

Міністерство освіти і науки України
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра спеціалізованих комп'ютерних систем

Носанчук Олексій Олегович

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ЗБОРУ ДАНИХ НА ОСНОВІ ІОТ /
AUTOMATED IOT-BASED DATA COLLECTION SYSTEM

спеціальність: 174 — Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка
освітньо-професійна програма - Автоматизація та програма комп'ютерно-
інтегровані технології

Магістерська робота

Виконав студент групи АКІТм-21
О. О. Носанчук

Науковий керівник:
к.т.н., О.М. Заставний

Магістерську роботу допущено до захисту:
"___" _____ 2025р.

Завідувач кафедри
_____ А.І. Сегін

Тернопіль 2025

Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра спеціалізованих комп'ютерних систем
Освітній ступінь "магістр"
спеціальність: 174 — Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка
освітньо-професійна програма - Автоматизація та програма комп'ютерно-
інтегровані технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри СКС

_____ А. І. Сегін
" ____ " _____ 20__ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Носанчуку Олексію Олеговичу

(прізвище, ім'я по-батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи

_____ Автоматизована система збору даних на основі IoT / Automated iot-based data
collection system _____

керівник роботи к.т.н., О.М. Заставний _____

_____ затверджені наказом по університету від 28 листопада 2024 р.
№ 938 _____

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи

1 грудня 2025р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи:

_____ 1. Системи моніторингу віддалених об'єктів _____

_____ 2. Технології для системи розумного обліку води _____

_____ 3. Технологічні рішення та архітектури IoT _____

4. Основні питання, які потрібно розробити

_____ 1. Аналіз сучасних IoT систем збору даних _____

_____ 2. Проектування IoT системи збору даних системи водопостачання _____

_____ 3. Реалізація та тестування роботи системи збору даних _____

5. Перелік графічного матеріалу у роботі

_____ 1. Структурна схема система моніторингу водопостачання _____

_____ 2. Блок-схема роботи програми мікроконтролера _____

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1	О.М. Заставний, ст.викл кафедри СКС		
2	О.М. Заставний, ст.викл кафедри СКС		
3	О.М. Заставний, ст.викл кафедри СКС		

7. Дата видачі завдання 2 грудня 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назви етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	1. Аналіз сучасних підходів до реалізації IoT систем збору даних	12.2024р. – 02.2025р.	виконано
2	2. Проектування IoT системи збору даних системи водопостачання	03.2025р. – 06.2025р.	виконано
3	3.Реалізація та тестування роботи системи збору даних	07.2025р. – 11.2025р.	виконано
4	Остаточне оформлення та подача кваліфікаційної роботи на перевірку щодо плагіату та виправлення недоліків	11.2025-12.2025	виконано

Студент

(підпис)

О.О. Носанчук

Керівник роботи

(підпис)

к.т.н., О.М. Заставний

АНОТАЦІЯ

Носанчук Олексій Олегович. Автоматизована система збору даних на основі IoT.

Дослідження на здобуття освітнього ступеня «магістр» за спеціальністю 174 — Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка, освітньо-професійна програма - Автоматизація та програма комп'ютерно-інтегровані технології. - Західноукраїнський національний університет, Тернопіль. 2024.

У кваліфікаційній роботі проведено аналіз сучасних підходів до побудови IoT-систем розумного обліку води, розглянуто архітектуру бездротових сенсорних мереж, методи збору, передавання та обробки даних, а також засоби енергетичної автономності сенсорних вузлів. Запропоновано IoT-систему моніторингу витрати та тиску води з використанням автономного живлення на основі мікрогідрогенератора, реалізовано алгоритми енергозбереження, виявлення та корекції аномальних даних. Виконано експериментальне дослідження роботи системи, а також розроблено модель прогнозування споживання води на основі штучних нейронних мереж, що дозволяє підвищити точність обліку, своєчасно виявляти витоки та оптимізувати управління водними ресурсами.

ANNOTATION

Nosanchuk O. automated IoT-based data collection system.

Research for obtaining a master's degree in the specialty 174- Automation computer-integrated technologies and robotics, educational and professional program- Automation and computer-integrated technologies. - Western Ukrainian National University, Ternopil. 2024.

In the qualification thesis, an analysis of modern approaches to the development of IoT-based smart water metering systems is carried out. The architecture of wireless sensor networks, methods of data acquisition, transmission, and processing, as well as approaches to ensuring the energy autonomy of sensor nodes, are considered. An IoT-based system for monitoring water flow and pressure using autonomous power supply based on a micro-hydrogenerator is proposed. Energy-saving techniques, as well as algorithms for detecting and correcting anomalous data, are implemented. Experimental studies of the system operation are conducted, and a water consumption forecasting model based on artificial neural networks is developed, which enables improved metering accuracy, early leak detection, and optimized water resource management.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО РЕАЛІЗАЦІЇ ІОТ СИСТЕМ ЗБОРУ ДАНИХ.....	11
1.1 Бездротові сенсорні мережі: структура, принципи роботи та сфери застосування.....	11
1.2 Аналіз технологій для системи розумного обліку води.....	14
1.3 Технологічні рішення та архітектури ІоТ для розумного обліку води	18
2. ПРОЕКТУВАННЯ ІОТ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ СИСТЕМИ ВОДОПОСТАЧАННЯ	23
2.1 Розроблення системи моніторингу	23
2.2. Методи енергозбереження.....	30
2.3. Методи виявлення викидів та їх обробка	32
2.4. Модель прогнозування	35
3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ РОБОТИ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ	40
3.1 Розрахунок та тестування енергоспоживання модуля ІоТ системи.....	40
3.2. ІоТ вимірювання та результати TEDA.....	43
3.3. Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування потоку.....	48
3.4. Використання штучної нейронної мережі, навченої з використанням викидів: оцінювання без застосування TEDA.....	51
3.5. Використання штучної нейронної мережі, навченої без викидів: оцінка ефективності тестових даних з викидами без застосування TEDA.	52
3.6. Використання штучної нейронної мережі, навченої без викидів: оцінка ефективності тестових даних з викидами за допомогою TEDA.	55
3.7. Виявлення викидів у режимі реального часу та прогнозування потоку... ..	58
ВИСНОВКИ	60
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	62

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасні тенденції розвитку урбанізованих територій, промисловості та житлово-комунальної інфраструктури свідчать про стрімке зростання навантаження на системи водопостачання та водорозподілу. В умовах зміни клімату, виснаження природних ресурсів і зростання вартості води питання раціонального використання водних ресурсів набуває стратегічного значення. Водночас традиційні методи контролю споживання води часто ґрунтуються на ручному знятті показників, низькій частоті вимірювань та відсутності оперативної аналітики, що призводить до значних втрат, зокрема через приховані витоки, несанкціоноване споживання або помилки в обліку.

За оцінками міжнародних організацій, у багатьох країнах до 30–40% води втрачається у мережах ще до потрапляння до кінцевого споживача. Це спричиняє як технічні, так і економічні збитки, а також ускладнює планування й прогнозування роботи водопостачальних підприємств. З іншого боку, споживачі не мають змоги оперативно контролювати власне водоспоживання, отримувати попередження про витоки чи аномальну поведінку системи, що знижує рівень енергоефективності та збільшує витрати домогосподарств і бізнесу.

Розвиток технологій Інтернету речей (IoT) відкриває нові можливості для автоматизації процесів моніторингу та обліку води. Мікроконтролери з низьким енергоспоживанням, бездротові сенсорні мережі, протоколи зв'язку LPWAN (LoRaWAN, NB-IoT)[1], численні датчики якості та потоку води, а також хмарні платформи аналітики дозволяють створювати інтегровані системи, здатні працювати автономно, у режимі реального часу та з мінімальним втручанням людини. Використання таких технологій забезпечує не лише точний облік і дистанційний контроль, а й можливість застосування алгоритмів машинного навчання для виявлення витоків, прогнозування аварій чи оптимізації роботи насосних станцій.

Актуальність розробки системи розумного обліку води обумовлена також необхідністю підвищення прозорості тарифоутворення та якості послуг

водопостачання. Використання IoT-пристроїв дозволяє формувати деталізовані профілі споживання для кожного користувача, автоматизувати процеси білінгу, уникати суперечок щодо показників лічильників та підвищувати довіру між постачальниками і споживачами. Крім того, можливість інтеграції даних із різних джерел у хмарному середовищі відкриває перспективи для створення «розумних» міських платформ керування водними ресурсами.

З огляду на зростаючі екологічні вимоги, економічний ефект від зменшення втрат води, а також світовий тренд цифрової трансформації комунальних послуг, дослідження та розробка автоматизованої IoT-системи для розумного обліку води є вчасними й суспільно значущими. Така система здатна забезпечити більш ефективно, надійно й екологічно збалансоване управління водними ресурсами, сприяючи розвитку інтелектуальної інфраструктури населених пунктів та підвищенню якості життя громадян.

Мета кваліфікаційної роботи. є розробка та дослідження автоматизованої IoT-системи розумного обліку води, яка забезпечує безперервний моніторинг споживання та параметрів води в режимі реального часу, раннє виявлення витоків і аномалій, енергоефективну роботу сенсорних вузлів та інтеграцію з хмарними сервісами для збереження, аналізу та візуалізації даних. Реалізація такої системи повинна підвищити точність обліку води, забезпечити прозорість та автоматизацію процесів контролю, а також сприяти раціональному використанню водних ресурсів у побутових, комерційних та промислових умовах.

Об'єкт дослідження: Об'єктом дослідження у даній магістерській роботі є процеси автоматизованого збору, передавання, обробки та аналізу даних у системах водопостачання на основі технологій Інтернету речей, що забезпечують моніторинг споживання води, параметрів гідравлічного режиму та стану водопровідної мережі в режимі реального часу.

Предметом дослідження Предметом дослідження у даній магістерській роботі є методи, моделі та технічні засоби побудови IoT-системи розумного обліку води, зокрема апаратна та програмна архітектура сенсорного вузла,

бездротові технології передавання даних, алгоритми енергоефективної роботи, методи обробки потокових даних, виявлення аномалій і прогнозування параметрів споживання води на основі інтелектуальних алгоритмів.

Наукова новизна одержаних результатів: Наукова новизна одержаних у магістерській роботі результатів полягає у розробці та дослідженні інтегрованої IoT-системи розумного обліку води з автономним енергоживленням, у якій поєднано вимірювання витрати й тиску води з використанням мікрогідротурбіни як джерела електроенергії. Запропонований підхід забезпечує тривалу безперервну роботу сенсорного вузла без зовнішнього електроживлення та підвищує придатність системи до застосування у віддалених або важкодоступних місцях.

Практичне значення отриманих результатів: Практичне значення отриманих у роботі результатів полягає у можливості безпосереднього впровадження розробленої IoT-системи розумного обліку води в реальних системах водопостачання житлового, комунального та промислового призначення. Запропонована архітектура системи дозволяє здійснювати безперервний моніторинг витрати та тиску води в режимі реального часу з передачею даних до хмарної платформи, що підвищує оперативність контролю та якість прийняття управлінських рішень.

Використання автономного енергоживлення на основі мікрогідротурбіни дає змогу встановлювати систему в місцях без доступу до електричної мережі та зменшувати експлуатаційні витрати, пов'язані з обслуговуванням і заміною джерел живлення. Реалізовані методи енергозбереження та оптимізації передачі даних забезпечують тривалий термін безперебійної роботи сенсорних вузлів.

Запропоновані алгоритми виявлення та корекції викидів підвищують достовірність вимірювань і можуть бути використані для очищення даних у інших IoT-системах моніторингу інженерних мереж. Розроблена модель прогнозування витрати води на основі штучних нейронних мереж може бути застосована для аналізу споживання, планування навантажень, раннього виявлення аварійних режимів і витоків, а також для оптимізації режимів роботи

насосного обладнання. Отримані результати можуть бути використані як основа для подальших наукових досліджень і практичних розробок у сфері розумних систем водообліку та управління водними ресурсами.

Апробація.

1. Сташишин О.В., Носанчук О.О. Система збору даних в бездротових мережах з використанням БПЛА // Матеріали III-ї всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ – 2025). – С118-120.

2. Сташишин О.В., Носанчук О.О., Заставний О.М. Енергоефективний збір даних у бездротових сенсорних мережах із використанням БПЛА на основі програмно-визначеної архітектури // Збірник матеріалів науково-практичного симпозиуму «Технології Інтернету речей: системи та рішення» (ТІР:СТ - 2025), Тернопіль, 2025. -С.114-116.

1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО РЕАЛІЗАЦІЇ ІОТ СИСТЕМ ЗБОРУ ДАНИХ

1.1 Бездротові сенсорні мережі: структура, принципи роботи та сфери застосування

Бездротові сенсорні мережі (Wireless Sensor Networks, WSN) відіграють ключову роль у розвитку сучасних систем розумного обліку води, які є важливим елементом інфраструктури «розумного міста» та сучасних технологій управління ресурсами. Оскільки водні ресурси стають дедалі більш критичним фактором сталого розвитку, виникає потреба в оперативному, точному та автоматизованому зборі даних щодо споживання води у житлових будинках, офісах, на промислових підприємствах і в системах комунального господарства. Саме бездротові сенсорні мережі забезпечують можливість створення масштабованих, енергоефективних і безперервно працюючих систем, які здатні збирати та передавати телеметрію про водовикористання в реальному часі, фіксувати витoki, контролювати тиск у трубопроводах, визначати аномальні режими водопостачання та автоматизувати виставлення рахунків.

Основою таких систем є компактні сенсорні вузли, інтегровані до водолічильників або встановлені на ключових ділянках трубопроводів. Вони оснащені витратомірами, датчиками тиску та потоку, модулем обчислення та бездротовим радіомодулем, який забезпечує зв'язок із мережею. Сенсорні вузли виконують безперервний або періодичний аналіз параметрів водопостачання та здійснюють первинну обробку даних: фільтрацію шумів, визначення пікових значень, стискання даних або формування подієвих повідомлень, коли виявлено нетипову активність — наприклад, раптове падіння тиску, характерне для прориву труби або витoku. У багатьох сучасних системах реалізована концепція edge-computing, коли сенсорний вузол самостійно вирішує, які дані потрібно передати негайно, а які можна відкласти або агрегувати. Такий підхід істотно зменшує енерговитрати на передачу даних та підвищує ефективність роботи мережі.

Бездротова сенсорна мережа у сфері розумного обліку води зазвичай охоплює великі території — від багатопверхового житлового комплексу до міської інфраструктури, що охоплює десятки тисяч лічильників. Тому важливою складовою є організація маршрутизації, особливо у випадках, коли сенсорні вузли не можуть напряму комунікувати зі шлюзом. Для таких сценаріїв використовуються енергоефективні протоколи бездротового зв'язку, які забезпечують стабільну передачу даних навіть на великі відстані. Найпоширенішими технологіями у сфері водного господарства є LoRaWAN, NB-IoT, ZigBee та 6LoWPAN[1]. Наприклад, LoRaWAN забезпечує передачу даних на відстань до кількох кілометрів при надзвичайно низькому енергоспоживанні, що робить її оптимальною для систем, де батарея сенсора має працювати 5–10 років без обслуговування. NB-IoT, у свою чергу, дозволяє передавати дані через стільникову мережу навіть у складних умовах, таких як підвали та шахти комунікацій, що критично важливо для лічильників, розташованих у важкодоступних місцях.

Шлюз (gateway) є центральною ланкою між бездротовою сенсорною мережею та хмарною або локальною інформаційною системою. Він приймає дані від численних лічильників, перевіряє їх цілісність, виконує буферизацію та за потреби проводить конвертацію у стандартизовані формати. Сучасні шлюзи підтримують протокол MQTT, який широко використовується в IoT-системах через свою легкість, високу швидкість передачі та структурованість. Завдяки цьому телеметрія зі сенсорів може передаватися у хмарні платформи для подальшого зберігання, візуалізації та аналітики, а також для інтеграції з системами білінгу, прогнозування споживання та моделювання поведінки мереж водопостачання.

Хмарний рівень відіграє критично важливу роль у повноцінних системах розумного обліку води. Він виконує обробку великих масивів даних, що надходять з тисяч сенсорів, забезпечує доступ до історичних вимірювань, дозволяє налаштовувати правила виявлення аномалій і автоматичні сповіщення для користувачів або операторів мереж. Типовою є інтеграція з базами даних

часових рядів, такими як InfluxDB або TimescaleDB, та системами аналітичної візуалізації на кшталт Grafana. На цьому рівні також впроваджуються алгоритми машинного навчання, які здатні прогнозувати витрати води залежно від погодних умов, часу доби, обсягів промислового виробництва або поведінкових моделей користувачів. Це дозволяє виявляти неочевидні закономірності та оптимізувати роботу водопостачальних компаній, наприклад, шляхом рівномірного розподілу навантаження на насосні станції або раннього прогнозування аварійних ситуацій.

Важливою характеристикою систем розумного обліку води є їхня здатність значно зменшити втрати ресурсів. У багатьох містах втрати води у мережах становлять від 20% до 50%, і значна частина цих втрат пов'язана з непомітними витокami, які можуть залишатися поза увагою протягом місяців. Бездротові сенсорні мережі дозволяють здійснювати моніторинг тиску та потоку з високою частотою, що дає можливість моментально фіксувати навіть незначні відхилення від нормальних показників. Наприклад, якщо у нічний час, коли споживання мінімальне, сенсор реєструє постійний протік, система автоматично визначає потенційний витік і повідомляє про це користувача або оператора. Це дає змогу оперативно виявляти аварії, зменшувати обсяги втрат та знижувати витрати на ремонт.

Системи розумного водообліку також забезпечують прозорість та автоматизацію процесу виставлення рахунків. У традиційних системах дані зі лічильників часто знімаються вручну, що призводить до похибок, затримок та можливостей для маніпуляцій. У бездротових сенсорних мережах кожен вимір передається автоматично, що виключає людський фактор та гарантує точність розрахунків. Крім того, користувачі отримують доступ до онлайн-платформи, де можуть переглядати своє споживання у режимі реального часу, порівнювати різні періоди та отримувати рекомендації щодо підвищення ефективності водокористування.

Безпека даних у системах розумного обліку води є одним з найважливіших аспектів, оскільки йдеться про критичну інфраструктуру та персональні дані

споживачів. Бездротові сенсорні мережі у таких системах використовують легкі, але ефективні алгоритми шифрування, зокрема AES-128, а також багаторівневі механізми автентифікації вузлів. Наприклад, LoRaWAN передбачає окреме шифрування мережевого та прикладного рівнів, що забезпечує високу стійкість до атак. На рівні шлюзу та хмарної системи зазвичай впроваджуються додаткові механізми — TLS-шифрування, цифрові сертифікати, контроль цілісності пакетів та захист від повторного передавання даних (replay attack).

Таким чином, бездротові сенсорні мережі є фундаментальною складовою сучасних IoT-систем розумного обліку води. Вони забезпечують комплексний підхід до автоматизації збору даних, підвищують точність та оперативність контролю, мінімізують втрати води, зменшують експлуатаційні витрати та створюють передумови для ефективного управління водними ресурсами. Завдяки здатності до масштабування, автономності та енергоефективності WSN дозволяють розгорнути системи обліку на будь-яких територіях — від невеликих приватних будинків до великих міських мереж, роблячи їх ключовим елементом цифрової трансформації галузі водопостачання.

1.2 Аналіз технологій для системи розумного обліку води

Системи розумного обліку води (Smart Water Metering) сьогодні є одним із ключових напрямів розвитку Інтернету речей, оскільки вони забезпечують точний, безперервний та автоматизований контроль споживання води в житлових будинках, промислових об'єктах і на підприємствах комунального господарства. На відміну від традиційних механічних лічильників, сучасні IoT-рішення дозволяють фіксувати навіть незначні зміни у параметрах потоку, виявляти приховані витоки, формувати деталізовану історію споживання та відправляти дані у хмарні сервіси без участі користувача. Тому аналіз технологій, що лежать в основі таких систем, є важливим етапом розробки власної архітектури розумного лічильника води.

Одним із головних елементів розумного лічильника є сенсорна частина, яка відповідає за вимірювання витрати та об'єму води. Найпоширенішим підходом залишається використання традиційних механічних лічильників, оснащених додатковим імпульсним виходом на основі герконових або оптичних датчиків. Такі лічильники дозволяють зчитувати кількість обертів крильчатки та перетворювати її у цифровий код для подальшої передачі. Попри свою простоту, вони забезпечують достатню точність для побутових сценаріїв, а їхня низька вартість робить їх масово застосовуваними в житловому секторі. Проте механічні компоненти піддаються зносу, чутливі до намагнічування та можуть давати похибки при малих витратах. У таких випадках все більшої популярності набувають безконтактні технології вимірювання. До них належать ультразвукові лічильники, принцип роботи яких ґрунтується на визначенні часу проходження ультразвукового імпульсу між двома сенсорами. Вони мають високу точність, широкий діапазон вимірювань та не містять рухомих частин, що значно подовжує термін їх експлуатації. Такі лічильники особливо актуальні для комерційних об'єктів або промисловості, де точність є критичною. Іншим рішенням є електромагнітні витратоміри, які визначають швидкість потоку на основі зміни електромагнітного поля усередині труби. Ці лічильники відзначаються високою стабільністю та можливістю роботи у середовищах із забрудненнями, проте їхня вартість робить їх менш придатними для масового побутового застосування.

Окрім сенсорів для вимірювання самого споживання, важливе місце посідають додаткові датчики, спрямовані на контроль можливих аварій та витоків. Це можуть бути датчики тиску, які дозволяють помітити різкі коливання чи падіння тиску в системі, що часто свідчить про прорив труби або прихований витік. Акустичні сенсори застосовуються для аналізу шумів у трубах, характерних для ламінарних або турбулентних мікровитоків. Також у критичних місцях (під раковинами, у підвалах, у вузлах розподілу) встановлюються вологісні сенсори точкового контролю, що дають можливість своєчасно виявляти протікання ще до того, як воно призведе до значних втрат або

пошкоджень.

Не менш важливою складовою розумного водообліку є обчислювальний модуль, який приймає дані від сенсорів та забезпечує їх подальшу передачу. У побутових і малих комерційних системах перевага надається мікроконтролерам сімейств ESP8266 і ESP32, що поєднують низьку вартість, вбудовані модулі Wi-Fi та Bluetooth, а також високу енергоефективність. З їхньою допомогою можна реалізувати протоколи MQTT, зашифровані канали зв'язку та віддалене оновлення програмного забезпечення. Для промислових рішень дедалі частіше використовуються мікроконтролери STM32, які мають підвищену надійність роботи у складних умовах та добре поєднуються з LoRaWAN-модулями. У випадках, коли потрібна наднизька енерговитратність (наприклад, десять років автономної роботи від однієї батареї), застосовуються контролери Nordic nRF52 та nRF53 з підтримкою BLE, Thread та Matter, що робить їх ефективними у системах "розумного дому". Для великих об'єктів, де необхідно збирати дані від великої кількості лічильників, використовуються шлюзи на базі Raspberry Pi або інших одноплатних комп'ютерів, які можуть виконувати локальну обробку даних перед їхнім передаванням у хмару.

Вибір бездротової технології зв'язку істотно впливає на можливості розумного лічильника води. У багатоквартирних будинках та міських мережах найчастіше використовують LoRaWAN завдяки її здатності забезпечувати зв'язок на дистанції до 15 кілометрів при мінімальному енергоспоживанні. LoRaWAN[1] дозволяє розгорнути системи, що містять тисячі або навіть мільйони пристроїв, і тому є оптимальним варіантом для водоканалів чи великих підприємств. NB-IoT та LTE-M застосовуються там, де необхідне гарантоване покриття стільниковою мережею та де лічильники розміщені у складних умовах, наприклад у колодязях або підземних технічних приміщеннях. Wi-Fi залишається актуальним у домашніх мережах, де є доступ до стабільної точки доступу, хоча його енергоспоживання робить його менш придатним для автономних пристроїв. У системах Smart Home інколи використовують Zigbee, Thread або Matter, оскільки ці протоколи підтримують енергоефективні mesh-

структури та інтегруються з побутовими хабами.

Для передачі телеметрії всередині IoT-системи зазвичай використовуються протоколи MQTT або CoAP. MQTT оптимізований для періодичного надсилання невеликих даних і забезпечує різні рівні підтвердження доставки, що важливо у системах, де пропуск одного пакета може призвести до значної інформаційної втрати. CoAP, який працює поверх UDP, зменшує енерговитрати на передачу та добре підходить для батарейних пристроїв з обмеженим трафіком. У взаємодії шлюзів із хмарою частіше застосовуються HTTPS або REST API, оскільки вони забезпечують високу безпеку та сумісність із серверними платформами. Для кодування даних можуть використовуватися формати JSON, хоча у випадку LoRaWAN або NB-IoT інколи застосовують компактніші формати CBOR або Protobuf.

Оскільки більшість смартлічильників встановлюється у місцях, де немає живлення від мережі, питання автономності є визначальним. Найкраще зарекомендували себе літєві батареї Li-SOCl₂, що забезпечують стабільну напругу та здатні працювати багато років. Для економії енергії мікроконтролери переходять у глибокі режими сну, активуються лише для виконання вимірювання та передачі даних, а радіомодулі працюють у коротких імпульсах. Частота надсилання даних може варіюватися від кількох разів на годину до одного разу на добу залежно від конкретного застосування.

Усі отримані з лічильників дані надходять до хмарних платформ, таких як AWS IoT, Azure IoT Hub, Google Cloud IoT або відкритих рішень на зразок ThingsBoard чи EMQX. Хмарні сервіси забезпечують зберігання даних, їхню візуалізацію, проведення аналітики та інтеграцію з білінговими системами. У системах розумного водообліку особливо важливим є використання алгоритмів виявлення аномалій. Такі алгоритми аналізують характер споживання, визначають нетипові нічні витрати, фіксують різкі стрибки та дозволяють вести моніторинг стану мережі в реальному часі. Для прогнозування майбутніх обсягів споживання застосовуються статистичні моделі або нейронні мережі, що дає змогу оптимізувати навантаження на водоканал і прогнозувати пікові періоди.

Окреме значення має цифрова фільтрація, зокрема використання фільтра Калмана для згладжування шуму та підвищення точності вимірювання.

Оскільки системи обліку води належать до критичної інфраструктури, питання безпеки постає надзвичайно гостро. Комунікація між вузлами та хмарою має бути зашифрована (TLS або DTLS), а LoRaWAN передбачає вбудоване шифрування AES-128. Для запобігання підміни пристроїв або атак типу "man-in-the-middle" застосовуються апаратні криптографічні модулі. Крім того, сучасні системи підтримують віддалені оновлення прошивки, що дозволяє швидко реагувати на виявлені вразливості. На рівні шлюзів можуть використовуватися системи виявлення вторгнень, які фіксують аномальну активність у мережі.

Таким чином, сучасні технології забезпечують можливість створення високоточних, енергоефективних та безпечних систем розумного обліку води, орієнтованих як на побутове використання, так і на масштабне промислове застосування. Комбінація точних сенсорних модулів, адаптивних протоколів зв'язку, хмарної аналітики та засобів кіберзахисту формує основу складної, але гнучкої IoT-архітектури, здатної забезпечувати ефективний контроль та управління водними ресурсами.

1.3 Технологічні рішення та архітектури IoT для розумного обліку води

У роботі, де розглядають архітектуру IoT-вузла для моніторингу якості і споживання води, типовою є трирівнева структура: кінцевий вузол із сенсорами і локальним контролером, шлюз/локальний агрегатор і хмарний сервер для зберігання й аналітики. Приклад такої архітектури, у якій як радіоінтерфейс використовується LoRa (чіп SX1276) а як транспорт — MQTT для передачі на хмарний сервер.

Питання енергоживлення кінцевих вузлів у водних мережах привертає значну увагу: заміна батарей у великому парку лічильників — логістично і економічно затратна, тому багато робіт пропонують енергохарвестинг або

«безбатарейні» вузли. Giuliano et al. (2023) та інші показують реалізації LoRa-вузлів, де енергія збирається сонячними елементами і зберігається в суперконденсаторах; вони також пропонують адаптивні алгоритми управління енергією для підтримки працездатності вузла в умовах змінного інсоляційного потоку. Такий підхід дає реальну автономність, але суперконденсатори та пов'язані перетворювачі можуть підвищувати собівартість проєкту і вимагати додаткового простору для монтажу — що робить їх прийнятними не для всіх сценаріїв (наприклад, для ретрофіту масових побутових лічильників) [2].

Альтернативний та комерційно привабливий шлях — поєднання LoRa (для дальності та низького енергоспоживання) з невеликим сонячним джерелом або енергією від потоку води всередині труби (micro-hydro / turbine harvester). Деякі дослідження намагаються безпосередньо «витягати» енергію з потоку або використовувати термоелектричні генератори (TEG) для живлення вузлів у промислових умовах; прототипи з TEG показали життєздатність у специфічних сценаріях, наприклад у точках з великими різницями температур або навколо гарячих труб, і часто комбінуються з LoRaWAN для передачі даних. Це перспективний напрям для промислових систем, але потребує ретельного техніко-економічного обґрунтування [3].

Для задач оперативного контролю рівня в накопичувальних баках і захисту від переповнення та забруднення практично застосовують GSM-модулі — ця опція особливо проста в реалізації для розподілених об'єктів без LoRa-покриття. У ряді прикладів GSM-рішення поєднують ультразвуковий датчик рівня резервуара, датчик потоку і сенсор каламутності; система надсилає сповіщення (SMS/e-mail) і дозволяє дистанційно керувати подачею води (ON/OFF) через мобільний додаток. Такий набір підходить для малих населених пунктів і приватних об'єктів, де простота і сумісність важливіші за тривалу автономність вузлів. Поєднання GSM і простого UI робить рішення доступним, але мобільний зв'язок означає постійні OPEX-витрати на SIM-тарифи та інколи гіршу енергоефективність, ніж у LPWAN-рішень [4].

У багатьох роботах використовують MQTT як транспорт між шлюзом і

хмарою — це виправданий вибір для телеметрії, оскільки MQTT легкий, має QoS-рівні та добре працює з time-series бекендами. При цьому на периферії — у вузлах — автори по-різному комбінують Arduino, ESP32 або STM32 залежно від вимог: ESP32 зручний для швидкого прототипування та інтеграції Wi-Fi-шлюзів, STM32/LoRa модуляція — для промислових вузлів з низької енерговитратністю та сумісністю з LoRaWAN. Такі реалізації підтверджені в ряді досліджень і комерційних кейсів [5].

Кілька публікацій демонструють успішне застосування LPWAN (LoRaWAN, NB-IoT) для реального моніторингу води у міському масштабі. Наприклад, проєкти в Іспанії і в інших країнах показали, що частотний моніторинг (годинні вимірювання ультразвуковими датчиками) значно підвищує здатність системи виявляти відмови: у представленому кейсі нова LPWAN-мережа виявила сотні інцидентів, де традиційні підходи (ручне зняття показників двічі на місяць) фіксували їх одиницями — це наочно демонструє користь частотного моніторингу й дистанційного нагляду. Для масових розгортань LPWAN часто виявляється економічно ефективнішим, ніж покриття стільниковими мережами, але вимагає побудови/оренди LoRa-gateway або узгодження з мережевими операторами [6].

Щодо алгоритмів обробки даних і виявлення витоків — спільна тенденція останніх років полягає у комбінуванні simple rule-based heuristics (нічний базовий потік, постійний малий протік) з методами ML для зниження хибних спрацьовувань. Дослідження Ebisi et al. (2023) і інші показали, що ML-алгоритми (anomaly detection, supervised classifiers) можуть значно покращити виявлення деградацій та витоків у трансмісійних мережах при наявності належного набору тренувальних даних. Однак у реальних сценаріях важливі обмеження: рідкість подій витoku, потреба у маркованих даних і ризик overfitting. Тому багато систем використовують гібрид: edge-детектор для швидкого тригера й хмарну модель для підтвердження та класифікації інциденту [7].

Щодо планування роботи насосних станцій і оптимізації розподілу води, останні дослідження застосовують біо-натхнені алгоритми (GA, PSO, Binary

Dragonfly/Butterfly-inspired algorithms) над даними, зібраними IoT-вузлами. Ці підходи дозволяють зменшити енергетичні витрати за рахунок оптимального розподілу роботи насосів і часу їх включення; у порівнянні тестів різні алгоритми показують різну ефективність, інколи зі зниженням втрат на десятки відсотків (залежно від умов і цільової функції). Такі методи добре інтегруються у центри управління водоканалів і можуть виконуватися як batch-оптимізація у хмарі або як регулярні он-лайн рішення [8].

Ще одна важлива група праць присвячена моніторингу якості води з поєднанням IoT-платформ і ML-моделей: автори демонструють системи, що оцінюють рН, каламутність (turbidity), температуру, ORP та провідність у реальному часі, повідомляють операторів при перевищенні порогів і використовують ML для прогнозування безпеки води. Garg et al. та інші дослідження повідомляють про високу точність класифікації якості (до ~96% у їхніх експериментах), але за умови якісних сенсорних наборів і достатньої кількості тренувальних прикладів. Для побутових систем часто обирають ESP32 + прості сенсори + Firebase/ThingSpeak/ThingsBoard як недорогі реалізації, тоді як для інфраструктурних рішень потрібні калібровані промислові сенсори і більш строгі процедури валідації [9].

Нарешті, варто відзначити комплексні модульні рішення (наприклад, Syrmos et al., 2023), які поєднують витратомір, модуль контролю якості, LoRaWAN-передавачі, хмарну інфраструктуру і ML-модулі. Такі системи показують практичність підходу «все-в-одному»: вони дозволяють одночасно вирішувати кілька задач — від годинного обліку до прогнозування аномалій — але й вимагають адекватних інвестицій у датчики і хмарні сервіси [10].

Узагальнюючи, сучасні публікації та прототипи демонструють кілька зрілих практик, які можна взяти за основу при розробці «розумного лічильника води»: (1) архітектура «вузол (сенсор + MCU + радіо) → шлюз → хмара» з MQTT/HTTP як транспортом; (2) застосування LPWAN (LoRaWAN / NB-IoT) для масових розгортань або GSM для розподілених резервуарів; (3) енергетичні варіанти від батарей до енергохарвестингу (сонячні, суперконденсатори, TEG

або гідрохардвестинг) залежно від бюджету й місця розгортання; (4) гібридні алгоритми детекції (edge rules + cloud ML) для зниження FPR; (5) інтеграція з білінгом і UI-панелями для прозорості й автоматизації виставлення рахунків. Для магістерського проекту ці ідеї дають чітку карту: обрати «комплект» датчик + MCU + радіо + джерело живлення під цільовий сценарій (домівка / підприємство / мережа) і реалізувати систему із порівняльною оцінкою (енергія, latency, точність детекції витоків, вартість).

2. ПРОЕКТУВАННЯ ІОТ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ СИСТЕМИ ВОДОПОСТАЧАННЯ

2.1 Розроблення системи моніторингу

Запропонована система моніторингу складається з набору апаратних та програмних технологій, як показано на рисунку 2.1. Основними компонентами для роботи системи є (1) датчик тиску, (2) датчик протоки та (3) малий гідроелектричний генератор або мікротурбіна. Цей генератор підключений до (4) випрямного діода, який діє як доповнення до випрямного мосту мікротурбіни під час заряджання (5) зовнішнього акумулятора. Він є важливим для підтримки стабільності системи, керування процесом заряджання акумулятора. Лабораторні умови для проведення експериментів були наступними: подача води з пілотної системи під тиском відцентрового насоса та використання 2-дюймових ПВХ-труб з вихідним отвором, зменшеним до півдюйма діаметром, при цьому вхідний потік контролюється частотним перетворювачем.

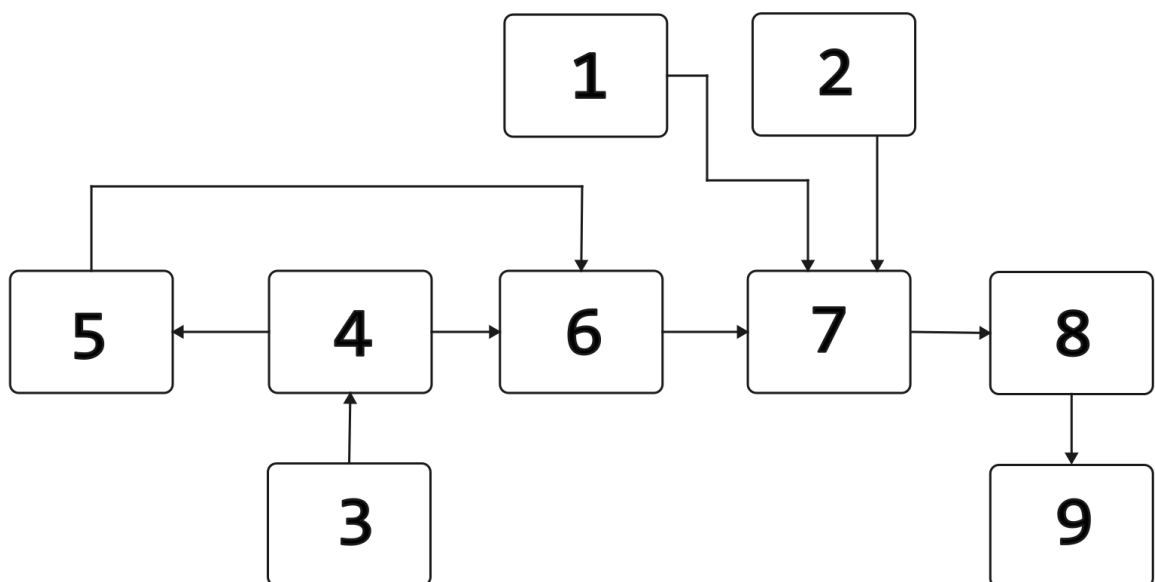


Рисунок 2.1 – Структурна схема модуля системи моніторингу водопостачання.

На даному рисунку позначено:

- 1 – сенсор тиску;
- 2 – сенсор протоки (лічильник);
- 3 - мікрогенератор;
- 4 - випрямний діод;
- 5 – акумуляторна батарея;
- 6 – регулятор напруги;
- 7 – мікроконтролер;
- 8 – хмарне сховище зберігання даних;
- 9 - платформа візуалізації.

Зовнішній акумулятор є резервуаром енергії цієї системи, який забезпечує живленням компоненти системи. Накопичувач енергії гарантує безперервну роботу системи, коли потік води занадто низький, і мікротурбіна може не забезпечувати достатньої потужності. Цей механізм збору енергії, заснований на потоці води, є основою енергетичної автономності цієї системи.

Використана модель діода – IN4007, яка вважається надлишковою, оскільки, як буде пояснено пізніше, мікротурбіна має власний герметизований випрямляч. У запропонованій схемі діод працює як додатковий спосіб запобігання зворотному потоку струму до мікротурбіни.

Регулятор напруги (6), який служить для регулювання значень напруги, що подається на (7) мікроконтролер, до безпечних рівнів (7). Цей мікроконтролер збирає, обробляє та передає через Інтернет до (8) хмарної системи зберігання даних та (9) платформи візуалізації для візуалізації даних про тиск, витрату та рівень напруги акумулятора. Моніторинг рівня заряду акумулятора важливий для запобігання перевищенню ним робочих меж.

Експериментальна установка проілюстрована на рисунку 2.2 Роботу запропонованої системи моніторингу оцінювали з використанням півдюймових труб. Важливо зазначити, що порядок встановлення кожного компонента не був випадковим. У цій установці першим компонентом є мікротурбіна, яку було розміщено перед прямим кутом, оскільки в її місці відбуваються великі втрати тиску. Датчик тиску було розташовано одразу після кутового вигину, оскільки

він є найважчим елементом у вузлі; це може призвести до надмірного крутного моменту. На кінці труби, на іншому прямим куті, було розміщено датчик витрати. Іншими словами, розташування кожного компонента було зумовлене головним чином механічними причинами.

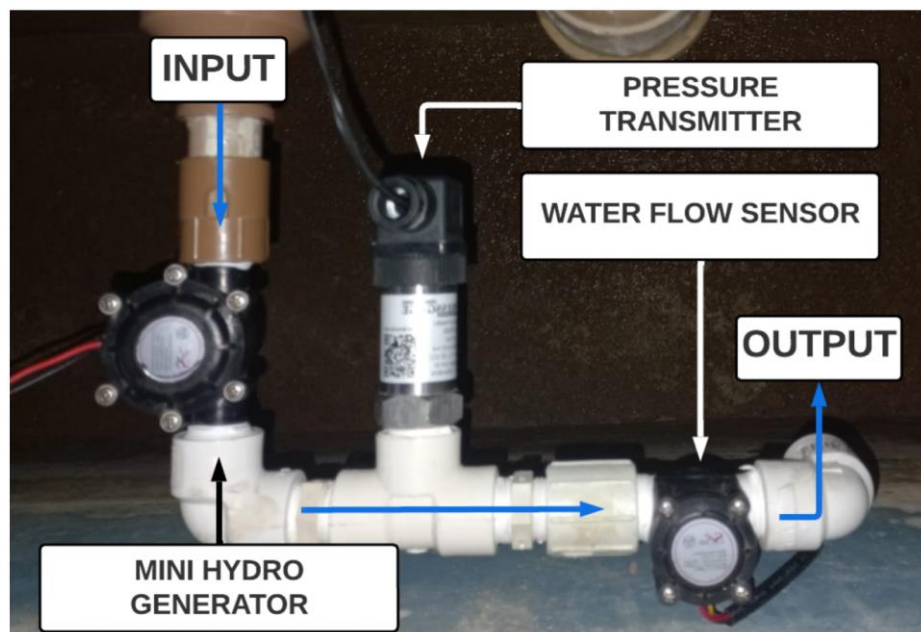


Рисунок 2.2 - Експериментальна установка.

Цей датчик тиску був обраний завдяки його високій якості, точності та довговічності. Його конструкція з нержавіючої сталі дозволяє використовувати його в широкому спектрі застосувань. Діапазон вимірювання становить від 0 до 40 мН 2 О (3,92 бар), а струмова характеристика — від 4 до 20 мА.

Цей витратомір базується на ефекті Холла та складається з внутрішнього ротора, розміщеного в конструкції з ABS-пластику. Ротор обертається під дією води. Його швидкість залежить від швидкості потоку, яка пов'язана з імпульсним сигналом на виході. Потім мікроконтролер зчитує імпульси та, залежно від їхньої кількості, видає інформацію про швидкість. YF-S201 здатний вимірювати витрату від 1,5 до 30 літрів на хвилину.

Мікротурбіна, також відома як мікрогідро- або пікогідрогенератор, зображена на рисунку 2.3. Це пристрій, який перетворює енергію невеликих

водоспадів та потоків води в електричну енергію. Це відновлюване джерело, корисне для систем збору енергії у важкодоступних районах, де доступ до електроенергії може бути обмежений, як це відбувається в цьому дослідженні.



DB-268 Specifications			
Material	Plastic	Rotation Speed	2000 - 3000 RPM
Power	1.8 W	Thread Diameter	1/2"
Output Voltage	12 VDC	Dimensions	84 x 48.50 x 29.50 mm
Output Current	0 - 150 mA	Weight	79 g
Flow Range	2.5 - 25 L/min	Operating Temperature	0 - 80 °C

Рисунок 2.3 - Міні-гідроелектростанція.

Принцип роботи міні-гідроелектростанції полягає в перетворенні потенційної енергії на великих висотах в електричну енергію. Це та сама причина, чому більшість гідроелектростанцій розташовані поблизу водоспадів або дамб, і чому мікротурбіну потрібно розташовувати безпосередньо перед прямим кутом кривої.

Трифазний генератор, конструкція якого передбачає розміщення намагнічених зубців всередині мікротурбіни, є елементом, що здійснює перетворення енергії. Потік води над генератором змушує ці зубці обертатися, що змінює магнітне поле. Ця зміна магнітного поля індукує електричний струм у котушках, що знаходяться всередині цих зубців, згідно із законом електромагнітної індукції Фарадея [11].

Генерований електричний струм є змінним струмом. Однак багато систем, включаючи запропоновану систему, потребують постійного струму. Саме тому вихідна схема генератора містить 6 діодів, по 2 для кожної фази, які служать повнохвильовими трифазними випрямлячами. Таким чином, струм протікатиме лише в одному напрямку.

Для стабілізації вихідної напруги генератор також включає регулятор напруги 12 В, який отримує на вхід неідеальну постійну напругу, яка може змінюватися через зміни швидкості потоку води та інші фактори, і видає постійні 12 В постійного струму. Поряд із регулятором напруги, конструкція включає вихідний конденсатор для подальшого згладжування вихідної напруги та зменшення пульсацій. Конденсатор накопичує електричний заряд і вивільняє його, коли напруга падає, діючи як тимчасовий накопичувач енергії, підтримуючи стабільніший рівень напруги.

У цій роботі для виконання необхідних специфікацій для розробки системи було використано модель мікротурбіни DB-268 з пластиковим корпусом.

Технічні характеристики акумулятора були обрані як 12В та 7А/год, що означає, що він може видавати струм 7А протягом години з напругою 12В на клеммах, перш ніж потребуватиме підзарядки.

Цей високоефективний понижувальний регулятор (регулятор напруги) здатний перетворювати напругу з вхідного діапазону від 4,5 В до 40 В у регульовану вихідну напругу від 1,25 В до 37 В та має високий коефіцієнт перетворення, який може сягати 92%.

Розроблений компанією Espressif, ESP32 – це мікроконтролер, який представляє собою модуль зв'язку Wi-Fi та Bluetooth, систему з двоядерним процесором. У проекті його було обрано через низьку ціну порівняно з мікроконтролерами на ринку з модулями зв'язку Wi-Fi.

Протягом останнього десятиліття Інтернет речей швидко інтегрувався в різні програми. Інтернет речей (IoT) – це система взаємопов'язаних обчислювальних пристроїв з унікальними ідентифікаторами (UID), які можуть передавати дані по мережі автономно, тобто без будь-якої взаємодії між людиною або людиною та машиною. У контексті промислового приладобудування IoT може бути застосований шляхом підключення датчиків та мікроконтролерів до Інтернету за допомогою протоколу зв'язку між машинами (M2M).

З розвитком та популяризацією технологій бездротового зв'язку зростає інтерес до розробки нових застосувань Інтернету речей у повсякденному житті, що забезпечує нові зручності та послуги для користувачів на основі можливостей зв'язку між об'єктами або між об'єктами та користувачами. З новими можливостями виникають нові виклики, такі як підвищення безпеки, захисту, комфорту, зв'язку, технічного управління та автономності.

У промислових системах системи контролю та моніторингу стають все більш взаємопов'язаними. Отже, рішення Інтернету речей є економічно ефективними, вимагають низького енергоспоживання та простого встановлення й налаштування [12].

Окрім необхідності моніторингу в управлінні водними ресурсами, використання Інтернету речей стає важливим завдяки його можливості генерування даних, що необхідно для розробки досліджень екологічного планування та управління водними ресурсами.

Після того, як локальна система вимірювання працює належним чином, наступним кроком є передача даних на платформу з доступом до Інтернету. У цьому дослідженні було обрано протокол зв'язку MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) через його простоту та чудову продуктивність. Цей протокол базується на моделі публікації-підписки, в якій кожен клієнт взаємодіє з центральним брокером, утворюючи з'єднання «багато до багатьох»; тобто брокер керує та розповсюджує повідомлення від одного або кількох абонентів одному або кільком абонентам. У цьому сценарії роль клієнтів полягає в підключенні до брокера, публікації повідомлень та підписці на отримання повідомлень від інших клієнтів. Іншими словами, клієнти ніколи безпосередньо не підключаються до інших клієнтів, натомість покладаючись на брокера для обробки повідомлень.

У запропонованій системі брокер був створений розміщеним способом з використанням бібліотеки MQTT для мікроконтролера ESP32. Основними причинами такого вибору є низька вартість та необхідність низького енергоспоживання модулів із вбудованими Wi-Fi та Bluetooth.

Для тестування та відпрацювання роботи даної системи було зібрано тестовий макет, який наведений на рисунку 2.4.

До даного макету входять наступні компоненти:

- Мікроконтролер ESP32 : недорогий мікроконтролер, пов'язаний з модулем зв'язку Wi-Fi, двоядерною процесорною системою, гібридним Bluetooth та кількома вбудованими датчиками. Цей модуль спрощує та робить компактнішою побудову систем Інтернету речей.
- Регулятор напруги LM2596 : понижувальний (або знижувальний) регулятор напруги, здатний перетворювати вхідну напругу від 4,5 В до 40 В у регульовану вихідну напругу в діапазоні від 1,25 В до 37 В. Основною причиною його вибору є високий коефіцієнт корисної дії перетворення, який може сягати 92%. Крім того, пристрій має функції захисту від перевантаження, короткого замикання та перегріву, що гарантує безпечну та надійну роботу.

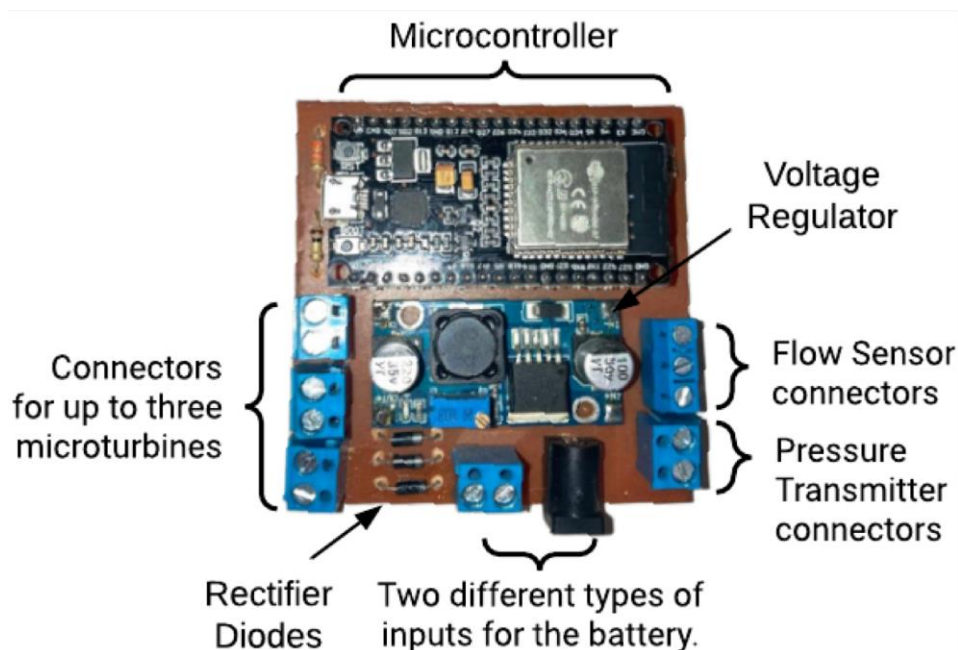


Рисунок 2.4 - Розроблене обладнання

Для економії енергії в деяких частинах системи використовувалися лише пасивні компоненти, тобто елементи, які поглинають, накопичують або розсіюють електричну енергію. Це стосується схем, що використовуються для

зчитування напруги акумулятора та тиску води, що складаються з двох простих резистивних подільників. Важливо підкреслити, що це не є обов'язковим для датчика потоку. Запропоноване обладнання підтримує одночасне використання до 3 мікротурбін. З цієї причини плата оснащена 3 резервними випрямними діодами. Крім того, було використано роз'єм P4, щоб забезпечити можливість використання як акумуляторів, так і звичайних комерційних джерел живлення, коли можливе підключення до локальної електричної мережі.

Герметизацію прототипу було здійснено з використанням комерційної моделі пластикової коробки. Вона була адаптована для розміщення друкованої плати, а також необхідних провідників для датчиків та живлення через спеціально виготовлені перфорації. Через високу вологість у ймовірному приміщенні наполегливо рекомендується забезпечити максимальну герметизацію зовнішнього середовища, окрім використання кришок.

2.2. Методи енергозбереження

Для досягнення бажаної енергетичної автономності моніторингу необхідно використовувати енергозберігаючі інструменти. Таким чином, окрім попереднього вибору компонентів з низьким споживанням, було застосовано деякі методи.

Режим DeepSleep ESP32 дозволяє мікроконтролеру перейти в режим низького енергоспоживання з метою економії енергії батареї та продовження терміну служби пристрою. У цьому режимі процесор та більшість компонентів ESP32 вимикаються, щоб мінімізувати споживання енергії. Ця функція призводить до того, що ESP32 споживає лише 10 мкА, що дозволяє продовжити час роботи пристрою навіть з батареєю низької ємності. Однак, щоб використовувати цю функцію, необхідно запрограмувати мікроконтролер на перехід у режим низького енергоспоживання у відповідний час та встановити події, які повинні розбудити пристрій. Крім того, може знадобитися

переналаштувати периферійні пристрої пристрою та тимчасово перервати обробку, щоб забезпечити найнижче можливе споживання енергії. Для системи, запропонованої в цій роботі, показання знімаються щохвилини. Іншими словами, мікроконтролер «спить» протягом 1 хвилини, а потім «прокидається» та знімає показання.

Хоча зчитування виконується щохвилини, передача даних на прикладний рівень щохвилини означала б активацію Wi-Fi-модуля мікроконтролера 60 разів на годину. Такий підхід був би енергоємним через вимоги Wi-Fi-модуля ESP32 до постійного підключення та передачі даних. Таким чином, було вирішено об'єднати 60 показників кожної з трьох змінних в один пакет на годину. Якби для зберігання даних використовувався модуль SD-карти, навантаження на живлення зростало б ще більше. Тому було вирішено розглянути пам'ять RTC ESP32 як альтернативу. Ця пам'ять є енергонезалежною та пропонує ємність 8 КБ, що робить її відповідним рішенням для цього проекту. Весь цей процес підсумовано блок-схемою на рисунку 2.5 .

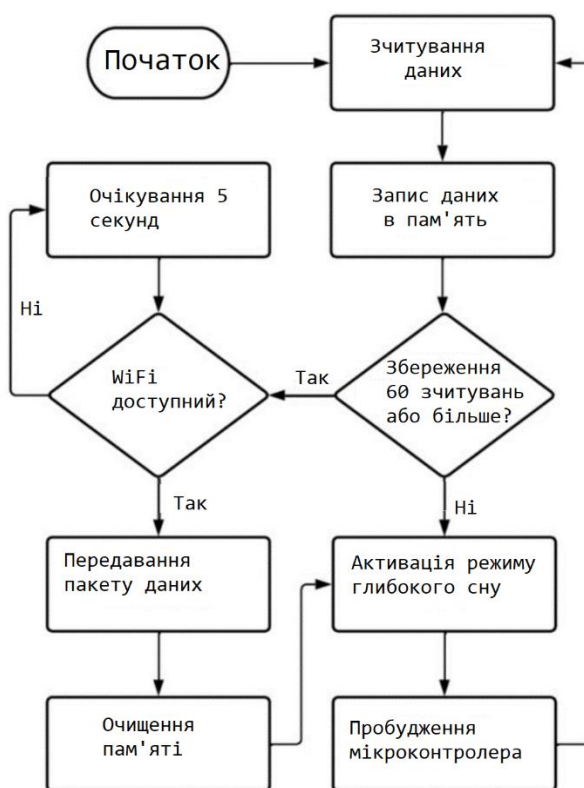


Рисунок 2.5 - Блок-схема роботи програми мікроконтролера

2.3. Методи виявлення викидів та їх обробка

У наборі даних можуть бути присутні збої в зчитуванні показників датчиків моніторингу, які вважаються помилками, і якщо їх не враховувати або ігнорувати, це може поставити під загрозу аналіз трендів. У дослідженні, проведеному Фігейредо та ін. [13], автори виключили дані, які демонстрували невідповідності, такі як від'ємні значення або відхилення даних у порівнянні з еталонними параметрами або історичною інформацією від водопостачальної компанії, залишаючи явним наявність викидів у вимірних даних. TEDA є кращим за фільтрацію MAD (медіанне абсолютне відхилення) у безперервних (онлайн) потоках даних, оскільки він дозволяє виявляти викиди адаптивним способом у режимі реального часу, обчислюючи типовість та ексцентриситет кожної вхідної точки без необхідності зберігати всю історію, на відміну від MAD, який краще підходить для статичних даних. Саме тому його було обрано для цієї роботи.

Ангелов [14] запропонував структуру аналізу даних, засновану на типовості та ексцентриситеті. TEDA – це метод, що вимагає обчислень з низькими зусиллями, включений до репертуару аналізу даних, спрямований головним чином на виявлення викидів.

Спочатку запропонований Ангеловим [14], цей метод спрямований на виявлення аномалій у потоках даних. Алгоритм базується на двох фундаментальних поняттях: типовості та ексцентриситеті. Типовість представляє подібність вибірки з рештою набору даних вибірки, тоді як ексцентриситет виражає відмінності вибірки відносно того ж набору.

Цей метод, завдяки своїй простоті в реалізації, може бути реалізований на простих платформах, включаючи мікроконтролери, з основним акцентом на застосуванні в потоках даних. Ще однією перевагою цього алгоритму є його можливість використання без попереднього навчання, і його можна використовувати як онлайн, так і офлайн. З моменту отримання даних алгоритм

розвивається разом з класифікацією, вимагаючи низьких обчислювальних зусиль і роблячи його життєздатним варіантом для вбудованих систем.

Якщо розглядати потік даних як вектор, обчислюється сума евклідових відстаней для кожного з елементів. Рівняння (2.1) представляє суму відстаней від конкретного зразка (x) до кожного з k інших елементів.

$$\pi_k(x) = \sum_{i=1}^k d(x, x_i). \quad (2.1)$$

Таким чином, ексцентриситет вибірки даних x у момент часу k можна визначити як

$$\xi_k(x) = \frac{2\pi_k(x)}{\sum_{i=1}^k \pi_k(x_i)}, \text{ para } k > 2, \sum_{i=1}^k \pi_k(x_i) > 0, \quad (2.2)$$

Рівняння можна спростити таким чином, щоб ексцентриситет можна було обчислювати рекурсивно, без необхідності обчислювати всі відстані для кожного нового зразка. В іншому випадку, для оновлення обчислення відстані кожного зразка відносно інших, потрібно було б зберігати всі зразки в пам'яті. Щоб обчислити ексцентриситет, необхідно обчислити середнє значення та дисперсію набору отриманих зразків.

Середнє значення x у момент часу k визначається рівнянням (2.3), яке використовує попередньо розраховане середнє значення. Для першої вибірки середнє значення вважається першим значенням

$$\mu_k(x) = \frac{2\pi_k(x)}{\sum_{i=1}^k \pi_k(x_i)}, \text{ para } k > 2, \sum_{i=1}^k \pi_k(x_i) > 0, \quad (2.3)$$

Ексцентриситет можна обчислити рекурсивно. В іншому випадку вам потрібно було б зберігати всі зразки в пам'яті, щоб оновити розрахунок відстані кожного зразка відносно інших. Для обчислення ексцентриситету необхідно використовувати середнє значення та дисперсію набору отриманих зразків.

Середнє значення x у момент часу k визначається рівнянням (2.4), яке використовує попередньо розраховане середнє значення. Для першої вибірки середнє значення вважається першим отриманим значенням.

$$\mu_k = \frac{k-1}{k} \mu_{k-1} + \frac{1}{k} x_k, \text{ where } \mu_1 = x_1. \quad (2.4)$$

Дисперсія розраховується за допомогою рівняння (2.5). Дисперсія приймає значення, рівне нулю, для першого зчитування даних.

$$\sigma_k^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(x_i - \mu_k)^T (x_i - \mu_k)}{k}. \quad (2.5)$$

Ексцентриситет у момент часу k визначається як

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{k} + \frac{(\mu_k - x_k)^T (\mu_k - x_k)}{k \sigma_k^2}. \quad (2.6)$$

Помічено, що для обчислення ексцентриситету достатньо мати середні значення та дисперсію набору даних, які в обчислювальному застосунку рекурсивно оновлюються для кожного нового отриманого набору даних. Типовість можна обчислити як доповнення ексцентриситету. Після обчислення ексцентриситет нормалізується, гарантуючи, що сума всіх членів ексцентриситету дорівнює 1.

Інші поширені методи використовують стандартне відхилення вибірок для обчислення викидів; однак цей підхід обмежений гаусовими розподілами [15]. На відміну від цього, TEDA пропонує інший підхід для обчислення викидів, який не вимагає, щоб розподіл вибірки нагадував нормальний розподіл.

Використовуючи нерівність Чебишева, рівняння (2.7), в якому ймовірність вибірки менша або дорівнює $1/m^2$, де X – вхідні дані, μ – середнім значенням, σ – відхилення за замовчуванням, а m – додатне значення більше за 1:

$$P(\|X - \mu\| \geq m\sigma) \leq 1/m^2. \quad (2.7)$$

Грунтуючись на роботі Бернєрі, Бетти та Лігуорі [16], Ангелов адаптував використання нормалізованого ексцентриситету для виразу, визначеного в рівнянні (2.8), яке можна використовувати для характеристики того, чи є фрагмент даних викидом.

$$\zeta > \frac{m^2 + 1}{2k} \quad (2.8)$$

Після виявлення аномальних даних їх можна видалити або замінити іншими даними за допомогою методу корекції даних.

Виявлені викиди необхідно замінити за допомогою методів інтерполяції для заповнення відсутніх даних. Деякі методи включають лінійну регресію, метод опорних векторів (SVM) та заміну пропуску середнім значенням суміжних даних. У цій роботі, щоб проаналізувати офлайн-дані, аномальні дані були замінені інтерполяцією попередніх даних. Для цього використовується поліноміальна інтерполяція з використанням методу Лагранжа.

Для онлайн-застосунку, якщо дані ідентифікуються як винятки, використовується лінійна екстраполяція, в якій

$$y_{n+1} = y_n + (y_n - y_{n-1}) \quad (9)$$

Таким чином, можна замінити виявлений випадок шляхом екстраполяції y_{n+1} + 1 значення на основі двох останніх відомих значень y_n і y_{n-1} .

З даними, виміряними в лабораторії, для доступу до сервера MySQL, розміщеного на AWS Amazon, було використано Google Collaboratory. Спочатку доступ до сервера Amazon AWS здійснюється через бібліотеку `mysql.connector`. Зчитування даних представляє емуляцію споживання води домогосподарством протягом дня.

З даних, що зберігаються в `dataframe`, видно чотири стовпці: час, тиск, витрата та напруга, з шістдесятьма значеннями, що зберігаються в кожному. Як згадувалося, цей набір значень представляє емуляцію споживання домогосподарства. Дані часу були змінені таким чином, щоб шістдесят рівномірно розподілених значень були розподілені між моментами часу повного дня, починаючи з 00:00 і закінчуючи 23:59. Це було досягнуто шляхом ігнорування секунд, щоб швидкість потоку зчитувалась кожні 24 хвилини.

2.4. Модель прогнозування

Штучна нейронна мережа складається з вхідного шару, прихованого шару та вихідного шару. Її навчання відбувається шляхом коригування синаптичних ваг між штучними нейронами [17].

Математично, нейронну клітину можна змоделювати шляхом додавання або віднімання вхідних сигналів та застосування функції активації, що усуває лінійність операції та дозволяє мережі навчатися та представляти більш складні закономірності, перетворюючи лінійну комбінацію сигналів на вихід, який може відобразити складність поведінки аналізованої системи.

Нейронна мережа оптимізується шляхом налаштування функції вартості, яку можна оптимізувати за допомогою градієнтного спуску. Завдяки балансуванню синаптичних ваг можна налаштувати мережу для отримання бажаної відповіді. Оптимізатори, такі як низхідний градієнт, використовуються для полегшення пошуку глобального мінімуму у функції вартості, але з реалізаціями, які спрямовані на швидшу збіжність [18]. Зокрема, оптимізатор Adam має адаптивну швидкість навчання, це означає, що різні частини нейронної мережі можуть мати різні швидкості навчання, що важко контролювати вручну. Ця функція пришвидшує збіжність функції вартості та має високу продуктивність порівняно з іншими оптимізаторами. Саме тому ми обрали саме її.

Лабораторія, що використовувалася в цьому дослідженні, має мережу труб, тиск у яких створюється відцентровим насосом, з'єднаним з трифазним асинхронним двигуном, який створює тиск у мережі труб, що імітує систему водопостачання. Для керування системою використовується частотний перетворювач, що дозволяє керувати обертанням комбінації двигун-насос. На рисунку 2.6 показано зображення цієї системи.

Змінюючи частоту інвертора за допомогою SCADA BR, можна змінювати тиск і витрату в точці вимірювання LENHS. З огляду на це, для вхідних даних для моделі прогнозування було обрано п'ять змінних: частоту та струм інвертора, а також попередні вимірювання тиску та витрати.

Після належного групування даних про витрату та тиск були створені затримані вхідні дані, що відповідають попереднім даним про витрату, які склалися з вхідної змінної ШНМ. Також було виявлено, що оцінені швидкості потоку демонструють сильну кореляцію з частотою інвертора та вимірними значеннями тиску та витрати.



Рисунок 2.6 - Експериментальна установка, що використовується для збору даних, що використовуються під час навчання штучних нейронних мереж.

На рисунку 2.7 показано діаграму вхідних та вихідних даних штучної нейронної мережі. На цьому рисунку k відповідає поточному моменту, тоді як $k+1$ та $k+2$ представляють майбутні прогнози. Аналогічно, $k-1$ вказує на вибірки, що відстають на один період вибірки.

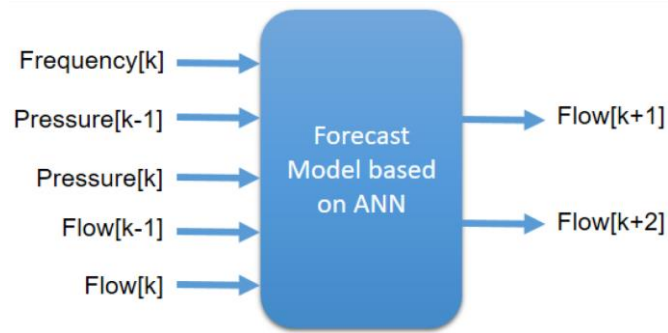


Рисунок 2.7 - Штучна нейронна мережа з п'ятьма входами та двома виходами.

Запропонована процедура стандартизації є обов'язковою вимогою для повторної адаптації даних, щоб нейронна мережа могла бути навчена. Для покращення реакції мережі вхідні дані були нормалізовані шляхом ділення на максимальне математичне очікування.

Дані були розділені на навчальні (72%) та тестові (28%). Щоб зробити кількість вибірок більш гнучкою для майбутньої роботи, був розроблений алгоритм, який виконує цю пропорцію незалежно від обсягу даних, таким чином підлаштовуючи дані під встановлену пропорцію.

Навчальні дані були використані для навчання нейронної мережі, яка має затримані вхідні дані вимірюного потоку та тиску. Вхідні дані складаються зі значення потоку та тиску, вимірених на експериментальному стенді, а також вхідного значення інвертора, відповідального за створення тиску в системі. Як вихідні дані прогнозуються дві майбутні швидкості потоку, які буде вимірюватися системою.

Під час навчання мережі, щоб перевірити найкращу відповідь, було проаналізовано низку функцій активації: Relu, Sigmoid, Tanh та Softmax. Нейронна мережа була навчена для кожної функції активації. Похибка штучної нейронної мережі зберігалася в кінці кожної ітерації у словнику. Під час вибору функції активації було обрано значення кількості епох, яке не впливало на час обробки.

Після навчання мережі тестові дані були застосовані для прогнозування майбутніх потоків, і була проведена оцінка похибки, представленої штучною нейронною мережею, а також графічний аналіз потоків і тисків, зчитаних на експериментальному стенді.

Для проведення випробувань було використано профіль споживання води, описаний у літературі Комінато та ін. [19]. Цей профіль було емульовано за допомогою частотного перетворювача. Графічна характеристика залежності між вхідними даними інвертора в системі керування та характеристикою швидкості потоку, зчитуваної в контрольованій трубі, показана на рисунку 2.8. Частота інвертора змінювалася від 30,0 Гц до 54,91 Гц у наборі з 60 визначених значень.

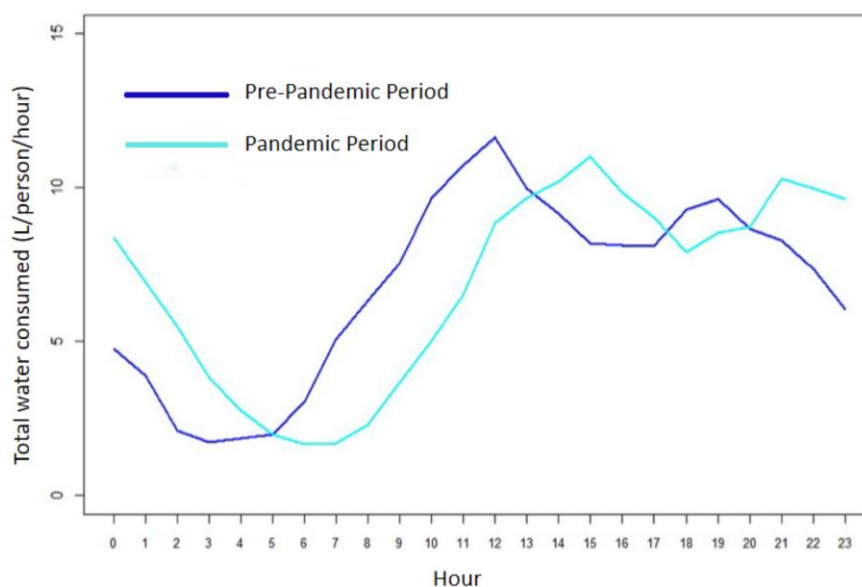


Рисунок 2.8 - Профіль погодинного споживання води у періоди до пандемії і пандемії.

3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ РОБОТИ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ

3.1 Розрахунок та тестування енергоспоживання модуля IoT системи

У випробуваннях, проведених за відсутності води та з різними постійними швидкостями потоку води, було проведено аналіз струму, що споживається з акумулятора, за різних сценаріїв.

З цих результатів можна побачити попередній успіх цього застосування. Цей графік відображає поведінку струму, що споживається з акумулятора, для різних швидкостей потоку води, виміряних у трубопроводі. Кожне значення потоку відповідає чотирьом смужкам: синім кольором позначено струм, що споживається з акумулятора, коли мікроконтролер перебуває в стані DeepSleep, помаранчевим кольором позначено струм, що споживається в робочому режимі, зеленим кольором показано максимальний струм, що споживається з акумулятора, коли мікроконтролер починає передавати дані через Wi-Fi, а червоним кольором позначено середньозважений струм. Протягом однієї години середнє значення наближається до значення струму DeepSleep, оскільки мікроконтролер проводить 96,5% часу в режимі DeepSleep, 3,33% - у режимі читання, а решту часу - передає дані до хмари.

Зі збільшенням витрати струм, що споживається з акумулятора, зменшувався через генерацію міні-гідрогенератора, доки при витраті 14,85 л/хв не почав з'являтися негативний струм; тобто система більше не споживала струм з акумулятора, а забезпечувала заряд акумулятора. Ця поведінка ще більше посилюється, коли збільшується потік води. Спостерігаючи за кривою профілю, можна побачити, що швидкість потоку залишається вище 16 л/хв протягом приблизно 14,4 год, протягом яких понад $9798 \text{ Дж} = 12,6\text{В} * 15\text{мА} * 14,4\text{год}$, або 2,7 Вт/год, вироблені мікротурбіною та не спожиті схемами вузла IoT, подаються на акумулятор. З іншого боку, акумулятор забезпечує близько $5560 \text{ Дж} = 12,6\text{В} * 15 \text{ мА} * 14,4 \text{ год}$, або 1,54 Вт·год, протягом 6,4 год, де витрата становить близько 11 л/хв. Поза цими діапазонами витрата переважно залишається вище 14,8 л/хв, як видно на рисунку 2.9, тому споживання енергії, що зберігається в

акумуляторі, не відбуватиметься. Таким чином досягається енергетична автономність.

З рисунка 3.1 зрозуміло, як використання режиму DeepSleep, коли пристрій не передає даних, гарантує надлишок енергії в акумуляторі, оскільки середній струм наближається до струму в режимі DeepSleep.

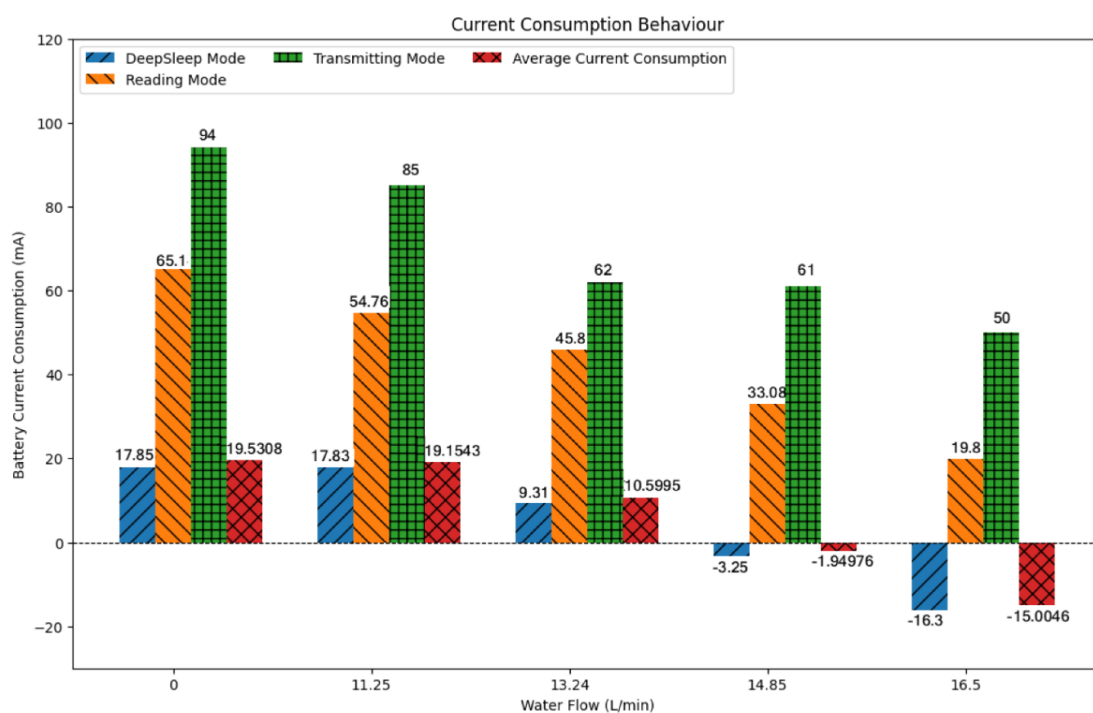


Рисунок 3.1 - Профіль споживання системи

Цей результат підтверджує ідею про те, що послідовне додавання нових міні-гідроелектричних генераторів зменшить потік, необхідний для досягнення стану енергетичної автономії, а також збільшить час, протягом якого акумулятори залишатимуться зарядженими.

Система моніторингу працює на основі вибірки кількох фізичних змінних, пов'язаних зі станом водопроводу, як показано на рисунку 13. Окрім відображення показників кожної змінної та часу її вибірки, також обчислюються середнє, максимальне значення, мінімальне значення та стандартне відхилення кожної змінної. Для полегшення візуалізації даних як система контролю даних використовувалася Grafana.



Рисунок 3.2 - Платформа Grafana використовується як супервізор

На рисунку 3.3 показано фізичне встановлення запропонованої системи в трубопроводі, що підлягає моніторингу, на додаток до акумулятора 12 В 7 Аг (можна використовувати акумулятор меншої ємності та розмістити його всередині корпусу ІоТ модуля).

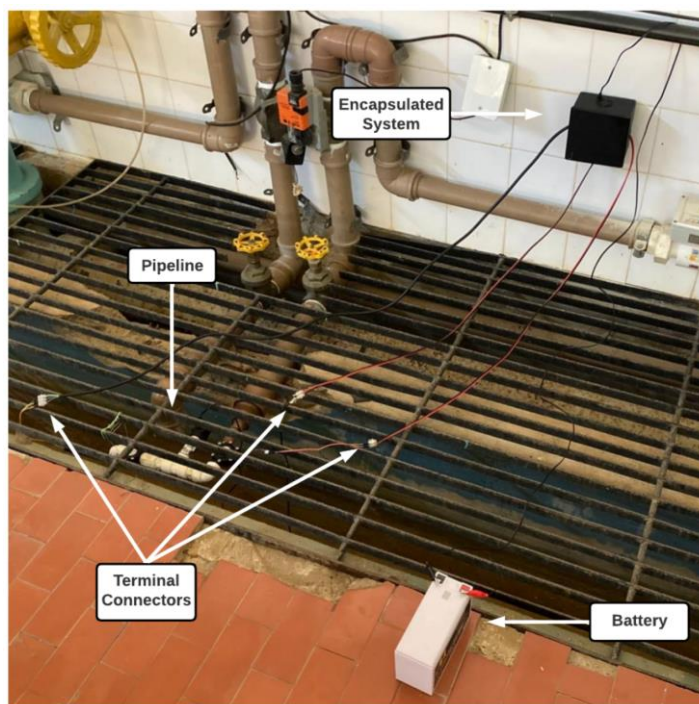


Рисунок 3.3 - Встановлення системи моніторингу в трубопроводі

3.2. IoT вимірювання та результати TEDA

Графік значень витрати, зібраних IoT системою, з емуляції в гідравлічній установці лабораторії, подібний до середнього споживання води в домогосподарстві протягом дня, представлено на рисунку 3.4.

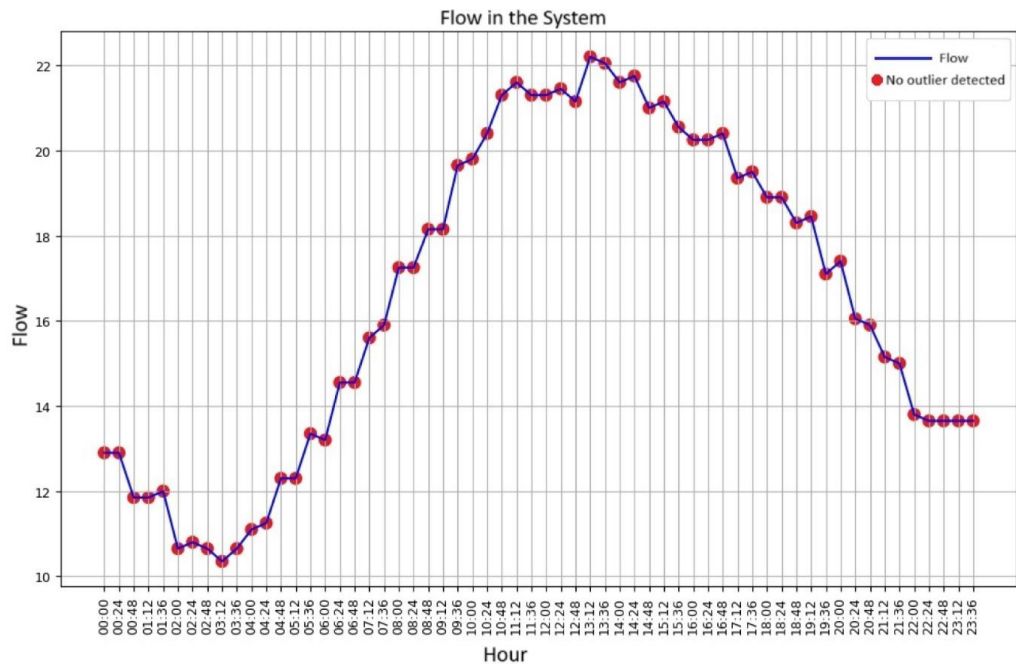


Рисунок 3.4 - Профіль потоку, сформований у лабораторії

Однак отримані дані можуть містити помилки зчитування або відсутні значення даних, що може поставити під загрозу інтерпретацію поведінки розподільчої системи. Для виправлення цих аномалій було застосовано алгоритм, запропонований Ангеловим [20], за допомогою якого можна виявити наявність викидів в отриманих даних. Для тестування алгоритму випадкові значення були призначені п'яти записам даних для імітації збоїв зчитування датчика витрати, таким чином генеруючи викиди в наборі зчитаних даних. На рисунку 3.5 показано набір даних з викидами, виявленими після застосування TEDA.

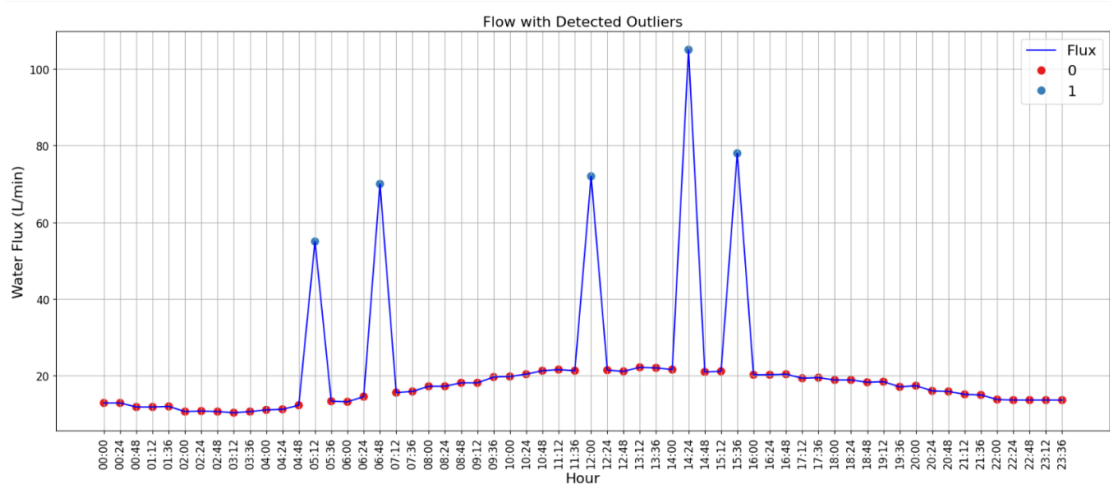


Рисунок 3.5 - Дані, отримані з LENHS, з виявленням п'яти викидів.

Після виявлення помилки в наборі даних було застосовано лінійну інтерполяцію, яка складається з середнього значення між зразками до та після того, як зразок був виявлений як викид, таким чином використовується для заміни даних, визначених алгоритмом як викид. На рисунку 3.6 показано новий графік після корекції даних, визначених TEDA як неоднорідні. Відносна похибка заміни фактичного значення інтерпольованим значенням (обидва виражені в л/хв) для зразків, індекси яких вказані, наведена в таблиці 3.2.

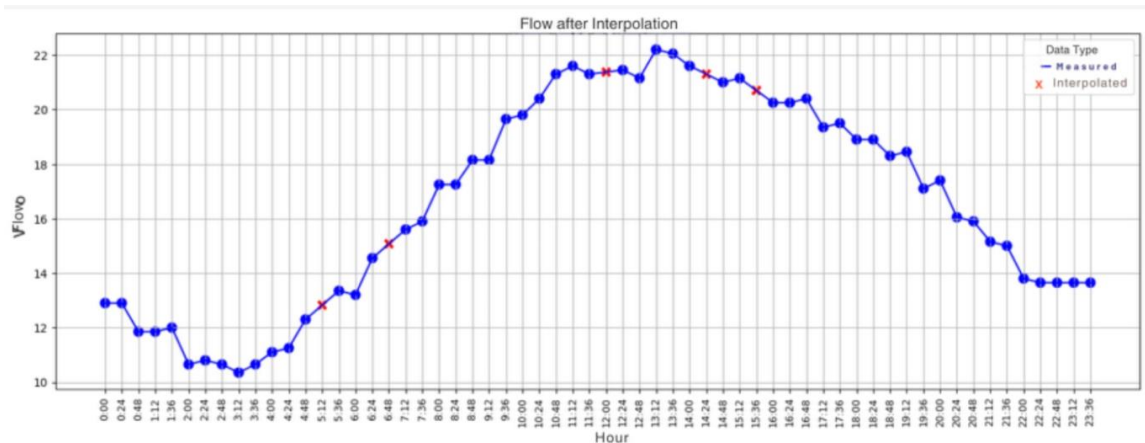


Рисунок 3.6 - Дані, отримані в лабораторії, з корекцією викидів.

Цей процес виявлення та виправлення аномалій у даних є фундаментальним для цієї роботи, оскільки наявність викиду призведе до помилок у застосуванні штучної нейронної мережі, яка використовується для прогнозування майбутніх потоків.

Таблиця інтерпольованих викидів

Індекс	Актуальне значення	Інтерпольоване значення	Відносна похибка
13	12.30	12.82	4.26
17	14.55	15.07	3.60
30	21.30	21.37	0.35
36	21.75	21.30	2.06
39	20.55	20.70	0.72

У цій роботі TEDA також використовувався для емуляції системи, що працює онлайн. Значення витрати, тиску та частоти інвертора були отримані з мережі, щоб імітувати потік послідовних даних і таким чином мати змогу дослідити поведінку TEDA у виявленні викидів.

Для проведення аналізу виявлення викидів було розроблено спеціальний скрипт з метою випадкового вставки викидів у набір даних. Вставка викидів полягала у додаванні випадкового числа від -100 до 100 до зчитаних даних, що створювало аномалію у вимірних даних. Відсоток вставлених викидів становив 3%, що гарантувало контрольовану кількість аномалій та дозволяє проводити більш реалістичний аналіз системи. Цей процес генерації викидів було застосовано до кожного запису в наборі даних, що дозволило включити контрольовані аномалії.

Потім алгоритм TEDA був застосований до модифікованого набору, щоб перевірити його здатність виявляти викиди. Цю процедуру повторювали кілька разів, змінюючи частку викидів у наборі даних, щоб оцінити, як TEDA поводить себе за різних умов шуму в даних.

Показники ефективності TEDA були проаналізовані за допомогою розрахунку точності, який є показником ефективності, що вказує на частку правильних прогнозів відносно загальної кількості прогнозів. Точність коливається від 0 (немає правильних прогнозів) до 1 (усі прогнози правильні),

що представляє частку від загальної кількості правильних прогнозів. Точність можна отримати, застосовуючи

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (3.1)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів, TN – кількість істинно негативних результатів, FP – кількість хибнопозитивних результатів, а FN – кількість хибнонегативних результатів.

На рисунку 3.7 показано результати, отримані в результаті проведених ітерацій, що демонструють точність застосування TEDA як функцію відсотка викидів, присутніх у наборі даних. На рисунку 3.8 показано, що TEDA має точність понад 95% для відсотка викидів до 10%. Коли в наборі даних більше 30% викидів, точність TEDA становить менше 80%.

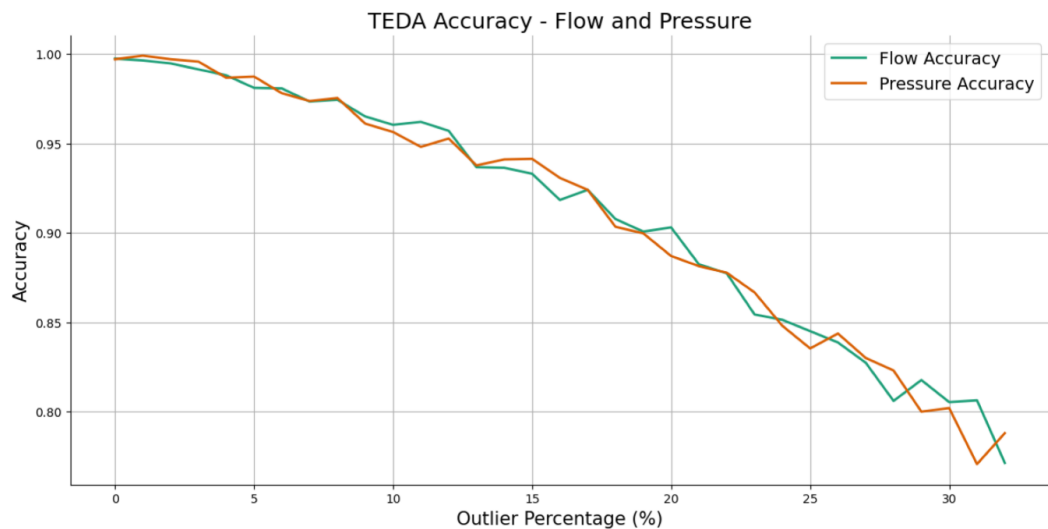


Рисунок 3.7 - Точність TEDA у варіації відсотка викидів, вставлених у показники витрати та тиску.

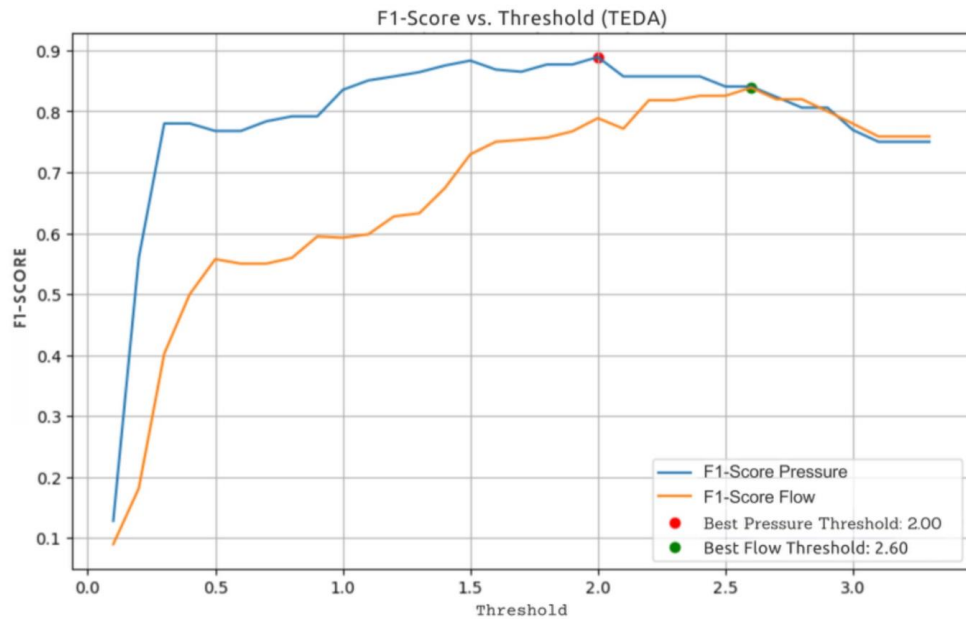


Рисунок 3.8 - Варіація F1-оцінки TEDA при коригуванні чутливості виявлення викидів.

Процедуру було повторено з використанням того самого набору даних, але цього разу зі зміною значення порогу m в алгоритмі TEDA. Метою цього етапу було оцінити, як різні значення m впливають на точність TEDA у виявленні викидів. Для кожного значення m TEDA застосовувався до того самого набору даних, що дозволило спостерігати варіації в продуктивності алгоритму з точки зору точності та здатності правильно виявляти викиди. Цей процес дозволив вибрати значення m , яке мало найкращу точність для аналізованих даних, гарантуючи більш ефективно та послідовно виявлення викидів.

Для вимірювання ефективності TEDA у виявленні викидів у вимірюваннях тиску та витрати було використано показник F1, згідно з рівнянням (3.2). F1-оцінка – це показник ефективності, який відображає баланс між точністю та чутливістю в моделі класифікації. Підсумовуючи, F1-оцінка була використана, оскільки вона є надійнішою, ніж точність, у задачах із незбалансованими класами, таких як виявлення викидів.

$$Accuracy = \frac{\frac{TP}{TP+FP} \times \frac{TP}{TP+FN}}{\frac{TP}{TP+FP} + \frac{TP}{TP+FN}}, \quad (3.2)$$

На рисунку 3.8 показано результати, отримані з різними варіаціями порогу.

3.3. Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування потоку.

Після проведення етапу виявлення помилок у зчитаних даних, наступним кроком є навчання та застосування штучної нейронної мережі (ШНМ) для ідентифікації майбутніх потоків у системі розподілу.

Для навчання MLP–ANN (багатошарової перцептронної штучної нейронної мережі) частота інвертора використовувалася як один з параметрів вхідного шару нейронної мережі. Іншими використовуваними параметрами були потік і тиск, виміряні IoT модулем. Таким чином, сконфігурована нейронна мережа має п'ять нейронів у вхідному шарі та два нейрони у вихідному шарі.

Мета полягає у використанні частоти інвертора, тиску та потоку системи в різні моменти часу для оцінки прогнозу потоку для двох інтервалів показників даних уперед, у цьому випадку відповідно до реакції системи через 48 хвилин у майбутньому, що складається з двох 24-хвилинних вибірок.

На рисунку 3.9 показано фрейм даних, скоригований з урахуванням вхідних даних для навчання мережі. Перші п'ять стовпців представляють дані, що подаються на вхідний шар. Останні два стовпці, що відповідають майбутньому показнику потоку, використовуються у вихідних нейронах для навчання нейронної мережі з учителем.

	Frequency	Pressure [-1]	Pressure [0]	Flow[-1]	Flow[0]	Flow[1]	Flow[2]
0	35.881529	NaN	1.01	NaN	12.90	12.90	11.85
1	35.881529	1.01	1.10	12.90	12.90	11.85	11.85
2	33.459936	1.10	0.85	12.90	11.85	11.85	12.00
3	33.459936	0.85	0.76	11.85	11.85	12.00	10.65
4	31.377329	0.76	0.84	11.85	12.00	10.65	10.80

Рисунок 3.9 - Вхідні дані ШНМ.

Окрім вхідних шарів, було використано три приховані шари з 33 нейронами кожен, як показано на рисунку 3.10. Цей вибір було зроблено за допомогою методу пошуку по сітці, в якому було протестовано різні конфігурації та обрано ту, що показала найкращу продуктивність.

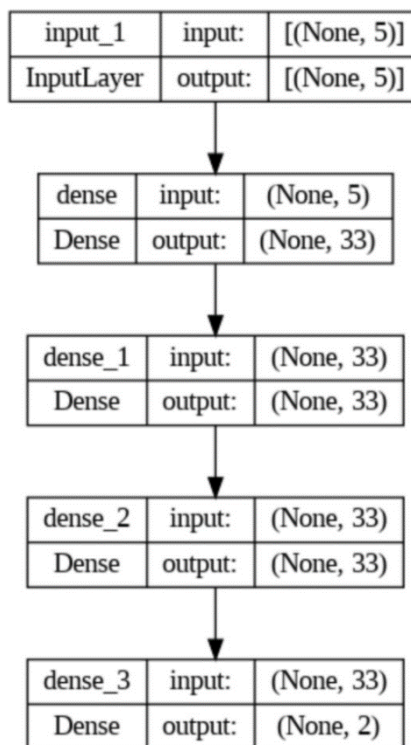


Рисунок 3.10 - Використана штучна нейронна мережа.

Для навчання мережі дані були розділені на 72% для навчального набору та 28% для тестування. Для визначення функції активації нейронів мережу було навчено з 300 епохами для таких функцій активації: гіперболічний тангенс, Sigmoid, Relu та Softmax. В кінці кожного сеансу навчання обчислюється

середньоквадратична помилка, і функція з найменшою помилкою використовується для навчання ШНМ з 700 епохами.

Після остаточного навчання мережа використовується для прогнозування потоку двох наступних показників. Видно, що вихідні дані нейронної мережі нормалізуються в результаті процесу нормалізації, застосованого до даних перед навчанням. Ця процедура є важливою для того, щоб вхідні та вихідні змінні знаходилися в одному масштабі, запобігаючи надмірному впливу значень з дуже різними величинами на навчання мережі. Для того, щоб відновити значення до їх початкового масштабу та таким чином відновити реальну амплітуду показників потоку, було реалізовано процес денормалізації. Цей процес полягав у множенні власного вектора, отриманого мережею, на відповідні власні значення, що використовувалися на етапі нормалізації. Таким чином, стало можливим зворотний вплив нормалізації та отримання реальних вихідних значень.

Як результати, ШНМ показала $MSE\ 4,4284 \times 10^{-5}$, що відображає хорошу продуктивність, оскільки це значення вказує на мінімальну різницю між прогнозами мережі та фактичними даними. Крім того, похибка $MARE$ становила 3,15%, що означає, що прогнози нейронної мережі показали середнє відхилення лише на 3,15% від спостережуваних значень. $MARE$ знаходиться в межах очікуваного діапазону оцінки, зі значенням нижче 5%.

Низьке значення $MARE$ зумовлене здатністю мережі справлятися з мінливістю даних, утримуючи прогнози в межах прийняттого діапазону похибок для застосувань у реальному часі, таких як моніторинг мереж водопостачання. Ці результати особливо важливі для систем санітарії в бразильському контексті, де ефективність управління водними ресурсами має вирішальне значення для вирішення таких проблем, як дефіцит води та оптимізація розподільчих мереж.

3.4. Використання штучної нейронної мережі, навченої з використанням викидів: оцінювання без застосування TEDA.

Для визначення впливу наявності викидів на навчання та застосування ШНМ було застосовано алгоритм для випадкової генерації викидів зі швидкістю 3% у навчальних та тестових наборах даних. Введення цих викидів має на меті імітувати реальні умови, за яких нетипові дані можуть впливати на продуктивність мережі. Отриманий набір даних після вставки викидів можна графічно побачити на рисунку 3.11, де зелений фон позначає дані, що використовуються для навчання ШНМ, а рожевий – дані, що використовуються для тестування. Така візуалізація дозволяє чіткіше проаналізувати зміни у шаблонах даних та їх потенційний вплив на здатність ШНМ навчатися та узагальнювати змінений набір даних.

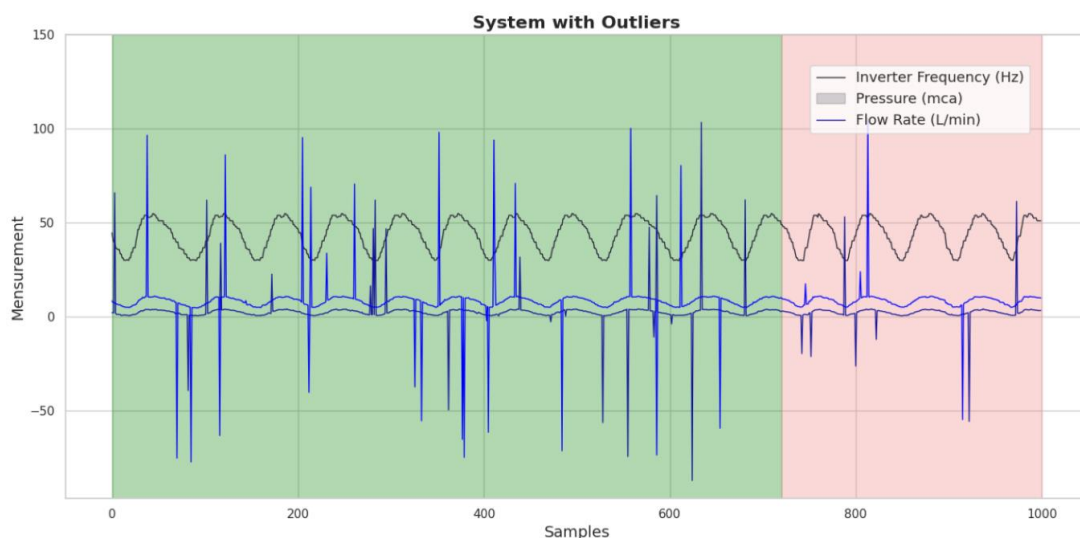


Рисунок 3.11 - Графік із прогнозом споживання, враховуючи наявність викидів, що виникають у 3% даних.

Після навчання нейронної мережі та застосування тестових даних, графічну відповідь на прогноз попиту та споживання можна побачити на рисунку 3.12.

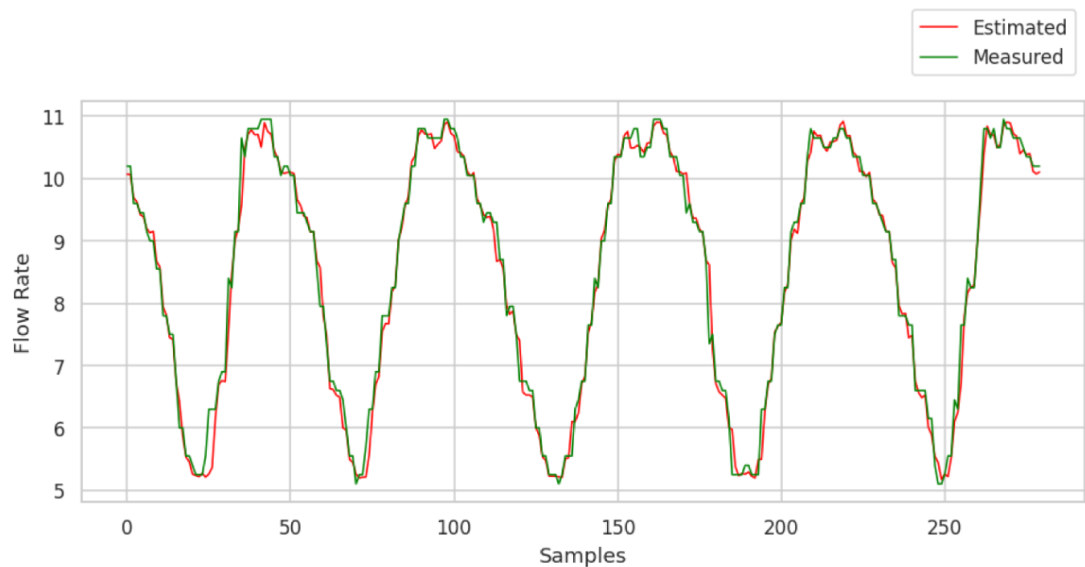


Рисунок 3.12 - Графік із прогнозом споживання з урахуванням викидів, згенерованих з частотою 3%.

Результати, отримані в результаті застосування штучної нейронної мережі (ШНМ) з наявністю викидів під час навчання та в тестових даних, показані на графіку, що відображає значення прогнозування. ШНМ показала середньоквадратичну помилку (втрату) $1,6716 \times 10^{-5}$, що свідчить про надійну продуктивність моделювання прогнозів попиту та споживання, навіть за наявності нетипових даних. Це значення втрат свідчить про те, що прогнози мережі дуже близькі до реальних значень, демонструючи здатність ШНМ справлятися з мінливістю, внесеною викидами. Крім того, зареєстроване значення MAPE становило 3,4%. Цей результат вказує на те, що в середньому прогнози мережі відхилялися приблизно на 3,4% від реальних значень. Такий рівень точності є прийнятним для практичного застосування, що підкреслює ефективність ШНМ в неідеальних умовах.

3.5. Використання штучної нейронної мережі, навченої без викидів: оцінка ефективності тестових даних з викидами без застосування TEDA.

Непередбачуваність викидів є значною проблемою в навчанні штучних нейронних мереж (ШНМ). Хоча мережу можна навчати за умов, коли датчики

працюють правильно, наявність різних зовнішніх факторів, таких як несправності датчиків, перешкоди навколишнього середовища або аномалії в роботі, може призвести до помилок у показаннях, які не виявляються під час фази навчання. Ці викиди можуть поставити під загрозу здатність мережі узагальнювати та точно прогнозувати в реальних ситуаціях.

Щоб вирішити цю проблему, було створено стратегію навчання, в якій мережа отримувала набір даних без викидів, що гарантувало, що її навчання базується на послідовній та достовірній інформації. Однак, щоб оцінити стійкість рекурентної нейронної мережі до нетипових даних, викиди навмисно вставлялися з частотою 3% лише в тестові дані. Цей підхід, показаний на рисунку 3.13, де зеленим кольором позначено дані, що використовуються для навчання ШНМ, а рожевим - дані, що використовуються для тестування, дозволяє нам спостерігати, як мережа поводить, стикаючись з прогнозами в сценарії, що відображає непередбачуваність реальних умов.

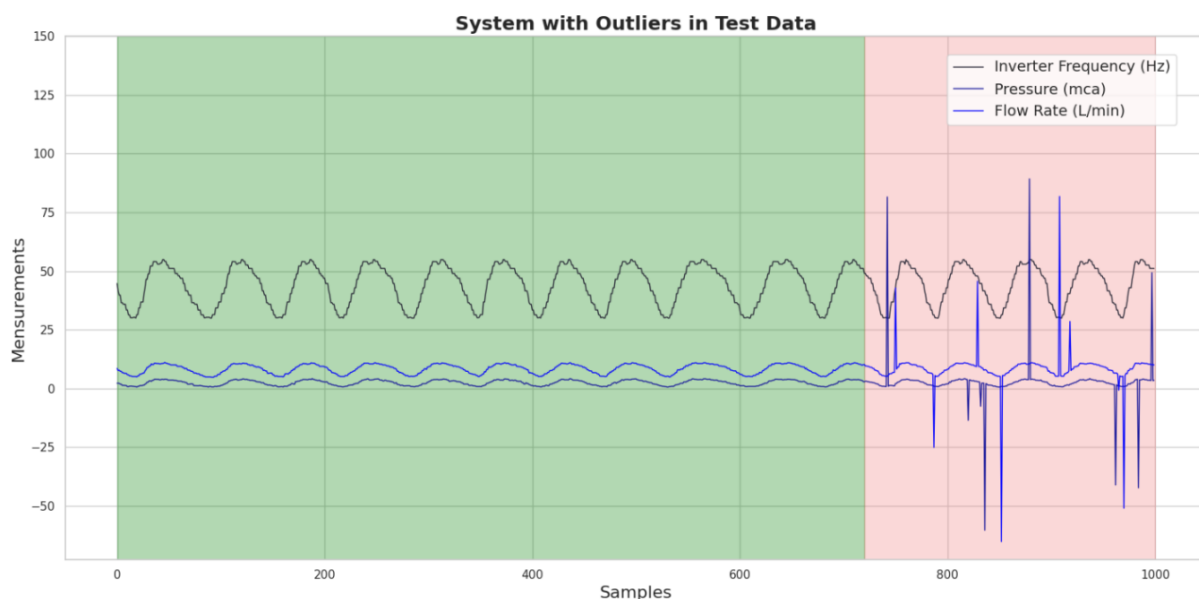


Рисунок 3.13. Графік набору даних з наявністю викидів, що генеруються з частотою лише 3% у тестових даних.

Завдяки цій методології можна проаналізувати здатність нейронної мережі виявляти та обробляти викиди, які можуть виникати в практичних ситуаціях,

гарантуючи, що початкове навчання не буде поставлено під загрозу через суперечливі дані. Цей аналіз має вирішальне значення для розуміння стійкості моделі та її ефективності в прогнозуванні попиту в системах моніторингу та контролю, де точність показань є основоположною для прийняття обґрунтованих рішень щодо прогнозів у сценарії, що відображає непередбачуваність реальних умов.

Результати, отримані із застосуванням штучної нейронної мережі (ШНМ), коли викиди були вставлені лише в тестові дані, графічно показано на рисунку 3.13. Такий підхід дозволив оцінити продуктивність мережі в сценарії, що моделює наявність помилок читання, які можуть виникати в реальному світі.

Дані показали, що в цьому контексті ШНМ представляла середньоквадратичну похибку (втрату) $3,8067 \times 10^{-4}$. Це значення вказує на значне збільшення похибки порівняно з попередніми ситуаціями, в яких мережа навчалася без викидів. Цей результат свідчить про те, що наявність нетипових даних у тестових даних негативно вплинула на здатність штучної нейронної мережі точно прогнозувати споживчий попит, що відображає труднощі, з якими стикається мережа під час роботи з інформацією, яка не відповідає шаблону даних, на якому вона навчалася.

Крім того, отримана середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE) становила 5,16%, що вказує на те, що прогнози ШНМ показали середнє відхилення приблизно 5,16% відносно реальних значень. Хоча цей рівень похибки є прийнятним у багатьох контекстах, він являє собою погіршення точності порівняно з попередніми показниками, коли ШНМ вдалося підтримувати MAPE на рівні 3,4%.

Ці результати підкреслюють важливість врахування непередбачуваності викидів під час розробки прогнозних моделей. Здатність штучної нейронної мережі (ШНМ) підтримувати свою точність при навчанні на узгоджених даних є перевагою, але введення викидів у тестові дані підкреслює вразливість моделі до непередбачених помилок. Тому аналіз продуктивності в сценаріях з викидами є фундаментальним для розуміння того, як покращити стійкість мережі та

забезпечити її адаптацію до змінних умов, більш адекватно відображаючи складність реальних систем моніторингу та управління.

У цьому контексті застосування методу TEDA для виявлення наявності викидів має першорядне значення. Раннє виявлення атипових даних може дозволити внести корективи в процес навчання та, як наслідок, підвищити точність прогнозів ШНМ. Цей сценарій розглядається в наступному розділі, де представлено, як TEDA може бути реалізований для оптимізації продуктивності мережі з урахуванням даних з викидами.

3.6. Використання штучної нейронної мережі, навченої без викидів: оцінка ефективності тестових даних з викидами за допомогою TEDA.

Після навчання штучної нейронної мережі з викидами та без них, а також застосування мережі до тестових даних, що містять викиди, ми можемо спостерігати виявлення цих аномалій. Перед застосуванням тестових даних з викидами було реалізовано метод TEDA для виявлення аномалій, присутніх у наборі даних. Графічна відповідь, що ілюструє виявлення викидів за допомогою TEDA, показана на рисунку 3.14, який забезпечує чітке уявлення про розподіл даних та точки, що вважаються нетиповими.

Після виявлення викидів за допомогою методу TEDA, дані, визначені як нетипові, були видалені з набору даних. Щоб забезпечити безперервність та цілісність інформації, ці значення були замінені останніми показниками, записаними до виникнення аномалій. Цей підхід спрямований на мінімізацію впливу аномалій на прогнози ШНМ та покращення якості набору даних для подальшого аналізу. Графічну відповідь нового набору даних після цієї заміни можна побачити на рисунку 3.15, що дозволяє чітко порівняти вихідні та скориговані дані.

На цьому рисунку виділена зеленим кольором область відповідає сегментам даних, які були скориговані та згодом використані як для навчання,

так і для тестування ШНМ, що забезпечує узгодженість та безперервність у вхідній послідовності. З іншого боку, виділена рожевим кольором область вказує на частину скоригованого набору даних, яка була виключно зарезервована для тестування, що дозволяє оцінити здатність моделі до узагальнення в умовах, що відтворюють реальні операційні сценарії, уникаючи при цьому упередженості від навчального впливу.

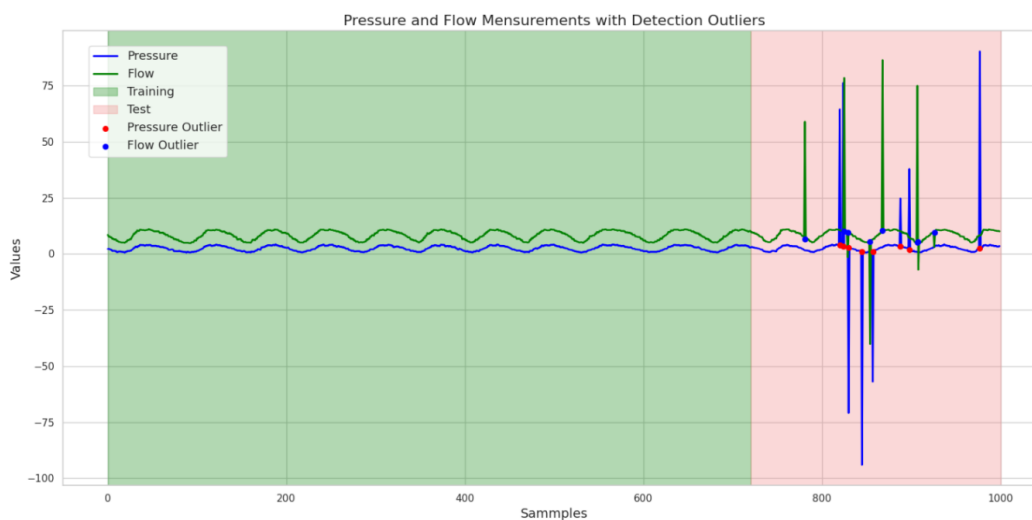


Рисунок 3.14 - Графік TEDA, застосованого для виявлення викидів зі швидкістю 3% лише на тестових даних.

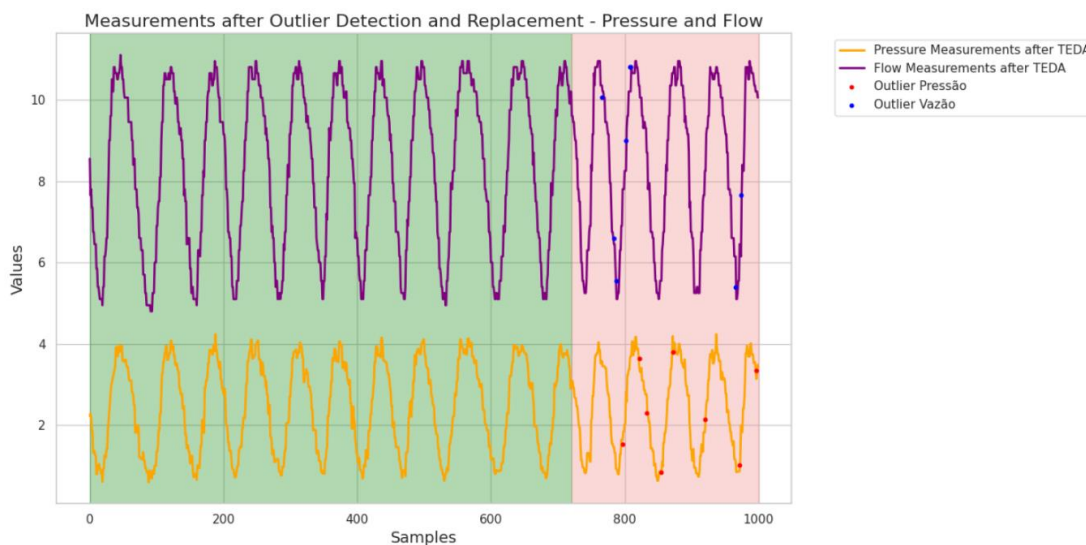


Рисунок 3.15 - Викиди, замінені після виявлення TEDA.

Результати, отримані шляхом застосування ШНМ після видалення викидів та заміни їх останніми зареєстрованими значеннями, графічно показані на рисунку 3.16. Цей крок був вирішальним для оцінки ефективності ШНМ у прогнозуванні споживчого попиту в чистішому наборі даних, вільному від аномалій.

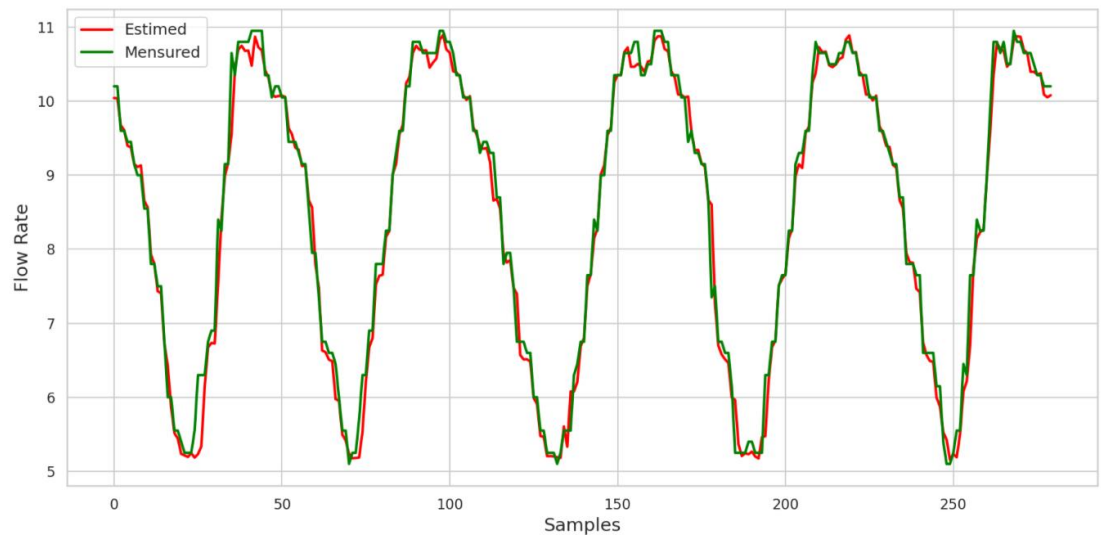


Рисунок 3.16 - Форма хвилі, отримана за допомогою РНК-аплікації після використання TEDA

З впровадженням TEDA та внесеними виправленнями, ШНМ показала середньоквадратичну помилку (втрату) $4,4329 \times 10^{-5}$. Це значення вказує на значне покращення продуктивності мережі порівняно з попередніми тестами, що свідчить про те, що ШНМ тепер може краще фіксувати закономірності в даних. Крім того, отримане значення MAPE становило 3,04%, що відображає середнє відхилення лише на 3,04% від реальних значень. Такий рівень точності свідчить про ефективність процесу виявлення та обробки викидів, показуючи, що проведені втручання сприяли підвищенню надійності мережі.

Ці результати підкреслюють важливість виявлення та обробки викидів під час побудови більш надійних прогностичних моделей, показуючи, що застосування TEDA було фундаментальним кроком в оптимізації продуктивності штучної нейронної мережі (ШНМ).

3.7. Виявлення викидів у режимі реального часу та прогнозування потоку.

Щоб імітувати застосування цієї роботи в системі розподілу за часом покупки, було розроблено блок-схему, що ілюструє інтегровану роботу системи. У цьому сценарії створюється онлайн-середовище для одночасного застосування TEDA та ANN.

За допомогою технології Інтернету речей дані про тиск і витрату безперервно контролюються та передаються до брокера, розміщеного на AWS. SCADA LTS відіграє вирішальну роль, оскільки вона зчитує ці вимірювання в режимі реального часу та, коли виявляє зміни, надсилає команди інвертору, відповідальному за створення тиску в розподільчій мережі лабораторії.

Різниця у вимірах тиску та витрати в точках вимірювання дозволяє системі Інтернету речей точно отримувати цю інформацію. Коли дані надсилаються брокеру, проводиться процес перевірки для виявлення можливих відхилень. Якщо виявляються нетипові дані, вони автоматично замінюються останнім записаним показником, що гарантує збереження цілісності даних системою.

ШНМ, у свою чергу, постійно моніторить, аналізує нові доступні значення та робить прогнози для двох майбутніх потоків. Ці прогнози зберігаються в брокері та можуть бути переглянуті графічно в SCADA LTS, забезпечуючи цінний візуальний зворотний зв'язок щодо продуктивності системи.

На рисунку 3.17 показано блок-схему цього сценарію, реалізованого в лабораторії, яка детально описує взаємодію між компонентами системи. Застосування TEDA для виявлення викидів у поєднанні з прогностичною здатністю штучної нейронної мережі не тільки підвищує точність показань, але й дозволяє динамічно коригувати систему в режимі реального часу, адаптуючи її до змінних умов та забезпечуючи надійнішу роботу.

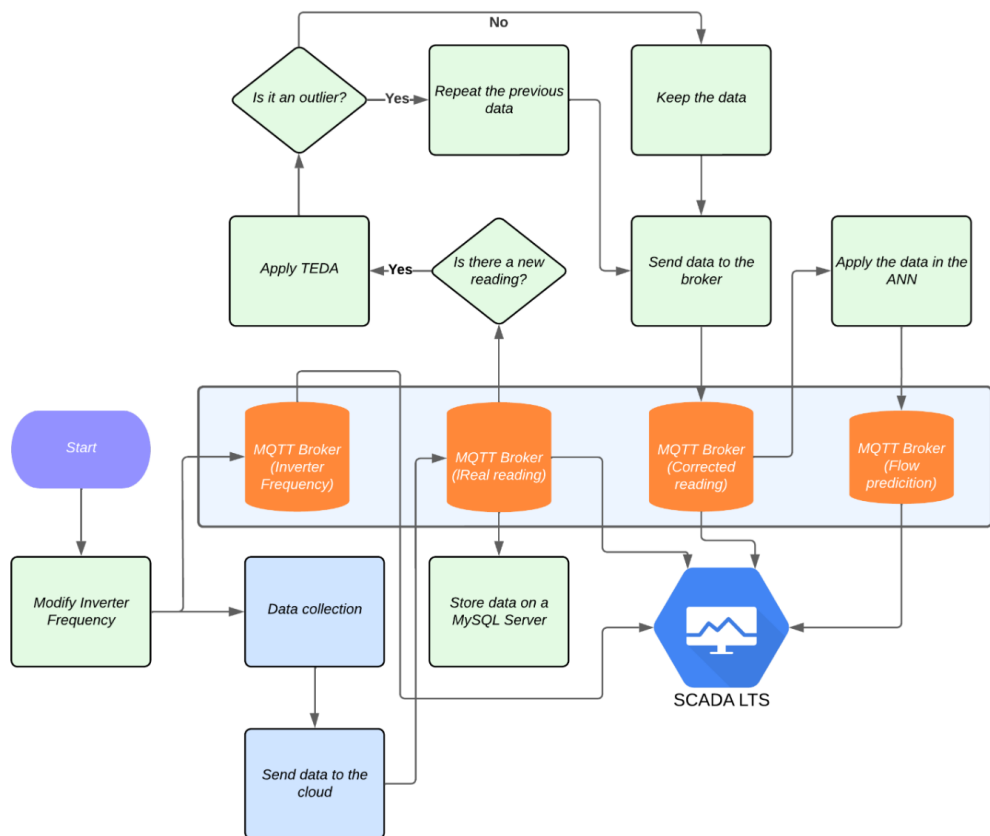


Рисунок 3.17 - Експериментальна блок-схема TEDA та ШНМ, що працюють у реальному часі.

Ці інструменти та процеси підкреслюють важливість інтеграції технологій Інтернету речей, алгоритмів виявлення аномалій та нейронних мереж для ефективного моніторингу систем розподілу в режимі реального часу.

За допомогою SCADA LTS можна спостерігати за поведінкою системи в режимі реального часу, як показано на рисунку 3.18. Криві потоку чітко видно, де синя крива позначає вимірний потік, а зелена – прогнозований за запропонованою методологією. Крім того, алгоритм TEDA перевіряє наявність викидів.

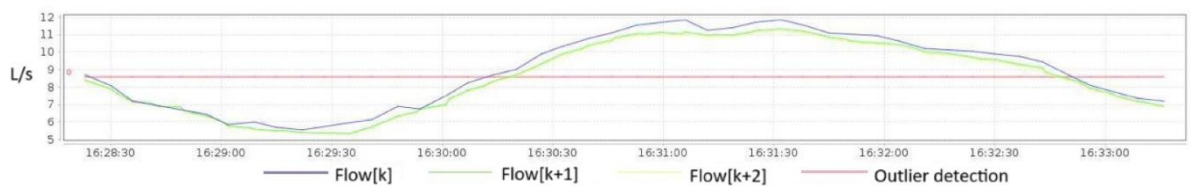


Рисунок 3.18 - Прогнозування витрати в режимі реального часу онлайн за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ) та TEDA.

ВИСНОВКИ

В даній роботі була розроблена та реалізована IoT-система для моніторингу та прогнозування показників водопостачання, яка включає датчики тиску, витрати та мікротурбіну для автономного живлення. Запропонована система демонструє високий рівень енергетичної автономності завдяки використанню міні-гідроелектростанції, акумулятора та енергозберігаючих режимів роботи. Завдяки такому підходу забезпечується безперервний збір даних навіть при низькому потоці води, що є ключовим для стабільності та надійності системи.

Використання Інтернету речей дозволило організувати автономну передачу даних через протокол MQTT до хмарної платформи для зберігання та візуалізації інформації.

Одним із ключових аспектів дослідження було впровадження методів виявлення та обробки викидів у даних. Зокрема, метод TEDA дозволяє виявляти аномальні значення у потоках даних у режимі реального часу без потреби зберігати всю історію вимірювань. Результати експериментів підтвердили високу точність алгоритму — понад 95% при відсотку викидів до 10%, що забезпечує надійність та коректність подальшого аналізу та прогнозування. Після виявлення аномалій застосовано методи інтерполяції для корекції даних, що забезпечує їх послідовність та дозволяє уникати негативного впливу на прогнозні моделі.

Для прогнозування майбутніх потоків води було використано багат шарову штучну нейронну мережу (MLP-ANN). Оптимізація мережі проводилася з використанням адаптивного оптимізатора Adam, що дозволило досягти високої точності прогнозування. Навчену модель було протестовано на тестових даних, і результати показали низьку середньоквадратичну помилку, що свідчить про високу здатність мережі відтворювати реальні процеси в системі водопостачання.

Дослідження також підтвердило важливість попередньої обробки даних перед навчанням нейронної мережі. У разі включення викидів без застосування TEDA точність прогнозів значно погіршувалася, що підкреслює необхідність використання методів очистки даних у реальних системах моніторингу.

Загалом, виконана робота демонструє ефективність інтеграції IoT-рішень, енергетично автономних джерел живлення та штучних нейронних мереж для управління водними ресурсами. Розроблена система забезпечує стабільний збір даних, виявлення та корекцію аномалій, а також точне прогнозування майбутніх показників водопостачання. Запропонований підхід може бути використаний для моніторингу малих і середніх мереж водопостачання, оптимізації споживання енергії та підвищення ефективності управління водними ресурсами, що є особливо актуальним у контексті сталого розвитку та екологічного планування.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Mekki K., Bajic E., Chaxel F., Meyer F. Overview of Cellular LPWAN Technologies for IoT Deployment: Sigfox, LoRaWAN, and NB-IoT. 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/323907156_Overview_of_Cellular_LPWAN_Technologies_for_IoT_Deployment_Sigfox_LoRaWAN_and_NB-IoT/citation/download. DOI: 10.1109/PERCOMW.2018.8480255.
2. Åström K., Murray R. Feedback Systems: An Introduction for Scientists and Engineers. Princeton : Princeton University Press, 2021. 416 p.
3. Ueyama J., Hughes D., Man K. L. et al. Applying a multiparadigm approach to implementing wireless sensor network based river monitoring // Proceedings of the First ACIS International Symposium on Cryptography and Network Security, Data Mining and Knowledge Discovery. Qinhuangdao, China, 2010. New York : ACM, 2010. P. 1–6.
4. Hassam Q. F., Madani S. A., Khan A. U. R. Internet of Things: Challenges, Advances, and Applications. London : Chapman and Hall/CRC, 2017. 340 p.
5. Osama M., Ateya A. A., Sayed M. S. et al. Internet of medical things and healthcare 4.0: Trends, requirements, challenges, and research directions // Sensors. 2023. Vol. 23. Article 7435.
6. Furquim G., Pessin G., Faiçal B. S. et al. Improving the accuracy of a flood forecasting model by means of machine learning and chaos theory // Natural Computing Applications. 2016. Vol. 27. P. 1129–1141.
7. Kim S., Khan I. C. S. K. Y. Earthquake alert device using a low-cost accelerometer and its services // IEEE Access. 2021. Vol. 9. P. 121964–121974.
8. Aljohani F., Sen A., Ramazan M. et al. A smart framework for managing natural disasters based on IoT and ML // Applied Sciences. 2023. Vol. 13. Article 3888.
9. Zeng F., Chuan P., Tang H. Sensors on the Internet of Things systems for urban disaster management: A systematic literature review // Sensors. 2023. Vol. 23. Article 7475.

- 10.Santoshi R., Rughani P. IoT-based agriculture (Ag-IoT): Architecture, security and forensics // Information Processing in Agriculture. 2023. Vol. 11. P. 524–541.
- 11.Bansal, R.C. Three-phase self-excited induction generators: An overview. IEEE Trans. Energy Convers. 2005, 20, 292–299.
- 12.Madakam, S.; Ramaswamy, R.; Tripathi, S. Internet of things (IoT): A literature review. J. Comput. Commun. 2015, 3, 164–173.
- 13.Figueiredo, A.A.d.O.; Cabral, J.J.d.S.P.; Silva, S.R.d.; Bezerra, S.d.T.M. Avaliação e potencial de redução de perdas de água em cidades do estado de pernambuco com escassez hídrica e abastecimento intermitente. J. Environ. Anal. Prog. (JEAP) 2023, 8, 212–225.
- 14.Angelov, P.P. Outside the box: An alternative data analytics framework. J. Autom. Mob. Robot. Intell. Syst. 2014, 8, 53–59.
- 15.Costa, B.S.J.; Bezerra, C.G.B.; Guedes, L.A.; Angelov, P.P. Online fault detection based on Typicality and Eccentricity Data Analytics. In Proceedings of the 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Killarney, Ireland, 12–17 July 2015; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2015.
- 16.Bernieri, A.; Betta, G.F.D.; Liguori, C. On-line fault detection and diagnosis obtained by implementing neural algorithms on a digital signal processor. IEEE Trans. Instrum. Meas. 1996, 45, 894–899.
- 17.Kriegeskorte, N.; Golan, T. Neural network models and deep learning. Curr. Biol. 2019, 29, R231–R236.
- 18.Chen, L.; Li, S.; Bai, Q.; Yang, J.; Jiang, S.; Miao, Y. Review of Image Classification Algorithms Based on Convolutional Neural Networks. Remote Sens. 2021, 13, 4712.
- 19.Cominato, C.; Sborz, J.; Kalbusch, A.; Henning, E. Water demand profile before and during COVID-19 pandemic in a Brazilian social housing complex. Heliyon 2022, 8, e10307
20. Angelov, P. Autonomous Learning Systems: From Data Streams to Knowledge in Real-Time; John Wiley & Sons: New York, NY, USA, 2012.