

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

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розроблення та дослідження автоматизованої системи керування дренажними
насосами для відкачування води

Виконав: студент

VI курсу, групи КТм-61

спеціальності

174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка

(шифр і назва спеціальності)

Василишин Я.Г.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник

Дідич І.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

Микитишин А.Г.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент

Марущак П.О.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Тернопіль
2024

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри

_____ Микитишин А.Г.
(підпис) (прізвище та ініціали)

« » _____ 2024 р.

на здобуття освітнього ступеня _____ Магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
(шифр і назва спеціальності)

Студенту _____ Василю Ярославу Григоровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розроблення та дослідження автоматизованої системи керування дренажними насосами для відкачування води

Керівник роботи Дідич Ірина Степанівна, доктор філософії., доцент кафедри КТ
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «29» жовтня 2024 року № 4/7-1030

2. Термін подання студентом завершеної роботи 23 грудня 2024р.

3. Вихідні дані до роботи Технічні вимоги щодо кількості та технічних умов відкачування води

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

Вступ

Аналітична частина

Технологічна частина

Конструкторська частина

Науково-дослідна частина

Спеціальна частина

Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

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

Титульний слайд

Актуальність роботи

Завдання роботи

Основна частина

Висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Спеціальна частина	доц. Золотий Р.З.		
Охорона праці та безпека в надзв. ситуаціях	доц. Тотосько О.В.		

7. Дата видачі завдання 15 жовтня 2024 року

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Студент

(підпис)

Василишин Я.Г.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Дідич І.С.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота магістра складається з пояснювальної записки та графічної частини (ілюстративний матеріал – слайди).

Об'єм графічної частини дипломної роботи становить _____.

Об'єм пояснювальної записки складає ____ друкованих сторінок формату А4.

В роботі використано ____ літературних джерел.

В роботі створено та досліджено роботу системи керування дренажними насосами для відкачування надлишку води з використанням системи машинного навчання для моделювання припливу води.

Пристрій IoT виконував свою функцію як НМІ для насосів і як реєстратор. Пристрою IoT вдалося стабільно вести журнал і надати оператору достатньо інформації про стан насосів. Однак НМІ не мав деяких функцій, які слід розглянути в подальшому.

Вибрати найкращу модель машинного навчання було неможливо в поточному стані, оскільки в системі прогнозування притоку важливі велика набори даних. При тривалій експлуатації системи можливо буде більш якісно прогнозувати приплив води. Це дозволить зменшити тривалість роботи насосів за рахунок більш якісного забезпечення природнього стікання. До впровадження системи насоси працювали значно довше.

Ключові слова: КОНТРОЛЕР, ДРЕНАЖ, НАСОСИ, КЕРУВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	7
1.1 Сучасний стан спрощених моделей систем дренажу	8
1.2 Гнучкі автоматичні резервуарні сурогатні моделі	9
1.3 Основні параметри при створенні моделей дренажних систем для їх застосування.....	10
2 ТЕХНОЛОГІЧНА ЧАСТИНА	18
2.1. Аналіз роботи IoT і збір даних для машинного навчання	18
2.2 Обладнання	19
2.2.1 Перетворювач частоти PS220	19
2.2.2 Контролер	20
2.3 Програмне забезпечення	22
2.3.1 Стек програмного забезпечення.....	22
2.4 Людино-машинний інтерфейс (HMI)	25
3 КОСТРУКТОРСЬКА ЧАСТИНА	30
3.1 Збір даних	30
3.2 Попередня обробка даних	31
3.5 Прогнозування часових рядів за допомогою RNN.....	36
3.5.1 Довга короткочасна пам'ять (LSTM)	36
3.6 Прогнозування часових рядів за допомогою трансформаторів.....	38
3.7 Налаштування та перевірка машинного навчання	40

4 НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА.....	42
4.1 Результати аналізу даних.....	42
5 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА	46
5.1 Прогнозування за допомогою машинного навчання	46
5.2 Налаштування LSTM та результати.....	48
5.3 Продуктивність моделі LSTM	51
5.4 Трансформери, тюнінг системи і отримані результати.....	53
5.5 Порівняння LSTM і Transformers	56
6 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ... 60	
6.1 Вимоги охорони праці під час роботи з електроустаткуванням.....	60
6.2 Вимоги безпеки під час виконання робіт	65
6.3 Вимоги безпеки після закінчення робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування	67
6.4 Розрахунок захисного заземлення	69
ВИСНОВКИ.....	75
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	76

ВСТУП

Посилення урбанізації та кліматичні зміни збільшують кількість дощових вод, підвищуючи небезпеку повеней, оскільки величезні об'єми води можуть накопичуватися протягом короткого проміжку часу та текти неконтрольовано [1]. Така ситуація може завдати значної шкоди суспільству та інфраструктурі, що робить важливим поводження з дощовою водою належним чином. Одним із найкращих способів управління зливовими водами є природні водні шляхи або, у багатьох випадках, створені людиною штучні канали, які відводять воду. Це часто робиться на етапі підготовки до будівництва або під час просторового планування. Однак іноді це неможливо через геологічні труднощі, зміни навколишнього середовища або непомірно високі витрати. У таких випадках виникає необхідність застосування механічних засобів для видалення зливових вод за допомогою зливових насосних установок.

Злилові насосні установки складаються з резервуару для збору зливної води, часто виготовленого з бетону або пластику. Вони також включають насоси, які забезпечують необхідну швидкість дренажу для осушення резервуара-відстійника до потрібного рівня. В основному використовуються два типи насосів: занурювальні або безводні повітряні насоси. Обидва мають свої переваги та недоліки. Найсуттєвішою перевагою заглибних насосів є те, що вони більш стійкі до корозії, оскільки вони ізольовані під водою, і вони мають природне охолодження потоком води, що їх оточує. Якщо приплив води всередину водозбірника є надто необхідним для одного насоса або щоб зменшити зношення насосів шляхом розподілу роботи між ними, на одній установці часто використовуються більше насосів. Також є необхідною система управління для контролю насосів і бажаного рівня води в резервуарі. Такою системою керування може бути перетворювач частоти з датчиками рівня, які активують насоси на основі попередньо фіксованих висот у

відстійному резервуарі у формі низького та високого рівня спрацьовування, або більш досконалі системи керування, такі як ПЛК [2].

Проте з розвитком технологій ефективність таких систем можна збільшити споруди водовідведення. Країною, яка значно вдосконалила свої насосні системи зливової води, є Японія. Такі вдосконалення дренажних систем містять не лише кращі технології для підвищення ефективності самих насосів, але й використання даних про погоду для розуміння наступної погоди. Ця система називається Amesh [3].

Amesh це система спостереження за погодою, яка має на меті спостерігати за змінами погоди та намагатися дати уявлення про поточну погодну ситуацію. Це досягається за допомогою метеорологічного радара, який надсилає радіохвилі, які відбиваються від окремих крапель дощу та можуть повідомляти про щільність опадів і напрямок їхнього руху. Ця інформація поєднується з місцевими датчиками дощу для створення кольорової теплової карти, яка вказує на інтенсивність дощу. Потім ця теплова карта оновлюється в режимі реального часу, щоб постійно інформувати про мінливу погодну ситуацію. Карта потім використовується операторами на установках зливових насосів для запуску насосної системи на основі погодних умов. Тоді це може зменшити піки «раптових» повеней, оскільки насоси мають можливість уже працювати, коли дощова вода надходить у насосну станцію, таким чином зменшуючи ризик затоплення зливовою водою.

Моделі опадів часто використовуються для розрахунку ймовірності повеней шляхом поєднання опадів із таненням снігу та іншими погодними параметрами. Однак на ці моделі часто впливає широка невизначеність [4]. Машинне навчання стає все більш популярним у галузі метеорології, оскільки є багато вільно доступних даних про погоду для навчання та створення моделей прогнозування. Таким чином, можна будувати моделі прогнозування машинного навчання для прогнозування погоди [5].

1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

Моделі міського дренажу служать для імітації скидів у каналізаційних системах, щоб отримати повне розуміння динаміки в мережі, пом'якшити поточні проблеми з мережею та контролювати скиди в природні водойми. Часто перевагу надають моделям із високою просторовою та тимчасовою роздільною здатністю, так званим моделям високої точності (HiFi) через точні оцінки потоку. Однак ці моделі є важкими для обчислень і страждають від тривалого моделювання. Отже, ці типи моделей не підходять, якщо для певної програми потрібно багато симуляцій або швидкі результати

Щоб подолати цей розрив, швидкі обчислювально ефективні моделі стають все більш важливими.

Модель називають сурогатною моделлю (SM), незважаючи на те, що структура моделювання застосовує концепції як із сурогатної, так і з фізичної моделі LoFi та використовує підходи, керовані даними, у калібруванні модель.

Термін «сурогат» використовується, оскільки і створення, і перевірка базуються на результатах детальної моделі HiFi. Таким чином, для створення моделі не використовуються ні реальні спостереження, ні фізичні компоненти мережі. Однак, оскільки параметри є представленнями фізичних властивостей (об'єму та витрати), модель не можна описати лише як сурогатну модель, що керується даними. Він також містить елементи фізично заснованої зосередженої моделі LoFi, заснованої на принципах збереження маси. Цей зв'язок між параметрами та реальними фізичними властивостями означає, що тип моделі не можна описати як модель чорного ящика, а параметри можна змінити вручну, наприклад, для дослідження ефекту доданих об'ємів у відсіку. Це було б неможливо, якби параметри були просто абстрактними функціями, визначеними базовими складними процесами.

Модель HiFi, яка використовується як основа сурогатної моделі, обчислюється в Mike Urban (іменується MU). Файли даних і результатів з MU використовуються для створення SM.

1.1 Сучасний стан спрощених моделей систем дренажу

Попередні дослідження успішно реалізували спрощену модель налаштування для імітації потоків у дренажних мережах.

Для сприяння розробці та використанню спрощених моделей розроблено узагальнену процедуру для створення концептуальних моделей. Процедура включає визначення моделі, розробку моделі, калібрування та валідацію, а кроки описані детально. Концептуальні моделі калібруються та перевіряються у визначених точках порівняння, які визначаються на основі ключових гідротехнічних споруд, переливів, опадомірів тощо. Дослідження показує, що спеціальні конструкції потрібно концептуалізувати спеціально для кожного випадку.

Wolfs & Willems показали точні оцінки потоку в модульній структурі, представлений у дослідженні. Викид із відсіку можна імітувати 4 способами; фіксований потік, кусково-лінійний, передатна функція або штучна нейронна мережа (ШНМ). Таким чином, модель дозволяє подолати недостатню точність шляхом моделювання підтоку без впливу на час моделювання та гнучкість моделі. Однак налаштування моделі не можуть автоматично чи систематично окреслити систему.

У Thrysøe та ін. потоки моделюються на основі співвідношення об'єм-розряд у відсіках, а параметри базуються на результатах моделі HiFi Mike Urban. Час моделювання скорочується до 6 порядків величини, а потоки добре описані в очікуваному діапазоні невизначеність. Дослідження виявило, що налаштування моделі надійні щодо параметрів, за винятком роздільної здатності відсіку, яка має великий вплив на оцінки потоку. Структура моделі

погано підходить для плоских ділянок із ефектом підтоку через спосіб обчислення витрати. Крім того, відсіки окреслюються вручну, а процес розмежування можна автоматизувати для покращення робочого процесу.

Добсон та ін. застосували різні алгоритми поділу графів для автоматичного поділу частин мережі з моделі HiFi на менші відсіки, які використовуються в системі моделювання CityWat-SemiDistributed (CWSD). Інфраструктура дозволяє користувачеві заздалегідь вказати точки в мережі, що представляють ключовий гідравлічний інтерес, де потрібні з'єднання. Після цього інші частини мережі автоматично згруповуються в менші відсіки. Мета полягає в тому, щоб дозволити користувачеві вказати вимоги до обчислювального часу та точності та створити відповідні моделі для цих цілей. Застосування різних алгоритмів, відомих з теорії розбиття графів, дозволяє автоматизувати розмежування мережі. Однак, оскільки розглядаються лише ключові гідротехнічні споруди, визначені користувачем, важливі характеристики мережі можуть бути пропущені.

1.2 Гнучкі автоматичні резервуарні сурогатні моделі

Жодна зі згаданих вище статей не створила повністю автоматизований метод, який базується на гідравлічних міркуваннях у мережі. Згадані дослідження або покладаються на дані користувача моделі, або, як Добсон та ін., в основному визначають розмежування відсіків щодо підключення мережі. Thrysøe та інші стверджують, що автоматизація розмежування відсіків може покращити використання таких моделей:

Процес налаштування відсіків і їх калібрування наразі відбувається вручну. Це вимагає часу, щоб вивчити та зрозуміти мережу, прийняти рішення форми та розміри відсіку та зв'язки звітності, що перетинають межі відсіку. Після отримання відповідної конструкції відсіку результати цієї роботи показують, що сурогатну модель можна визначити досить легко та

швидко. Ми бачимо потенціал для автоматизації робочого процесу в майбутньому.

1.3 Основні параметри при створенні моделей дренажних систем для їх застосування

Налаштування моделі включає кілька кроків, які пов'язані зі створенням та оцінкою моделей. Ці кроки показано в рис. 1.1 нижче.

Міська дренажна мережа згрупована в відсіки як частина установки моделювання. Відсіки, в принципі, можуть варіюватися, щоб охоплювати все, від лише одного окремого вузла до всієї мережі, однак, щоб отримати стабільні моделі та корисні результати, найкраще визначення відсіку знаходиться десь посередині.

На практиці створення відсіку означає, що частини системи об'єднуються в відсіки, які формують основу обчислень об'єму та витрати, на яких базується модель. Ці моделі часто нехтують збереженням енергії, яке враховується в моделях HiFi, і тому обчислюють лише об'єми води, не враховуючи гідравлічний напір. Оскільки викид із лінійного резервуару враховує лише об'єм у резервуарі, що знаходиться безпосередньо вище за течією, важко врахувати динаміку системи, таку як вплив підпору. Існують приклади концептуальних моделей, які обчислюють рівень води і, таким чином, також враховують ефект підтоку, але швидкість моделювання не знижується настільки, як для інших спрощених моделей.

вмалюнок 2 показана концептуальна ілюстрація процесу збивання грудок. Кожному вузлу присвоюється номер відсіку на основі певних критеріїв. Вузли та зв'язки, пов'язані з ними, потім агрегуються, щоб сформувати основу співвідношення об'єм-розряд (VQ) для кожного відсіку. Кожній ланці, яка з'єднує два відсіки, призначається набір параметрів на

Деякі автори описують маршрутизацію зосередженого потоку як потік, розрахований як функція часу в певному місці. У маршрутизації розподіленого потоку потік є функцією часу та простору. Отже, HiFi відрізняється від моделей LoFi обчислювальним потоком у кожному елементі мережі вперед у часі. Через групування відсіків частина просторового виміру в моделі втрачається, тому, порівнюючи результати MU з потоком від SM, можна лише порівняти зв'язки між відсіками або вихідними отворами в сурогатній моделі.

Існує кілька підходів, які можна застосувати для визначення розмежування та роздільної здатності компартменту.

Кусково-лінійні VQ-відношення.

Зв'язок між сумарним об'ємом у кожному з відсіків і розрядом через з'єднання описується через кусково-лінійні функції. Часові ряди обсягів у вузлах і зв'язках відповідно, а також розвантаження через зв'язки витягуються з MU. Ці обсяги підсумовуються для кожного відсіку, як показано в рівнянні 1.

$$Vol_{c,t} = \sum_{n=1}^N Vol_{n,t} + \sum_{l=1}^L Vol_{l,t} \quad (1.1)$$

де $Vol_{c,t}$ є об'ємом у відсіку для кожного часового кроку t з N вузлами та L зв'язками. Вони порівнюються з часовими рядами розряду в з'єднанні з відсіку C , що дає криву об'ємного розряду для кожного відсіку.

Дощ зі сходів зі зміною інтенсивності щогодини використовується для моделювання (див. розділ 0 для більш детальної інформації). Система досягає стійкого стану для кожної інтенсивності дощу. Одна точка відбирається для кожної інтенсивності, щоб сформулювати параметри SM.

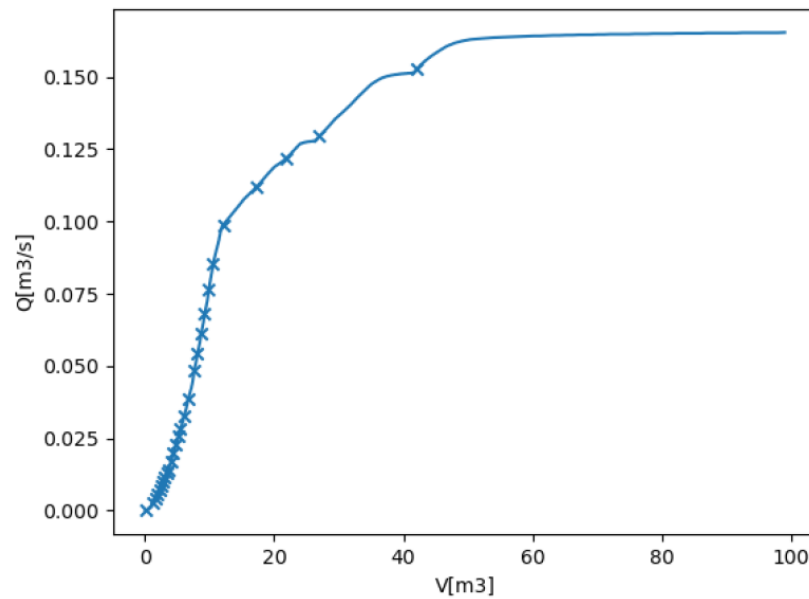


Рисунок 1.2 - Приклад VQ-відношення в посилянні. Знаки x – це точки, які використовуються в налаштуваннях SM. У цьому випадку пробна точка береться щогодини, коли дренажна система досягає стаціонарного стану.

Довжина кожного «кроку» залежить від розміру системи, оскільки більші мережі потребують більше часу для досягнення стійкого стану. Точки сталого стану, отримані від дощу на сходах, можна безпосередньо використовувати у формулюванні SM, оскільки вони представляють стабільні співвідношення між об'ємом і витратою.

VQ-параметри описуються через кусково-лінійні (PWL) функції між точками вибірки. PWL, як правило, є кращим як налаштування параметрів за замовчуванням, і тому описано тут як частина налаштування моделі. Альтернативним підходом є імітація рівнів води у верхніх і нижніх вузлах і обчислення потоку на основі градієнта між двома вузлами. Це позначається як потоки на основі градієнта (GB).

Збереження маси.

Модель базується на простих принципах балансу маси, де зміна обсягу зберігання дорівнює припливу мінус відтік, як показано нижче рис. 1.3 і показано в рівнянні 1.2.

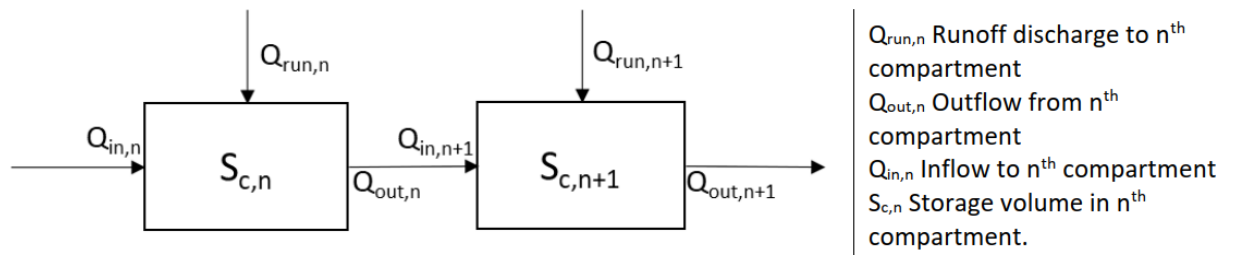


Рисунок 1.3 - Концептуальна ілюстрація обчислення SM. Відсік, n , отримує приплив від стоку та потоку з верхніх відділень і скидає вихідний потік до нижнього відділу. Малюнок змінено з Thrýsøe та ін., (2019).

Як видно з рис. 1.4 надходження до відсіків - це стік опадів на водонепроникних ділянках і скидання з відсіків, розташованих вище за течією. Відтоки з відсіків є скиданням до нижнього відсіку або виходу.

Збереження маси можна сформулювати як вираз зміни запасу (1.2):

$$\frac{dS_{c,n}}{dt} = Q_{in,n}(t) + Q_{run,n}(t) - Q_{out,n}(t) \quad (1.2)$$

Двовимірною моделлю області поверхневого потоку не включена в ці моделі. Таким чином, передбачається, що надлишковий об'єм води затопленого вузла в системі зберігається у віртуальному резервуарі на вершині вузла та повертається в систему. Тому об'єм відсіку може перевищувати фізичний об'єм вузлів і зв'язків у відсіку.

Запуск моделі

Механізм моделі, який використовується для сурогатної моделі, реалізований у до-дієз і застосовує схему числового диференціального рівняння Рунге-Кутта 4-го порядку, яка поширює значення стану об'єму, пов'язані кусково-лінійною залежністю від потоку вперед у часі.

Гідравлічний фундамент

Термін підпор використовується для опису води, яка рухається назад (або вгору) у дренажній системі. Це відбувається через стримуючий елемент, який обмежує течію води вниз за течією, що призводить до накопичення води вище за течією. Підпор моделюється в моделях HiFi за допомогою рівняння імпульсу, яке називається повною динамічною хвильовою функцією. Оскільки цим рівнянням нехтують у багатьох налаштуваннях концептуальних моделей, ефекти підтоку не можуть бути описані в цих типах моделей.

Співвідношення між об'ємом і витратою може бути незмінним або змінним, як видно рис. 1.4 незмінне співвідношення застосовується до ситуації, коли витрата для даного рівня води є однозначним, і навпаки для змінного співвідношення. Змінні співвідношення VQ часто викликані підпором у мережі, і потік у зосереджених моделях тут оцінюється середнім. Якщо вплив підпору надто великий, припущення щодо зв'язку об'єму з викидом недійсне.

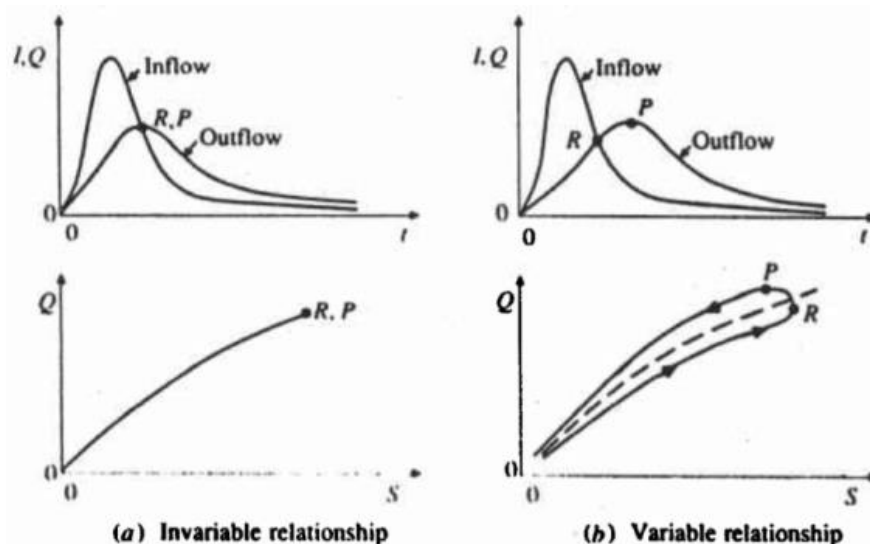


Рисунок 1.4 - Зберігання, S , може мати незмінний або змінний зв'язок із викидом залежно від характеристик потоку труби. Тут R — максимальне зберігання, а P — максимальний відтік.

Концепція підтоку виникає внаслідок засобів контролю потоку, які обмежують потік вниз за течією. Ці обмеження можуть бути запроваджені через ліміт скиду до очисної станції або через економічну вигоду від впровадження контролю потоку. Коли пропускна здатність виток обмежена, наприклад, із резервуару, рівень води вище за течією підвищиться, як показано на рис. 1.5.

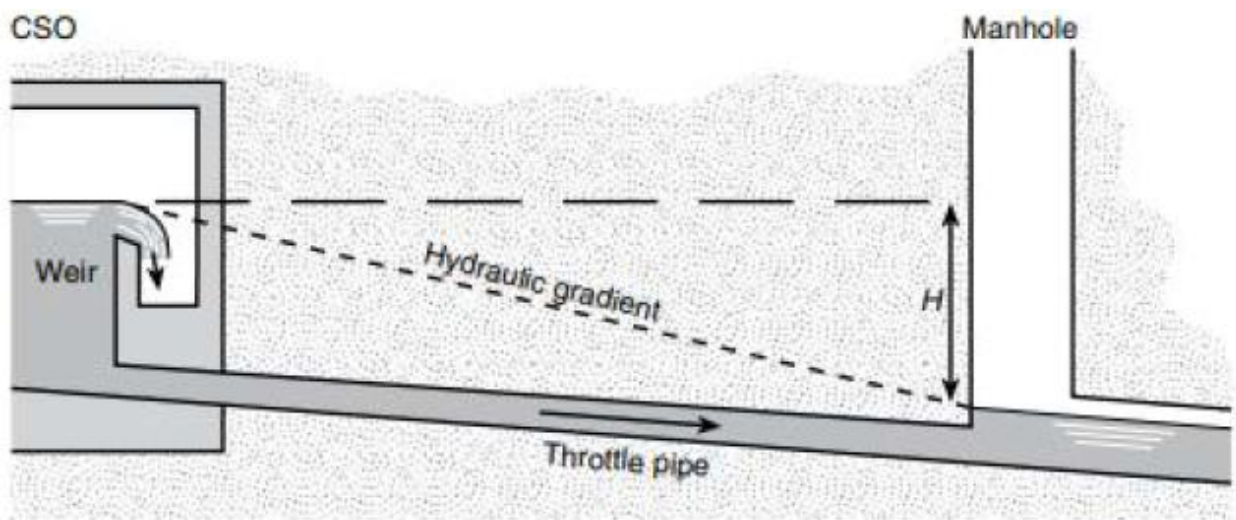


Рисунок 1.5 - Приклад дросельної труби, яка обмежує відтік, що призводить до підвищення рівня води у басейні вище за течією та, зрештою, спричиняє переповнення водосливної/CSO конструкції.

На рис. 1.5 рівень води підвищується, аж поки не виливається з греблі через дросельну заслінку. Це може бути, наприклад, у структурі комбінованого каналізаційного переливу (CSO). Обсяг, що вилився зі споруди, називається CSO і містить суміш стічної та дощової води. Обсяг CSO зазвичай викидається в природну водойму, таку як озеро або струмок.

У цьому проекті такі структури є пріоритетними для визначення при побудові СМ. По-перше, тому що такі структури спричиняють підпір у трубах вище за течією, по-друге, об'єми CSO мають вирішальне значення для

точної оцінки для екологічних цілей і, по-третє, тому що ці структури контролюють потік системи.

Беручи до уваги гідравлічні міркування, згадані вище, можна визначити 6 правил як вказівки щодо того, як встановити відповідні межі відсіків у SM. Це:

Гідротехнічні споруди та обмеження: вони утворюють хороший кордон, оскільки потоки обмежені через них, і тому часто спостерігається однозначний зв'язок VQ . Крім того, потоки в цих структурах часто потрібні для обчислення із сурогатної моделі.

Круті труби: Оскільки підпірна вода рідко спостерігається в крутих трубах, вони утворюють стабільні межі відсіків і можуть бути використані.

Двонаправлений потік: Якщо потік у трубі йде в обох напрямках, це невдалий вибір кордону, оскільки цю динаміку не можна обчислити за допомогою сурогатної моделі.

Qh відносини: Зв'язок між потоком і гідравлічним напором. Це є хорошим показником того, чи присутній підпір на ділянці труби, і таким чином ідентифікує зв'язки, які не підходять для кордонів.

Кількість ланок на кордонах: кількість ланок між відсіками має бути мінімальною.

Розмір відсіку: Розмір відділення впливає на стійкість моделі, тому слід уникати занадто малих відділень. Занадто великий призведе до менш точних результатів.

Правила визначено, щоб допомогти користувачам створити відповідні сурогатні моделі вручну. Більшість із них залежить від оцінки в конкретному випадку, чи слід розмістити розділ у певному місці чи ближчі посилання краще підходять. Таким чином, може бути важко використовувати ці правила у загальний спосіб, який завжди дасть хороші моделі.

2 ТЕХНОЛОГІЧНА ЧАСТИНА

2.1. Аналіз роботи IoT і збір даних для машинного навчання

Як зазначено, перетворювачі частоти не забезпечували жодних можливостей реєстрації та мали лише обмежений людино-машинний інтерфейс (англ. Human Machine Interface – HMI). Тому було вирішено створити рішення для реєстрації даних на базі Інтернету речей (IoT) і HMI, щоб реєструвати потрібні реєстри з перетворювачів PS220 і перевіряти поточну роботу насосів разом із будь-якими сигналами тривоги в HMI. Ескіз системи IoT можна побачити на рис. 2.1.

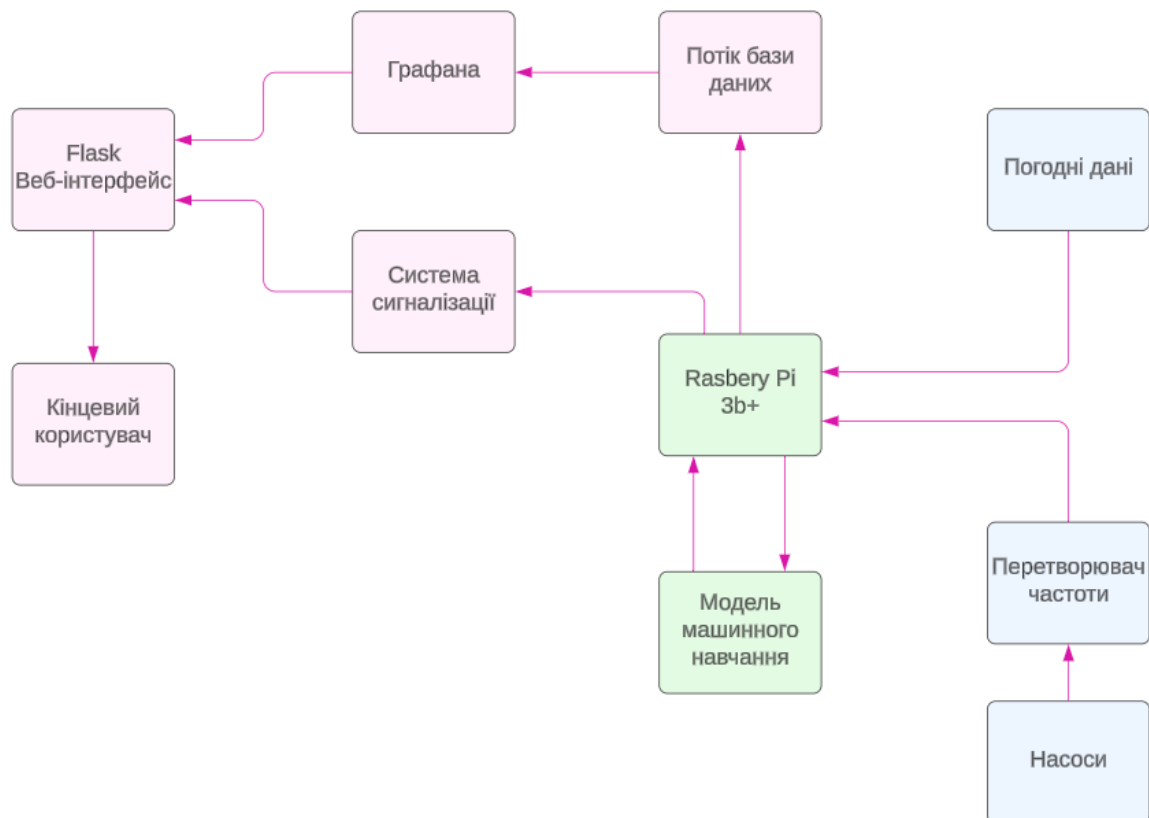


Рисунок 2.1 – Структурна схема системи керування.

Ескіз системи показує основну структуру системи IoT. Тут насоси обмінюються даними з перетворювачами частоти PS220 і надсилають цю

інформацію через Modbus на контролер Raspberry Pi. Raspberry Pi також отримує дані про погоду через зв'язок з API, щоб подавати оновлені прогнози погоди в базу даних для використання в «постійному» прогнозі припливу води. Потім Raspberry Pi надсилає всі ці дані в базу даних, де вони зберігаються та відображаються кінцевому користувачеві через веб-платформу Flask.

Система IoT складається в основному з трьох частин: реєстратора, НМІ та моделі машинного навчання. Основна мета реєстратора — отримати дані з потрібних реєстрів із перетворювача частоти PS220. Потім дані з цих реєстрів зберігаються в базі даних для відображення на НМІ та для аналізу даних. НМІ відповідає за моніторинг поточного стану насосів у реальному часі. Він отримує останні значення з реєстру в режимі реального часу для моніторингу насосів і історичні дані з бази даних для відображення довгострокових тенденцій і продуктивності. Нарешті, модель машинного навчання намагатиметься передбачити приплив у свердловину, а потім «регулювати» рівень резервуара-збірника.

2.2 Обладнання

2.2.1 Перетворювач частоти PS220

Перетворювач частоти PS220, який приводить в дію насоси, є так званими перетворювачами частоти PumpSmart. Ці перетворювачі частоти здатні створювати інтелектуальні насосні системи, які мають вбудовані алгоритми, розроблені для конкретних проблем насоса.

Ці перетворювачі частоти PS220 мають внутрішні реєстри, які містять інформацію про насос у реальному часі, і деякі з цих реєстрів цікаво реєструвати з часом. Список цих реєстрів можна побачити на рис. 2.2.

Name	Register address	Description, group 52
Reference	40002	Reference or Setpoint used both for auto and speed override
Alarm word 1	40052	Data in 1 - Parameter 6.203
Alarm word 2	40053	Data in 2 - Parameter 6.204
Pump speed (rpm)	40054	Data in 3 - Parameter 1.208
Motor current	40055	Data in 4 - Parameter 1.07
Motor run time	40056	Data in 5 - Parameter 1.224
Start level (hysteresis)	40057	Data in 6 - Parameter 1.237
Stop level	40058	Data in 7 - Parameter 80.09
Energy counter, kWh	40059	Data in 8 - Parameter 1.20
Energy counter, MWh	40060	Data in 9 - Parameter 1.19
Digital inputs	40061	Data in 10 - Parameter 10.1
Smartflow	40062	Data in 11 - Parameter 1.217
Sump level	40063	Data in 12 - Parameter 1.205

Рисунок 2.2 - Список доступних регістрів частотного перетворювача PS200.

Спеціальні регістри, які потрібно зареєструвати, це: слово попередження 1 і 2 для створення списку попереджень, швидкість насоса, струм двигуна та Smartflow для спостереження за часом роботи насоса, початковий рівень і рівень відстійника для цілей цілісності свердловини, і, нарешті, споживання енергії та час роботи двигуна, для обслуговування.

2.2.2 Контролер

Для створення такої системи IoT в якості основного комп'ютера використовувався Raspberry Pi 3B+. Причина вибору Raspberry Pi 3B+ полягала в тому, що він був легко доступний. Основними вимогами до такої системи є можливість виконання сценаріїв Python, доступ до порту Ethernet RJ45 і відносно невеликий розмір, щоб вона могла поміститися в шафу IT-сервера, і все це має Raspberry Pi 3B+. Raspberry Pi також має перевагу в хорошому співвідношенні продуктивності та вартості, оскільки Raspberry Pi 3B+ цілком доступний і все ще достатньо потужний для виконання таких

завдань. Додаткову інформацію про специфікацію можна знайти за адресою RPI.com. Зображення конкретної плати Raspberry Pi можна побачити на рис. 2.3.



Рисунок 2.3 - Зображення Raspberry Pi 3B+.

Оскільки можливе відключення електроенергії нами було використано блок безперебійного живлення (UPS), який був встановлений як Raspberry Pi НАТ. Це було зроблено, щоб уникнути проблеми, через яку Raspberry Pi перезавантажувався в «зламаний» стан, коли програмне забезпечення не перезавантажувалося належним чином. Зображення цього блоку безперебійного живлення можна побачити на рис. 2.4. Додаткову інформацію нього можна знайти за адресою sixfab.com.



Рисунок 2.4 - UPS HAT, підключений до Raspberry Pi.

2.3 Програмне забезпечення

Для завдання створення IoT-пристрою була обрана мова програмування Python. Його було обрано, оскільки Python має величезний набір бібліотек і добре підтримується на Raspberry Pi, що робить його ідеальною мовою для такого завдання. Щоб побудувати пристрій IoT, набір додатків використовувався разом, щоб забезпечити роботу системи. Це називається програмним стеком.

2.3.1 Стек програмного забезпечення

Стек програмного забезпечення показує структуру різних програм, які працюють на Raspberry Pi для роботи системи IoT. Огляд стека програмного забезпечення цієї конкретної системи показано на рис. 2.5.



Рисунок 2.5 - Стек архітектури програмного забезпечення системи IoT.

У нижній частині стека лежить Docker. Docker — це платформа для створення, доставки та запуску додатків у контейнерах. Контейнери — це легкий і портативний спосіб упаковки та ізоляції програм із їхніми залежностями, щоб вони могли працювати узгоджено в різних середовищах. Докладніше про Docker можна дізнатися за адресою [Docker.com](https://www.docker.com) [7]. Для запуску програм було обрано Docker, оскільки він забезпечував контейнеризацію, роблячи систему гнучкою та надійною. Контейнеризація також дозволила перейти на Docker Hub, платформу для завантаження готових контейнерів, і завантажити образи контейнерів для Grafana та InfluxDB. Перевага використання готових контейнерів полягає в тому, що вони є повністю функціональними програмами, які потребують лише кількох налаштувань для роботи в цій системі IoT. Тоді шляхом контейнеризації програми Flask система IoT матиме три окремі незалежні контейнери.

Потім ці контейнери можна з'єднати разом і одночасно розгорнути на Raspberry Pi за допомогою Docker Compose. Docker Compose допомагає налаштувати та запустити всі контейнери на основі файлу вимог YAML [7], тому дуже легко підтримувати та налаштовувати всі контейнери. Ще одна перевага Docker Compose полягає в тому, що в разі перезавантаження Raspberry Pi він виконуватиме операції автоматичного перерозгортання

контейнерів і знову «завантажуватиме» програми, таким чином зроблячи програмний стек більш надійним.

Наступним у стеку є InfluxDB, база даних часових рядів, яка дозволяє гнучко та ефективно зберігати дані без необхідності попередньо визначених структур таблиці чи зв'язків. Це робить його добре придатним для даних часових рядів, оскільки він також надає інструменти для роботи з даними в реальному часі всередині бази даних. Такі інструменти, як можливість зменшувати вибірку даних для тривалого зберігання, безперервні запити для аналізу даних у реальному часі та політики збереження для керування життєвим циклом даних. Він також інтегрується з різними інструментами та службами, які зазвичай використовуються в екосистемі моніторингу та аналітики, такі як Grafana. Більше інформації про InfluxDB можна знайти за адресою influxdata.com [8]. Таким чином, InfluxDB є хорошим вибором для системи IoT, оскільки всі типи даних є часовими рядами. Оскільки було також вирішено використовувати Grafana для візуалізації бази даних, це добре підійшло.

Далі в стеку знаходиться Графана. Grafana — це платформа для візуалізації, моніторингу та аналізу даних. Це дозволяє користувачам створювати, досліджувати та створювати інформаційні панелі на основі даних із різних джерел, таких як бази даних, хмарні платформи та системи моніторингу. Більше про Grafana можна знайти на Grafana.com [9]. У системі IoT він отримує дані з InfluxDB для відображення на інформаційних панелях Grafana. Це полегшило відображення даних, оскільки він мав хорошу інтеграцію з InfluxDB. Інформаційні панелі можна було б використовувати всередині НМІ як віджети HTML, і таким чином усувалося необхідність створення власних графіків у НМІ, що економило час. Графіки Grafana також мали широкі функціональні можливості, такі як масштабування та вбудований зсув у часі, включені в ці HTML-віджети, що робило їх ідеальними.

Нарешті, на вершині стеку лежить програма Flask. Flask — це веб-фреймворк із відкритим кодом для створення веб-додатків на Python. Це легкий і гнучкий фреймворк, який надає простий, але потужний набір інструментів і функцій для веб-розробки, і тому був хорошим вибором для цієї системи IoT. Більше інформації про Flask можна знайти за адресою flask.palletsprojects.com. Оскільки Flask є веб-фреймворком, він використовує HTML і CSS для створення та оформлення веб-сторінок. Завдяки гнучкості HTML і CSS завдяки гнучкості HTML і CSS було легко побудувати та розробити індивідуальний НМІ для користувача, щоб потім розгорнути його в локальній мережі. Причина вибору веб-інтерфейсу НМІ полягає в тому, що для доступу до нього не потрібна спеціальна операційна система. Оскільки до нього можуть отримати доступ усі типи пристроїв, які підтримують веб-браузер, що робить його дійсно кросплатформним. Він також зробив НМІ доступним на кількох пристроях, якщо вони були підключені до тієї ж мережі, що й Raspberry Pi, і таким чином кожен екран комп'ютера став НМІ.

Оскільки Flask був серверною частиною НМІ, він також керував системою сигналізації, яка відповідала за зчитування регістрів тривоги з перетворювачів частоти PS220. Він зробив це за допомогою багатопоточної програми комунікатора Modbus для читання внутрішніх регістрів PS220.

2.4 Людино-машинний інтерфейс (НМІ)

НМІ був створений з урахуванням специфікацій користувача, який хотів мати «чистий» і простий для розуміння інтерфейс користувача (UI). Тому було вирішено зробити інформацію мінімальною. Це означало відсутність використання будь-якої графічної анімації в самому дизайні та приховування небажаної інформації глибше в НМІ. На рис. 2.6 це домашня сторінка або перша сторінка, яка зустрічає користувача. На головній сторінці розміщено два віджети, що містять інформацію про обидва перетворювачі

частоти PS220. Ліворуч від домашньої сторінки розташована панель навігації для обходу в HMI.

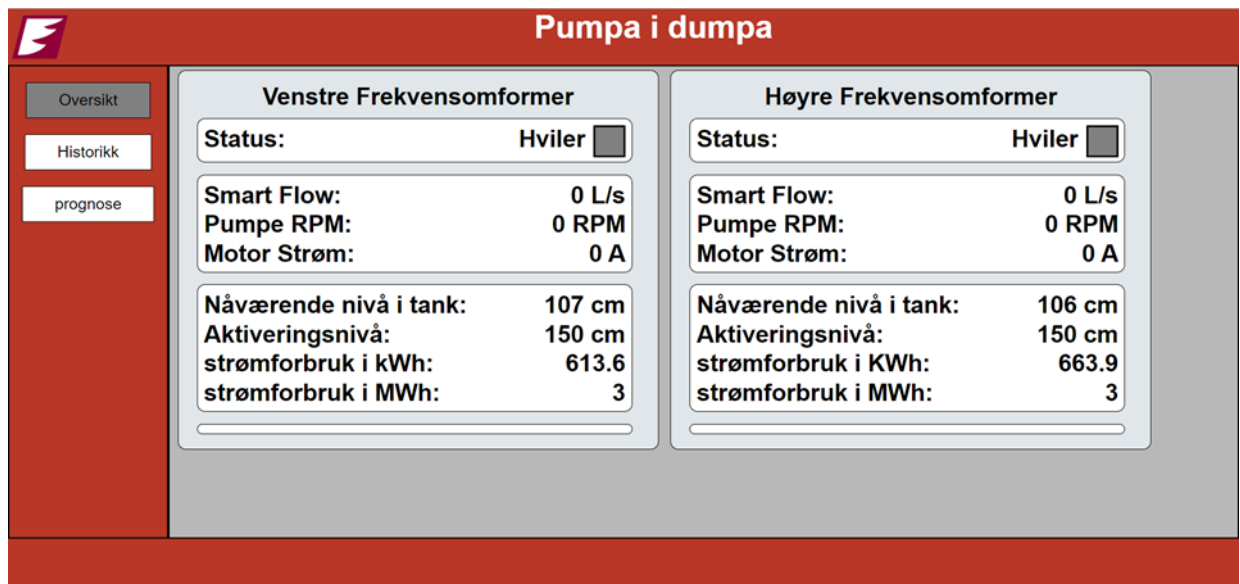


Рисунок 2.6 - Головна сторінка HMI.

Саме в цих двох віджетах відображається загальний огляд насосів. Ось статус насоса, який показує, у якому режимі насос зараз знаходиться. Насос може мати 4 стани, які є наступними : режим відпочинку, режим роботи, попередження та помилки. Ці режими дають користувачеві інформацію про стан насосів. Зображення насоса, що працює, показано на рис. 2.7

Далі внизу знаходиться інформація про поточний рівень у баку, видима за параметром tanken. Після цього рівень активації, наданий Aktiveringsnivå, разом показує очікуваний діапазон рівня в резервуарі для користувача. Наприклад, якщо поточний рівень перевищує 150 см, щось не так із системою керування. Нарешті, це загальне енергоспоживання насосів у кіловатах на годину (кВт·год) і в мегаватах на годину (МВт·год), яке насоси використовували протягом певного часу, що відображається параметрами Strømforbruk kWh і Strømforbruk MWh відповідно. Це дає користувачеві загальну інформацію про час роботи та енергоспоживання.

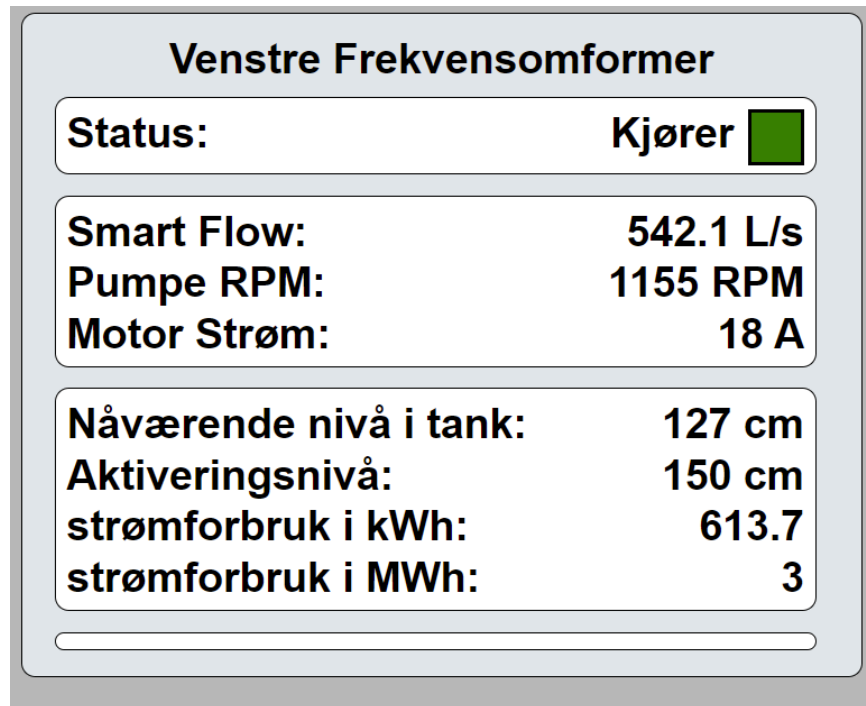


Рисунок 2.7 - HMI, що показує роботу лівого Pumpo.

У нижній частині розділів міститься список нагадувань. HMI розроблено таким чином, що список нагадувань згортається, якщо немає нагадувань для відображення. Це було зроблено, щоб зменшити відволікання оператора, оскільки не було сенсу показувати порожній список тривоги. Усі текстові елементи параметрів можна клацати і користувач переходить до розділу перевірки HMI, де відображаються історичні дані про цей конкретний елемент, як показано на рис. 2.9.

Проте, якщо користувач бажає переглянути всі історичні дані HMI, він може перейти до вкладки Historikk на навігаційній панелі, це веде до сторінки Historic. Тут усі історичні дані з параметрів відображаються в 6-годинному дозволі у вигляді віджетів Grafana. Тут користувач може побачити порівняльні тенденції між елементами даних, це може дати уявлення про довгострокову продуктивність насосів. На рис. 2.8 показано

відкриту сторінку Historikk і відображається інформація між лівим і правим перетворювачами частоти PS220.

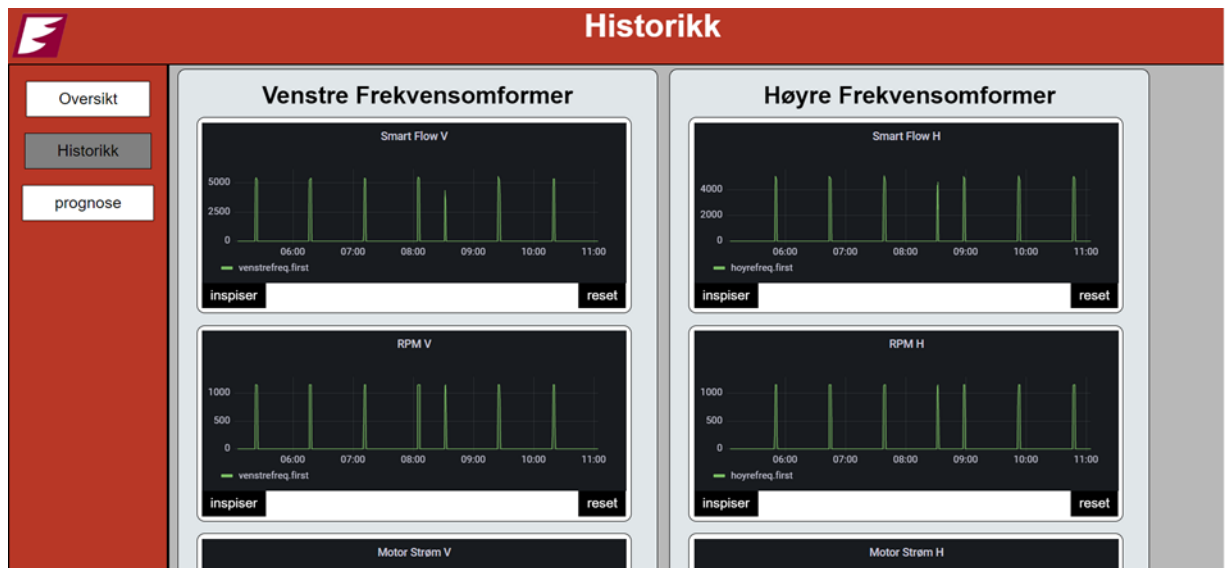


Рисунок 2.8 - Сторінка історії HMI, що показує всі елементи даних.

Якби користувач використовував вбудовану функцію масштабування від Grafana у цих віджетах, можна було б натиснути кнопку скидання, щоб скасувати масштабування та скинути віджет на 6-годинну роздільну здатність. Проте, якщо користувач бажає побачити більше ніж 6-годинну роздільну здатність, кнопка Inspiser перенаправляє користувача на сторінку перевірки цього конкретного параметра, як показано на рис. 2.9.

Сторінка перевірки HMI пропонує можливості масштабувати часове вікно даних, які зберігаються в Influxdb і відображаються Grafana. Перебуваючи на сторінці перевірки певного параметра, користувач може використовувати шкалу часу, щоб масштабувати дані до 1 дня, 1 тижня, 1 місяця або 1 року. Це дає користувачеві можливість побачити, як збережені дані змінювалися протягом тривалого періоду часу. Однак необхідно дотримуватися певної обережності при використанні 1-річної шкали часу віджета Grafana. Оскільки запит даних за один рік є надзвичайно вимогливим до комп'ютера, це може призвести до збою екземпляра Influxdb, якщо є

забагато точок даних для отримання. Рис. 2.9 показує сторінку перевірки зареєстрованого параметра Nåværnede nivå i tank.



Рисунок 2.9 - Сторінка огляду НМІ з детальним відображенням історичних даних.

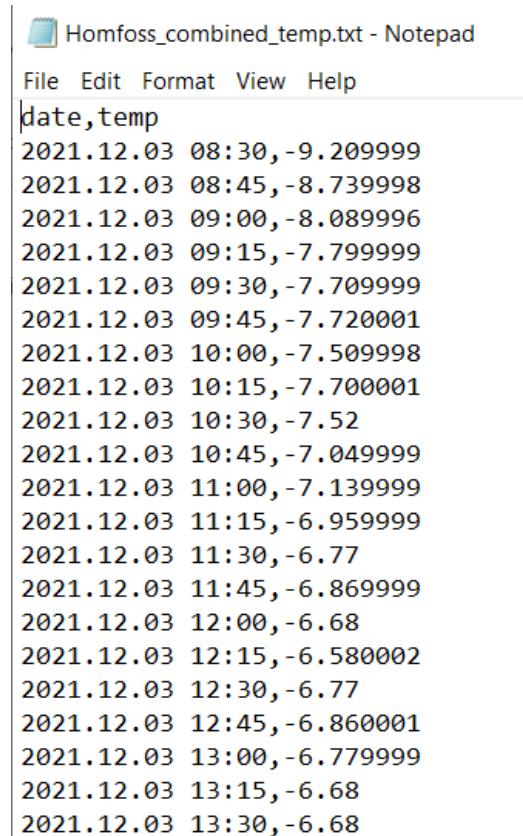
Нарешті, на навігаційній панелі є сторінка прогнозу, на якій має бути весь прогноз погоди. Тут користувач матиме можливість переглянути прогноз, який створить алгоритм машинного навчання. Однак це було скорочено через обмеження часу.

3 КОСТРУКТОРСЬКА ЧАСТИНА

3.1 Збір даних

Щоб мати можливість виконувати машинне навчання, алгоритму потрібні відповідні дані. Тому було вирішено зібрати дані з місцевих метеостанцій поблизу фабрики Квелде в поєднанні з історичними даними про рівень резервуару відстійника, зібраними з системи IoT. Цими місцевими метеостанціями були метеостанції Hedrum і Holmfoss, обидві станції мали доступні дані для завантаження у форматі значень, розділених комами (CSV) через SeNorge.no [10]. Метеостанція Hedrum надала історичні дані щодо опадів і танення снігу щодня, тоді як Holmfoss надала історичні дані про температуру та висоту Numedalslågen. Приклад файлу CSV температури можна побачити на рис. 3.1.

Ці дані були обрані на основі ідеї, що вони можуть мати найбільший вплив на рівень води в резервуарі. Температура впливає на землю, як уже згадувалося, через ґрунтовий мороз і впливатиме на кількість води, яка надходить у відстійний резервуар, а не в землю. Кількість дощу, що випав, вплине на те, скільки зливової води накопичується на землі, і, отже, вплине на рівень у відстійному баку, те саме стосується танення снігу, оскільки танення снігу накопичує воду. Нарешті, висота Numedalslågen може мати певну кореляцію з рівнем резервуару-відстійника, оскільки вони обидва чутливі до однакових природних впливів.



```

Homfoss_combined_temp.txt - Notepad
File Edit Format View Help
date,temp
2021.12.03 08:30,-9.209999
2021.12.03 08:45,-8.739998
2021.12.03 09:00,-8.089996
2021.12.03 09:15,-7.799999
2021.12.03 09:30,-7.709999
2021.12.03 09:45,-7.720001
2021.12.03 10:00,-7.509998
2021.12.03 10:15,-7.700001
2021.12.03 10:30,-7.52
2021.12.03 10:45,-7.049999
2021.12.03 11:00,-7.139999
2021.12.03 11:15,-6.959999
2021.12.03 11:30,-6.77
2021.12.03 11:45,-6.869999
2021.12.03 12:00,-6.68
2021.12.03 12:15,-6.580002
2021.12.03 12:30,-6.77
2021.12.03 12:45,-6.860001
2021.12.03 13:00,-6.779999
2021.12.03 13:15,-6.68
2021.12.03 13:30,-6.68

```

Рисунок 3.1 - Файл CSV, що містить дані про температуру з SeNorge.no.

3.2 Попередня обробка даних

Файли CSV були завантажені в Python через бібліотеку Pandas. As Pandas — це бібліотека для аналізу та обробки даних із відкритим кодом для Python. Він надає потужні інструменти та структури даних для роботи з даними часових рядів. Такі інструменти включають очищення даних, масштабування даних, перетворення та візуалізацію, щоб назвати декілька.

Pandas обертається навколо двох основних структур даних: Series і DataFrame. Серія — це одновимірний позначений масив, який може містити будь-який тип даних, тоді як DataFrame — це двовимірна помічена структура даних зі стовпцями потенційно різних типів даних. DataFrames схожі на таблиці в реляційній базі даних або електронній таблиці Excel і забезпечують

потужний спосіб маніпулювати та аналізувати дані. Більше про Pandas можна знайти на pandas.pydata.org [11].

Щоб використовувати дані для навчання алгоритму машинного навчання, було важливо, щоб усі дані мали однакову часову роздільність. Однак під час перевірки різних даних виникла проблема, оскільки вони справді мали різну роздільну здатність у часі. Рівень у відстійному резервуарі реєструвався кожну другу секунду, тоді як температура та рівень Numedalslågen реєструвалися кожні 15 хвилин, і, нарешті, танення снігу та опади мали лише одне показання кожні 24 години.

Цю проблему було вирішено шляхом вибору спільної часової роздільної здатності для всіх наборів даних, а потім «масштабування» даних відповідно, тому було вирішено вибрати 1 годину як загальний діапазон. Рівень у відстійному резервуарі, температура та рівень Numedalslågen були усереднені з інтервалами в 1 годину, тоді як сніг і опади були лінійно інтерпольовані з інтервалом в 1 годину. Таким чином створюється загальний діапазон часу в 1 годину для всіх наборів даних.

Щоб відбувся паводок, приплив повинен бути більшим, ніж відтік із системи. Таким чином, `currentLvl` було неадекватним для використання для прогнозування, оскільки він сам по собі не говорить багато про приплив. Зображення рівня відстійного бака можна побачити на рис. 3.2. Тому було вирішено подивитися на градієнт `currentLvl`, оскільки він представлятиме приплив за годину в резервуар-відстійник. Трансформацію було здійснено шляхом визначення нахилу поточного `Lvl` і видалення великих стрибків, створених дренажем насоса. Важливо було розрізняти природний дренаж у землю та великі дренажні шипи від насосів. Це було важливо, оскільки моделі потрібно було вивчити природний дренаж у землю. Потім градієнт `currentLvl` був помножений на об'єм резервуара-відстійника, щоб отримати приплив у літрах на секунду (л/год), цей новий набір даних отримав назву `in flow`. Перетворення від `currentLvl` до `in flow` можна побачити на рис. 3.3.

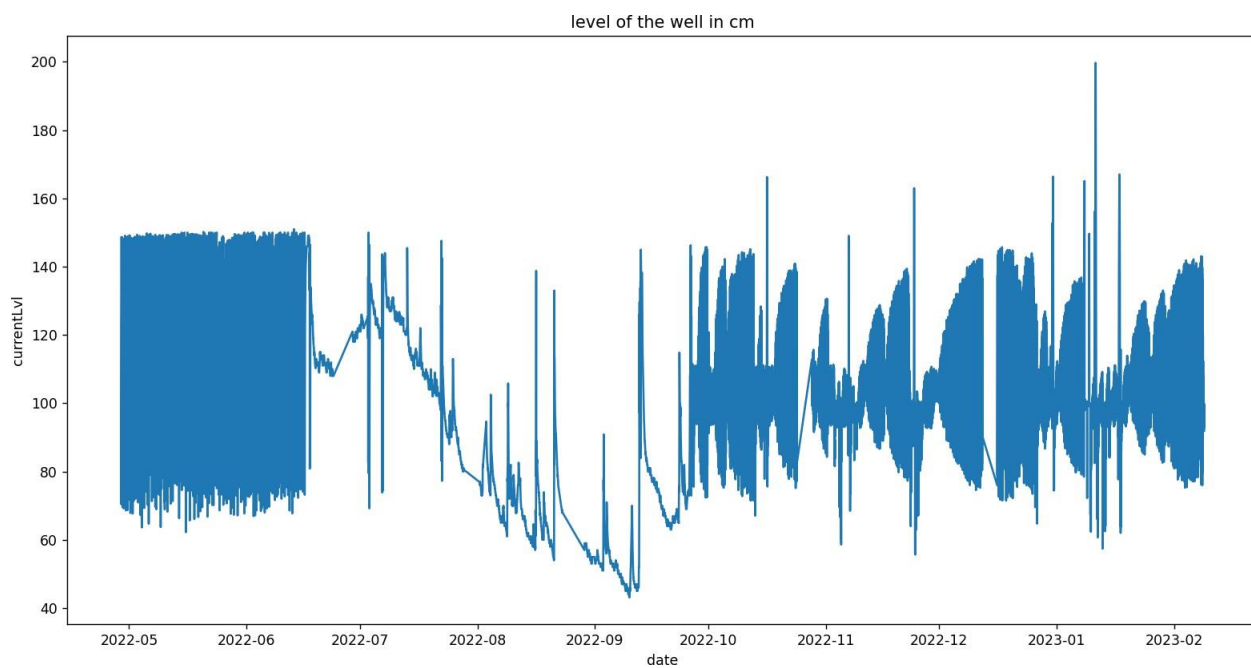


Рисунок 3.2 - Рівень відстійного бака.

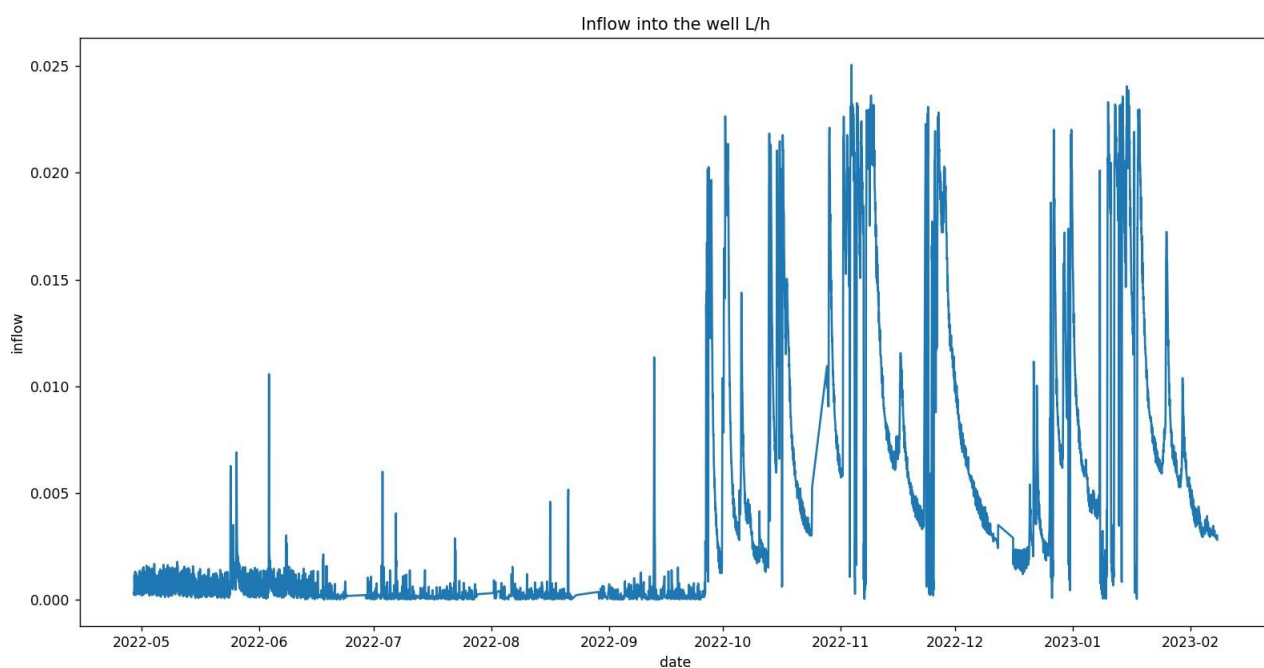


Рисунок 3.3 - Перехід від рівня до притоку в резервуар-збірник щогодини.

Після того, як усі дані були належним чином створені та завершені для навчання машинному навчанню, дані були розділені на тестові та навчальні набори. Однак, на відміну від деяких методів машинного навчання, це поділ не було рандомізованим, а це означає, що «зріз» для тестової та навчальної серії був фіксованою датою, яка відокремлювала тест від навчальної серії, рис. 3.4 показує «розріз» між поїздом і тестовим набором. Було важливо, щоб тестовий набір складався з новіших зразків, ніж навчальний набір, оскільки це представляло б майбутній прогноз рухомої системи прогнозування.

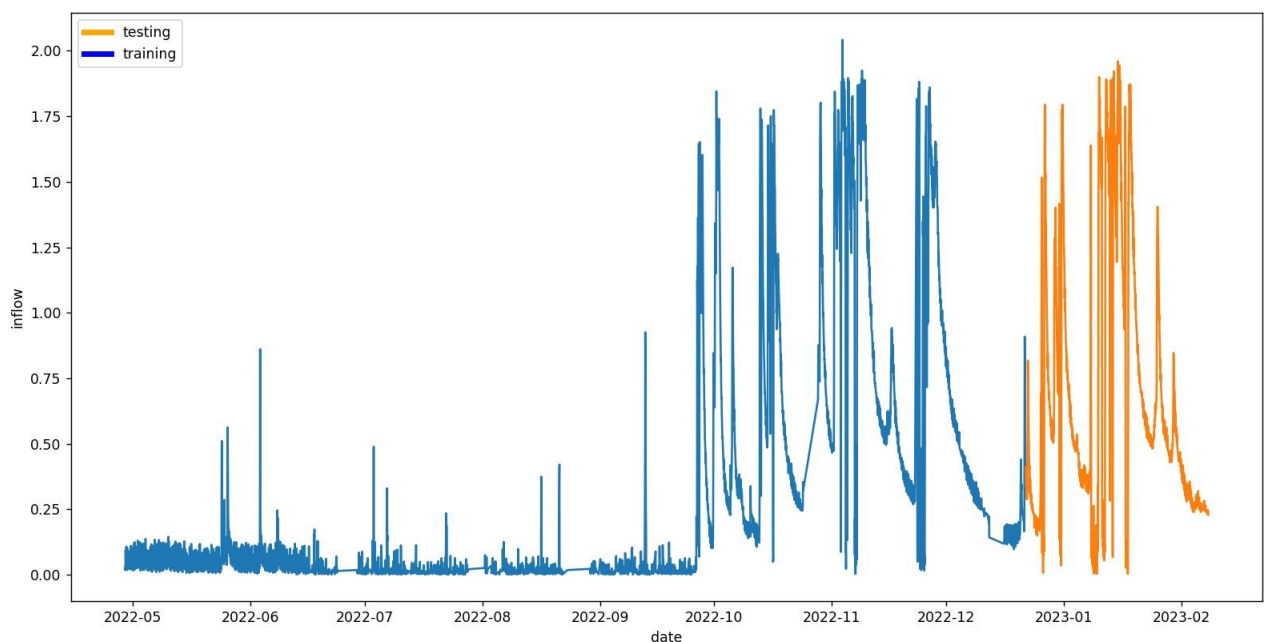


Рисунок 3.4 - Розподіл між даними навчання та даними тестування.

Потім, щоб обрвати дані в контрольований навчальний набір, використовувався метод ковзного вікна. Метод ковзного вікна — це техніка реструктуризації даних часових рядів у набір контрольованого навчання для алгоритму машинного навчання[12]. Це було зроблено шляхом сегментації даних навчання та тестування на два набори, набори даних X та Y . Де X містить значення n_past або кількість вибірок, які потрібно використовувати для прогнозування наступного значення Y , включаючи попереднє значення

Y, тоді як Y містить усі значення для прогнозування. Це дало набору даних X форму (a, b, c), а Y форму (a, 1). Де a — це кількість матриць для X і кількість значень Y у наборі даних Y, і вони мають бути однакової довжини, оскільки кожна матриця використовується для прогнозування наступного значення Y. b — це кількість попередніх зразків для використання, а c — кількість змінних, які слід використовувати для прогнозування наступного значення Y. Приклад зрізу з методу ковзного вікна можна побачити в табл.3.1. Цей зріз дає уявлення про те, як працює метод, оскільки в даному випадку йому потрібні сім точок даних з усіх шести наборів даних, щоб передбачити одне значення наступного потоку.

Таблиця 3.1 - Приклад одного фрагмента розсувного вікна.

темп	дощ	поточний рівень	танення снігу	рівень ріки	приплив (x)	
14,5775	2,6786	77,3166	0,0	1,7085	0,006357	
14,6500	2,8328	77,2814	0,0	1,7120	0,006368	
14,715	2,9869	77,2462	0,0	1,7122	0,006380	приплив (y)
14,7600	3,1411	77,2111	0,0	1,7127	0,006391	0,006438
14,8325	3,2953	77,1759	0,0	1,7097	0,006403	
14,9575	3,4494	77,1407	0,0	1,7125	0,006415	
14,9775	3,6036	77,1055	0,0	1,7090	0,006426	

Потім ці значення були масштабовані. Це було зроблено для того, щоб усі функції були в порівнянному масштабі. Якщо функції знаходяться в різних масштабах, деякі функції можуть мати більший вплив на модель, ніж інші, навіть якщо вони менш важливі. Це може призвести до неточних або упереджених прогнозів. Шляхом масштабування даних можна гарантувати,

що всі функції однаково впливають на модель і що на модель не впливає довільне масштабування даних [13].

3.5 Прогнозування часових рядів за допомогою RNN

Повторювані нейронні мережі — це категорія нейронних мереж, які відомі своєю здатністю мати «пам'ять», тобто вони використовують попередню інформацію під час оцінки наступного результату [14]. Це робить їх дуже корисними для послідовного прогнозування часових рядів, оскільки всі точки даних у послідовному наборі даних залежать від попередніх даних у ряді [15].

Проте RNN мають дві основні вади при використанні зворотного поширення в часі: вони зникають і вибухають градієнти. Це явища, які виникають, коли RNN мають справу з дальніми залежностями. Градієнт або стає занадто малим, таким чином оновлюючи вагу мережі, доки ваги не стануть настільки малими, що мережа нічого не вивчає, або, у випадку розривних градієнтів, ваги стають настільки великими, що представляють NaN.[14]. Для боротьби з цією проблемою була запропонована довготривала короткочасна пам'ять (LSTM). LSTM був розроблений для боротьби з проблемами зворотного поширення в часі, спричиненими впровадженням алгоритму навчання на основі градієнта [16].

3.5.1 Довга короткочасна пам'ять (LSTM)

Мережа LSTM складається з комірок LSTM, кожна з яких містить три основні компоненти: вхідний шлюз, забутий шлюз і вихідний шлюз. Вхідний шлюз «захищає» вміст у комірці пам'яті, визначаючи, чи потрібно комірку пам'яті оновлювати поточними даними. Вихідний вентиль «захищає» інші

комірки LSTM від впливу вихід останньої комірки LSTM, вирішуючи, чи повинен поточний вивід бути видимим для наступної комірки чи ні [16].

Ворота забуття є ключовим компонентом архітектури LSTM, що забезпечує можливість скидання комірки пам'яті. Цікаво, що ворота забуття не були прямо згадані в оригінальній статті «Довгострокова пам'ять» [16]. Замість цього в документі описано механізм під назвою «карусель постійних помилок», який служить подібним цілям, що й ворота забуття. Ворота забуття було представлено в статті «Навчимося забувати: постійне передбачення з LSTM» [17]. Зображення клітини LSTM, взяте з thorirnar.com [18], можна побачити на рис. 3.5.

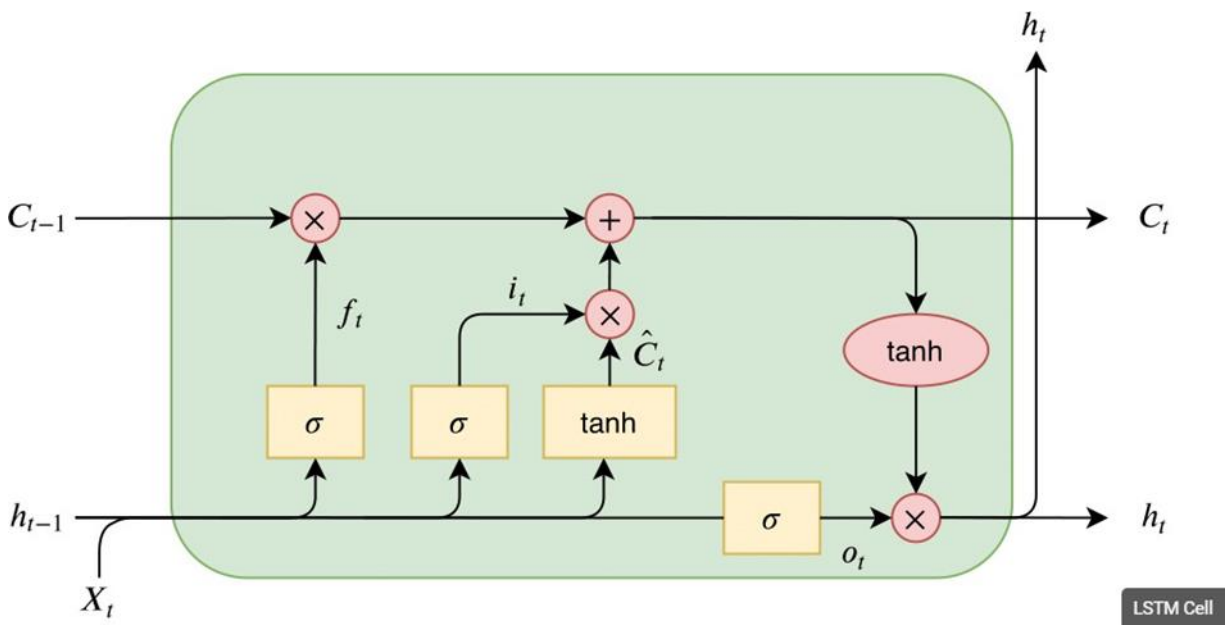


Рисунок 3.5 - Приклад комірки LSTM.

Мережа LSTM у цьому проекті складалася з рівнів LSTM з кількістю комірок N на кожному шарі, з функцією активації Rectified Linear Unit (ReLU), за якою слідували рівні відключення. Випадаючі шари допомагають запобігти переобладнанню моделі шляхом випадкового випадання нейронів по всьому шару [19]. Функцію ReLU було обрано як функцію активації, оскільки вона має деякі властивості, які добре працюють для мереж LSTM. ReLU є обчислювально дешевшим, що робить навчання моделі швидшим, і,

що найважливіше, завдяки властивостям функції активації, що викликають розрідженість, немає ефектів зникнення градієнта [20].

Нарешті, останнім шаром був щільний шар з 1 нейроном, який відповідав формі набору даних `train_u`, гарантуючи, що результат моделі матиме форму (а, 1). Потім мережа LSTM була скомпільована за допомогою оптимізатора «adam» із середньоквадратичною помилкою (MSE) як функцію втрат, перед встановленням навчального набору та перевіркою за допомогою тестового набору.

3.6 Прогнозування часових рядів за допомогою трансформаторів

Transformers — це модель машинного навчання, яка спочатку була створена для перекладу мов. Ця модель, на відміну від LSTM, не використовує повторення у своїй архітектурі та покладається виключно на механізм уваги [21]. Механізм уваги дозволяє алгоритму зосередитися на певних частинах даних [22]. Зображення взято з газети «Увага — це все, що вам потрібно» [21] можна побачити на рис. 3.6, демонстрація структури архітектури моделі Transformers.

На рис. 3.6 показано структуру моделі Transformers, яка складається з двох частин: кодера та декодера. Ліворуч видно кодер, а праворуч – декодер. Декодер Трансформерів зазвичай використовується для послідовних завдань, таких як машинний переклад або підсумовування тексту [21].

Однак, коли йдеться про прогнозування часових рядів, мета полягає в тому, щоб передбачити наступне значення в послідовності на основі фіксованої кількості попередніх значень. В даному випадку вихідна послідовність має фіксовану довжину одиницю, і немає потреби в декодері для генерації вихідної послідовності. Замість цього кодер використовується для вилучення релевантних функцій із вхідної послідовності, які потім можна використовувати для прогнозування. Потім вихідний сигнал кодера

пропускається через один або кілька повністю пов'язаних рівнів для створення остаточного прогнозу. Сам кодер складається з рівня уваги Multi-Head, за яким слідує шар Feed Forward. Більше інформації про Трансформери можна знайти в статті [21].

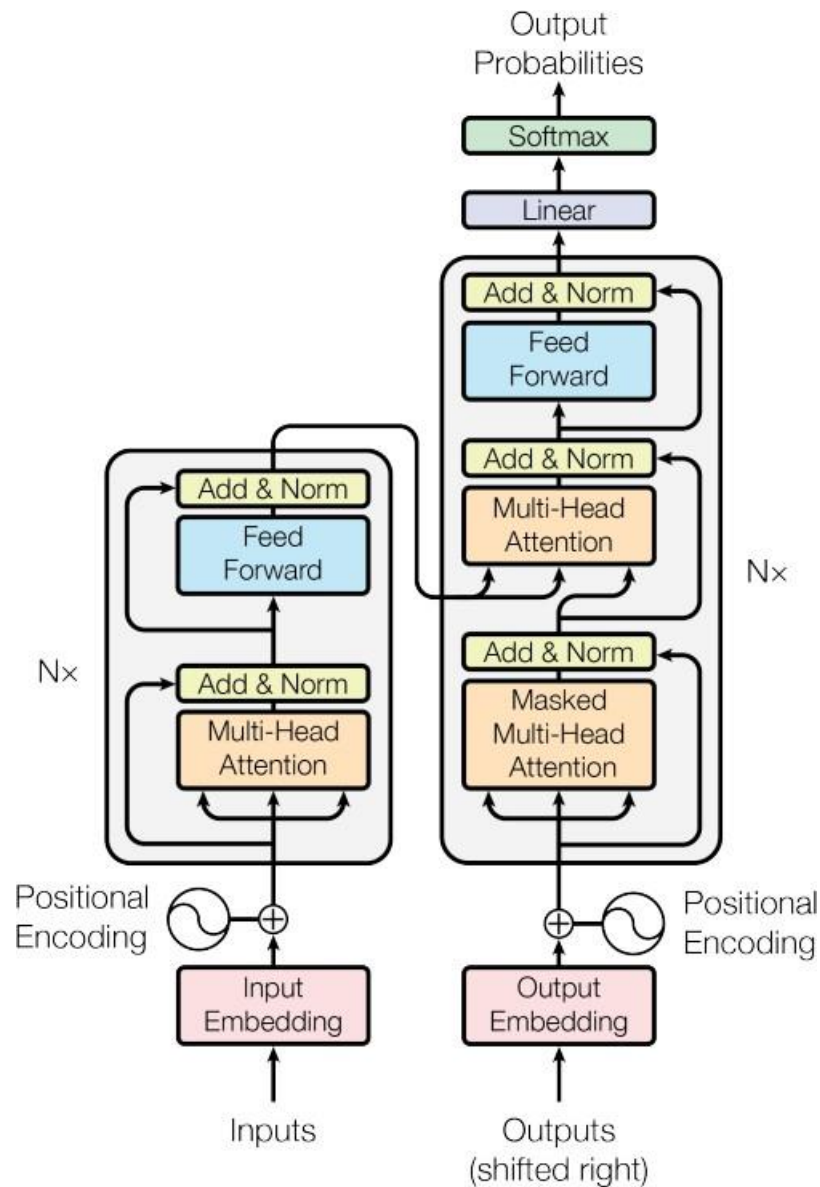


Рисунок 3.6 - Архітектура моделі моделі трансформатора.

Структура кодера в цьому проекті почалася з нормалізації та рівня уваги. Цей рівень складався з рівня нормалізації для нормалізації вхідних даних, за яким слідував шар уваги Multi-Head з n кількістю головок уваги та

розміром m для запиту та ключами для головок уваги. Потім був введений рівень відсіву з тих же причин, що і в мережі LSTM. Наступною частиною кодера був рівень прямої подачі, який також складається з рівня нормалізації, за яким слідує одновимірний шар згортки. Використання одновимірного згорткового шару в мережі прямого зв'язку забезпечує ефективність параметрів і швидкість обчислень, а також кращу продуктивність узагальнення порівняно з повністю зв'язаними шарами [21].

3.7 Налаштування та перевірка машинного навчання

Налаштування моделі машинного навчання не є тривіальним завданням, оскільки існує багато параметрів, які безпосередньо впливають на продуктивність моделі, тому для навчання гіперпараметрів моделі використовувався системний підхід.

Параметр епохи моделі машинного навчання повідомляє моделі, скільки ітерацій через набори даних потрібно для однієї фази навчання [23]. Завдання налаштування епохи для моделі машинного навчання може бути водночас виснажливим і складним, тому на етапі навчання для моделей було введено механізм ранньої зупинки. Це було зроблено, оскільки якщо модель недостатньо тренована, вона має тенденцію до недостатньої підготовленості, тоді як навпаки для надмірно тренованої моделі [24]. Механізм ранньої зупинки, таким чином, зупинить навчання в певний момент, коли продуктивність перевірки почне знижуватися [24]. Це хороший компроміс для вирішення складної проблеми щодо того, скільки часу має тренуватися модель.

Решту параметрів моделі налаштовували систематично, налаштовуючи один із параметрів за раз і перевіряючи середньоквадратичну помилку (MSE) як для функцій втрат, так і для функцій втрат підтвердження для кожної епохи навчання, щоб потім відповідно змінити параметри. Де мета полягає в

тому, щоб отримати якомога нижчий бал MSE. Наприклад, збільшення шарів випадання або збільшення складності шляхом додавання шарів, якщо MSE функції втрат занадто висока, і перевірте, чи зменшиться воно. Таким чином, вказуючи на те, що модель демонструє тенденції до недостатньої фігури.

Потім було перевірено середню квадратичну помилку (RMSE) і середню абсолютну помилку (MAE), щоб дати вказівку на те, наскільки добре виконується передбачення тестового набору з налаштованою моделлю. Різниця між RMSE і MAE полягає в тому, як вони штрафують помилку. RMSE карає за великі помилки, і тому корисний, коли важливо підкреслити, що великі помилки є небажаними [25]. MAE, з іншого боку, дивиться на величину помилки, а не враховує напрямок помилки [25].

Нарешті, через стохастичний характер моделей машинного навчання [26], як модель LSTM, так і модель трансформатора перевіряли 30 разів, і результати були нанесені на графіки. Це було зроблено, щоб показати невизначеність або розкид продуктивності для обох моделей.

4 НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

4.1 Результати аналізу даних

Занепокоєння щодо аналізу даних полягало в тому, що дані будуть досить поганими. Оскільки IoT Logger реєстрував лише дані з рівня водозливної ємності, роблячи часовий діапазон коротким. Проблема полягає в тому, що на дані про погоду сильно впливає сезонність, оскільки погода змінюється залежно від сезону. Через короткий час реєстрації це означало, що дані не відображатимуть повний рік і, отже, не міститимуть цих тенденцій, які створюють сезони. Це буде проблемою для алгоритму машинного навчання, оскільки він не зможе вивчити ці тенденції.

Рис. 4.1 показує матрицю розсіювання між усіма наборами даних. Тут можна переглянути тенденції та кореляції між двома наборами даних. Діагональна лінія показує гістограму для кожного набору даних, і, дивлячись на різні гістограми, можна дізнатися щось про поширення даних. Усі гістограми для дощу, танення снігу та потоку досить важкі, тоді як інші мають більш дзвоноподібну гістограму. Великі хвости гістограм можуть створити проблему для алгоритму машинного навчання, оскільки йому може бути важче знайти базові закономірності.

Дивлячись на матрицю розсіювання, було непросто розрізнити ні чіткі лінійні, ні нелінійні зв'язки. Однак це було очікувано, оскільки матриця розсіювання показує лише зв'язки між двома наборами даних. Приплив у відстійний резервуар, ймовірно, є комбінацією нелінійних зв'язків між кількома наборами даних. Наприклад, на приплив водночас впливатимуть і температура, і кількість опадів. Ця властивість не буде видно в такій матриці розсіювання.

Оскільки було непросто визначити будь-яку лінійну кореляцію з матриці розсіювання, була створена теплова карта.

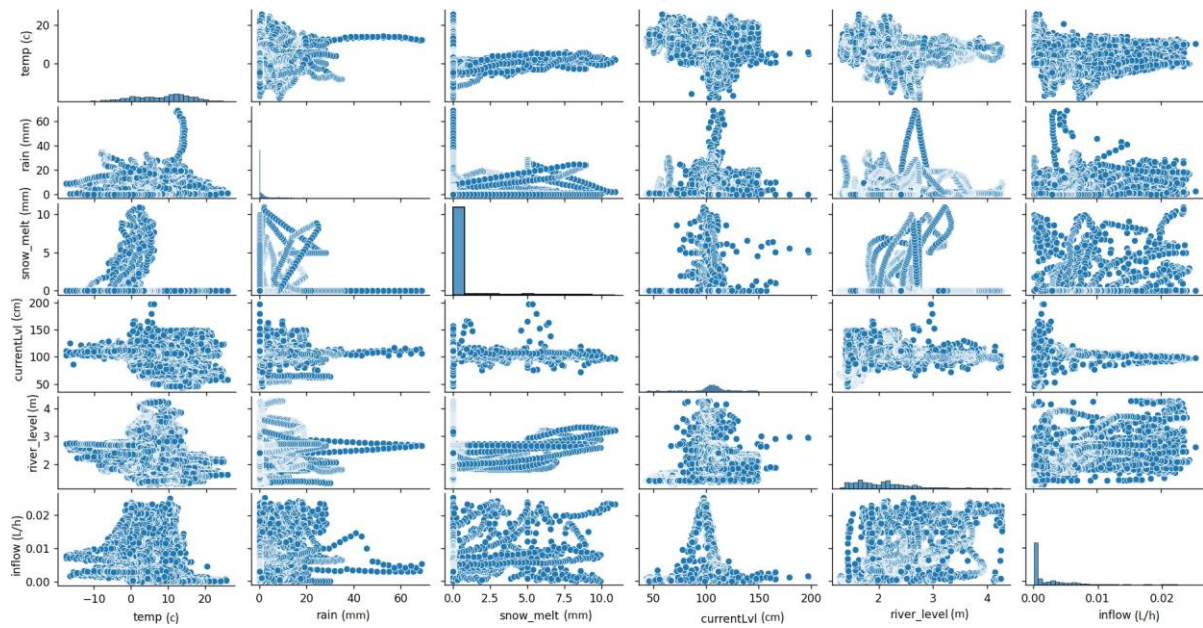


Рисунок 4.1 - Матриця розкиду даних, що демонструє взаємодію між наборами даних.

Теплова карта на рис. 4.2, показує лінійну кореляцію між різними наборами даних. З лівого боку знаходиться тепловий стрижень зі шкалою, яка вказує на те, наскільки позитивно чи негативно корелюють дані. Причина того, що діагональ дорівнює 1, полягає в тому, що між даними та ними завжди буде ідеальна позитивна лінійна кореляція. Дивлячись на колонку в крайньому лівому куті, можна побачити всі лінійні кореляції між іншими наборами даних і потоком. Тут чітко видно, що `currentLvl` має значно меншу кореляцію з іншими наборами даних порівняно з набором даних потоку, що вказує на те, що було необхідно та вигідно виконати перетворення.

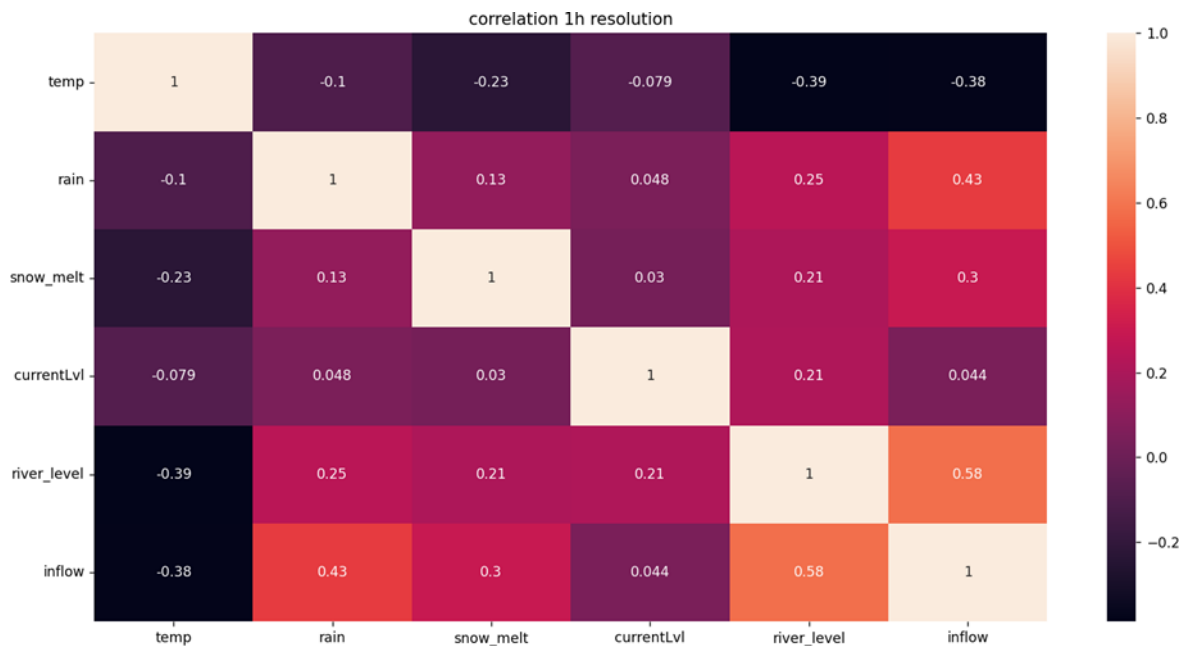


Рисунок 4.2 - Теплова карта кореляції.

Кореляція між температурою та припливом слабо негативно корелює зі значенням -0.38 . Цю кореляцію можна пояснити природою промерзання землі, про яку йшлося раніше. Чим нижча температура, тим більша ймовірність промерзання землі. Це перешкоджатиме стоку води в землю, і, таким чином, більше води буде надходити в резервуар для піддону, збільшуючи л/год. Однак це також може бути пов'язано з відсутністю репрезентативних даних, як обговорювалося, що призводить до надмірного представлення негативної температури в усьому наборі даних. З більш репрезентативними даними може бути менша загальна кореляція.

І кореляція танення снігу, і дощу з потоком слабо позитивно корелюють зі значеннями $0,3$ і $0,43$ відповідно. Можливо, це пов'язано з тим, що влітку з полів вода стікає в землю. Таким чином, поля працюватимуть як великі запаси води, які перешкоджатимуть надходженню води в резервуар. Взимку дощ «зберігається» у вигляді снігу на полях, тому менше «дощу» стікає в колодязь. Танення снігу вплине на приплив лише в кінці зими та ранньою весною, коли сніг перетворюється на зливову воду. Оскільки дані

були отримані наприкінці квітня, у наборі даних спостерігається значне недопредставлення snow_melt, оскільки отримані дані «пропускають» сезон танення снігу.

Коли справа доходить до кореляції між рівнем річки та потоком, вона має помірну позитивну кореляцію зі значенням 0,58. Це має інтуїтивний сенс, як рівень води Numedalslågen також чутливий до тих самих погодних впливів, що й зливовий водовідвідний комплекс у Квельде. Проте Numedalslågen є регульованою річкою, і тому вона чутлива до застою або збільшення швидкості течії внаслідок взаємодії людини. Це може призвести до зміни рівня води в річці, незалежно від снігу чи дощу. Ймовірно, це є причиною досить поганої кореляції між дощем і таненням снігу з рівнем річки.

Загалом існують лише невеликі чи помірні лінійні зв'язки між потоком та іншими наборами даних, і немає жодних чітких нелінійних зв'язків у матриці розсіювання на рис. 4.1. Матриця розсіювання розглядає лише зв'язок між двома наборами даних, тому важче побачити основні нелінійні зв'язки, які виникають між комбінаціями кількох наборів даних. Оскільки приплив у відстійний резервуар слід передбачити на основі всіх наборів даних на кожному кроці часу, ці базові нелінійні залежності є тими, що впливають на прогноз. Тому вигідно використовувати нейронні мережі глибокого навчання, оскільки вони здатні вивчати складні закономірності та фіксувати ці базові нелінійні зв'язки. Оскільки нейронні мережі мають кілька прихованих шарів і беруть точки даних з кожного з наборів даних як вхідний рівень, вони мають можливість «подивитися» на весь набір даних і зафіксувати нелінійні закономірності, які не настільки очевидні на перший погляд.

5 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

5.1 Прогнозування за допомогою машинного навчання

Як зазначено в розд. 4, відсутність сезонності вплине на продуктивність алгоритму машинного навчання. Спостерігається значне збільшення припливу, яке відбувається приблизно у вересні. Оскільки пори року змінюються на осінь і зиму, відбувається зміна погоди, що ще більше збільшує приплив.

Однак це погана новина для алгоритму машинного навчання, оскільки буде надмірне повторення відображення в даних, де «майже» нічого не відбувається з надходженням у відстійний бак. Завдяки тому, що поля поглинають дощові води, менше води стікає в резервуар з початку травня до кінця вересня.

Якщо модель машинного навчання тренуватиметься на цих даних, це може призвести до упередженої моделі, яка навчатиметься на занадто великій кількості даних, які мають менший вплив на приплив, і, отже, створюватиме «ліниву» модель. Приклад моделі LSTM, яка піддається впливу цих упереджених даних, можна побачити на рис. 5.2. Тут прогноз «відсікає» всі скорочення припливу та має стабільну низьку точку, що є небажаним. Ця стабільно низька точка, ймовірно, пов'язана з надмірно представленими даними, які коливаються навколо 0 з травня по вересень. Тому було вирішено скоротити набір даних 28.09.2022, і новий інтервал набору даних можна побачити на рис. 5.1.

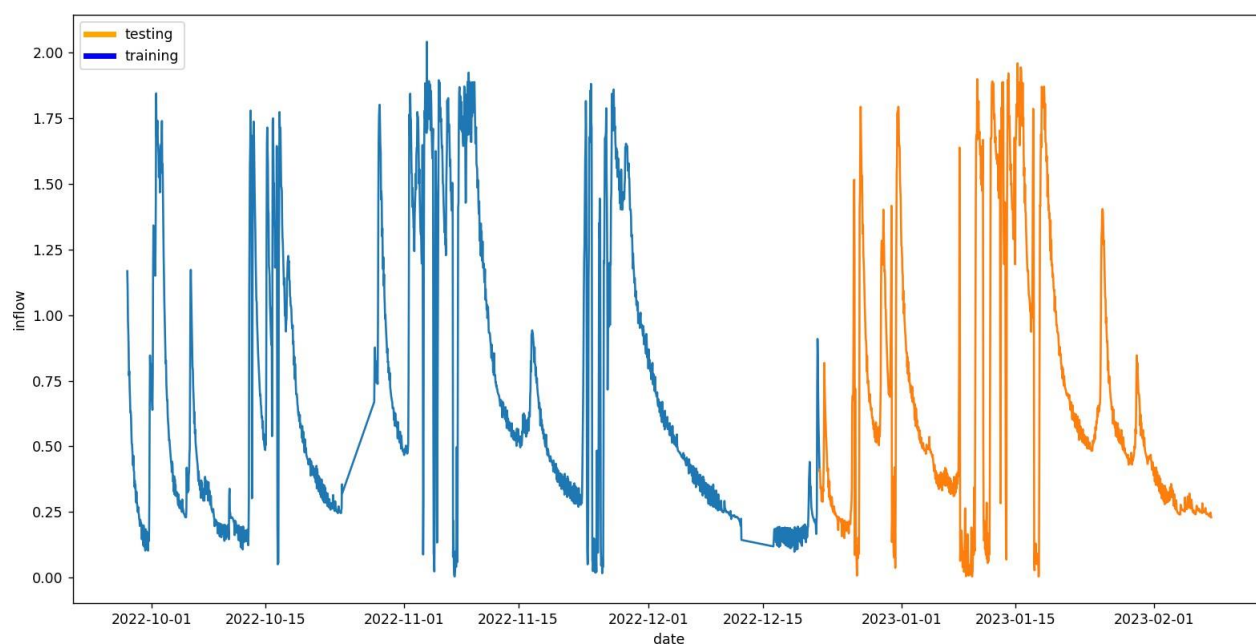


Рисунок 5.1 - Новий скорочений навчальний і тестовий набір.

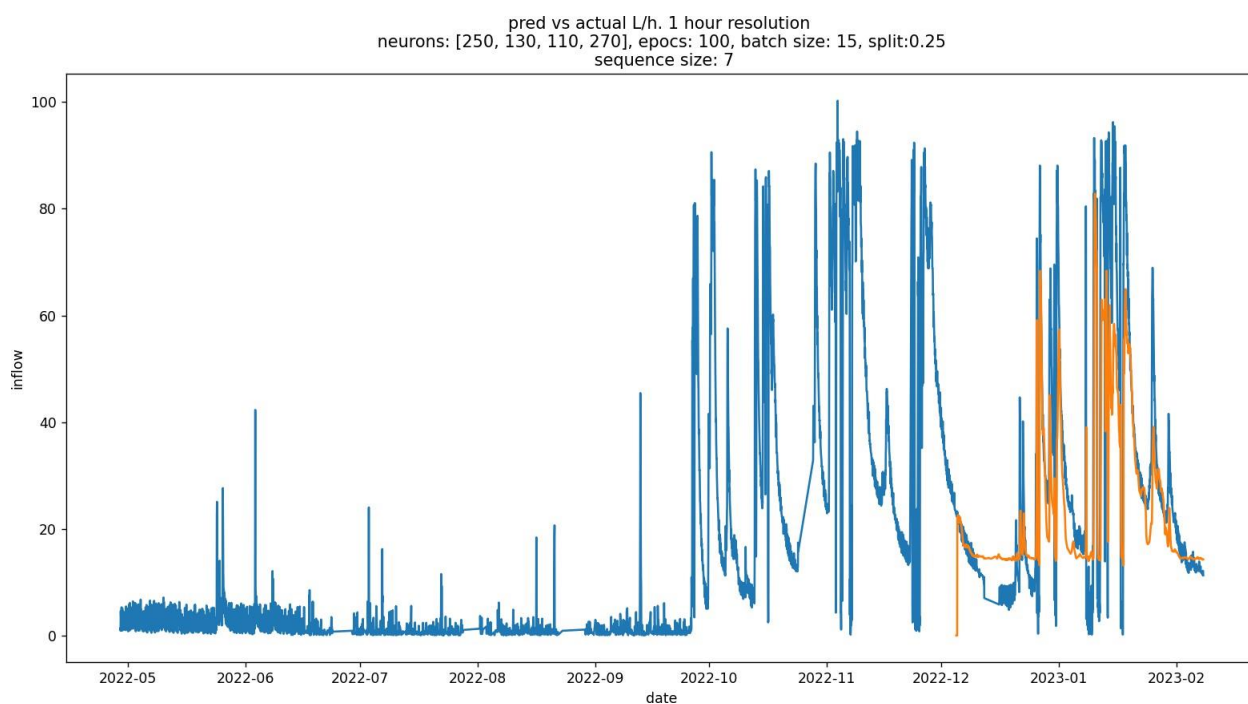


Рисунок 5.2 - Модель LSTM, навчена на всіх наборах даних і недостатньо попереднього формування.

Таким чином, новий набір даних представлятиме осінньо-зимовий сезон, коли приплив у відстійний резервуар буде найбільш актуальним.

Таким чином, це було б більш репрезентативним для проблеми спроб прогнозування повеней. Однак важливо зазначити, що цей алгоритм машинного навчання не зможе передбачити нічого, окрім сезонів, які фіксує набір даних. Оскільки жоден рік не має однакової погодної поведінки, ця модель, швидше за все, погано працюватиме з даними наступного року того самого сезону, оскільки алгоритм не зможе вловити сезонну різницю, яка виникає між різними роками одного сезону через відсутність даних.

Зауважте, що на початку графіка результатів передбачення, представленого жовтою лінією, перед початком прогнозування завжди буде різкий сплеск від нуля, який видно на рис. 5.2. Це артефакт від використання методу ковзного вікна.

Артефакт виникає, коли ковзне вікно зміщує дати при першому передбаченні на кількість послідовностей, використаних для прогнозування наступного значення Y . Щоб запобігти цьому зсуву, масив, що містить передбачені значення, було зміщено на n послідовностей вперед у масиві, а початок заповнено нулями. Це вплине лише на побудову графіка лише для візуального представлення, а не на RMSE або MAE моделей.

5.2 Налаштування LSTM та результати

Після налаштування гіперпараметрів моделі LSTM з параметрами, наведеними в табл. 5.1, наступний результат, показаний на малюнку 5.3, були виготовлені. Тут мережева модель LSTM мала 3 приховані шари з 50, 70 і 10 нейронами на кожному шарі відповідно, з шарами випадання 0,2 між кожним із цих шарів, що видно за параметром випадання. Модель також використовувала 7 попередніх зразків у методі ковзного вікна, щоб передбачити кожне значення припливу, яке видно гіперпараметром n_past . Модель мала максимум 100 епох для навчання, тобто якщо функція раннього відключення не запрацювала, вона могла б навчити лише 100 епох. Нарешті,

співвідношення між тестовим і валідаційним набором із навчального набору було розділено з співвідношенням 25%. Фігура 5.3 показує ефективність навчання моделі шляхом побудови середньоквадратичної помилки (MSE) для набору перевірки та тестового набору протягом епохи навчання. Вісь y представляє MSE, а вісь x – кількість епох. Оглядаючи цей графік, можна побачити, що механізм ранньої зупинки припинив навчання приблизно через 30 епох. Модель також є недостатньою, оскільки як значення MSE для втрат перевірки, так і функції втрат «вирівнюється» приблизно на 0,3 і 0,2 відповідно.

Таблиця 5.1 - Гіперпараметри з фази налаштування.

Кількість нейронів	n_майбутнє	n_past	епохи	n_batchh	split_ratio	випадання
50, 70, 10	1	7	100	100	0,25	0,2, 0,2, 0,2

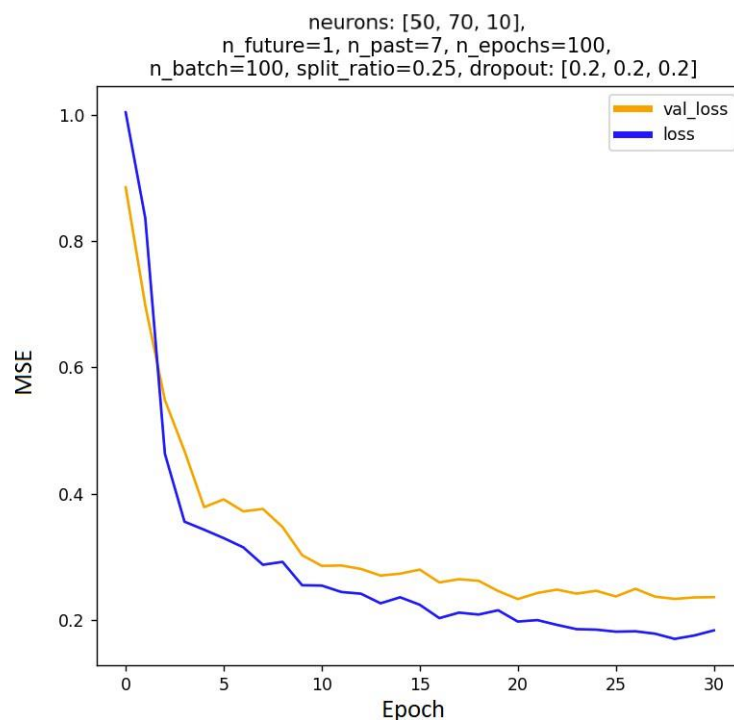


Рисунок 5.3 - Недостатність моделі LSTM.

Щоб пом'якшити модель від недостатнього підбору, складність моделі було збільшено, щоб спробувати змусити модель охопити базові шаблони. Це було зроблено шляхом збільшення кількості прихованих шарів з 3 до 4, збільшення кількості нейронів у прихованих шарах і зменшення кількості пакетів, які проходять через модель перед оновленням ваг. Оновлені параметри можна побачити в табл. 5.2, і новий результат цього налаштування можна побачити на рис. 5.4.

Таблиця 5.2: Оновлені параметри для моделі LSTM.

Кількість нейронів	n_майбутнє	n_past	епохи	n_batchh	split_ratio	випадання
150, 170, 110, 130	1	7	100	50	0,25	0,2 0,2 0,2 0,2

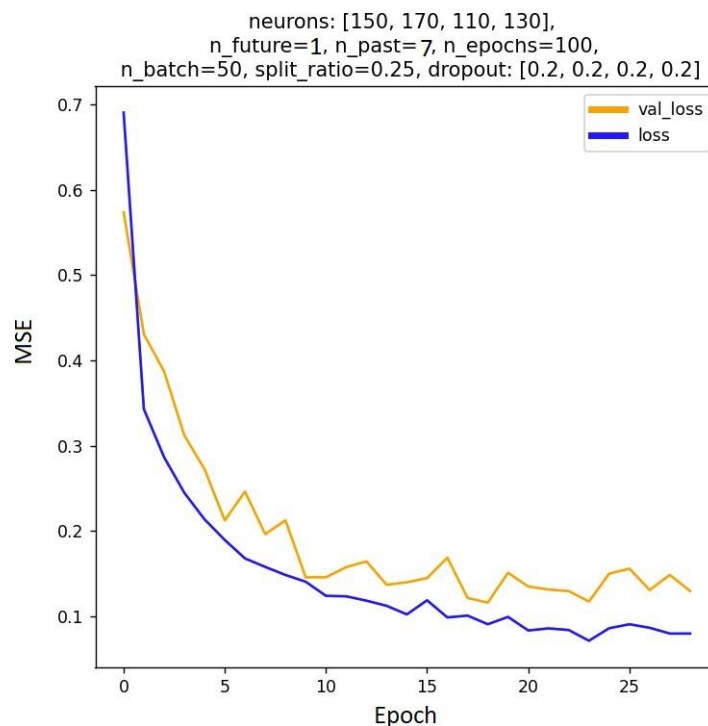


Рисунок 5.4 - Модель LSTM, яка краще підходить.

Тут можна побачити, що підвищення складності допомогло з недостатньою підгонкою, оскільки MSE функції втрат вирівнюється приблизно до 0,1. Однак це ввело певний шум у функцію втрати перевірки.

Ймовірно, це пов'язано з тим, що шари випадання створюють шум, коли вони відпускають випадкові нейрони. Рівень вилучення було видалено, щоб спробувати зменшити його вплив на втрати перевірки. Це справді призвело до менш шумного результату, як показано на рис. 5.5. Тому було вирішено продовжити роботу над цією моделлю, оскільки подальше тестування призвело до гірших результатів.

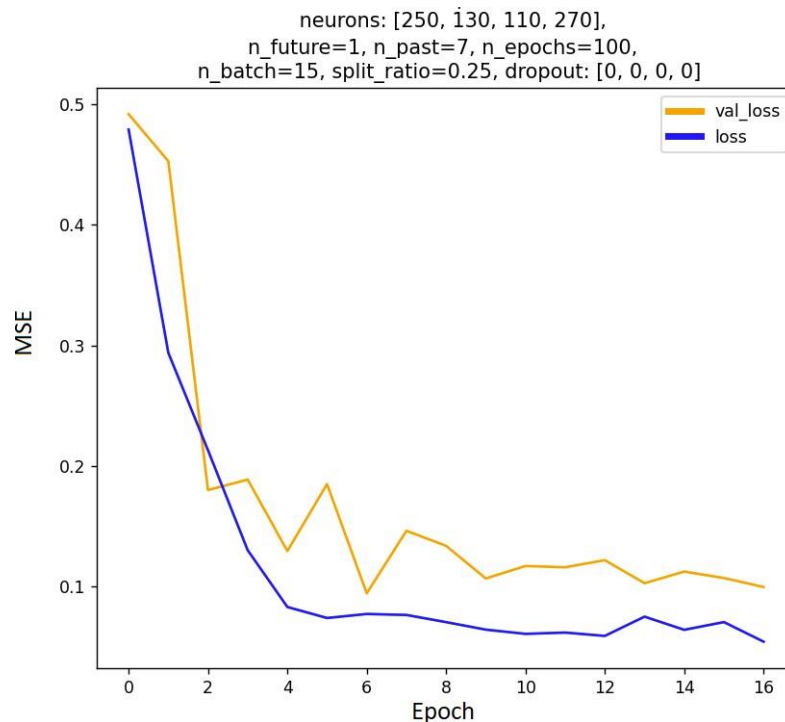


Рисунок 5.5 - Модель LSTM із нормальною посадкою.

5.3 Продуктивність моделі LSTM

Рис. 5.6 показує результат як навчання, так і прогнозування продуктивності налаштованої мережі LSTM. Лівий графік – той самий результат навчання, як показано на малюнку 5.5, показано вище, а праворуч – результат передбачення цієї конкретної моделі.

Окрім того, що результат прогнозу страждає від деяких «артефактів кровотечі», які видно за жовтою лінією прогнозу, що має великі сплески в негативному напрямку в деяких прогнозах, загальна продуктивність LSTM

виглядає нормально, оскільки лінія прогнозу відповідає фактичному значенню припливу, представленому за синьою лінією.

Однак важливо зазначити, що прогнози ніколи не досягали вершини піків, і, збільшивши кінець прогнозу, показаний на рис. 5.7, є зсув.

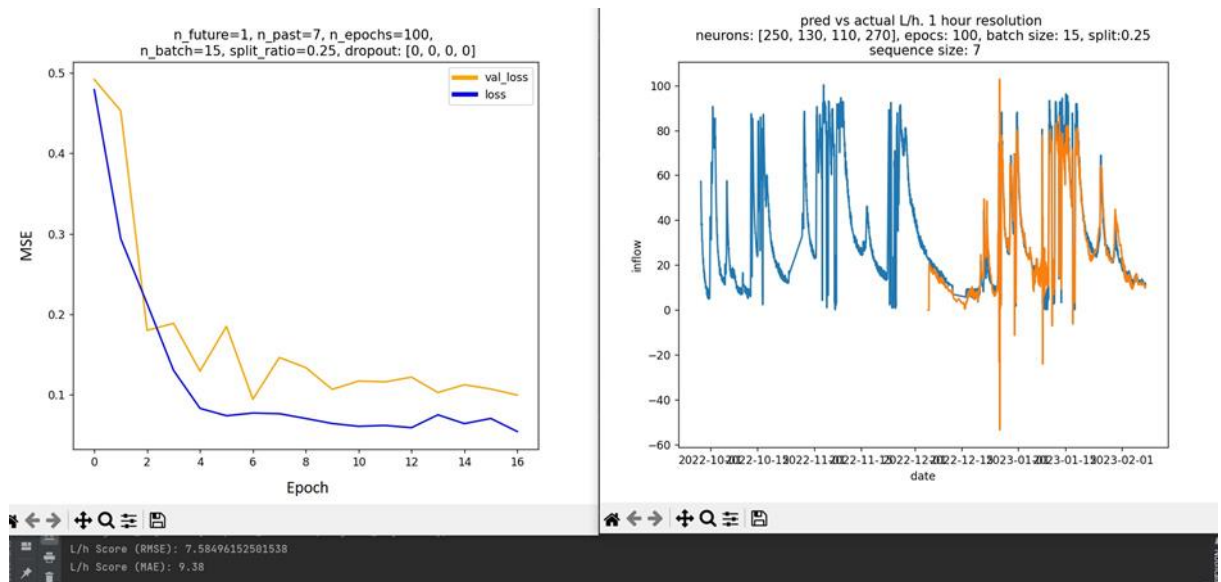


Рисунок 5.6 - Повний огляд навчання та тестування моделі LSTM.

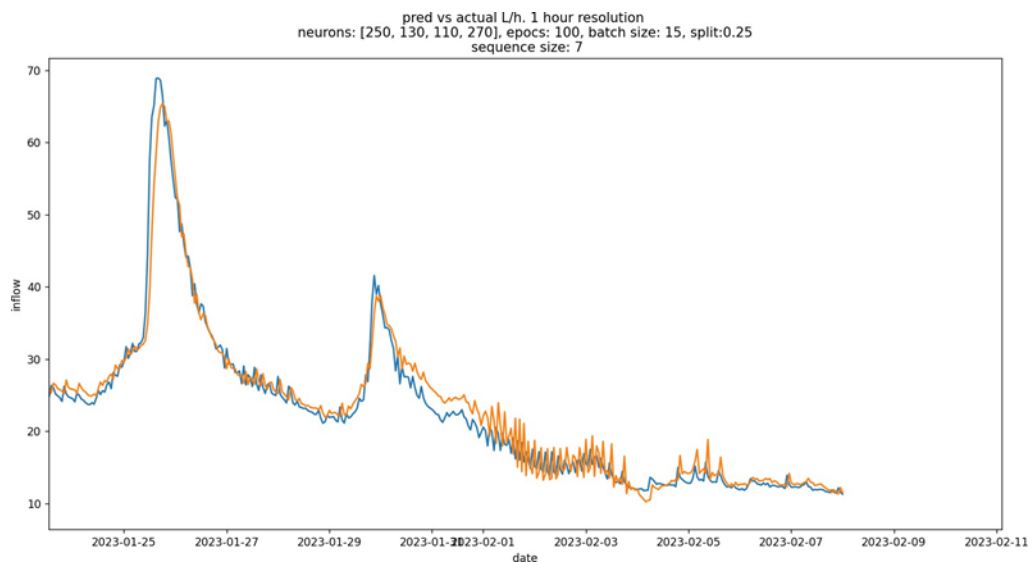


Рисунок 5.7 - Прогнозована та фактична крива збільшена в кінці.

Це зміщення, ймовірно, походить від моделі, яка використовує останній вхідний сигнал як найкращий поточний прогноз, і тому всі прогнози

зсуваються вправо, створюючи зміщення. Існує також багато шуму від моделі, яка намагається адаптувати швидкі зміни, які генерують вхідні дані.

5.4 Трансформери, тюнінг системи і отримані результати

Налаштування трансформатора було виконано майже так само, як і LSTM, єдина відмінність полягала в тому, що мережа Transformer мала інші гіперпараметри для налаштування. Гіперпараметри, які були налаштовані для першого трансформатора, можна побачити в табл. 5.3.

Таблиця 5.3 - Список гіперпараметрів для першого кодера Transformer.

кількість_блоків	num_head	розмір голови	розмір партії	епохи
4	4	156	100	200
n_майбутнє	n_past	split_ratio	відсівання	mlp_dropout
1	7	0,2	0,1	0,2

Тут num_blocks представляє кількість блоків кодера, з яких складалася мережа трансформатора, у цьому випадку 4 ідентичних блоку кодера, складених один на одного. Кожен блок кодера складався з 4 паралельних головок механізму уваги в шарі уваги з кількома головками, представлених num_head. Кожен із механізмів уваги мав розмірність 156, задану параметром head_size. Решта параметрів були такими ж, як і для LSTM, з деякими іншими значеннями, за винятком mlp_dropout, який був шаром вилучення для багаторівневого сприйняття.

Ці параметри призвели до першого результату, показаного на рис. 5.8. Розглядаючи MSE втрат проти функцій втрат перевірки, ця модель також є недостатньою, як і модель LSTM. Однак, щоб покращити продуктивність моделі, на етапі навчання було надано більше даних. Як згадувалося на початку, надання моделі LSTM більше тренувальних даних погіршує

продуктивність, але це не стосується трансформаторів. Ймовірно, це пов'язано з тим, що механізм Transformers Attention може працювати відносно добре, незважаючи на наявність упереджених даних.

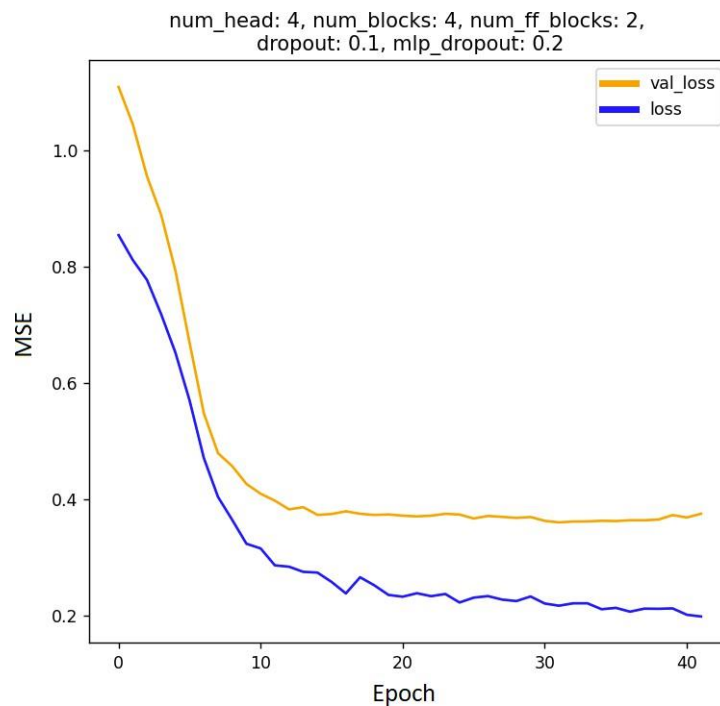


Рисунок 5.8 - Підлаштування трансформатора.

Завдяки збільшенню часового вікна з 28.09.2022 до 01.08.2022 і перепідготовці трансформаторів недообладнання зменшилося. Потім шляхом налаштування шарів випадання разом із кількістю голів були отримані наступні параметри, наведені в табл.5.4.

Таблиця 5.4 - Список гіперпараметрів для продуктивності другого кодера Transformer.

кількість_блоків	num_head	розмір голови	розмір партії	епохи
4	6	156	100	200
n_майбутнє	n_past	split_ratio	відсівання	mlp_dropout
1	7	0,21	0,2	0,1

Результат цих кроків налаштування ще більше підвищив продуктивність, як показано на рис. 5.9. Тут функції втрат перевірки та втрат вирівнюються на прийнятних рівнях. Функція втрат значно зменшилася порівняно з недостатньою підгонкою, показаною на рис. 5.8 вище.

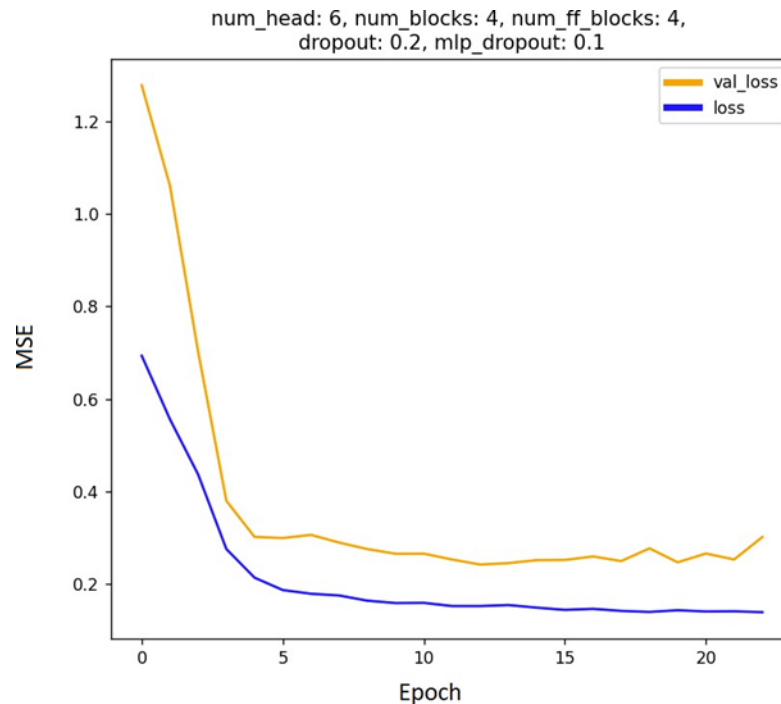


Рисунок 5.9 - Колодязь трансформатора.

Рис. 5.10 показує ефективність навчання та прогнозування з останньої навченої моделі, як і для LSTM. Дивлячись на графік прогнозу, модель добре виконує роботу, слідуючи кривим блакитного притоку, але має деяке перевищення на найвищих піках. Перевищення можна побачити за жовтою лінією передбачення, що має вищий рівень навколо найбільших стрибків. Збільшивши останню частину результату передбачення, як показано на малюнку 5.11, крива передбачення має такий самий тип зміщення, як і в LSTM, але з більш плавною кривою переходу, яка не намагається так важко підігнати швидкі зміни з даних, що надходять.

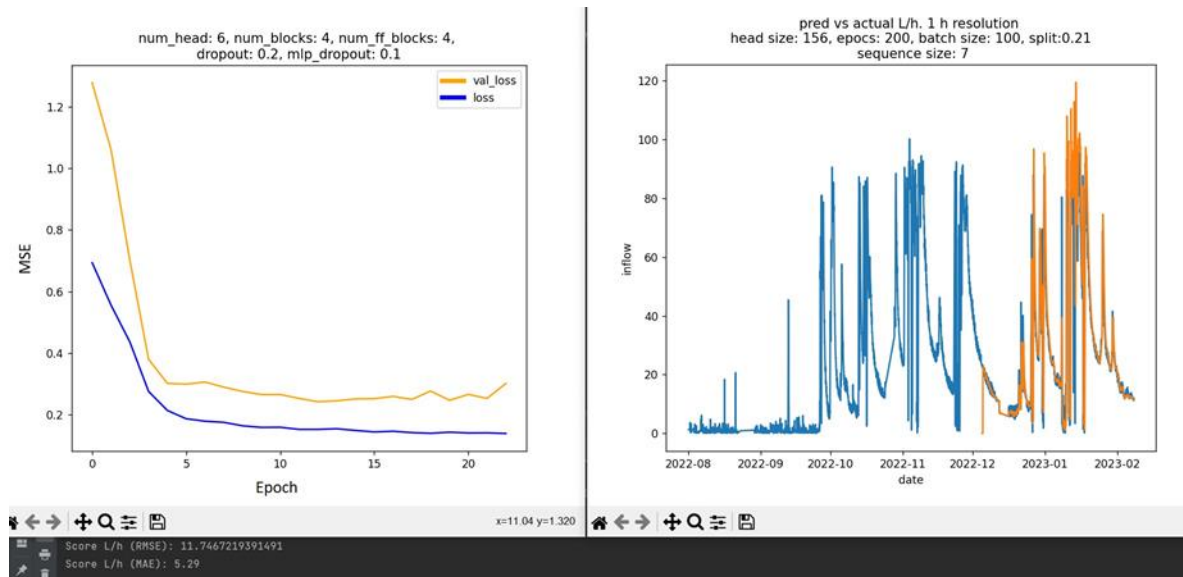


Рисунок 5.10 - Огляд ефективності навчання та тестування трансформатора.

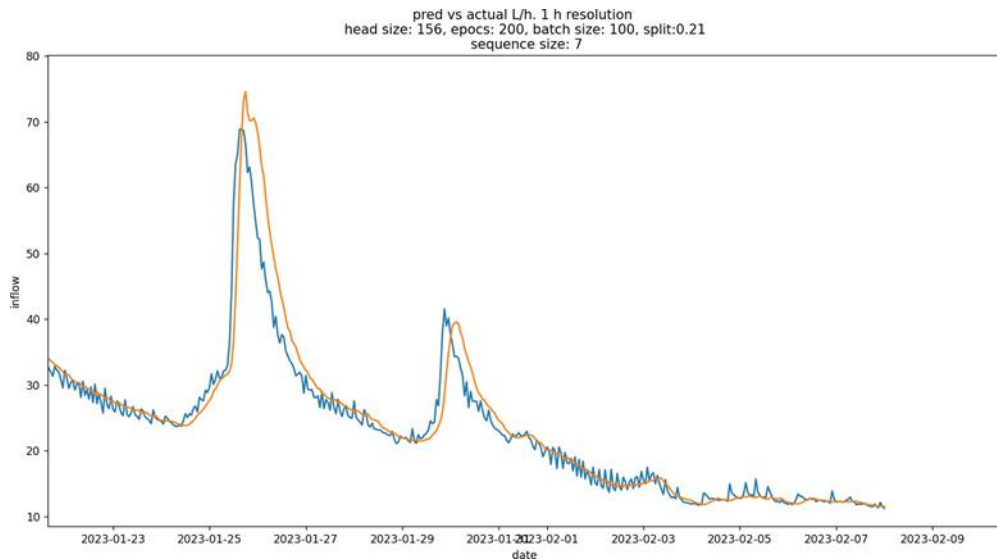


Рисунок 5.11 - Збільшений кінець прогнозу.

5.5 Порівняння LSTM і Transformers

LSTM і Transformer поведилися по-різному в прогнозі, де LSTM мав проблеми з досягненням вершин піків і тому недооцінював більш високі піки припливу. Трансформери не намагалися, як LSTM, стежити за швидкими змінами потоку, тому недооцінили менші зміни потоку. Це особливо помітно в різниці між RMSE і MAE двох моделей, як видно на діаграмі в коробці на

рис. 5.12. Коробковий графік показує невизначеність у 30 ітераціях як для LSTM, так і для Transformers. Комірки представляють розкид даних із чорною лінією посередині, яка показує медіану, а вусиками – максимальне та мінімальне значення. Нарешті, ромби представляють «викиди», показники моделей, які є надто низькими, і тому класифікуються як викиди.

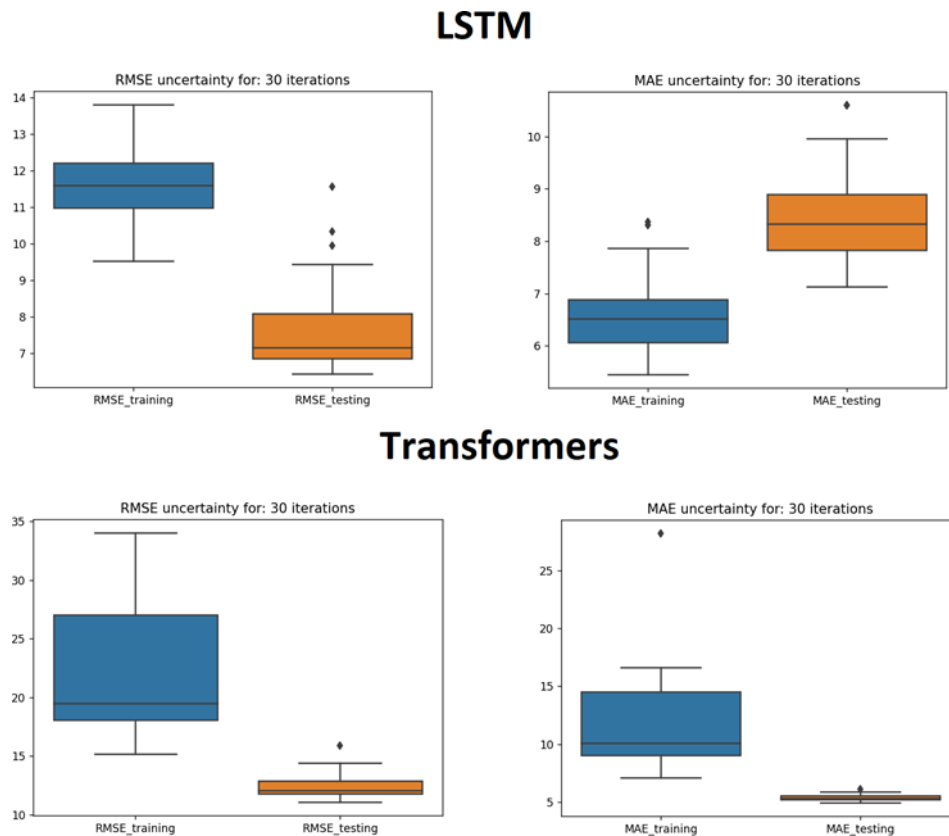


Рисунок 5.12 - Невизначеність 30 ітерацій LSTM і Transformers.

Тут LSTM має загальний нижчий RMSE з медіаною 11,5 л/год для навчання та 7,1 л/год для тестування. Там, де трансформатор мав значення RMSE 19,9 л/год і близько 13 л/год відповідно, але трансформатор має набагато кращу MAE у тесті продуктивність прогнозу в середньому близько 5 л/год. Ймовірно, це пов'язано з тим, що LSTM намагається більше стежити за швидкими змінами, ніж Transformer. Таким чином, LSTM менше

штрафується, оскільки похибка між фактичним значенням і прогнозованим значенням у середньому менша, отже, отримується менший RMSE.

З іншого боку, Transformer має плавніші лінії переходів і, отже, має вищий RMSE. Плавний перехід, однак, забезпечує кращу продуктивність MAE, вказуючи на те, що модель більш толерантна до помилок, але ближча до фактичного значення. Це добре видно при огляді хвоста обох рис. 5.7 і рис. 5.11.

Це означає, що модель LSTM у її поточному стані з меншою ймовірністю недооцінить загальний приплив через нижчий RMSE. Але якщо використовувати його як систему прогнозування або контролер, він може генерувати більш шумні сигнали. Це може призвести до різкого прогнозу або більшого навантаження на систему керування з великою кількістю непотрібних коригувань. У той час як трансформатор у своєму поточному стані, швидше за все, буде недооцінювати приплив і, отже, може генерувати менш точний прогноз, але створюватиме більш плавний сигнал. Більш плавний сигнал означає більш стабільну систему прогнозування або менш швидкозмінну систему керування. Обидві ці якості є важливими в такій системі прогнозування або контролю, оскільки як недооцінка притоку, так і навантаження на систему небажані. Однак продуктивність моделей, ймовірно, можна було б покращити ще більше за допомогою додаткових налаштувань. Однак більше даних, ймовірно, матиме більший вплив на загальну продуктивність.

Обрану модель машинного навчання потім можна завантажити на Raspberry Pi, і з деякою реалізацією працювати як система прогнозування або система керування. Система прогнозування працюватиме, прогножуючи приплив, порівнюючи його з відтоком і відображаючи на основі цього прогноз ризику повені для кінцевого користувача. Система управління працюватиме, регулюючи рівень активації водозбірного резервуару, і, отже,

диктуватиме, як часто запускатимуться насоси, залежно від припливу, і таким чином покращуватиме концепцію системи.

Однак цього не було зроблено, оскільки жодна з моделей не була достатньо надійною, щоб працювати як система прогнозування чи система контролю. Щоб він працював у прийнятних вимогах, знадобиться більше даних і більше налаштувань. Оскільки ці моделі налагоджувалися лише в обмежені дати в один рік, вони, швидше за все, працюватимуть гірше, якщо не будуть працювати в певних сезонах. Тому було також вирішено, що будь-який зв'язок API з даними про погоду є непотрібним, оскільки цей зв'язок API використовуватиметься як постійна система прогнозування для розгорнутої системи машинного навчання на Raspberry Pi.

6 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

6.1 Вимоги охорони праці під час роботи з електроустаткуванням

Загальні положення

Інструкція з охорони праці для електрика при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування розроблена відповідно до Закону України «Про охорону праці» (Постанова ВР України від 14.10.1992 № 2694-XII) в редакції від 20.01.2018 р, на основі «Положення про розробку інструкцій з охорони праці», затвердженого Наказом Комітету по нагляду за охороною праці Міністерства праці та соціальної політики України від 29 січня 1998 року № 9 в редакції від 01 вересня 2017 року, з урахуванням «Правил технічної експлуатації електроустановок споживачів», затвердженими наказом Міністерства палива та енергетики 25.07.2006 р. № 258 (у редакції наказу Міністерства енергетики та вугільної промисловості України 13.02.2012 р. №91, «Правил безпечної експлуатації електроустановок споживачів», затверджених наказом Держнаглядохоронпраці України 09.01.1998 р. № 4.

Всі положення даної інструкції з охорони праці поширюються на електриків освітньої установи, які виконують роботи з ремонту та обслуговування електроустаткування.

До самостійного виконання робіт з ремонту та обслуговування електричного обладнання допускаються особи не молодше 18 років, які пройшли навчання за фахом, а також:

- медичний огляд і не мають протипоказань за станом здоров'я до виконання даної роботи;

- вступний і первинний на робочому місці інструктажі з охорони праці;

- навчання безпечним методам і прийомам праці;

перевірку знань правил улаштування електроустановок, правил безпеки при експлуатації електроустановок, вимог охорони праці;

при ремонті і обслуговуванні електрообладнання напругою до 1000В мають групу з електробезпеки не нижче III, а понад 1000В - не нижче IV.

Електрику необхідно знати і виконувати вимоги інструкції з охорони праці при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування, інструкцій по роботі з ручним інструментом, електричним інструментом і драбинами.

Електрику при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування слід дотримуватися вимог Правил безпечної експлуатації електричних установок споживачів і Правил технічної експлуатації електричних установок споживачів, і мати відповідну групу з електробезпеки згідно з вимогами цих Правил.

Виконуючи роботи з ремонту та обслуговування електричного обладнання, може спостерігатися вплив нижчеперелічених шкідливих і небезпечних виробничих факторів:

- падіння з висоти;
- ураження електричним струмом;
- підвищена напруженість електричного поля;
- підвищена запиленість повітря робочої зони;
- підвищений рівень вібрації;
- недостатня освітленість робочої зони;
- фізичні перевантаження;
- нервово-психічні перевантаження.

Електрику при виконанні ремонту і обслуговування електроустаткування необхідно використовувати наведені нижче ЗІЗ:

- напівкомбінезон бавовняний - на 12 місяців;
- рукавички на - 3 місяці;

черевики шкіряні на - 24 місяці;
калоші діелектричні - чергові;
рукавиці діелектричні - чергові;
килимки діелектричні - чергові.

Електрик при ремонті і обслуговуванні електрообладнання зобов'язаний:

тримати у чистоті і порядку своє робоче місце;
дотримуватися Правил внутрішнього трудового розпорядку;
вміти застосовувати засоби індивідуального, колективного захисту, засоби пожежогасіння;

вміти надавати першу допомогу потерпілим від нещасних випадків;

знати і виконувати всі вимоги нормативних актів з охорони праці, правил протипожежного захисту та виробничої санітарії.

негайно повідомляти своєму безпосередньому керівнику про будь-який нещасний випадок, що трапився на виробництві, про ознаки професійного захворювання, а також про ситуацію, яка створює загрозу життю і здоров'ю людей;

знати терміни випробування захисних засобів і пристосувань, правила експлуатації, догляду та користування ними. Не дозволяється використовувати захисні засоби і пристосування з простроченим терміном перевірки;

виконувати тільки доручену роботу;

дотримуватися вимог інструкцій з експлуатації обладнання;

знати, де знаходяться засоби надання допомоги, первинні засоби пожежогасіння, головний і запасні виходи, шляхи евакуації в разі аварії або пожежі;

знати номери телефонів медичної установи (103) і пожежної охорони (101).

Електрик може відмовитися від виконання дорученої йому роботи, якщо виникла виробнича ситуація, яка становить загрозу для його життя і здоров'я оточуючих, або для навколишнього середовища, і доповісти про це своєму прямому керівнику.

На робочому місці заборонено курити, вживати алкогольні напої та інші речовини, які надають наркотичну дію на організм людини.

З метою запобігання отримання травм і виникнення травмонебезпечних ситуацій слід дотримуватися нижчеперелічених вимог: не можна залучати до роботи сторонніх осіб;

не починати роботу в разі відсутності умов для її безпечного виконання;

виконувати роботу тільки на справному обладнанні, зі справними пристроями та інструментом;

виявивши несправність терміново доповісти безпосередньому керівнику або усунути їх власними силами, якщо це відноситься до посадових обов'язків;

не торкатися неізольованих або пошкоджених проводів;

не виконувати роботу, яка не входить до професійних обов'язків.

Вміти надавати першу допомогу при кровотечах, переломах, опіках, ураженнях електричним струмом, раптовому захворюванні або отруєнні.

Дотримуватися правил особистої гігієни:

верхній одяг, головний убір і інші особисті речі слід залишати в гардеробі;

працювати в чистому спецодязі;

приймати їжу в призначеному для цього місці.

Вміти правильно користуватися ЗІЗ та засобами колективного захисту, первинними засобами пожежогасіння, протипожежним інвентарем, знати, де вони знаходяться.

Особи, які порушили цю інструкцію з охорони праці для електрика при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування, несуть дисциплінарну, адміністративну, матеріальну і кримінальну відповідальність відповідно до чинного законодавства України.

Вимоги безпеки перед початком роботи

Одягти спецодяг, провести огляд і підготовку робочого місця, прибрати зайві предмети.

Видалити із зони проведення робіт сторонніх осіб і звільнити робоче місце від сторонніх матеріалів та інших предметів, обгородити робочу зону і встановити знаки безпеки.

Переконалися в достатньому освітленні робочого місця, відсутність електричної напруги на відремонтованому обладнанні.

Оглянути на справність вимикачі, розетки електричної мережі, електровілок, електричних проводів, з'єднувальних кабелів, переконалися в наявності і справності ЗІЗ (засобів індивідуального захисту) і попереджувальних пристроїв (рукавичок діелектричних, окулярів захисних, калош, килимків і т. п.).

Виконуючи роботи з інструментом необхідно упевнитися в його справності, в відсутності механічних пошкоджень ізоляційного покриття і в своєчасності проходження випробувань інструменту.

Провести перевірку робочого місця на відповідність вимогам пожежної безпеки, на достатність освітлення робочого місця.

Виявивши недоліки і порушення з питань електричної і пожежної безпеки, негайно доповісти своєму безпосередньому керівнику.

6.2 Вимоги безпеки під час виконання робіт

Виконуючи посадові обов'язки, електрик зобов'язаний мати при собі посвідчення перевірки знань з питань охорони праці. За відсутності посвідчення або наявності посвідчення з терміном перевірки, працівник не отримує допуск до роботи.

Роботи в електричних установках щодо заходів безпеки поділяються на 3 категорії:

- зі зняттям напруги;
- без зняття напруги на струмопровідних частинах або біля них;
- без зняття напруги віддалік від струмопровідних частин, що перебувають під напругою.

Працівники, які виконують спеціальні види робіт, до яких висуваються додаткові вимоги безпеки, повинні бути навчені безпечному проведенню таких робіт і мати про це відповідний запис в посвідченні про перевірку знань.

Працівникові, який обслуговує закріплені за ним електричні установки напругою до 1000 В одноосібно, необхідно мати III групу з електробезпеки.

Виконуючи роботи в електричних установках потрібно проводити організаційні заходи, що забезпечують безпеку робіт:

- оформляти роботи нарядом-допуском, розпорядженням відповідно до переліку робіт, що виконуються в порядку поточної експлуатації;
- проводити підготовку робочих місць;
- допуск до роботи;
- здійснювати контроль над виконанням робіт;
- переводити на інше робоче місце;
- установлювати перерви в роботі та її закінчення.

Для підготовки робочого місця до роботи, яка вимагає зняття напруги, необхідно застосувати, в певному порядку, наведені нижче технічні заходи:

виконати необхідні відключення і вжити всіх заходів, що виключають помилкове або самовільне включення комутаційної апаратури;

розвісити заборонні плакати на приводах ручного і на ключах дистанційного керування комутаційною апаратурою;

провести перевірку на відсутність напруги на струмопровідних частинах, які повинні бути заземлені для захисту людей від ураження електричним струмом;

встановити заземлення (включити заземлюючі ножі, застосувати переносні заземлення);

встановити огорожі, якщо необхідно, близько робочих місць або струмоведучих частин, що залишилися під напругою, а також вивісити на даних огорожах плакати безпеки.

в залежності від місцевих умов, струмовідні частини обгородити до чи після їх заземлення.

Працювати без зняття напруги на струмопровідних частинах або поблизу них слід як мінімум двом працівникам, одному з них, керівнику робіт, необхідно мати групу IV; іншим групу III з обов'язковим оформленням роботи нарядом-допуском або розпорядженням.

При знятті і встановленні запобіжників під напругою в електроустановках напругою до 1000 В слід заздалегідь відключити всі навантаження, які підключені до зазначених запобіжників; використовувати при цьому ізолюючі кліщі або діелектричні рукавички, а якщо є відкриті плавкі вставки, то і захисні окуляри.

Роботу з використанням драбин потрібно проводити вдвох, один з працівників повинен перебувати знизу. Стояти на ящиках або інших предметах забороняється. При установці приставних драбин на балках,

елементах металевих конструкцій і т. п. слід надійно закріпити верхню і нижню частину драбини на конструкціях.

Під час обслуговування та ремонту електричних установок користуватися металевими драбинами забороняється.

6.3 Вимоги безпеки після закінчення робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування

Відключити (від'єднати) необхідне електрообладнання, електроінструмент від мережі.

Навести порядок на робочому місці, прибрати в спеціальні місця деталі, матеріал, сміття і відходи.

Прибрати у відведене місце весь інструмент і пристосування.

Зняти і прибрати спецодяг, ЗІЗ, ретельно помити руки.

Провести огляд робочого місця на відповідність його всім вимогам протипожежного захисту.

Повідомити своєму безпосередньому керівнику про недоліки і несправності, які були під час виконання роботи. Зафіксувати це в оперативному журналі.

Вимоги безпеки в аварійних ситуаціях

У випадку пожежі:

вимкнути електричне обладнання, припливно-витяжну вентиляцію, якщо вона є;

повідомити в пожежну частину за телефоном 101 і доповісти про це своєму керівнику, а при його відсутності іншій посадовій особі;

приступити до ліквідації осередка загоряння, застосовуючи передбачені для цього засоби пожежогасіння. Виконувати гасіння електричного обладнання, що знаходиться під напругою, можна тільки

вуглекислотними вогнегасниками типу ОУ або піском. Гасити їх водою або пінним вогнегасником забороняється.

Електрик повинен пам'ятати, що при раптовому відключенні напруги, вона може бути подана знову без попередження.

Слід швидко відключити механізми і пристрої:

- в разі раптового відключення електроенергії,;
- якщо подальша їх робота загрожує безпеці працівників;
- в разі відчуття дії електричного струму при торканні металевих частин пускової апаратури;
- в разі іскріння;
- при найменших ознаках загоряння, появи диму, запаху гару;
- якщо з'явився незнайомий шум.

У разі короткого замикання в мережі електроживлення необхідно знеструмити обладнання і повідомити своєму прямому керівнику.

Якщо сталося ураження електричним струмом, слід звільнити потерпілого від дії електричного струму, для чого відключити електричну мережу або від'єднати потерпілого від струмопровідних частин за допомогою діелектричних захисних засобів та інших ізолюючих речей і предметів (сухий одяг, суха жердина, прогумований матеріал і т. п.), або перерізати (перерубати) провід будь-яким інструментом з ізолюючою рукояткою, обережно, без додаткового нанесення травм потерпілому. До прибуття медпрацівника необхідно надати потерпілому першу допомогу.

При нещасних випадках (травмуванні людини) негайно повідомити про це безпосереднього керівника.

6.4 Розрахунок захисного заземлення

Захисне заземлення забезпечує зниження напруги дотику при замиканні на корпус до відносно безпечних значень шляхом зменшення потенціалу заземленого обладнання, вирівнювання потенціалів підвищенням потенціалів місця, на якому стоїть людина, до значень, що близькі до потенціалу заземлених конструктивних частин обладнання.

Розрахунок захисного заземлення має на меті визначення основних параметрів заземлення – кількість, розміри та порядок розміщення одиночних заземлювачів та заземлюючих провідників, при яких напруга дотику та кроку в період замикання фази на заземлений корпус не перевищує допустимих значень.

Розрахунок захисного заземлення здійснюється для випадку розташування заземлювача в однорідній землі. При цьому враховується опір верхнього шару землі (шар сезонних змін), який обумовлений замерзанням або засухою ґрунту. Розрахунок, який заснований на коефіцієнтах використання провідності заземлювача називається способом коефіцієнтів використання. Його виконують, як при простих, так і при складних конструкціях групових заземлювачів.

Загальні вимоги електробезпеки повинні відповідати ДСТУ 7237:2011. Для захисту від уражень електричним струмом використовують захисне заземлення. Воно повинно захищати людей від уражень електричним струмом у випадку дотику до металевих неструмопровідних частин, які можуть опинитись під напругою внаслідок пошкодження ізоляції, це досягається з'єднанням металевих частин електроустановок з землею, або її еквівалентом.

Згідно з класифікацією приміщень за ступенем небезпеки ураження електричним струмом (ПУЕ 1.1.6.), приміщення в якому проводяться всі роботи відноситься до першого класу (без підвищеної небезпеки). Під час

роботи використовуються електроустановки з напругою живлення 36 В, 220 В, та 360 В. Опір контура заземлення повинен мати не більше 4 Ом.

Розрахунок проводять за допомогою методу коефіцієнта використання (екранування) електродів. Коефіцієнт використання групового заземлювача η – це відношення діючої провідності цього заземлювача до найбільш можливої його провідності за нескінченно великих відстаней між його електродами.

При розрахунку заземлювачів в однорідній землі способом коефіцієнтів використання значення опору R захисного заземлення визначаємо в наступному порядку:

обчислюємо опір пристрою заземлення R_z . Згідно правил улаштування електроустановок (ПУЕ) найбільш припустимі значення R_z , складають для установок до 1000 В:

10 Ом при сумарній потужності генераторів або трансформаторів, що живлять дану мережу, не більше 100 кВА;

4 Ом у всіх інших випадках.

- визначаємо необхідний опір штучного заземлювача $R_{ш}$:

$$R_{ш} = \frac{R_e \cdot R_z}{R_e - R_z}, \quad (4.1)$$

де R_e – опір розтікання природного заземлювача, Ом; R_z – необхідний опір заземлюючого пристрою, Ом.

- обчислюємо кількість вертикальних і довжину горизонтальних електродів:

$$n = \frac{4 \cdot \sqrt{S}}{a'}, \quad (4.2)$$

де n – кількість вертикальних електродів, штук; S – площа цеху, м²; a' – задана відстань між електродами, м.

$$l_r = 2a + 2b, \quad (4.3)$$

де l_r – сумарна довжина горизонтальних електродів, м; a – ширина сторони цеху, м; b – довжина сторони цеху, м.

- розраховуємо опори розтікання вертикального R_v та горизонтального R_g електродів:

$$R_v = \frac{\rho_{роз,в}}{2 \cdot \pi \cdot l_v} \left(\ln \frac{2l_v}{d} + \frac{1}{2} \ln \frac{4t + l_v}{4t - l_v} \right), \quad (4.4)$$

де $\rho_{роз,в}$ – розрахунковий питомий опір землі для вертикального електрода, Ом·м;

l_v – довжина вертикальних стрижневих електродів, м; d – діаметр електрода, мм;

t – глибина занурення в землю верхнього кінця електрода, м;

$$R_g = \frac{\rho_{роз,г}}{2 \cdot \pi \cdot l_g} \cdot \ln \frac{2l_g}{0,5 \cdot b' \cdot t}, \quad (4.5)$$

де $\rho_{роз,г}$ – розрахунковий питомий опір для горизонтального електрода, Ом·м;

l_g – довжина горизонтальних електродів, м; b' – товщина горизонтального електрода, м.

- за даними таблиці 4.1 та таблиці 4.2 визначаємо коефіцієнти використання для вертикальних та горизонтальних електродів η_v та η_g та з їх врахуванням обчислюємо розрахунковий опір заземлювача за виразом:

$$R_g = \frac{R_v \cdot R_g}{R_v \cdot \eta_g + R_g \cdot \eta_v \cdot n}, \quad (4.6)$$

Для розрахунку заземлювача задаємось такими вихідними даними: виробничий цех площею $S=5000$ м² і з понижуючою підстанцією 10/0,4 кВ. Заземлювач передбачається виконати з вертикальних стрижневих електродів довжиною $l_v=5$ м, діаметром $d=12$ мм і відстанню між ними $a'=5$ м та горизонтальних електродів (сталева смуга перетином 440 мм) на глибині $t=0,8$ м. Розрахункова величина питомого опору ґрунту у місці спорудження захисного заземлення береться з таблиці 6.3 (для чорнозема $c=20$ Ом/м). Коефіцієнти вертикальної прокладки K_v і горизонтальної прокладки K_g приймаються з таблиці 6.4 (для третього кліматичного району $K_v=1,3$, $K_g=2,5$).

Талиця 4.1 – Коефіцієнт використання горизонтального стрічкового електрода, що з'єднує вертикальні електроди (труби, кутики і ін.) групового заземлювача

Відношення відстані між вертикальним і електродами до їх довжин	Число вертикальних електродів							
	2	4	6	10	20	40	60	100
Вертикальні електроди розміщені в ряд								
1.	0,8 5	0,7 7	0,7 2	0,6 2	0,4 2	-	-	-
2.	0,9 4	0,8 0	0,8 4	0,7 5	0,5	-	-	-
3.	0,9 6	0,9 2	0,8 8	0,8 2	0,6 8	-	-	-
Вертикальні електроди розміщені по контуру								
1.	-	0,4 5	0,4 0	0,3 4	0,2 7	0,2 2	0,2 0	0,1 9
2.	-	0,5 5	0,4 8	0,4 0	0,3 2	0,2 9	0,2 7	0,2 3
3.	-	0,7 0	0,6 4	0,5 6	0,4 5	0,3 9	0,3 6	0,3 3

Талиця 4.2 – Коефіцієнт використання вертикальних електродів групового заземлювача (труб, кутиків, і т. ін.) без урахування впливу стрічки зв'язку

Число заземлювачів	Число вертикальних електродів					
	1.	2.	3.	1.	2.	3.
	Електроди, розміщені в ряд			Електроди, розміщені по контуру		
2	0,85	0,91	0,94	-	-	-
4	0,73	0,83	0,89	0,69	0,78	0,85
6	0,65	0,77	0,85	0,61	0,73	0,80
10	0,59	0,74	0,81	0,56	0,68	0,76
20	0,48	0,67	0,76	0,47	0,63	0,71
40	-	-	-	0,41	0,58	0,66
60	-	-	-	0,39	0,55	0,64
100	-	-	-	0,36	0,52	0,62

Таблиця 4.3 – Розрахункові значення питомих електричних опорів ґрунтів

Ґрунт	Значення, які рекомендуються для розрахунків, Ом/м
Пісок	700
Супісок	300
Суглинок	100
Глина	40
Чорнозем	20
Торф	20

Таблиця 4.4 – Значення підвищувальних коефіцієнтів K_r , K_v за кліматичними зонами

Кліматична зона	Тип заземлювачів	
	Горизонтально прокладені заземлювачі (смугові та ін.) при глибині від поверхні ґрунту $t=0,8$ м, K_r	Стрижневі вертикально встановлені заземлювачі при глибині від поверхні землі $t=0,5-0,8$ м, K_v
I	4,5–7	1,8–2
II	3,5–4,5	1,6–1,8
III	2,5–4	1,4–1,6
IV	1,5–2	1,2–1,4

Розрахункові питомі опори ґрунту для вертикальних і горизонтальних заземлювачів визначаються відповідно так:

$$\rho_{роз.в} = K_v \cdot \rho, \text{ Ом/м}, \quad (6.7)$$

$$\rho_{роз.г} = K_r \cdot \rho, \text{ Ом/м} \quad (6.8)$$

Таким чином за формулами (6.7), (6.8), для чорнозему:

$$\rho_{роз.в} = 1,3 \cdot 20 = 26, \text{ Ом/м};$$

$$\rho_{роз.г} = 2,5 \cdot 20 = 50, \text{ Ом/м}.$$

У якості природного заземлювача використовуємо металеву технологічну конструкцію з опором розтікання природного заземлювача

$$R_e = 15 \text{ Ом}.$$

Здійснюємо розрахунок у відповідності з зазначеною послідовністю:

- згідно ПУЕ необхідний опір заземлюючого пристрою складає:

$$R_3 = 4 \text{ Ом};$$

за формулою (6.1) визначимо необхідний опір штучного заземлювача $R_{ш}$:

$$R_{ш} = \frac{15 \cdot 4}{15 - 4} = 5,5 \text{ Ом};$$

за формулами (4.2), (4.3) обчислюємо кількість вертикальних та довжин горизонтальних електродів:

$$n = \frac{4 \cdot \sqrt{5000}}{5} = 5 \text{ штук},$$

$$l_r = 2 \cdot 50 + 2 \cdot 100 = 300 \text{ м};$$

за формулами (4.4), (4.5) розраховуємо опори розтікання вертикального R_v та горизонтального R_h електродів:

$$R_v = \frac{26}{2 \cdot \pi \cdot 5} \left(\ln \frac{2 \cdot 5}{0,012} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot 3,3 + 5}{4 \cdot 3,3 - 5} \right) = 5,7 \text{ Ом},$$

$$R_h = \frac{50}{2 \cdot \pi \cdot 300} \cdot \ln \frac{2 \cdot 300}{0,5 \cdot 0,04 \cdot 0,8} = 0,3 \text{ Ом};$$

за даними таблиць (4.10, (4.11) обираємо коефіцієнти використання для вертикальних та горизонтальних електродів $K_v=0,4$ та $K_h=0,21$;

обчислюємо розрахунковий опір заземлювача R за формулою (4.6):

$$R_r = \frac{5,7 \cdot 0,3}{5,7 \cdot 0,21 + 0,3 \cdot 0,4 \cdot 56} = 0,22 \text{ Ом}.$$

Таким чином, проєктований заземлювач є контурним, складається з 56 вертикальних стрижневих електродів довжиною 5 м і діаметром 12 мм та горизонтального електрода у вигляді сталеві смуги довжиною 300 м, перетином 440 мм², занурених у землю на 0,8.

ВИСНОВКИ

В роботі створено та досліджено роботу системи керування дренажними насосами для відкачування надлишку води з використанням системи машинного навчання для моделювання припливу води.

Пристрій IoT виконував свою функцію як НМІ для насосів і як реєстратор. Пристрою IoT вдалося стабільно вести журнал і надати оператору достатньо інформації про стан насосів. Однак НМІ не мав деяких функцій, які слід розглянути в подальшому.

Вибрати найкращу модель машинного навчання було неможливо в поточному стані, оскільки в системі прогнозування притоку важливі велика набори даних. При тривалій експлуатації системи можливо буде більш якісно прогнозувати приплив води. Це дозволить зменшити тривалість роботи насосів за рахунок більш якісного забезпечення природнього стікання. До впровадження системи насоси працювали значно довше.

Підсумовуючи, для того, щоб система працювала як система прогнозування або контролю, має пройти більше часу, щоб реєстратор зібрав більше даних для навчання. Даних, зібраних за короткий час роботи реєстратора, було недостатньо, щоб отримати будь-які прийнятні результати для моделей машинного навчання. Однак результати машинного навчання є багатообіцяючими, і якщо отримати більше даних із сезонністю та більше налаштування гіперпараметрів, моделі є достатньо хорошими для використання. У майбутньому вони можуть бути достатньо хорошими, щоб працювати або як система прогнозування повеней, або як система контролю рівня активації резервуара-відстійника.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Lere om overvann. [Електронний ресурс] // NVE. – Режим доступу: <https://www.nve.no/naturfare/laer-om-naturfare/laer-om-overvann/>.– Дата доступу: 15.10.2024.
2. NVE, Modul f2.304: Pumpeanlegg – prosjektering. [Електронний ресурс] // NVE. – Режим доступу: <https://www.nve.no/moduler/modul-f2-304-pumpeanlegg-prosjektering/>.– Дата доступу: 15.10.2024.
3. Mitamura, H., Fujie, M. Evolutionary transition of stormwater pump system in Tokyo [Текст] // Journal of disaster research. – 2021. – Vol. 16, No. 3. – P. 421–428. – ISSN: 1881-2473.
4. Lærebok Drenering og håndtering av overvann [Текст] / Statens vegvesen. – 2018.
5. Abrahamsen, E. B., Brastein, O. M., Lie, B. Machine learning in python for weather forecast based on freely available weather data [Текст] / E. B. Abrahamsen, O. M. Brastein, B. Lie. – 2018. – ISSN: 1650-3686. – Режим доступу: <http://hdl.handle.net/11250/2581934>.
6. Kartverket, Høydedata. [Електронний ресурс] // Høydedata. – Режим доступу: <https://hoydedata.no/LaserInnsyn2/>.– Дата доступу: 20.10.2024.
7. Docker, Develop faster. run anywhere. [Електронний ресурс] // Docker. – Режим доступу: <https://www.docker.com/>.– Дата доступу: 20.10.2024.
8. Influxdata, It's about time. build on influxdb. [Електронний ресурс] // Influxdata. – Режим доступу: <https://www.influxdata.com/>.– Дата доступу: 20.10.2024.
9. Grafana, Grafanalabs. [Електронний ресурс] // Grafana. – Режим доступу: <https://grafana.com/>.– Дата доступу: 25.10.2024.
10. SeNorge, Senorge.no.[Електронний ресурс] // SeNorge. – Режим доступу: <https://www.senorge.no/>.– Дата доступу: 25.10.2024.
11. Pandas, Pandas. [Електронний ресурс] // Pandas. – Режим доступу: <https://pandas.pydata.org/>.– Дата доступу: 25.10.2024.

12. Brownlee, J. Time series forecasting as supervised learning. [Электронный ресурс] // Machine Learning Mastery. – Режим доступа: <https://machinelearningmastery.com/time-series-forecasting-supervised-learning/>. – Дата доступа: 30.10.2024.
13. Géron, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, 3rd Edition [Текст] / A. Géron. – O'Reilly Media, Inc, 2022. – ISBN: 9781098125967.
14. IBM, What are recurrent neural networks? [Электронный ресурс] // IBM. – Режим доступа: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>. – Дата доступа: 30.10.2024.
15. Lendave, V. A tutorial on sequential machine learning. [Электронный ресурс] // Analytics India Mag. – Режим доступа: <https://analyticsindiamag.com/a-tutorial-on-sequential-machine-learning/#:~:text=employing%20sequence%20modelling,-,What%20is%20Sequential%20Data%3F,stock%20price%20or%20sensor%20data>. – Дата доступа: 30.10.2024.
16. Hochreiter, J. S. Long short-term memory [Текст] / J. S. Hochreiter. – 1997.
17. Gers, F. A., Schmidhuber, J., Cummins, F. Learning to forget: Continual prediction with LSTM [Текст] / F. A. Gers, J. Schmidhuber, F. Cummins. – Neural computation. – 2000. – Vol. 12, No. 10. – ISSN: 0899-7667.
18. Ingolfsson T. M. Insights into LSTM architecture. [Электронный ресурс] // Thorir Mar. – Режим доступа: https://thorirmar.com/post/insight_into_lstm/. – Дата доступа: 10.11.2024.
19. Brownlee J. A gentle introduction to dropout for regularizing deep neural networks. [Электронный ресурс] // Machine Learning Mastery. – Режим доступа: <https://machinelearningmastery.com/dropout-for-regularizing-deep-neural-networks/>. – Дата доступа: 10.11.2024.
20. Glorot, Y. B., Bordes, A. Deep sparse rectifier neural networks [Текст] / Y. B. Glorot, A. Bordes.

21. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N. et al. Attention is all you need [Текст] / A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar et al. – 2017.
22. Bahdanau, Y. B., Cho, K. Neural machine translation by jointly learning to align and translate [Текст] / Y. B. Bahdanau, K. Cho. – 2015.
23. Simplilearn, What is epoch in machine learning? [Електронний ресурс] // Simplilearn. – Режим доступу: <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/what-is-epoch-in-machine-learning#:~:text=An%20epoch%20is%20when%20all,dataset%20takes%20around%20an%20algorithm.> – Дата доступу: 28.04.2024.
24. Brownlee, J. A gentle introduction to early stopping to avoid overtraining neural networks. [Електронний ресурс] // Machine Learning Mastery. – Режим доступу: <https://machinelearningmastery.com/early-stopping-to-avoid-overtraining-neural-network-models/>. – Дата доступу: 28.04.2024.
25. Wesner, J. MAE and RMSE — Which metric is better? [Електронний ресурс] // Medium. – Режим доступу: <https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d>. – Дата доступу: 07.05.2024.
26. Brownlee, J. What does stochastic mean in machine learning? [Електронний ресурс] // Machine Learning Mastery. – Режим доступу: <https://machinelearningmastery.com/stochastic-in-machine-learning/>. – Дата доступу: 28.04.2024.
27. Flask, Flask. [Електронний ресурс] // Flask. – Режим доступу: <https://flask.palletsprojects.com/en/2.3.x/>. – Дата доступу: 11.05.2024.
28. А.Г. Микитишин, М.М. Митник, П.Д. Стухляк, В.В. Пасічник Комп'ютерні мережі. Книга 1. [навчальний посібник] (Лист МОНУ №1/11-8052 від 28.05.12р.) - Львів, "Магнолія 2006", 2013. – 256 с.
29. А.Г. Микитишин, М.М. Митник, П.Д. Стухляк, В.В. Пасічник Комп'ютерні мережі. Книга 2. [навчальний посібник] (Лист МОНУ №1/11-11650 від 16.07.12р.) - Львів, "Магнолія 2006", 2014. – 312 с.

30. Микитишин А.Г., Митник, П.Д. Стухляк. Комплексна безпека інформаційних мережевих систем: навчальний посібник – Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. – 256 с.
31. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д. Телекомунікаційні системи та мережі : навчальний посібник для студентів спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» – Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2017 – 384 с.
32. Введення в компютерну графіку та дизайн: Навчальний посібник для студентів спеціальності 174 "Автоматизація, компютерно-інтегровані технології та робототехніка"/Укладачі: О.В. Тотосько, П.Д. Стухляк, А.Г. Микитишин, В.В. Левицький, Р.З. Золотий - Тернопіль: ФОП Паляниця В.А., 2023 - 304с. <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/41166>.
33. Пилипець М. І. Правила заповнення основних форм технологічних документів : навч.-метод. посіб. / Уклад. Пилипець М. І., Ткаченко І. Г., Левкович М. Г., Васильків В. В., Радик Д. Л. Тернопіль : ТДТУ, 2009. 108 с. <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/42995>.