

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет
Кафедра

Комп'ютерної інженерії та управління
Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

рівень вищої освіти

другий (магістерський)

Інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації
теплообмінних апаратів

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТМ-22-1

Ілля ЧАПАРИН

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні
інтелектуальні технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. каф. КІТС Олег ІЛЮНІН

(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

Олег РУДЕНКО

(підпис)

(власне ім'я, прізвище)

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет	Комп'ютерної інженерії та управління
Кафедра	Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем
Рівень вищої освіти	другий (магістерський)
Спеціальність	123 Комп'ютерна інженерія
Тип програми	освітньо-професійна
Освітня програма	Комп'ютерні інтелектуальні технології

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 2023р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Чапарину Іллі Миколайовичу1. Тема роботи (проекту) Інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів

затверджена наказом університету від "03" листопада 2023 р. № 1290Ст

2. Термін подання учнем роботи до екзаменаційної комісії _____ 2024р.

3. Вихідні дані до роботи (проекту) _____

1) особливості режиму експлуатації теплообмінних апаратів;

2) види забруднень теплообмінних апаратів;

3) програмне забезпечення - пакет MATLAB;

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі:

Огляд стану проблеми та постановка задачіАналіз літератури за напрямком дослідженняАналіз проблеми моніторингу експлуатації теплообмінних апаратів;Розробка інтелектуальної моделі оцінки опору забрудненню у міжрегламентний період експлуатації теплообмінних апаратівЕкспериментальні дослідженняПідготовка презентаційного матеріалу

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням кафедри)

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно до наказу, зазначеному у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Видача та узгодження теми проекту	06.11.2023	Виконано
2	Огляд стану проблеми та постановка задачі	07.11-19.11.2023	Виконано
3	Аналіз літератури за напрямком дослідження	20.11- 27.11.2023	Виконано
4	Аналіз проблеми моніторингу експлуатаційних параметрів теплообмінних апаратів в міжрегламентний період	28.11-03.12.2023	Виконано
5	Розробка інтелектуальної моделі оцінки опору забрудненню у міжрегламентний період експлуатації теплообмінних апаратів	04.12- 24.12.2023	Виконано
7	Експериментальні дослідження	25.12-29.12.2023	Виконано
8	Підготовка презентаційного матеріалу	30.12-17.01.2024	Виконано
9	Подання до ДЕК	18.01.2024	Виконано
10	Захист проекту	19.01.2024	

Дата видачі завдання «06» листопада 2023 р.

Студент _____

(підпис)

Керівник роботи _____

(підпис)

доц. каф. КІТС Олег ІЛЮНІН

(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 79 сторінок, 15 рисунків, 3 таблиць, 1 додаток, 28 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МОНІТОРИНГ, МІЖРЕГЛАМЕНТНИЙ ПЕРІОД, ТЕПЛООБМІННІ АПАРАТИ, FFNN, LSTM

Інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів є актуальним напрямком в області технічного обслуговування та управління промисловим обладнанням. Цей підхід використовує сучасні інформаційні технології та аналітичні методи для оптимізації процесів експлуатації теплообмінних апаратів і підвищення їхньої надійності.

Однією з ключових переваг інтелектуального моніторингу є можливість виявлення потенційних проблем та прогнозування витратно-ресурсних характеристик апаратів задовго до фактичних відмов. Це робить можливим планування робіт з обслуговування та ремонту заздалегідь, що сприяє запобіганню аварій та зменшенню витрат на технічне обслуговування.

Інтелектуальні системи моніторингу базуються на використанні даних сенсорів, вбудованих систем контролю та алгоритмів машинного навчання. Вони аналізують параметри роботи теплообмінних апаратів, визначають аномалії та автоматично генерують рекомендації для подальших дій операторів чи технічних служб.

ABSTRACT

Explanatory note of the qualification work: 79 pages, 15 figures, 3 tables, 1 appendices, 28 sources.

INTELLIGENT MONITORING, INTERREGULATORY PERIOD, HEAT EXCHANGERS, FFNN, LSTM

Intelligent monitoring of the inter-regulatory period of operation of heat exchange devices is a relevant direction in the field of technical maintenance and management of industrial equipment. This approach uses modern information technologies and analytical methods to optimize the processes of operation of heat exchange devices and increase their reliability.

One of the key advantages of intelligent monitoring is the ability to identify potential problems and predict the cost-resource characteristics of devices long before actual failures. This makes it possible to plan maintenance and repair work in advance, which helps prevent accidents and reduce maintenance costs.

Intelligent monitoring systems are based on the use of sensor data, built-in control systems and machine learning algorithms. They analyze the operating parameters of heat exchangers, identify anomalies and automatically generate recommendations for further actions by operators or technical services.

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет
Кафедра

Комп'ютерної інженерії та управління
Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

АНОТАЦІЯ

КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

рівень вищої освіти

другий (магістерський)

Інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації
теплообмінних апаратів
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТм-22-1

Ілля ЧАПАРИН

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня
програма

Комп'ютерні
інтелектуальні технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник

доц. каф. КІТС Олег ІЛЮНІН

(посада, власне ім'я, прізвище)

АНОТАЦІЯ

Чапарин І. М. Інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів. – Магістерська кваліфікаційна робота.

Актуальність інтелектуального моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів обумовлена постійною потребою удосконалення систем контролю та забезпечення безперебійної роботи промислового обладнання. У зв'язку зі зростанням вимог до ефективності, надійності та оптимізації виробничих процесів, використання інтелектуальних технологій стає ключовим елементом у сучасній індустрії.

У світлі швидкого розвитку індустрії 4.0, де виробничі процеси стають все більш автоматизованими та цифровизованими, інтелектуальний моніторинг визначається як стратегічний елемент в управлінні технічними системами. Використання штучного інтелекту, машинного навчання та аналізу великих даних у сфері теплообмінних апаратів дозволяє підняти рівень автоматизації та оптимізації процесів управління технічним обладнанням.

У першому розділі було проаналізовано предметну область, а саме досліджено процес гідроабразивної обробки та процес усунення дефектів на поверхні сталевого прокату. Також було проаналізовано застосування інтелектуальних моделей у моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів, була поставлена мета дослідження.

У другому розділі проаналізовані існуючі моделі процесу моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів. Інтелектуальний моніторинг дозволяє автоматизувати процес виявлення аномалій у роботі теплообмінних апаратів, враховуючи велику кількість параметрів та їх взаємодію. Це допомагає забезпечити оперативну реакцію на зміни стану обладнання та уникнути негативних наслідків. Крім того, інтелектуальні системи моніторингу можуть використовувати аналітичні моделі для прогнозування технічного стану апаратів на основі раніше зібраних

даних. Це дозволяє планувати технічне обслуговування з урахуванням фактичного стану теплообмінників та максимізувати час їх безперебійної експлуатації.

У третьому розділі був описаний інтелектуальний моніторинг стану теплообмінних апаратів за допомогою штучної нейронної мережі, а також промислова установка випаровування цукрового соку та екстракція даних. Здатність нейронних мереж апроксимувати невідомі області відображення «вхід-вихід» широко використовується для ідентифікації, контролю та прогнозування поведінки об'єктів.

У роботі досліджено дві штучної нейронної мережі, нейронна мережа прямого поширення (FFNN) для оперативних оцінок K_f – коефіцієнту тепловіддачі а також нейронна мережа LSTM $\tau(\lim K_f)$ для короткочасного прогнозу моменту часу досягнення регламентованого значення K_f .

Використання цих моделей дозволить оперативно оцінювати стан ПТА, виключати в ході ТП нерегламентовані параметричні режими експлуатації обладнання та аварійні ситуації, а також отримувати короткострокові прогнози щодо необхідності організації технічного регламенту ПТА. При певній адаптації та перенавчання під конкретні типи ПТА та параметри ТП моделі моть бути використані для розробки додатків до програмного забезпечення АРМ головного технолога /енергетика АСУ цукрового виробництва.

В четвертому розділі наведені результати експериментальних випробування запропонованої моделі. Навчання нейронної мережі прямого поширення (FFNN) на наборі даних, змодельованих в околицях опорних точок, отриманих промисловими вимірюваннями, показало належну точність (коефіцієнт детермінації $r^2 = 0.99$).

Для адекватного короткострокового прогнозування конкретного моменту часу досягнення певного значення коефіцієнта теплопередачі пропонується використовувати рекурентну нейронну мережу із прихованим шаром довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM), яка враховує залежності часових змін взаємовпливу вхідних параметрів (коефіцієнт детермінації $r^2 = 0.9048$).

Таким чином, інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів є перспективним напрямком, спрямованим на підвищення ефективності та безпеки промислових виробництв через використання передових технологій у сфері автоматизації та аналітики.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МОНІТОРИНГ, МІЖРЕГЛАМЕНТНИЙ ПЕРІОД,
ТЕПЛООБМІННІ АПАРАТИ, FFNN, LSTM

Публікації здобувача за темою роботи:

1. Ілля Чапарин, Олег Ілюнін. Інтелектуальне прогнозування коефіцієнту забруднень пластинчастих теплообмінних апаратів. Матеріали 12-ї Міжнар. науково-техн. Конф. «Інформаційні системи та технології ІСТ-2023», 28 листопада-1 грудня 2023 р., Харків

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, скорочень і термінів	
Вступ	11
1 Аналіз предметної області та постановка задачі дослідження	15
1.1 Теплообмінні апарати та види їх забруднень	16
1.2 Особливості визначення тривалості ефективної експлуатації теплообмінних апаратів	21
1.3 Застосування інтелектуальних моделей у процесі моніторингу ефективності експлуатації теплообмінних апаратів	24
1.4 Постановка задачі дослідження	29
2 Аналіз існуючих моделей оцінки періоду ефективної експлуатації теплообмінних апаратів	31
2.1 Дослідження процесу забруднення теплообмінних апаратів	31
2.2 Методи прогнозування термічного опору забруднення	36
3 Інтелектуальний моніторинг стану теплообмінних апаратів за допомогою штучної нейронної мережі	41
3.1 Опис промислової установки випаровування цукрового соку та екстракція даних	41
3.2 РБМ модель оперативної оцінки ефективності ПТА	44
3.3 Прогнозуюча LSTM нейромережа	48
4 Експериментальні дослідження моделі моделі	61
4.1 Імітаційне моделювання	61
4.2 Оцінки адекватності моделі	63
Висновки	65
Перелік використаних джерел	66
Додаток А. Графічний матеріал кваліфікаційної роботи	73

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ТП – технологічний процес

ШІ – штучний інтелект

ШНМ – штучна нейронна мережа;

ANN –

ANM –

AARD – абсолютне середнє відносне відхилення (%)

BP – метод зворотного поширення помилки

MSE – середньоквадратична помилка

RMSE – корінь середньоквадратичної помилки

r^2 – коефіцієнт кореляції

ВСТУП

Оптимізація світового енергоспоживання, енергозбереження, скорочення викидів забруднюючих речовин нерозривно пов'язані зі сталим розвитком [1]. Ця мета вимагає впровадження технологій зниження викидів CO₂ і енергоспоживання в усіх галузях. Застосування ефективних компактних пластинчастих теплообмінних апаратів (ПТА) з підвищеною тепловіддачею є одним із найперспективніших напрямів зниження викидів CO₂ та енергоспоживання в усіх галузях промисловості.

Відкладення, що утворюються на пластинах ПТА, неминучі в технологічних процесах (ТП). Забруднення поверхонь теплообміну негативно впливають на ефективність виробництва, скорочують терміни експлуатації та термін служби обладнання в системах рекуперації тепла. Накопичення відкладень на поверхнях ПТА, запускає цілий ланцюжок збитків: зменшується швидкість потоку теплопередачі, що призводить до збільшення споживання енергії та зниження енергоефективності. Це, в свою чергу, збільшує витрати палива, що є не тільки економічно не вигідним, але й збільшує екологічне навантаження на навколишнє середовище та витрати на очищення.

Практичне вирішення проблеми автоматизації оперативного оцінювання початку регламентного обслуговування для очищення ПТА є серйозним завданням програм сталого розвитку та відповідає концепції Industry 4.0. На даний час для вирішення задачі прогнозування точних термінів планового очищення ПТА використовуються досить громіздкі математичні моделі диференціальних рівнянь [2], які використовують евристичні коефіцієнти, що вимагає залучення серйозних обчислювальних ресурсів.

Теплообмінні апарати відіграють важливу роль у багатьох галузях, забезпечуючи процеси охолодження, нагрівання та конденсації рідин та газів. Їхні принципи роботи базуються на трансфері тепла через стінку, що

розділяє контури в яких рухаються речовини, що безпосередньо беруть участь у процесі теплоперенесення.

Застосування теплообмінників розповсюджене у промисловості, де вони беруть участь у різних процесах, від охолодження електрогенераторів силових станцій до конденсації рідкого природного газу у хімічних та нафтопереробних підприємствах, металургії, харчовій промисловості. Ці апарати застосовуються майже в усіх промислових циклах. Їхнє значення в побуті також важливе у системах опалення та кондиціонування повітря комунальних підприємств.

Ефективна та надійна робота теплообмінників має важливе значення для максимізації ефективності процесу та мінімізації часу простою. Однак теплообмінники з часом схильні до різних форм деградації та виходу з ладу, таких як забруднення, корозія та витіки, що може призвести до зниження продуктивності та навіть до катастрофічної поломки.

Щоб запобігти таким інцидентам, важливо виявляти та передбачати, коли теплообмінник потребує технічного обслуговування, перш ніж він вийде з ладу. Методи прогнозованого технічного обслуговування, такі як алгоритми машинного навчання та моніторинг стану в реальному часі можна використовувати для прогнозування потреб у технічному обслуговуванні та запобігання незапланованим простоям.

Інтелектуальний моніторинг міжрегулярного періоду роботи теплообмінного обладнання є інноваційним підходом до контролю та підтримки ефективності цього обладнання. Його важливість полягає в здатності швидко реагувати на зміну робочих параметрів, запобігати можливим аварійним ситуаціям, забезпечувати безперебійну та ефективну роботу обладнання. Інтелектуальний моніторинг забезпечує максимальну продуктивність обладнання, знижує витрати на ремонт і підвищує загальну надійність системи теплообміну.

Технології машинного навчання, аналізу даних та IoT дозволяють автоматизувати процеси моніторингу та аналізу стану обладнання, забезпечуючи миттєвий зворотний зв'язок про зміни параметрів роботи та

прогножуючи можливі поломки чи проблеми ще до їх виникнення. Це допомагає заощадити час і ресурси, підвищити безпеку промислових процесів і підвищити ефективність управління обладнанням. Тому інтелектуальний моніторинг стану обладнання залишається актуальним і стратегічно важливим напрямком розвитку сучасної промисловості.

Оптимальна ефективність теплообмінника має велике значення з економічної, енергетичної і екологічної точок зору. Покращення ефективності теплообмінника дозволяє знизити енергоспоживання, зменшити витрати на паливо або електроенергію і знизити викиди в атмосферу. Крім того, ефективність теплообмінника безпосередньо впливає на продуктивність і якість багатьох технологічних процесів.

Прогнозування ефективності теплообмінника стає викликом через складність фізичних процесів, які відбуваються в середині нього. Велика кількість факторів, таких як температура, тиск, розміри, форма, матеріали теплообмінника, швидкість руху середовища та інші, впливають на його ефективність. Тому прогнозування засноване на аналітичних рішеннях або експериментальних методах може бути складним, часо- та витратоємним.

Застосування новітніх технологій, таких як машинне навчання, штучний інтелект і аналіз великих даних, дозволяє розв'язати цю проблему. Прогнозне технічне обслуговування, включно з передбаченням того, коли теплообмінник потребує обслуговування, є важливим питанням у контексті напрямку протоколів програми сталого розвитку Індустрія 4.0. У сучасних об'єктах, які стають все складнішими, з інтегрованим апаратним забезпеченням і автоматизованими системами, прогнозоване технічне обслуговування відіграє вирішальну роль у скороченні витрат, запобіганні збоям і підвищенні промислової продуктивності.

Фіксуючи у реальному часі робочі параметри ПТА та визначаючи ознаки износу або деградації компонентів без необхідності переривати його роботу, прогнозне технічне обслуговування може передбачити потребу в обслуговуванні обладнання та збільшити термін корисної експлуатації на 20-40%.

Крім того, прогнозне технічне обслуговування є конкурентоспроможним фактором і цінною стратегією для компаній. Тому дослідження різних методів та інструментів прогнозування моменту, коли теплообмінник потребує технічного обслуговування, є важливим для оцінки їх ефективності у реальних сценаріях. Впроваджуючи ефективні стратегії прогнозованого технічного обслуговування теплообмінників, компанії можуть уникнути незапланованих простоїв і максимізувати ефективність виробничого процесу.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

У концепції проектування теплообмінника необхідно враховувати нормальні технологічні вимоги, які визначаються умовами експлуатації для поєднання некорозійних та кородованих умов, а також чистих та брудних умов. Найбільш важливим критичним критерієм є конструкція теплообмінника як об'єкта технічного обслуговування, якому періодично необхідні очищення або заміна деталей (труб, фітингів тощо), пошкоджених старінням, вібрацією, корозією або ерозією протягом усього терміну служби. Тому конструкція теплообмінника має бути максимально простою, особливо якщо очікується значне забруднення. Мінімізуючи температуру у поєднанні з вибором швидкості рідини та знижуючи концентрацію попередників забруднень, можна зменшити кількість потенційних забруднень. Крім того, необхідно враховувати високі швидкості потоку через падіння тиску та ерозію потоку. Крім того, вибір матеріалу за обмеженої вартості затримує накопичення відкладень і дозволяє скоротити час перебування, що також має бути сумісним з точки зору рН, корозії і не тільки теплообмінника, але також з точки зору теплового обладнання та лінії транспортування теплообмінної рідини.

1.1 Теплообмінні апарати та види їх забруднень

Теплообмінники можна класифікувати по-різному. Більшість теплообмінників поверхню теплопередачі поділяє рідина. Ця поверхня включає широкий спектр різних конфігурацій потоку для досягнення бажаних характеристик у різних використаннях. Класифікація промислових теплообмінників [3] зазвичай полягає в конструкції, процесах передачі теплової енергії, ступеня компактності поверхні, характері течії; канали, фази технологічної рідини та механізми теплопередачі.

1.1 Теплообмінні апарати та види їх забруднень

Визначення типів теплообмінників та їх особливостей допоможе скласти більш адекватну математичну модель, за якою буде виконуватись прогнозування. Основні типи теплообмінників є наступні:

- трубчасті теплообмінники. Це найпоширеніший тип теплообмінників, які складаються з системи трубок, крізь які протікає одне середовище, а інше оточує їх ззовні. Такі теплообмінники використовуються для передачі тепла між гарячим і холодним середовищами, забезпечуючи велику площу теплового обміну;

- пластинчасті теплообмінники. Вони складаються з набору пластин, які утворюють канали для протікання гарячого і холодного середовищ. Пластинчасті теплообмінники мають високу ефективність теплообміну і використовуються в промислових процесах і комунальних системах опалення, охолодження, кондиціонування повітря тощо;

- радіатори. Це теплообмінники, які використовуються в системах опалення, охолодження двигунів автомобілів та інших застосуваннях. Радіатори мають металеві випромінювальні пластини, через які передається тепло шляхом випромінювання;

- імпульсні теплообмінники. Тепло передається шляхом імпульсних струменів гарячого і холодного середовищ, які по черзі накривають один одного. Цей тип теплообмінників використовується в деяких газових турбінах і в системах зріджування парів;

- комбіновані теплообмінники. Це теплообмінники, які поєднують у собі кілька типів теплообмінників, наприклад, трубчасті і пластинчасті, для забезпечення більш ефективного теплообміну у складних системах.

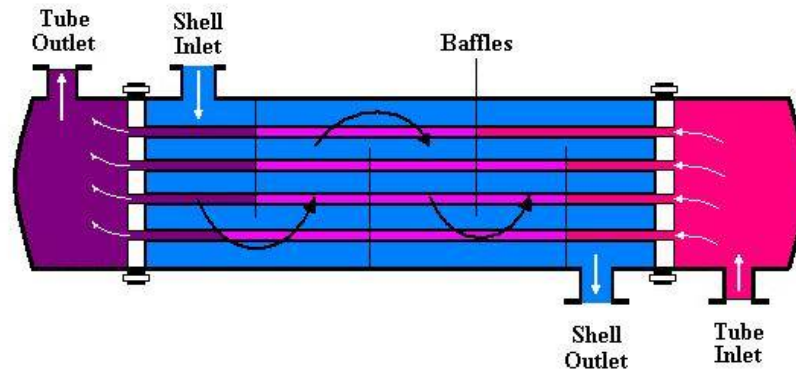


Рисунок 1.1 – Схема трубчастого теплообмінника

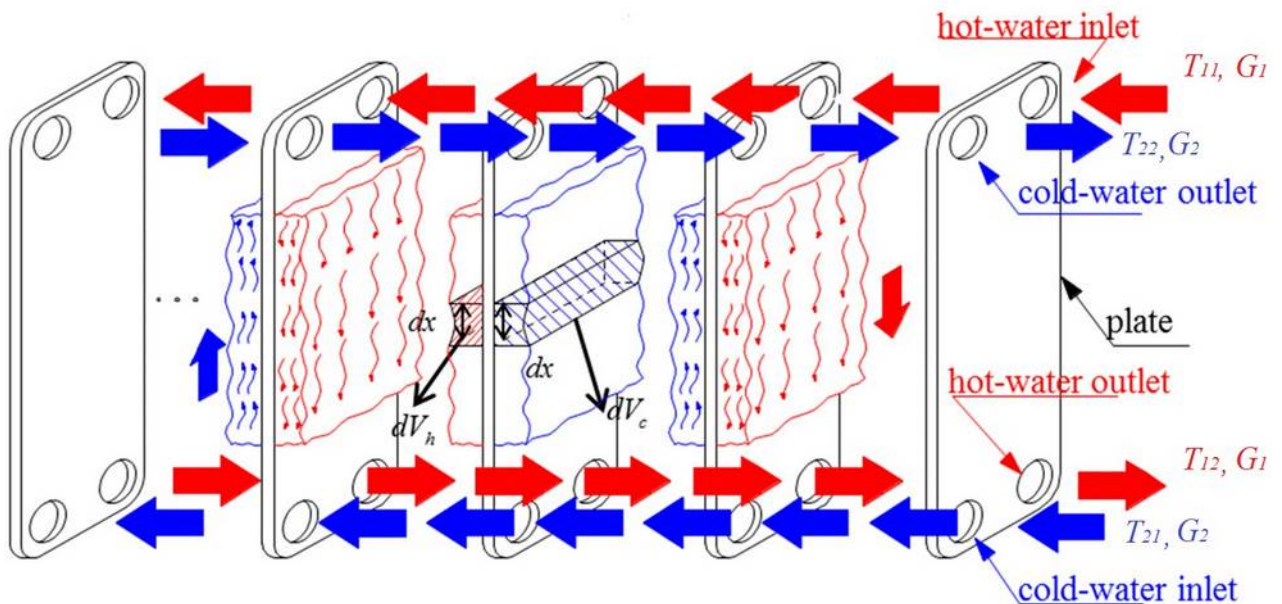
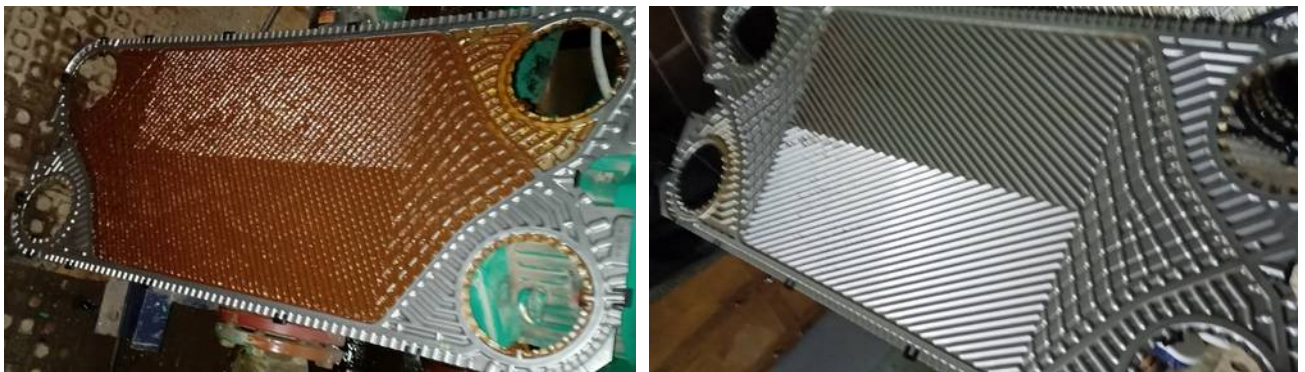


Рисунок 1.2 – Схема пластинчастого теплообмінника

За цими схемами видно потоки рідини з вхідними, вихідними температурами та масовим обігом: гріючий T_{11} , T_{12} , G_1 , та охолоджуючий T_{21} , T_{22} , G_2 , відповідно, та основні принципи роботи. В даному дослідженні аналізується пластинчастий теплообмінний апарат (ПТА).

Забруднення теплового обладнання відбувається внаслідок осадження та накопичення небажаних матеріалів або речовин на поверхнях теплообмінників [3]. Цей осаджений шар, утворений на одній або обох сторонах поверхні

теплообмінника, має нижчу теплопровідність, ніж метал поверхні теплообмінника, викликаючи значне збільшення загального опору теплопередачі і, отже, зниження ефективності. ПТА. Це також зменшує поперечний переріз каналів транспортування рідини, викликаючи підвищення тиску. Слід зазначити, що чим більший розмір теплообмінника, тим довший період зупинки виробництва для його регулювання. На рис. 1.3 показані пластини РТА в забрудненому (рисунок 1а) і чистому станах (рисунок 1б).



а)

б)

Рис.1.3 – Забруднені (а) та чисті (б) пластини ПТА

Окрім наслідків для енергетичних характеристик, забруднення в теплообмінниках створює проблеми з точки зору їх експлуатації та неминуче викликає значні додаткові інвестиційні витрати під час проектування обладнання, але особливо під час їх експлуатації. Ці додаткові витрати в першу чергу зумовлені збільшенням споживання енергії, виробничими втратами та витратами на технічне обслуговування та очищення, пов'язаних із засміченням і засміченням труб.

Забруднення можна класифікувати за механізмом, який контролює швидкість осадження, за умовами використання теплообмінника або за домінуючим механізмом, навіть якщо він не контролює швидкість осадження. Забруднення виникає після накопичення дрібних твердих частинок, зважених у

рідині для обробки, на поверхні теплопередачі. Можна виділити три різні форми забруднення [4]:

- забруднення частинками;
- хімічні реакції забруднення;
- біологічне забруднення.

Забруднення частинками виникає, коли тверді частинки, зважені в технологічному потоці, осідають на поверхні теплопередачі. Процес вважається «осадовим» забрудненням, якщо осідання відбувається через силу тяжіння, а також інші механізми видалення. Це також включає відкладення продуктів корозії, розсіяних у рідинах, таких як ґрунт і мінеральні частинки в річковій воді, зважені тверді речовини в охолоджувальній воді, частинки сажі від неповного згоряння, магнітні частинки в економайзерах, сольові відкладення в системах опріснення, у повітрі. Відкладення частинок пилу частково присутні в забрудненні котла з боку охолоджувача, частинок, сторони вогню (з боку газу) тощо. Концентрація зважених часток, швидкість потоку рідини, температурні умови на забрудненій поверхні (підігрівається чи не підігрівається) і тепловий потік на поверхні теплопередачі є одними з факторів, які можуть впливати на забруднення частинками.

Крім того, коагуляція відбувається в результаті однієї або кількох хімічних реакцій між реагентами, присутніми в текучій рідині, в яких матеріал поверхні сам по собі не є реагентом або учасником: поверхня теплообміну може діяти як каталізатор, наприклад крекінг, коксування, У полімеризації та автоокисленні. Термічна нестабільність хімічних речовин також може призвести до забруднення попередників, таких як асфальтени та білки.

Цей тип забруднення спостерігається в широкому діапазоні температур від навколишнього середовища до понад 1000 °С, але більш виражений при вищих температурах. Механізм цього забруднення є результатом небажаних хімічних реакцій, що відбуваються в процесі теплопередачі. Багато застосувань у переробній промисловості сприяють утворенню забруднюючих речовин після хімічних реакцій, таких як нафтохімічна промисловість, нафтопереробка,

піроліз у паровій фазі, охолодження газу та мастильних матеріалів, полімеризація технологічних мономерів тощо.

Забруднення поверхні теплообміну біологічними рідинами може включати складні гетерогенні хімічні реакції та фізико-хімічні процеси. У разі запобігання утворенню захисного оксидного шару забруднення хімічною реакцією може сприяти корозії на нанесеній поверхні. Цей тип забруднення часто є надзвичайно стійким, що вимагає спеціальних заходів для очищення від відкладень з поверхонь теплообмінника, щоб забезпечити задовільний термін служби [5].

Біологічне забруднення виникає в результаті прикріплення та росту макроорганізмів та/або мікроорганізмів та їх продуктів на поверхнях теплообміну. Його можна розділити на два основних підтипи забруднення: мікробне та макробактеріальне.

Мікробне забруднення можна визначити як накопичення мікроорганізмів, таких як водорості, гриби, дріжджі, бактерії та цвіль, тоді як макробіологічне забруднення – це накопичення макроорганізмів, таких як моллюски, двостулкові моллюски, мідії та рослинність, що знаходяться в морській воді або технологічних ставках охолодження. . – Це сукупність живих істот. Як правило, мікробне зараження відбувається до накопичення мікробів, тому його можна вважати головним інтересом. Біологічне забруднення зазвичай має форму біоплівки або шару слизу на поверхні, яка є нерівною, ниткоподібною та знебарвленою, але її важко видалити. Біологічне забруднення, як правило, пов'язане з відкритою рециркуляцією або системами охолоджувальної води з прямим потоком, хоча воно може виникнути в не когерентні потоки рідини. Біологічне забруднення може сприяти корозійному забрудненню під шаром мулу. Однією з поширених проблем під час роботи теплообмінника [6] є ріст прикріплених організмів. На деякі процеси, які використовують морську воду, можуть впливати біологічне забруднення, харчова промисловість, конденсатори електростанцій тощо.

Рідко буває, що забруднення теплообмінника є результатом одного механізму. Більшість технологічних потоків, у яких відбувається забруднення, включають два або, можливо, більше механізмів [5]. З практичної точки зору, при розгляді заходів для виправлення. Якщо це зробити, один механізм може стати домінуючим, а інші наявні механізми можуть бути проігноровані.

Виробництво цукру в процесі дегідратації викликає карамелізацію на стінках, що сприяє утворенню кристалізаційних забруднень на поверхнях теплообмінників. Під час роботи концентрації цукрового соку наявність забруднень в теплообмінниках знижує продуктивність цього обладнання з точки зору теплопередачі, а також збільшує втрати енергії та викликає пошкодження обладнання. Щоб мінімізувати несприятливий вплив забруднення, необхідно передбачити термічний опір забруднення, щоб спланувати регулювання та очищення теплообмінника.

1.2 Особливості визначення тривалості ефективної експлуатації теплообмінних апаратів

Тривалість роботи теплообмінників може бути досить різною і залежить від багатьох факторів:

а) оперативна обстановка. Якщо теплообмінник працює в агресивному середовищі (з високою концентрацією корозійних речовин, агресивних хімічних сполук тощо), це може скоротити термін його служби;

б) якість матеріалу. використання високоякісних матеріалів, що відповідають вимогам експлуатації, дозволяє істотно збільшити термін служби теплообмінного обладнання;

в) спосіб експлуатації та обслуговування. регулярне технічне обслуговування, очищення, перевірка герметичності, герметизація та загальне обслуговування для забезпечення тривалого терміну служби;

д) температура обстановки. Якщо теплообмінник регулярно піддається сильним коливанням температури, це також може вплинути на термін його служби;

д) ефективність проектування. Якщо конструкція теплообмінника добре спроектована і забезпечує ефективний теплообмін, це може позитивно позначитися на тривалості його експлуатації.

Виходячи з визначених факторів і умов експлуатації, повністю обслуговуваний і належним чином експлуатований теплообмінник може прослужити від 10 до 30 років і більше.

Міжрегламентний період експлуатації теплообмінних апаратів - це термін, який може бути визначений між технічними обслуговуваннями чи регламентними перевірками.

Цей термін може варіюватися залежно від конкретних умов та рекомендацій виробника або регуляторних органів. Зазвичай міжрегламентний період експлуатації може бути розрахований на основі кількості робочих годин або реального часу використання обладнання.

Цей період визначають для проведення регламентованих перевірок, заміни деяких деталей або компонентів, а також для підтримки оптимального технічного стану теплообмінника. Наприклад, це може включати заміну ущільнювачів, очищення внутрішньої поверхні ПТА або перевірку загального стану пластин.

Термін міжрегламентного обслуговування може бути встановлений:

- з урахуванням рекомендацій виробника;
- за інженерними або технологічними стандартами;
- в строк, що встановлює служба Головного технолога підприємства;
- обчислено з урахуванням поточного значення економічних показників.

Робочий цикл ПТА починається після регламенту, із стану коли ПТА пройшов механічне очищення між робочими періодами. У цьому випадку він повністю вільний від забруднення спочатку кожного нового циклу. Загальний

коефіцієнт теплопередачі спочатку кожного циклу $K_{t=0}$ розглядається, як значення при повністю чистому ПТА.

Стійкість до забруднення відповідно до конкретного моменту часу $R_f(t)$ визначається формулою:

$$R_f(t) = \frac{1}{K_t} - \frac{1}{K_{t=0}}. \quad (1.1)$$

Величина $R_f(t)$ завжди обмежується регламентованим показником R_{regl} і технічне обслуговування (ТО) здійснюють за умов:

$$R_{regl} - R_f(t=t_{regl}) \leq R_{lim} \square, R_{lim} \square = 0.01 + 0.005 R_{regl}. \quad (1.2)$$

Моніторинг стану теплообмінних апаратів у міжрегламентний період експлуатації є важливою частиною технічного обслуговування цих пристроїв, і основне завдання дослідження – розробити процедуру оцінювання моменту t_{regl} , на основі моніторингу поточних характеристик ТП.

Ці процеси складаються з кількох ключових кроків:

- рекомендований раніше моніторинг. Огляд і аналіз рекомендованої продуктивності пристроїв;
- огляд графіків. Розробка чіткого графіка міжрегламентних перевірок на основі рекомендацій виробника та попереднього досвіду експлуатації;
- інші технічні дані. Параметри роботи залежать від температури, температури і швидкості роботи;
- моніторинг стану справ. Завдяки фінансовій стабільності, яка впливає з дотримання певних елементів;
- аналіз даних. Технічні дані, які є частиною стандартних стандартів і рекомендацій щодо послуг моніторингу, є важливими;
- огляд планування. Важливо, щоб ви щодня використовували компоненти, машини та пристрої для звичайних робіт;

- виконання обслуговування. Майбутні технічні інновації базуватимуться на плані, який забезпечує оптимальну ефективність і максимальну ефективність;

- документація. Моніторинг і аналіз результатів дозволяє аналізувати дані.

1.3 Застосування інтелектуальних моделей у процесі моніторингу періоду ефективної експлуатації теплообмінних апаратів

Інтелектуальний моніторинг міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів означає застосування сучасних технологій для автоматизації процесу контролю, аналізу та управління станом цих пристроїв. Основні аспекти інтелектуального моніторингу:

- системи моніторингу та діагностики. Використання датчиків, IoT (інтернет речей) або системи збору даних для постійного моніторингу параметрів роботи теплообмінного обладнання. Це може включати температуру, тиск, перепад тиску, об'єм рідин та інші важливі показники;

- аналіз даних. Використання алгоритмів штучного інтелекту та машинного навчання для аналізу накопичених даних. Це може допомогти виявити паттерни, передбачити можливі проблеми та розробити стратегії планування обслуговування;

- прогностичний аналіз. Застосування аналітики для передбачення потенційних витоків, зносу обладнання, можливих поломок або виявлення недоліків в роботі теплообмінника;

- системи управління та планування обслуговування. Використання інтелектуальних систем управління для автоматизації планування робіт з обслуговування та вчасного вжиття заходів для запобігання аваріям;

- підвищення ефективності та оптимізація ресурсів. Інтелектуальний моніторинг може допомогти виявити способи підвищення ефективності роботи теплообмінника та оптимізації його використання ресурсів.

Застосування інтелектуального моніторингу дозволяє забезпечити більш точний та передбачуваний процес підтримки роботи, що сприяє підвищенню їх ефективності, зниженню ризиків аварій та збільшенню загальної продуктивності систем. Інтелектуальні моделі для передбачення проблем у теплообмінних апаратах можуть включати:

а) моделі машинного навчання. Використання алгоритмів класифікації, регресії чи кластеризації для аналізу даних про параметри роботи апарату. Наприклад, моделі на основі навчання з учителем, такі як Random Forest, Support Vector Machines або нейронні мережі, можуть виявляти аномалії чи передбачати витoki параметрів до їх виникнення;

б) системи моніторингу, базовані на технології ІоТ (індустріальний інтернет речей). Використання датчиків для постійного збору даних про температуру, тиск, оборотну масу рідин тощо. Ці дані можна аналізувати для виявлення змін у звичайних показниках та прогнозування можливих проблем;

в) прогностичні моделі. Розробка моделей, які використовують попередні дані та аналізують зношеність або стан обладнання для передбачення майбутніх поломок чи проблем;

г) системи на основі правил та експертних знань. Розробка систем, що враховують знання експертів та специфічні правила для виявлення аномалій та передбачення проблем на основі виключень зі стандартних значень;

д) аналіз паттернів та аномалій. Використання алгоритмів для виявлення аномальних паттернів у даних, які можуть свідчити про потенційні проблеми.

Ці моделі можуть застосовуватися окремо або в комбінації для передбачення проблем у теплообмінних апаратах, що дозволяє оперативно реагувати та уникнути потенційних аварій чи неполадок.

Для підвищення ефективності роботи теплообмінних апаратів можна використовувати алгоритми оптимізації для знаходження оптимальних значень параметрів технологічного процесу. Методи оптимізації можуть допомогти знаходити оптимальні комбінації температур, тиску, швидкості рідини тощо для максимізації ефективності.

Метод штучної нейронної мережі (ШНМ) — це ефективна та потужна нелінійна обчислювальна структура, отримана від біологічної нейронної системи, що складається з дуже простих і сильно взаємопов'язаних елементарних одиниць, які називаються вузлами. Вузли організовані відповідно до архітектури, а з'єднання один з одним здійснюється за допомогою зважених зв'язків, через які можуть проходити сигнали. Методи глибокого машинного навчання, такі як нейронні мережі, як правило, розглядаються як «чорна скринька». Так узагальнена та масштабована статистична модель із фізикою потоку [4] представлена для точного прогнозування стійкості до забруднення за допомогою стандартних вимірюваних параметрів промислового теплообмінника. Модель прогнозування базується на глибокому навчанні, де масштабована алгоритмічна архітектура вивчає нелінійні функціональні зв'язки між набором цільових і предикторних змінних із великої кількості навчальних зразків. Ефективність цього підходу до моделювання була продемонстрована для прогнозування забруднення в аналітично моделюваному теплообміннику з перехресним потоком, призначеному для відновлення відпрацьованого тепла димових газів за допомогою води кімнатної температури. Результати навчених моделей показують, що коефіцієнти детермінації (R^2), які характеризують точність відповідності оцінок даним спостереження, перевищують 99%. Модель [5] штучної нейромережі була застосована для онлайн-короткострокового прогнозування та моніторингу забруднень сировою нафтою в кожухотрубчастих теплообмінниках. Модель автоматично оновлюється онлайн у будь-який час, коли можна отримати новий набір даних. Результати показали, що модель може добре передбачати (на кілька кроків наперед) процеси зростання забруднень. Узагальнення моделі доведено близькістю похибок для підмножин навчання та прогнозування. Середні відносні помилки (MRE) підмножин навчання та прогнозування становили приблизно 6,61% та 8,06% відповідно.

В [6] представлено заснований на ШНМ метод ідентифікації впливу забруднення на втрати тепла через забруднення в теплообміннику. В [7] пропонувано використовувати моделі зменшення розмірності та машинного навчання, наприклад, часткові найменші квадрати (PLS) і ШНМ, які використовують доступні дані процесу для визначення рівня забруднення. Незважаючи на те, що ці методи забезпечують багатообіцяючі результати, вони, на жаль, вимагають від спеціалізованих інженерів-дослідників, які володіють знаннями цих моделей, періодично перенавчання та налаштування цих алгоритмів для застосування в різних процесах, зменшуючи їх узагальнення та практичну застосовність. Це цілком зрозуміло, бо кожний ТП має свою «індивідуальність» і логічно ПТА, що має тільки йому притаманні характеристики.

При відсутності певної множини експериментальних даних це призводить до труднощів в оцінці адекватності регресійних моделей [8]. Але всі перелічені моделі розглядалися для забруднень трубчастих та перехресно-потоківих типів теплообмінників, що підтверджує актуальність даного дослідження.

Також можна використовувати розробку моделей, що прогнозують витрати енергії або ресурсів в залежності від різних параметрів роботи теплообмінника. Це дозволяє прогнозувати споживання та планувати оптимальне використання ресурсів.

Системи моніторингу, які аналізують реальний час роботи апарату та порівнюють його з ідеальними стандартами, щоб ідентифікувати можливі місця для покращення також можуть бути доцільними при оптимізації навантаження теплообмінних апаратів.

Розробка моделей, що передбачають знос елементів теплообмінника допомагає планувати заміну або обслуговування заздалегідь, уникнути непередбачених зупинок та збільшити тривалість служби.

Ці моделі допомагають оптимізувати ефективність роботи теплообмінних апаратів шляхом виявлення оптимальних параметрів роботи,

передбачення зносу та витрат ресурсів, а також автоматичного адаптивного управління.

Розробка моделей для передбачення зносу елементів теплообмінника допомагає планувати заміну або обслуговування заздалегідь, уникнути непередбачених зупинок та збільшити тривалість служби. Ці моделі допомагають оптимізувати ефективність роботи теплообмінних апаратів, виявляючи оптимальні параметри роботи, передбачаючи знос та витрати ресурсів, а також застосовуючи автоматичне адаптивне управління.

Щодо розробки моделей для передбачення майбутніх поломок чи проблем на основі попередніх даних та аналізу зношеності чи стану обладнання, можна використовувати методи машинного навчання та статистичний аналіз. Кроки для реалізації цього включають збір даних, підготовку даних, обрання моделей, навчання моделей, оцінку результатів та впровадження та підтримку.

Цей процес дозволяє розробити моделі, які можуть аналізувати попередні дані та передбачати можливі поломки чи проблеми з обладнанням, допомагаючи планувати обслуговування та уникнути аварій. Актуальність інтелектуального моніторингу експлуатації теплообмінних апаратів визначається необхідністю удосконалення систем контролю та забезпечення безперебійної роботи промислового обладнання в умовах зростання вимог до ефективності та оптимізації виробничих процесів.

Інтелектуальні технології та аналітика в сфері теплообмінних апаратів відіграють ключову роль у вдосконаленні їхньої ефективності та довговічності. Розробка моделей, що передбачають різноманітні параметри роботи, дозволяє не лише ефективно використовувати ресурси, але і забезпечує можливість оперативного реагування на зміни у виробничих умовах.

Системи моніторингу в реальному часі, які порівнюють роботу апарату з ідеальними стандартами, стають ефективним інструментом для ідентифікації можливостей покращення. Це особливо важливо в контексті оптимізації роботи

теплообмінних апаратів, де навантаження може змінюватися в залежності від виробничих потреб.

Розробка моделей, що прогнозують знос елементів теплообмінника, відкриває можливості для планування замін та обслуговування. Це дозволяє уникнути непередбачених зупинок та максимізувати тривалість служби обладнання. Застосування таких моделей сприяє не лише збільшенню ефективності, але і зниженню витрат на ремонт та заміну.

У вигляді впровадження інтелектуального моніторингу можна використовувати різноманітні методи машинного навчання та статистичного аналізу. Збір та підготовка великої кількості даних, вибір відповідних моделей та їхнє навчання - це ключові етапи, що дозволяють створити надійні прогностичні інструменти.

Цей підхід дозволяє створювати інтелектуальні моделі, які здатні адаптуватися до змінних умов та вчатися на основі нових даних. Такий інтелектуальний моніторинг стає важливим елементом стратегії оптимізації теплообмінних апаратів у сучасних умовах виробництва.

1.4 Постановка задачі дослідження

Осадження небажаних матеріалів або речовин на поверхнях теплопередачі, що є більш шкідливою проблемою в промисловості, зменшує теплопередачу та збільшує перепад тиску в теплообмінниках. Це відкладення, що сприяють утворенню забруднень на поверхні теплообмінника, призводить до значного підвищення продуктивності та витрати на технічне обслуговування. Крім того, через очікуване забруднення теплообмінники часто мають завишені розміри для необхідного режиму роботи. З цих причин забруднення є серйозною проблемою при проектування та експлуатації теплообмінників для промисловців, технологів і науковців.

Інтелектуальний моніторинг стану теплообмінних апаратів є ключовим для забезпечення безперебійної та оптимальної роботи обладнання. Це

дозволяє попереджувати проблеми, підвищувати ефективність, забезпечувати безпеку та максимізувати тривалість їх служби без втрат часу та ресурсів на аварійні ситуації чи непередбачені поломки.

Таким чином, метою кваліфікаційно роботи є розробка процедури інтелектуального моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів за допомогою штучної нейронної мережі. Завдання, які необхідно вирішити задля вирішення поставленої мети:

- аналіз предметної області;
- аналіз існуючих моделей моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів;
- розробка інтелектуальної моделі оцінки коефіцієнту теплопередачі за допомогою штучної нейронної мережі у міжрегламентний період експлуатації теплообмінних апаратів та прогнозування моменту часу необхідного регламентного обслуговування;
- експериментальні випробування запропонованої інтелектуальної моделі.

2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ ОЦІНКИ ПЕРІОДУ ЕФЕКТИВНОЇ ЕКСПЛУАТАЦІЇ ТЕПЛООБМІННИХ АПАРАТІВ

Кристалізаційне забруднення є одним із шкідливих механізмів забруднення в промисловому застосуванні. Цей процес виникає, коли розчинені солі випадають в осад із розчину через перенасичення. Одним із часто експлуатованих забруднювачів є сульфат кальцію, який спричиняє кристалізаційне забруднення, особливо в промислових технологічних процесах нафтохімічної промисловості. Зворотна розчинність сульфату кальцію дозволяє досягти умов перенасичення. Це може статися шляхом нагрівання розчину за межі граничної температури, при якій відбувається перенасичення, або за допомогою збільшення концентрації шляхом випарювання розчину, що перевищує межу розчинності.

2.1 Дослідження процесу забруднення теплообмінних апаратів

Взагалі процес забруднення утворюють два паралельних процеси: процес осадження та процес видалення, як показано на рисунку 2.1. Деякими підпроцесами, наприклад корозією, можна знехтувати в процесі оцінки забруднення. Можна виділити три основні складові, що стосуються осадження на поверхні з рухомої рідини, а саме:

- 1) транспортування забруднювача або його прекурсорів через прикордонні шари, що примикають до твердої поверхні всередині текучої рідини (має дифузійний характер);
- 2) адгезія наносу до поверхні і до утвореного наносу (до самого себе);
- 3) транспортування частки матеріалу забруднення від поверхні.

Комплекс цих трьох основних компонентів відповідають за зростання відкладень на поверхні.



Рис.2.1 – Загальний процес забруднення поверхні ПТА

Математично швидкість зростання відкладень (стійкість до забруднення або коефіцієнт забруднення, R_f) розглядається як різниця між відкладенням і видаленням забруднень [12]:

$$R_f(t) = \dot{m}_d - \dot{m}_r \quad (2.1)$$

де \dot{m}_d - являє собою швидкість осадження і \dot{m}_r являє собою швидкість видалення у одиницях термічного опору – $\text{м}^2\text{К/Вт}$, або в одиницях швидкості зміни товщини – м/с , або в одиницях зміни маси – $\text{кг/м}^2 \text{ с}$.

Минає п'ять основних стадій процесу забруднення, і їх можна підсумувати як ініціювання забруднення, транспортування на поверхню, прикріплення до поверхні, старіння на поверхні та видалення з поверхні [13]:

1) початок забруднення або утворення забруднюючих матеріалів в масі рідини є першою стадією процесу забруднення. Цій події передуює індукційний період або період затримки t_d , як показано на рис.2.2 [12]. Протягом цього періоду основним залученим механізмом є гетерогенне зародження, і t_d є коротшим із вищою швидкістю зародження. На t_d можуть впливати декілька факторів, наприклад температура, швидкість рідини, склад

потоків забруднень, а також природа та стан поверхні теплообмінника. Індукційний період t_d , зменшується при кристалізаційному забрудненні через збільшення ступеня перенасичення. Адсорбція та адгезія, t_d зменшуються, коли шорсткість поверхні збільшується у всіх механізмах забруднення.

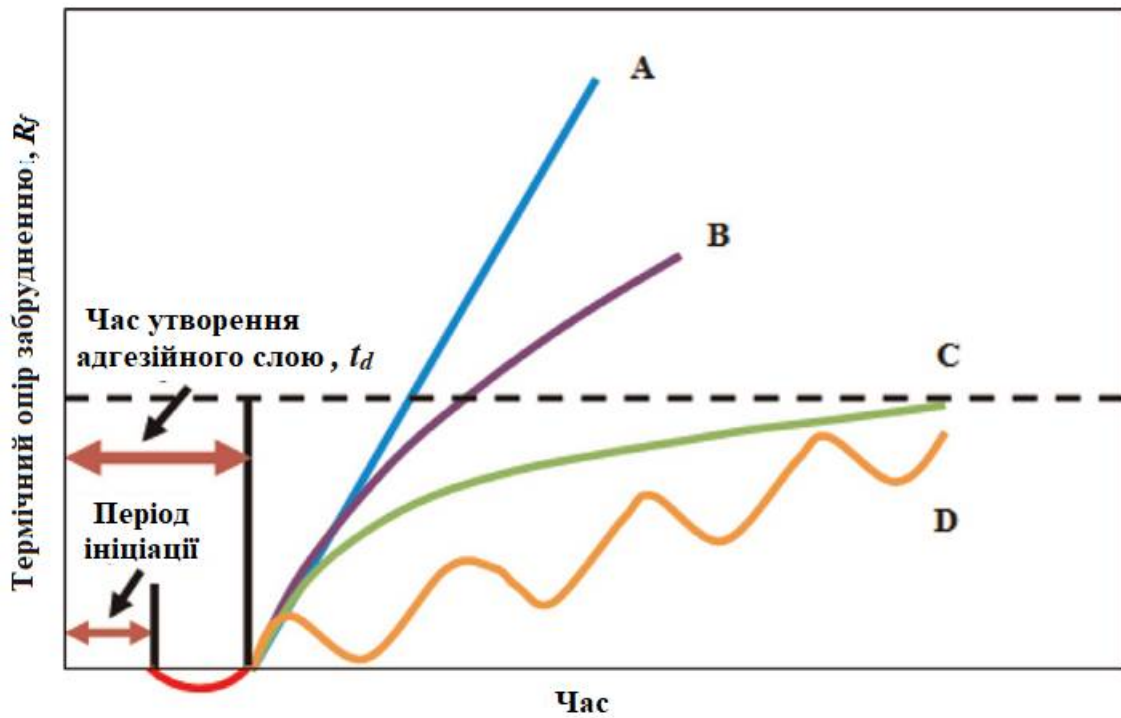


Рис.2.2 – Криві забруднення

Для забруднення твердими частинками період ініціації та час затримки утворення шорсткості дуже малі, порівняно з забрудненням утворенням накипу, де час затримки досить великий [6].

Відповідно до механізму та умов забруднення та після часу затримки утворення шорсткості, криві забруднення можна класифікувати на чотири категорії: лінійні (A), спадаючі (B), прискорювальні, асимптотичні (C) або як випадок – зубчасті (D), як показано на рис.2.2.

2) транспортування видів на поверхню є другим етапом процесу забруднення. Ця подія означає перенесення самого виду забруднення з маси рідини на поверхню теплопередачі. Це найкраще зрозумілий з усіх послідовних

подій. Зазвичай це відбувається за допомогою одного або кількох із таких механізмів:

- дифузія передбачає перенесення маси складових забруднення від циркулюючої рідини до поверхні теплопередачі через різницю концентрацій між масою рідини та рідиною, що прилягає до поверхні;
- електрофорез: електрично заряджені частинки можуть рухатися ближче одна до одної або далі від зарядженої поверхні відповідно до полярності поверхні та частинок через дію електричних сил. Осадження збільшується за рахунок зменшення електропровідності рідини, підвищення температури рідини та збільшення швидкості рідини, а також залежить від pH розчину. Сили ван-дер-Ваальса та подвійного електричного шару є одними з поверхневих сил, які зазвичай відповідають за електрофоретичні ефекти;
- термофорез: переміщення дрібних часток із гарячої зони в холодну в напрямку негативного температурного градієнту. Термофорний ефект важливіший для газів, ніж для рідин;
- дифузійофорез: конденсація потоку газу на поверхні;
- осадження: тверді частинки осідають на поверхні під дією сили тяжіння у вигляді частинок іржі, глини та пилу. Щоб відбулося осадження, гравітаційна сила, спрямована вниз, повинна бути більшою, ніж сила опору, спрямована вгору. Явище важливе як для великих частинок, так і для низьких швидкостей рідини. (у процесі стікання води в градирні, часто спостерігається утворення осаду);
- інерційне зіткнення: «грубі» частинки повинні мати достатню інерцію, щоб не слідувати потокам рідини і в наслідок осідати на поверхні,;
- турбулентні спуски: рідина транспортується до поверхні шляхом турбулентних спусків, зони всмоктування вимірюваної сили, розподілені випадковим чином по всій поверхні, якщо в'язкий підшар у турбулентному прикордонному шарі не є справді стабільним;

3) прикріплення видів забруднення до поверхні є третьою стадією процесу забруднення і включає як фізичні, так і хімічні процеси. На цій стадії вирішальну роль відіграють три взаємопов'язані фактори, а саме умови поверхні, поверхневі сили та ймовірність прилипання. Комбіновані та одночасні дії цих факторів значною мірою є відповідальними за подію прикріплення:

а) властивості поверхні. Поверхнева вільна енергія - енергія, яка необхідна для утворення одиничної площинної площі на поверхні речовини. Збільшення різниці між поверхневою вільною енергією стінки та сусіднього шару рідини сприяє змочуваності та тепловміщенню. Змочуваність (кут контакту, розтікання) та теплота занурення визначається кутом контакту між поверхнею та рідиною. Збільшення цього кута та теплоти занурення сприяє змочуваності. Низькоенергетичні поверхні, такі як полімерні та керамічні покриття, можуть мати довший період індукції, що допомагає уникнути осадження. Збільшення ефективної площі контакту та надання ділянок для зародження та ініціації забруднення може бути результатом шорсткості поверхні, що впливає на змочуваність та незмочуваність;

б) поверхневі сили Лондона-ван-дер-Ваальса описують міжмолекулярне тяжіння між неполярними молекулами. Ці сили завжди є привабливими. Вони діють між молекулами, які можуть бути привабливими або відштовхуючими, в залежності від взаємодії подвійного електричного шару. В'язка гідродинамічна сила впливає на прикріплення частинки, що рухається до стінки. Вона збільшується при русі перпендикулярно до рівної поверхні;

в) ймовірність прилипання. Статистична концепція для аналізу та пояснення складних подій прихильності частинок до стінки. Ймовірність прилипання визначає, наскільки частинка, що досягає стінки, залишається там до повторного захоплення.

4) видалення відкладень забруднення з поверхні відповідає четвертій стадії процесу забруднення. Цей етап може відбуватися або не відбуватися одночасно з відкладенням або одночасно під дією додадкових механізмів: сили зсуву, турбулентні вибухи, повторне розчинення та ерозія.

5) транспортування від межі відкладень-флюїдів до основної маси рідини є складним процесом, вплив якого залежить від кількох факторів. Руйнування відкладень може або не спричинити їх транспортування до основної маси рідини, і це залежить від маси та об'єму рідини, а також від гідродинамічних сил текучої рідини.

У випадку, коли відшарований шматок є достатньо широким, він може рухатися по поверхні та осідати на іншій ділянці системи у вигляді певних продуктів корозії. Ефект ерозії грає важливу роль у транспортуванні відкладень, і відшарування відкладень не завершиться без цієї дії.

4) видалення відкладень забруднення з поверхні відповідає четвертій стадії процесу забруднення. Цей етап може відбуватися або не відбуватися одночасно з відкладенням або одночасно під дією додадкових механізмів: сили зсуву, турбулентні вибухи, повторне розчинення та ерозія.

5) транспортування від межі відкладень-флюїдів до основної маси рідини є складним процесом, вплив якого залежить від кількох факторів. Руйнування відкладень може або не спричинити їх транспортування до основної маси рідини, і це залежить від маси та об'єму рідини, а також від гідродинамічних сил текучої рідини.

У випадку, коли відшарований шматок є достатньо широким, він може рухатися по поверхні та осідати на іншій ділянці системи у вигляді певних продуктів корозії. Ефект ерозії грає важливу роль у транспортуванні відкладень, і відшарування відкладень не завершиться без цієї дії.

Через ефект ерозії всі видалені відкладення будуть транспортуватися до основної маси рідини. Без цієї дії процес видалення не завершиться. Старіння відкладень є найважливішим параметром, який впливає на відшарування відкладень. Це може посилити або послабити відкладення забруднення.

Нагрівання або охолодження рідини іншою здійснюється в теплообміннику з відведенням тепла від поверхонь обладнання. З часом велика кількість домішок сприяє утворенню забруднень в теплообміннику. Це обладнання має широке застосування в побуті та промисловості. Концепції проектування, експлуатації та технічного обслуговування теплообмінника доступні у формі повної технічної літератури, але ця література широко розповсюджена серед промислових бюлетенів, норм промислового дизайну та стандартних технічних журналів тощо.

2.2 Методи прогнозування термічного опору забруднення

Кристалізаційне забруднення є одним із шкідливих механізмів забруднення в промисловому застосуванні. Цей процес виникає, коли розчинені солі випадають в осад із розчину через перенасичення. Одним із часто експлуатованих забруднювачів є сульфат кальцію, який спричиняє кристалізаційне забруднення, особливо в промислових технологічних процесах нафтохімічної промисловості. Зворотна розчинність сульфату кальцію дозволяє досягти умов перенасичення. Це може статися шляхом нагрівання розчину за межі граничної температури, при якій відбувається перенасичення, або за допомогою збільшення концентрації шляхом випарювання розчину, що перевищує межу розчинності [14].

Кристалізація сульфату кальцію може збільшити рН, в той же час знизити концентрацію сульфату кальцію. Ця процедура заряджання призначена для високої продуктивності та для її видалення. Замінює інтенсивну механічну або хімічну лабораторію. Кристалізаційний тримач може мати різні параметри, а також це використання термічних очищувачів, термодинаміка та використання матеріалів є важливим для команди тості. Доставка солі переносу може здійснюватися в різних системах і різними способами раціональних систем. Вимірюючи тест, ви можете помітити типовий тест.

У 2000-х роках конструкцію вдосконалювали і вдосконалювали. Керований пристрій клітини має функцію неповернення. Модель побудована у вигляді вакуумної трубки CaSO_4 під час басового резервуара Є активна зона, яка передає інформацію на геометрію мікрофона росферу під колбой. Модель розміщували в умовах експерименту в теплому місці ков 100–300 кВт·м. Моделі в [14,15] засновані на ефектах концентрації, температури та потужності честі. Це одне з перших і найбільш червоних зображень, що розкриває історію праймера з кристалізацією срібла та хімічної дегідратації некалевого фосфату (CaSO_4) із зондами негативної асоціації зору. з фосфорними кислотами в промисловому виробництві Доброва [10].

Mababa [16] призначає емпіричну кореляцію для запобігання кристалізації CaSO_4 в пр ямоточному каналі, щоб передсказати бразування накипи в теплообмінниках допомогти операторам теплотехніки планувати графічне очищення. У роботі [17] машини зрозуміли, що параметри перед кристалізацією були отримані Сульфат кальцію в пластині вимагає високої температури, текучість потоку ступінь пересичення.

Кристалізаційне забруднення сульфатом кальцію також було досліджено в пластинчастому і каркасному теплообміннику. Автори досліджували вплив швидкості потоку, температури стінки та концентрації CaSO_4 на швидкість забруднення та спостерігали за розподілом накипу вздовж поверхні теплопередачі. Дослідження [15-17] показали, що кристалізаційне забруднення CaSO_4 в теплообміннику контролювалося поверхневою інтеграцією декількох видів забруднень.

Найпоширенішим типом забруднення є лінійне забруднення (крива А рис.2.2). Швидкість забруднення може бути стабільною з часом зі збільшенням стійкості до забруднення та товщини відкладень для цього типу забруднення. Зазвичай у регульованих ТП це відбувається, коли температура відкладення, що контактує з текучою рідиною, залишається постійною.

Найпоширенішим механізмом, що супроводжував кристалізаційне забруднення, було забруднення частинками [18]. Модель для прогнозування

кристалізації та забруднення частинками при різних швидкостях потоку та температурах поверхні в пластинчастих теплообмінниках з посиленою теплопередачею та без неї була розроблена Арсеньєвою та ін. [19].

За класичним рівнянням теплового балансу, тепловий потік Q , що передається від теплоносія до теплоагента, можна визначити наступним рівнянням (індексація згідно рис.1.2):

$$Q = G_1 \times Cp_1 \times (T_{11} - T_{12}) = G_2 \times Cp_2 \times (T_{22} - T_{21}), \quad (2.2)$$

де G_1 , Cp_1 , T_{11} , T_{12} – масові витрати, питома теплоємність теплоносія температури на вході та виході в ПТА по гріючій стороні відповідно.

Загальний коефіцієнт теплопередачі в умовах забруднення K_t визначається як:

$$K_t = \left(\frac{Q}{A \times \Delta T_{lm} \times F} \right), \quad (2.3)$$

де логарифмічна середня різниця температур (ΔT_{lm}) визначається як:

$$\Delta T_{lm} = \frac{T_{22} - T_{21}}{\ln \left(\frac{T_{11} - T_{21}}{T_{11} - T_{22}} \right)}, \quad (2.4)$$

де A – площа теплообміну, F – поправний коефіцієнт для середньої логарифмічної різниці температур (= 1 при чистому протипотоку), T_{21} і T_{22} є температурою на вході і виході відповідно.

Стійкість до забруднення відповідно до часу $R_f(t)$ визначається формулою:

$$R_f(t) = \frac{1}{K_t} - \frac{1}{K_{t=0}}. \quad (2.5)$$

Але оцінка забруднення класичними методами обмежена за точністю через нелінійність ТП. Завдяки прогресу інформаційних технологій останнім часом, багато програмного забезпечення, як-от штучна нейронна мережа (ШНМ), можуть досягти високоточного прогнозування складних проблем. Таким чином, ця техніка може надати корисні інструменти для моделювання та кореляції практичних проблеми з теплопередачею.

Для опису процесу забруднення було представлено інший підхід для моделі прогнозування стійкості до забруднення для кожухотрубного теплообмінника з використанням методу нейронної мережі, нелінійної авторегресії як вхідною структурою для оптимізації умов експлуатації та профілактичного обслуговування.

Крім того, підхід ANN використовувався для прогнозування температури на виході як з трубної [20], так і з кожухотрубної [21] сторін теплообмінників з метою планування графіків очищення.

ШНМ використовується для інтерпретації явища утворення/поглинання тепла та випромінювання в нестационарному електропровідному потоці рідини Вільямсона вздовж пористої поверхні, що розтягується [22], щоб передбачити потік прикордонного шару нанорідини з одностінних вуглецевих нанотрубок у напрямку до трьох різних нелінійних тонких ізотермічних голок параболоїда, форми конуса та циліндра з конвективними граничними умовами, щоб оптимізувати стискаючий потік Дарсі-Форхгеймера в нелінійній стратифікованій рідині за конвективних умов, та змодельовати та проаналізувати суміш розподілів і передбачити конвективну теплопередачу Соре та Дюфура у потоці нанорідини через рухому голку [23].

Статистичні методи можуть бути ефективним методом для оцінки взаємозв'язків між витратами та результатами та аналізу взаємодії параметрів складних процесів. Останнім часом серед дослідників спостерігається зростання інтересу до застосування інтелектуальних методів для вирішення проблем у спосіб, який відповідає реальності: процеси відкладення забруднень на поверхнях ТО, що описують трансцендентно-емпіричними рівняннями,

найбільш доцільним є промоделювати за допомогою штучної нейронної мережі.

Від початку експлуатації проводився моніторинг теплових і гідравлічних характеристик цього теплообмінника. Теплообмінник працював 13 днів після останнього очищення. Перше вимірювання відбулося після запуску, який у цьому випадку зайняв тривалий період через кілька зупинок обладнання. Стабільні умови роботи ТП почалися після 96 годин роботи. У таблиці 3.1 наведені робочі параметри та розрахункові значення загальних коефіцієнтів теплопередачі (що були представленими в [19]) для чистої та забрудненої поверхонь ПТА2 для різних періодів роботи протягом 13 днів експлуатації.

Таблиця 3.1 Робочі параметри та розрахункові значення показників забруднень ПТА2

Параметри та розрахункові значення /№	1	2	3	4	5	6
<u>Параметри, що виміряні:</u>						
Момент часу ТП τ , год	96	144	216	264	312	96
Витрата рідкого соку G_2 , м ³ /год	265	260	270	277	265	265
Температура соку на вході T_{21} , °С	103	101	100.5	102	101.7	103
Температура соку на виході T_{22} , °С	108	105	106	107	106	108
Витрата тиску потоку тонкого соку ΔP_2 , Па	0.5	0.5	0.6	0.6	0.6	0.5
Витрата конденсату G_1 , м ³ /год	65	63	61	66	64	65
Температура конденсату (вхід) T_{11} , °С	123.5	123.5	123.5	123.5	123.5	123.5
Температура конденсату (вихід) T_{12} , °С	105	102.8	104.8	106.1	104.8	105
<u>Розраховані цільові значення:</u>						
Термічний опір забруднень $R_f \times 10^4$, м ² К / Вт	0.27	1.10	1.55	1.67	1.9	1.91
Коефіцієнт теплопередачі для чистої поверхні K_0 , Вт/(м ² ·К)	2.673	2.220	2.668	2.686	2.382	2.673
Коефіцієнт теплопередачі з забрудненнями K_f , Вт/(м ² ·К)	2.493	1.784	1.887	1.853	1.640	1.823
Співвідношення $K_R = K_f/K_0 \times 100$, %	93.3	80.4	70.7	69.0	68.8	68.3

На базі отриманих даних за досить громіздким обчислювальним алгоритмом [19] були отримані основні показники забруднення: коефіцієнт теплопередачі – K_f та термічний опір забруднень – R_f , які монотонно

змінюються в ТП (табл.3.1). Обчислювальний алгоритм, що використовує емпіричні трансцендентні та диференційні рівняння 2-го та 3-го порядку показав високу аналітичну збіжність $r^2=0.9982$.

Експериментальний розрахунок загального коефіцієнта теплопередачі K_t і коефіцієнта стійкості до забруднення R_f базується на таких спрощених припущеннях:

- потоки двох рідин (цукрового соку і пари) прямують проти зустрічними потоками;
- теплові втрати з поверхні ТО до уваги не беруться;
- конденсація перегрітої пари повна;
- забруднення утворюються лише по стороні цукрового соку.

Аналогічно підходу до плавних ТП наведеному в [24], припускаючи що зміни значень параметрів у інтервалах часу між 5-ма точками монотонні, параметри $\Delta P_2(\tau), G_i(\tau), T_{ij}(\tau)$ емулювали з випадковим відхиленням до 5% на інтервалі часу $\Delta t=312-96=216$ годин. Розрахункові псевдоеталонні значення параметрів $K_f^{\square}(\tau), K^{\square}(\tau)$, обчислювалися за тим же алгоритмом [19], аналогічно з результатами наведеними у табл. 3.1. Для отримання псевдоактуальних даних K_f величину $K_f^{\square}(\tau)$ було промодельовано з випадковим відхиленням до 12% від обчислених значень.

У результаті синтезовано навчальний набір даних із 216 точок з рівномірним приростом часу $\tau_{j+1}=\tau_j+1$ год для подальшої побудови ШНМ, наведений в додатку А.1. Дані були підготовлені та надані інженерною групою АТ «Співдружність-Т» (дистриб'ютор Alfa Laval в Україні).

Набори даних $\{\Delta P_2(\tau), G_i(\tau), T_{ij}(\tau)\}$ для побудови, навчання, валідації та тестування ШНМ обиралися з випадково у співвідношенні 70%-15%-15%.

3.2 РБМ модель оперативної оцінки ефективності ПТА

ШНМ стає потужним інструментом побудови інтелектуальних моделей і прогресує завдяки його особливості, яка полягає в здатності вивчати та узагальнювати зв'язки в наборі даних і надавати швидкі та задовільні за точністю оцінки. Нейрони організовані відповідно до архітектури, і з'єднання один з одним здійснюється за допомогою зважених зв'язків, через які можуть проходити сигнали. Кожен нейрон обробляє ваговий коефіцієнт, який додається до входу (wX) і який додається до коефіцієнта зсуву (θ) за допомогою відповідної функції активації або передачі (f) – таких як гіперболічний тангенс, лінійна передатна функція та функція Гауса, сигмоподібна функція. Таким чином, результат (Y) може бути математично виражений як:

$$Y = f(\Sigma wX + \theta). \quad (3.1)$$

Точність навчених ШНМ гарантовано досягає точності громіздких регресійних моделей, які під час роботи використовують значні обчислювальні ресурси. У цьому розділі коротко розглядається методика побудови та результати тестування найпростіших НМ прямого поширення (FFNN) для прогнозування коефіцієнта теплопередачі в реальному часі за даними попереднього розділу та рекуррентної НМ (RNN) з прихованим шаром довгострокової-короткочасної пам'яті (LSTM), яка може вивчати довготривалі залежності, обробляти послідовні вхідні дані та використовувати цикли зворотного зв'язку для передачі інформації з одного часового кроку на інший, а також більш адекватно враховує вплив тенденцій змін (часові градієнти) вхідних параметрів на виході.

Здатність нейронних мереж апроксимувати невідомі області відображення «вхід-вихід» широко використовується для ідентифікації, контролю та прогнозування поведінки об'єктів. Властивості FFNN повністю визначаються функціями активації Φ , які використовуються у вузлах прихованого шару і утворюють певний базис для вхідного векторного зображення x . Складні об'єкти моделюються за допомогою багатовимірних

функції активації радіального базису Гауса (GRB), які мають пік у центрі c і монотонно спадають із відстанню від центру:

$$\varphi(x) = \Phi(\|x - c\|, \Sigma) = \exp\left(- (x - c)^T \Sigma^{-1} (x - c)\right) = \exp\left(- \|x - c\|_{\Sigma^{-1}}^2\right), \quad (3.2)$$

де коваріаційна матриця Σ визначає форму, розмір і орієнтацію так званого рецепторного поля радіально-базисної функції. Матриця $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$ – гіпереліпсоїд, осі якого збігаються з осями вхідного простору і мають довжину $2\sigma_i^2$ за i -ою віссю.

Завдання вивчення апроксимуючої НМ полягає в тому, щоб знайти функцію $F(x)$, настільки близьку до $f(x)$, що:

$$\|F(x) - f(x)\| \leq \varepsilon, \forall x(k): k=1, 2, \dots, N, \quad (3.3)$$

де $F(x)$ – відображення, реалізоване мережею, ε – точність апроксимації.

Процес побудови моделі ділиться на два етапи – структурну та параметричну ідентифікацію, а застосування ШНМ також вимагає вирішення двох проблем: визначення структури мережі, її налаштування параметрів та навчання. Зазвичай зміна структури мережі здійснюється шляхом її поступового ускладнення шляхом додавання нових вузлів, що виконується щоразу, коли виникає додаткова помилка ідентифікації $e=d$ -у при появі нового вхідного сигналу, що перевищує допустимий. Навчання (параметрична ідентифікація) полягає у визначенні параметрів мережі і зводиться до мінімізації помилки ідентифікації – як правило, функціоналу квадратичної помилки:

$$J(k) = \|\varepsilon(k)\|^2 = \|d(k) - y(k)\|^2. \quad (3.4)$$

На практиці найбільш поширеними є дискретні алгоритми навчання виду:

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(k) e_j(k) x_i(k). \quad (3.5)$$

Швидкість процесу навчання за алгоритмами (3.4), (3.5) повністю визначається вибором параметра $\eta(k)$, який визначає крок зсуву в просторі настроюваних параметрів. Природно вибрати цей параметр так, щоб швидкість збіжності поточних значень синаптичних ваг прихованого шару NN $w_{ji}(k)$ до оптимальних гіпотетичних ваг була максимальною. Враховуючи, що оптимальне значення крокового параметра можна отримати у вигляді:

$$\eta(k) = \|x(k)\|^{-2}, \quad (3.6)$$

що приводить до однокрокового алгоритму Качмажа-Відроу-Хофа [25]:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \frac{e(k)x(k)}{\|x(k)\|^2}. \quad (3.7)$$

Архітектура FFNN реалізує відображення $R^{10} \rightarrow R^1$:

$$K_f(\tau) = F(\tau, G_1, T_{11}, T_{12}, G_2, T_{21}, T_{22}, \Delta P_2). \quad (3.8)$$

FFNN було побудовано в пакеті NeuroPh Studio, налаштування проводилося за допомогою методу найменших квадратів (LSM) і прискореного (KWH) алгоритмів, найліпшою в сенсі помилок визначено структуру 10-30-1. На рис.3б показано дві діаграми розсіювання, що представляють точність оцінки кожного алгоритму.

Фактичні значення відображаються на горизонтальній осі, а прогнозовані значення відображаються на вертикальній осі. Коефіцієнт детермінації (R^2) менший у випадку KWH, оскільки однокроковий алгоритм обчислює крутіші градієнти ваг w_{ji} під час налаштування, що призводить до локального ефекту переобладнання. І хоча загальна похибка розрахунку мережі вже на 200-й ітерації навчання була встановлена на рівні 0,005 (рис. 3а), що перевищує значення 0,021, досягнуте в [26], слід зазначити, що представлена модель не враховує тенденції часових змін вхідних параметрів. Невелика кількість і короткий період часу вимірів (216 годин) реальних поточних параметрів ПТА

суттєво знижує адекватність моделі. НМ розроблено як статичну модель, яка може бути ефективною лише для оперативної оцінки показників забруднень ПТА.

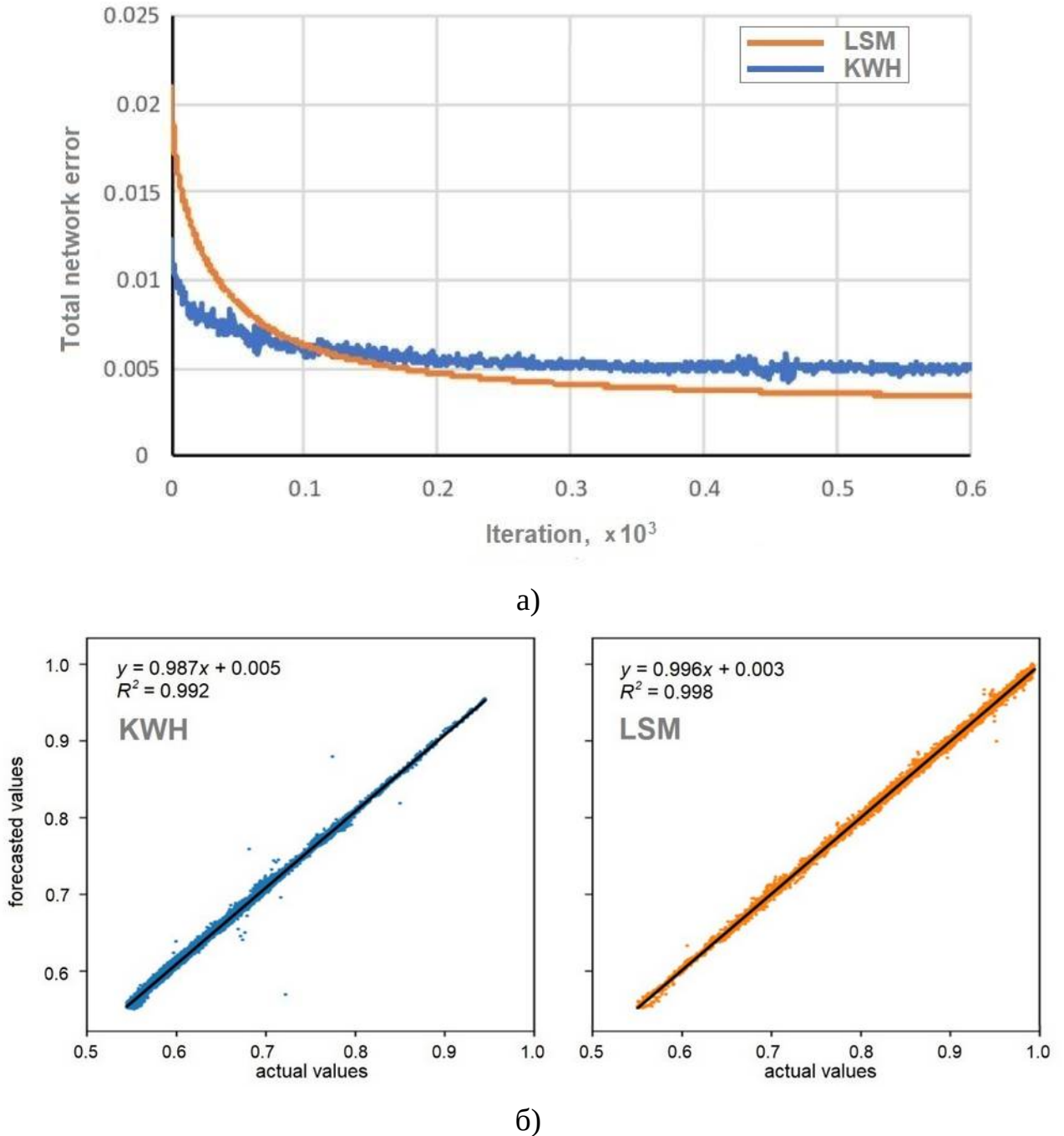


Рис. 3.2 – Результати навчання та тестування FFNN: а) похибка мережі в залежності від кроку навчання; б) точність алгоритмів KWH і LSM

3.3 Прогнозуюча LSTM нейромережа

Для адекватного прогнозування моменту часу $\tau(\lim_{\square} K_R)$ досягнення певного регламентованого значення коефіцієнта теплопередачі $\lim_{\square} K_R$, пропонується використовувати рекурентну нейронну мережу (RNN) із прихованим шаром довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM), яка враховує залежності часових змін взаємовпливу вхідних параметрів.

Метод побудови LSTM враховує довгострокові взаємозалежності вхідних змінних, дозволяє обробляти послідовні вхідні дані та використовувати цикли зворотного зв'язку для передачі інформації від одного кроку до іншого. В результаті мережа LSTM більш адекватно враховує вплив трендів (часових градієнтів) вхідних параметрів на вихід мережі. Завдяки цій структурі LSTM може аналізувати та запам'ятовувати довготривалі залежності в даних і ефективно навчатися на послідовностях різної довжини.

Ідея повторення в RNN полягає в тому, що вихід нейрона на певному кроці часу визначається не тільки поточним входом, але й внутрішнім станом нейрона, який включає інформацію про попередні входи (рис. 3.3). Це дозволяє мережі підтримувати своєрідну «пам'ять», яку можна використовувати для інформування майбутніх прогнозів. Основним будівельним блоком RNN є рекурентний нейрон, який має два входи: поточний вхід у момент часу t і вихід попереднього нейрона в момент $t-1$. Потім нейрон обчислює зважену суму цих вхідних даних і застосовує функцію активації для отримання виходу в момент часу t . Цей вихід потім подається назад у нейрон на наступний момент часу $t+1$, дозволяючи мережі підтримувати свій внутрішній стан з часом.

На практиці «повторення» в RNN реалізується за допомогою циклу зворотного зв'язку, де вихід нейрона на заданому кроці часу повертається в нейрон як вхід на наступному кроці часу (рис. 3.3). Це дозволяє мережі підтримувати свій внутрішній стан з часом і використовувати цей стан для більш точних прогнозів.

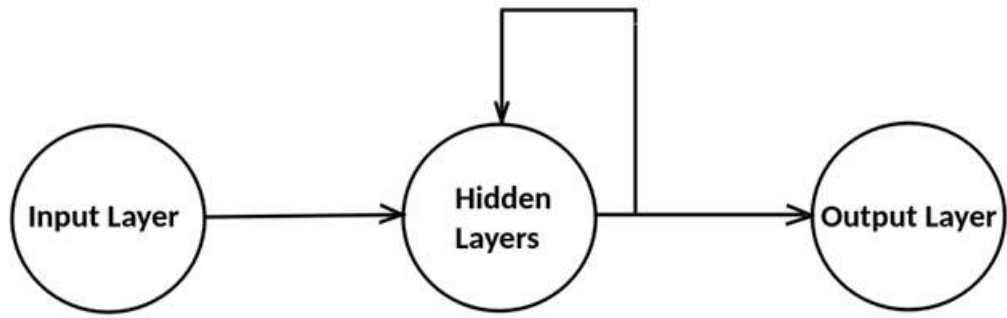


Рисунок 3.3 – Схема рекурентного нейрону

Однією з основних проблем є проблема зникнення градієнтів, яка виникає, коли градієнти, які використовуються для оновлення ваг мережі, з часом стають дуже малими. Це може ускладнити для мережі вивчення довгострокових залежностей між входами. Для вирішення проблеми зникнення градієнтів у традиційних RNN, були розроблені такі методи, як мережі довгострокової короткочасної пам'яті (LSTM), які дозволяють мережі вибірково запам'ятовувати або забувати попередні вхідні дані залежно від їх важливості.

Основна ідея мереж LSTM полягає у введенні додаткових «комірок пам'яті», які дозволяють мережі вибірково запам'ятовувати або забувати попередні вхідні дані, забезпечуючи більш точний контроль над внутрішнім станом мережі.

Основним будівельним блоком мережі LSTM є комірка LSTM, головною метою якої є відстеження довгострокових залежностей із одночасним зменшенням проблем зникнення градієнтів. LSTM-комірки здатні вчитись довгостроковим залежностям завдяки спеціальній архітектурі. Архітектура LSTM-комірки складається з трьох основних воріт (gates) та одного внутрішнього стану (cell state):

Комірка нейромережі довгострокової короткочасної пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM) - це один з видів рекурентних нейромереж (RNN), який був розроблений для вирішення проблеми затування градієнтів (vanishing gradient problem) в RNN.

Вхідні ворота (input gate): Визначають, яку інформацію з поточного вводу потрібно зберегти в внутрішньому стані, табо які входи дозволити в комірку, і контролює, яку вагу надавати кожному входу. Вхідні ворота складаються з двох частин: сигмоїдної активаційної функції, яка видає значення від 0 до 1, та гіперболічного тангенсу, який видає значення від -1 до 1.

Вхідні ворота:

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i * [h_{(t-1)}, x_t] + b_i), \\ \hat{g}_t &= \tanh(W_{\hat{g}} * [h_{(t-1)}, x_t] + b_{\hat{g}}). \end{aligned} \quad (3.9)$$

Ворота забуття (forget gate): Відповідають за визначення, яку інформацію з внутрішнього стану потрібно забути і контролює, яку вагу надавати кожному входу. Ворота забуття складаються з сигмоїдної активаційної функції, яка видає значення від 0 до 1.

Ворота забуття:

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{(t-1)}, x_t] + b_f). \quad (3.10)$$

Внутрішній стан (cell state): Це "пам'ять" LSTM-комірки, яка зберігає інформацію про попередні входи. Внутрішній стан оновлюється на кожному кроці на основі вхідних і забутих шлюзів. Вирази, що відображають процеси, які відбуваються в LSTM-комірці:

Внутрішній стан:

$$C_t = f_t \odot C_{(t-1)} + i_t \odot \hat{g}_t. \quad (3.11)$$

Вихідні ворота (output gate): Визначають, яку інформацію з внутрішнього стану передати наступному кроці. Вихідні ворота складаються з сигмоїдної активаційної функції, яка видає значення від 0 до 1, та гіперболічного тангенсу, який видає значення від -1 до 1.

Вихідні ворота:

$$\begin{aligned} o_t &= \sigma(W_o * [h_{(t-1)}, x_t] + b_o), \\ h_t &= o_t \odot \tanh(C_t). \end{aligned} \quad (3.12)$$

Тут:

σ – сигмоїдна активаційна функція;

\tanh – функція гіперболічного тангенсу;

\odot – елементарне множення (Адамара);

$W_i, W_{\hat{g}}, W_f, W_o$ – матриці ваг для вхідних воріт, стану “кандидат на оновлення”, воріт забуття та вихідних воріт відповідно;

$b_i, b_{\hat{g}}, b_f, b_o$ – вектори зміщень для вхідних воріт, стану “кандидат на оновлення”, воріт забуття та вихідних воріт відповідно;

x_t – поточний вхідний вектор на кроці t ;

$h_{(t-1)}$ – попередній вихідний стан коефіцієнту забруднення на кроці $(t-1)$;

$C_{(t-1)}$ – попередній внутрішній стан на кроці $(t-1)$;

i_t, \hat{g}_t, f_t, o_t – значення вхідних воріт, стану “кандидат на оновлення”, воріт забуття та вихідних воріт на кроці t відповідно;

C_t – внутрішній стан на кроці t ;

h_t – вихідний стан на кроці t .

Кандидатський стан (або "кандидат на оновлення стану") у контексті LSTM-комірок – це потенційна інформація, яка може бути додана до внутрішнього стану (cell state) в залежності від результатів роботи вхідних та забути воріт. Кандидатський стан обчислюється на основі поточного вводу x_t та попереднього вихідного стану $h_{(t-1)}$. Він використовує ваги та зміщення, специфічні для кандидатського стану, а також активаційну функцію - гіперболічний тангенс:

$$\hat{g}_t = \tanh(W_{\hat{g}} * [h_{(t-1)}, x_t] + b_{\hat{g}}). \quad (3.13)$$

Внутрішній стан (cell state) оновлюється з урахуванням кандидатського стану, відфільтровуючи його через вхідні ворота:

$$C_t = f_t \odot C_{(t-1)} + i_t \odot \hat{g}_t \quad (3.13)$$

Отже, кандидатський стан - це проміжний крок, який допомагає LSTM-комірці визначити, яку нову інформацію слід зберегти в внутрішньому стані на поточному кроці.

LSTM-комірка може бути схематично представлена як послідовність процесів, які відбуваються на кожному кроці часу (рис. 3.4):

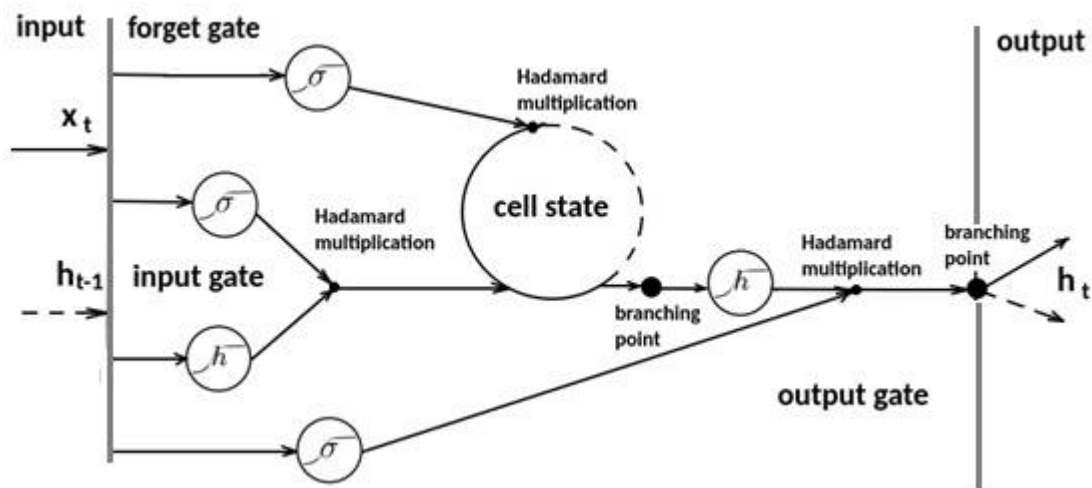


Рисунок 3.4 – Схема послідовності обчислювальних процесів на кожному кроці часу

1. Вхідні дані (x_t) та попередній вихідний стан (h_{t-1}) подаються на вхід вхідних воріт, забути воріт та вихідних воріт. Вхідні дані та попередній вихідний стан проходять через різні ваги та зміщення перед подачею на вхід активаційних функцій.
2. Вхідні ворота вирішують, яку інформацію з поточного вводу слід зберегти. Це робиться шляхом елементарного множення виходу сигмоїдної функції та гіперболічного тангенсу.

3. Забути ворота вирішують, яку інформацію з поточного внутрішнього стану слід забути. Це робиться шляхом елементарного множення виходу сигмоїдної функції та поточного внутрішнього стану.
4. Внутрішній стан оновлюється, комбінуючи результати вхідних воріт та забути воріт. Оновлений внутрішній стан може враховувати нову інформацію та забувати стару.
5. Вихідні ворота вирішують, яку інформацію з оновленого внутрішнього стану слід передати на вихід. Це робиться шляхом елементарного множення виходу сигмоїдної функції та гіперболічного тангенсу оновленого внутрішнього стану.
6. Вихідний стан (h_t) передається на наступний крок часу або використовується як кінцевий вихід LSTM-комірки.

Під час прямого проходу комірки LSTM ворота входу та забуття використовуються для вибіркового оновлення комірки пам'яті на основі поточного введення та попереднього внутрішнього стану. Потім вихідні ворота визначають, які частини оновленого внутрішнього стану використовувати у виводі комірки.

Усі ці компоненти працюють разом, щоб дозволити комірці LSTM вибірково запам'ятовувати або забувати інформацію з часом і виводити відповідну інформацію на наступні рівні нейронної мережі. Комірки LSTM містять інформацію, яка виходить за межі нормального потоку рекурентних мереж із замкнутою коміркою. Інформацію можна зберігати, записувати або зчитувати з нейронів. Нейрон вирішує, що зберігати і коли дозволити читання, запис і видалення через ворота, які відкриваються і закриваються. На відміну від цифрових накопичувачів в комп'ютерах, ці вентиля аналогові, реалізовані шляхом початкового множення на сигмоїди, результати якого знаходяться в діапазоні 0-1. Аналоговий має перевагу перед цифровим, оскільки він диференційований і тому піддається зворотному поширенню.

Під час навчання ваги мережі LSTM коригуються за допомогою зворотного поширення в часі., що є різновидом стандартного алгоритму зворотного поширення, який враховує рекурсивну природу мережі.

Зворотне поширення в часі (англ. backpropagation through time, BPTT) — це техніка, яка використовується для навчання рекурентних нейронних мереж (RNN), включаючи мережі LSTM і це різновид стандартного алгоритму зворотного поширення, який враховує рекурсивну природу мережі. Основна ідея BPTT полягає в тому, щоб обчислити градієнт функції втрат відносно ваг мережі на кожному кроці часу, а потім використовувати ці градієнти для оновлення ваг за допомогою алгоритму градієнтного спуску. Це робиться шляхом «розгортання» мережі з плином часу, щоб кожен часовий крок розглядався як окрема нейронна мережа прямого зв'язку зі своїм власним набором ваг і зміщень.

Щоб обчислити градієнти, BPTT передбачає два основні кроки:

Прямий перехід: під час прямого проходу мережа запускається вперед у часі, один часовий крок за раз, і виходи кожного тимчасового кроку зберігаються. На кожному кроці часу вхід подається в мережу, а вихід обчислюється на основі поточного внутрішнього стану мережі.

Зворотний перехід: під час зворотного проходу обчислюється градієнт функції втрат відносно виходу кожного часового кроку. Потім ці градієнти використовуються для обчислення градієнта функції втрат щодо внутрішнього стану мережі на кожному кроці часу та, нарешті, щодо ваг мережі.

Щоб запобігти вибуху або зникненню градієнтів, можна використовувати такі методи, як відсікання градієнта або регуляризація ваги.

Відсікання градієнта — це техніка, яка використовується для запобігання вибуху градієнтів у нейронній мережі під час навчання. Це може статися, коли величина градієнтів стає надто великою, внаслідок чого вагові коефіцієнти оновлюються на велику кількість за одну ітерацію, що може призвести до чисельної нестабільності та повільної збіжності. Основна ідея відсікання градієнта полягає у встановленні порогового значення, яке називається

порогом відсікання або максимальною нормою, а потім масштабування градієнтів, якщо їхня норма (тобто величина) перевищує цей поріг. Коефіцієнт масштабування вибрано для того, щоб забезпечити зниження норми градієнтів до порогу відсікання, зберігаючи напрямок градієнтів.

Існує кілька способів реалізації відсікання градієнта в нейронній мережі, але поширеним методом є обчислення норми градієнтів на кожному кроці за часом, а потім їх масштабування, якщо їх норма перевищує поріг відсікання. Масштабовані градієнти потім використовуються для оновлення ваг мережі.

Наприклад, якщо порогове значення відсікання встановлено на 1, а норма градієнтів на певному часовому етапі дорівнює 2, градієнти масштабуються з коефіцієнтом 1/2, таким чином їх норма зменшується до 1. Якщо норма градієнтів менше або дорівнює порогу відсікання, градієнти не масштабуються.

Коефіцієнт масштабування можна обчислити кількома методами, зокрема:

1. Масштабування норми L2 (L2 normalization) - це метод нормалізації вектора шляхом поділу кожного його елемента на його L2-норму (Євклідову норму). Це перетворює вектор так, що його Євклідова норма стає рівною 1, але напрямок вектора залишається незмінним.

L2-норма вектора x обчислюється за формулою:

$$\|x\| = \sqrt{(x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)},$$

де x_1, x_2, \dots, x_n - елементи вектора x .

Після обчислення L2-норми вектора x , масштабування норми L2 полягає у поділі кожного елемента вектора x на отриману L2-норму:

$$x_{\text{normalized}} = x / \|x\|.$$

Таким чином, кожний елемент $x_{\text{normalized}}$ обчислюється як:

$$x_{\text{normalized}} = x_i / \|x\|, \text{ для } i = 1, 2, \dots, n.$$

Це дозволяє отримати нормалізований вектор $x_{\text{normalized}}$ з тим же напрямком, що й вихідний вектор x , але з Євклідовою нормою рівною 1. Програмна реалізація виглядає наступним чином:

$$\text{scaled_grads} = \text{grads} * (\text{clip_norm} / \max(\text{l2_norm}, \text{clip_norm}))$$

де:

grads — градієнти, обчислені під час зворотного поширення.

clip_norm — максимально допустима норма градієнтів (тобто поріг відсікання).

l2_norm – це норма L2 градієнтів, яка обчислюється як квадратний корінь із суми квадратів окремих градієнтів.

$\max(\text{l2_norm}, \text{clip_norm})$ гарантує, що коефіцієнт масштабування не перевищує 1, що призведе до збільшення норми градієнтів.

Завдяки масштабуванню градієнтів таким чином норма градієнтів гарантовано буде меншою або дорівнює порогу відсікання, що може допомогти запобігти чисельній нестабільності та покращити конвергенцію під час навчання.

2. Масштабування норми L2 із зміною масштабу полягає в тому, щоб нормалізувати вектор, ділячи його на його L2-норму, а потім масштабувати отриманий нормалізований вектор на заданий масштаб. За своєю суттю це метод відсікання градієнта, який масштабує градієнти на коефіцієнт порогу відсікання, поділений на норму L2 градієнтів. Формула для цього процесу складається з двох основних кроків:

Вагова регуляризація - це метод, який додає додатковий штраф до функції втрат (loss function) для контролю складності моделі та запобігання перенавчанню. Найпоширенішими видами вагової регуляризації є L1-регуляризація (Lasso) та L2-регуляризація (Ridge). Регуляризація L1 передбачає

додавання суми абсолютних значень ваг до функції втрат, тоді як регуляризація L2 передбачає додавання суми квадратів ваг до функції втрат. Потім ці штрафні умови зважуються за допомогою гіперпараметра, який називається параметром регуляризації, який контролює силу регуляризації.

Формула для функції втрат з ваговою регуляризацією:

$$L'(\theta) = L(\theta) + \lambda * R(\theta),$$

де:

$L'(\theta)$ - нова функція втрат з регуляризацією;

$L(\theta)$ - оригінальна функція втрат без регуляризації;

λ - гіперпараметр регуляризації, що контролює вплив штрафу на функцію втрат;

$R(\theta)$ - штраф регуляризації, залежить від виду регуляризації (L1 або L2);

θ - параметри моделі (ваги).

Для L1-регуляризації:

$$R(\theta) = \sum |\theta_i|$$

де θ_i - i -й параметр моделі.

Для L2-регуляризації:

$$R(\theta) = (1/2) * \sum \theta_i^2$$

де θ_i - i -й параметр моделі.

Тут сума розраховується для всіх параметрів моделі. Зазвичай параметри зміщення (bias) не включаються до регуляризації.

Вибір між L1- та L2-регуляризацією залежить від потреб та особливостей задачі. L1-регуляризація має властивість стискання деяких ваг до нуля, тим самим здійснюючи відбір ознак, тоді як L2-регуляризація зменшує ваги, але не робить їх рівними нулю, тому забезпечує менш розріджені моделі.

Вплив регуляризації полягає в додаванні ухилу в бік менших ваг, що може допомогти запобігти переобладнанню шляхом зменшення складності моделі. Це пов'язано з тим, що менші ваги, як правило, менш чутливі до невеликих

змін у вхідних даних, а отже, менш імовірно, що вони будуть надмірно відповідати шуму в даних. Під час навчання ваги оновлюються за допомогою градієнтного спуску, а член регуляризації включається в обчислення градієнтів. Це означає, що вагові коефіцієнти коригуються не лише для мінімізації функції втрат, але й для мінімізації члена регуляризації.

Вибір параметра регуляризації є важливим, оскільки він контролює силу регуляризації. Більше значення параметра регуляризації призведе до сильнішого ухилу в бік менших ваг, але також може призвести до недообладнання, тоді як меншого значення може бути недостатньо для запобігання переобладнанню. Регуляризація ваги є корисною технікою для запобігання переобладнанню нейронних мереж і може допомогти покращити продуктивність узагальнення моделі. Додаючи штрафний термін до функції втрат, що заохочує ваги бути малими, регуляризація ваги може допомогти зменшити складність моделі та сприяти кращому узагальненню.

Відсікання градієнта та регуляризація ваги — це обидва методи, які можна використовувати для запобігання переобладнанню та покращення продуктивності та стабільності нейронних мереж. Однак вони працюють по-різному і підходять для різних ситуацій. Використання відсікання градієнта особливо корисно в глибоких нейронних мережах, де градієнти можуть стати дуже великими та викликати чисельну нестабільність або розбіжність під час навчання. Відсікаючи градієнти до максимального значення, обрізання градієнта може допомогти стабілізувати тренування та запобігти вибуху градієнтів. Відсікання градієнта є відносно простою для реалізації технікою, яка може бути ефективною для покращення продуктивності та стабільності нейронних мереж, особливо у випадках, коли градієнти схильні ставати дуже великими.

З іншого боку, регуляризація ваги — це техніка, яка використовується для накладення штрафу на вагові коефіцієнти нейронної мережі під час навчання. Це спонукає вагові коефіцієнти приймати менші значення, що може допомогти запобігти переобладнанню та покращити ефективність

узагальнення. Регуляризація ваги може бути особливо корисною у випадках, коли нейронна мережа має велику кількість параметрів і схильна до переобладнання, оскільки вона забезпечує спосіб регуляризації ваг і запобігання їх надто великому. Регуляризація ваги також є відносно простою технікою для реалізації, і вона може бути ефективною для покращення продуктивності та стабільності нейронних мереж, особливо у випадках, коли надмірне оснащення є проблемою.

У деяких випадках може бути корисним використовувати обидві техніки разом, оскільки вони можуть доповнювати одна одну та забезпечувати додаткову регулярність і стабільність під час навчання.

Після обчислення градієнтів їх можна використовувати для оновлення вагових коефіцієнтів мережі за допомогою алгоритму градієнтного спуску, такого як стохастичний градієнтний спуск (SGD) або одного з його варіантів. Швидкість навчання та інші гіперпараметри оптимізатора можна настроїти, щоб забезпечити збіжність мережі до оптимального набору ваг.

ВРТТ є потужною технікою для навчання мереж LSTM, але вона також може бути дорогою з точки зору обчислень, особливо для довгих послідовностей даних. Такі методи, як усічене зворотне поширення в часі (англ. truncated backpropagation through time, ТВРТТ), можна використовувати для вирішення цієї проблеми шляхом обмеження кількості часових кроків, що використовуються під час зворотного проходу.

Загалом мережі LSTM є потужним інструментом для обробки послідовних даних і успішно використовуються в широкому діапазоні додатків. Однак їх може бути складно тренувати: необхідне ретельне налаштування гіперпараметрів і методів регуляризації, щоб запобігти перенасиченню.

При створенні мережі LSTM була використана структура 11-24-1:

$$\tau \left(\lim_{\square} K_R \right) = F \left(G_1, T_{11}, T_{12}, G_2, T_{21}, T_{22}, K_f^{\square}, K_f, K_f^{(z-1)}, K_f^{(z-2)}, K_f^{(z-3)} \right), \quad (3.9)$$

де $\lim_{\square} K_R$ – величина, регламентована технологічним процесом, z^n – затримка передачі значення сигналу на n тактів.

Для навчання ШНМ до рівня адекватності $r^2 = 0.9048 > 0.9$ знадобилось 96 епох по 200 ітерацій. Використана функція активації *sigmoid*. З огляду на плавні зміни аргументу за рекомендаціями [27] використана функція втрат з ваговою регуляризацією L_2 :

$$L'(\theta) = L(\theta) + \lambda * R(\theta), \quad (3.10)$$

де:

$L'(\theta)$ - нова функція втрат з регуляризацією;

$L(\theta)$ - оригінальна функція втрат без регуляризації;

λ - гіперпараметр регуляризації, що контролює вплив штрафу на функцію втрат;

$R(\theta)$ - штраф регуляризації, залежить від виду регуляризації при L_2 :

$$R(\theta) = \sqrt{\sum \theta_i^2}, \quad (3.11)$$

де θ_i - i -й параметр моделі.

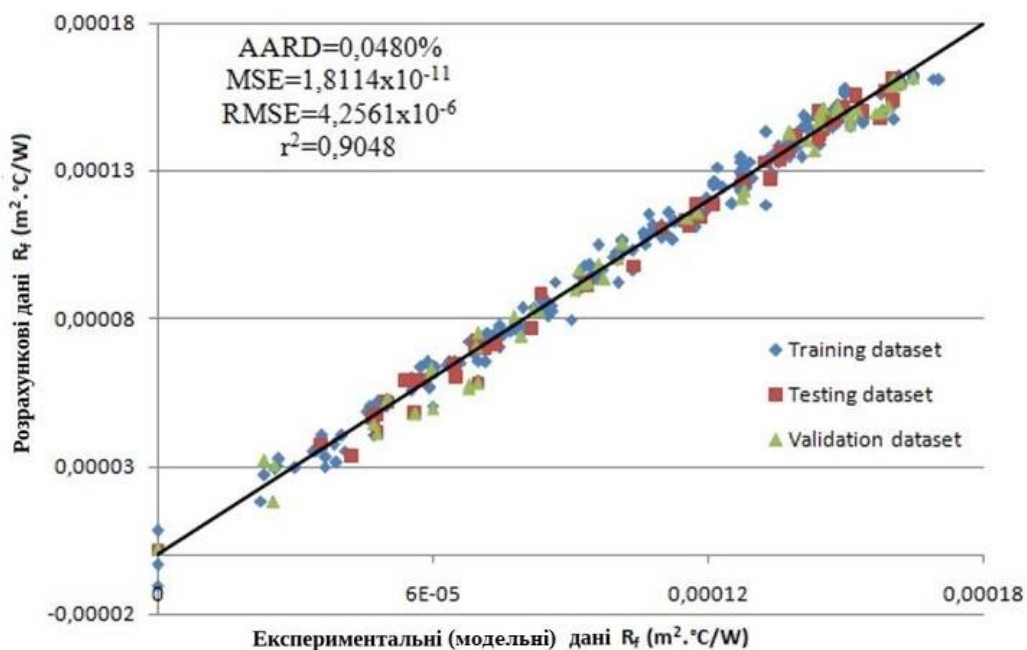


Рис. 3.5 – Результати тестування нейронної мережі LSTM $\tau(\lim K_f)$

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ

4.1 Імітаційне моделювання

Нижче наведені результати експериментального моделювання тестових прогонів мережі короткострокового прогнозування (глибина прогнозу $n=3$ такти тобто 3 години ТП) та деякі оцінки точності та адекватності розроблених ШНМ. Для зручності використовується безрозмірний показник $K_R^{\square} = K_f^{\square} / K_0^{\square}$.

Екземпляр FFNN $K_R = F(\tau, G_1, T_{11}, T_{12}, G_2, T_{21}, T_{22}, \Delta P_2)$ при фіксації параметрів температур та тиску в наведено на рисунку 3.2.

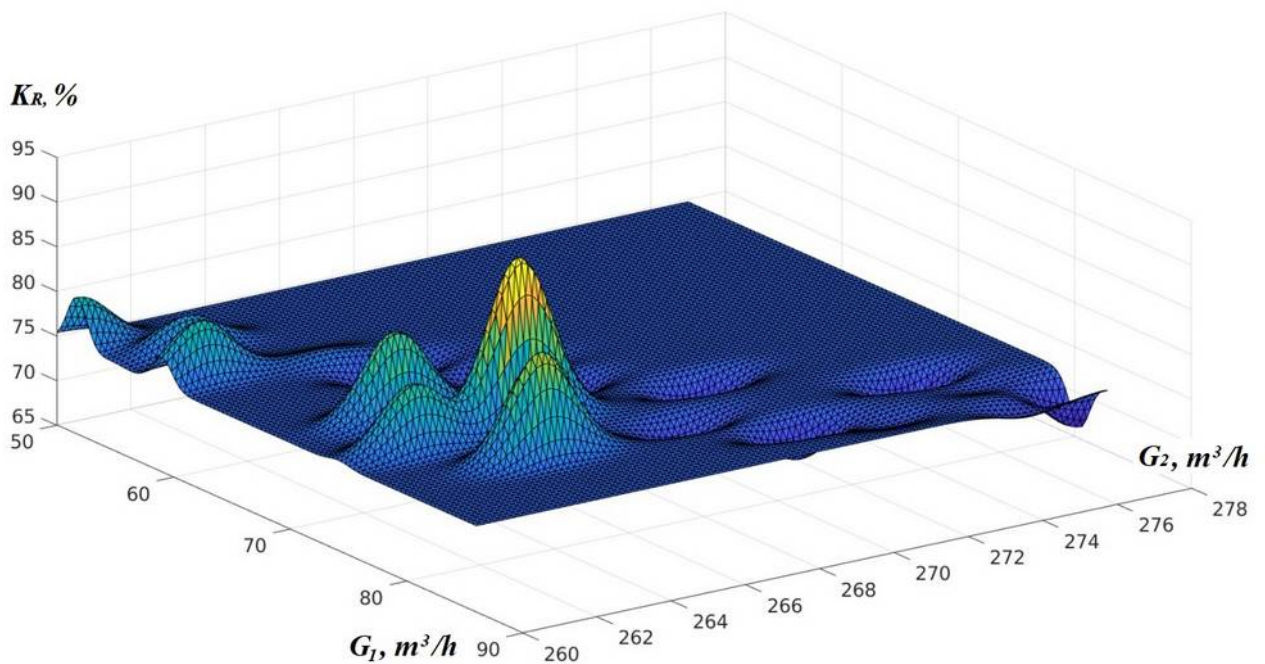


Рис. 4.1 – Вплив масового обігу потоків рідин у ПТА на коефіцієнту тепловіддачі $K_R^{\square} = F(\tau, G_1, T_{11}, T_{12}, G_2, T_{21}, T_{22}, \Delta P_2)$, FFNN

Екземпляри НМ LSTM $\tau(\lim K_f)$ наведено нижче.

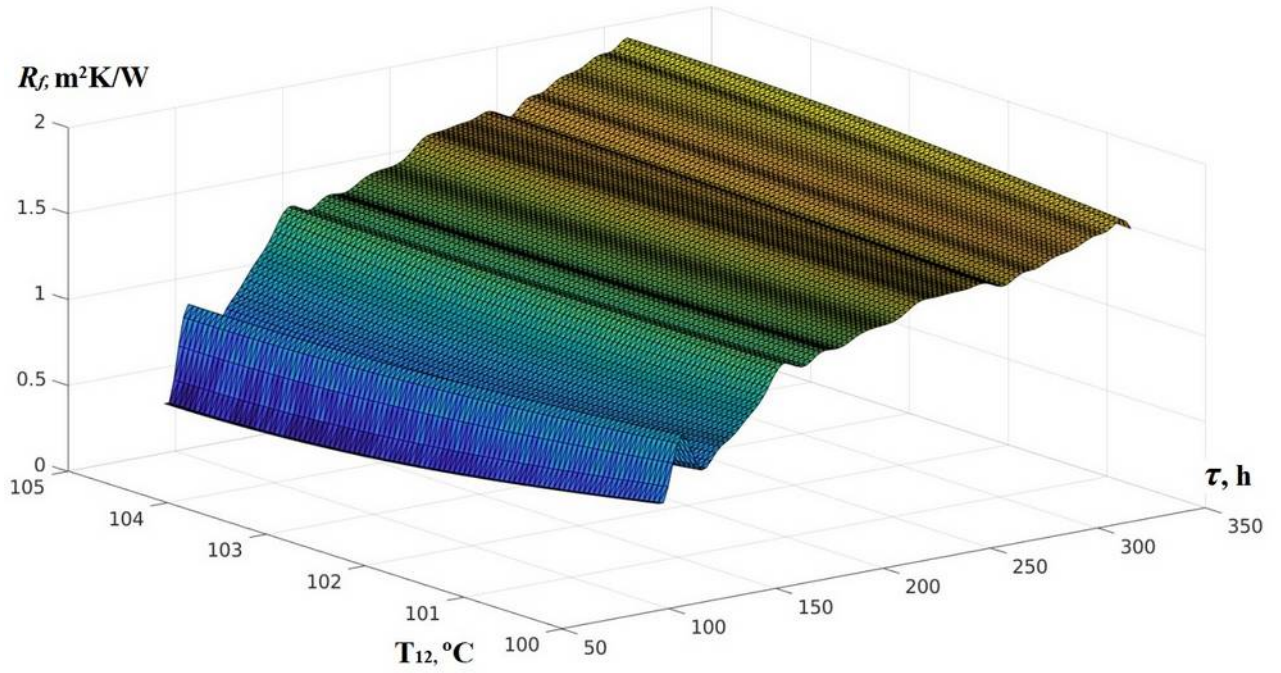


Рис. 4.2 – Залежність забруднень R_f (ф.2.1) від температури гріючого теплоносія $R_f = F(\tau, T_{12})$

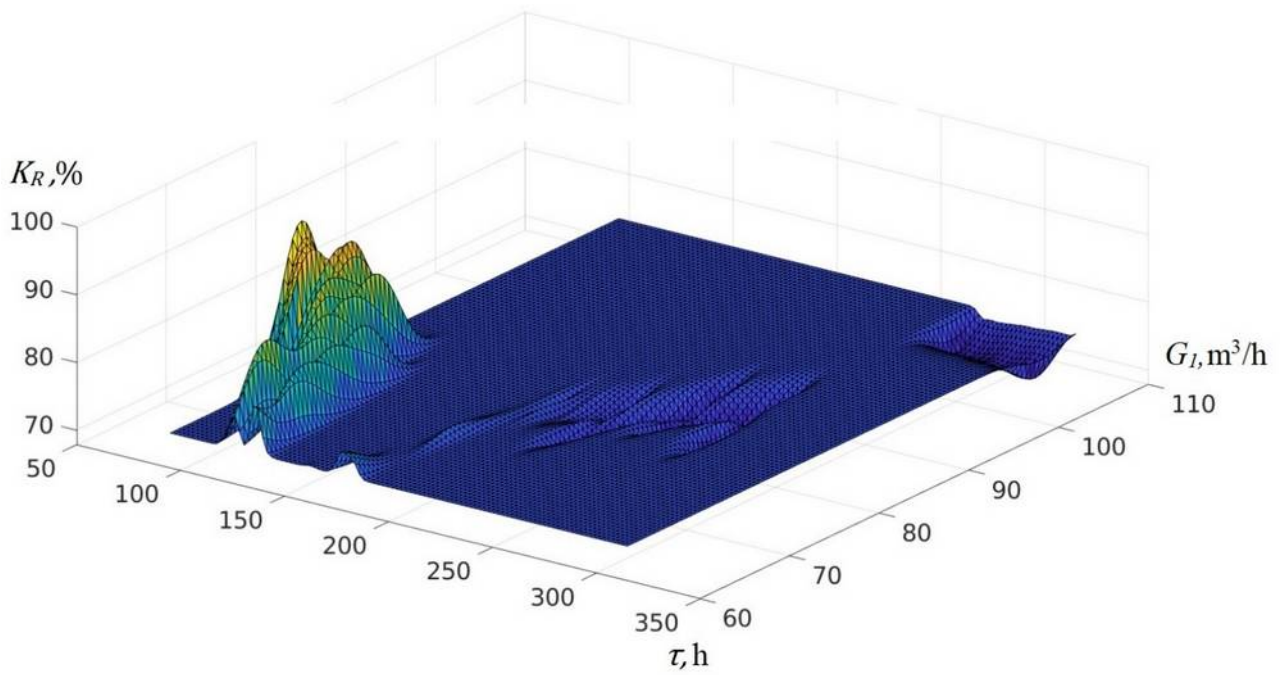


Рис. 4.3 – Залежність коефіцієнту тепловіддачі від обігу теплоносія $K_R = F(G_1, \tau)$

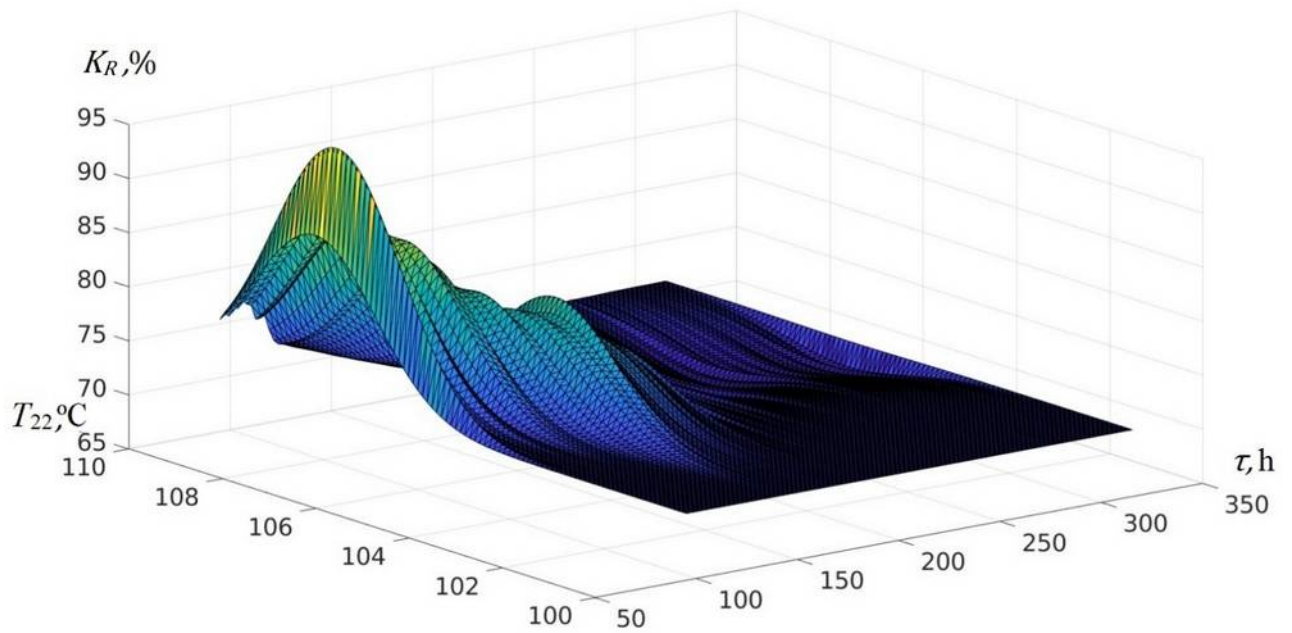


Рис. 4.4 – Залежність коефіцієнту тепловіддачі від температури нагрітого сиропу $K_R = F(\tau, T_{22})$

4.2 Оцінки адекватності моделі

Адекватність запропонованої моделі оцінювалася за допомогою чотирьох статистичних параметрів, а саме: абсолютного середнього відносного відхилення (AARD%), середньоквадратичної помилки (MSE), кореневої середньоквадратичної помилки (RMSE) і коефіцієнта кореляції r^2 . Математичні рівняння цих параметрів [25, 26] наведено нижче:

$$AARD \% = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|K_{fi}^{\text{exp}} - K_{fi}^{\text{pred}}|}{K_{fi}^{\text{exp}}}, \quad (4.1)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (K_{fi}^{\text{exp}} - K_{fi}^{\text{pred}})^2, \quad (4.2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (K_{fi}^{\text{exp}} - K_{fi}^{\text{pred}})^2}, \quad (4.3)$$

$$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (K|f_i^{\text{exp}} - \bar{K}_f)^2}{\sum_{i=1}^N (K|f_i^{\text{exp}} - K_{f_i}^{\text{pred}})^2} - \frac{\sum_{i=1}^N (K|f_i^{\text{exp}} - \bar{K}_f)^2}{\sum_{i=1}^N (K|f_i^{\text{exp}} - \bar{K}_f)^2} \quad (4.4)$$

де: $K_{f_i}^{\square}$ - являє собою коефіцієнт теплопередачі в умовах забруднення.

$K_{f_i}^{\text{exp}}$, $K_{f_i}^{\text{pred}}$, \bar{K}_f представляють експериментальний та прогнозований та усереднений коефіцієнт теплопередачі в умовах забруднення;

N – кількість використовуваних пар значень. Оцінки адекватності тестування найкращих варіантів досліджуваних ШНМ наведені у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Оцінки адекватності досліджуваних ШНМ(фрагмент)

ANN	Structure	Transfer Function	Learning algorithm / iteration	Errors of						R ²
				Training		Validation		Test		
				MSE x 10 ⁻⁶	RMSE x 10 ⁻³	MSE x 10 ⁻⁶	RMSE x 10 ⁻³	MSE x 10 ⁻⁶	RMSE x 10 ⁻³	
FFNN $K_R(\tau, h)$	10- 10 -1	Hyperbolic tangent	KWH / 243	6,0412	2,4579	7,0956	2,6638	6,1278	2,4745	0,9235
	10- 20 -1	Hyperbolic tangent	LSM / 195	5,3346	2,3097	6,1547	2,4809	5,8032	2,4080	0,9323
	10- 30 -1	GBR	LSM / 212	4,0848	2,0211	5,0846	2,2551	4,1318	2,0322	0,9981
	10- 30 -1	GBR	KWH / 351	4,2356	2,0581	5,7712	2,4023	4,2896	2,0711	0,9923
	10- 40 -1	Sigmoid	KWH / 405	6,1469	2,4793	7,3123	2,7041	6,4102	2,5318	0,8978
	10- 40 -1	Sigmoid	LSM / 373	5,8236	2,4132	7,0012	2,6460	6,3898	2,5278	0,9036
								10 ⁻¹¹	10 ⁻⁶	
LSTM $\tau(\lim K_R)$	11 -20- 1	Hyperbolic tangent	Back Propagation	7,2136	2,6858	8,6151	2,9351	7,8452	2,8009	0,8209
	11 -32- 1	ReLU	BPTT	7,0236	2,6502	8,4519	2,9072	7,6724	2,7699	0,8135
	11 - 24 - 1	Sigmoid	BPTT	6,1507	2,4801	7,1262	2,6695	1,8114	4,2562	0,9408
	11 -32- 1	ReLU	BPTT	6,2538	2,5008	7,1459	2,6732	6,6287	2,5746	0,8648
	11 -20- 1	GBR	BPTT	6,7154	2,5914	8,0236	2,8326	7,3151	2,7046	0,8091
	11 -32- 1	GBR	BPTT	7,3408	2,7094	8,7238	2,9536	8,1274	2,8509	0,7801

ВИСНОВКИ

Метою кваліфікаційно роботи була розробка процедури інтелектуального моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів за допомогою штучної нейронної мережі. Задля вирішення поставленої мети був проведений аналіз предметної області та аналіз існуючих моделей моніторингу міжрегламентного періоду експлуатації теплообмінних апаратів, були досліджені та експериментально випробувані інтелектуальні моделі для оцінювання коефіцієнта теплопередачі пластинчастих теплообмінних апаратів.

Основними результатами цієї роботи є наступні.

У роботі досліджено дві штучної нейронної мережі:

- нейронна мережа прямого поширення (FFNN) для оперативних оцінок K_f – коефіцієнту тепловіддачі;
- нейронна мережа LSTM $\tau(\lim K_f)$ для короткочасного прогнозу моменту часу досягнення регламентованого значення K_f .

Використання цих моделей дозволить оперативно оцінювати стан ПТА, виключати в ході ТП нерегламентовані параметричні режими експлуатації обладнання та аварійні ситуації, а також отримувати короткострокові прогнози щодо необхідності організації технічного регламенту ПТА. При певній адаптації та перенавчання під конкретні типи ПТА та параметри ТП моделі моть бути використані для розробки додатків до програмного забезпечення АРМ головного технолога /енергетика АСУ цукрового виробництва.

Навчання нейронної мережі прямого поширення (FFNN) на наборі даних, змодельованих в околицях опорних точок, отриманих промисловими вимірюваннями, показало належну точність (коефіцієнт детермінації $r^2 = 0.99$).

Для адекватного короткострокового прогнозування конкретного моменту часу досягнення певного значення коефіцієнта теплопередачі пропонується використовувати рекурентну нейронну мережу із прихованим шаром

довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM), яка враховує залежності часових змін взаємовпливу вхідних параметрів (коефіцієнт детермінації $r^2 = 0.9048$).

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. World Economic Forum. URL: <https://www.weforum.org/reports/annual-report-2021-2022/in-full>. (дата звернення 26.11.2023)
2. B. Bansal, X.D. Chen, H. Müller-Steinhagen, Analysis of “classical” deposition rate law for crystallisation fouling, *Chem Eng Process: Process Intensif*, 47(8), 2008, 1201-10.
3. Zohuri B. Heat exchanger types and classifications. In: *Compact Heat Exchangers*. Cham: Springer; 2017. pp. 19-56
4. Shell and tube heat exchanger cleaning. Apex Engineering Products. [Електронний ресурс] URL: <https://www.apexengineeringproducts.com/shell-and-tube-heat-exchanger-cleaning/>
5. Magazoni FC, Cabezas-Gomez L, Alvarino PF, Saiz-Jabardo JM. Magazoni FC, Cabezas-Gomez L, Alvarino PF, Saiz-Jabardo JM. Thermal performance of one pass shell and tube heat exchangers in counter flow. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*. 2019;36:869-883
6. Nadjat F. Etude de l’influence de la temperature du fluide sur la performance d’un échangeur de chaleur de la raffinerie d’Alger. Algérie: Université des sciences et de la technologie Houari Boumédiène; 2010.
7. S. Sundar, M.C. Rajagopal, H. Zhao, G. Kuntumalla, Y. Meng, C.C. Ho, C. Shao, P. Ferreira, N. Miljkovic, S. Sinha, S. Salapaka, Fouling modeling and prediction approach for heat exchangers using deep learning, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 159 (2020), 112–120. doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.120112
8. M.N. Kashani, J. Aminian, S. Shahhosseini, M. Farrokhi, Dynamic crude oil fouling prediction in industrial preheaters using optimized ANN based moving window technique, *Chemical Engineering Research and Design*, 90(7), 2012, 938-949. doi.org/10.1016/j.cherd.2011.10.013

9. P. Trzcinski, M. Markowski, Diagnosis of the fouling effects in a shell and tube heat exchanger using artificial neural network, *Chemical Engineering Transactions*, 70 (2018), 355-360. DOI: 10.3303/CET1870060
10. R. Jradi, C. Marvillet, M.R. Jeday, Modeling and comparative study of heat exchangers fouling in phosphoric acid concentration plant using experimental data, *Journal of Heat and Mass Transfer*, 56 (2020), 2653-2666. DOI: 10.1007/s00231-020-02888-9
11. W.J. Murdoch, C. Singh, K. Kumbier, R. Abbasi-Asl, B. Yu, Definitions, Methods and Applications in Interpretable Machine Learning, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116, 2019, pp.22071–22080. doi: 10.1073/pnas.1900654116
12. Garcia S, Trueba A. Fouling in heat exchangers. In: *Inverse Heat Conduction and Heat Exchangers*. London, UK: Intechopen Edition; 2019. pp. 1-27.
13. Hou TK, Kazi SN, Mahat AB, Teng CB, Al-Shamma'a A, Shaw A. Industrial heat exchanger: Operation and maintenance to minimize fouling and corrosion. In: *Heat Exchangers-advanced Features and Applications*. London, UK: Intechopen Edition; 2017.
14. Magens O.M. *Mitigation Fouling of Heat Exchangers with Fluoropolymer Coatings*. England: University of Cambridge; 2018.
15. Kazi, S. N. Fouling and fouling mitigation of calcium compounds on heat exchangers by novel colloids and surface modifications. *Rev. Chem. Eng.* 36, 653–685. <https://doi.org/10.1515/revce-2017-0076> (2020).
16. Mwaba, M. G., Golriz, M. R. & Gu, J. A semi-empirical correlation for fouling of heat exchange surfaces. *Appl. Therm. Eng.* 26, 440–447. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2005.05.021> (2006).
17. Mwaba, M. G., Rindt, C. C. M., Steenhoven, A. A. & Vorstman, M. A. G. Experimental investigation of CaSO₄ crystallization on a flat plate. *Heat Transfer Eng.* 27, 42–54. <https://doi.org/10.1080/01457630500458187> (2006).
18. Bansal, B. & Müller-Steinhagen, H. Crystallization fouling in plate heat exchangers. *Trans. ASME*. 115, 584–591. <https://doi.org/10.1115/1.2910728> (1993).

19. Arsenyeva, O. P., Crittenden, B., Yang, M. & Kapustenko, P. O. Accounting for the thermal resistance of cooling water fouling in plate heat exchangers. *ATE* 61, 53–59 (2013).
20. Shafiq, A., Çolak, A. B. & Sindhu, T. N. Modeling of Soret and Dufou's convective heat transfer in nanofluid flow through a moving needle with artificial neural network. *Arab. J. Sci. Eng.* <https://doi.org/10.1007/s13369-022-06945-9> (2022)
21. Biyanto, T. R. Fouling resistance prediction using artificial neural network non linear auto-regressive with exogenous input model based on operating conditions and fluid properties correlations. *AIP Conf. Proc.* <https://doi.org/10.1063/1.4949304> (2016).
22. Mohanty, D. K. & Singru, P. M. Fouling analysis of a shell and tube heat exchanger using local linear wavelet neural network. *Int. J. Heat Mass Transf.* 77, 946–955 (2014)
23. Shafiq, A., Çolak, A. B. & Sindhu, T. N. Designing artificial neural network of nanoparticle diameter and solid–fluid interfacial layer on single-walled carbon nanotubes/ethylene glycol nanofluid flow on thin slendering needles. *Int. J. Numer. Meth. Fluids* 93, 3384–3404. <https://doi.org/10.1002/flid.5038> (2021).
24. L.Galčíková, M. Horváthová, J. Oravec, M. Bakošová, Self-Tunable Approximated Explicit Model Predictive Control of a Heat Exchanger, *Chemical Engineering Transactions*, 94, 2022, 1015-1020. DOI: 10.3303/CET2294169
25. X. Chen, A.M. Powell, Almost sure convergence of the Kaczmarz algorithm with random measurements, *J. Fourier Anal., Appl.* 18(6), 2012, 1195–1214. doi.org/10.1007/s00041-012-9237-2.
26. O. Demirskyy, P. Kapustenko, G. Khavin, O. Arsenyeva, O. Matsegora, S. Kusakov, I. Bocharnikov, V. Tovazhnianskyi, Investigation of fouling in plate heat exchangers at sugar factory, *Chemical Engineering Transactions*, 52, 2016, 583-588. DOI: 10.3303/CET1652098
27. Hochreiter, S., and J. Schmidhuber. "Long short-term memory." *Neural computation*. Vol. 9, Number 8, 1997, pp.1735–1780.

28. Priddy, K. L. & Keller, P. E. *Artificial Neural Network: An Introduction* 1st ed. (SPI Press, 2005).