

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)

Інтелектуальне оцінювання ефективності пластинчастих  
теплообмінних апаратів

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТМ-22-1

**Олексій ПАШОЛОК**

(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 Пашолку Олексію Сергійовичу1. Тема роботи (проекту) Інтелектуальне оцінювання ефективності  
пластинчастих теплообмінних апаратів

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

2. Термін подання учнем роботи до екзаменаційної комісії 24.01.2024р.

3. Вихідні дані до роботи (проекту) \_\_\_\_\_

1) особливості режиму експлуатації теплообмінних апаратів;

2) види забруднень теплообмінних апаратів;

3) програмне забезпечення - пакет STATISTICA; SciLab

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі:

Огляд стану проблеми та постановка задачіАналіз літератури за напрямком дослідженняАналіз проблеми оцінювання ефективності теплообмінних апаратів;Розробка інтелектуальної моделі оцінки оцінювання ефективності  
пластинчастих теплообмінних апаратівЕкспериментальні дослідженняПідготовка презентаційного матеріалу5. 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 наявністю 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 оцінювання ефективності пластинчастих теплообмінних апаратів	28.11-03.12.2023	Виконано
5	Розробка інтелектуальної моделі оцінювання ефективності пластинчастих теплообмінних апаратів	04.12- 24.12.2023	Виконано
7	Експериментальні дослідження	25.12-31.12.2023	Виконано
8	Підготовка презентаційного матеріалу	01.01-23.01.2024	Виконано
9	Подання до ДЕК	24.01.2024	Виконано
10	Захист проекту	25.01.2024	

Дата видачі завдання «06» листопада 2023 р.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ доц. каф. КІТС Олег ІЛЮНІН  
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 99 сторінок, 16 рисунків, 8 таблиць, 1 додаток, 31 джерело.

### ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ОЦІНЮВАННЯ, ЕФЕКТИВНІСТЬ, ШНМ, ТЕПЛООБМІННІ АПАРАТИ, BFGS, СТІЙКІСТЬ ДО ЗАБРУДНЕННЯ

У сучасних умовах ефективність теплообмінних апаратів у значній мірі залежить від їхнього опору забрудненню. Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка інструментів інтелектуального оцінювання опору забрудненню для теплообмінних апаратів з поперечним потоком. Для досягнення цієї мети використовується штучна нейронна мережа, що дозволяє враховувати різноманітні параметри та умови експлуатації.

В роботі проведений аналіз предметної області, основні аспекти функціонування теплообмінних апаратів та чинники, що впливають на їхню ефективність. Були проаналізовані існуючі моделі оцінки експлуатаційних характеристик цих пристроїв. Основною частиною дослідження є розробка інтелектуальної моделі для оцінювання опору забрудненню теплообмінних апаратів з поперечним потоком. Використання штучної нейронної мережі прямого поширення дозволяє урахувати складні взаємозв'язки між різними факторами та забезпечити точне прогнозування опору забрудненню в період експлуатації. Останнім етапом дослідження є експериментальні випробування та дослідження властивостей розробленої інтелектуальної моделі. Це дозволяє підтвердити або вдосконалити розроблену модель на основі отриманих даних.

Отже, дана кваліфікаційна робота спрямована на вдосконалення методів оцінювання теплообмінних апаратів та впровадження інтелектуальних інструментів для прогнозування опору забрудненню у період їхньої експлуатації.

## ABSTRACT

Explanatory note of the qualification work: 99 pages, 16 figures, 8 tables, 1 appendic, 31 sources.

INTELLIGENT EVALUATION, EFFICIENCY, CNC, HEAT EXCHANGERS, BFGS, POLLUTION RESISTANCE

In modern conditions, the efficiency of heat exchangers largely depends on their resistance to pollution. The purpose of this qualification work is to develop tools for intelligent assessment of pollution resistance for cross-flow heat exchangers. To achieve this goal, an artificial neural network is used, which allows taking into account various parameters and operating conditions.

The work includes an analysis of the subject area, the main aspects of the functioning of heat exchange devices and factors affecting their efficiency. The existing models for evaluating the operational characteristics of these devices were analyzed. The main part of the research is the development of an intelligent model for evaluating the resistance to contamination of heat exchangers with a transverse flow. The use of an artificial neural network of direct propagation allows to take into account the complex relationships between various factors and ensure accurate prediction of resistance to pollution during the period of operation. The last stage of the research is experimental testing and research of the properties of the developed intelligent model. This allows you to confirm or improve the developed model based on the received data.

Therefore, this qualification work is aimed at improving the methods of evaluating heat exchange devices and implementing intelligent tools for forecasting resistance to pollution during their operation.

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)

Інтелектуальне оцінювання ефективності пластинчастих  
теплообмінних апаратів

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТм-22-1

**Олексій ПАШОЛОК**

(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

Пашолок О. С. Інтелектуальне оцінювання ефективності пластинчастих теплообмінних апаратів. – Магістерська кваліфікаційна робота.

Пропонована кваліфікаційна робота присвячена розробці високоточного інтелектуального інструменту для оцінювання величини опору забруднення теплообмінника з поперечним потоком. У роботі використовується штучна нейронна мережа прямого поширення для оперативного визначення ефективності теплообмінника та корекції його виробничих режимів.

Основним об'єктом дослідження є теплообмінник, який використовується в процесі збагачення фосфорної кислоти на заводі. Досліджено вплив зв'язків між параметрами процесу та відгуком теплообмінника на ефективність його роботи. Застосування штучної нейронної мережі дозволило провести оперативний аналіз та корекцію виробничих режимів для досягнення оптимальної продуктивності та мінімізації втрат.

Результати роботи можуть бути використані в промисловості для ефективного управління технологічними процесами та підвищення загальної продуктивності у сфері збагачення фосфорної кислоти.

У першому розділі проведений аналіз предметної області, основні аспекти функціонування теплообмінних апаратів та чинники, що впливають на їхню ефективність. Були розглянуті основні види забруднень, несприятливі наслідки забруднення, а також особливості періоду експлуатації теплообмінних апаратів. В результаті цього аналізу була доведена необхідність можливості оперативного оцінювання опору забруднення, щоб запланувати та виконати очищення теплообмінника.

У другому розділі проаналізовані існуючі моделі оцінювання ефективності теплообмінних апаратів у процесі експлуатації. Було визначено, що теоретичні та експериментальні дослідження зосереджені на

кристалізаційному забрудненні сульфатом кальцію, що може спричинити підвищення  $pH$ , яке зменшує розчинність сульфату кальцію. Це забруднення сильно прикріплюється до нагрітих поверхонь і потребує інтенсивної механічної або хімічної обробки для видалення. Різні параметри можуть впливати на кристалізаційне забруднення, такі як теплові умови системи, термодинаміка та властивості матеріалу через їх складність. Тому поведінка забруднення однієї солі може відрізнятися в різних системах і умовах експлуатації. Також було досліджено, для того, щоб зменшити забруднення в процесі, важливо розуміти відповідну поведінку забруднення. Раніше увага приділялася передбаченню та ідентифікації поведінки забруднення, щоб підтримувати їх небажані ефекти на контрольованому рівні. Оцінка забруднення за допомогою класичних методів априорі має обмеження щодо точності складності і нелінійності проблеми. Завдяки прогресу інформаційних технологій останнім часом, використання штучної нейронної мережі, може досягти високоточного прогнозування складних проблем. Таким чином, ця техніка може надати корисні інструменти для моделювання та кореляції практичних проблеми з теплопередачею.

У третьому розділі був описаний процес промислового концентрування фосфорної кислоти, задля детального поняття та опису параметрів, які необхідно враховувати для оцінювання ефективності пластинчастих теплообмінних апаратів з поперечним потоком. Також була обрана оптимальна архітектура штучної нейронної мережі. Модель ШНМ була розроблена з використанням нейронної мережі прямого поширення для оцінки опору забрудненню в теплообміннику з поперечним потоком. Під час моделювання та відповідно до процентного співвідношення дільника та функції за замовчуванням у програмному забезпеченні STATISTICA 70% набору даних було використано для навчального набору, тоді як решта 30% набору даних були використані для перевірки та тестування (по 15% кожного). Було знайдено оптимальні функція передачі та навчальний алгоритм.

В четвертому розділі наведені результати експериментальних досліджень запропонованої моделі. За методом Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно, що є одним з найрозповсюдженіших серед класу квазіньютонівських методів, отримано найефективнішу модель ШНМ. Ефективність 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  $r^2$ . Був досліджений вплив зв'язків між параметрами процесу та відгуком. Використовуючи ШНМ, в пакеті STATISTICA побудовано шість наборів 2-D і 3-D поверхневих графіків для дослідження взаємодії чотирьох незалежних параметрів, якими є температури на вході і на виході, щільність кислоти і об'ємний потік кислоти. Отримані тривимірні та двовимірні контурні графіки, що демонструють інтерактивні ефекти між параметрами до показника стійкості до забруднення.

За допомогою запропонованої моделі було досліджено вплив зв'язків між параметрами процесу та відгуком, а також для оперативного визначення ефективності теплообмінника для корекції його виробничих режимів в рамках оптимізації роботи заводу збагачення фосфорної кислоти. Запропоновану модель можна використати для підбору оптимальних параметрів ТП, з огляду на регламентовані обмеження та технічні характеристики використовувного у процесі теплообмінника.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ОЦІНЮВАННЯ, ЕФЕКТИВНІСТЬ, ШНМ,  
ТЕПЛООБМІННІ АПАРАТИ, BFGS, СТІЙКІСТЬ ДО ЗАБРУДНЕННЯ

Публікації здобувача та викладачів кафедри за темою роботи:

1. O. Pasholoc. Features of Using Neural Network Models for Intelligent Management of Continuous Processes / Materials of the XI International Scientific

Conference «Information-Control Systems and Technologies» 21th–23th September, 2023, Odessa

2. Олег Ілюнін, Олександр Безсонов, Сергій Руденко, Ілля Чапарин. Інтелектуальні Моделі Оцінювання Забруднення Пластинчастих Теплообмінників. Матеріали 12-ї Міжнар. науково-техн. Конф. «Інформаційні системи та технології ІСТ-2023», 28 листопада-1 грудня 2023 р., Харків

3. 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	12
Вступ	13
1 Аналіз предметної області та постановка задачі дослідження	15
1.1 Види забруднень теплообмінних апаратів	17
1.2 Особливості визначення тривалості експлуатації теплообмінних апаратів	21
1.3 Застосування інтелектуальних моделей оцінювання ефективності теплообмінних апаратів у процесі експлуатації	25
1.4 Постановка задачі дослідження	28
2 Аналіз існуючих моделей оцінювання ефективності теплообмінних апаратів у процесі експлуатації	30
2.1 Дослідження процесу забруднення теплообмінних апаратів	30
2.2 Оцінка забруднення за допомогою класичних методів	37
3 Інтелектуальне оцінювання стану теплообмінних апаратів за допомогою штучної нейронної мережі	43
3.1 Опис процесу установки промислового концентрування фосфорної кислоти	43
3.2 Вибір архітектури ШНМ	47
3.3 Відповідна функція активації ШНМ і алгоритм навчання	54
4 Експериментальні випробування запропонованої моделі	60
4.1 Метод Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно	60
4.2 Оцінки ефективності моделі	62
4.3 Дослідження впливу зв'язків між параметрами процесу та відгуком	64
Висновки	72
Перелік використаних джерел	74
Додаток Графічний матеріал кваліфікаційної роботи	78

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ТО – теплообмінник

ТП – технологічний процес

ШІ – штучний інтелект

ШНМ – штучна нейронна мережа;

ANN – англ. Artificial Neural Network

AARD – абсолютне середнє відносне відхилення (%)

BFGS – метод Бройдена–Флетчера–Голдфарба–Шенно

MSE – середньоквадратична помилка

RMSE – корінь середньоквадратичної помилки

$r^2$  – коефіцієнт кореляції

## ВСТУП

Теплообмінні апарати здатні переносити тепло з одного середовища до іншого, не змінюючи фазу стану речовини. Вони 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 середовища.

Застосування теплообмінників розповсюджене у промисловості, де вони беруть участь у різних процесах, від охолодження машин до використання у хімічних та нафтопереробних підприємствах. Ці апарати важливі для енергетики, де забезпечують передачу тепла у теплових електростанціях та інших енергетичних системах. Їхнє значення в побуті також важливе, наприклад, у системах опалення та кондиціонування повітря, що забезпечує комфорт у приміщеннях.

Інтелектуальна оперативна оцінка ефективності експлуатації теплообмінних апаратів представляє собою новаторський підхід до контролю та підтримки працездатності цих пристроїв. Він ґрунтується на застосуванні сучасних технологій, які дозволяють автоматизувати процеси моніторингу, аналізу та управління станом теплообмінних апаратів.

Цей інтелектуальний підхід базується на використанні різноманітних методів аналізу даних, машинного навчання та системного моніторингу для передбачення потенційних проблем, а також планування оптимальних стратегій обслуговування.

Його значущість полягає у здатності оперативно реагувати на зміни параметрів роботи, попереджаючи можливі аварійні ситуації та забезпечуючи безперебійну та ефективну роботу обладнання. Оперативність інтелектуального моніторингу забезпечує максимальну продуктивність апаратів, мінімізує витрати на ремонт та збільшує загальну надійність системи теплообміну.

Технології машинного навчання, аналізу даних та IoT дозволяють автоматизувати процеси моніторингу та аналізу стану обладнання, забезпечуючи оперативну реакцію на зміни параметрів роботи та передбачаючи можливі поломки чи проблеми до їх виникнення. Це сприяє збереженню часу та ресурсів, покращує безпеку промислових процесів та підвищує ефективність управління обладнанням. Тому інтелектуальна оцінка ефективності обладнання залишається актуальним і стратегічно важливим напрямком розвитку в сучасній промисловості.

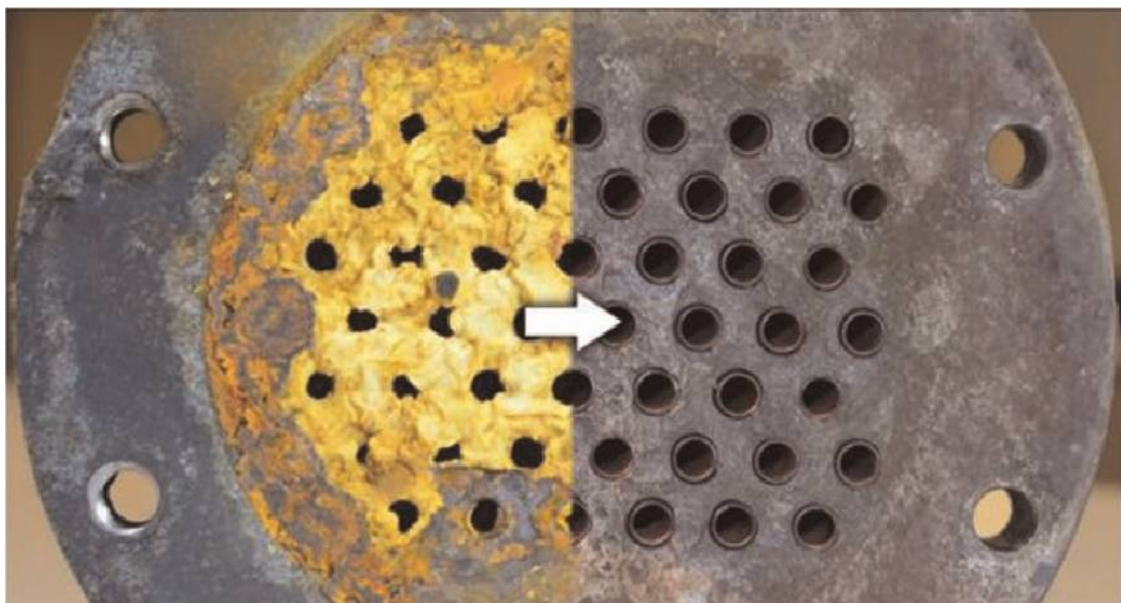
## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Теплообмінник у промисловості – це обладнання, яке використовує процес обміну тепловою енергією між двома або більше середовищами, наявними при різній температурі [1]. Це обладнання застосовується в різних промислових процесах, наприклад, у виробництві на електростанціях, у нафтовій та газовій промисловості, хімічних переробних заводах, транспорті, криогенних установках, кондиціонуванні повітря, охолодженні, рекуперації тепла, а також у інших галузях промисловості, і цей пристрій завжди тісно пов'язаний з нашим повсякденним життям, наприклад, випарники, підігрівачі повітря, автомобільні радіатори, конденсатори та охолоджувачі масла. Загалом поверхня теплопередачі розділяє рідину для більшості теплообмінників. Види поверхонь включають в себе широкий спектр різних конфігурацій каналів проходження потоку для досягнення бажаної продуктивності в різних застосуваннях [2]. Теплообмінники можна класифікувати різними способами. Для промислових теплообмінників класифікація, як правило, базується на конструкції, процесах передачі теплової енергії, ступенях компактності поверхні, схемах потоку; проходи, фази технологічних рідин і механізми теплопередачі.

Звичайні вимоги до процесу, визначені умовами експлуатації для поєднання станів без корозії та її присутності, а також чистих і забруднених умов, повинні бути враховані в концепції конструкції теплообмінника. Найважливішим із критичних критеріїв є конструкція теплообмінника для об'єкта технічного обслуговування, що означає очищення або заміну частин (пластин, труб, кожухів, фітінгів тощо), пошкоджених старінням, вібрацією, корозією або ерозією протягом усього терміну служби. Тому конструкція теплообмінника повинна бути максимально простою, особливо якщо очікується значне забруднення. За рахунок мінімізації температури в поєднанні

з вибором швидкості рідини та зменшенням концентрації попередників забруднюючих речовин можна зменшити цю кількість потенційних забруднень. Крім того, має бути дозволена найвища швидкість течії за умов перепаду тиску та ерозії від потоку. Крім того, вибір матеріалу в межах 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 транспортних ліній рідин теплообміну.

Осадження та накопичення небажаних матеріалів або речовин на поверхнях теплообмінників спричиняє забруднення теплового обладнання [3]. Цей відкладення, яке утворюється на одній або обох сторонах поверхні теплообмінника, має нижчу теплопровідність, ніж у металу, що утворює поверхню обміну, що створює значне збільшення загального опору теплопередачі і, отже, зниження продуктивності теплообмінник. Це також впливає на поперечний переріз рідин, що спричиняє збільшення перепаду тиску. Слід зазначити, що чим більше розмір теплообмінника, тим більше тривалість зупинки виробництва. На рис. 1.1 [4] показаний пучок теплообмінних трубок у забрудненому (рис. 1а) та чистому стані (рис. 1б).



а)

б)

Рис.1.1 - Забруднені та чисті пучки теплообмінних труб

Окрім наслідків для енергетичних характеристик, забруднення в теплообмінниках створює проблеми з точки зору їх експлуатації та неминуче викликає значні додаткові витрати на інвестиції під час проектування пристроїв, але особливо під час їх експлуатації. Ці додаткові витрати в основному зумовлені зростанням споживання енергії, виробничими втратами, а також витратами на технічне обслуговування та очищення, пов'язаних із закупорюванням і засміченням труб.

### 1.1 Види забруднень теплообмінних апаратів

Можна класифікувати забруднення відповідно до механізму, який контролює швидкість осадження, відповідно до умов використання теплообмінника, або відповідно до домінуючого механізму, навіть якщо він не контролює швидкість осадження. Забруднення з'являється після накопичення дрібнодисперсних твердих частинок, зважених у рідині для обробки, на поверхні теплопередачі. Можна виділити три різні форми забруднення [5]:

- забруднення частинками;
- хімічна реакція забруднення;
- біологічне забруднення.

Забруднення частинками виникає, коли тверді частинки, зважені в технологічному потоці, накопичуються на поверхні теплопередачі. Процес розглядається як «седиментаційне» забруднення, якщо осідання відбувається через силу тяжіння, а також інші механізми осадження. Це також включає відкладення продуктів корозії, диспергованих у рідинах, як глинисті та мінеральні частинки в річковій воді, зважені тверді речовини в охолоджувальній воді, частинки сажі неповного згорання, магнітні частинки в економайзерах, відкладення солей у системах опріснення, відкладення частинок пилу в повітроохолоджувачах, частинки, частково присутні в забрудненні котлів з боку вогню (з боку газу) тощо. Концентрація зважених частинок, швидкість потоку рідини, температурні умови на забрудненій

поверхні (нагрітій або ненагрітій), а також тепловий потік на поверхні теплообміну є деякими факторами, які можуть впливати на забруднення частинками. На рис.1.2 [6] показано фотографію забруднення твердими частинками.



Рис.1.2 - Накопичення твердих часток у трубчастому теплообміннику

Результат утворення відкладень внаслідок однієї або кількох хімічних реакцій між реагентами, що містяться в текучій рідині, в яких сам матеріал поверхні не є реагентом або учасником. У цьому випадку поверхня теплообміну може діяти як каталізатор, як у крекінгу, коксуванні, полімеризації та автоокисленні. Термічні нестабільності хімічних речовин також можуть викликати попередники забруднення, такі як асфальтени та білки.

Такі типи забруднень спостерігаються в широкому діапазоні температур від навколишнього середовища до понад 1000°C, але більш виражені при

вищих температурах. Небажана хімічна реакція, що відбувається під час процесу теплопередачі, є наслідком механізму цього забруднення. Кілька застосувань у переробній промисловості сприяли утворенню забруднень хімічної реакції, таких як нафтохімічна промисловість, нафтопереробка, парофазний піроліз, охолодження газу та мастил, полімеризація технологічних мономерів тощо. Крім того, забруднення поверхні теплообміну біологічними рідинами може включати складні гетерогенні хімічні реакції та фізико-хімічні процеси. У разі гальмування утворення захисного оксидного шару відкладення від забруднення хімічною реакцією можуть сприяти корозії на поверхні. Цей тип забруднення часто надзвичайно стійкий, що вимагає спеціальних заходів для очищення від відкладень з поверхонь теплообмінника, щоб забезпечити їм задовільний термін експлуатації [6]. На рис.1.3 зображено фотографію забруднення в результаті хімічної реакції.



Рис.1.3 - Залишок вуглеводню в трубках теплообмінника

Біологічне забруднення виникає внаслідок прикріплення та росту макроорганізмів та/або мікроорганізмів та їх продуктів на поверхні теплообміну, що зазвичай називається «біологічним забрудненням», і це, як правило, проблема у водних потоках. Біологічне забруднення загалом можна розділити на два основні 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, наприклад, молюсків, вусоногих раковин, мідій та рослинності, які знаходяться в морській воді або в технологічних водоймищах охолодження.

Як правило, мікробне забруднення передуює відкладенню макробіої, тому воно може вважатися головним інтересом. Біологічне забруднення зазвичай має форму біоплівки або шару слизу на поверхні, яка є нерівною, ниткоподібною та деформується, але її важко видалити. Фотографію, що ілюструє біологічне забруднення, наведено на рисунку 1.4 [6].

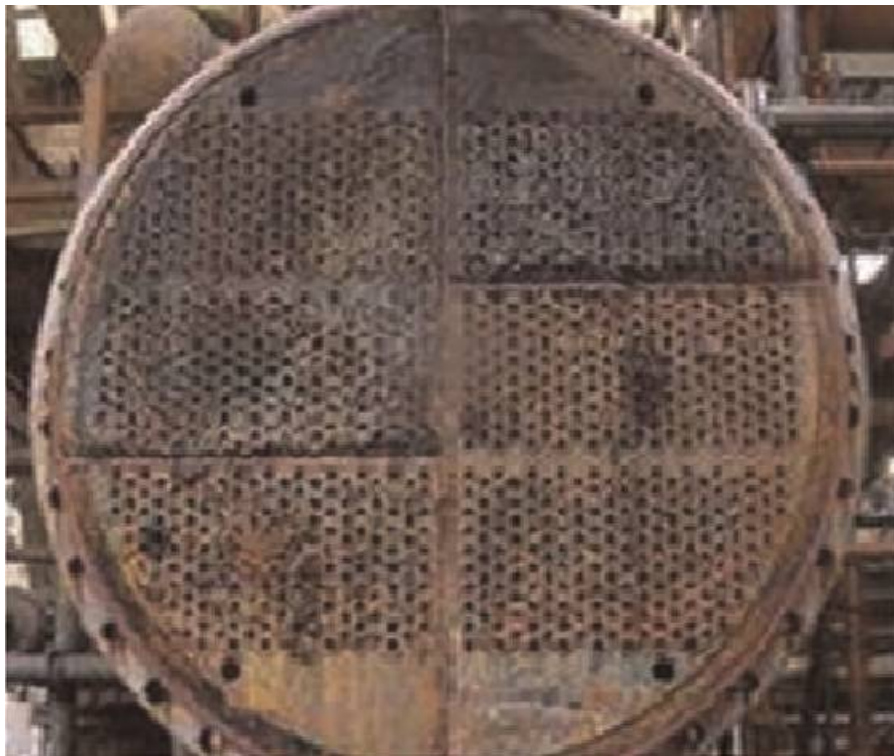


Рис.1.4 – Наявність біобросання в трубчастому пучку теплообмінника

Біологічне забруднення, як правило, пов'язане з відкритою рециркуляцією або прямоточними системами з охолоджувальною водою, незважаючи на те, що воно може відбуватися у відповідних потоках рідини. Біологічне забруднення може сприяти корозійному забрудненню під шаром слизу. Однією з поширених проблем [6] при роботі теплообмінника є ріст прикріплених організмів. Кілька процесів можуть постраждати від біологічного забруднення, наприклад харчова промисловість, конденсатори електростанцій, що використовують морську воду, тощо.

Рідко трапляється, що забруднення теплообмінника є результатом дії одного механізму. Два або, ймовірно, більше механізмів задіяні в більшості технологічних потоків, де відбувається забруднення [5]. З практичної точки зору, один механізм може бути домінуючим, а інші наявні механізми можна ігнорувати, коли розглядаються заходи щодо виправлення.

Виробництво сірчаної, хлорної або фосфорної кислоти зневодненим процесом призводить до випадання небажаних нерозчинних солей, що сприяє утворенню кристалізаційного забруднення на поверхнях теплообмінників. Під час операції концентрації кислоти наявність забруднення в теплообмінниках призводить до зниження продуктивності цього обладнання з точки зору теплопередачі, одночасно збільшуючи втрати енергії та пошкоджуючи апарат. Щоб пом'якшити ці несприятливі наслідки забруднення, необхідно мати можливість оперативного оцінювання термічного опору забруднення, щоб запланувати та виконати очищення теплообмінника.

## 1.2 Особливості визначення тривалості експлуатації теплообмінних апаратів

Тривалість ефективної експлуатації теплообмінних апаратів може значно варіюватися і залежить від багатьох факторів:

а) умов експлуатації. Якщо теплообмінний апарат працює в агресивних середовищах (з високою концентрацією корозійних речовин, агресивними хімічними сполуками тощо), це може скоротити його термін служби;

б) якість матеріалів. Використання високоякісних матеріалів, які відповідають вимогам експлуатації, може значно продовжити термін служби теплообмінного обладнання;

в) режим експлуатації та обслуговування. Регулярне обслуговування, очищення, перевірка на протікання, контроль за станом ущільнювачів та загальний технічний стан може сприяти тривалішому функціонуванню;

г) температурні умови. Якщо теплообмінний апарат регулярно піддається великим температурним коливанням, це також може вплинути на його термін служби;

д) ефективність конструкції. Якщо конструкція теплообмінника добре розроблена та забезпечує ефективний теплообмін, це може позитивно позначитися на тривалості його роботи.

Ідеально обслуговуваний та відповідно експлуатований теплообмінний апарат може прослужити десятки років. Однак реальний термін служби може коливатися від 10 до 30 років або навіть більше, в залежності від вказаних факторів та умов експлуатації.

Процес підтримки паспортного рівня ефективності ТО протягом періоду експлуатації включає в себе кілька ключових етапів:

- визначення рекомендацій виробника. Отримання і аналіз рекомендацій виробника щодо міжрегламентного обслуговування теплообмінних апаратів;

- створення графіка обслуговування. Розроблення чіткого графіка перевірок на основі рекомендацій виробника та попереднього досвіду експлуатації;

- збір технічних даних. Вимірювання параметрів роботи теплообмінного обладнання, таких як температура, тиск, обсяг робочої рідини тощо;

- моніторинг стану обладнання. Оцінка фізичного стану теплообмінника, перевірка на наявність пошкоджень, корозії або зносу елементів;

- аналіз даних. Оцінка технічних даних та порівняння їх зі стандартами та рекомендаціями виробника для визначення потреб у сервісному обслуговуванні;

- планування обслуговування. Визначення потреб у заміні компонентів, чищенні або інших діях для підтримки нормальної роботи теплообмінника;

- виконання обслуговування. Проведення необхідних робіт згідно з планом міжрегламентного обслуговування для забезпечення оптимальної ефективності теплообмінного обладнання;

- документування. Фіксація результатів моніторингу та виконаних робіт для подальшого використання та аналізу.

Цей процес допомагає забезпечити безперебійну та ефективну роботу теплообмінних апаратів, зменшити ризик аварій та продовжити їх термін служби.

Інтелектуальне визначення ефективності теплообмінних апаратів під час експлуатації означає застосування сучасних технологій для автоматизації процесу контролю, аналізу та управління станом цих пристроїв. Основні аспекти розвитку цього процесу:

- системи моніторингу та діагностики. Використання датчиків, ІоТ (індустріальний інтернет речей) або системи збору даних для постійного моніторингу параметрів роботи теплообмінного обладнання, таких як 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 інших 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 використання його ресурсів.

### 1.3 Застосування інтелектуальних моделей оцінювання ефективності теплообмінних апаратів у процесі експлуатації

Застосування інтелектуального оцінювання стану теплообмінних апаратів 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 оцінки 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 вибоки 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 оптимізації 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 ТО.

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.

Використання систем 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 ефективності 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.

Для розробки моделей 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:

- збір даних. Зібрати дані про стан обладнання, параметри роботи, витрати ресурсів та інші важливі показники. Це може включати технічні дані, часові ряди, історію обслуговування, дані про ремонти, зміни в параметрах роботи та інше;
- підготовка даних. Очистити та підготувати дані для аналізу. Це включає усунення відсутніх значень, нормалізацію даних, видалення шумів, вибір важливих функцій для аналізу;
- обрання відповідних моделей для аналізу. Це може бути різноманітність моделей машинного навчання, таких як лінійні моделі, дерева рішень, випадковий ліс, нейронні мережі тощо;
- навчання моделей. Необхідно використовувати попередні дані для навчання моделей. Розділяють дані на навчальний та тестувальний набори, навчають моделі на навчальних даних та перевіряють їх на тестувальних даних;
- оцінка результатів за допомогою метрик, таких як точність, чутливість, специфічність та інші відповідно до ваших потреб;
- впровадження та підтримка. Після вибору оптимальної моделі, впроваджують її у реальному часі та підтримують, оновлюючи та покращуючи модель за новими даними.

Цей процес дозволяє розробити моделі, які можуть аналізувати попередні дані та передбачати можливі поламки чи проблеми з обладнанням, що допомагає планувати обслуговування та уникнути аварій. Актуальність інтелектуального моніторингу ефективності та параметрів експлуатації теплообмінних апаратів визначається необхідністю 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.

#### 1.4 Постановка задачі дослідження

Основним критерієм ефективності експлуатації ТО є коефіцієнт тепловіддачі, що визначається з рівняння теплового балансу [7]:

$$Q_1 = Q_2 + Q_e, \quad (1.1)$$

Де  $Q_1$  – витрати теплової енергії гарячого теплоносія, Вт;

$Q_2$  – споживання теплової енергії холодним теплоносієм, Вт;

$Q_e$  – ентальпія теплоносія (неминучі втрати), Вт.

Спрощено коефіцієнт тепловіддачі  $K$  можна представити як:

$$K = \frac{Q_1 - Q_e}{Q_1}. \quad (1.2)$$

Для спрощеного опису ТП рівняння (1.1) можна представити як:

$$G_1 \cdot c_{p1} \cdot (T_{11} - T_{12}) = G_2 \cdot c_{p2} \cdot (T_{21} - T_{22}) + Q_e, \quad (1.3)$$

Де  $G$  – витрати теплоносія, кг/с,

$c_p$  – питома теплоємність, Дж/(кг °С),

$T$  – температура рідини, газу, °С, з індексацією відповідної рис.1.5.

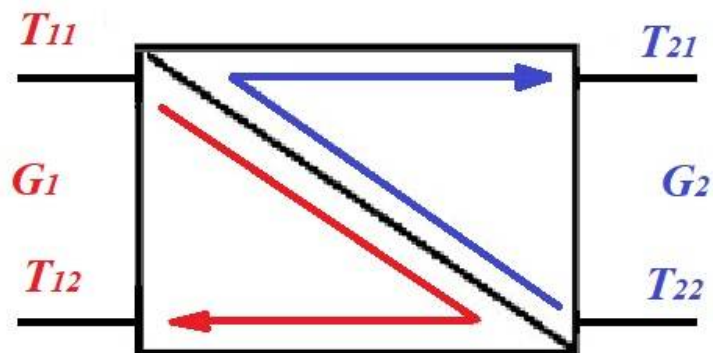


Рис.1.5 – Схема обігу потоків теплообмінника

Відносно вирішуемого завдання в регулююємих ТП найбільший вплив на величину коефіцієнта тепловіддачі  $K$  має величина  $Q_e$ , яка в свою чергу найтіснішим чином пов'язана із ступенем забруднення теплообмінних поверхонь (тобто із повнотою використання забезпечуваної величини  $Q_1$ ).

Забруднення, або осадження небажаних матеріалів або речовин на поверхнях теплопередачі, що є найбільш шкідливою проблемою в промисловості, зменшує теплопередачу та збільшує перепад тиску в теплообмінниках. Ці відкладення на поверхні теплообмінника, призводить до значного зниження продуктивності та витрат на технічне обслуговування. Крім того, через очікуване забруднення теплообмінники часто мають завищені розміри для необхідного режиму роботи. З цих причин забруднення є серйозною проблемою при проектуванні та експлуатації теплообмінників для промисловців, технологів і науковців. Зменшуючи забруднення теплообмінників, можна зменшити шкідливий екологічний, економічний і соціальний вплив.

Кристалізаційне забруднення є одним із шкідливих механізмів забруднення в промисловому застосуванні. Це відбувається, коли розчинені солі випадають в осад із розчину внаслідок перенасичення. Сульфат кальцію є звичайною сіллю, яка викликає кристалізаційне забруднення, особливо в теплообмінниках промислових виробничих процесів. Зворотна розчинність сульфату кальцію дозволяє досягти умов пересичення шляхом нагрівання розчину вище граничної температури, при якій відбувається перенасичення, або шляхом збільшення концентрації шляхом випарювання розчину вище межі розчинності.

Інтелектуальне оцінювання ефективності теплообмінних апаратів у процесі експлуатації 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 інструментів інтелектуального оцінювання величини опору забруднення для теплообмінних апаратів з поперечним потоком за допомогою штучної нейронної мережі. Завдання, які необхідно вирішити задля вирішення поставленої мети:

- аналіз предметної області;
- аналіз існуючих моделей оцінки ефективності експлуатації теплообмінних апаратів;
- розробка інтелектуальної моделі оцінки опору забрудненню теплообмінних апаратів з поперечним потоком у період експлуатації за допомогою штучної нейронної мережі прямого поширення;
- експериментальні випробування та дослідження властивостей запропонованої інтелектуальної моделі.

## 2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТЕПЛООБМІННИХ АПАРАТІВ У ПРОЦЕСІ ЕКСПЛУАТАЦІЇ

### 2.1 Дослідження процесу забруднення теплообмінних апаратів

Як правило, два одночасних процеси створюють загальний процес забруднення, який є процесом осадження та процесом видалення, як показано на рисунку 2.1. Важливо відзначити, що деякі з цих підпроцесів не беруться до уваги в деяких випадках оцінки забруднення, наприклад корозії.

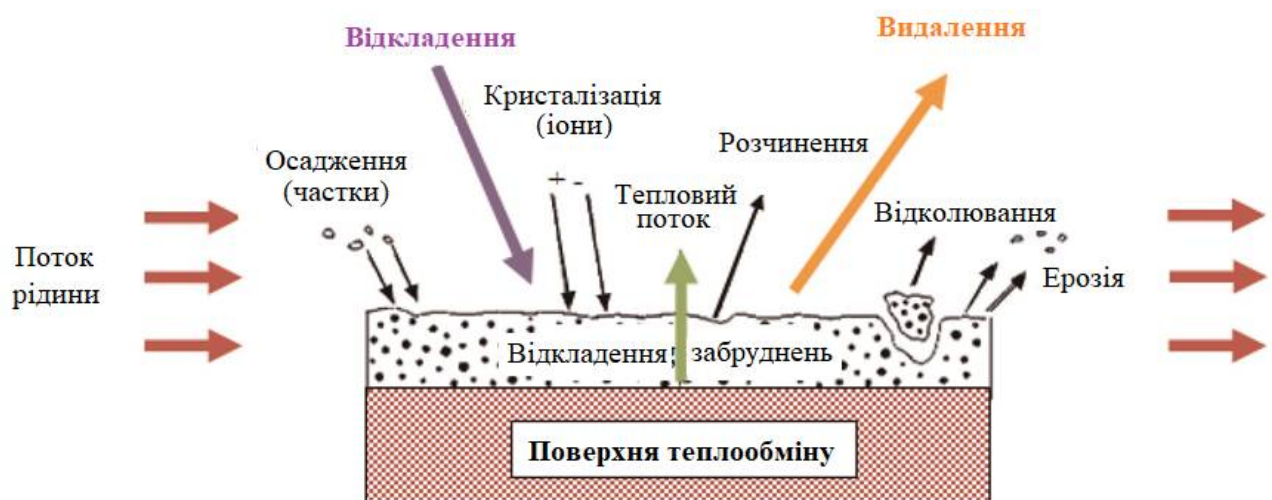


Рис. 2.1 – Загальний процес забруднення

Можна візуалізувати три основні кроки, що стосуються осадження на поверхні з рухомої рідини, а саме:

- 1) дифузійний транспорт забруднювача або його прекурсорів через прикордонні шари, що примикають до твердої поверхні всередині текучої рідини;
- 2) адгезія наносів до поверхні і до самого себе;
- 3) транспортування матеріалу від поверхні.

Суми цих трьох основних компонентів відповідають зростанню відкладення на поверхні. Математично швидкість зростання відкладень (стійкість до забруднення або коефіцієнт забруднення,  $R_f$ ) розглядається як різниця між відкладенням і видаленням забруднень [8]:

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

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

Послідовно виконуються п'ять основних етапів, щоб утворити забруднення, і їх можна підсумувати як ініціювання забруднення, транспортування на поверхню, прикріплення до поверхні, видалення з поверхні та старіння на поверхні [8], які можна коротко описати наступним чином:

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 [9]. 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 потоку забруднень, а також природа та стан поверхні теплообмінника. У випадку поверхонь з низьким енергоспоживанням (незмочуваних) періоди індукції довші порівняно з поверхнями з високою енергією (змочуваними).  $t_d$ , мабуть, зменшується при кристалізаційному забрудненні через збільшення ступеня перенасичення, однак, воно має тенденцію до зменшення при забрудненні хімічною реакцією через підвищення температури поверхні. Завдяки наявності відповідних сайтів для зародження, адсорбція та адгезія,  $t_d$  зменшується, коли шорсткість поверхні збільшується у всіх механізмах забруднення.

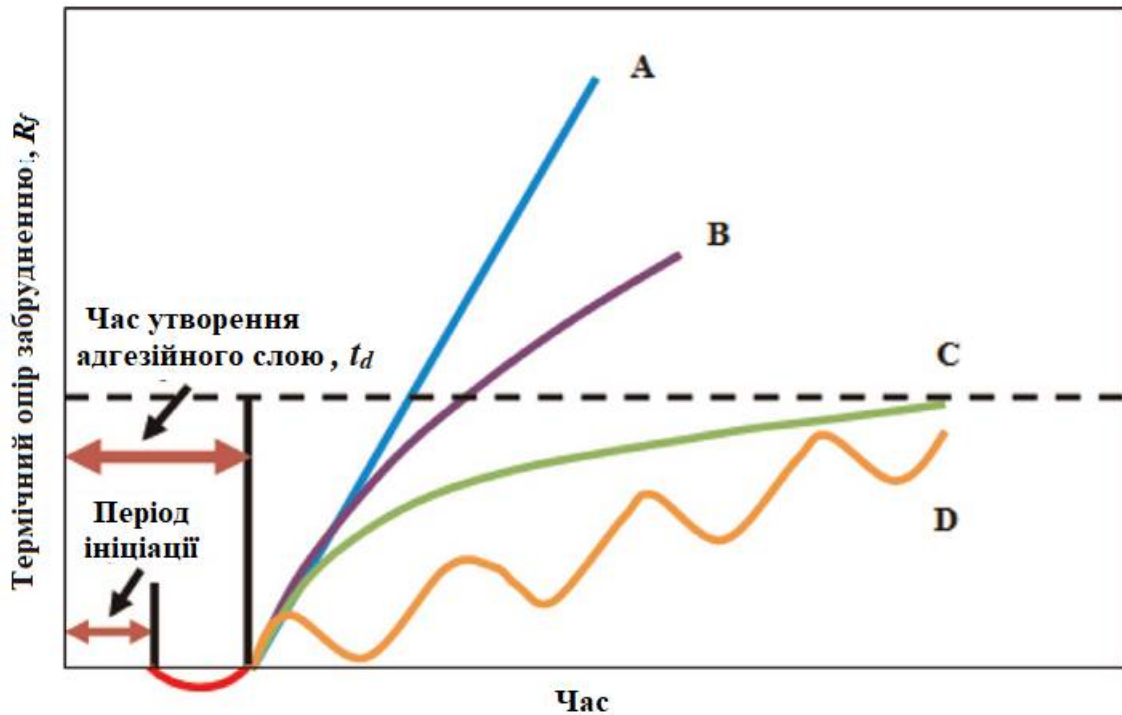


Рис. 2.2 – Криві забруднення

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. Частинки забруднення, що несуть електричний заряд, можуть рухатися ближче одна до одної або далі від зарядженої поверхні відповідно до полярності поверхні та частинок через дію електричних сил. Завдяки електрофорезу осадження збільшується за рахунок зменшення електропровідності рідини, підвищення температури рідини та збільшення швидкості рідини, а також залежить від рН розчину. Сили взаємодії Лондона-ван-дер-Ваальса та подвійного електричного шару є одними з поверхневих сил, які зазвичай відповідають за електрофоретичні ефекти;

- термофорез. Йдеться про переміщення дрібних часток із гарячої зони в холодну завдяки «тепловій силі» в напрямку негативного температурного градієнту. Біля гарячої стіни виникне градієнт високої температури, що запобігає осіданню частинок, перебуваючи біля холодної стіни; однакове абсолютне значення градієнта сприятиме осадженню частинок. Для газів термофорний ефект важливіший, ніж для рідин;

- дифузіофорез передбачає конденсацію 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. Седиментація важлива як для великих частинок, так і для низьких швидкостей рідини. У процесах, де частинки іржі та пилу можуть діяти як каталізатори та/або вступати в складні реакції, як процеси води в градирні, часто спостерігається утворення осаду;

- інерційне зіткнення. Щоб не слідувати потокам рідини і, як наслідок, осідати на поверхні, «грубі» частинки повинні мати достатню інерцію;

- турбулентні спуски. Рідина транспортується до поверхні шляхом турбулентних спусків, якщо в'язкий підшар у турбулентному прикордонному шарі не є справді стабільним, що можна розглядати як зони всмоктування вимірюваної сили, розподілені випадковим чином по всій поверхні;

З) 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. Найважливішими властивостями умов поверхні для подій прикріплення є поверхнева вільна енергія, змочуваність (кут контакту, розтікання) і теплота занурення. Різниця між поверхневою вільною енергією стінки та сусіднього шару рідини збільшується завдяки збільшенню змочуваності та тепла занурення. Період індукції довший для незмочуваних або низькоенергетичних поверхонь, які менше страждають від осадження (таких як полімерні та керамічні покриття), порівняно зі змочуваними або високоенергетичними поверхнями. Збільшення ефективної площі контакту поверхні та забезпечення відповідних ділянок для зародження та сприяння ініціації забруднення є причинами шорсткості поверхні. Це підвищує змочуваність поверхонь, що змочуються, і зменшує незмочуваність незмочуваних;

б) поверхневі сили. Серед найважливіших поверхневих сил є сила Лондона-ван-дер-Ваальса. Ця сила описує міжмолекулярне тяжіння між неполярними молекулами, і вона завжди є привабливою, тоді як сила взаємодії подвійного електричного шару може бути привабливою або відштовхуючою. Тоді як в'язка гідродинамічна сила впливає на

прикріплення частинки, що рухається до стінки, яка збільшується, коли вона рухається перпендикулярно до рівної поверхні;

в) ймовірність прилипання. Частка частинок, які досягають стінки і залишаються там до того, як відбудеться будь-яке повторне захоплення. Корисна статистична концепція, розроблена для аналізу та пояснення складної події прихильності;

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

- сили зсуву: дія напруги зсуву, що чиниться циркулюючою рідиною на шар відкладення, є результатом сил зсуву. Накопичення відкладень призводить до зменшення площі поперечного перерізу потоку, таким чином, збільшення середньої швидкості рідини для постійної масової швидкості потоку та збільшення напруги зсуву. Якщо опір зв'язування відкладення більший, ніж переважаюче зусилля зсуву на межі розділу тверда речовина – рідина, утворюються нові відкладення;

- мініатюрні торнадо використовують для підйому відкладеного матеріалу з поверхні за допомогою періодичних турбулентних спалахів, розподілених випадковим чином (приблизно менше 0,5% у будь-який момент часу), і завдяки безперервності ці сплески рідини компенсуються м'якшими скануваннями повернення рідини, які сприяють відкладенню;

- повторне розчинення. Розчинність осажденного матеріалу пов'язана з видаленням відкладень шляхом повторного розчинення. Розчинення відбудеться лише за умови зміни властивостей осаду та циркулюючої рідини або одного з них через локальні зміни певних робочих змінних, таких як температура, швидкість, лужність, і це враховуючи, що відкладення забруднення, імовірно, нерозчинне на момент його утворення. Наприклад, досить високі або низькі

температури можуть знищити біологічні відкладення, таким чином послабивши його прикріплення до поверхні та спричинивши відшарування або повторне розчинення. Видалення корозійних відкладень здійснюється шляхом повторного розчинення при низькій лужності в системах виробництва електроенергії, а розділення пов'язане з видаленням матеріалу в іонній або молекулярній формі;

- ерозія – цей процес і загальний процес видалення тісно пов'язані. Це значною мірою залежить від міцності на зсув забруднювача та від крутизни та довжини похилих поверхонь теплообмінника, де це доцільно, і це пов'язано з видаленням матеріалу у формі частинок. Якщо шар забруднення складається з добре кристалізованого чистого матеріалу (сильні утворення), механізм видалення стає значною мірою неефективним; навпаки, якщо шар забруднення складається з широкого спектру солей, кожна з яких має різні кристалічні властивості, механізм видалення є дуже ефективним;

5) транспортування від межі відкладень-флюїдів до основної маси рідини. Руйнування відкладень може викликати або не спричинити транспортування від межі відкладення до рідини до основної маси рідини, і це залежить лише від маси та об'єму рідини. і від гідродинамічних сил текучої рідини. У випадку, якщо відшарований шматок є достатньо широким, він може рухатися по поверхні та осідати на іншій ділянці системи у вигляді певних продуктів корозії.

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 Оцінка забруднення за допомогою класичних методів

Виробництво сірчаної, хлорної або фосфорної кислоти процесом зневоджування призводить до випадання небажаних нерозчинних солей, що сприяє утворенню кристалізаційного забруднення на поверхнях теплообмінників. Під час операції концентрації кислоти наявність забруднення в теплообмінниках призводить до зниження продуктивності цього обладнання з точки зору теплопередачі, одночасно збільшуючи втрати енергії та пошкоджуючи апарат. Щоб пом'якшити ці несприятливі наслідки забруднення, необхідно спрогнозувати термічний опір забруднення, щоб запланувати та виконати очищення теплообмінника.

Кристалізаційне забруднення є одним із шкідливих механізмів забруднення в промисловому застосуванні. Це відбувається, коли розчинені солі випадають в осад із розчину внаслідок перенасичення. Сульфат кальцію є звичайною сіллю, яка викликає кристалізаційне забруднення, особливо в теплообмінниках промислових виробничих процесів. Зворотна розчинність сульфату кальцію дозволяє досягти умов пересичення шляхом нагрівання розчину вище граничної температури, при якій відбувається перенасичення, або шляхом збільшення концентрації шляхом випарювання розчину вище межі розчинності [10].

Кристалізаційне забруднення сульфату кальцію може спричинити підвищення  $pH$ , що зменшує розчинність сульфату кальцію. Це забруднення сильно прикріплюється до нагрітих поверхонь і потребує інтенсивної механічної або хімічної обробки для видалення. Різні параметри можуть впливати на кристалізаційне забруднення, такі як теплові умови системи,

термодинаміка та властивості матеріалу через їх складність. Тому поведінка забруднення однієї солі може відрізнятися в різних системах і умовах експлуатації. Для того, щоб зменшити забруднення в процесі, важливо розуміти відповідну поведінку забруднення. До 1980-х років увага приділялася передбаченню та ідентифікації поведінки забруднення, щоб підтримувати їх небажані ефекти на контрольованому рівні. Представлено цікаву модель забруднення  $\text{CaSO}_4$  ребристих труб під час кипіння в ядерному басейні, яка передбачає перенасичення мікр шару під бульбашками як функцію геометрії. Модель показала гарну згоду з експериментальними даними в діапазоні теплового потоку 100–300 кВт·м. Модель, розроблена Джаміальахмаді та Мюллертейнхагеном, яка базується на ефектах концентрації, температури поверхні та швидкості рідини, є однією з перших і рідкісних спроб, які відзначають історію дослідження сильного кристалізаційного забруднення та очищення дегідрату фосфату кальцію ( $\text{CaSO}_4$ ) з огляду на його негативну розчинність у розчинах фосфорної кислоти в промисловості виробництва добрив [10-12].

Мваба запропонував напівемпіричну кореляцію кристалізаційного забруднення  $\text{CaSO}_4$  у прямокутному каналі потоку для прогнозування розвитку шару накипу в теплообмінниках, щоб допомогти операторам теплообмінників планувати графіки очищення. Автори показали, що основними параметрами, які впливають на кристалізацію дегідрату сульфату кальцію на плоскій пластині, є температура поверхні, швидкість потоку та ступінь перенасичення [11, 12].

Кристалізаційне забруднення сульфатом кальцію також було досліджено в пластинчастому і каркасному теплообміннику. Автори досліджували вплив швидкості потоку, температури стінки та концентрації  $\text{CaSO}_4$  на швидкість забруднення та спостерігали за розподілом накипу вздовж поверхні теплопередачі. Дослідження [10-12] показали, що кристалізаційне забруднення  $\text{CaSO}_4$  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.

Одну з поширених для практичного використання моделей забруднення, розроблену Ебертом і Панчалом [12], представлено нижче і як видно, потребує достатньо обчислювальних ресурсів у оперативному застосуванні.

Середня (лінійна) швидкість забруднення за даних умов виражається у вигляді двох конкуруючих членів. Математично це дорівнює віднімання терміну «антивідкладення» від терміну відкладення.

$$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R^\beta Pr^\delta \exp\left(\frac{-E}{RT_{film}}\right) - \gamma \tau_w, \quad (2.2)$$

де  $E$  - енергія активації (Дж/моль);

$R$  - ідеальна газова стала (Дж/моль К);

$T_{film}$  - температура плівки рідини (середнє значення локальної об'ємної температури рідини та локальної температури стінки) (°С або К);

$\alpha$  – коефіцієнт теплопередачі (Вт/м<sup>2</sup> К);

безрозмірні коефіцієнти, що адаптивно залежить від геометричних характеристик ТО та поточних параметрів рідин теплообміну  $Pr$ ,  $T$ ,  $m$  :

$\beta$  – коефіцієнт масопередачі;

$\delta$  – коефіцієнт лінійного розширення;

$\gamma$  – ефект концентрації;

$\tau_w$  – напруга зсуву на стінці труби;

безрозмірні числа, обчислювані за  $Pr$ ,  $T$ ,  $m$  – поточними параметрами рідин теплообміну:

$Pr$  – Прандтля;

$Re$  – Рейнольдса.

Число Рейнольдса  $Re$  виражає відношення сил інерції (швидкісного напору) до сил в'язкого тертя. При малих числах  $Re$  переважають сили в'язкості, і режим течії рідини (газу) являється ламінарним. При турбулентній течії переважають сили інерції, тому інтенсивно розвиваються завихрення.

$$R = \frac{\omega l}{\nu}, \quad (2.3)$$

де  $\omega$  – середня швидкість рідини (газу), м/с;

$l$  – характерний розмір каналу, м;

$\nu$  – коефіцієнт кінематичної в'язкості рідини, м<sup>2</sup>/с.

Число Прандтля  $Pr$  складається з величин, що характеризують теплофізичні властивості речовини, і встановлює співвідношення між товщиною динамічного і теплового граничних шарів, які утворюються при русі рідини (газу). Значення наводяться у довідниках.

$$Pr = \frac{\nu}{a}, \quad (2.4)$$

де  $\nu$  – коефіцієнт кінематичної в'язкості рідини (газу), м<sup>2</sup>/с;

$a$  – коефіцієнт теплопровідності, м<sup>2</sup>/с.

Параметри  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  і  $\delta$  в рівнянні (2.2) визначаються регресією параметрів процесу, тобто змінюються з часом. Залежно від співвідношення цих параметрів, можна визначити комбінацію між температурою та швидкістю, нижче якої рівень забруднення буде незначним [13]. Еберт і Панчал представили це як «порогову умову». Представлена у (2.2) модель припускає, що геометрія теплообмінника може бути ефективно застосована для підтримки умов нижче «порогових умов» у даному теплообміннику, оскільки вона впливає на температури поверхні та плівки, швидкості та напруги зсуву.

Найпоширенішим механізмом, що супроводжував кристалізаційне забруднення, було забруднення частинками [14]. 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. [15]. Проте запропонована модель не могла врахувати концентрацію солі або вміст і розміри твердих частинок. Sheikholeslami в [16] запропонував нову модель забруднення  $\text{CaSO}_4$ , яка враховує ефект як кристалізації, так і забруднення частинками. Розроблена модель була здатна передбачити стійкість до забруднення під час циклу очищення, а також циклу забруднення. За цією моделлю, забруднення твердими частинками було оцінено за допомогою фізичного механізму транспортування та адгезії частинок; кристалізацію оцінено за допомогою іонної дифузії; а термін видалення було визначено за допомогою теорії гідродинаміки потоку та властивостей відкладень. Етап перевірки підтвердив задовільний прогноз моделі з літературними експериментальними даними. За результатами експерименту було висунуто припущення, що кристалізація не є основним або єдиним механізмом, що сприяє забрудненню  $\text{CaSO}_4$  і твердим частинкам, здається, є основним фактором.

Оцінка забруднення за допомогою класичних методів апріорі має обмеження щодо точності складності і нелінійності проблеми [17]. 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. Цей інструмент використовується для інтерпретації явища утворення/поглинання тепла та випромінювання в нестационарному електропровідному потоці рідини Вільямсона вздовж пористої поверхні, що розтягується [18], 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 [18], 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 [18, 19].

Для явища забруднення було представлено інший підхід для моделі прогнозування стійкості до забруднення для кожухотрубного теплообмінника з використанням методу нейронної мережі, нелінійної авторегресії з eXogenous як вхідною структурою для оптимізації умов експлуатації та профілактичного обслуговування. Крім того, підхід ANN використовувався для прогнозування температури на виході як з трубної, так і з кожухотрубної сторони теплообмінників з метою планування відповідних графіків очищення [20, 21].

Моделі ШНМ прямого поширення є робастними навіть для випадку, коли набір вимірювань є неповним. Тим часом аналітичні моделі дають правильні результати тільки після оновлення кореляцій, що описують коефіцієнти теплопередачі, шляхом коригування значень констант, тобто показників степеню для чисел Рейнольдса та Прандтля тощо, але для цього потрібен повний набір вимірювань [22].

Останнім часом серед дослідників спостерігається зростання інтересу до застосування інтелектуальних методів для вирішення проблем у спосіб, який відповідає реальності, тому що на нинішній час процеси відкладення забруднень на поверхнях ТО описують громіздкими трансцендентно-емпіричними рівняннями.

Таким чином, модель ШНМ є найбільш доцільною порівняно з аналітичними для випадку, коли набір вимірювань є неповним. Також дослідження побудованої ШНМ може бути ефективним методом для оцінки та аналізу взаємозв'язків та впливу вхідних параметрів на відгук у складних процесах, тобто для корекції технологічних режимів.

## 3 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ ТЕПЛООБМІННИХ АПАРАТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

### 3.1 Опис установки та процесу промислового концентрування фосфорної кислоти

Процес, який використовується для виробництва фосфорної кислоти (ПАТ «Рівне-Азот»), є процесом дегідратації, який включає стадію концентрування фосфорної кислоти. Ця остання стадія полягає в переході  $P_2O_5$  з діапазону 28–32 % до діапазону 40–54 %, це відбувається шляхом випаровування води. На рис. 3.1 представлена технологічна схема установки концентрування фосфорної кислоти. Концентрація фосфорної кислоти здійснюється за процесом у випарнику «Rhone Poulenc» із замкнутою примусовою циркуляцією, що працює під вакуумом, що забезпечується барометричним конденсатором.

Як видно з рис. 3.1, цей випарник складається з наступного обладнання: перехресного теплообмінника (А), відцентрового насоса (В), котла або камери розширення (С), барометричного конденсатора (D) і кошикового фільтру (Е). Додавання розчину фосфорної кислоти (28%  $P_2O_5$ ) (1) відбувається на фільтрі кошика, де вона змішується з циркулюючою фосфорною кислотою (2), щоб утримувати кірки та гіпсові уламки, які можуть зависнути в циркуляції. насоса та ризику блокування трубок теплообмінника. Тому кошиковий фільтр захищає насос від стирання та обмежує засмічення трубок теплообмінника. Це дозволяє звести до мінімуму частоту зупинок для очищення. Циркуляційний насос аспірує утворену суміш (3), очищену від грубих домішок, і направляє її в теплообмінник. У теплообміннику з перехресним потоком циркулююча фосфорна кислота (4) вводиться в графітові труби при температурі приблизно 70 °С, щоб підвищити її приблизно до 80 °С, і пара (5), яка піддається конденсації при температурі 120 °С нагріваючи кислотний розчин, циркулює

навколо них перпендикулярно. Розподіл пари та відбір конденсату здійснюється за допомогою сталеві оболонки з ребрами-перегородками.

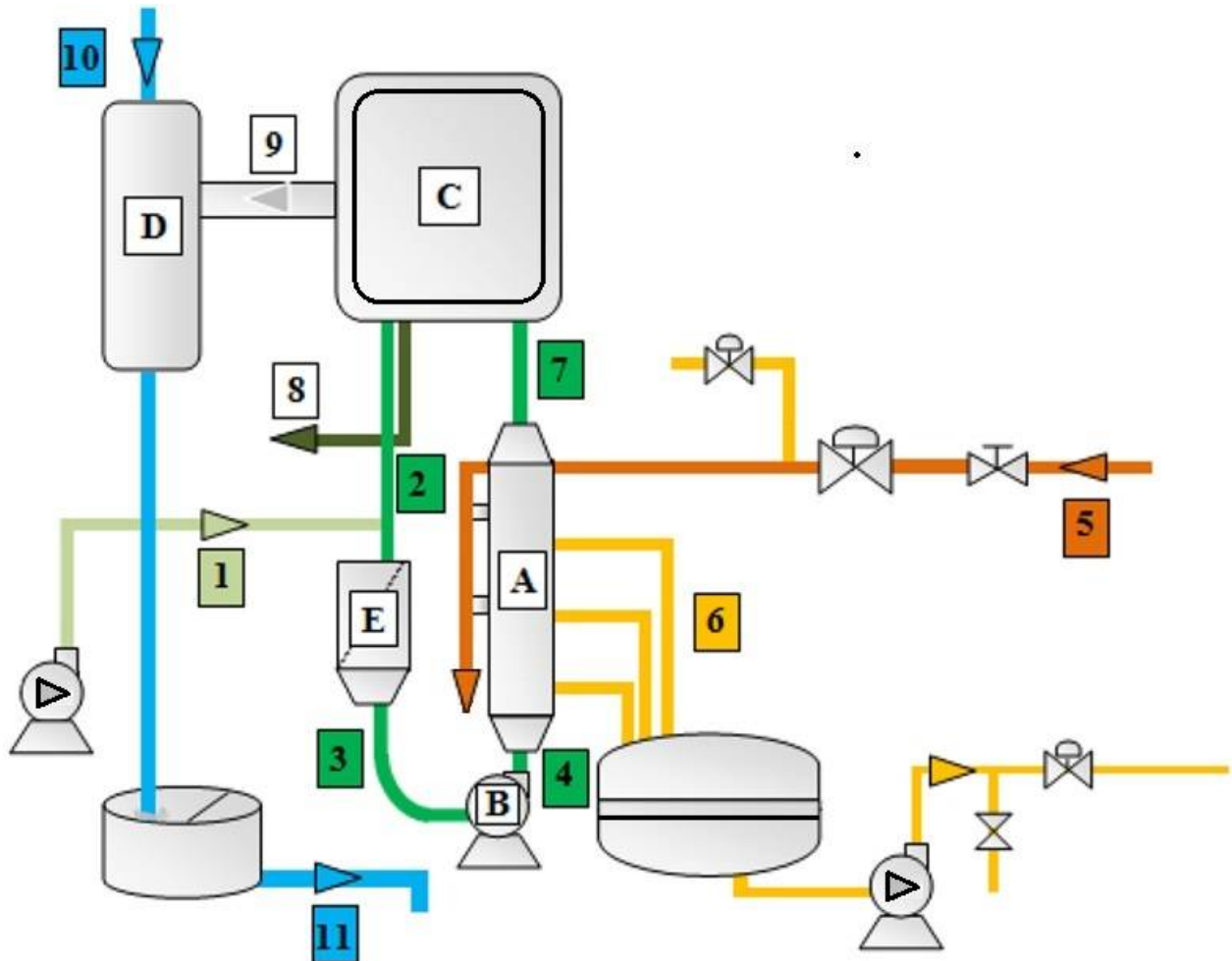


Рис. 3.1 - Схема процесу концентрування фосфорної кислоти

Ці перегородки забезпечують позиціонування блоків і змушують пару проходити через технологічні отвори та забезпечувати відновлення конденсату. Конденсат (6) відправляється в накопичувальний резервуар перед тим, як відправлятися назад на комунальну станцію. Перегріта суміш фосфорної кислоти (7) залишає теплообмінник, потім переходить у котел, де певна кількість води випаровується при точці кипіння, а концентрована кислота (8) утворюється шляхом переповнення в системі трубопроводів усередині котла. Залишок фосфорної кислоти переробляється. Конденсатор також забезпечує надходження неконденсованих газів, що виходять з котла (9) за рахунок дії

гідроежектора, що оцінює релаксацію потоку води під тиском (10). Біля підніжжя барометричного огороження морська вода збирається в охоронний резервуар перед тим, як її випустити в море. Операція очищення контуру концентрації фосфорної кислоти здійснюється з використанням солоної води протягом 8 годин, щоб гарантувати, що теплообмінник повністю вільний від забруднень на початку нового циклу. Кожен робочий цикл триває в середньому 5 днів і іноді необхідні перерви для механічних втручань. Вибір конструкційних матеріалів теплообмінника залежить від корозійної активності та характеристик утворення накипу фосфорної кислоти. Графітоблочний теплообмінник (матеріал DIABON) має дуже високу теплопровідність і абсолютно стійкий до корозії, але це відносно крихкий матеріал і, отже, може призвести до проблем з роботою через поломку трубки під час частого чищення або неправильної роботи. Експериментальний розрахунок загального коефіцієнта теплопередачі  $U_t$  і коефіцієнта стійкості до забруднення  $R_f$  базується на таких спрощених припущеннях:

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

Температури обох рідин на вході та на виході, тиск всмоктування та нагнітання насоса вимірюються відповідно на входах теплообмінника та циркуляційного насоса, тоді як щільність потоку фосфорної кислоти вимірюється на вході теплообмінника. Періодичність збору даних становила 2 години. Установка була оснащена системою збору даних, що складається з промислового комп'ютера та плати збору даних (плата високошвидкісного аналого-цифрового перетворювача Siemens S7). Температуру фосфорної кислоти та пари на вході та виході з теплообмінника вимірювали за допомогою трьох термопар типу Pt100 класу з похибкою  $\pm 0,3$  °C. Крім того, щільність фосфорної кислоти вимірювали за допомогою денсиметра DMA35 з похибкою

$\pm 0,05\%$ . Крім того, для вимірювання тиску використовувався діафрагмовий манометр з похибкою  $\pm 1,6\%$ . Швидкість потоку фосфорної кислоти, що проходить через теплообмінник, можна розрахувати за тиском всмоктування та нагнітання та характеристичною кривою насоса. Параметричний діапазон робочих змінних, що відповідають теплообміннику, що використовується в цьому пристрої, наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Параметричні діапазони змінних процесу

Змінна	Одиниця виміру	Позначення	Діапазон вимірювання
Температура кислоти на вході	°C	$T_{in,ac}$	68–78
Температура кислоти на виході	°C	$T_{out,ac}$	77–86,8
Температура пари	°C	$T_{st}$	116–125
Тиск всмоктування	Па	$P_{suc}$	$(0,85–1,25) \times 10^5$
Тиск нагнітання	Па	$P_{dis}$	$(3,1–3,9) \times 10^5$
Щільність кислоти	кг/м <sup>3</sup>	$\rho_{ac}$	1620–1656

Використовуючи енергетичний баланс, тепловий потік  $Q_{ac}$ , що передається від пари до фосфорної кислоти, можна визначити наступним рівнянням:

$$Q_{ac} = \dot{m}_{ac,cir} \times C_{p_{ac}} \times (T_{out,ac} - T_{in,ac}), \quad (3.1)$$

де  $\dot{m}_{ac,cir}$ ,  $T_{out,ac}$ ,  $T_{in,ac}$  та  $C_{p_{ac}}$  – масова витрата, температури на вході та виході та питома теплоємність фосфорної кислоти відповідно.

Загальний коефіцієнт теплопередачі в умовах забруднення  $K_t$  визначається як:

$$K_t = \left( \frac{Q}{A \times \Delta T_{lm} \times F} \right), \quad (3.2)$$

Де логарифмічна середня різниця температур ( $\Delta T_{lm}$ ) визначається як:

$$\Delta T_{lm} = \frac{T_{,ac} - T_{out,ac}}{\ln \left( \frac{T_{st} - T_{,ac}}{T_{st} - T_{out,ac}} \right)}, \quad (3.3)$$

де  $A$  – площа теплообміну,  $F$  – поправний коефіцієнт для середньої логарифмічної різниці температур ( $= 1$  при чистому противотоку),  $T_{in,ac}$  і  $T_{out,ac}$  є температурою на вході і виході.

Досліджуваний теплообмінник пройшов механічне очищення між робочими прогонами. У цьому випадку він повністю вільний від забруднення спочатку кожного нового прогону. Загальний коефіцієнт теплопередачі спочатку кожного циклу розглядається, як значення при повністю чистому ТО ( $U_{t=0}$ ).

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

$$R_f = \frac{1}{K_t} - \frac{1}{K_{t=0}}. \quad (3.4)$$

### 3.2 Вибір архітектури штучної нейронної мережі

Моделі ШНМ, як правило, складаються з трьох основних рівнів, а саме вхідного, прихованого та вихідного рівнів. Кожен рівень, шар має певну кількість нейронів. Розмір вхідного і вихідного шарів завжди дорівнює відповідно кількості незалежних і залежних змінних.

Одночасний вибір оптимальної кількості прихованих шарів і кількості нейронів у прихованому шарі є дуже важливим кроком для встановлення загальної архітектури нейронної мережі. Усі приховані шари опосередковано

взаємодіють із зовнішнім джерелом, але мають величезний вплив на кінцевий результат. Деякі дослідники запропонували різні підходи для визначення кількості прихованого шару в нейронній мережі.

Вибір одного прихованого шару для оцінки стійкості до забруднення для досліджуваного теплообмінника походить від роботи Cybenko і Hornik, які у 1989 році довели, що використання тришарової мережі (з одним вхідним шаром, одним вихідним шаром і одним прихованим шаром) може імітувати будь-які складні нелінійні задачі [23, 24].

Вибір розміру прихованого шару є специфічною проблемою, і немає загального правила для визначення цього числа. Кількість нейронів у прихованому шарі певною мірою залежить від кількості опорних точок та якості закономірності навчання. Це число повинно бути достатнім для правильного моделювання проблеми, а також воно повинно бути низьким для забезпечення узагальнення.

Було проведено кілька експериментальних досліджень, щоб визначити кількість нейронів у прихованому шарі [25, 26]. У цій роботі адекватну та стабільну мережу для рішення проблеми створено шляхом послідовної зміни її розміру для досягнення відповідного результату за точністю.

Функції підсумовування та активації – це два типи функцій, які можна використовувати для кожного рівня. Вибір використання функції активації в роботі базується на здатності цієї функції визначати вихід клітинки, що забезпечує відповідний збіг між вхідним і вихідним шарами. Навпаки, функція підсумовування використовується для отримання лише чистого входу комірки. Вибір відповідної функції активації може сильно вплинути на продуктивність мережі. З цієї причини важливо вибрати кращу функцію активації (ФА), щоб мати легшу та швидшу конвергенцію нейронної мережі.

Існують різні типи ФА, найбільш часто використовуваними є лінійна або тотожна передавальна функція, логістична або сигмоподібна функція та гіперболічна дотична ФА. Кілька досліджень у цій галузі забруднення теплообмінника підтверджують, що гіперболічна функція передачі є

найкращою функцією передачі. У цьому дослідженні три функції передачі, згадані раніше, прийняті для прихованого та вихідного рівнів моделі ШНМ, і проведено порівняння між ними.

Серед різних застосувань алгоритм навчання зворотного розповсюдження (ЗР), включаючи методи BFGS (Бройдена–Флетчера–Голдфарба–Шенно) і масштабованого сполученого градієнта, зазвичай використовуються для пошуку оптимального значення параметрів нейронних мереж. Продуктивність цих методів значно краща, ніж традиційні методи, такі як градієнтний спуск.

Але вони більш інтенсивно використовують пам'ять і загалом вимогливі до обчислень. Однак ці методи можуть вимагати невеликої кількості ітерацій для навчання нейронної мережі, враховуючи їх швидку конвергенцію. Таким чином, у цій роботі використовується нейронна мережа прямого поширення з функціями навчання BFGS, Scaled Conjugate Gradient і Gradient Descent, і між ними проводиться порівняння.

Модель ШНМ була розроблена з використанням нейронної мережі прямого поширення для оцінки опору забрудненню в теплообміннику з поперечним потоком. Під час моделювання та відповідно до процентного співвідношення дільника та функції за замовчуванням у програмному забезпеченні STATISTICA 70% набору даних було використано для навчального набору, тоді як решта 30% набору даних були використані для перевірки та тестування (по 15% кожного). Набір даних відповідає 7 робочим циклам, що містять загалом 361 спостереження протягом року. Час  $t$ , температури на вході  $T_{in,ac}$  і виході  $T_{out,ac}$ , температура пари  $T_{st}$ , щільність кислоти  $\rho_{ac}$  і об'ємна витрата кислоти  $\check{V}_{ac,cir}$  г розглядалися як вхідні дані. Стійкість до забруднення  $R_f$  призначено вихідним параметром. Діапазони вимірювань вхідних і вихідних параметрів зображені в таблиці 3.2.

В одному прихованому шарі кількість нейронів змінювалася від одного до дванадцяти, щоб визначити адекватну конфігурацію ШНМ для прогнозування стійкості до забруднення. Через випадковість навчання НМ,

спричинену розділенням набору даних або ітерацією навчання, має бути потрібна перехресна перевірка.

Таблиця 3.2 – Діапазони вхідних та вихідних параметрів при розробці ШНМ

Пара-метри	Змінна	Од. виміру	Позначення	Діапазон вимірювання
Вхід/ Input	Час	година	$t$	0–122
	Температура кислоти на вході	°С	$T_{in,ac}$	68–78
	Температура кислоти на виході	°С	$T_{out,ac}$	77–86,8
	Температура пари	°С	$T_{st}$	116–125
	Щільність кислоти	кг/м <sup>3</sup>	$\rho_{ac}$	1620–1656
	Об'ємний потік кислоти	м <sup>3</sup> /год	$\check{V}_{ac,cir}$	2102–3407
Вихід/ Output	Стійкість до забруднення	м <sup>2</sup> °С/Вт	$R_f$	0–0,00017

З цієї причини тридцять різних навчених мереж було протестовано та перевірено, і найкраща продуктивність серед навчених мереж для кожної топології наведена в таблицях 3.3 – 3.5. Таким чином, обрана оптимальна конфігурація ШНМ базується на прогнозуванні найменших помилок перевірки під час тестування [27].

Таблиця 3.3 - Порівняння помилок навчання кількох конфігурацій ШНМ для оцінки стійкості до забруднення

Конфігурація ШНМ	$r^2$ загальне	Помилка навчання			
		AARD	MSE	RMSE	$r^2$
1	2	3	4	5	6
6-1-1	0,9848	0,0864	$5,5236 \cdot 10^{-11}$	$7,4321 \cdot 10^{-6}$	0,9849
6-2-1	0,9872	0,0812	$4,4658 \cdot 10^{-11}$	$6,6826 \cdot 10^{-6}$	0,9876

Продовження табл. 3.3

1	2	3	4	5	6
6-3-1	0,9914	0,0514	$3,1604 \cdot 10^{-11}$	$5,6217 \cdot 10^{-6}$	0,9914
6-4-1	0,9916	0,0594	$2,8458 \cdot 10^{-11}$	$5,3346 \cdot 10^{-6}$	0,9919
6-5-1	0,9931	0,0453	$2,1807 \cdot 10^{-11}$	$4,6698 \cdot 10^{-6}$	0,9937
6-6-1	0,9950	0,0390	$1,6685 \cdot 10^{-11}$	$4,0848 \cdot 10^{-6}$	0,9952
6-7-1	0,9855	0,0839	$5,2792 \cdot 10^{-11}$	$7,2658 \cdot 10^{-6}$	0,9953
6-8-1	0,9931	0,0441	$2,2292 \cdot 10^{-11}$	$6,3358 \cdot 10^{-6}$	0,9936
6-9-1	0,9886	0,0648	$4,0142 \cdot 10^{-11}$	$4,7214 \cdot 10^{-6}$	0,9987
6-10-1	0,9889	0,0630	$3,9534 \cdot 10^{-11}$	$6,2876 \cdot 10^{-6}$	0,9893
6-11-1	0,9899	0,0477	$3,4877 \cdot 10^{-11}$	$5,9056 \cdot 10^{-6}$	0,9900
6-12-1	0,9875	0,0771	$4,4745 \cdot 10^{-11}$	$6,6892 \cdot 10^{-6}$	0,9875

Таблиця 3.4 - Порівняння помилок перевірки конфігурацій ШНМ

Конфігурація ШНМ	$r^2_{ALL}$	Помилка перевірки			
		AARD	MSE	RMSE	$r^2$
1	2	3	4	5	6
6-1-1	0,9848	0,1040	$6.8054 \cdot 10^{-11}$	$8.2495 \cdot 10^{-6}$	0.9847
6-2-1	0,9872	0.0968	$5.9795 \cdot 10^{-11}$	$7.7327 \cdot 10^{-6}$	0.9862
6-3-1	0,9914	0.0651	$3.9511 \cdot 10^{-11}$	$6.2858 \cdot 10^{-6}$	0.9910
6-4-1	0,9916	0.0835	$3.5984 \cdot 10^{-11}$	$5.9987 \cdot 10^{-6}$	0.9913
6-5-1	0,9931	0.0875	$3.4220 \cdot 10^{-11}$	$5.8498 \cdot 10^{-6}$	0,9919
6-6-1	0,9950	0.0793	$2.5853 \cdot 10^{-11}$	$5.0846 \cdot 10^{-6}$	0,9938
6-7-1	0,9855	0.0940	$6.2538 \cdot 10^{-11}$	$7.9081 \cdot 10^{-6}$	0,9951

Продовження табл. 3.4

1	2	3	4	5	6
6-8-1	0,9931	0.0827	3.3818·10 <sup>-11</sup>	5.8154·10 <sup>-6</sup>	0,9919
6-9-1	0,9886	0.0909	5.2919·10 <sup>-11</sup>	4,7214·10 <sup>-6</sup>	0,9874
6-10-1	0,9889	0.0893	5.3437·10 <sup>-11</sup>	7.3101·10 <sup>-6</sup>	0,9876
6-11-1	0,9899	0.0920	4.5248·10 <sup>-11</sup>	6.7267·10 <sup>-6</sup>	0,9891
6-12-1	0,9875	0.9875	5.8320·10 <sup>-11</sup>	7.6368·10 <sup>-6</sup>	0,9858

Таблиця 3.5 - Порівняння помилок тесту кількох конфігурацій ШНМ для оцінки стійкості до забруднення

Конфігурація ШНМ	$r^2_{ALL}$	Помилка тесту			
		AARD	MSE·10 <sup>-11</sup>	RMSE·10 <sup>-6</sup>	$r^2$
6-1-1	0,9848	0.0968	6.2149·	7.8834·	0.9873
6-2-1	0,9872	0.1005	5.0716·	7.1215·	0.9894
6-3-1	0,9914	0.0396	2.8074·	5.2985·	0,9927
6-4-1	0,9916	0.0750	3.3369·1	5.7766·	0,9922
6-5-1	0,9931	0,0772	2.9697·	5.4495·	0,9927
6-6-1	0,9950	0,0591	1.7071·	4.1318·	0,9958
6-7-1	0,9855	0,0897	5.0535·	7.1088·	0,9889
6-8-1	0,9931	0,0733	2.8552·	5.3434·	0,9929
6-9-1	0,9886	0,0801	4.0283·1	6.3469·	0,9916
6-10-1	0,9889	0,0777	4.6184·	6.7959·6	0,9906
6-11-1	0,9899	0,0837	3.7076·	6.0890·	0,9915
6-12-1	0,9875	0,0790	4.1049·	6.4070·	0,9907

Як видно з таблиць 3.3 – 3.5, коли кількість прихованих нейронів збільшується до 6 у процесах навчання та перевірки, значення AARD, MSE та RMSE набору даних перевірки стають меншими, ніж інші конфігурації, тоді як значення  $r^2$  стає вищим.

Додавання більшої кількості нейронів у прихований шар може не покращити прогнозовані результати, це підтверджено в тій же таблиці, де значення AARD [%], MSE та RMSE зростають, а значення  $r^2$  безперервно зменшується. Отже, для досліджуваного теплообмінника оптимальна конфігурація ШНМ складається з шести нейронів в одному прихованому шарі. Таким чином, у даному випадку для оцінки стійкості до забруднення обрано ШНМ конфігурації 6–6–1. Оптимальна конфігурація мережі показана на рис. 3.2.

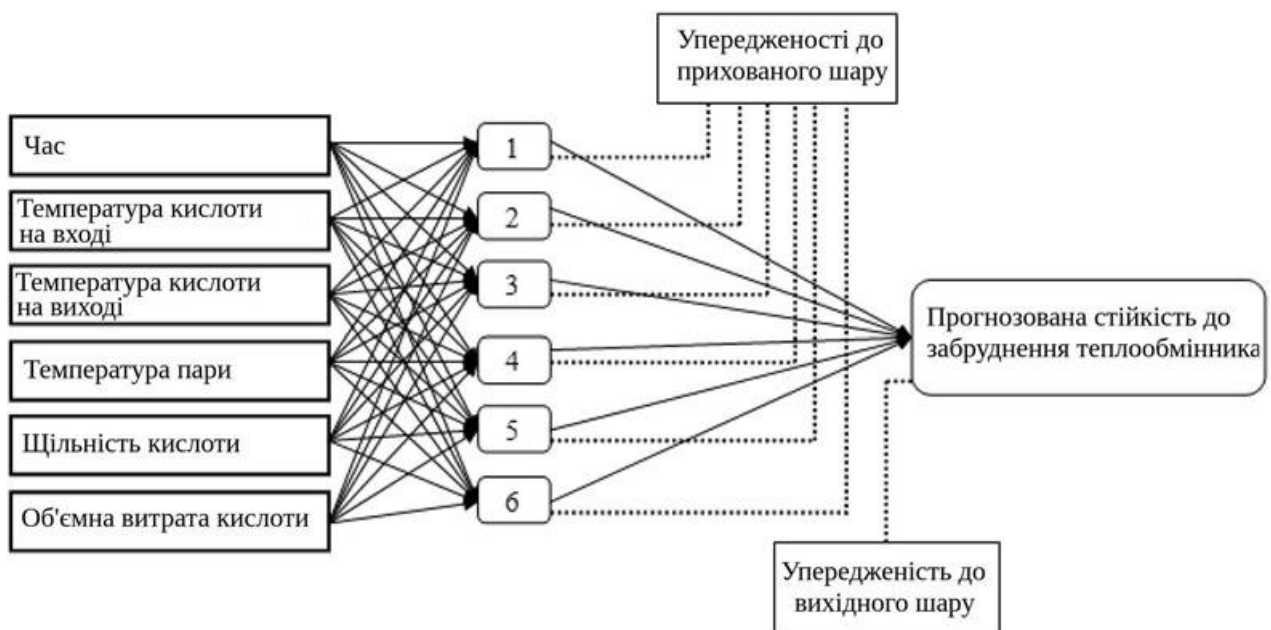


Рис. 3.2 – Оптимальна конфігурація ШНМ

Для набору даних перевірки, як видно з таблиць 3.3 - 3.5, вибрані мережі забезпечують загальний показник  $AARD = 0,0793\%$ ,  $MSE = 2,5853 \cdot 10^{-11}$ ,  $RMSE = 5,0846 \cdot 10^{-6}$  і  $r^2 = 0,9938$ .

Коефіцієнт детермінації  $r^2$  є мірою того, наскільки ефективно мінливість вимірюваного результату можна пояснити експериментальними змінними та їх взаємодією; отже, це розглядається як ступінь придатності моделі. У цьому випадку  $r^2$  дорівнює 0,9938, що вказує на те, що пристосування квадратичної моделі до результатів експерименту є задовільним, оскільки воно близьке до одиниці.

### 3.3 Відповідна функція активації ШНМ і алгоритм навчання

Як зазначалося в попередньому розділі, на основі функції активації виконується порівняння між гіперболічною функцією переносу дотичної, лінійною функцією переносу та сигмоподібною функцією переносу. Крім того, проведено порівняння між нейронною мережею ВР з функціями тренування BFGS, Scaled Conjugate Gradient і Gradient Descent.

Найкращу функцію передачі та навчальний алгоритм можна знайти шляхом одночасного вивчення та порівняння цих різних алгоритмів. Вибір ґрунтується на значеннях точності вимірювань. Отже, різні функції передачі та алгоритми навчання використовуються для кожної мережі, що має оптимальну конфігурацію. У таблиці 3.6, Знаведено значення AARD %, MSE, RMSE та  $r^2$ , що отримані на наборах даних для навчання.

Таблиця 3.6 - Порівняння помилки навчання різних алгоритмів навчання для оцінки стійкості до обростання

Передаточна функція	Алгоритм	$r^2_{ALL}$	Помилка навчання			
			AARD	MSE $10^{-11}$	RMSE $10^{-6}$	$r^2$
1	2	3	4	5	6	7
Гіперболічний тангенс	BFGS	0,9950	0,0390	1,6685·	4,0848·	0,9952
	Scaled Conjugate Gradient	0.0861	0.0790	6.8332·	8.2663·	0.9820

Продовження табл. 3.6

1	2	3	4	5	6	7
	Gradient Descent	0,0601	0.0956	4.0520·	6.3655·	0,9885
Лінійна	BFGS	0,2892	0,1315	4.2216·	2.1028·	0,8648
	Scaled Conjugate Gradient	0,3155	0.2425	1.0365·	3.2196·	0,7861
	Gradient Descent	0,1087	0,0936	4.4787·10-11	2.1163·10-6	0,8592
Сигмо-подібна	BFGS	0,0916	0,0999	4.2463·	2.0606·	0,8668
	Scaled Conjugate Gradient	0,1068	0,1170	4.4001·	2.0976·	0,8638
	Gradient Descent	0,0981	0,1059	4.3499·	2.0856·	0,8640

У таблицях 3.7 та 3.8 наведено значення AARD %, MSE, RMSE та  $r^2$ , що отримані на наборах даних для перевірки та тестування для досліджуваного теплообмінника для трьох різних функцій передачі та алгоритмів. Вибір найкращої функції передачі та алгоритму навчання базується на мінімальних значеннях помилок перевірки.

Таблиця 3.7 – Порівняння помилки перевірки різних алгоритмів навчання для оцінки стійкості до обростання

Передаточна функція	Алгоритм	$r^2_{ALL}$	Помилка перевірки			
			AARD	MSE 10 <sup>-11</sup>	RMSE 10 <sup>-6</sup>	$r^2$
1	2	3	4	5	6	7
Гіперболічний тангенс	BFGS	0,9950	0.0793	2.5853·	5.0846·	0,9938
	Scaled Conjugate Gradient	0.9833	0.0790	5.9663·	7.7242·	0.9865
	Gradient Descent	0,9881	0.0956	5.6282·	7.5021·	0,9861

Продовження табл. 3.7

1	2	3	4	5	6	7
Лінійна	BFGS	0,8724	0,1315	3.3747·	1.8370·	0,9110
	Scaled Conjugate Gradient	0,8034	0.2425	7.1870·	2.6808·	0,9118
	Gradient Descent	0,8714	0,0936	3.2711·	1.8086·	0,9141
Сигмо-подібна	BFGS	0,8707	0,0999	4.6469·	2.1556·	0,8747
	Scaled Conjugate Gradient	0,8685	0,1170	4.5632·	2.1361·	0,8797
	Gradient Descent	0,8684	0,1059	4.6255·	2.1507·	0,8760

Таблиця 3.8 – Порівняння помилки тесту різних алгоритмів навчання для оцінки стійкості до обростання

Передаточна функція	Алгоритм	$r^2_{ALL}$	Помилка тесту			
			AARD	MSE $10^{-11}$	RMSE $10^{-6}$	$r^2$
Гіперболічний тангенс	BFGS	0,9950	0,0591	1.7071·	4.1318·	0,9958
	Scaled Conjugate Gradient	0.9833	0.0751	5.2096·	7.2178·	0.9865
	Gradient Descent	0,9881	0.0877	4.4227·	6.6503·	0,9906
Лінійна	BFGS	0,8724	0,0967	4.5957·	2.1437·	0,8651
	Scaled Conjugate Gradient	0,8034	0.3034	1.1865·	3.4446·	0,7351
	Gradient Descent	0,8714	0,0936	4.6811·	2.1635·	0,8629
Сигмоподібна	BFGS	0,8707	0,0862	4.5130·	2.1244·	0,8669
	Scaled Conjugate Gradient	0,8685	0,1062	4.7980·	2.1904·	0,8621
	Gradient Descent	0,8684	0,8760	4.5455·	2.1320·	0,8654

Згідно з точним розрахунком, зрозуміло, що зворотне поширення BFGS із гіперболічною функцією передачі забезпечує найкращу продуктивність (жирні лінії). Для даних перевірки цей алгоритм представляє найменші значення AARD, MSE і RMSE і найвище значення  $r^2$ .

Отже, алгоритм навчання зворотного поширення BFGS і функція гіперболічної передачі одночасно є найбільш відповідним алгоритмом навчання і функцією активації для розглянутої задачі. Він забезпечує значення  $r^2_{ALL} = 0,9950$  для перехресного теплообмінника. Вираз вихідного параметра за допомогою моделі ШНМ. Після вибору оптимальної топології та знаходження найбільш підходящої функції активації та алгоритму навчання (таблиці 3.3-3.5 та 3.6 - 3.8), значення ваги та зміщення для побудови нашої конкретної моделі ШНМ із конфігурацією 6–6–1 наведено нижче:

$$w_{2,1} = \begin{bmatrix} 1.60223 & 0.17246 & -0.39399 & 0.02347 & 0.35963 & -0.05585 \\ -1.38055 & -0.34202 & -0.18133 & -0.73088 & -0.44725 & 0.02337 \\ -1.13902 & -1.36280 & 1.87377 & -0.42610 & 0.11855 & 0.25272 \\ -0.35060 & 0.68046 & -0.64473 & 0.08211 & 0.08260 & -0.47503 \\ -2.10447 & 0.46459 & 0.56041 & -0.52793 & -0.11390 & -0.58764 \\ 1.25291 & 0.20000 & -0.37410 & 0.76153 & 0.26310 & 0.23444 \end{bmatrix} \quad b_2 = \begin{bmatrix} -0.50149 \\ -0.35202 \\ 0.91936 \\ 0.55180 \\ -0.75872 \\ 0.02690 \end{bmatrix}$$

$$w_{3,2} = [-0.39722 \quad -0.39638 \quad -2.19827 \quad 2.51059 \quad -0.95661 \quad -0.60076] \quad b_3 = [0.40541]$$

Таким чином, наша розроблена модель служить для прогнозування значення стійкості до забруднення перехресного теплообмінника в процесі концентрації фосфорної кислоти: розроблена модель складається з одного прихованого шару, що містить шість нейронів, що мають гіперболічну дотичну функцію передачі.

Прогнозне значення стійкості до забруднення  $R_f$  у реальних координатах розраховується за такою процедурою:

- 1) усі незалежні змінні мають бути нормалізовані в інтервалі  $[-1, 1]$  за допомогою рівняння (3.5):

$$\bar{d} = \left( \frac{d - d_{min}}{d_{max} - d_{min}} \right) \times - (n_{max} - n_{min}) + n_{min}, \quad (3.5)$$

де  $\bar{d}$  відноситься до нормалізованих значень даних,  $d$  представляє числове значення даних кожної незалежної змінної,  $d_{max}$  і  $d_{min}$  є максимальним і мінімальним значеннями даних, відповідно, кожної змінної,  $n_{min}$  та  $n_{max}$  є мінімальним і максимальним значеннями, відповідно, нового діапазону. У нашому випадку  $n_{min} = -1$  та  $n_{max} = +1$ .

Рівняння (3.5) набуває вигляду:

$$\bar{d} = 2 \times \left( \frac{d - d_{min}}{d_{max} - d_{min}} \right) - 1. \quad (3.6)$$

Для ШНМ перехресного теплообмінника матриця повинна складатися з 6 рядків вхідних змінних і 1 стовпця виходу оцінюваного параметру.

2) отримані нормалізовані змінні на попередньому етапі помножимо на отриману матрицю ваг  $w_{2,1}$  по 6 рядків і 6 стовпців;

3) додамо зміщення  $b_2$  незалежних змінних до отриманих результатів на етапі 2;

4) використовуємо гіперболічну передаточну функцію тангенса (3.7) і (3.8) для розрахунку  $y_j$  для всіх шести елементів для матриці на кроку 3:

$$y_j = f(t_j) = \frac{(e^{t_j} - e^{-t_j})}{(e^{t_j} + e^{-t_j})}, \quad (3.7)$$

$$t_j = \sum_{r=1}^k (w_{j,r} x_r + b_j), \quad (3.8)$$

де  $t_j$  – поріг. Вхідні дані, які множаться на відповідні ваги ( $w_{j,r} \cdot x_r$ ), підсумовуються разом, додають додаткове зміщення  $b_j$  і застосовують до функції активації або передачі  $f(t_j)$ , щоб сформувати єдиний вихід  $y_j$ .

5) Помножимо результати, отримані на кроці 4 (розмір матриці =  $(6 \times 1)$ ) на транспонування ваги залежної змінної  $w_{3,2}$ .

6) Додамо значення зсуву  $b_3$  до результату кроку 5 (тобто 0,40541).

7) Обчислимо  $y_j$  для обмеженого прогнозованого значення стійкості до забруднення  $R_f$ , отриманого на попередньому кроці, використовуючи (3.7).

8) Отримане прогнозоване значення стійкості до забруднення  $R_f$  розраховується згідно з наступним співвідношенням:

$$R_f^{pred} = y_j \times \frac{(R_{fmax} - R_{fmin})}{2} - R_{fmin}. \quad (3.9)$$

Зазначимо, що параметри нашої інтелектуальної моделі коригуються експериментальними даними розглянутої системи. Розробка інтелектуальної системи з досить точною оцінкою стійкості до забруднення призначена для конкретного типу рідини, якою є фосфорна кислота. Він застосовний до цілого ряду змінних у межах припустимих діапазонів, як показано в таблиці 3.2. Для періодів роботи до 122 годин температура рідини на вході та виході та температура пари не повинні перевищувати  $78^\circ\text{C}$ ,  $86,8^\circ\text{C}$  та  $125^\circ\text{C}$ , відповідно, щільність фосфорної кислоти не повинна бути вище  $1656 \text{ кг/м}^3$ , а об'ємна витрата не повинна бути нижче  $2102 \text{ м}^3/\text{год}$ , щоб за розробленою моделлю отримати значення  $R_f$ , близькі до реальних.

## 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ

### 4.1 Метод Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно

За даним методом, що є одним з найрозповсюдженіших серед класу квазіньютонівських методів, отримано найефективнішу модель ШНМ. У квазіньютонівських методах гессіан функції не обчислюється безпосередньо, а визначається приблизно, на основі дій зроблених до цього з матрицею Гессіана за допомогою градієнтної оцінки. Вектор градієнта функції помилки вираховується за допомогою звичайної процедури зворотнього розповсюдження помилки.

Матриця Гессіана (або зворотній гессіан)  $V \approx H^{-1}$  – це матриця розміру  $n \times n$  (де  $n$  - розмір вектора градієнта  $g$ ).

Значення  $V$  обчислюються на кожному кроці алгоритму наступним чином:

$$V_0 = 1, \quad (4.1)$$

$$V_{k+1} = V_k - \frac{V_k \cdot s \cdot s^T \cdot V_k}{s^T \cdot V_k \cdot s} + \frac{r \cdot r^T}{s^T \cdot s}, \quad (4.2)$$

де  $r = \Delta g_k = g_k - g_{k-1}$ , - це зміна градієнту  $r = \Delta g_k = g_k - g_{k-1}$ ,

es  $= \Delta W_k = g_k - g_{k-1}$ , - зміна ваг.

Також існують модифікації даного методу. Наприклад алгоритм з обмеженим використанням пам'яті (L-BFGS), який призначений для рішення нелінійних задач з великою кількістю невідомих (зазвичай більше 1000). Або ж модифікація з обмеженим використанням пам'яті в багатовимірному кубі (L-BFGS-B).

Даний метод знаходить мінімум будь-якої подвійно диференційованої безперервно-випуклої функції. Метод Ньютона та методи BFGS не гарантують сходження, якщо функція не має квадратичного розкладу Тейлора близького до

оптимального. Проте, BFGS довели свою ефективність навіть для негладких оптимізацій.

Метод Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно не дає повного сходження та його рішення пошуку погрішності не вираховує до кінця погрішність в реальному часі. Як наслідок, в метод необхідно додавати нові складові для визначення збільшеності погрішності в часі, так як сама постановка задачі не має повноти визначення в алгоритмі (сама задача поставлена локально). Метод не вирішує визначення погрішності, необхідно метод розширяти новими змінними для рішення розвитку сходження методу. Погрішність повинна стати не врахуванням помилки для визначення поточного результату, погрішність методу повинна стати функцією зміни результату в залежності від зміни часу.

Алгоритм складається з наступної послідовності кроків:

- 1) ініціалізуємо вагові коефіцієнти (випадковими малими значеннями) і встановимо початкове значення наближення зворотнього гессіана;
- 2) обчислюємо значення градієнту  $g$ ;
- 3) виконуємо корекцію значень вагових коефіцієнтів:

$$\Delta W = g \cdot \eta; W_{k+1} = W_k - \Delta W, \quad (4.3)$$

де  $\eta$  – параметр швидкості навчання;

- 4) зберігаємо поточне значення градієнту  $g_{old} = g$  та обчислюємо нове значення  $g = g(W)$  і зміну градієнту ( $\Delta g = g - g_{old}$ );
- 5) обчислюємо значення зворотнього гессіана  $V$  за формулою (4.2);
- 6) обчислюємо зміну вагових коефіцієнтів ( $\Delta W = V \cdot g$ ) і виконуємо корекцію параметрів ( $W = W - \Delta W$ );
- 7) обчислюємо похибку  $E(W)$ ;
- 8) якщо отримане значення похибки  $E(W)$  менше, ніж задана точність  $\epsilon$ , то алгоритм зупиняється;

9) якщо точність не досягнута ( $E(W) > \varepsilon$ ), то повторюємо алгоритм з 4 кроку.

#### 4.2 Оцінки ефективності моделі

Ефективність 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 [27, 28] наведено нижче:

$$AARD\% = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|R_{fi}^{\text{exp}} - R_{fi}^{\text{pred}}|}{R_{fi}^{\text{exp}}}, \quad (4.4)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_{fi}^{\text{exp}} - R_{fi}^{\text{pred}})^2, \quad (4.5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_{fi}^{\text{exp}} - R_{fi}^{\text{pred}})^2}, \quad (4.6)$$

$$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (R_{fi}^{\text{exp}} - \bar{R}_f)^2 - \frac{\sum_{i=1}^N (R_{fi}^{\text{exp}} - R_{fi}^{\text{pred}})^2}{\sum_{i=1}^N (R_{fi}^{\text{exp}} - \bar{R}_f)^2}}{\sum_{i=1}^N (R_{fi}^{\text{exp}} - \bar{R}_f)^2}, \quad (4.7)$$

де  $R_f$  - являє собою стійкість до забруднення.

$R_f^{\text{exp}}$  і  $R_f^{\text{pred}}$  представляють експериментальну та прогнозовану стійкість до забруднення;

$\bar{R}_f$  - середнє значення експериментального опору забрудненню;

$N$  – кількість використуваних пар значень.

Для перевірки адекватності моделі ШНМ, на рис. 4.1 показано порівняння між експериментальними та розрахунковими даними. У цьому випадку розрахункові результати були знайдені близькими до

експериментальних. Концентрація експериментальних точок навколо лінії  $45^\circ$  підтверджує, що дані добре підібрані.

Таблиці 3.3 - 3.5 відображають значення моделювання, отримані з оптимізованої моделі ШНМ. Значення коефіцієнта кореляції  $r^2$  загальне змодельованих даних порівняно з експериментальними даними стійкості до забруднення становило 0,9950 ( $r^2_{\text{валідації}} = 0,9938$ ,  $r^2_{\text{тренування}} = 0,9952$  і  $r^2_{\text{тестування}} = 0,9958$ ). Якщо значення  $r^2$  вищі за 0,9, це вказує на досить якісне опрацювання ШНМ тестових даних. Побудована ШНМ, яка була навчена з використанням експериментальних значень, адекватно враховує зв'язок між експериментальними та прогнозованими значеннями, ефективно оцінює стійкість до забруднення в перехресному теплообміннику. З огляду на це можна рекомендувати використання ШНМ в програмно-інженерних додатках для оцінки ефективності теплових систем

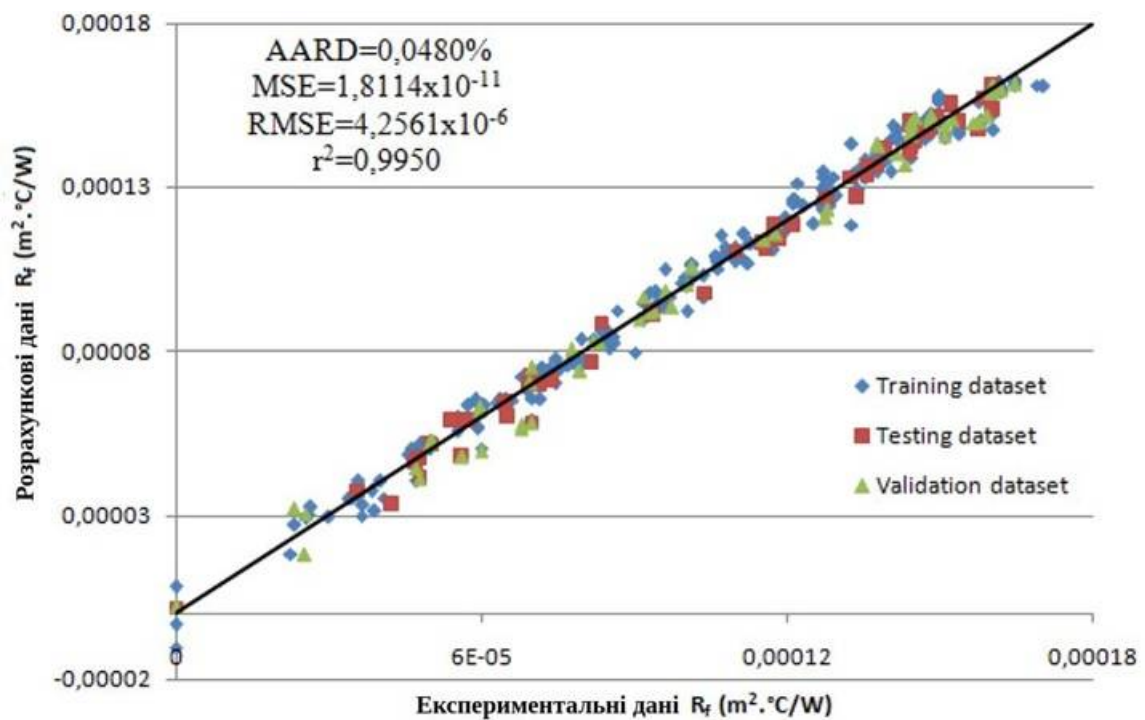


Рис. 4.1 – Оцінка ШНМ порівняно з експериментальними результатами

Модель ШНМ на основі алгоритму зворотного поширення була розроблена після використання 70% експериментальних даних для навчання.

Після процесу навчання, валідації та тестування було виявлено, що модель BFGS 6–6–1 є найкращою архітектурою для оцінювання стійкості до забруднення. Значення  $r^2$  було близьке до 1 ( $r^2_{ALL} = 0,9950$ ). AARD стійкості до забруднення становив 0,0591% під час процесу тестування, а MSE та RMSE були меншими за 0,0004% для процесу навчання, що вказує на те, що прогнозні результати мережі добре узгоджуються.

#### 4.3 Дослідження впливу зв'язків між параметрами процесу та відгуком

Використовуючи ШНМ, в пакеті STATISTICA побудовано шість наборів 2-D і 3-D поверхневих графіків для дослідження взаємодії чотирьох незалежних параметрів, якими є температури на вході ( $T_{in,ac}$ ) і на виході ( $T_{out,ac}$ ), щільність кислоти ( $\rho_{ac}$ ) і об'ємний потік кислоти ( $\check{v}_{ac,cir}$ ).

Ці тривимірні та двовимірні контурні графіки демонструють інтерактивні ефекти між параметрами до показника стійкості до забруднення: температурами кислоти на вході та виході (рис. 4.2), температурою кислоти на вході та щільністю кислоти, температурою кислоти на вході та об'ємним потоком кислоти, температурою кислоти на виході та щільністю кислоти, температурою кислоти на виході та об'ємним потоком кислоти, щільністю кислоти та об'ємним потоком кислоти відповідно.

З глобальних тривимірних графіків видно деякі ступені кривизни, які можна віднести до відображення рівнів невизначеностей, пов'язаних із кожною взаємодією змінних процесу.

З рис. 4.2 видно, що стійкість до забруднення зростає лінійно з температурою кислоти на вході. Коли температура кислоти на виході знижується, стійкість до забруднення зменшується до певного рівня, а потім збільшується. Крім того, максимальні значення стійкості до забруднення можуть бути отримані шляхом зниження температури кислоти на виході та підвищенням температури кислоти на вході.

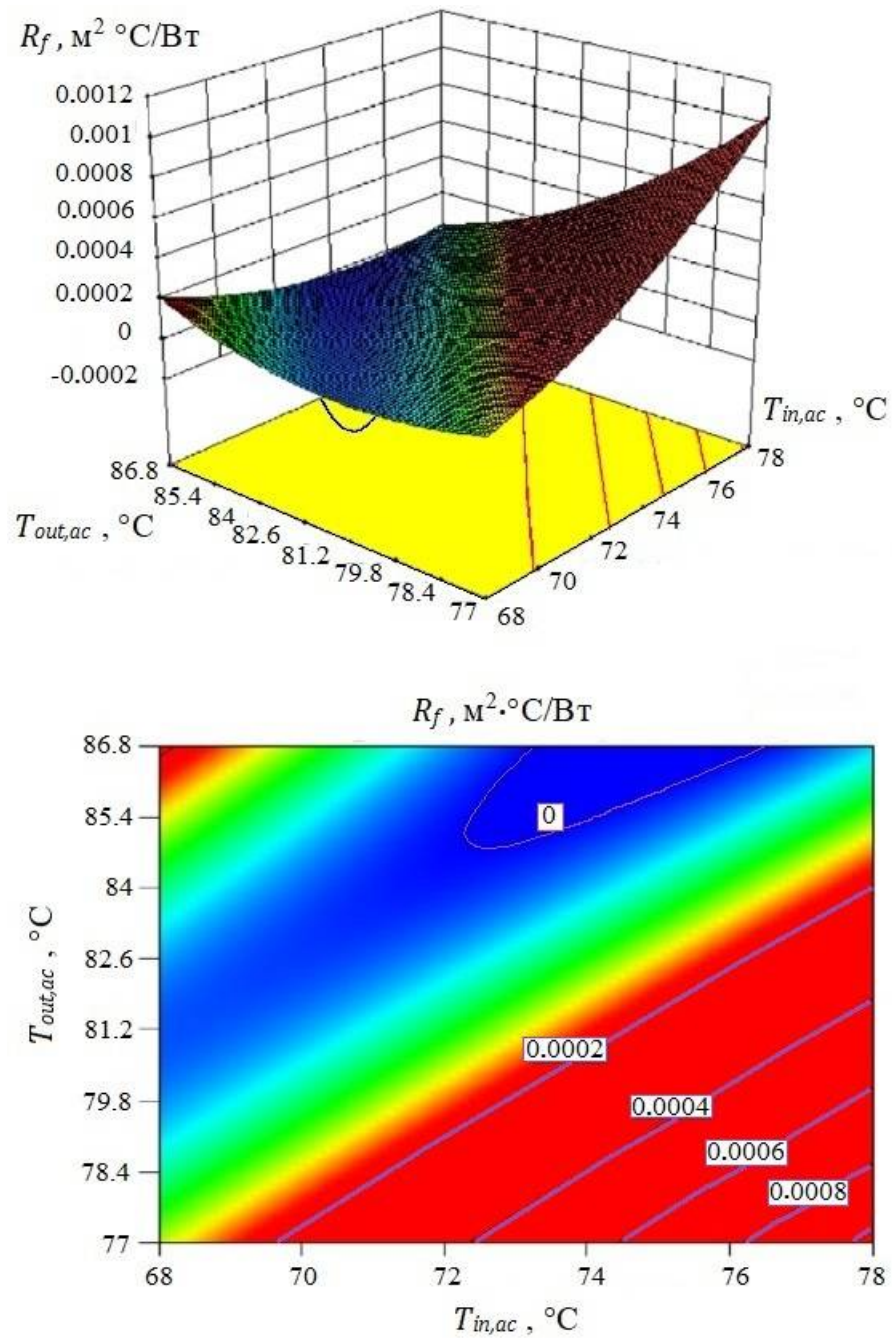


Рис. 4.2 – 3D графік  $R_f(T_{in,ac}, T_{out,ac})$  та 2D проєкція

Вплив температури кислоти на вході в ТО та щільності кислоти на стійкість до забруднення представлено на рис. 4.3. Можна побачити, що стійкість до забруднення зростає пропорційно температурі кислоти на вході.

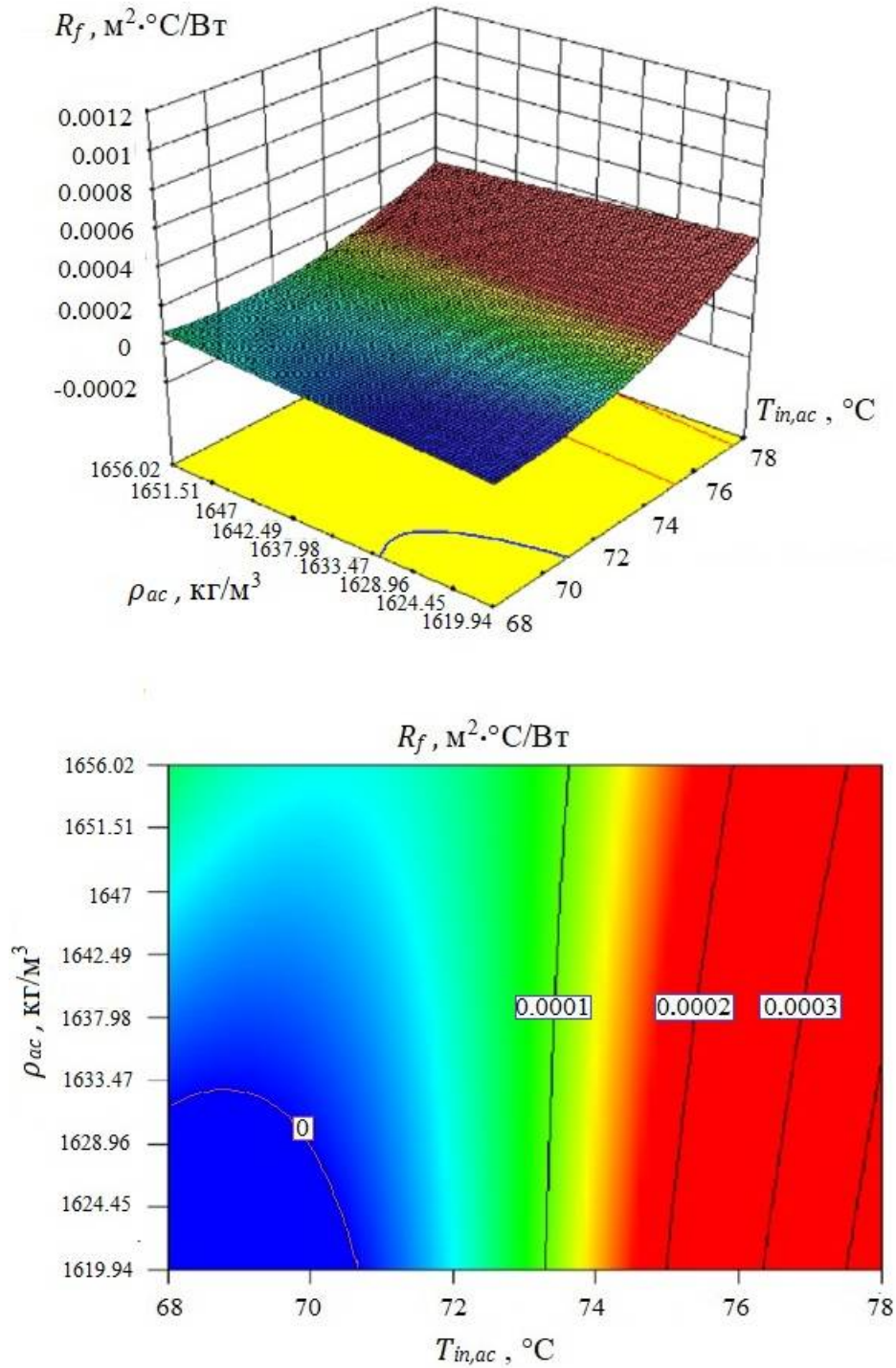


Рис. 4.3 – 3D графік  $R_f(T_{in,ac}, \rho_{ac})$  та 2D проекція

Крім того, температура кислоти на вході має більший вплив, ніж щільність кислоти. Це тому, що стійкість до забруднення визначається температурами двох рідин у досліджуваному теплообміннику на основі

середньої логарифмічної різниці температур (формула 3.3). Хоча щільність кислоти теж впливає на стійкість до забруднення, цей фактор не головний.

Як видно на рис. 4.4, стійкість до забруднення зростає разом із температурою кислоти на вході. Крім того, стійкість до забруднення збільшується за рахунок зменшення швидкості об'ємного потоку. Коли об'ємна витрата кислоти встановлена на рівні 2102.94 м<sup>3</sup>/год а температура на вході кислоти 78°C максимальний опір забрудненню становить 0,00058 м<sup>2</sup> °C/Вт.

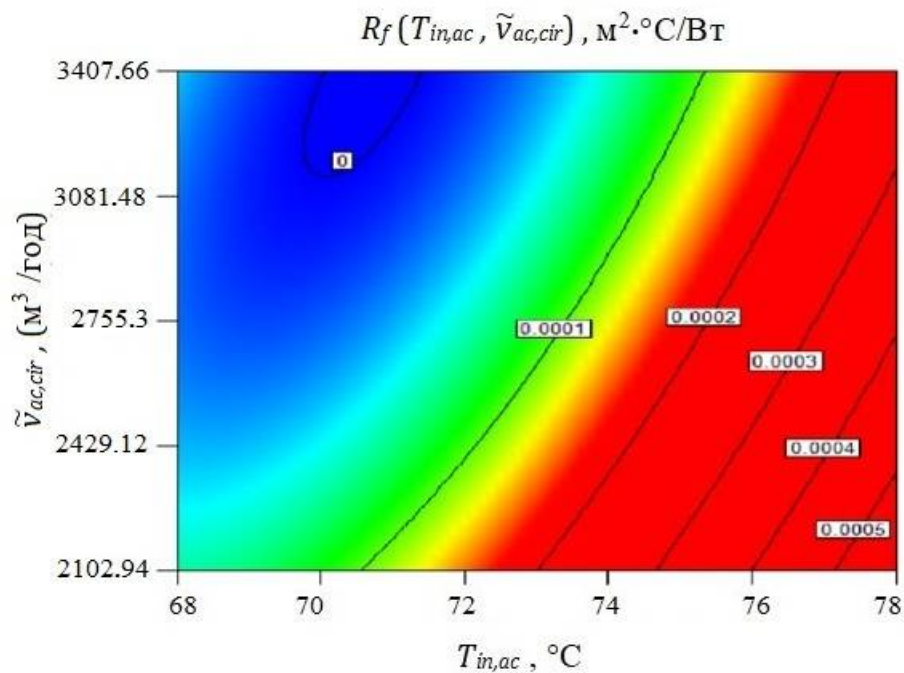
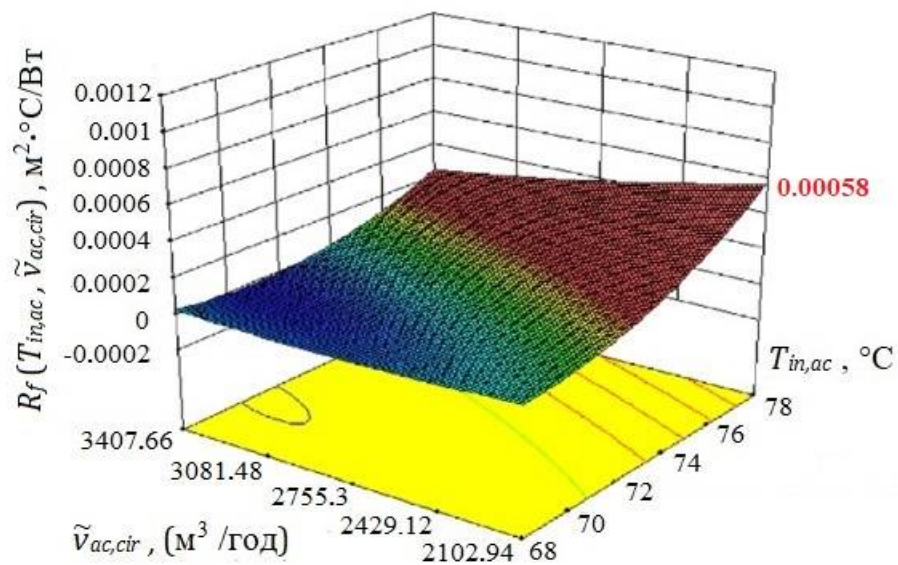


Рис. 4.4 – 3D графік  $R_f(T_{in,ac}, \tilde{V}_{ac,cir})$  та 2D проекція

Як видно з рис. 4.5, коли температура кислоти на виході знижується, стійкість до забруднення зростає та демонструє нелінійні зміни. Крім того, температура кислоти на виході має значний вплив на стійкість до забруднення, тоді як щільність кислоти має незначний вплив, що підтверджено рис. 4.3.

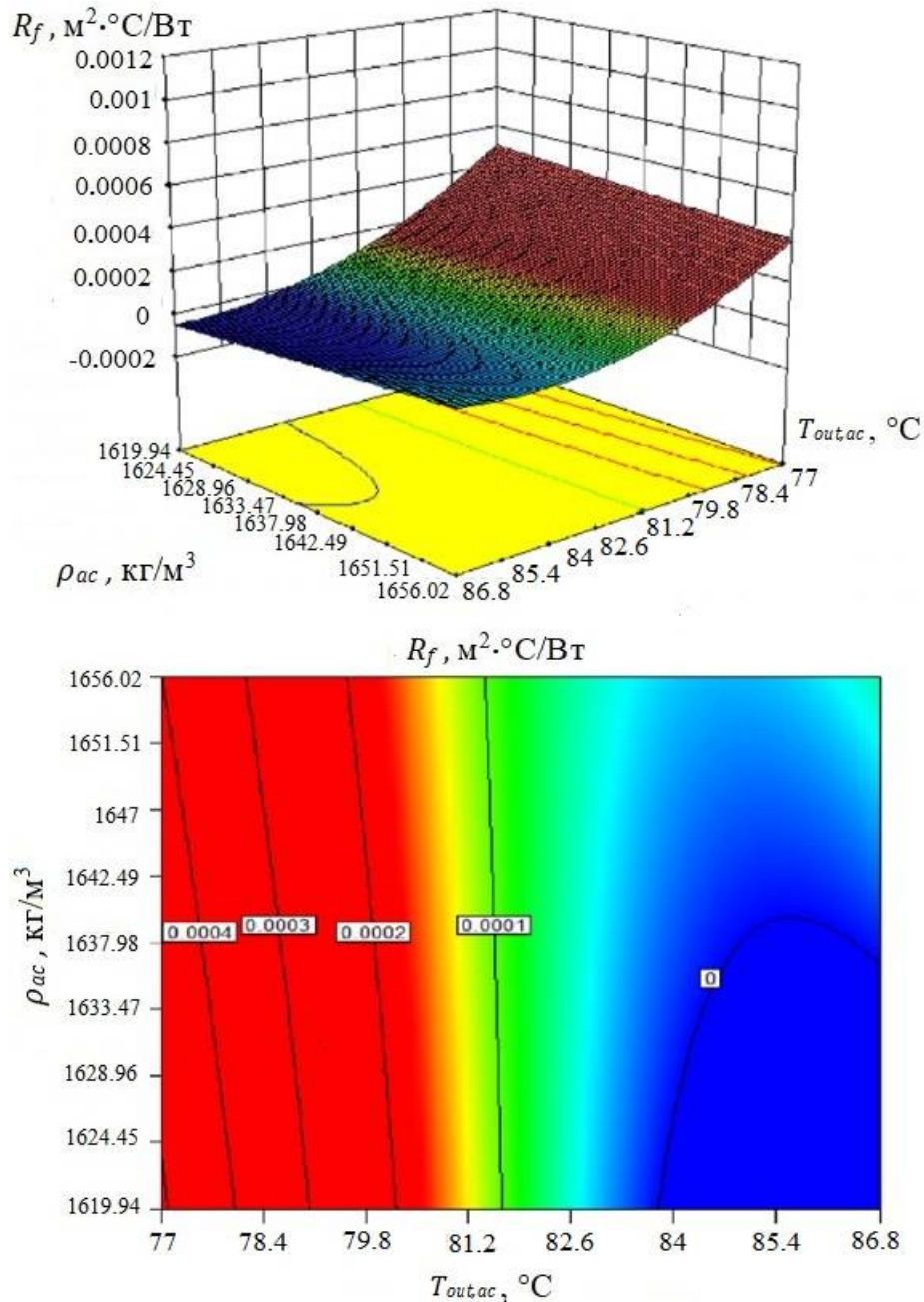


Рис. 4.5 – 3D графік  $R_f(T_{out,ac}, \rho_{ac})$  та 2D проекція

Для невеликої швидкості об'ємного потоку кислоти стійкість до забруднення збільшується шляхом зниження температури кислоти на виході.

Об'ємна швидкість потоку кислоти не є основним фактором, який впливає на стійкість до забруднення.

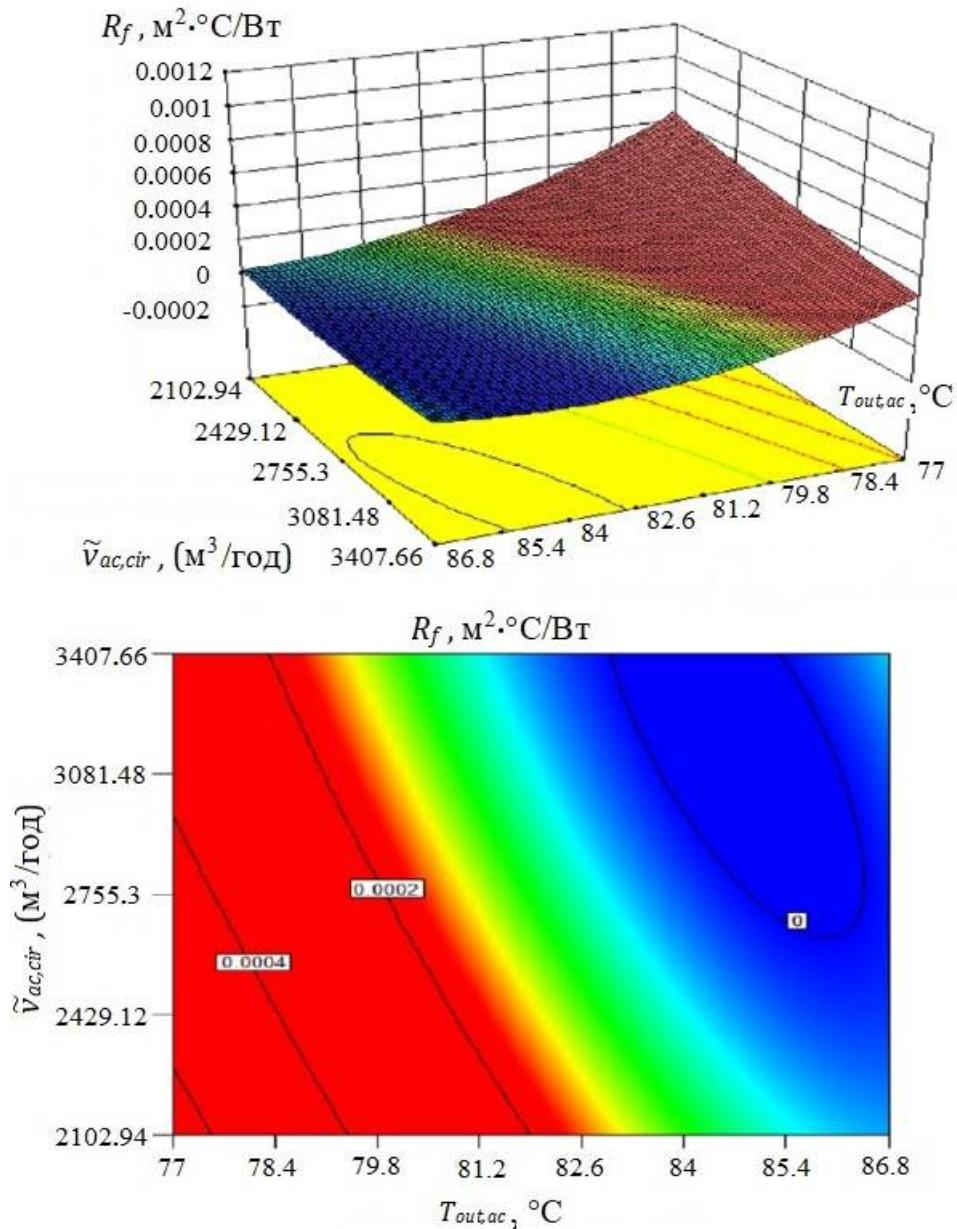


Рис. 4.6 – 3D графік  $R_f(T_{out,ac}, \tilde{V}_{ac,cir})$  та 2D проекція

Як видно на рис. 4.7, невеликі зміни швидкості об'ємного потоку кислоти та щільності кислоти може збільшити стійкість до забруднення. Стійкість до забруднення досягає  $0,0002 \text{ м}^2 \cdot \text{°C}/\text{Вт}$ , коли об'ємна витрата кислоти та щільність кислоти дорівнюють  $\approx 2103 \text{ м}^3/\text{год}$  і  $\approx 1620 \text{ кг}/\text{м}^3$  відповідно. Це пояснюється тим, що стійкість до забруднення зворотно пропорційна

швидкості об'ємного потоку кислоти, і її можна збільшити, зменшивши об'єм потоку.

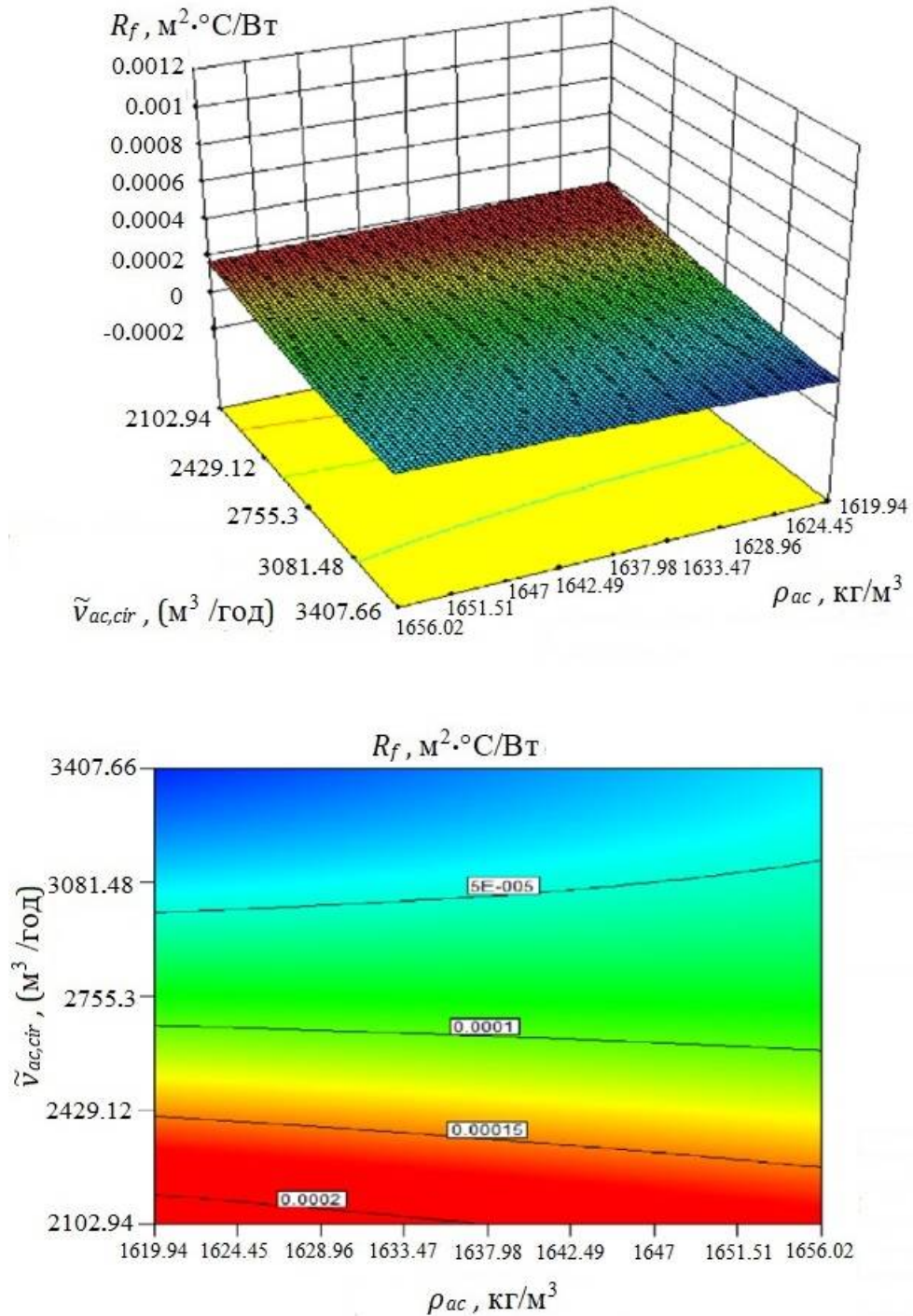


Рис. 4.7 – 3D графік  $R_f(\rho_{ac}, \tilde{V}_{ac,cir})$  та 2D проекція

Однак зменшення швидкості об'ємного потоку призводить до збурення та нестабільності через явища забруднення в теплообміннику.

Таким чином, ШНМ модель можна використати для підбору оптимальних параметрів ТП, з огляду на регламентовані обмеження та технічні характеристики використовного у процесі ТО.

## ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній роботі було розроблено високоточний інтелектуальний інструмент оцінювання величини опору забруднення для теплообмінника з поперечним потоком, а саме штучну нейронну мережу прямого поширення з метою оперативного визначення ефективності теплообмінника для корекції його виробничих режимів в рамках оптимізації роботи заводу збагачення фосфорної кислоти. За допомогою моделі було досліджено вплив зв'язків між параметрами процесу та відгуком.

Основними результатами цієї роботи є наступні.

Модель ШНМ на основі алгоритму зворотного поширення була розроблена після використання 70% експериментальних даних для навчання. Після процесу навчання, валідації та тестування було виявлено, що модель BFGS 6–6–1 є найкращою архітектурою для визначення стійкості до забруднення. Значення  $r^2$  було близьке до 1 ( $r^2_{ALL} = 0,9950$ ). AARD стійкості до забруднення становив 0,0591% під час процесу тестування, а MSE і RMSE були менш ніж 0,0004% для процесу навчання, що вказує на те, що прогнозні результати мережі добре узгоджуються з експериментальними даними.

Також був проведений аналіз статистичних параметрів, що використовувалися для порівняння експериментальних і розрахункових значень для різних архітектур та структур ШНМ, тоді як візуальний огляд діаграми регресії використовувався для подальшої перевірки та порівняння ШНМ моделей оцінки.

Результати аналізу статистичних параметрів та візуальний огляд графіків показали, що розрахункові значення, отримані за допомогою моделі BFGS 6–6–1, та експериментальні значення були розподілені майже на лінії 45°. Запропонований підхід, також був апробований у аналогічних задачах цукрової промисловості [29, 30], та отримані результати підтверджують, що розроблена та досліджена модель достатньо адекватна до реальних ТП.

Запропоноване рішення при адаптації ШНМ під параметри конкретного теплообмінного апарата може бути використано як програмний додаток у системі моніторингу ефективності різноманітних теплохімічних виробничих процесів.

## ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Zohuri B. Heat exchanger types and classifications. In: Compact Heat Exchangers. Cham: Springer; 2017. pp. 19-56
2. 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
3. Jradi R, Fguiri A, Marvillet C, Jeday MR. Tubular heat exchanger fouling in phosphoric acid concentration process. In: Inverse Heat Conduction and Heat Exchangers. London: Intechopen Edition; 2019. pp. 47-62
4. Shell and tube heat exchanger cleaning. Apex Engineering Products. [Електронний ресурс] URL: <https://www.apexengineeringproducts.com/shell-and-tube-heat-exchanger-cleaning/>
5. 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
6. Garcia S, Trueba A. Fouling in heat exchangers. In: Inverse Heat Conduction and Heat Exchangers. London, UK: Intechopen Edition; 2019. pp. 1-27.
7. Основні залежності та приклади розрахунків теплообмінних апаратів: навчальний посібник для студентів, які навчаються за напрямком „Машинобудування” спеціальність "Обладнання хімічних виробництв та підприємств будівельних матеріалів"/ НТУУ „КПІ”; уклад. Л.Г. Воронін, А.Р. Степанюк, Л.І. Ружинська,. - Київ : НТУУ „КПІ”, 2011. - 68 с. URL: [https://ci.kpi.ua/METODA/nafta\\_1.pdf](https://ci.kpi.ua/METODA/nafta_1.pdf)
8. 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

9. Magens O.M. *Mitigation Fouling of Heat Exchangers with Fluoropolymer Coatings*. England: University of Cambridge; 2018
10. 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).
11. 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).
12. Mwaba, M. G., Rindt, C. C. M., Steenhoven, A. A. & Vorstman, M. A. G. Experimental investigation of CaSO<sub>4</sub> crystallization on a flat plate. *Heat Transfer Eng.* 27, 42–54. <https://doi.org/10.1080/01457630500458187> (2006).
13. Bansal, B. & Müller-Steinhagen, H. Crystallization fouling in plate heat exchangers. *Trans. ASME.* 115, 584–591. <https://doi.org/10.1115/1.2910728> (1993).
14. Jradi, R., Marvillet, C. & Jeday, M. R. Fouling in industrial heat exchangers: Formation, detection and mitigation. *Heat Transf.* <https://doi.org/10.5772/intechopen.102487> (2022).
15. 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).
16. Sheikholeslami, R. Calcium sulfate fouling-precipitation or particulate: A proposed composite model. *Heat Transfer Eng.* 21, 24–33. <https://doi.org/10.1080/014576300270870> (2020).
17. 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).
18. 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/fld.5038> (2021).

19. 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)
20. 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).
21. Radhakrishnan, V. R. et al. Heat exchanger fouling model and preventive maintenance scheduling tool. *Appl. Therm. Eng.* 27, 2791–2802. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2007.02.009> (2017).
22. Markowski M., Trafczynski M., Urbaniec K., 2013, Validation of the method for determination of the thermal resistance of fouling in shell and tube heat exchangers, *Energy Conversion and Management*, 76, 307-313.
23. Fu, G., Ni, G. & Zhang, C. Adaptive Catchment Management and Reservoir Operation (MDPI edition, 2019).
24. Priddy, K. L. & Keller, P. E. *Artificial Neural Network: An Introduction* 1st edn. (SPI Press, 2005).
25. Fukami, K., Fukagata, K. & Taira, K. Assessment of supervised machine learning methods for fluid flows. *Theor. Comput. Fluid Dyn.* 34, 497–519 (2020).
26. Lui, H. F. & Wolf, W. R. Construction of reduced-order models for fluid flows using deep feed forward neural networks. *J. Fluid Mech.* 872, 963–994 (2019).
27. George, U. A. & Elvis, M. M. Modeling of the mechanical properties of concrete with cement ratio partially replaced by aluminium waste and sawdust ash using artificial neural network. *SN Appl. Sci.* 1, 1–19 (2019).
28. Erguzel, T. T., Tekin, H. O., Manici, T., Altunsoy, E. E. & Tarhan, N. Comparison of multiple linear regression analysis and artificial neural network approaches in the estimation of monte carlo mean glandular dose calculations of mammography. *Digest J. Nanomater. Biostruct.* 13, 163–176 (2018).

29. Олег Ілюнін, Олександр Безсонов, Сергій Руденко, Ілля Чапарин. Інтелектуальні Моделі Оцінювання Забруднення Пластинчастих Теплообмінників. Матеріали 12-ї Міжнар. Науково-техн. конф. «Інформаційні системи та технології ІСТ-2023», 28 листопада-1 грудня 2023 р., Харків

30. 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

31. O. Pasholoc. Features of Using Neural Network Models for Intelligent Management of Continuous Processes / Materials of the XI International Scientific Conference «Information-Control Systems and Technologies» 21th–23th September, 2023, Odessa