

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ КОРАБЛЕБУДУВАННЯ
імені адмірала Макарова**

Навчально-науковий інститут автоматики та електротехніки

(повне найменування інституту, факультету)

Кафедра комп'ютеризованих систем управління

(повна назва кафедри)

“Допущений до захисту”

Завідувач кафедри

Черно О.О.



“ ” 2025р.

Кваліфікаційна робота

на здобуття другого (магістерського) рівня вищої освіти

**за спеціальністю 174 – «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології
та робототехніка»**

ОПП – «Комп'ютеризовані системи управління та автоматика»

**на тему: Комп'ютеризована система управління станцією очищення води з
прогнозом показників якості на основі машинного навчання**

Виконав студент **6** курсу, **6341м**
групи

Яценко С.П.



(прізвище та ініціали)

Керівник

Топалов А.М.



(прізвище та ініціали)

м. Миколаїв – 2025 року

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова

НН Інститут	автоматики і електротехніки
Кафедра	комп'ютеризованих систем управління
Освітньо-кваліфікаційний рівень	«магістр»
Спеціальність	174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»
Освітня програма	«Комп'ютеризовані системи управління та автоматика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри КСУ

 Черно О.О.

« ____ » _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТУ СТУДЕНТУ

Яценко Сергію Павловичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи:

Комп'ютеризована система управління станцією очищення води
з прогнозом показників якості на основі машинного навчання

керівник роботи Топалов Андрій Миколайович, к.т.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від "14" жовтня 2025 р. № 1217-уч

2. Строк подання роботи 08.12.2025

3. Вихідні дані до роботи вправдити в систему автоматизації машине навчання

4. Мета дослідження

полягає в розробці системи автоматизації котра користуючись передбаченними параметрами стану якості

Води буде забезпечувати підтримання заданих бажаних показників з використанням машинного навчання

5. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (основні задачі дослідження)

Визначення процесу водо підготовки технологічної води

Розробка системи керування технологічним процесом

Вибір та навчання алгоритму машинного навчання для передбачення показників

Охорона праці та навколишнього середовища

6. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Схематичні зображення фільтраційного обладнання

Алгоритм роботи програми

Екранні форми системи (інтерфейс оператора)

Приклади сенсорів

Порівняння графіків похибок алгоритмів

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Охорона праці та навколишнього середовища	Топалов А.М., доцент каф. КСУ	25.11.2025	01.12.2025

Дата видачі завдання: «01» 09 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів підготовки кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Примітка
1	Визначення процесу водо підготовки технологічної води	15.10.2025	виконано
2	Розробка системи керування технологічним процесом	31.10.2025	виконано
3	Проектування системи машинного навчання	18.11.2025	виконано
4	Охорона праці та навколишнього середовища	01.12.2025	виконано
5	Оформлення пояснювальної записки	04.12.2025	виконано

Студент


(підпис)

Яценко С.П.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи


(підпис)

Топалов А.М.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Актуальність роботи полягає у розробці системи очищення води з інформаційно-вимірювальною системою прогнозування якості води на основі машинного навчання, що здійснює керування очисткою води на базі вхідних показників якості води з свердловин які отримуються з бази даних створеної на минулих показниках роботи системи.

Задачею цієї роботи є побудова графічного інтерфейсу керування установкою очищення води; створення програмного забезпечення для керування установкою; налаштування комунікації між контролером та станцією прогнозування; розробка на основі засобів машинного навчання програмного комплексу прогнозування якості води на базі Python; опис засобів керування і контролю системою; опис роботи системи очистки води.

В результаті виконаної роботи встановлено, що розроблена комп'ютерна інформаційно-вимірювальна система дає змогу автоматизувати процес вимірювання, розширити функціональні можливості, зменшити вплив фактору людини на процес очищення води, підвищити швидкість реакції системи на змінені умови.

Як висновок проведеної роботи, можна зазначити, що такий метод реалізації системи контролю очищення води з використанням машинного навчання, що ґрунтується на принципах технології Інтернету речей з використанням ПЛК та окремого сервера та програмної функції прогнозу на основі машинного навчання надає ряд переваг серед яких контроль усіх якісних показників параметрів води, швидке отримання та обробка інформації.

МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПАРАМЕТРИ ЯКОСТІ ВОДИ, ЛЮДИНО-МАШИННИЙ ІНТЕРФЕЙС, ПРОГРАМОВАНИЙ ЛОГІЧНИЙ КОНТРОЛЕР, ОБМІН ДАНИМИ

ABSTRACT

The relevance of the robot lies in the development of a water purification system with an information-based system for predicting water oxidity based on machine technology, which is used for water purification based on input indicators of oxidity. The water from the boreholes is taken from the data base of the robotic system created in past demonstrations.

The task of this robot is to provide a graphical interface for the water purification installation; creation of software for installation; establishing communication between the controller and the forecasting station; development of a computer-based software complex for predicting water quality based on Python; description of the features of treatment and control of the system; description of the robotic water purification system.

As a result of the new work, a computerized information-virtualization system has been installed, which makes it possible to automate the ablation process, expand functional capabilities, replace the human factor in the water purification process, and the nature of the system's reaction to changes in the mind.

As a result of the work carried out, it can be noted that this method of implementing a water purification control system based on machine technology, which is based on the principles of Internet technology using PLCs and surrounding servers and software functions based on forecasting. And the machine knowledge gives a number of advantages among all types of control of all types displays water parameters, and displays and processes information.

MACHINERY, WATER QUALITY PARAMETERS, HUMAN-MACHINE INTERFACE, PROGRAMMING LOGIC CONTROLLER, DATA EXCHANGE

ЗМІСТ

	ВСТУП.....	5
1	ФІЛЬТРАЦІЯ ТА ПІДГОТОВКА ТЕХНОЛОГІЧНОЇ ВОДИ.....	6
1.1	Загальна послідовність очищення води.....	6
1.2	Механічна очистка води.....	6
1.3	Фільтрація піщаним фільтром.....	7
1.4	Ультрафільтрація зворотнім осмосом.....	9
1.5	Пом'якшення води Н-катіоновим фільтром.....	9
1.6.	Ремінералізація води.....	11
1.7	Технічні засоби моніторингу та керування системою підготовки води.....	12
	Висновки до розділу 1.....	19
2	СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕССОМ.....	20
2.1	Програмне забезпечення для ПЛК Siemens.....	20
2.2	Людино машинний інтерфейс (НМІ).....	25
2.3	Комунікація та обробка даних ПК з ПЛК.....	28
	Висновки до розділу 2.....	28
3	ОБРОБКА ДАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИНОГО НАВЧАННЯ ТА ВИКОРИСТАННЯ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІНИ ПАРАМЕТРІВ ВОДИ.....	30
3.1	Машинне навчання як частина штучного інтелекту.....	30
3.2	Метод гардієнтного бустингу.....	33
3.3	Метод CatBoost.....	38
3.4	Структурування та обробка даних для машиного навчання.....	40
3.5	Машинне навчання моделі прогнозування показників.....	41
	Висновки до розділу 3.....	47
4	ОХОРОНА ПРАЦІ ТА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА.....	48
4.1	Охорона праці на промисловому підприємстві.....	48
4.2	Загальні вимоги безпеки на ВПУ.....	49
4.3	Небезпечні та шкідливі виробничі фактори.....	49

4.4	Індивідуальні та колективні засоби захисту працюючих.....	50
	Висновки до розділу 4.....	51
	ВИСНОВКИ.....	52
	ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	54
	ДОДАТКИ.....	56

ВСТУП

Актуальність.

Сьогодні є велика потреба для підприємств отримання технологічної води, так як підприємства зазвичай використовують великий об'єм води під'єднання до централізованого міського водопостачання є в більшості випадків неможливим. Тому у таких випадках використовують власний водозабір, наприклад артезіанські свердловини. В більшості випадків та в залежності від регіону артезіанська вода добута за допомогою свердловини потребує додаткової очистки за для отримання певних технологічних параметрів для подальшого використання у процесі виробництва. Причому якість води в основному залежить від таких параметрів, як карбонати, аміак, нітрати, сіль, рН, температура, каламутність, розчинений кисень тощо. Тому аналіз за артезіанською водою і вчасна реакція на зміну різних параметрів води, являється важливою проблемою в сфері в фільтрації та водо-підготовки води до використання у технологічному процесі.

Об'єктом даного дослідження є моніторинг артезіанської води в режимі реального часу з системою прогнозування.

Предмет дослідження – процес організації контролю параметрів технологічної води за допомогою сучасних засобів автоматизації.

Метою роботи – є розробка системи контролю параметрів технологічної води, з урахуванням системи прогнозу якості на основі машинного навчання засобами мови програмування Python.

Основні задачі та дослідження – графічні методи, методи об'єктно-орієнтованого проектування та програмування.

1. ФІЛЬТРАЦІЯ ТА ПІДГОТОВКА ТЕХНОЛОГІЧНОЇ ВОДИ

1.1. Загальна послідовність очищення води

Процес очистки та підготовки води[1] в промисловості зазвичай виконується в наступному порядку:

1. Механічна очистка – перший етап, де видаляються великі частки забруднень (пісок). Це первинний процес, що дозволяє уникнути пошкодження обладнання на наступних етапах. Зазвичай для такої очистки використовують сита.
2. Фільтрація – видалення дрібніших частинок, органічних домішок, суспендованих речовин. Використовують піщані фільтри.
3. Хімічна очистка – доочистка для видалення важких металів, фосфатів, нітратів, сульфатів тощо. Застосовуються реагенти (коагулянти, флокулянти), що сприяють осадженню або розчиненню забруднень.
4. Зворотний осмос – мембранні процеси, що забезпечують високий рівень очистки, зокрема для видалення дрібних частинок і іонів, які залишилися після попередніх етапів.
5. Пом'якшення води – на цьому етапі видаляють іони кальцію та магнію, які можуть призвести до утворення накипу, використовуючи іонообмінні смоли або інші методи.
6. Ремінералізація води – після зворотного осмосу. Цей процес допомагає відновити природний склад води та поліпшити її смак і поживну цінність.

Виконання очищення та водо-підготовки артезіанської води у такій послідовності дозволяє отримати стабільний та надійний технологічний процес з підготовки води до технологічного використання.

1.2. Механічна очистка води

Механічна очистка води за допомогою сита – це простий, але ефективний метод видалення великих часток забруднень, таких як пісок, глина, іржа та інші тверді домішки[2]. Сита використовуються як первинний етап фільтрації, що

захищає інше обладнання від пошкодження та знижує навантаження на наступні системи очищення.

Забруднена вода подається на сито, яке складається з металевої сітки або пластини з отворами певного діаметра. Зазвичай сито розташоване під кутом, щоб вода могла протікати крізь нього, залишаючи тверді частинки на поверхні.

Вода проходячи через отвори сита, залишає на його поверхні тверді домішки, розмір яких більший за діаметр отворів. Завдяки цьому всі великі частки затримуються на ситі.

Забруднення, які залишаються на поверхні сита, періодично видаляються вручну або за допомогою автоматичних механізмів (наприклад, щіток, скребків або змивання водою під тиском). Деякі ситові системи обладнані спеціальними системами самоочищення для зручного видалення забруднень.

Переваги механічної очистки за допомогою сита:

- Ефективне видалення великих часток та захист подальших фільтрів;
- Простота конструкції та легкість в обслуговуванні;
- Економічний спосіб попереднього очищення води.

1.3. Фільтрація піщаним фільтром

Піщаний фільтр – це простий та ефективний спосіб очищення води, який працює за принципом фільтрації через шар піску. Він здатний затримувати суспендовані частки, органічні речовини та деякі мікроорганізми.

Вода потрапляє до фільтра зверху і проходить вниз через шар піску. В процесі цього руху частинки бруду, зважені речовини, органічні забруднення затримуються у верхніх і середніх шарах піску. Дрібніші частинки можуть затримуватися нижче в шарі піску.

Частинки, що залишаються у піску, затримуються через механічне блокування, адгезію та біологічні процеси. Пісок діє як фізичний бар'єр, затримуючи великі та дрібні частки. Крім того, у верхньому шарі піску можуть

утворюватися бактеріальні біоплівки, що сприяють розщепленню органічних речовин.

Після проходження крізь шар піску очищена вода збирається в нижній частині фільтра та виходить через вихідний отвір, готова для подальшого використання або додаткової очистки.

З часом на поверхні піску накопичується шар забруднень, який знижує ефективність фільтрації. Для відновлення роботи фільтра проводиться зворотне промивання. Потік води подається у зворотному напрямку, тобто знизу вгору, що вимиває забруднення з поверхні піску і відводить їх у дренаж.

На рис. 1.1 зображений типовий пісочний фільтр. Свіжа вода проходить через пісок до колектора залишаючи у піску суспендовані частки, органічні речовини та деякі мікроорганізми. Далі вода піднімається по колоні і прямує на вихід з фільтру. Для промивки фільтру переключають клапани так щоб подати воду через колонну вниз до колектора і таким чином вимити твердий залишок через дренажну систему.

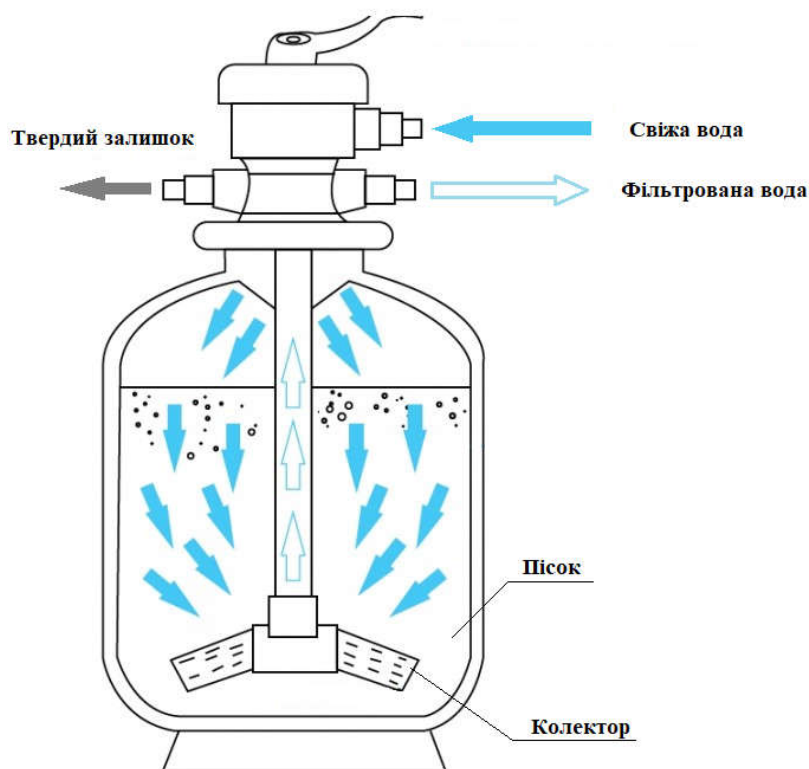


Рисунок 1.1 Типовий пісочний фільтр

1.4. Ультрафільтрація зворотнім осмосом

Фільтр зворотного осмосу (рис. 1.2) працює на основі технології, що використовує напівпроникну мембрану[3] для видалення з води до 99% розчинених солей, домішок та забруднювачів. Основний принцип роботи зворотного осмосу – це проходження води через мембрану під дією високого тиску в напрямку, протилежному природному осмосу.

Через зворотноосмотичну мембрану проходить вода під тиском (зазвичай, 3-10 атмосфер). Мембрана пропускає лише молекули води, затримуючи при цьому більшість розчинених солей, важких металів, бактерій, вірусів та інших забруднювачів. Чиста вода (пермеат) проходить через мембрану, а забруднення залишаються з іншого боку у відпрацьованій воді (концентраті)[4].

Забруднення та відпрацьована[5] вода відводяться в каналізацію або в інший накопичувальний бак. Це запобігає забрудненню мембрани та продовжує термін її служби.

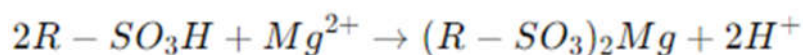
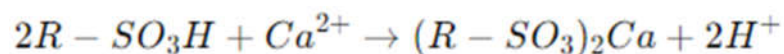


Рисунок 1.2. Типова схема фільтру зворотного осмосу

1.5. Пом'якшення води Н-катионовим фільтром

Н-катионовий фільтр, або іонообмінний фільтр, працює на основі іонообмінної смоли, яка містить активні H^+ -іони (іони водню)[6]. Основна мета цього фільтра – замінити катіони кальцію (Ca^{2+}) та магнію (Mg^{2+}), що містяться у воді, на іони водню, завдяки чому вода стає менш жорсткою.

Коли жорстка вода проходить через фільтр, що містить Н-катіонну смолу, катіони[7] кальцію і магнію обмінюються на іони водню. Це відбувається за рахунок того, що смола містить сульфонатні групи ($-\text{SO}_3\text{H}$), здатні віддавати іони водню в обмін на катіони металів. Рівняння реакції виглядає так:



Де R— це органічна структура смоли, а SO_3^- сульфонатна група.

Після проходження через смолу вода вже не містить іонів кальцію та магнію, а замість них містить іони водню. Це знижує жорсткість води, роблячи її придатною для застосування в процесах, де накип неприпустимий.

З часом смола насичується іонами кальцію та магнію і втрачає здатність ефективно виконувати обмін. Для відновлення її роботи проводять регенерацію, обробляючи смолу розчином кислоти (наприклад, сульфатної або хлоридної кислоти). У процесі регенерації катіони кальцію і магнію замінюються на іони водню, і фільтр знову готовий до роботи.

На рис. 1.3 зображена схема типової роботи Н-катіонового фільтра. На ній показано, як через іонообмінну смолу з H^+ -іонами проходить жорстка вода, в результаті чого вона пом'якшується, а також схема регенерації для відновлення смоли.

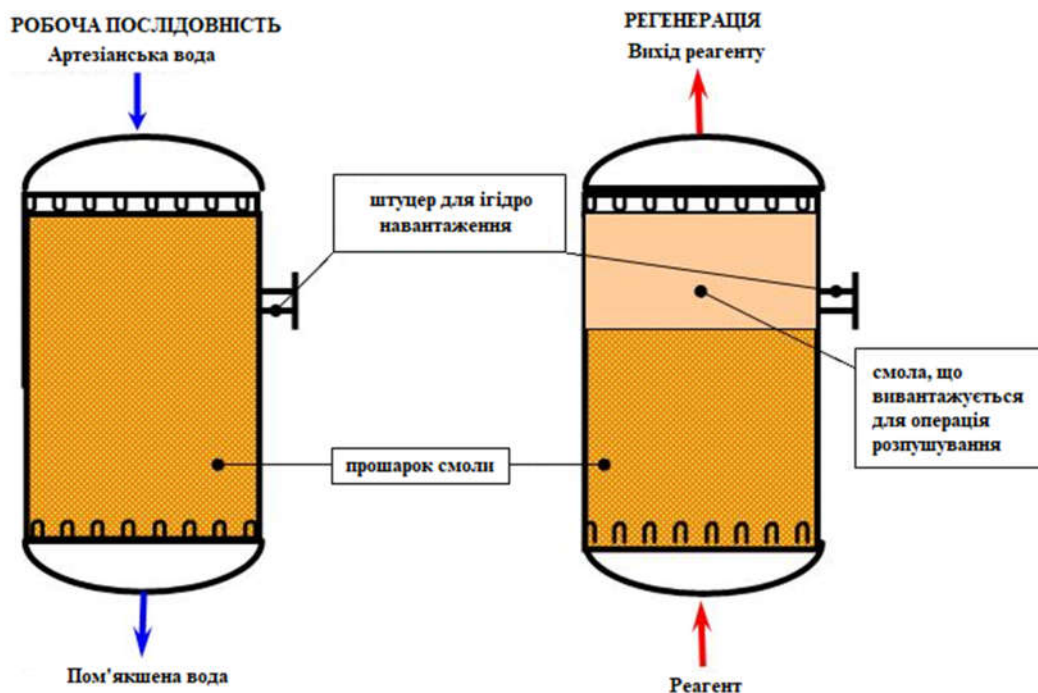


Рисунок 1.3. Типова схема Н-катионного фільтру

1.6. Ремінералізація води

Так як вода після осмотичного фільтру є осмотичною і не містить корисних мікроелементів[8] її штучно насичують цими мікроелементами такий процес називають – ремінералізацією.

Основними мінералами, які додаються в процесі ремінералізації, є кальцій та магній. Ці елементи покращують смак води і забезпечують її базову лужність. Крім кальцію і магнію, іноді додають іонізовані сполуки інших мікроелементів, таких як калій та натрій[9].

Вода після зворотного осмосу зазвичай має слабокислий рН (приблизно 5-6), оскільки видалення мінералів робить її більш схильною до набуття кислотних властивостей. Ремінералізація підвищує рН, доводячи його до потрібних технологічних умов.

1.7. Технічні засоби моніторингу та керування системою підготовки води

Для керування установкою очистки і підготовки води використовується ПЛК SIEMENS серії S7-1200[10], а саме обрано CPU 1215C з номером 6ES7 215-1AG40-0XB0 оскільки він відповідає усім вимогам. Обраний контролер зображений на рис. 1.4.



Рисунок 1.4. Програмо логічний контролер CPU 1215C

Для контролю системи очистки і підготовки води контролеру додатково потрібні входи/виходи. Ці додаткові входи/виходи забезпечать модулі цифрового входу/виходу 6ES7 223-1BL32-0XB0 на 16xDO/DI, такий модуль зображений на рис. 1.5.



Рисунок 1.5. Модуль DI/DO по 16 бітів

А також для ведення та виводу аналогових сигналів забезпечать модулі аналогового входу (рис. 1.6) 6ES7 231-4HD32-0XB0 AI 4x13bit та аналогового виходу (рис. 1.7) 6ES7 232-4HD32-0XB0 AO 4x13bit. Такі модулі дають змогу конвертувати сигнали 0..20мА, 4..20мА, 0..5В, 0..10В[11] у цифровий вигляд або навпаки.



Рисунок 1.6. Модуль аналогового виходу AI 4x13bit



Рисунок 1.7. Модуль аналогового виходу AO 4x13bit

Для візуалізації параметрів, статусу, керування та показників установкою використовується панель оператора SIEMENS TP700 Comfort з номером

6AV2124-0GC01-0AX0. Така панель досить компактна та має 7 дюймовий цвітний екран з розподільною здатністю 800x480 пікселів. На рис 1.8 зображена панель оператора.



Рисунок 1.8. Панель оператора TP700

Для виконання прогнозу та збору і обробки даних для подальшого машинного навчання використовується компактний комплектний ПК Dell Optiplex 7020 Micro з вже встановлено Windows 10 Professional. Цей ПК буде підключений до ПЛК через Ethernet для передачі результатів виконання прогнозу і отримання поточних даних. На рис. 1.9 можна побачити такий ПК



Рисунок 1.9. Компактний ПК

Оскільки Н-катионові фільтри для якісної роботи вимагають проток води який є сталим, то потрібно керувати насосом подачі води. Для керування насосом який задає швидкість потоку води у Н-катионних фільтрах використовується перетворювач частоти Danfoss FC-302 (рис. 1.10), який буде керуватися за допомогою аналогового сигналу 4..20 мА з контролера Siemens CPU 1215C (рис. 1.4)



Рисунок 1.10. Перетворювач частоти Danfoss FC-302

Для того щоб з великою точністю отримати фактичну швидкість потоку у Н-катионовому фільтрі використовується магнітний витратомір Comac Cal Flow 38 (рис 1.11) з максимальною пропускною здатністю $450\text{ м}^3/\text{год}$. Такий витратомір має як аналоговий вихід 4...20 мА поточного потоку, так і імпульсний вихід 24В який посиляє імпульс за кожні 10л потоку.



Рисунок 1.11. Магнітний витратомір Comac Cal Flow 38

Для виміру результатів роботи Н-катионного фільтру у реальному часі використовується онлайн рН-метр PH/ORP-2000 (рис 1.12)



Рисунок 1.12. Онлайн рН-метр PH/ORP-2000

Також використовуються допоміжні прилади: датчик тиску WIKA S-11 0..15bar (рис 1.13), реле тиску IFM PK5522 (рис 1.14), дотаційний насос Seko Comract AML (рис. 1.15), імпульсний датчик потоку ETL FLOW-300F(рис 1.16).



Рисунок 1.13. Аналоговий датчик тиску WIKA S-11



Рисунок 1.14. Реле тиску PK5522



Рисунок 1.15. Мембранний дотаційний насос Seko Compact AML



Рисунок 1.16. Імпульсний датчик потоку

Висновок до розділу 1

У цьому розділі розглянуто основні етапи та принципи роботи різних систем очищення та підготовки води в промислових умовах. Процес починається з механічної очистки, яка дозволяє видалити великі тверді частки і підготувати воду для подальших етапів. Фільтрація через піщані фільтри та хімічна очистка допомагають усунути дрібніші забруднення, органічні речовини і важкі метали.

Завдяки зворотному осмосу досягається майже повне видалення розчинених солей та мікроелементів, забезпечуючи високий рівень чистоти. Далі, за допомогою іонообмінного пом'якшення знижують жорсткість води, що необхідно для уникнення утворення накипу. На завершення, ремінералізація повертає очищеній воді корисні мінерали, такі як кальцій та магній, що відновлює її природний склад і смакові якості.

Таким чином, послідовне використання цих етапів забезпечує ефективну очистку, стабільну якість води для технологічного застосування та відповідає вимогам промислових процесів.

Також розглянуто засоби автоматизації та додаткове оснащення яке відіграє важливу роль у керуванні системою очистки та підготовки води. Деякі засоби вже є включені до окремих механізмів автоматизації, а деякі є незалежними пристроями котрі потребують додаткової обробки даних.

2. СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕСОМ

2.1. Програмне забезпечення для ПЛК Siemens

Розробка програмного забезпечення для ПЛК виконується у програмному середовищі TIA Portal v16 на мові програмування LAD[12] за стандартом ІЕС 61131-3. Схематична послідовність роботи програми при ініціалізації зазначена на рис. 2.0. Під час ініціалізації ПЛК перевіряє чи є зв'язок з зовнішнім пристроєм котрий виконує керування технологічним процесом на основі машинного навчання. Якщо ж зовнішній пристрій не знайдено система переходить автономний режим роботи, у такому режимі роботи система працює у сталому режимі і може забезпечити допустиму якість підготовки води.



Рисунок 2.0 Ініціалізація ПЛК

Після того як ПЛК виконав ініціалізацію програма переходить до основного циклічного виконавчого блоку OB1. Загальна послідовність робочого циклу блоку OB1 зазначена на рис. 2.1.



Рисунок 2.1. Загальний цикл програми

На початку роботи кожного циклу виконується перевірка стану клапанів та датчиків у блоці FC1. У тому випадку якщо клапан знаходиться у тому положенні яке не відповідає поточному режиму роботи установки або якщо зафіксовано обрив сигналу від датчику то система переходить в аварійний стан. В аварійному стані установка зупиняється та сигналізує оператору про несправність. На рис. 2.2

приклад з коду FC1, у прикладі виконується блокування мийки установки у тому випадку якщо на поточний момент установка працює в режимі очищення.

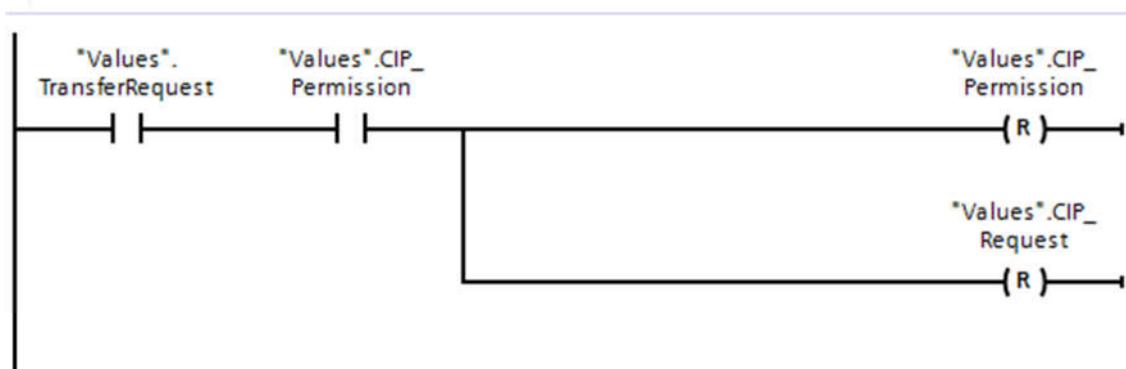


Рисунок 2.2. Приклад блокування

У блоці FC2 виконується перетворення аналогових значень з датчиків та перетворення цифрових даних у аналогові. На рис. 2.3 наведений приклад перетворення значення типу Real у аналоговий сигнал який задає швидкість роботи насосу через частотний перетворювач. Оскільки використовується аналоговий вихід самого ПЛК, то такий вихід має діапазон роботи 0..20мА, а при цьому вхід частотного перетворювача використовує вхід 4..20мА. Щоб така система працювала необхідно зробити невелике зміщення. У блоці SCALE_X можна побачити що мінімальне значення починається з 5530 що відповідає 4мА для діапазону 0..20мА.

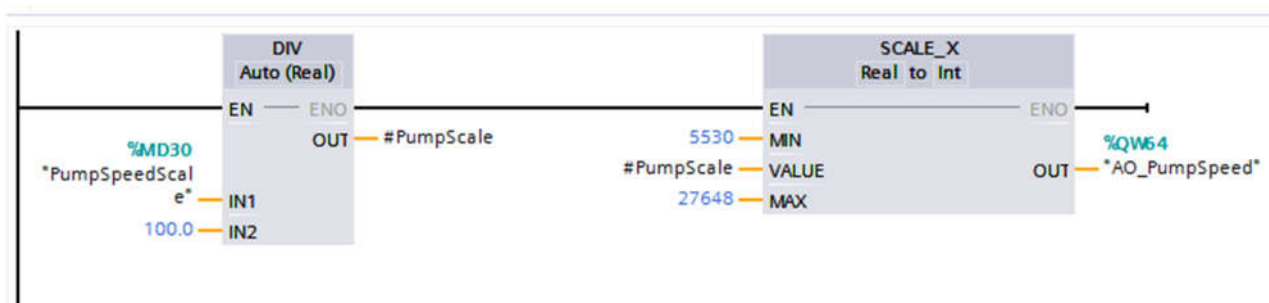


Рисунок 2.3. Конвертація значення у аналоговий сигнал

У блоці FB1 виконується обробка даних які отримуються з зовнішнього пристрою, у нашому випадку з ПК. Ці дані записуються у DB4 блок даних ПЛК.

Після чого ці данні оброблюються і підставляються у програму для подальшої їх обробки та виконання. На рис. 2.4. зображений приклад перетворення даних які будуть відповідати вимогам програми ПЛК.

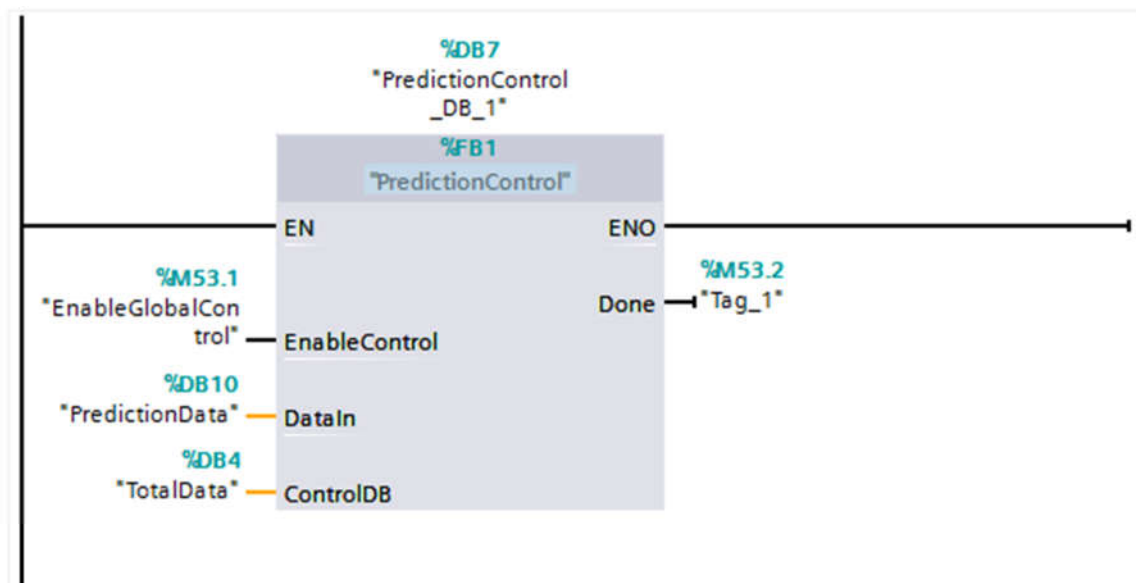


Рисунок 2.4 Перетворення даних у режими роботи

У блоці програми FC4 виконується обробка роботи програми піщаного фільтру. На рис. 2.5. наведений приклад обробки розходу води. На вхід ПЛК приходить імпульс з витратоміра котрий за зростаючим фронтом інкрементує лічильник. А після проходження певної кількості води піщаний фільтр переходить на мийку.

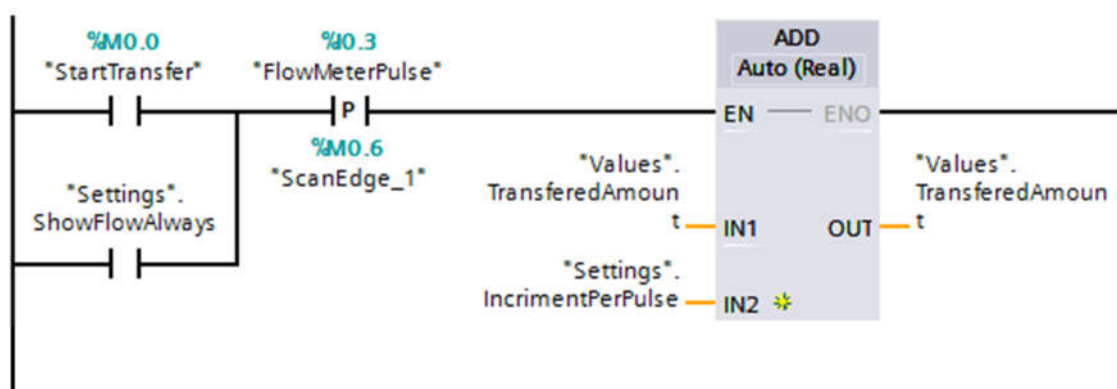


Рисунок 2.5. Обробка розходу води піщаного фільтра

У блоці програми FC5 виконується обробка роботи програми фільтра зворотного осмосу. На рис. 2.6. наведений приклад з програми обробки зворотного осмосу. У прикладі підчас прокачки води через мембрану програма очікує заповнення системи по датчику наявності середовища і після цього виконує прокачку води через мембрану. Також у програму додані таймери для стабілізації коливань сигналу датчика наявності середовища підчас коливань рідини у трубі.

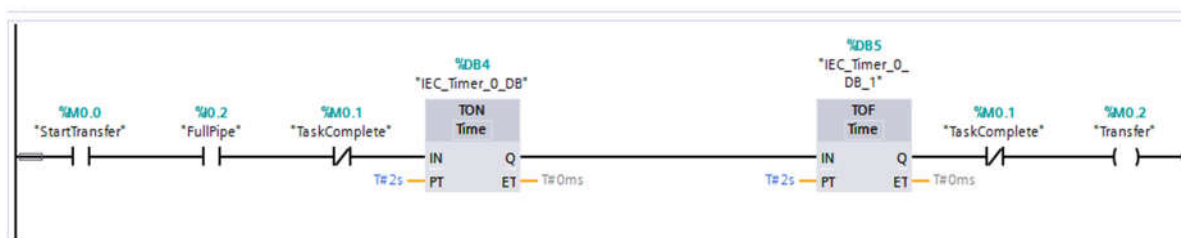


Рисунок 2.6. Обробка прокачки рідини та заповнення системи

У блоці FC6 виконується обробка роботи програми пом'якшення води через Н-катионовий фільтр. У наведеному прикладі (рис. 2.7) зображено керування клапаном, в залежності від кроку програми або від ручного режиму виконується переключення клапану.

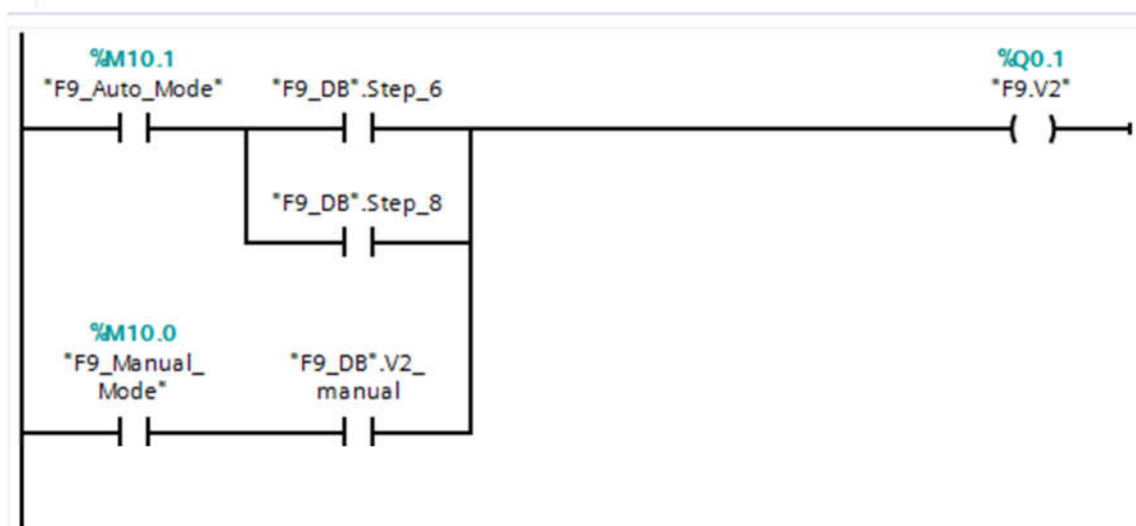


Рисунок 2.7. Керування клапаном

У блоці FC7 виконується обробка роботи програми ремінералізації води шляхом додавання мінералів у воду за допомогою дозуючих насосів. На рис. 2.8 наведений приклад програми за яким виконується керування дозуючим насосом. Якщо є необхідність в дозації кальцію програма посилає імпульси з частотою 5Гц на дозуючий насос для дозації кальцію у воду. За для того щоб рівномірно дозувати кальцій перевіряється і імпульс з витратоміра. А для знешкодження коливань сигналу датчиків використовується таймер з затримкою у 3 секунди.

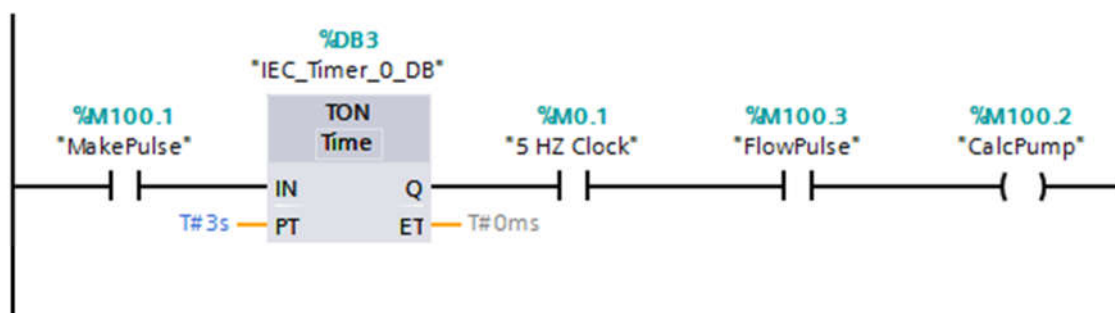


Рисунок 2.8. Керування дозуючим насосом кальцію

2.2. Людино машинний інтерфейс (НМІ)

Для керування і відображення даних використовується панель оператора TP700 Comfort. На рис. 2.9 зображена візуалізація піщаного фільтру, на цьому екрані оператор має можливість спостерігати за поточним протоком води, залишковим об'ємом до мийки.

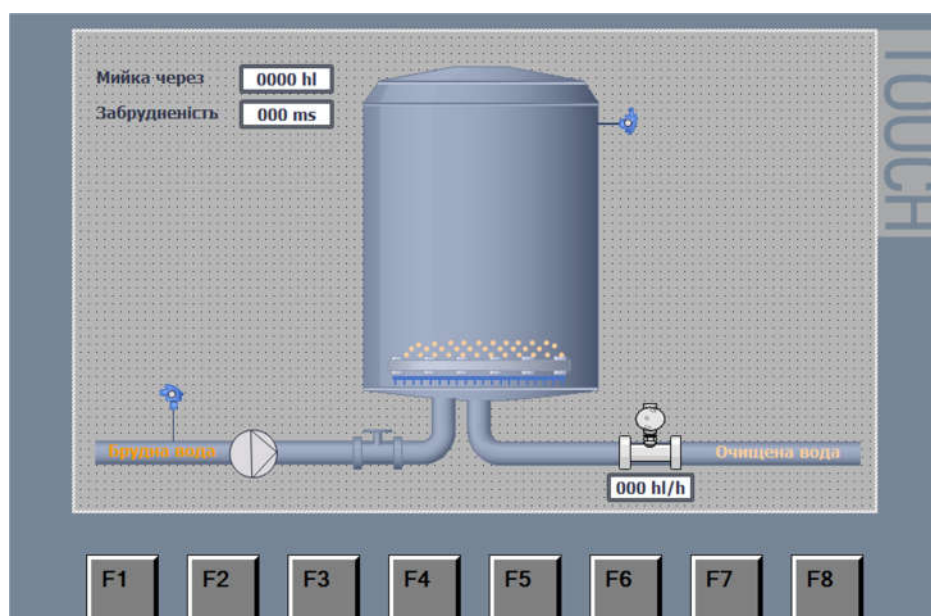


Рисунок 2.9. Візуалізація піщаного фільтра

На рис. 2.10 зображений інтерфейс фільтру зворотного осмосу за допомогою якого оператор станції може спостерігати за поточним станом фільтру.

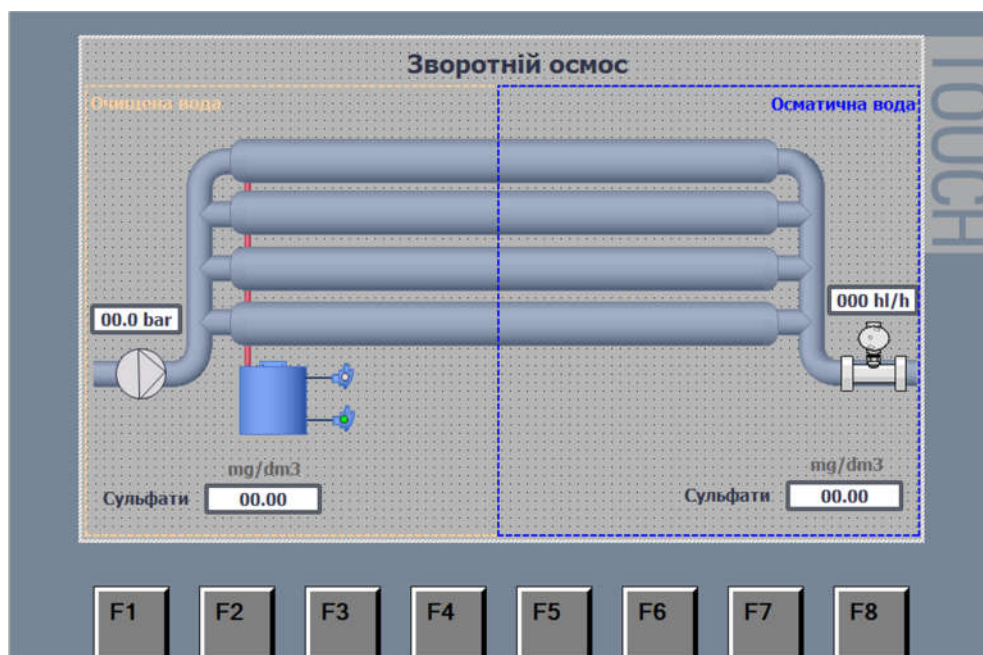


Рисунок 2.10. Візуалізація фільтру зворотного осмосу

На рис. 2.11 зображена візуалізація роботи Н-катионного фільтру на якій зображена статистика фільтру та статус клапанів установки.

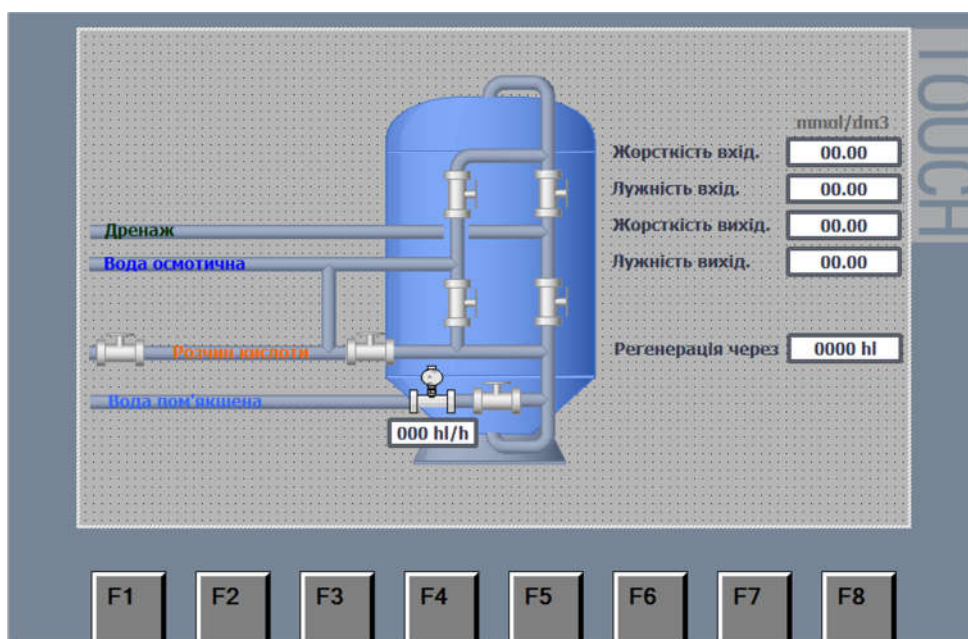


Рисунок 2.11. Візуалізація Н-катионного фільтру

На рис. 2.12 зображена візуалізація роботи насосної станції, на котрій зображені: статуси мішалок, дотаційних насосів та поточні показники води.

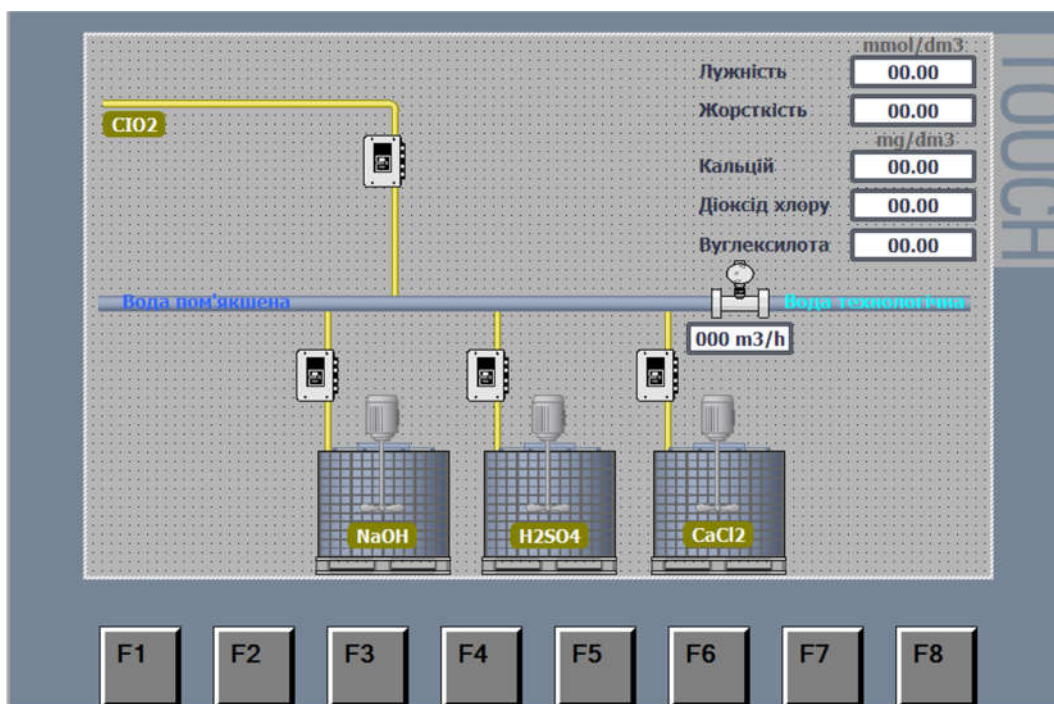


Рисунок 2.12. Візуалізація насосної станції

На рис. 2.13 зображена візуалізація загального екрану за допомогою якого можна керувати станцією водоочищення та підготовки. У розділі вихідних показників показуються поточні показники по стану вихідної води. У розділі заданих показників оператор задає бажані показники котрі повинна забезпечити станція водоочищення та підготовки. Також на цьому екрані є вибір режиму роботи станції: Стоп – станція виключена та не працює, Локальний – керування станцією виконується за допомогою PID[13] регуляторів кожної секції станції, Глобальний – керування станцією виконується за допомогою машинного навчання за загальними параметрами секцій.

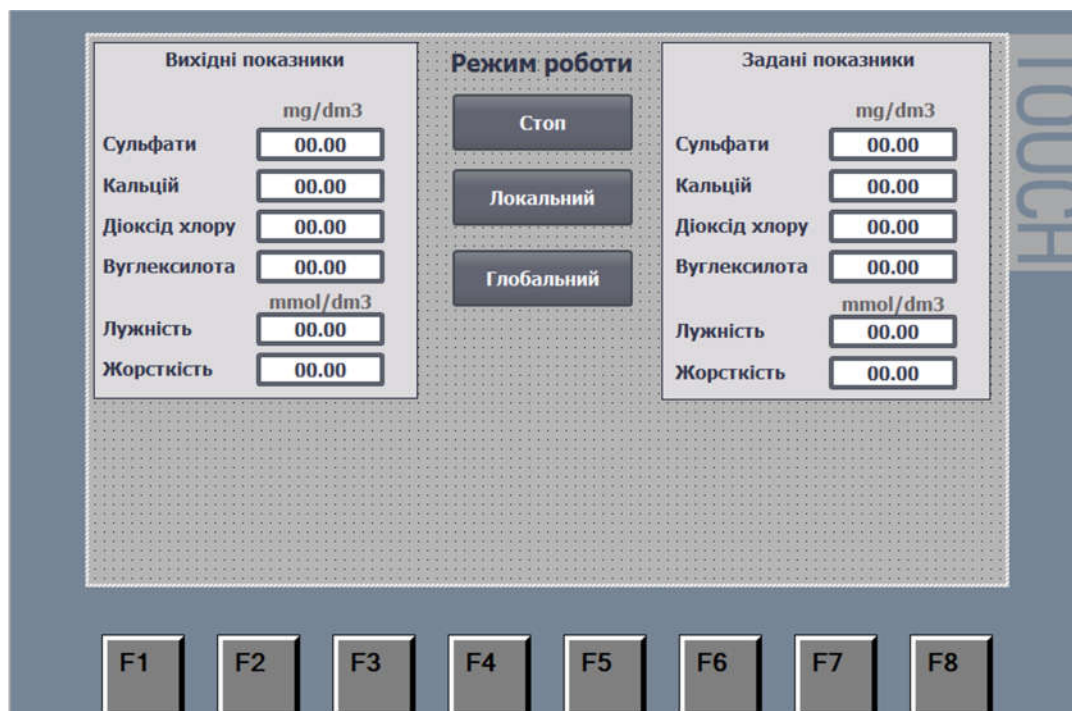


Рисунок 2.13. Візуалізація загального екрану

2.3. Комунікація та обробка даних ПК з ПЛК

Як було зазначено раніше для виконання функцій машинного навчання та обробки даних використовується ПК котрий після обробки даних передає оброблені дані на ПЛК для подальшого керування станцією. Для комунікації використовується інтерфейс Ethernet та протокол TCP[14]. Мовою програмування була обрана мова Python так як вона має бібліотеки для роботи з контроллерами Siemens. Одною з таких бібліотек є бібліотека S7snap за допомогою якої можливо створити передачу даних між ПК та ПЛК.

Висновки до розділу 2

У даному розділі було розглянуто структуру та принципи функціонування системи управління технологічним процесом, а також особливості розробки програмного забезпечення для ПЛК Siemens у середовищі TIA Portal. Реалізована система забезпечує як автономний режим роботи, так і взаємодію з зовнішнім комп'ютером, що виконує алгоритми машинного навчання. Такий підхід

підвищує гнучкість керування та дозволяє оптимізувати роботу водоочисної установки залежно від умов експлуатації.

Основний цикл програми реалізовано у відповідності до стандарту ІЕС 61131-3, що забезпечує структурованість, надійність та читабельність коду. Функціональні блоки FC1–FC7 виконують чітко розподілені задачі: контроль стану обладнання, перетворення аналогових сигналів, обробку даних від зовнішнього ПК, реалізацію логіки керування піщаним фільтром, фільтром зворотного осмосу, Н-катіонним фільтром та блоком ремінералізації. Убудовані системи контролю аварійних ситуацій та захисту забезпечують безпечну роботу установки навіть у разі відмови датчиків або клапанів. Значну увагу приділено правильній компенсації аналогових сигналів, що гарантує коректну взаємодію між ПЛК та частотними перетворювачами.

Людино-машинний інтерфейс, розроблений для панелі TP700 Comfort, надає оператору зручний та інформативний доступ до всіх елементів станції. Візуалізації кожного технологічного модуля дозволяють контролювати режими роботи, переглядати параметри та керувати установкою як у локальному, так і в глобальному режимах.

Окремо розглянуто механізм обміну даними між ПЛК та ПК. Використання Ethernet та протоколу TCP забезпечує надійну та швидку передачу інформації, а застосування Python та бібліотеки S7snap дозволяє ефективно інтегрувати алгоритми машинного навчання у загальну систему управління. Така архітектура робить систему масштабованою та придатною для подальшого розвитку.

3. ОБРОБКА ДАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИНОГО НАВЧАННЯ ТА ВИКОРИСТАННЯ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІНИ ПАРАМЕТРІВ ВОДИ

3.1. Машинне навчання як частина штучного інтелекту

Штучний інтелект (ШІ) — це галузь комп'ютерних наук, що займається створенням систем і алгоритмів, здатних виконувати завдання, які зазвичай потребують людського інтелекту[15]. До таких завдань належать розпізнавання мови, аналіз зображень, прийняття рішень, обробка природної мови та багато іншого. Головна мета ШІ — навчити комп'ютерні системи мислити, діяти та адаптуватися подібно до людини, але швидше, точніше та ефективніше.

Сучасний ШІ охоплює багато підгалузей, кожна з яких вирішує конкретні типи завдань. Однією з базових підгалузей є обчислювальна лінгвістика, що дозволяє машинам розуміти та генерувати природну мову. Завдяки цьому працюють голосові асистенти, автоматичні перекладачі та чат-боти. Інша важлива сфера — комп'ютерний зір, що дозволяє системам інтерпретувати зображення та відео. Саме завдяки комп'ютерному зору автомобілі з автономним керуванням можуть «бачити» дорожню ситуацію, а додатки вміють розпізнавати обличчя[16].

Ще одна ключова підгалузь — робототехніка, яка поєднує інтелектуальні алгоритми з фізичними механізмами. Сюди входять роботи-пилососи, промислові маніпулятори, дрони та медичні роботи. Важливою є і експертна аналітика, де системи здатні накопичувати знання та приймати рішення на основі складних правил. Такі системи застосовуються в медицині, фінансовому прогнозуванні та технічній діагностиці.

Попри розмаїття напрямів, центральною та найбільш динамічною підгалуззю ШІ є машинне навчання(рис 3.1). Воно спирається на здатність систем самостійно знаходити закономірності в даних і вдосконалювати свої результати без прямого програмування[17]. Якщо традиційний підхід передбачає чіткі інструкції для кожної дії, то машинне навчання дає можливість моделі навчатися на прикладах. Саме тому сьогодні його застосування надзвичайно широке: від

рекомендацій у стрімінгових сервісах до медичної діагностики та фінансових ризикових моделей.



Рисунок 3.1. Машинне навчання як підгалузь штучного інтелекту

Машинне навчання поділяється на кілька напрямів. Кероване навчання працює з даними, що вже мають правильні відповіді — наприклад, фото з підписом, що на ньому зображено. Некероване навчання шукає приховані закономірності у «непомічених» даних, групує їх або визначає структуру. Навчання з підкріпленням дозволяє агенту вчитися на основі винагород за свої дії, що є особливо корисним у робототехніці, іграх та автономних системах. Окремо виділяють глибоке навчання, яке використовує нейронні мережі, натхненні роботою людського мозку, і демонструє рекордні результати в роботі з великими обсягами даних.

Сутність машинного навчання полягає в тому, що комп'ютерна система отримує набір прикладів — даних, що містять певну інформацію про процес або об'єкт, — і на їх основі будує математичну модель. Згодом вона здатна прогнозувати результати, розпізнавати нові дані та приймати рішення без додаткових інструкцій програміста. Таким чином, машина не просто виконує команди, а навчається, узагальнює інформацію та вдосконалює свою точність.

У сучасній теорії машинного навчання існує кілька основних напрямів. Найпоширенішим є кероване навчання, коли дані містять правильні відповіді, за

якими модель «вчиться» прогнозувати нові випадки. Це може бути аналіз стану обладнання, визначення дефектів або прогнозування споживання ресурсів. Інший тип — некероване навчання, орієнтоване на пошук прихованих структур у даних без заздалегідь відомих результатів. Воно використовується для пошуку аномалій, кластеризації даних або виділення ключових характеристик процесу. Окремий напрям — навчання з підкріпленням, у якому модель взаємодіє з середовищем, отримує винагороди або штрафи та поступово формує оптимальну стратегію поведінки. Такий підхід широко використовується в робототехніці та системах оптимального керування.

Промисловість давно стала одним із головних споживачів технологій машинного навчання. Це зумовлено зростанням обсягів даних, появою інтернету речей, цифрових датчиків і систем контролю. Сучасні підприємства збирають колосальні масиви інформації — від температурних показників і вібраційних сигналів до аналізу хімічних складів та зображень з виробничих камер. Людина не в змозі проаналізувати ці обсяги вручну, натомість алгоритми машинного навчання здатні швидко знаходити закономірності, які непомітні людському оку.

Одна з ключових причин широкого використання ML у промисловості — можливість прогнозувати майбутні стани обладнання та технологічних процесів. Багато підприємств переходять від планового технічного обслуговування до сервісу на основі реального стану агрегатів. Алгоритми аналізують довгострокові зміни у параметрах роботи машин та визначають, коли саме може відбутися поломка. Такий підхід, відомий як Predictive Maintenance, дозволяє уникати незапланованих зупинок і економити значні кошти. Крім того, машинне навчання допомагає покращити якість продукції: моделі в реальному часі відстежують показники технологічних ліній та сповіщають про відхилення, часто ще до того, як виникне дефект.

До найпоширеніших алгоритмів машинного навчання належать лінійні моделі, дерева рішень, метод опорних векторів, нейронні мережі та ансамблеві підходи. Лінійні моделі залишаються популярними завдяки своїй простоті та

інтерпретованості, однак вони не завжди здатні відобразити складні нелінійні залежності промислових процесів. Дерева рішень добре підходять для аналізу структурованих даних, але схильні до перенавчання. Нейронні мережі показують високі результати в задачах розпізнавання зображень або обробки сигналів, проте потребують великої кількості даних і комп'ютерних ресурсів.

Особливої уваги заслуговують ансамблеві методи, які поєднують кілька моделей для отримання точніших прогнозів. Серед них найбільш ефективним у промислових умовах є градієнтний бустинг. Це метод побудови моделі шляхом послідовного навчання багатьох слабких моделей, зазвичай невеликих дерев рішень, кожне з яких намагається виправити помилки попередніх. На початковому етапі систему навчають робити простий прогноз, після чого обчислюють помилку моделі. Наступне дерево навчається на цій помилці, а результат комбінується з початковою моделлю. Такий процес повторюється десятки або сотні разів, і кожен крок наближає прогноз до максимальної точності.

Жодна інша технологія не дала промисловим підприємствам такого рівня автоматизації, як машинне навчання. Воно дозволяє зменшити вплив людського фактору, оптимізувати витрати ресурсів, підвищити безпеку роботи та забезпечити стабільність процесів. У поєднанні з концепцією Industry 4.0 машинне навчання стає фундаментом сучасних «розумних» фабрик, де рішення ухвалюються на основі даних, а процеси регулюються у режимі реального часу.

3.2. Метод градієнтного бустингу

Градієнтний бустинг сьогодні посідає особливе місце серед алгоритмів машинного навчання, які використовуються для прогнозування, класифікації та аналізу складних процесів. Він став одним із найбільш результативних методів побудови моделей на структурованих даних, що забезпечило йому популярність у фінансовій сфері, медицині, енергетиці, промисловості та багатьох інших галузях[18]. Його універсальність, здатність працювати з даними різної природи та висока точність сприяли тому, що сучасні реалізації градієнтного бустингу —

XGBoost, LightGBM, CatBoost — стали стандартом у сфері аналітики та інтелектуальних систем.

Гرادієнтний бустинг є розвитком ідеї так званих ансамблевих методів, які поєднують кілька моделей в одну задля підвищення якості прогнозів. На відміну від одиночних алгоритмів, ансамблі здатні компенсувати слабкі сторони окремих моделей, отримуючи більш точні й стабільні результати. Ідея бустингу полягає в тому, щоб по черзі будувати серію слабких моделей, кожна з яких навчається виправляти помилки попередніх. Саме така послідовна організація навчання робить градієнтний бустинг надзвичайно потужним інструментом.

Суть градієнтного бустингу полягає в поступовому, крок-за-кроком удосконаленні моделі. Процес починається з простої початкової моделі. Це може бути константне передбачення або дуже просте дерево рішень. Після першого прогнозу обчислюється похибка — різниця між реальними значеннями та передбаченням. Цю похибку називають залишками. Далі будується нове дерево рішень, яке намагається передбачити саме ці залишки. Тобто модель не меморизує дані, а намагається зрозуміти, у чому саме помилилася попередня.

Кожен крок навчання спрямований на зменшення цього залишку (рис 3.2), що й дало назву методу: оптимізація відбувається за напрямом градієнта — найшвидшого зменшення помилки. Кожне додаткове дерево додається до моделі з певним коефіцієнтом — швидкістю навчання. У результаті створюється потужна модель, що складається з великої кількості маленьких дерев, кожне з яких має власне завдання — скоригувати попередні помилки настільки, щоб модель поступово ставала точнішою.

Якщо розглядати градієнтний бустинг не лише практично, а й математично, то він наближається до мінімуму функції втрат, додаючи на кожній ітерації нову модель, яка апроксимує негативний градієнт функції помилки. Це дозволяє алгоритму поводитися подібно до процесів оптимізації, які широко застосовуються в математиці та статистиці. Таким чином, градієнтний бустинг

поєднує ідею ансамблю з ідеєю градієнтного спуску, що робить його одним із найефективніших методів[19].

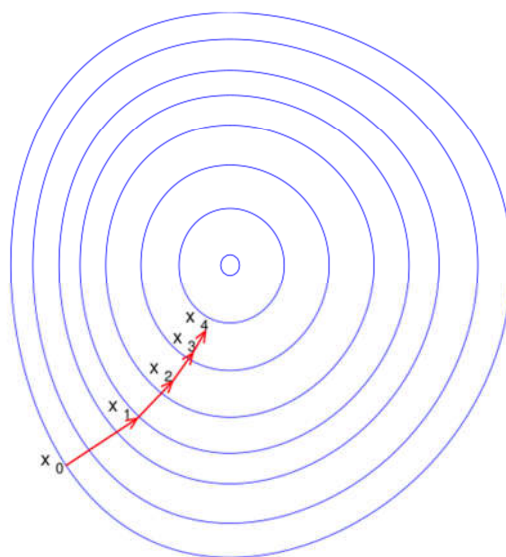


Рисунок 3.2. Графічне представлення градієнтного спуску

Однією з головних переваг градієнтного бустингу є його здатність працювати з дуже різноманітними даними. Він добре справляється навіть із тими задачами, де існують складні нелінійні залежності. Саме тому його часто обирають для вирішення реальних бізнес-проблем у промисловості, фінансах або технічній діагностиці, де дані рідко мають гладку або просту структуру.

Другою важливою перевагою є висока точність. У порівнянні з багатьма іншими алгоритмами, такими як лінійна регресія чи метод опорних векторів, градієнтний бустинг часто дає точніші прогнози навіть без значного налаштування параметрів. На практиці це означає можливість отримувати надійні результати навіть у складних умовах, коли класичні математичні моделі працюють із великими похибками.

Третя перевага — можливість працювати з даними, у яких присутні пропуски або змішані типи змінних. Наприклад, сучасні реалізації бустингу здатні самостійно визначати оптимальні способи обробки пропущених значень, що значно спрощує передобробку даних. Це робить алгоритм особливо корисним у

промислових системах моніторингу, де датчики можуть передавати неповні або шумні дані. Приклад такої роботи наведений на рис 3.3.

Крім того, алгоритм є стійким до переобучення, якщо його правильно налаштувати. Наявність регулювання глибини дерев, кількості ітерацій та швидкості навчання дозволяє контролювати складність моделі. Більш того, бустинг здатен добре узагальнювати інформацію навіть у випадках, коли обсяг даних обмежений, чим вигідно відрізняється від глибоких нейронних мереж[20].

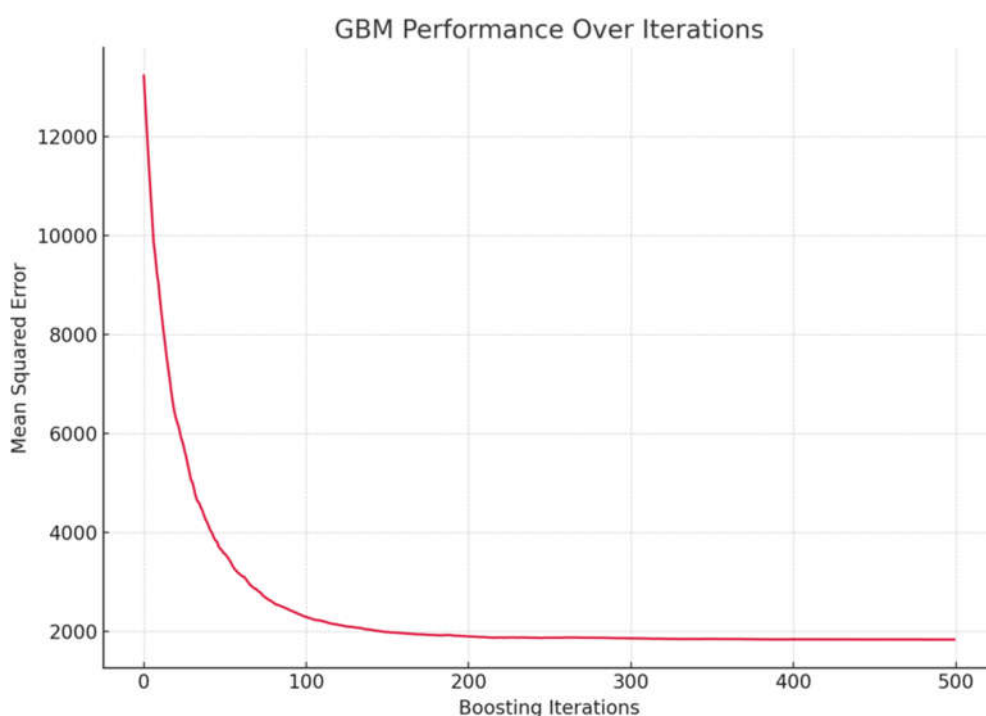


Рисунок 3.3. Зміни MSE помилки

У промисловому середовищі градієнтний бустинг застосовується надзвичайно широко. Він дозволяє аналізувати телеметрію обладнання, виявляти аномальні режими роботи, прогнозувати залишковий ресурс машин та оптимізувати технологічні режими. Завдяки своїй точності він стає ключовим інструментом у створенні систем Predictive Maintenance, які запобігають аваріям і знижують витрати на непланові ремонти.

У хімічній, металургійній та харчовій промисловості алгоритм використовується для оптимізації параметрів виробництва, прогнозування властивостей матеріалів або контролю якості. Градієнтний бустинг дозволяє

встановити залежності між десятками технологічних параметрів, що часто є неможливим для класичних інженерних методів аналізу.

У фінансовій галузі він використовується для оцінки ризиків, моделювання поведінки клієнтів, класифікації транзакцій та виявлення шахрайства. Завдяки здатності працювати з дуже високовимірними даними бустинг здатен знаходити приховані закономірності, які неможливо визначити традиційними статистичними підходами.

У медицині цей метод допомагає створювати моделі прогнозування розвитку хвороб, аналізу результатів лабораторних досліджень та підтримки лікарських рішень. У багатьох задачах градієнтний бустинг показує точність, порівнянну або навіть вищу за глибокі нейронні мережі, особливо тоді, коли дані мають табличну форму.

Попри значні переваги, градієнтний бустинг має й певні недоліки, які слід враховувати при його використанні. Насамперед, він може бути обчислювально затратним. Оскільки метод будує сотні або навіть тисячі дерев рішень, процес навчання потребує значного часу, особливо при великих обсягах даних. Це обмеження частково усувається сучасними оптимізованими реалізаціями, але базова ідея залишається незмінною: бустинг — це алгоритм, який вимагає потужних ресурсів.

Другим істотним недоліком є складність налаштування. Хоча алгоритм добре працює «з коробки», максимальних результатів можна досягти лише за умови тонкого підбору параметрів — кількості дерев, їхньої глибини, швидкості навчання, типів функцій втрат та інших характеристик. Для некваліфікованого користувача цей процес може бути складним, а неправильні параметри здатні призвести до переобучення або надто повільної роботи моделі.

Ще одним недоліком є відносно слабка інтерпретованість. Хоча окреме дерево рішень легко пояснити, ансамбль із сотень дерев є значно складнішим. Втім, сучасні методи інтерпретації, такі як SHAP-значення, частково вирішують цю проблему.

Крім того, градієнтний бустинг не завжди є кращим вибором для задач із текстовими або візуальними даними. У цих випадках глибокі нейронні мережі, зокрема згорткові та трансформерні архітектури, працюють значно краще. Градієнтний бустинг залишається домінуючим здебільшого на табличних або числових даних[21].

3.3 Метод CatBoost

Алгоритм CatBoost є однією з найбільш значущих сучасних реалізацій градієнтного бустингу по вирішальних деревах. Він був розроблений для підвищення точності пророцтв на табличних даних, що особливо містять велику кількість категоріальних ознак, і поєднує в собі ряд архітектурних рішень, які усувають ключові недоліки традиційних методів бустингу. В основі CatBoost лежить ідея поетапної побудови ансамблю симетричних дерев рішень, кожне з яких апроксимує негативний градієнт функції втрат. Однак на відміну від класичних підходів, на кшталт XGBoost або LightGBM, CatBoost вирішує проблему усунення передбачень на етапі навчання та усуває інформаційні витоки, що виникають при обробці категоріальних ознак.

Однією з фундаментальних проблем традиційного градієнтного бустингу є так званий prediction shift - явище, при якому базова модель використовує на етапі навчання статистичні залежності, недоступні при інференсі. Це особливо актуально при застосуванні різних варіантів target encoding для категоріальних ознак: якщо середнє значення таргета для категорії розраховується по всій навчальній вибірці, модель починає «підглядати» у справжні значення, тим самим формуючи підвищену оцінку своєї точності. Концепція ordered boosting, що лежить в основі CatBoost, усуває це усунення шляхом імітації послідовного надходження даних. Спостереження випадково переупорядковуються, й у кожного об'єкта статистика за категоріальним ознакою будується лише з прикладів, розташованих у перестановці раніше. Таким чином, жоден об'єкт не

впливає на свою статистику, що робить навчання узгодженим з реальним процесом передбачення. Цей підхід забезпечує стійкість моделі, знижує можливість перенавчання і дозволяє коректно обробляти навіть рідкісні категорії без додаткових евристик.

Важливим конструктивним елементом CatBoost є симетричні вирішальні дерева або *oblivious trees*. Кожне дерево будується так, що на всіх вузлах одного рівня застосовується однакове правило розбиття. Такі дерева мають істотно меншу кількість параметрів порівняно з асиметричними CART-структурами і забезпечують регуляризуючий ефект: простір можливих рішень скорочується, а модель стає менш схильною до припасування під шумові особливості даних. Додатковим перевагою є висока обчислювальна ефективність: прогноз по симетричному дереву зводиться до послідовності бінарних перевірок, що спрощує як CPU-, і GPU-оптимізацію. У сукупності з ефективним зберіганням градієнтів та передрахуванням порогів для безперервних ознак це забезпечує CatBoost високу швидкість навчання.

Обробка категоріальних ознак у CatBoost реалізована через перетворення, що базуються на таргетних статистиках, які розраховуються відповідно до принципів *ordered boosting*. Для кожної категорії обчислюється згладжене значення, що враховує як фактичні спостереження, і апіорний розподіл таргета. Модель також автоматично створює комбінації категоріальних ознак, що значно розширює простір ознак, здатних виявляти нелінійні залежності. На відміну від інших бібліотек бустингу, користувачу не потрібно вручну проводити *one-hot encoding*, *frequency encoding* або *target encoding*: перетворення категорій повністю автоматизоване та вбудоване у процес побудови дерев.

Функціонування CatBoost можна як ітеративний процес оптимізації функції втрат. На кожній ітерації обчислюється градієнт всім об'єктам, потім будується симетричне дерево, що мінімізує помилку з урахуванням регуляризації. Вага нового дерева масштабується коефіцієнтом навчання, після чого ансамбль оновлюється. Оскільки якість моделі контролюється на валідаційній підвибірці,

процес може бути зупинений раніше, якщо подальше навчання не веде до покращення метрик. Наявність вбудованої ранньої зупинки та механізмів стохастичного регулювання робить CatBoost стійким навіть при великих глибинах дерев і малих значеннях learning rate.

Порівняння CatBoost з іншими методами градієнтного бустингу показує, що застосування ordered boosting та спеціалізованої обробки категоріальних ознак забезпечує переваги при вирішенні задач з табличними даними, що містять широкий набір категорій або складні взаємодії між ознаками.

3.4. Структурування та обробка даних для машинного навчання

Оскільки весь процес очистки води та підготовки відбувається впродовж багатьох етапів і не на кожному етапі встановлені технічні засоби моніторингу стану води ми поділимо весь процес на три основні етапи: Н-катионова обробка, осматична очистка, мікро дозація речовин. На цих трьох етапах згруповані основні засоби моніторингу стану води такі як: потік, лужність, жорсткість, кальцій, діоксид хлору та ін. Приклади структури табличних даних наведені у таблицях 3.1, 3.2, 3.3.

Таблиця 3.1 – Приклад групування даних для Н-катионового фільтра

Н-кітаон				
Потік	Лужність вхід	Лужність вихід	Жорсткість вхід	Жорсткість вихід
100	5,1	1,5	8,3	4,5
100	5,1	1,5	8,3	4,5
100	5,1	1,4	8,3	4,5

Таблиця 3.2 – Приклад групування даних для насосної

Насосна										
Потік	Луж вхід	Луж вихід	Жорс вхід	Жорс вихід	Кальцій	Діоксид хлору	CO2	Дозація хлору	Дозація Na2CO3	Дозація HCl
100	1,5	0,1	4,5	0,13	0,82	0,2	44	0,33	0,18	1
100	1,5	0,1	4,5	0,13	0,81	0,16	45	0,07	0,18	1
100	1,4	0,14	4,5	0,13	0,81	0,16	46	0,07	0,18	0,9

Таблиця 3.3 – Приклад групування даних для зворотного осмоса

Зворотній осмос			
Тиск	Сульфати вхід	Сульфати вихід	Потік
4,55	6	0,22	98,6
4,35	6	0,23	94,3
5,1	6,4	0,24	110,5

Деякі значення були приведенні у більш спрощений вигляд діапазоном від 0 до 1. Такими значеннями є дозація: хлору, Na_2CO_3 , HCl у таблиці 3.2.

Це діапазон значень ppm для дозаційних насосів, ці значення є індивідуальними для кожної партії приготовлених речовин. Ці значення корегує оператор при заміні речовин. Тому щоб не було похибки з сторони технічного виконання контролю та управлінням процесу виконується така заміна значень. Такими чином значення завжди залишаються не змінними для системи керування і не потрібно перенавчати модель при кожній заміні речовин.

За допомогою машинного навчання будемо прогнозувати вихідні показники води з кожного етапу зважаючи на вхідні показники та використовувати спрогнозовані значення для створення подальшого керуючого впливу на органи управління системи очистки та підготовки води.

3.5. Машинне навчання моделі прогнозування показників

Для спрощення обробки даних необхідно змінити назву стовпців на більш спрощену. Назви набувають наступного вигляду:

Для таблиці 3.1 заміняємо: потік, лужність вхід, лужність вихід, жорсткість вхід, жорсткість вихід на A, B, C, D, E, F. Та приймаємо за вхід A, B, D, а за вихід C, E для машиного навчання Н-катіонового сегменту.

Для таблиці 3.2 заміняємо: потік, лужність вхід, лужність вихід, жорсткість вхід, жорсткість вихід, кальцій, діоксид хлору, CO_2 , дозація хлору, дозація Na_2CO_3 , дозація HCl на A, B, C, D, E, F, G, H, J, K. Та приймаємо за вхід A, B, D, а за вихід C, E, F, G, H, J, K для машиного навчання насосного сегменту.

Для таблиці 3.3 заміняємо: тиск, сульфати вхід, сульфати вихід, потік на А, В, С, D, Е. Та приймаємо за вхід А, В, D, а за вихід С для машинного навчання осмотичного сегменту.

Для навчання Н-катионного сегменту використовуємо табличні данні які наведені у додатку А. Для навчання насосного сегменту використовуємо табличні данні які наведені у додатку Б. Для навчання осмотичного сегменту використовуємо табличні данні які наведені у додатку В.

Головним показником якості виконаного навчання є середньо квадратична похибка (MSE). Чим менша середньоквадратична похибка тим краще навчана модель.

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Для отримання середньо квадратичної похибки необхідно розділити данні для навчання на дві групи: тестові та навчальні. Данні з додатків А, Б та В було поділено таким чином що: 80% навчальних даних та 20% тестових. Після чого було виконано навчання за методом градієнтного бустингу та за алгоритмом CatBoost. Була прорахована середньоквадратична похибка.

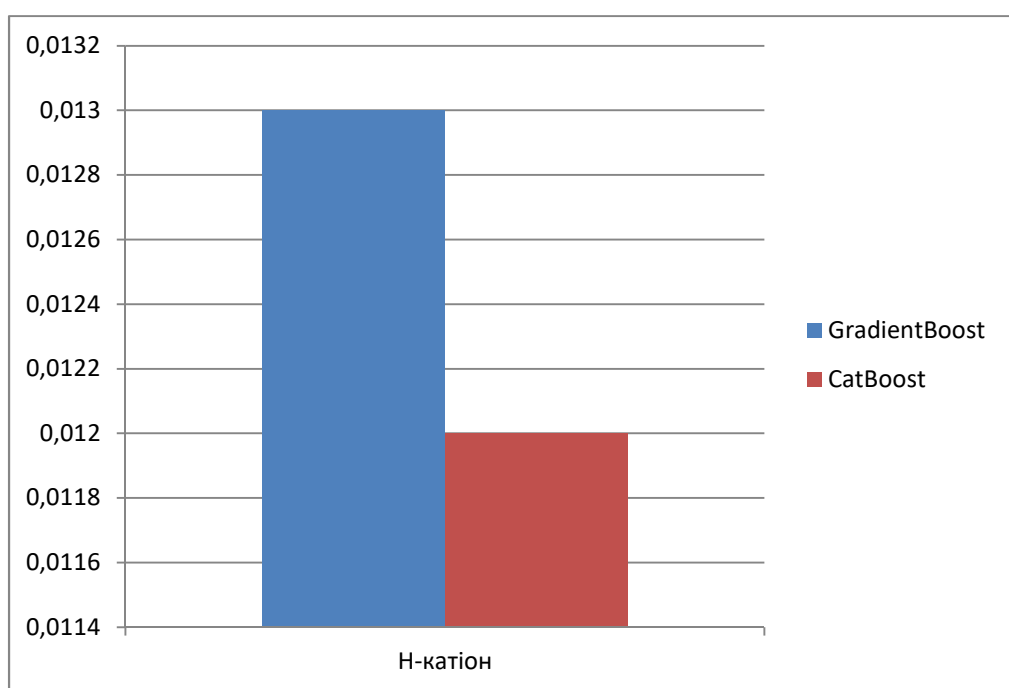


Рисунок 3.4 Порівняльний графік MSE Н-катионного фільтру

Як видно з рис 3.4 метод CatBoost дає кращі результати передбачення для Н-катионового фільтру ніж метод градієтного бустингу.

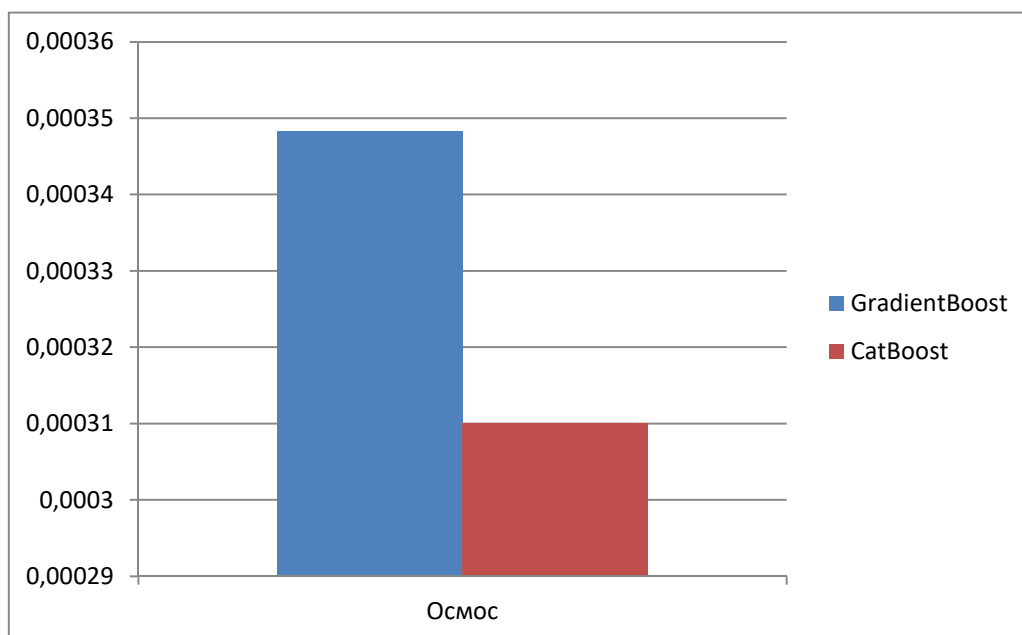


Рисунок 3.5 Порівняльний графік MSE станції зворотного осмосу

Як видно з рис 3.5 метод CatBoost дає кращі результати передбачення для станції зворотного осмосу ніж метод градієтного бустингу.

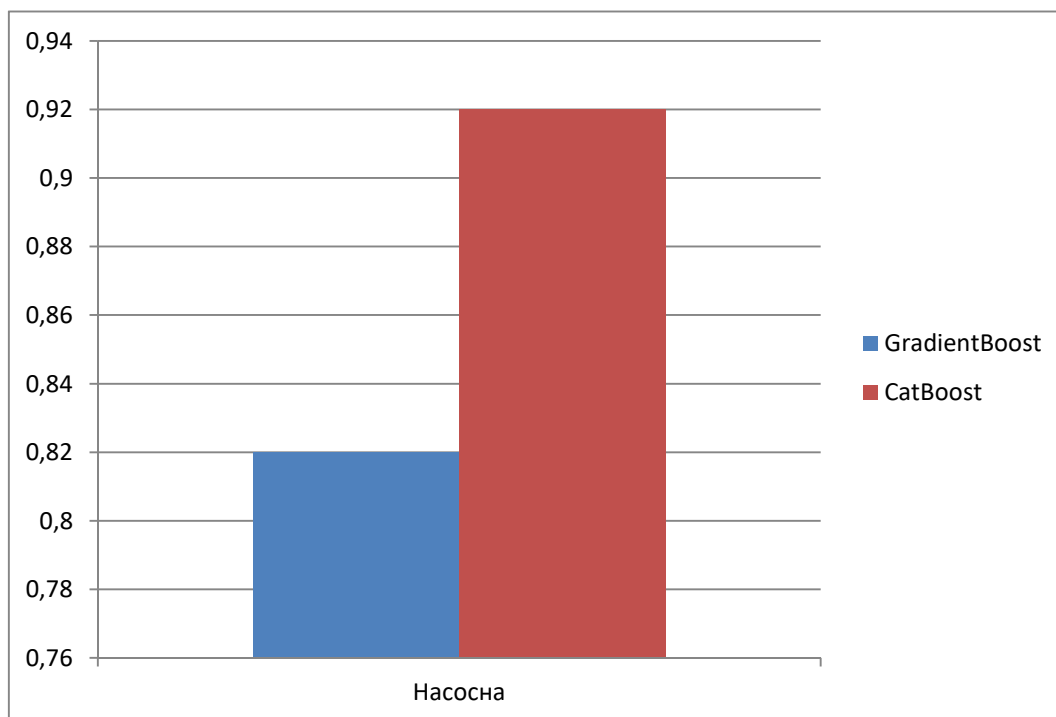


Рисунок 3.6 Порівняльний графік MSE насосної станції

Як видно з рис 3.6 метод градієтного бустингу дає кращі результати передбачення для насосної ніж метод CatBoost. Також на рис 3.6 можна помітити

що середньо квадратична похибка завелика для насосної станції порівняно з іншими показниками.

Підчас тренувань моделей та обробці даних було виявлено що алгоритм CatBoost значно повільніший в навчанні та обробці даних ніж метод градієтного бустингу і при повільнішій швидкості результат обробки не має великої переваги над методом градієтного бустингу. Тому для того щоб забезпечити вчасне передбачення показників якості води буде в подальшому застосовуватись метод градієтного бустингу.

Раніше у результаті підрахунку середньо квадратичної помилки для методу градієтного бустингу насосної станції був помічений досить великий показник середньоквадратичної похибки. Це може бути внаслідок того що навчальні дані мають різні масштаби показників, великі показники будуть впливати на більш малі. Тому відмасштабуємо все вхідні дані та знов навчимо модель градієтного бустингу за оновленими даними та перерахуємо середньо квадратичну помилку. В результаті масштабування було отримано нове значення середньоквадратичної похибки для насосної станції.

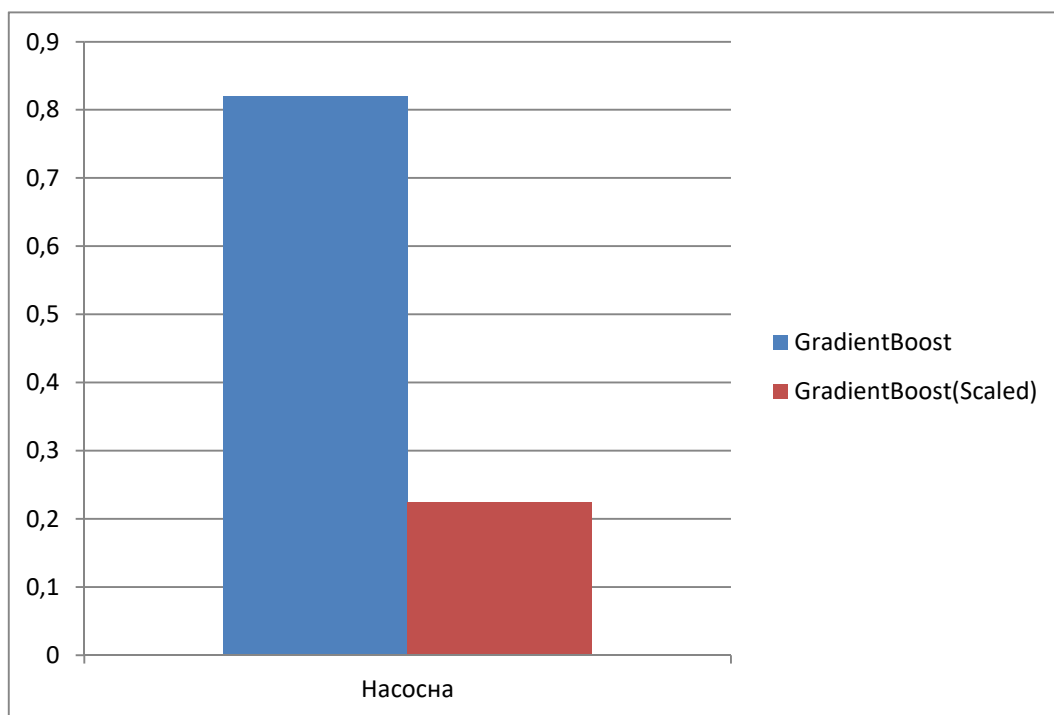


Рисунок 3.7 Порівняльний графік масштабованого та не масштабованого MSE насосної станції

Як видно з рис 3.7 масштабування вхідних даних дало приріст точності прогнозування показників якості води для насосної станції

Фінальні показники середньо квадратичної похибки зазначені у таблиці 3.4

Таблиця 3.4 – Кінцеві показники середньоквадратичної помилки

	Середньоквадратична помилка (MSE)
Н-катион	0,013
Осмос	0,0003483
Насосна	0,225

Таким чином було визначеной найбільш ефективніший метод машинного навчання і тепер можна повністю побудувати алгоритм роботи програми (рис 3.8) з машинного навчання, обробки даних та комунікації з контроллером.

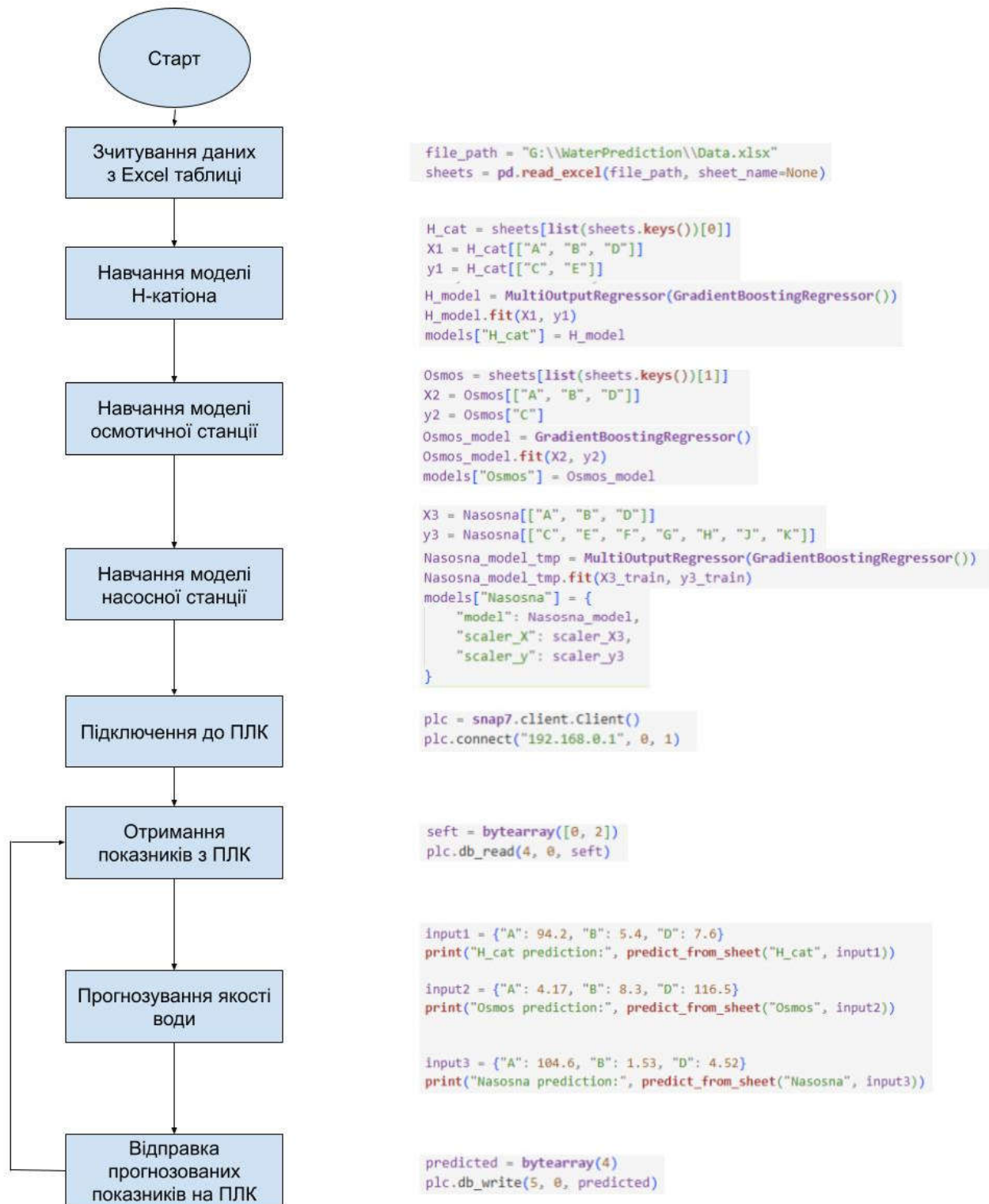


Рисунок 3.8 Загальний алгоритм роботи системи передбачення

Висновки до розділу 3

Розглянуті методи машинного навчання демонструють ключову роль інтелектуальних алгоритмів у сучасних системах аналізу та прогнозування. Штучний інтелект сьогодні є одним із фундаментальних напрямів цифрової трансформації промисловості, а машинне навчання — його ядром, адже забезпечує здатність автоматично виявляти закономірності у великих масивах даних, формувати прогнози та приймати рішення без прямого програмування. З-поміж усіх підходів особливої уваги заслуговують ансамблеві методи, серед яких градієнтний бустинг посідає провідне місце завдяки високій точності, універсальності та стійкості до складних нелінійних залежностей.

Алгоритми, такі як GradientBoost та CatBoost, стали стандартом у вирішенні завдань прогнозування технологічних показників та оптимізації виробничих процесів. Зокрема, CatBoost вирізняється ефективною роботою з категоріальними ознаками та впровадженням механізму ordered boosting, що усуває інформаційні витоки та підвищує узагальнювальну здатність моделей. А алгоритм GradientBoost хоч і є базовою моделью але виконує більшість сучасних завдань на не продуктивних платформах з досить великою швидкістю та надійністю.

Отже, машинне навчання — це не просто інструмент обробки інформації, а основа формування нових підходів до керування, моніторингу та прогнозування стану технологічних систем. Його застосування у водоочисних процесах, зокрема для прогнозування зміни параметрів води, відкриває можливості для підвищення точності контролю якості, оптимізації роботи обладнання та зниження експлуатаційних витрат. Інтеграція моделей на основі градієнтного бустингу дозволяє побудувати ефективну систему прогнозування, що сприятиме автоматизації й підвищенню надійності водоочисних технологій.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

4.1 Охорона праці на промисловому підприємстві

Система охорони праці на промислових підприємствах України ґрунтується на нормах Конституції України, яка закріплює право громадян на безпечні та здорові умови праці. Реалізація цього права забезпечується сукупністю нормативно-правових актів, що регламентують вимоги до безпеки виробничої діяльності. До основних законодавчих документів належать закони України «Про охорону праці», «Про охорону здоров'я», «Про пожежну безпеку», «Про використання ядерної енергії та радіаційний захист», «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення», «Про цивільну оборону», а також Кодекс законів про працю України та відповідні підзаконні нормативні акти.

Мікроклімат виробничих приміщень визначається температурою, вологістю, швидкістю руху повітря та інтенсивністю теплового випромінювання і суттєво впливає на фізіологічний стан працівників. За несприятливих умов він може призводити до порушення теплового балансу організму, зниження працездатності та виникнення професійних захворювань. Домінуючий вплив окремих параметрів мікроклімату залежить від характеру технологічного процесу та умов експлуатації обладнання.

Температурний режим у виробничих приміщеннях формується внаслідок тепловиділення технологічного обладнання, теплообміну з навколишнім середовищем та ефективності вентиляції. Джерелами теплового випромінювання є печі, котли, трубопроводи, апарати з нагрітими поверхнями, розплавлені матеріали та відкрите полум'я. За високих температур нагрівальних поверхонь у спектрі випромінювання можуть бути присутні інфрачервоні, видимі та ультрафіолетові промені. Надмірне теплове навантаження негативно впливає на серцево-судинну систему, процеси обміну речовин і психофізіологічні функції працівників, зокрема увагу та точність виконання операцій. Теплове опромінення

розглядається як додатковий фактор теплового навантаження, що підлягає обов'язковому врахуванню при оцінці умов праці.

4.2 Загальні вимоги безпеки на ВПУ

Хімічні реагенти, зокрема кислоти, луги, фосфати та інші допоміжні матеріали, повинні зберігатися у спеціально обладнаних складських приміщеннях відповідно до чинних нормативних вимог. Речовини, що мають вибухонебезпечні, легкозаймисті або токсичні властивості, підлягають зберіганню в ізольованих складах, спроектованих згідно з вимогами будівельних та протипожежних норм. Концентрація шкідливих речовин у повітрі робочої зони не повинна перевищувати гранично допустимі значення. Територія підприємства та виробничі приміщення мають утримуватися в чистоті, а випадкові розливи реагентів — своєчасно нейтралізуватися та видалятися.

Пожежна безпека установки забезпечується відповідно до вимог чинних СНіП та правил пожежної безпеки України. Об'єкт має бути укомплектований необхідними первинними засобами пожежогасіння, які повинні перебувати у справному стані та бути доступними для персоналу. Куріння дозволяється виключно у спеціально визначених місцях, при цьому забороняється куріння поблизу резервуарів, колодязів, каналів та відкритих люків. У виробничих приміщеннях повинні бути аптечки першої допомоги з необхідним набором медикаментів і перев'язувальних матеріалів.

4.3 Небезпечні та шкідливі виробничі фактори

Виявлення та оцінка небезпечних і шкідливих факторів виробничого середовища здійснюється шляхом обстеження підприємства, аналізу статистики виробничого травматизму та професійної захворюваності, а також із застосуванням розрахунково-аналітичних методів оцінювання ризиків. Це дозволяє сформувати перелік найбільш значущих небезпек для конкретного виробництва та умов праці.

Для установки водопідготовки характерними є такі небезпечні та шкідливі фактори: вплив хімічних речовин на органи дихання, шум і вібрація від роботи обладнання, а також небезпека ураження електричним струмом. У технологічному процесі використовуються реагенти, зокрема сірчаноокислий алюміній, поліакриламід, сірчана кислота, луи, аміак та інші речовини, що за певних умов можуть чинити подразнювальну та токсичну дію.

Тривалий вплив шуму та вібрації негативно позначається на функціонуванні нервової, серцево-судинної та опорно-рухової систем, може спричиняти розвиток професійних захворювань, зокрема приглухуватості та вібраційної хвороби. Крім шкоди здоров'ю персоналу, вібрації прискорюють знос обладнання, знижують його надійність та можуть призводити до аварійних ситуацій.

Небезпека ураження електричним струмом виникає внаслідок пошкодження ізоляції, появи напруги на металевих корпусах обладнання, помилкових дій персоналу або несправностей систем заземлення. Електробезпека забезпечується конструктивними рішеннями електроустановок, технічними засобами захисту та організаційними заходами.

4.4 Індивідуальні та колективні засоби захисту працюючих

Одним із основних напрямів зменшення впливу шкідливих факторів на персонал є автоматизація технологічних процесів, що дозволяє мінімізувати безпосередню участь людини у небезпечних операціях. Установки водопідготовки передбачають автоматичний режим роботи з централізованим контролем параметрів.

Зберігання та подача хімічних реагентів здійснюються у спеціально обладнаних приміщеннях, оснащених вентиляцією, освітленням і засобами аварійного промивання очей. Під час виконання робіт із реагентами персонал зобов'язаний використовувати засоби індивідуального захисту, зокрема кислотостійкий спецодяг, засоби захисту органів дихання, рук, ніг та очей.

Для забезпечення електробезпеки застосовуються захисне заземлення, ізоляція струмоведучих частин і попереджувальні знаки. Система заземлення виконується з використанням металевих конструкцій будівель і обладнання, з'єднаних у єдиний контур із нормативним значенням опору. Також передбачено захист від блискавки відповідно до вимог національних стандартів, що гарантує безпечну експлуатацію установки в умовах атмосферних впливів.

Висновки до розділу

Охорона праці являє собою систему законодавчих актів, економічних, технічних і організаційних заходів, які забезпечують безпеку, збереження здоров'я і працездатність людей на виробництві. Встановлено, що вплив на організм людини комплексу фізичних, хімічних та інших домішок в ряді випадків сильніше, ніж просто вплив кожного з цих факторів. Всі фактори, які впливають на працівника в приміщенні відповідають санітарним нормам.

ВИСНОВКИ

Машинне навчання сьогодні є однією з ключових технологій, що визначають розвиток автоматизованих систем у промисловості, енергетиці, водоочистці та інших сферах, де надійність, прогнозованість і здатність працювати зі складними масивами даних становлять фундаментальну вимогу. Його роль полягає у здатності знаходити закономірності в інформації, яку неможливо повністю описати детермінованими математичними рівняннями, та будувати моделі, що здатні узагальнювати досвід минулих спостережень для прийняття рішень у майбутньому. На основі цих принципів у роботі було застосовано ансамблеві алгоритми — GradientBoost і CatBoost — що представляють собою сучасні реалізації градієнтного бустингу, здатні працювати з нелінійними залежностями і шумовими даними, формуючи високоточні передбачувальні моделі. Особливо вагомим є застосування CatBoost, який усуває проблему зміщення прогнозу завдяки схемі ordered boosting та дозволяє працювати з категоріальними ознаками без ручного перетворення, що значно скорочує час підготовки даних і знижує імовірність помилок інженера або аналітика.

Модель машинного навчання, використана в дослідженні, створює можливість не лише визначати поточні значення технологічних показників, але й прогнозувати їх наперед, аналізувати тренди зміни параметрів артезіанської води, визначати фактори, що впливають на кінцеву якість фільтрації, а також здійснювати інтелектуальне керування обладнанням. Це формує новий рівень керування технологічним процесом, при якому система не просто реагує на зміну параметрів, а передбачає їх і запобігає відхиленням. Важливо наголосити, що машинне навчання у водопідготовці — це не лише інструмент прогнозування, але й засіб оптимізації, який дозволяє зменшити використання реагентів, знизити навантаження на фільтрувальні модулі, оптимізувати витрати енергії та підвищити ресурс обладнання. Таким чином, алгоритми, представлені в роботі, виступають технологічним механізмом, що формує інтелектуальний другий рівень автоматизації — рівень, де рішення приймаються не статичними

правилами, а адаптивними моделями, здатними самонавчатись на основі процесу роботи об'єкта.

У загальному підсумку, проведене дослідження охоплює повний цикл створення автоматизованої системи очищення та підготовки артезіанської води — від вибору фільтраційних ступенів до побудови системи моніторингу, керування та прогнозування. Реалізована установка включає механічне очищення, піщану фільтрацію, блок зворотного осмосу, іонообмінне пом'якшення та ремінералізацію, що дозволяє підтримувати стабільні параметри якості води для технологічних і побутових потреб. У роботі були використані програмовані контролери Siemens S7-1200, операторська панель TP700, датчики тиску та потоку, блоки аналогових та цифрових входів/виходів, перетворювач частоти Danfoss FC-302 для керування насосною групою, що забезпечило можливість стабільного функціонування системи в реальному часі та автоматичного реагування на зміну умов. Створене програмне забезпечення для взаємодії ПК із контролером, а також розроблений інтерфейс візуалізації дозволили сформувати централізований механізм керування системою та зручні засоби моніторингу її стану. Інтеграція алгоритмів машинного навчання стала фінальним та найбільш технологічно значущим етапом розробки, адже система перейшла від звичайного регулювання до інтелектуального прогнозування та попереджувального контролю. Отримана платформа може самостійно аналізувати накопичені дані, прогнозувати зміни показників артезіанської води, забезпечуючи підвищену точність контролю, підвищення ресурсу фільтрів і зниження витрат експлуатації. Таким чином, роботі вдалося поєднати інженерну автоматизацію та машинне навчання в єдину технологічну структуру, що може бути масштабована, модернізована та впроваджена у реальні виробничі процеси. Створена система підтверджує, що поєднання промислових апаратних засобів і алгоритмів інтелектуального аналізу даних формує новий етап розвитку водопідготовки — від класичного керування до передбачуваного, адаптивного та автономного.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Водопідготовка // Термінологічний словник-довідник з будівництва та архітектури / Р. А. Шмиг, В. М. Боярчук, І. М. Добрянський, В. М. Барабаш ; за заг. ред. Р. А. Шмига. — Львів, 2010. — С. 54. — ISBN 978-966-7407-83-4.
2. Довідник сучасних технологій з очищення природної і стічної води та обладнання / [І. В. Панасюк та ін. ; під заг. ред. І. В. Панасюка] ; Київ. нац. ун-т технологій та дизайну. — Київ : Медінформ, 2016. — 245 с. : іл., табл. — Бібліогр.: с. 231—234 (38 назв). — ISBN 978-966-409-191-3
3. *Warsinger, David M.; Tow, Emily W.; Nayar, Kishor G.; Maswadeh, Laith A.; Lienhard V, John H. (2016). "Energy efficiency of batch and semi-batch (CCRO) reverse osmosis desalination". Water Research. 106: 272–282.*
4. "Best Reverse Osmosis Systems (2025)". This Old House. Retrieved 30 January 2025.
5. Glater, J. (1998). "The early history of reverse osmosis membrane development". *Desalination*. 117 (1–3): 297–309.
6. Мала гірнича енциклопедія : у 3 т. / за ред. В. С. Білецького. — Д. : Донбас, 2007. — Т. 2 : Л — Р. — 670 с. — ISBN 57740-0828-2.
7. Глосарій термінів з хімії // Й. Опейда, О. Швайка. Ін-т фізико-органічної хімії та вуглехімії ім. Л. М. Литвиненка НАН України, Донецький національний університет. — Донецьк : Вебер, 2008. — 758 с.
8. Deng, A., Xie, R., Gomez, M., Adin, A. та ін. «Impact of pH level and magnesium addition on corrosion of re-mineralized seawater reverse osmosis membrane (SWRO) product water on pipeline materials». *Desalination*, 351 (2014): 171–183.
9. Т. А. Сафранов, Н. В. Грабко, А. А. Поліщук, Г. Г. Трохименко «Збалансованість мінерального складу питних вод як чинник впливу на здоров'я населення міських агломерацій». — Одеський державний екологічний університет, 2016.
10. Siemens ST70, 2017.
11. IEC 60381-2:1978 ED1 60.60 Standard published Jan 1, 1978.
12. Посібник із програмування S7-1200/S7-1500. Entry-ID: 81318674, V1.4, 11/2015

- 13.Іванов А. О. Теорія автоматичного керування: Підручник. — Дніпропетровськ: Національний гірничий університет. — 2003. — 250 с.
- 14.Комп'ютерні мережі: [навчальний посібник] / А. Г. Микитишин, М. М. Митник, П. Д. Стухляк, В. В. Пасічник. — Львів: «Магнолія 2006», 2013. — 256 с. ISBN 978-617-574-087-3
- 15.Засоби штучного інтелекту: навч. посіб. / Р. О.Ткаченко, Н. О.Кустра, О. М.Павлюк, У. В.Поліщук; М-во освіти і науки України, Нац. ун-т «Львів. політехніка». — Львів: Вид-во Львів. політехніки, 2014. — 204 с. : іл. — Бібліогр.: с. 200 (11 назв). — ISBN 978-617-607-692-6
- 16.Artificial general intelligence: 15th International Conference, AGI 2022, Seattle, 19-22.08.2022, proceedings. / Бен Герцель; Iklé, Matthew et al. 2023. — Cham. ISBN 978-3-031-19907-3.
- 17.Ian H. Witten and Eibe Frank (2011). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques Morgan Kaufmann, 664pp., ISBN 978-0-12-374856-0
- 18.Zhou Zhi-Hua (2014) Boosting 25 years. CCL 2014 Keynote.
- 19.Long, Philip M.; Servedio, Rocco A. (March 2010). Random classification noise defeats all convex potential boosters. Machine Learning. Springer US. 78 (3): 287—304.
- 20.Lehmann, E. L.; Casella, George (1998). Theory of Point Estimation. New York: Springer. ISBN 978-0-387-98502-2. MR 1639875.
- 21.Bermejo, Sergio; Cabestany, Joan (2001). Oriented principal component analysis for large margin classifiers. Neural Networks. 14 (10): 1447—1461.

ДОДАТОК А

ПОКАЗНИКИ РОБОТИ Н-КАТІОНОВОГО ФІЛЬТРУ СТАНЦІЇ ВОДОПІДГОТОВКИ ТА ОЧИЩЕННЯ ВОДИ

Н-кітаоновий фільтр				
Протік	Лужність вхід	Лужність вихід	Жорсткість вхід	Жорсткість вихід
100	5,1	1,5	8,3	4,5
100	5,1	1,5	8,3	4,5
100	5,1	1,4	8,3	4,5
100	5,1	1,5	8,3	4,6
100	5,1	1,5	8,3	4,6
100	5,3	1,6	8,5	4,7
100	5,3	1,6	8,5	4,7
100	5,3	1,5	8,5	4,6
100	5,3	1,6	8,5	4,6
100	5,2	1,5	8,2	4,6
100	5,2	1,5	8,2	4,7
100	5,2	1,6	8,2	4,7
100	5,2	1,6	8,2	4,7
100	5,1	1,7	8,3	4,8
100	5,1	1,7	8,3	4,8
100	5,1	1,7	8,3	4,8
100	5,1	1,5	8,3	4,6
100	5,3	1,6	8,4	4,7
100	5,3	1,5	8,4	4,6
100	5,3	1,5	8,4	4,6
100	5,3	1,5	8,4	4,6
100	5,3	1,5	8,4	4,6
100	5,3	1,5	8,4	4,6
100	5,3	1,5	8,4	4,7
100	5,3	1,5	8,4	4,6
100	5,3	1,4	8,4	4,5
100	4,9	1,4	8,3	4,5
100	4,9	1,4	8,3	4,6
100	4,9	1,4	8,3	4,6
100	5,3	1,4	8,4	4,6
100	5,3	1,3	8,4	4,6
100	5,3	1,4	8,4	4,7
100	5,3	1,5	8,4	4,7
100	5,1	1,5	8,3	4,7
100	5,1	1,4	8,3	4,6
100	5,1	1,4	8,3	4,6
100	5,1	1,5	8,3	4,7

100	5,2	1,6	8,3	4,7
100	5,2	1,5	8,3	4,6
100	5,2	1,5	8,3	4,6
100	5,2	1,5	8,3	4,6
100	5,2	1,5	8,2	4,6
100	5,2	1,3	8,2	4,6
100	5,2	1,5	8,2	4,5
100	4,9	1,3	8,2	4,5
100	4,9	1,4	8,2	4,3
100	4,9	1,4	8,2	4,5
100	4,9	1,4	8,2	4,5
100	4,9	1,5	8,2	4,6
100	5,2	1,6	8,4	4,7
100	5,2	1,7	8,4	4,8
94	5,1	1,90	8,4	4,83
95	5	1,77	8,4	4,79
96	5,1	1,84	8,1	4,45
95	5,3	2,07	8,5	4,89
89	4,8	1,77	8	4,62
96	5,2	1,94	8,5	4,85
96	5,1	1,84	8,1	4,45
96	4,9	1,64	8,6	4,95
97	4,9	1,60	8	4,31
88	5,1	2,11	8,3	4,96
86	5,3	2,38	8,6	5,33
89	4,9	1,87	8,6	5,22
91	5,1	2,01	8,6	5,14
93	5,2	2,04	8,3	4,77
93	5,3	2,14	8,1	4,57
96	5,2	1,94	8,2	4,55
97	5,1	1,80	8,3	4,61
86	5,2	2,28	8,5	5,23
81	4,8	2,05	8,6	5,52
79	4,9	2,21	8,3	5,30
95	5,1	1,87	8,2	4,59
95	5,1	1,87	8	4,39
94	5,2	2,00	8,5	4,93
96	4,9	1,64	8,5	4,85
97	5	1,70	8,4	4,71
95	5,3	2,07	8	4,39
93	4,8	1,64	8	4,47
94	5,3	2,10	8,2	4,63
95	5	1,77	8,6	4,99
89	5,2	2,17	8,2	4,82
88	4,9	1,91	8,5	5,16

86	5,2	2,28	8,5	5,23
77	5,3	2,68	8	5,07
93	5	1,84	8,2	4,67
95	4,8	1,57	8,5	4,89
99	4,8	1,43	8,1	4,34
98	5	1,67	8,2	4,48
85	5,1	2,21	8,1	4,87
81	4,9	2,15	8,4	5,32
98	5	1,67	8,5	4,78
97	5,2	1,90	8,6	4,91
97	4,9	1,60	8,6	4,91
97	5	1,70	8,2	4,51
97	5,2	1,90	8,4	4,71
97	4,8	1,50	8,4	4,71
99	4,8	1,43	8,5	4,74
98	5,3	1,97	8,4	4,68
98	5,2	1,87	8,5	4,78
98	5,2	1,87	8,4	4,68
94	4,8	1,60	8	4,43

ДОДАТОК Б

ПОКАЗНИКИ РОБОТИ ДОЗАЦІЙНОЇ ТА НАСОСНОЇ СТАНЦІЇ ВОДОПІДГОТОВКИ ТА ОЧИЩЕННЯ ВОДИ

Насосна										
Потік	Лужн. вхід	Лужн. вихід	Жорст. вхід	Жорст. вихід	Кальцій	Діоксид хлору	Вуглек ислота	Дозація хлору	Дозація Na ₂ CO ₃	Дозація HCl (луж)
100	1,5	0,1	4,5	0,13	0,82	0,2	44	1,33	1,18	1
100	1,5	0,1	4,5	0,13	0,81	0,16	45	1,07	1,18	1
100	1,4	0,14	4,5	0,13	0,81	0,16	46	1,07	1,18	0,9
100	1,5	0,1	4,6	0,11	0,80	0,15	43	1,00	1,00	1
100	1,5	0,1	4,6	0,13	0,80	0,28	41	1,87	1,18	1
100	1,6	0,2	4,7	0,13	0,80	0,27	40	1,80	1,18	1
100	1,6	0,2	4,7	0,13	0,80	0,12	41	0,80	1,18	1
100	1,5	0,1	4,6	0,13	0,80	0,18	42	1,20	1,18	1
100	1,6	0,2	4,6	0,13	0,80	0,2	44	1,33	1,18	1
100	1,5	0,1	4,6	0,12	0,80	0,16	43	1,07	1,09	1
100	1,5	0,1	4,7	0,13	0,80	0,15	45	1,00	1,18	1
100	1,6	0,2	4,7	0,12	0,80	0,2	45	1,33	1,09	1
100	1,6	0,2	4,7	0,12	0,80	0,17	46	1,13	1,09	1
100	1,7	0,3	4,8	0,12	0,80	0,19	44	1,27	1,09	1
100	1,7	0,3	4,8	0,12	0,80	0,21	43	1,40	1,09	1
100	1,7	0,3	4,8	0,12	0,80	0,17	41	1,13	1,09	1
100	1,5	0,1	4,6	0,13	0,80	0,23	40	1,53	1,18	1
100	1,6	0,2	4,7	0,11	0,80	0,16	40	1,07	1,00	1
100	1,5	0,1	4,6	0,12	0,80	0,14	40	0,93	1,09	1
100	1,5	0,1	4,6	0,11	0,84	0,15	47	1,00	1,00	1
100	1,5	0,1	4,6	0,09	0,83	0,18	45	1,20	0,82	1
100	1,5	0,1	4,6	0,12	0,81	0,16	45	1,07	1,09	1
100	1,5	0,1	4,6	0,12	0,81	0,13	46	0,87	1,09	1
100	1,5	0,1	4,7	0,1	0,81	0,22	48	1,47	0,91	1
100	1,5	0,1	4,6	0,11	0,81	0,18	48	1,20	1,00	1
100	1,4	0,14	4,5	0,11	0,82	0,16	48	1,07	1,00	0,9
100	1,4	0,14	4,5	0,11	0,80	0,17	48	1,13	1,00	0,9
100	1,4	0,14	4,6	0,11	0,80	0,15	47	1,00	1,00	0,9
100	1,4	0,14	4,6	0,11	0,80	0,14	47	0,93	1,00	0,9
100	1,4	0,14	4,6	0,11	0,80	0,15	47	1,00	1,00	0,9
100	1,3	0,18	4,6	0,11	0,80	0,14	46	0,93	1,00	0,8
100	1,4	0,14	4,7	0,11	0,82	0,14	46	0,93	1,00	0,9
100	1,5	0,24	4,7	0,1	0,88	0,15	46	1,00	0,91	0,9
100	1,5	0,24	4,7	0,1	0,82	0,15	46	1,00	0,91	0,9
100	1,4	0,28	4,6	0,1	0,82	0,18	46	1,20	0,91	0,8
100	1,4	0,28	4,6	0,1	0,82	0,17	44	1,13	0,91	0,8

100	1,5	0,24	4,7	0,11	0,82	0,17	45	1,13	1,00	0,9
100	1,6	0,2	4,7	0,11	0,82	0,17	45	1,13	1,00	1
100	1,5	0,24	4,6	0,11	0,84	0,21	45	1,40	1,00	0,9
100	1,5	0,24	4,6	0,1	0,84	0,2	45	1,33	0,91	0,9
100	1,5	0,24	4,6	0,11	0,30	0,22	45	1,47	1,00	0,9
100	1,5	0,24	4,6	0,11	0,83	0,22	47	1,47	1,00	0,9
100	1,3	0,04	4,6	0,11	0,85	0,15	45	1,00	1,00	0,9
100	1,5	0,24	4,5	0,1	0,85	0,15	45	1,00	0,91	0,9
100	1,3	0,18	4,5	0,1	0,84	0,15	45	1,00	0,91	0,8
100	1,4	0,28	4,3	0,1	0,84	0,15	44	1,00	0,91	0,8
100	1,4	0,28	4,5	0,09	0,84	0,15	44	1,00	0,82	0,8
100	1,4	0,28	4,5	0,09	0,84	0,16	43	1,07	0,82	0,8
100	1,5	0,38	4,6	0,11	0,84	0,16	43	1,07	1,00	0,8
100	1,6	0,34	4,7	0,11	0,84	0,16	44	1,07	1,00	0,9
100	1,7	0,3	4,8	0,11	0,80	0,16	44	1,07	1,00	1
94	1,90	0,224	4,83	0,11	0,80	0,16	45	1,07	1,00	1,2
95	1,77	0,23	4,79	0,11	0,77	0,17	45	1,13	1,00	1,1
96	1,84	0,156	4,45	0,1	0,77	0,17	45	1,13	0,91	1,2
95	2,07	0,39	4,89	0,1	0,77	0,17	46	1,13	0,91	1,2
89	1,77	0,234	4,62	0,1	0,77	0,17	46	1,13	0,91	1,1
96	1,94	0,256	4,85	0,1	0,78	0,18	45	1,20	0,91	1,2
96	1,84	0,156	4,45	0,1	0,80	0,18	45	1,20	0,91	1,2
96	1,64	0,236	4,95	0,1	0,77	0,18	45	1,20	0,91	1
97	1,60	0,202	4,31	0,1	0,78	0,13	44	0,87	0,91	1
88	2,11	0,288	4,96	0,1	0,70	0,13	44	0,87	0,91	1,3
86	2,38	0,276	5,33	0,1	0,69	0,13	44	0,87	0,91	1,5
89	1,87	0,194	5,22	0,1	0,71	0,13	44	0,87	0,91	1,2
91	2,01	0,606	5,14	0,1	0,73	0,13	46	0,87	0,91	1
93	2,04	0,218	4,77	0,1	0,74	0,11	46	0,73	0,91	1,3
93	2,14	0,318	4,57	0,1	0,74	0,11	46	0,73	0,91	1,3
96	1,94	0,256	4,55	0,08	0,77	0,11	46	0,73	0,73	1,2
97	1,80	0,122	4,61	0,08	0,78	0,12	46	0,80	0,73	1,2
86	2,28	0,316	5,23	0,08	0,69	0,12	46	0,80	0,73	1,4
81	2,05	0,366	5,52	0,09	0,65	0,11	47	0,73	0,82	1,2
79	2,21	0,254	5,30	0,03	0,63	0,11	47	0,73	0,27	1,4
95	1,87	0,19	4,59	0,03	0,76	0,1	47	0,67	0,27	1,2
95	1,87	0,19	4,39	0,08	0,76	0,1	47	0,67	0,73	1,2
94	2,00	0,184	4,93	0,09	0,75	0,15	47	1,00	0,82	1,3
96	1,64	0,236	4,85	0,09	0,77	0,15	45	1,00	0,82	1
97	1,70	0,302	4,71	0,09	0,78	0,15	41	1,00	0,82	1
95	2,07	0,11	4,39	0,09	0,76	0,14	41	0,93	0,82	1,4
93	1,64	0,238	4,47	0,16	0,74	0,15	41	1,00	1,45	1
94	2,10	0,144	4,63	0,16	0,75	0,14	41	0,93	1,45	1,4
95	1,77	0,37	4,99	0,13	0,76	0,14	41	0,93	1,18	1
89	2,17	0,214	4,82	0,13	0,71	0,15	41	1,00	1,18	1,4

88	1,91	0,368	5,16	0,13	0,70	0,15	40	1,00	1,18	1,1
86	2,28	0,316	5,23	0,14	0,69	0,18	40	1,20	1,27	1,4
77	2,68	0,302	5,07	0,14	0,62	0,17	40	1,13	1,27	1,7
93	1,84	0,298	4,67	0,14	0,74	0,17	40	1,13	1,27	1,1
95	1,57	0,17	4,89	0,13	0,76	0,17	40	1,13	1,18	1
99	1,43	0,034	4,34	0,13	0,79	0,14	40	0,93	1,18	1
98	1,67	0,268	4,48	0,13	0,78	0,15	44	1,00	1,18	1
85	2,21	0,81	4,87	0,12	0,68	0,18	44	1,20	1,09	1
81	2,15	0,326	5,32	0,14	0,65	0,16	44	1,07	1,27	1,3
98	1,67	0,268	4,78	0,16	0,78	0,12	44	0,80	1,45	1
97	1,90	0,362	4,91	0,16	0,78	0,12	44	0,80	1,45	1,1
97	1,60	0,202	4,91	0,14	0,78	0,11	44	0,73	1,27	1
97	1,70	0,302	4,51	0,16	0,78	0,11	44	0,73	1,45	1
97	1,90	0,362	4,71	0,16	0,78	0,1	43	0,67	1,45	1,1
97	1,50	0,102	4,71	0,15	0,78	0,15	43	1,00	1,36	1
99	1,43	0,034	4,74	0,15	0,79	0,15	43	1,00	1,36	1
98	1,97	0,288	4,68	0,15	0,78	0,18	43	1,20	1,36	1,2
98	1,87	0,188	4,78	0,13	0,78	0,17	43	1,13	1,18	1,2
98	1,87	0,188	4,68	0,13	0,78	0,18	43	1,20	1,18	1,2
94	1,60	0,204	4,43	0,13	0,75	0,16	43	1,07	1,18	1

ДОДАТОК В

ПОКАЗНИКИ РОБОТИ ФІЛЬТРА ЗВОРОТНЬОГО ОСМОСУ СТАНЦІЇ ВОДОПІДГОТОВКИ ТА ОЧИЩЕННЯ ВОДИ

Осмотичний фільтр			
Тиск	Сульфати вхід	Сульфати вихід	Потік
4,55	6	0,22	98,6
4,35	6	0,23	94,3
5,1	6,4	0,24	110,5
5,4	6,4	0,23	117,0
5,7	6,2	0,22	123,5
5,5	6,2	0,22	119,2
5,3	6,2	0,22	114,8
5,1	6,4	0,24	110,5
5	6,4	0,24	108,3
5,6	6,4	0,23	121,3
5,4	6,2	0,22	117,0
5,3	8	0,31	114,8
5,5	8	0,31	119,2
5,3	7,8	0,30	114,8
5,5	7,8	0,30	119,2
5,5	7,6	0,29	119,2
5,6	7,2	0,27	121,3
5,6	7,2	0,27	121,3
5,6	7,4	0,28	121,3
5,6	6,8	0,25	121,3
4,8	6,8	0,26	104,0
5,6	8	0,31	121,3
5,2	7,8	0,30	112,7
5,3	5,8	0,20	114,8
3,4	5,8	0,23	73,7
3,8	6	0,24	82,3
3,9	6	0,24	84,5
5,5	6,8	0,25	119,2
5,4	5,2	0,17	117,0
5,3	5,6	0,19	114,8
5,9	5,6	0,18	127,8
5,7	6,4	0,23	123,5
5,6	6,2	0,22	121,3
5,6	6	0,21	121,3
5,5	5,4	0,18	119,2
5,4	6	0,21	117,0
5,4	6,2	0,22	117,0

5,3	5,6	0,19	114,8
5,5	5,8	0,20	119,2
5,5	5,8	0,20	119,2
5,6	6,8	0,25	121,3
5,6	6	0,21	121,3
5,4	6,2	0,22	117,0
5,5	6	0,21	119,2

ДОДАТОК Г

КОД НА МОВІ ПРОГРАМУВАННЯ PYTHON ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ
ПЕРЕДБАЧЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ЯКОСТІ ВОДИ ЗА ДОПОМОГОЮ
МАШИННОГО НАВЧАННЯ

```

import time
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
from sklearn.multioutput import MultiOutputRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import snap7

# Завантажуємо листи з документу
file_path = "G:\\WaterPrediction\\Data.xlsx"
sheets = pd.read_excel(file_path, sheet_name=None)

models = {}

# Лист 1: Н-катіоновий фільтр

# Задаємо входи та виходи
H_cat = sheets[list(sheets.keys())[0]]
X1 = H_cat[["A", "B", "D"]]
y1 = H_cat[["C", "E"]]

# Розділяємо 80/20 для тренування
X1_train, X1_test, y1_train, y1_test = train_test_split(
    X1, y1, test_size=0.2, random_state=42
)

# Модель
H_model_tmp = MultiOutputRegressor(GradientBoostingRegressor())
H_model_tmp.fit(X1_train, y1_train)

# передбачення
y1_pred = H_model_tmp.predict(X1_test)

# MSE обций
mse1 = mean_squared_error(y1_test, y1_pred)
print(f"H_cat MSE (общий): {mse1}")

# MSE для кожного виходу
for i, col in enumerate(y1.columns):
    mse_col = mean_squared_error(y1_test.iloc[:, i], y1_pred[:, i])

```

```

    print(f"      MSE {col}: {mse_col}")

# Навчаємо модель по всім даним
H_model = MultiOutputRegressor(GradientBoostingRegressor())
H_model.fit(X1, y1)
models["H_cat"] = H_model

# Лист 2: Осматична станція

Osmos = sheets[list(sheets.keys())[1]]
X2 = Osmos[["A", "B", "D"]]
y2 = Osmos["C"]

X2_train, X2_test, y2_train, y2_test = train_test_split(
    X2, y2, test_size=0.2, random_state=42
)

Osmos_model_tmp = GradientBoostingRegressor()
Osmos_model_tmp.fit(X2_train, y2_train)

y2_pred = Osmos_model_tmp.predict(X2_test)
mse2 = mean_squared_error(y2_test, y2_pred)

print(f"\nOsmos MSE: {mse2}")

Osmos_model = GradientBoostingRegressor()
Osmos_model.fit(X2, y2)
models["Osmos"] = Osmos_model

# Лист 3: Насосна станція

# Задаємо входи та виходи
Nasosna = sheets[list(sheets.keys())[2]]
X3 = Nasosna[["A", "B", "D"]]
y3 = Nasosna[["C", "E", "F", "G", "H", "J", "K"]]

# масштабуємо входи і виходи
scaler_X3 = StandardScaler()
X3_scaled = scaler_X3.fit_transform(X3)

scaler_y3 = StandardScaler()
y3_scaled = scaler_y3.fit_transform(y3)

# Ділимо 80/20 для тренування і тесту

X3_train, X3_test, y3_train, y3_test = train_test_split(

```

```

    X3_scaled, y3_scaled, test_size=0.2, random_state=42
)

# Навчаємо модель за всіма даними
Nasosna_model_tmp = MultiOutputRegressor(GradientBoostingRegressor())
Nasosna_model_tmp.fit(X3_train, y3_train)

# Виконуємо тестове передбачення
y3_pred = Nasosna_model_tmp.predict(X3_test)

# Рахуємо середньоквадратичну помилку на масштабованих даних
mse3_scaled = mean_squared_error(y3_test, y3_pred)
print("\nNasosna MSE (scaled):", mse3_scaled)

# Навчаємо кінцеву модель на всіх даних
Nasosna_model = MultiOutputRegressor(GradientBoostingRegressor())
Nasosna_model.fit(X3_scaled, y3_scaled)

models["Nasosna"] = {
    "model": Nasosna_model,
    "scaler_X": scaler_X3,
    "scaler_y": scaler_y3
}

# Функція передбачення
def predict_from_sheet(sheet_name, input_data):
    entry = models.get(sheet_name)
    if entry is None:
        raise ValueError(f"Нет модели для листа: {sheet_name}")

    model = entry["model"] if isinstance(entry, dict) else entry

    # Насосна з масштабуванням
    if sheet_name == "Nasosna":
        scaler_X = entry["scaler_X"]
        scaler_y = entry["scaler_y"]

        X_input = pd.DataFrame([input_data])

        X_scaled = scaler_X.transform(X_input)

        y_scaled_pred = model.predict(X_scaled)

        y_pred = scaler_y.inverse_transform(y_scaled_pred)

        return y_pred[0]

```

```

else:
    # Для всіх моделей крім насосної
    X_input = pd.DataFrame([input_data])
    return model.predict(X_input)[0]

# Робота с ПЛК

#Підключаємось до ПЛК та отримуємо поточні данні
plc = snap7.client.Client()
plc.connect("192.168.0.1", 0, 1)

byte = bytearray([0, 1])
curr_time = (time.time() * 1000) + 50

# Основний нескінченний цикл

while True:
    if time.time() * 1000 >= curr_time:
        curr_time = (time.time() * 1000) + 50
        print("Timer tick 1!")

        if plc is not None:
            seft = bytearray([0, 2])
            plc.db_read(4, 0, seft)

            # Передбачення
            input1 = {"A": 94.2, "B": 5.4, "D": 7.6}
            print("H_cat prediction:", predict_from_sheet("H_cat", input1))

            input2 = {"A": 4.17, "B": 8.3, "D": 116.5}
            print("Osmos prediction:", predict_from_sheet("Osmos", input2))

            input3 = {"A": 104.6, "B": 1.53, "D": 4.52}
            print("Nasosna prediction:", predict_from_sheet("Nasosna", input3))

            print("-----///-----")

            # Відправка даних на ПЛК

            predicted = bytearray(4)
            plc.db_write(5, 0, predicted)

```