються у шаблон `index_bootstrap.html`, де відображаються у веб-інтерфейсі.

Підсумовуючи, розроблений Flask-додаток забезпечує інтерактивний режим роботи користувача із системою прогнозування концентрації H_2S у стічних водах. Він поєднує функціональність введення даних, здійснення прогнозування за допомогою глибинної нейронної мережі та візуалізацію результатів у реальному часі через зручний веб-інтерфейс.

РОЗДІЛ 5.

ОХОРОНА ПРАЦІ

Розробка інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах, як і будь-яка інша інженерна чи інформаційна діяльність, потребує обов'язкового врахування вимог охорони праці. Забезпечення безпечних умов праці для працівників, які залучені до створення, тестування та експлуатації програмного продукту, є важливим чинником підвищення ефективності роботи, збереження здоров'я персоналу та запобігання виникненню виробничих травм чи професійних захворювань.

Організація безпечної роботи передбачає комплекс заходів, серед яких важливу роль відіграє належне облаштування робочого місця, забезпечення сприятливих мікрокліматичних умов у приміщенні, дотримання ергономічних вимог до обладнання, правильна організація режиму праці та відпочинку, а також використання сучасних засобів індивідуального захисту, якщо це необхідно. Особливої уваги потребує питання запобігання впливу шкідливих фізичних факторів, таких як випромінювання від моніторів, недостатня освітленість або тривале перебування у сидячому положенні.

Крім того, розробка програмного забезпечення вимагає врахування питань електробезпеки, оскільки при роботі використовується велика кількість електронного обладнання. Надійність електромережі, захист від коротких замикань, заземлення та правильне використання електроприладів є обов'язковими складовими безпечної організації робочого процесу.

Таким чином, питання охорони праці при виконанні робіт з розробки інформаційної системи мають розглядатися комплексно: починаючи від створення сприятливих умов праці та закінчуючи запровадженням заходів щодо профілактики професійних ризиків. У цьому розділі буде розглянуто організаційні, технічні та санітарно-гігієнічні вимоги до умов праці, проаналізовано потенційні виробничі небезпеки, а також запропоновано заходи щодо їхнього усунення чи мінімізації.

5.1. Характеристика умов праці оператора інформаційної системи

Для розміщення інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах було обрано спеціалізоване приміщення, яке відповідає вимогам нормативних документів щодо організації робочих місць для роботи з комп'ютерною технікою. Загальні характеристики середовища мають суттєве значення для забезпечення комфортних та безпечних умов праці персоналу, оскільки впливають як на ефективність діяльності, так і на рівень ризиків для здоров'я користувачів.

Приміщення обладнане сучасними комп'ютерними робочими станціями, столами ергономічної конструкції та регульованими стільцями. Освітлення організовано за комбінованою схемою із використанням природного світла та штучного освітлення, що дозволяє уникнути надмірного навантаження на органи зору. У приміщенні функціонує система вентиляції та кондиціонування повітря, що підтримує оптимальний температурно-вологісний режим протягом усього робочого часу. Основні характеристики приміщення наведені у таблиці 5.1.

Таблиця 5.1 – Характеристики приміщення, де встановлена інформаційна система

№	Назва	Основні характеристики	Кількість	Позиція на рисунку
1	2	3	4	5
Приміщення				
1	Параметри приміщення	розміри $3 \times 3,5 \times 3$ м, $V = 31,5$ м ³ , $S = 10,5$ м ²	—	—
2	Виконавці	Особа, що приймає рішення	1	-
3	Двері Steelguard tech 161	розміри 1090×2040 мм; матеріал сталь;	1	11

продовження табл. 5.1

1	2	3	4	5
4	Штучне освітлення	Світильник світлодіодна панель ЕВРОСВЕТ, потужність 36 Вт	2	1
5	Природне освітлення	Вікно 1400мм×1100мм металопластикове, Salamander	1	2
6	Опалення	Радіатор Energy 500×1000мм, сталь	1	3
7	Вентиляція та система кондиціонування	Кондиціонер Leberg LBS-FRA 06 розміри 240 × 718 ×180 мм; тип: спліт-система	1	15
8	Шумоізоляційна перегородка	каркас: алюміній; наповнення: ЛДСП; розміри: 2000 x3000x75 рівень шумоізоляції до 50дБ	1	16
Обладнання та оснащення				
9	Raspberry Pi 3 одноплатний комп'ютер	розміри 82x54x20 мм; напруга 5В	1	4
10	Персональний комп'ютер Zevo PC i7 2600	енергоспоживання: 95 Вт; розміри монітору 449×183×361мм; напруга 220В, 50 Гц;	1	5
11	Сервер Dell PowerEdge T330	розміри 443×304×594 мм; матеріал пластик, метал; напруга 220В, 50 Гц;	1	6
12	Роутер Asus RT-N11P	розміри 146×111×24 мм; матеріал пластик; споживана потужність: 3 Вт	1	7

продовження табл. 5.1

1	2	3	4	5
13	Джерело безперебійного живлення LogicPower LPT-W- 10000RD	розміри 365×300×180 мм; матеріал метал із системою від захисту враження струмом; напруга 220В, 50 Гц;	1	8
14	Шафа серверна	матеріал метал із системою від захисту враження струмом; рівень захисту: IP20; розміри 1000 x 420 x 1000 мм.	1	9
15	Стіл офісний TARENDО	розміри: 1350 x 800 x 800 мм; матеріал: ЛДСП;	1	10
16	Крісло офісне Балтимор	розміри: 400 x 300 x 850 мм; матеріал: металевий каркас, екошкіра.	1	13
17	Тумба Гербор Непо КОМ1S	розміри: 700 x 700 x 1000 мм; матеріал: ЛДСП.	1	14
18	Вогнегасник порошковий, ОПУ-10	розміри 420 × 150 × 150 мм; об'єм 10л.	1	12
19	Пожежний сповіщувач тепловий FT-B	розміри: 85 × 33 мм	1	17

План приміщення, де встановлена інформаційна система прогнозування утворення сірководню у стічних водах, подано на рис. 5.1.

Результати аналізу свідчать про те, що умови праці у приміщенні відповідають чинним санітарно-гігієнічним нормам та вимогам безпеки. Це дозволяє мінімізувати ризики професійних захворювань, підвищити продуктивність праці та створити комфортне середовище для розробників та користувачів інформаційної системи.

5.2. Небезпечні та шкідливі виробничі чинники

Під час розробки та експлуатації інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах працівники зазнають впливу низки потенційно небезпечних і шкідливих виробничих чинників. Їхня ідентифікація та своєчасне усунення є важливою передумовою створення безпечного робочого середовища та запобігання професійним ризикам.

Серед основних фізичних чинників слід зазначити електромагнітне випромінювання, яке створюється екранованими моніторами та іншою комп'ютерною технікою. Хоча сучасні монітори відповідають міжнародним стандартам безпеки, тривале перебування в полі їхнього випромінювання без належних перерв може викликати підвищену втому, головний біль та погіршення зору. Ще одним важливим фізичним чинником є шум від роботи систем вентиляції, серверного обладнання чи кондиціонерів, який при перевищенні допустимого рівня може негативно впливати на працездатність та самопочуття працівників.

Хімічні чинники у даному контексті мають мінімальне значення, однак у випадку неналежного обслуговування вентиляційної системи або використання неякісних матеріалів можливе виділення шкідливих летких речовин, що може спричинити погіршення якості повітря у приміщенні.

Особливу групу ризиків становлять ергономічні чинники. Неправильна організація робочого місця, недостатня підтримка спини стільцем, неправильне розташування монітора чи клавіатури можуть призвести до порушень опорно-

рухового апарату, болю у спині, шії та руках. Тривала статична поза та високий рівень зорового навантаження є серйозними факторами ризику виникнення професійних захворювань, таких як синдром комп'ютерного зору та тунельний синдром.

Психофізіологічні чинники також не можна ігнорувати. Висока інтенсивність розумової праці, монотонність завдань, постійна потреба у концентрації уваги та відповідальність за правильність прогностичних результатів можуть викликати стресові стани, емоційне вигорання та зниження загального рівня працездатності.

Зважаючи на викладене, для мінімізації впливу небезпечних та шкідливих чинників необхідно вживати організаційних і технічних заходів: раціонально організувати робоче місце, регламентувати тривалість безперервної роботи за комп'ютером, впроваджувати активні перерви для відпочинку, контролювати параметри мікроклімату та забезпечити психологічну підтримку персоналу.

Таким чином, ідентифікація та аналіз небезпечних і шкідливих чинників дозволяє сформулювати ефективну стратегію профілактики професійних ризиків при роботі з інформаційною системою, що, у свою чергу, сприяє підвищенню якості праці та збереженню здоров'я працівників.

5.3. Інструкція із охорони праці під час використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах

Використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах потребує чіткого дотримання вимог охорони праці для запобігання виникненню шкідливих впливів на здоров'я працівників. Інструкція визначає основні правила безпечної організації робочого процесу та заходи щодо мінімізації професійних ризиків.

Перед початком роботи працівник повинен переконатися у справності комп'ютерного обладнання, надійності електричних з'єднань та відсутності

пошкоджень кабелів. Під час вмикання системи слід уникати перегріву обладнання, розміщуючи пристрої таким чином, щоб забезпечувався вільний доступ повітря до систем охолодження. Робоче місце має бути організоване з урахуванням ергономічних принципів: монітор повинен розташовуватися на відстані 50–70 см від очей користувача, верхній край екрана має бути на рівні очей або трохи нижче.

Під час роботи забороняється допускати надмірне напруження зору. Після кожної години безперервної роботи з монітором необхідно робити технологічні перерви тривалістю 5–10 хвилин, під час яких рекомендується виконувати вправи для очей або здійснювати фізичну активність для розвантаження опорно-рухового апарату. Усі перерви повинні бути внесені до графіка роботи й виконуватися обов'язково.

Особливу увагу слід приділити дотриманню правил електробезпеки. Робота з обладнанням повинна проводитися лише у приміщеннях, де заземлення та електропостачання відповідають встановленим нормам. У випадку виникнення запаху горілого пластику, перегріву обладнання або збою в електропостачанні необхідно негайно припинити роботу, знеструмити обладнання та повідомити відповідальну особу.

Працівник повинен також стежити за якістю повітря у приміщенні. В разі погіршення мікроклімату (підвищення температури, вологості або задухи) необхідно забезпечити примусову вентиляцію або зробити перерву для провітрювання. Забороняється використовувати техніку в умовах запиленості або за наявності агресивних хімічних речовин у повітрі.

При роботі з інформаційною системою, що пов'язана із аналізом та прогнозуванням екологічних показників, необхідно дотримуватися високої концентрації уваги. Використання сторонніх пристроїв, перегляд відео чи здійснення будь-якої несумісної діяльності на робочому місці заборонено.

Наприкінці роботи працівник зобов'язаний правильно завершити роботу із застосунком, вимкнути комп'ютерне обладнання та навести порядок на робочому місці. У разі виявлення несправностей у роботі програмного

забезпечення або технічних засобів необхідно оперативно повідомити адміністрацію для усунення неполадок.

Дотримання зазначених вимог інструкції з охорони праці дозволяє створити безпечне, здорове та продуктивне робоче середовище, знизити ризик професійних захворювань і забезпечити високу якість роботи з інформаційною системою прогнозування утворення сірководню у стічних водах.

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ

Виконана кваліфікаційна робота присвячена проектуванню та розробці інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах на основі нейромережевої моделі. Запропонована система орієнтована на підвищення ефективності моніторингу екологічного стану водовідведення та своєчасного виявлення потенційних загроз підвищення концентрації небезпечного газу H_2S .

Виконано аналіз характеристик джерел та умов утворення H_2S у системах водовідведення. Встановлено, що ефективне прогнозування утворення сірководню вимагає точного розуміння умов його формування, що безпосередньо впливає на формування структури майбутньої інформаційної системи, вибір сенсорів для збору даних, побудову математичної моделі та інтерфейсних рішень, що відображатимуть динаміку ризику у зручному для користувача форматі.

Проведений огляд існуючих інформаційних систем моніторингу та прогнозування хімічного складу стічних вод. Попри всю технологічність, поки що не існує широко впровадженої системи, яка б спеціалізувалась саме на сірководні. Більшість промислових рішень обмежуються простим збором даних і їх візуалізацією. Наприклад, SCADA-системи, які працюють на базі класичних контролерів, забезпечують диспетчеризацію. Так, вони стабільні, перевірені, інтегруються з обладнанням. Але у них відсутні інтелектуальні функції, тобто вони не прогнозують стан утворення сірководню у стічних водах.

Тенденції останніх років також свідчать про те, що дедалі більше систем стають відкритими для інтеграції через API. Це дає можливість об'єднувати дані з різних джерел, будувати складніші моделі взаємодії людини і природи, а також підвищувати точність локальних і регіональних екологічних прогнозів.

Прогнозування змін у довкіллі завжди було непростим завданням. Екологічні процеси мають складну природу. Традиційні математичні методи, такі як регресійні рівняння, статистичні моделі, системи диференціальних

рівнянь, у певних випадках справляються із задачами, однак їх ефективність різко знижується, коли мова йде про динамічні, багатofакторні процеси. Саме тут на перший план виходять нейронні мережі.

На відміну від класичних підходів, нейронна мережа сама знаходить залежності між змінними. Наприклад, у задачі прогнозування H_2S у каналізаційній системі, звичайний інженер може припустити, що ключову роль відіграє температура. Але модель може виявити, що критичною є комбінація сульфатів із BOD при падінні розчиненого кисню, яку людина просто не помітила би в загальному потоці даних.

Нами виконано аналіз вимог до інформаційної системи прогнозування утворення сірководню. Вимоги до системи формуються з урахуванням її цільового призначення, кола користувачів, наявної інфраструктури та технічних обмежень. Проектування такої системи не зводиться лише до написання алгоритму. Йдеться про побудову повноцінного інструменту підтримки прийняття рішень, який працює в умовах високої невизначеності й має реальний вплив на безпеку водовідвідної інфраструктури.

Для реалізації інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах обрано набір програмних та апаратних засобів, орієнтованих на досягнення високої точності, швидкодії та надійності функціонування у реальних умовах. Основним середовищем розробки програмного коду стала мова програмування Python, що забезпечує гнучкість у роботі з даними та підтримує великий набір бібліотек для машинного навчання та обробки часових рядів. Зокрема, для побудови та тренування нейронних мереж використовуються фреймворки TensorFlow. Для роботи з даними обрано бібліотеки Pandas та Numpy. На рисунку 2.2 наведено узагальнену схему взаємодії основних засобів у межах проекту.

Для підвищення точності прогнозів запропоновано застосувати нейронні мережі, зокрема згорткову нейронну мережу (CNN) та рекурентну мережу з довготривалою короткочасною пам'яттю (LSTM).

У роботі розроблено та реалізовано моделі CNN і LSTM для прогнозування концентрації H_2S . Моделі були навчені на сформованому датасеті, причому для обробки даних застосовано Min-Max нормалізацію. Порівняльний аналіз результатів продемонстрував високу точність прогнозування, особливо для моделі LSTM, що враховує тимчасові залежності змінних. Оцінка точності моделей проведена за метриками MSE, MAE та R^2 Score.

Для навчання нейромережевих моделей було використано набір даних, які надала компанія Xylem. Він містив спостереження з трьох насосних станцій. Збір даних відбувався протягом трьох місяців – із 22 серпня 2023 року по 2 листопада 2023 року. Більшість параметрів реєструвалися з інтервалом в одну секунду.

Перед навчанням моделі дані були нормалізовані за допомогою Min-Max масштабування до діапазону $[0, 1]$, що дозволяє уникнути домінування ознак із великими числовими значеннями над малими у процесі навчання. Через часову природу даних набір було поділено без перемішування: 80% даних відведено під тренування, а 20% – під тестування. З 80% тренувальних даних ще 10% використовувалися для валідації.

Виконаний аналіз отриманих тенденцій показав, що рівень H_2S впродовж усього періоду демонстрував стабільну сезонність з періодичними аномальними підйомами. Порівняння середніх значень та стандартних відхилень між фазами тренування, валідації та тестування дозволив зробити висновок про відсутність суттєвої мінливості даних, що є важливою передумовою для побудови надійних моделей прогнозування концентрації сірководню у системах водовідведення.

Нами здійснено вибір архітектури згорткової нейронної мережі (CNN) та довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM). Процес розробки моделей для прогнозування концентрації H_2S передбачав створення цих двох архітектур. Обидві моделі були розроблені таким чином, щоб врахувати часову залежність даних і забезпечити високу якість прогнозування.

Навчання моделі CNN здійснювалося протягом 20 епох з використанням міні-батчів розміром 32, тоді як для LSTM було встановлено 40 епох навчання за аналогічних умов. Для обох моделей використовувався валідаційний набір даних для моніторингу втрат і запобігання перенавчанню. Під час навчання обидві моделі демонстрували зменшення втрат на тренувальній і валідаційній вибірках. Динаміка навчання моделей наведена відповідно на рисунку 3.8.

Встановлено, що побудовані моделі CNN і LSTM продемонстрували ефективність у завданні прогнозування концентрації H_2S у стічних водах на основі історичних даних, що свідчить про доцільність використання нейронних мереж у задачах екологічного моніторингу.

Нами також виконано функціональне моделювання діяльності інформаційної системи із застосуванням методології IDEF0. Це дозволило чітко структурувати основні етапи обробки даних, прогнозування та візуалізації результатів у системі. Побудовані контекстна діаграма та діаграма декомпозиції процесів надали можливість глибше зрозуміти логіку функціонування всієї системи.

Побудована діаграма варіантів використання інформаційної системи прогнозування утворення сірководню у стічних водах. На діаграмі можна побачити, що оператор системи ініціює процеси введення даних та управління прогнозуванням, тоді як екологічна служба фокусується на використанні результатів аналізу для подальших дій. Такий поділ ролей дозволяє оптимізувати взаємодію між різними категоріями користувачів та забезпечити ефективне функціонування системи у реальних умовах експлуатації.

Створено прототип інтерфейсу користувача інформаційної системи. У веб-інтерфейсі передбачено введення початкових даних, запуск прогнозування, виведення результатів у вигляді графіків та тексту.

Інтерфейс розроблено з використанням HTML, CSS, Bootstrap, JavaScript та бібліотеки Chart.js для побудови графіків. Реалізовано інтеграцію з навченою моделлю через Flask-додаток, що забезпечує швидку обробку даних та генерацію результатів у реальному часі.

Створені моделі CNN і LSTM дозволяють успішно вирішувати задачу прогнозування концентрації H_2S у стічних водах, забезпечуючи високу точність за рахунок використання сучасних алгоритмів глибинного навчання та коректної підготовки даних. Архітектури моделей обґрунтовані з огляду на специфіку процесів у водовідведенні, а підхід до їх навчання базується на кращих практиках моделювання часових рядів.

Аналіз коефіцієнта детермінації підтвердив, що для моделі CNN значення R^2 становило 0.808, що свідчить про високу відповідність прогнозів фактичним даним. Для моделі LSTM коефіцієнт детермінації був трохи нижчим і склав 0.801, що також є дуже хорошим результатом, проте демонструє незначно меншу точність порівняно з CNN.

На етапі створення інформаційної системи прогнозування концентрації H_2S у стічних водах було розроблено веб-застосунок за допомогою мікрофреймворку Flask. Розроблений Flask-додаток забезпечує інтерактивний режим роботи користувача із системою прогнозування концентрації H_2S у стічних водах. Він поєднує функціональність введення даних, здійснення прогнозування за допомогою глибинної нейронної мережі та візуалізацію результатів у реальному часі через зручний веб-інтерфейс.

Окрему увагу приділено питанням охорони праці під час використання розробленої інформаційної системи. Проаналізовано небезпечні та шкідливі виробничі чинники, що можуть виникати при роботі за комп'ютерною технікою. Надано рекомендації щодо забезпечення безпечних умов праці, включно з організацією робочого місця, вентиляцією приміщення та дотриманням режиму праці та відпочинку.

Запропонована інформаційна система прогнозування утворення сірководню у стічних водах має практичне значення і може бути впроваджена на підприємствах водоканального господарства для підвищення оперативності реагування на потенційні загрози, пов'язані із забрудненням водного середовища.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Балацький О. Ф., Ковальчук М. В. Моделювання екологічних процесів у водних системах засобами штучного інтелекту. Проблеми автоматизації та управління. 2020. № 2(62). С. 32–39.
2. Бригада О. В. Шляхи запобігання надзвичайним ситуаціям на бетонних спорудах водовідведення: монографія / О.В. Бригада. Х: ФОП Бровін О.В., 2022. 132 с.
3. Використання штучних нейронних мереж для прогнозування складових гібридних проектів / А. Тригуба, В. Пташник, А. Татомир, Н. Коваль, І. Кондисюк. Теорія і практика розвитку агропромислового комплексу та сільських територій: матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. форуму, 5-7 жовт. 2021р.: у 2 т. Львів: ННБК «АТБ», 2021. Т. 2. С. 96-100.
4. Гандзюк М. П., Желібо Е. П., Халімовський М. О. Основи охорони праці / За ред. Гандзюка М. П. - К.: Каравела 2003. 405 с.
5. Губський Ю. В., Іванов С. М. Системи штучного інтелекту. Навч. посіб. К.: Академвидав, 2010. 236с.
6. ДСТУ 2293-99 Охорона праці. Терміни та визначення основних понять. Київ, 1999.
7. Екологія міста. Колективна монографія / Ф.В. Стольберг, В.М. Ладигенський, Ю.І. Вергелес та інші. Харків: ХНАМГ, 2013. 208 с.
8. Жидецький В.Ц. Основи охорони праці: Підручник. К.: Основа, 2002. 320с.
9. Зернозбиральні комбайни. URL: <https://www.deere.ua/uk/>
10. Левківський Є. І., Тимошук І. М. Методи нейромережевого прогнозування у задачах екологічного моніторингу. Системи обробки інформації. 2020. Вип. 3(170). С. 12–18.
11. Мельник Л.Г., Воляннюк Н.В. Машинне навчання: підручник. К.: Ліра-К, 2018. 364с.

12. Мисак В. В., Тимчишин О. Ю. Прогнозування забруднення водних об'єктів методами машинного навчання. Наукові вісті НТУУ "КПІ". 2020. № 3. С. 37–42.
13. Москальова В. М. Основи охорони праці. Підручник. Київ: ВД Професіонал, 2005. 666 с.
14. Програмування числових методів мовою Python : підруч. / А. В. Анісімов, А. Ю. Дорошенко, С. Д. Погорілий, Я. Ю. Дорогий ; за ред. А. В. Анісімова. К. : Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2014. 640 с.
15. Семчук Я. М., Бабець Р. Г., Сулима Я. М. Прогнозування вмісту сірководню у стічних водах: математичне моделювання та контроль. Екологічна безпека та природокористування. 2021. № 1(37). С. 85–91.
16. Tryhuba A., Boyarchuk V., Tryhuba I., Ftoma O., Padyuka R., Rudynets M., Forecasting the Risk of the Resource Demand for Dairy Farms Basing on Machine Learning, Proceedings of the 2nd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science (MoMLLeT+DS 2020). Volume I: Main Conference. Lviv-Shatsk, Ukraine, June 2-3, 2020. pp.327-340.
17. Тригуба А. Системна модель цифрової трансформації сільських територіальних громад на основі обчислювального інтелекту. Вісник Львівського національного екологічного університету. Агроінженерні дослідження, 2022, № 26, р. 177-184.
18. Department Systems Analysis, Integrated Assessment and Modelling [Електронний ресурс]. URL: <https://www.eawag.ch/en/departments/siam/software/>
19. Epanet-2.2-Gui-By-WNG [Електронний ресурс]. URL: <https://github.com/WaterNetGen/Epanet-2.2-Gui-By-WNG>
20. He, S., Song, K., Wang, Z., Xue, Y. Prediction of hydrogen sulfide emission from sewer networks using artificial neural networks. Water Research. 2022. Vol. 224. Article 119003.
21. Islam, M. S., Mahmud, K., Islam, A. N. Forecasting water quality parameters using deep learning techniques: a review. Environmental Monitoring and Assessment. 2022. Vol. 194. Article 362.

22. Koval N., Tryhuba A., Kondysiuk I., Tryhuba I., Boiarchuk O. Forecasting the Fund of Time for Performance of Works in Hybrid Projects Using Machine Training Technologies. MoMLLeT+ DS, 196-206.
23. Malanchuk O., Tryhuba A., Tryhuba I., Sholudko R., Pankiv O., A Neural Network Model-based Decision Support System for Time Management in Pediatric Diabetes Care Projects. International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies, 2023.
24. Malanchuk O.M., Tryhuba A.M., Pankiv O.V., Sholudko R.Y. Architecture of an intelligent information system for forecasting components of medical projects. Applied aspects of information technology, 2023. 6 (4), 376-390-376-390.
25. Pandas [Електронний ресурс]. URL: <http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/overview.html#license>.
26. Python (programming language). URL: <https://bitly.su/paHJe>.
27. Smart Water [Електронний ресурс]. URL: <https://www.phoenixcontact.com/uk-ua/haluzi/smart-water>
28. Song, R., Wang, J., Zhao, S. Neural network modeling and forecasting of hydrogen sulfide levels in urban sewer systems. Journal of Environmental Engineering. 2021. Vol. 147(7). Article 04021044.
29. The IDEF Process Modeling Methodology [Електронний ресурс]. URL: <https://bitly.su/RzJlXk 12>
30. Tryhuba A., Boyarchuk V., Tryhuba I., Francik S., Rudynets M., Method and software of planning of the substantial risks in the projects of production of raw material for biofuel, CEUR Workshop Proceedings, 2020, 2565, pp. 116–129.
31. Tryhuba A., Kondysiuk I., Tryhuba I., Boiarchuk O., Tatomyr A., Intellectual information system for formation of portfolio projects of motor transport enterprises, CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3109, pp. 44–52.
32. Tryhuba A., Kotenko V. Intelligent information system for resource planning in grain crops delivery projects on the basis of machine learning. IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT) 2023. P. 1-4.

33. Tryhuba A., Koval N., Tryhuba I., Boiarchuk O., Application of Sarima Models in Information Systems Forecasting Seasonal Volumes of Food Raw Materials of Procurement on the Territory of Communities. CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3295, pp. 64–75.

34. Tryhuba A., Padyuka R., Tymochko V., Lub P., Mathematical model for forecasting product losses in crop production projects. CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3109, pp. 25–31.

35. Tryhuba A., Tryhuba I., Ftoma O., Boyarchuk O., Method of quantitative evaluation of the risk of benefits for investors of fodder-producing cooperatives. International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies, 2019, 3, pp. 55–58, 8929788.

36. Tutorialspoint / Python [Електронний ресурс]. URL: <http://www.tutorialspoint.com/python/>

37. Using SCADA for monitoring water and wastewater systems [Електронний ресурс]. URL: <https://www.aveva.com/en/perspectives/blog/monitoring-water-and-wastewater-systems-with-scada/>

38. Wang, Z., He, X., Li, W., Wu, J. Predicting hydrogen sulfide formation and emission in sewers using machine learning techniques. Environmental Science: Water Research & Technology. 2022. Vol. 8. P. 1612–1624.

39. Xu, D., Zhang, J., Hu, J. Deep learning approaches for water quality prediction: a review. Science of The Total Environment. 2021. Vol. 755(Part 2). Article 142620.

40. Zhang, L., Zhang, J., Li, Y., Xu, H. Prediction model of H₂S concentration in wastewater treatment plants based on LSTM neural networks. Environmental Technology. 2021. Vol. 42(10). P. 1593–1604.

Додатки

Додаток А

Фрагмент програмного коду HTML-сторінки для реалізації інтерфейсу користувачів інформаційної системи

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>Прогнозування концентрації H2S у стічних водах</title>
  <link rel="stylesheet" href="style.css">
  <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/chart.js"></script>
  <style>
    body {
      background: linear-gradient(to right, #ffecd2, #fcb69f);
      font-family: 'Segoe UI', Tahoma, Geneva, Verdana, sans-serif;
      margin: 0;
      padding: 0;
    }
    .container {
      max-width: 1000px;
      margin: 20px auto;
      background: white;
      border-radius: 15px;
      padding: 30px;
      box-shadow: 0 0 20px rgba(0,0,0,0.2);
    }
    h1, h2 {
      text-align: center;
      color: #2c3e50;
    }
    form {
      display: flex;
      flex-wrap: wrap;
      gap: 15px;
      justify-content: center;
    }
    input[type="number"], input[type="datetime-local"] {
      flex: 1 1 45%;
      padding: 10px;
      font-size: 16px;
      border: 2px solid #7ed6df;
      border-radius: 8px;
    }
    .button-section {
      text-align: center;
      margin-top: 20px;
    }
    button {
      background-color: #6c5ce7;
      color: white;
      padding: 10px 20px;
      margin: 10px;
      font-size: 16px;
      border: none;
      border-radius: 8px;
      cursor: pointer;
    }
    button:hover {
      background-color: #4834d4;
    }
  </style>
</head>
<body>
  <div class="container">
    <h1>Прогнозування концентрації H2S у стічних водах</h1>
    <h2>Введення параметрів</h2>
    <form>
      <input type="number" value="1000" />
      <input type="datetime-local" value="2023-10-27T12:00" />
    </form>
    <div class="button-section">
      <button>Прогнозувати</button>
    </div>
  </div>
</body>
</html>
```

```

    }
    .result-section {
        margin-top: 30px;
        text-align: center;
    }
    #h2sChart {
        background: #f0f8ff;
        border: 2px solid #74b9ff;
        border-radius: 10px;
        padding: 10px;
    }
    #textResult {
        margin-top: 20px;
        font-size: 18px;
        color: #2d3436;
    }
}
</style>
</head>
<body>
    <div class="container">
        <h1>Інформаційна система прогнозування концентрації H2S</h1>

        <div class="form-section">
            <h2>Введення початкових даних</h2>
            <form id="inputForm">
                <input type="datetime-local" id="time" required
placeholder="Час">
                <input type="number" id="tb" step="0.1" placeholder="Температура
на В (°C)">
                <input type="number" id="ta" step="0.1" placeholder="Температура
на А (°C)">
                <input type="number" id="qa" step="0.1" placeholder="Потік води
QA (л/сек)">
                <input type="number" id="tr" step="0.01" placeholder="Час
утримання tR (год)">
                <input type="number" id="ca" step="0.01" placeholder="Індекс
концентрації CA">
                <input type="number" id="tday" step="0.01" placeholder="Добова
сезонність tday (год)">
            </form>
        </div>

        <div class="button-section">
            <button onclick="predict()">Прогнозувати</button>
            <button onclick="clearForm()">Видалити</button>
            <button onclick="trainModel()">Навчання моделі</button>
            <button onclick="saveResults()">Зберегти результати</button>
        </div>

        <div class="result-section">
            <h2>Результати прогнозування</h2>
            <canvas id="h2sChart" width="600" height="300"></canvas>
            <div id="textResult"></div>
        </div>
    </div>

    <script>
        function predict() {
            const h2sPrediction = Math.random() * 100;
            const ctx = document.getElementById('h2sChart').getContext('2d');
            new Chart(ctx, {
                type: 'line',
                data: {
                    labels: Array.from({length: 10}, (_, i) => `Точка ${i+1}`),

```

```

        datasets: [{
            label: 'Прогноз H2S (ppm)',
            data: Array.from({length: 10}, () => Math.random() *
100),

            fill: true,
            backgroundColor: 'rgba(255, 159, 64, 0.2)',
            borderColor: 'rgba(255, 159, 64, 1)',
            tension: 0.4
        }]
    },
    options: {
        scales: {
            y: {
                beginAtZero: true
            }
        }
    }
});
document.getElementById('textResult').innerText = `Оцінена
концентрація H2S: ${h2sPrediction.toFixed(2)} ppm`;
}

function clearForm() {
    document.getElementById('inputForm').reset();
    document.getElementById('textResult').innerText = '';
}

function trainModel() {
    alert('Навчання моделі розпочато!');
}

function saveResults() {
    alert('Результати збережено!');
}
</script>
</body>
</html>

```

Фрагмент програмного коду для навчання моделі CNN

```

# Імпорт бібліотек для моделювання
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Conv1D, Flatten, LSTM
from tensorflow.keras.regularizers import l2
import matplotlib.pyplot as plt

# Створення моделі CNN згідно Таблиці 3.3
def build_cnn_model(input_shape):
    model = Sequential([
        Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation='relu',
kernel_regularizer=l2(0.001), input_shape=input_shape),
        Conv1D(filters=64, kernel_size=3, activation='relu',
kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Conv1D(filters=64, kernel_size=2, activation='relu',
kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Flatten(),
        Dense(1474, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(300, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(50, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(1) # Прогноз одного значення H2S
    ])

```

```

    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    return model

# Створення моделі LSTM згідно Таблиці 3.4
def build_lstm_model(input_shape):
    model = Sequential([
        LSTM(30, return_sequences=True, input_shape=input_shape,
kernel_regularizer=l2(0.001)),
        LSTM(30, kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(55, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(55, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)),
        Dense(1)
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    return model

# Побудова моделей
cnn_model = build_cnn_model((X_train.shape[1], X_train.shape[2]))
lstm_model = build_lstm_model((X_train.shape[1], X_train.shape[2]))

# Навчання моделей
history_cnn = cnn_model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val),
epochs=20, batch_size=32, verbose=1)
history_lstm = lstm_model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val),
epochs=40, batch_size=32, verbose=1)

# □ Оцінка моделей на тестовій вибірці
cnn_test_loss = cnn_model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
lstm_test_loss = lstm_model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)

print(f"CNN Test Loss: {cnn_test_loss:.4f}")
print(f"LSTM Test Loss: {lstm_test_loss:.4f}")

# Збереження моделі CNN
cnn_model.save(r'F:\Dipl_2025\cnn_model.h5')

```

Фрагмент програмного коду для створення Flask додатку

```

# Імпорт бібліотек
from flask import Flask, render_template, request
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import io
import base64
from tensorflow.keras.models import load_model
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

# Ініціалізація застосунку Flask
app = Flask(__name__)

# Завантаження натренованої моделі
model = load_model('model_h2s_forecasting.h5')

# Ініціалізація скейлера
scaler = MinMaxScaler()

# Головна сторінка
@app.route('/', methods=['GET', 'POST'])

```

```

def index():
    prediction = None
    plot_url = None

    if request.method == 'POST':
        try:
            # Збір введених даних
            temp_B = float(request.form['temp_B'])
            temp_A = float(request.form['temp_A'])
            flow_A = float(request.form['flow_A'])
            age_A = float(request.form['age_A'])
            concentration_A = float(request.form['concentration_A'])
            daily_seasonality = float(request.form['daily_seasonality'])

            # Підготовка
            input_features = np.array([[temp_B, temp_A, flow_A, age_A,
            concentration_A, daily_seasonality]])
            input_features_scaled = scaler.fit_transform(input_features)

            # Прогноз
            prediction = model.predict(input_features_scaled)[0][0]

            # Побудова графіка
            fig, ax = plt.subplots()
            ax.plot([0, 1], [0, prediction], marker='o', color='royalblue')
            ax.set_xlabel('Час (год)')
            ax.set_ylabel('Концентрація H2S (ppm)')
            ax.set_title('Прогноз концентрації H2S')
            ax.grid(True)

            buf = io.BytesIO()
            plt.savefig(buf, format='png')
            buf.seek(0)
            plot_url = base64.b64encode(buf.getvalue()).decode('utf8')
            plt.close()

        except Exception as e:
            print("Помилка:", e)
            prediction = "Помилка введення даних"

    return render_template('index_bootstrap.html', prediction=prediction,
    plot_url=plot_url)

# Запуск застосунку
if __name__ == '__main__':
    app.run(debug=True)

```