

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)

Інтелектуальна система безперервного регулювання
температури робочих рідин

Виконав:

студент 2 курсу, групи КІТм-21-2

Сапега О. А.

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Комп'ютерні

інтелектуальні технології

Керівник ст.викл. Ілюнін О.О.

Допускається до захисту

(підпис)

Зав. кафедри

проф. Руденко О.Г.

(підпис)

2022 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)

“ ____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Сапезі Олексію Андрійовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інтелектуальна система безперервного регулювання температури робочих рідин

затверджена наказом по університету від “ 08 ” листопада 2022 р. № 1666 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 17.12.2022

3. Вхідні дані до роботи _____

1) виявлення основних характеристик об'єкту керування та вимог до системи регулювання;

2) побудова тестової моделі нейронної мережі регулятора;

3) побудова тестової моделі нечіткого класифікатора температурних завдань;

4) середовище моделювання – Matlab;

5) мова програмування – C#; IDE Processing;

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) огляд предметної області;

2) аналіз об'єкту дослідження;

3) огляд нейронних мереж;

4) дослідження систем регулювання та керування;

5) розробка інтелектуальної системи безперервного регулювання температури робочих рідин;

6) експериментальні дослідження;

7) висновки.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) Слайди- 18 арк. ф. А4

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним 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 проєкту	08.11.2022	виконано
2	Огляд стану проблеми та постановка задачі	08.11-14.11	виконано
3	Аналіз літератури за напрямком магістерської роботи	14.11-21.11	виконано
4	Аналіз роботи професійних навичок фахівця	21.11-28.11	виконано
5	Аналіз інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень	21.11-28.11	виконано
6	Розробка тестової нейронної мережі	28.11-12.12	виконано
7	Експериментальні дослідження	12.12-15.12	виконано
8	Підготовка графічного матеріалу	15.12-16.12	виконано
9	Перевірка виконаного проєкту керівником	17.12.2022	виконано
10	Захист проєкту	19.12.2022	виконано

Дата видачі завдання 08 листопада 2022 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ Ст.викл. Ілюнін О.О. _____

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної магістерської роботи містить: 89 стор., 25 рис., 3 табл., 2 дод., 18 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ РЕГУЛЮВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, НЕЧІТКИЙ КЛАСИФІКАТОР, C.#, PROCESSING.

Об'єктом дослідження є процес інтелектуального керування температурою робочого розчину рідини.

Предметом дослідження є нечіткі та нейромережеві моделі та методи регулювання температури робочого розчину рідини за умов поточної невизначеності.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка прототипу програмного забезпечення для системи автоматичного регулювання температури робочих розчинів рідин з використанням інтелектуальних нейронечітких методів та комп'ютерного зору.

Для досягнення поставленої мети були розроблені: нейромережева модель ідентифікації стану компонентів розчинів та температурного завдання; модель ідентифікації кута повороту клапану регулювання подачі теплоносія; алгоритм інтелектуального регулювання температури розчину з метою підтримання оптимального рівня його активності. Було проведено імітаційне моделювання та експериментальні дослідження режимів роботи інтелектуального регулятора; створено додаток та протестовано за допомогою інтелектуальних методів та машинного навчання нейронних мереж. Наведено результати експериментальних досліджень, які продемонстрували ефективність запропонованого алгоритму регулювання температури робочих розчинів.

ABSTRACT

Explanatory note of attestation work: 89 pages, 25 figures, 3 tables, 2 appendix, 18 sources.

INTELLIGENT CONTROL SYSTEMS, NEURAL NETWORK, FUZZY CLASSIFIER, C#, PROCESSING.

The subject of research is fuzzy and neural network models and methods of temperature regulation of working fluids of technological processes under conditions of current uncertainty.

The object of research is the process of intelligent temperature control of working solutions.

The purpose of the qualification work is the development of an intelligent system for continuous regulation of the working fluids temperature under conditions of current uncertainty using a neural network approach.

To achieve the goal, the following were developed: a neural network model for identifying the state of solution components and the temperature task; model of identification of the angle of rotation of the coolant supply control valve; an algorithm for intelligent regulation of the temperature of the solution in order to maintain the optimal level of its activity. Simulation modeling and experimental studies of the modes of operation of the intelligent regulator were carried out; the application was created and tested using intelligent methods and machine learning of neural networks. The results of experimental studies are presented, which demonstrated the effectiveness of the proposed algorithm for regulating the temperature of working fluids.

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

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

АНОТАЦІЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Інтелектуальна система безперервного регулювання
температури робочих рідин

Виконав:

студент 2 курсу, групи КІТм-21-2

Сапега О.А.

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Тип програми: освітньо-професійна

Освітня програма Комп'ютерні
інтелектуальні технології

Керівник ст.викл. Ілюнін О.О.

2022 р.

АНОТАЦІЯ

Сапега О. А. Інтелектуальна система безперервного регулювання температури робочих рідин. – Магістерська кваліфікаційна робота.

Актуальність теми. Наступним часом широкого поширення набули цифрові системи керування (СК) різноманітними детермінованими та стохастичними нестационарними технічними об'єктами. Такі СК успішні в основному при керуванні лінійними об'єктами керування (ОК) за допомогою комп'ютерної реалізації цифрових мікропроцесорних регуляторів [1–5]. У той же час лінійна апроксимація динаміки цілого ряду ОК є недостатньо коректною – наприклад, складних нелінійних хіміко-технологічних процесів.

Альтернативою класичним методам побудови СК нелійними об'єктами є штучні нейронні мережі (ШНМ) [6,7]. Практично корисною властивістю ШНМ є їх здатність до навчання за допомогою процедур, заснованих на аналізі співвідношень "вхід-вихід". Це дозволяє отримати прості рішення для складних завдань керування. Наявність в структурі ШНМ нейронів з нелійними функціями активації дозволяє використовувати їх для вирішення задач керування нелійними об'єктами.

Побудова СК для безперервних технологічних процесів (ТП) передбачає необхідність вирішення ряду взаємопов'язаних завдань розробки і моделювання окремих контурів керування та регуляторів для окремих блоків і секцій ТП. Зокрема, для стабілізації швидкості – V в таких ТП як: травління смугового прокату, електрогальванічного цинкування металевих поверхонь, – нелінійно регулюються пов'язані параметри концентрації – C , і температури – T робочого розчину (РР) в ваннах. Для цього доцільно розробити алгоритми та програмні додатки:

- ідентифікації стану РР і формування завдання T^* ;
- цифрового регулювання температури РР в ваннах.

Це вимагає переходу до сучасних науково обґрунтованих методів розробки алгоритмів керування та регуляторів з використанням інструментальних програмних засобів автоматизованого проектування та моделювання, налагодження та випробування регуляторів безпосередньо на ОК, не застосовуючи емпіричні методи.

Для обліку всіх факторів ТП необхідна побудова математичних моделей, що повинні повно відображати властивості досліджуваного об'єкта, а з іншого боку – бути зручними для реалізації алгоритмів керування. Відсутність повної інформації про умови функціонування об'єкта, його динамічні характеристики та характер діючих перешкод обумовлюють застосування ШНМ при синтезі регуляторів для керування об'єктами.

На сучасному етапі рівня розвитку технічних засобів керування на передній план висувуються вимоги до точності стабілізації технологічних параметрів і регулювання керуючих впливів в нестационарних умовах ТП, постійно діючих збурень, обумовлених зміною умов при складному взаємному впливі змінних стану ТП.

Ефективним засобом розробки та оцінки якості та ефективності нових алгоритмів керування є використання універсальних програмних комплексів моделювання систем (MathLab, Neuroph). На етапі проектування важливим є детальний аналіз процесів в контурах СК та вплив на них різноманітних зовнішніх і внутрішніх збурень, змін умов експлуатації, параметрів об'єкта керування і налаштувань цифрових регуляторів.

Системи керування ТП в своїй більшості будувалися в минулому сторіччі із застосуванням локальних аналогових ПД-регуляторів і в основі реалізації мали класичний принцип керування за відхиленням. Цей підхід поширений в ряді ТП, що обумовлено стабільністю системи хімічних реагентів РР [1,2] і, прогнозуємої поведінки ТП при збуреннях. На додаток, існуючі математичні моделі процесів, які використовуються для розробки і корекції технологічних режимів ТП, досить громіздкі, і не можуть врахувати комплексний вплив на якість системи керування багатьох чинників.

Ефективне керування температурою РР можливе за розробкою більш точних моделей та методів, що мають бути нечутливими до суттєвих завад та похибок вимірів. Таким вимогам задовольняють інтелектуальні моделі контролю, ідентифікації та керування динамічними системами, що експлуатуються за умов суттєвої невизначеності щодо характеристик керованого об'єкту та зовнішнього середовища на основі об'єднання принципів теорії нечіткого керування та штучних нейронних мереж. Різні аспекти інтелектуального керування для відомих параметрів об'єкту досліджувались, зокрема, в роботах відомих учених.

Зростання потужностей прокатного виробництва в останні роки спричиняє збільшення витрат енергії та ресурсів на тонну готової продукції. Об'єктивне зростання споживання енергії необхідно компенсувати постійним вдосконаленням обладнання, технології та систем керування ТП.

При цьому основні результати досліджень, і вдосконалення технологій були отримані для систем зі скалярними виходами без урахування характеру невизначеностей, що мають місце в технічних системах. У той же час для систем керування такими нестационарними об'єктами керування, як ТП гальваніки та травління характерна наявність великої кількості вхідних впливів і неконтрольованих збурень.

Ефективне керування температурою РР, що функціонує в специфічних умовах невизначеності ТП, можливо на основі створення більш точних [1] динамічних і статичних моделей. Такі моделі повинні бути нечутливими до великих перешкод і похибок вимірювання [2], легко адаптуватися до часто мінливих динамічних характеристик лінії травління і задовольняти прийнятним умовам адекватності. Зазначеним вимогам найбільше задовольняють інтелектуальні нечіткі і ШНМ – методи контролю, ідентифікації та керування динамічними об'єктами [3, 4].

Впровадження мікроконтролерної системи підігріву РР для підтримки активності розчину суттєво зменшить енергетичні витрати ТП. Таким чином, синтез цифрових систем автоматизованого інтелектуального регулювання

температури РР, є актуальною науково-практичною задачею.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка прототипу програмного забезпечення для системи автоматичного регулювання температури робочих розчинів рідин з використанням інтелектуальних нейронечітких методів та комп'ютерного зору.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

– розробка інтелектуальної моделі ідентифікації стану РР та температурного завдання;

– розробка методів та алгоритмів інтелектуального регулювання температури робочого розчину з метою підтримання оптимального рівня його активності;

– імітаційне моделювання та експериментальні дослідження режимів роботи інтелектуальної системи регулювання температури робочого розчину.

Об'єктом дослідження є процес інтелектуального керування температурою робочого розчину рідини.

Предметом дослідження є нечіткі та нейромережеві моделі та методи регулювання температури робочого розчину рідини за умов поточної невизначеності.

Методи дослідження. Під час розв'язання поставлених задач у роботі використовувалися комбінації наступних методів: системного аналізу та синтезу, теорії автоматичного управління; методу кластеризації, що дозволив здійснювати поточну ідентифікацію станів РР та формувати оптимальне температурне завдання; методів теорії штучних нейронних мереж, що дозволили розробити моделі в середовищі NeuroPh; методів імітаційного моделювання, що дозволили дослідити та проаналізувати синтезовану систему регулювання і підтвердити перспективність практичного використання отриманих результатів.

Новизна отриманих результатів. В рамках виконання роботи:

– отримано РБМ модель формування оптимальних температурних завдань внаслідок ідентифікації стану РР;

– удосконалено нейромережевий регулятор температури РР, який на відміну від існуючих враховує вплив нелінійних змін складу РР, дозволить адаптивно регулювати температуру для підтримання заданої швидкості ТП за умов економії енергетичних ресурсів.

Для досягнення поставленої мети були вирішено ряд теоретичних і практичних завдань: модель ідентифікації кута повороту клапану регулювання подачі теплоносія; алгоритм інтелектуального регулювання температури розчину з метою підтримання оптимального рівня його активності. Було проведено імітаційне моделювання та експериментальні дослідження режимів роботи інтелектуального регулятора; створено додаток та протестовано за допомогою інтелектуальних методів та машинного навчання нейронних мереж. Наведено результати експериментальних досліджень, які продемонстрували ефективність запропонованого алгоритму регулювання температури робочих розчинів.

У першому розділі визначено особливості технологічного процесу. Технологічний процес (ТП) безперервного травління смугової сталі може бути віднесено до класу об'єктів інтелектуального нейромережевого та нечіткого керування. Наведено огляд існуючих рішень, загальні принципи такого керування та обґрунтовано доцільність його використання в проєкті. Здійснено аналіз завдання проєкту, сформульовано *мету і задачі* дослідження.

У другому розділі предствалено модифікації методів інтелектуальної (нечіткої та нейромережевої) ідентифікації, що використані для розробки математичних моделей елементів системи інтелектуального регулювання температури РР, а саме: інтелектуальна модель ідентифікації параметрів технологічного процесу – швидкості обробки поверхні прокату в залежності від температури (T) та концентрації компонент (C); інтелектуальна модель ідентифікації параметрів робочого розчину – концентрації компонент (C);

нейромережева модель ідентифікації кута повороту клапану регулювання подачі теплоносія.

Схема керування ТП передбачає послідовну реалізацію двох етапів: ідентифікації параметрів процесу та визначення завдань і поточних значень сигналів керування. Для здійснення процедур ідентифікації в роботі запропоновано комбіноване використання модифікацій штучних нейронних радіально-базисних мереж (РБМ) та нечіткої кластеризації (Fuzzy Clustering Method). Відповідні алгоритми ідентифікації мають задовільну швидкість збіжності, обчислювальну простоту та є придатними для роботи в реальному часі в складі систем керування динамічними об'єктами.

У третьому розділі задачу спрощено представлено типовим алгоритмом підтримання запасів теплової енергії. Наведено особливості споживання теплової енергії процесом. Представлено сімейство пропорційно-інтегральних (ПІ) регуляторів температури робочого розчину, що генерують датасет для первинного навчання «з вчителем» нейрорегуляторів температури розчину. Представлено нейромережеву модель ідентифікації кута повороту клапану регулювання подачі теплоносія.

У четвертому розділі наведено результати моделювання та експериментального дослідження нейромережевої моделі регулювання температури РР для підтримки рівня його активності та режимів роботи інтелектуальної цифрової системи регулювання температури РР.

Схема регулювання температури РР передбачає послідовну реалізацію двох етапів: ідентифікації параметрів процесу та визначення поточних значень сигналів керування. Для здійснення процедур ідентифікації в роботі запропоновано комбіноване використання модифікацій штучних нейронних радіально-базисних мереж (РБМ) та нечіткої кластеризації (Fuzzy Clustering Method). Відповідні алгоритми ідентифікації мають задовільну швидкість збіжності, обчислювальну простоту та є придатними для роботи в реальному часі в складі систем керування динамічними об'єктами.

Практичне значення отриманих результатів. В роботі запропоновано моделі та методи, що дозволяють вирішувати задачі контролю і автоматизованого регулювання температури РР за умов економії теплової енергії; дослідження роботи регулятора підтверджують основні положення, що виносяться на захист магістерської роботи.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ РЕГУЛЮВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, НЕЧІТКИЙ КЛАСИФІКАТОР, C.#, PROCESSING

Публікації здобувача за темою роботи, публікації керівника та співробітників кафедри::

1. Pyunin O.O., Khodak M.V., Yurchenko O.V., Sapcha O.A. Fuzzy estimation procedure of the concentration of the components of a sulfuric acid pickling solution. ISSN 2078-0625 (online). Інтегровані технології та енергозбереження. Щоквартальний науково-практичний журнал. – Харків: НТУ «ХПІ», 2022. – № 3, с.63-75. Фахове видання. Доступно за адресою: https://docs.google.com/document/d/1VivXA87odmmdxCISdkXJG_Jpc1DRjSvF/edit?usp=share_link&oid=118443346938890580156&rtpof=true&sd=true

2. О. Ілюнін, С. Удовенко, М. Ходак, О. Юрченко, О. Сапега, Інтелектуальна ідентифікація дефектів металопрокату з застосуванням технологій «комп'ютерного зору». Україна, Вінниця, конференція "Контроль і управління в складних системах", 2022-11-15, (Vinnytsia), КУСС-2022. URL: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mccs/mccs22/index>.

3. Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 370 с.

4. Pyunin O., Bezsonov O., Rudenko O., Boldyryev S., Zorenko V., Serdiuk N. Neural Network Controller of Flow through a Butterfly Valve.

Proceedings of the 2022 IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology Conference (KhPIWeek2022). Vol. I: Main Conference, Kharkiv, October 3 – 7, 2022. P.5. Available at: <https://doi.org/10.1109/khpiweek57572.2022.991637> (Індексовано у Scopus).

5. O.Bezsonov, O.Ilyunin, A.Khusanov, O.Rudenko, O.Sotnikov. Intelligent Identification System of the Process Liquid Solutions Composition. COLINS-2022: *6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems*, May 12–13, 2022, Gliwice, Poland URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3171/paper69.pdf>

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, скорочень і термінів	13
Вступ	14
1 Аналіз предметної області і постановка задачі дослідження	17
1.1 Огляд наукових публікацій та існуючих рішень 1	17
1.2 Особливості використання нечітких і нейромережових моделей в задачах регулювання	21
1.3 Прийняті методи машинного навчання	27
1.4 Постановка задачі дослідження	40
2 Модель ідентифікації стану рр та температурного завдання	31
2.1 Особливості ідентифікації стану параметрів робочих розчинів	31
2.2. Модель інтелектуальної ідентифікації параметрів технологічного процесу	33
2.3 Модель інтелектуальної ідентифікації стану параметрів робочого розчину	36
3 Інтелектуальне керування температурою робочого розчину	47
3.1 Особливості споживання теплової енергії технологічним процесом	47
3.2 ПІ – регулятори температури робочого розчину	50
4 Нейромережева модель ідентифікації кута повороту клапану регулювання подачі теплоносія	54
4.1 Налаштування нейрорегулятора температури розчину.....	59
Висновки	68
Перелік джерел посилання	70
Додатки	76
Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи	77
Додаток Б	86

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

РР - Робочий розчин

ТП - Технологічний процес

НМ - Нейронна мережа

СК - системи керування

ШІ - Штучний інтелект

ВСТУП

В останні роки обчислювальна техніка стала використовуватися для розв'язання все більш складних науково-дослідницьких та інженерно-технічних прикладних задач, що раніше було здебільше притаманно людині, а зараз може вирішуватися і без її участі. Одним з напрямів розвитку та впровадження інформаційних технологій є задачі регулювання безперервних технологічних процесів ліній з використанням та інтелектуальних методів та комп'ютерного зору. Такі лінії успішно автоматизують та постійно вдосконалюють в нафтопереробці, теплоенергетиці, електрохімії, хімії, металургії, гальванічному, молочному, текстильному, спиртовому та інших виробництвах. В цих виробництвах або використовують робочі розчини (РР) з регламентованими параметрами, або отримують, як закінчений товарний продукт.

Класична схема управління передбачає використання зворотного зв'язку за похибкою виконання завдання системою. Так завданням безперервного травильного агрегату поверхні металевого прокату (БТА) є мінімізація кількості дефектів поверхні сталевого прокату після його травління в РР. Для стабілізації швидкості та якості травління необхідно регулювання температури РР згідно оперативного завдання. В подібних виробництвах (електрогальванічне цинкування, випарувальна кристалізація з'єднань бром, йоду) суттєвий нелінійний вплив на швидкість процесу мають зміни складу РР, оперативно контролювати які, не втручаючись в сам процес, на теперішній час не існує достатніх технічних можливостей.

В основному математичні моделі технологічних режимів досить громіздкі і не беруть до уваги комплексний вплив на якість системи керування багатьох факторів. Ефективне керування температурою РР можливе за розробкою сучасних точних моделей та методів, що мають бути

нечутливими до суттєвих завад та похибок вимірів. Таким вимогам задовольняють нейронечіткі моделі нелінійних систем, що експлуатуються за умов суттєвої невизначеності динамічних характеристик керованого об'єкту.

Основну частину інформації людина отримує за допомогою зору. Зоровий канал в декілька разів ширше та швидше ніж усі інші органи чуття, надає корисної інформації про довколишнє оточення більш за все. За долю секунди людина без роздуму і безпомилково може визначити різноманітні об'єкти, що знаходяться в полі зору. При цьому людина здатна не тільки узагальнено класифікувати об'єкти, що вона бачить, але й визначити унікальність екземпляру: його розмір, колір, об'єм, форму, розпізнати контури, визначити фон заднього плану. Це все ті здібності, які необхідні системі комп'ютерного зору для успішного використання в технологічних процесах (ТП).

Основну проблему, що вирішується комп'ютерним зором, можна сформулювати наступним чином: з огляду на двовимірне зображення, система комп'ютерного зору повинна з максимальною повнотою розпізнавати аналізовані об'єкти та оцінювати їх характеристики (форми, кольори, геометричні розміри, відносні координати розташування, текстури) щоб забезпечити найбільш повний опис і точну класифікацію зображення.

Імітація роботи людських органів зору та ситуацій прийняття рішень є неординарним завданням: об'єкт, що людина розпізнає за долю секунди, для сучасного комп'ютера може складати декілька секунд, хвилин. Людина-оператор візуально чітко визначає виробничу ситуацію та приймає рішення, але для комп'ютера це буде некоректна інформація, що впливає на процес розпізнавання і погіршує точність та якість процесу. Так, ще з десять років тому, оператор безперервного травильного агрегату (БТА), що очищує поверхню сталевого прокату від окалини шляхом занурювання в РР сірчаної кислоти певної температури та концентрації, оцінював якість обробки поверхні під час короткострокової зупинки БТА візуально. Після оцінювання оператор приймав рішення: змінити температуру РР, або його концентрацію,

або змінити швидкість змотувача прокату в рулон. Звичайно, після багатьох ітерацій такого циклічного контролю ТП з великою часткою імовірності трапляються помилки, зумовлені людським фактором. Тому автоматизація аналогічних ТП є одним з перспективних напрямків підвищення їх ефективності. Найбільш повні рішення по регулюванню таких слабо формалізованих нелінійних ТП можуть забезпечити нечіткі методи та штучні нейронні мережі (ШНМ).

Таким чином, метою кваліфікаційної роботи є розробка прототипу програмного забезпечення для системи автоматичного регулювання температури робочих рідин з використанням інтелектуальних нейронечітких методів та комп'ютерного зору.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Нейроуправління динамічними об'єктами є новим перспективним напрямом, що перебуває на стику таких дисциплін, як автоматичне управління та штучний інтелект.

Нейронні мережі володіють рядом унікальних властивостей, які роблять їх потужним інструментом для створення систем управління: здатністю до навчання на прикладах та узагальнення даних, здатністю адаптуватися до зміни властивостей об'єкта управління та зовнішнього середовища, придатністю для синтезу нелінійних регуляторів, високою стійкістю до пошкоджень своїх елементів в силу архітектурного паралелізму, закладеного в ШНМ з початку побудови.

1.1 Огляд наукових публікацій та існуючих рішень

У ході розвитку нейроуправління досліджувалися різні способи побудови нейроконтролерів із застосуванням різних типів нейронних мереж: лінійних типу «Адаліна» [1-3, 12], багат шарових персептронів [13], рекурентних мереж [14], мереж *радіальних базисних функцій* [8] та ін. Найкращі результати отримані при використанні багат шарових персептронів з лініями затримок [8, 15, 16]. Сформувався два основних напрямки застосування нейронних мереж всередині синтезованих регуляторів: прямі методи, засновані на безпосередньому управлінні об'єктом за допомогою нейронної мережі, і непрямі методи, коли нейронна мережа використовується для виконання допоміжних функцій управління, таких як фільтрація шуму чи ідентифікація динамічного об'єкта. Залежно від числа нейронних мереж, що становлять нейроконтролер, системи нейроуправління можуть бути одномодульними або багатомодульними. Схеми

нейроуправління, що застосовуються разом із традиційними контролерами, називаються гібридними.

Ключовою проблемою при вирішенні завдань управління динамічними об'єктами є реалізація моделі інверсної динаміки керованого об'єкта. Аналітичне вирішення цього завдання не завжди можливо, оскільки потрібне звернення причинно-наслідкових залежностей поведінки реального об'єкта. Застосування нейронних мереж дозволяє знаходити наближені рішення цього завдання шляхом навчання мережі з прикладів управління реальним об'єктом. При використанні прямих методів нейроуправління, зокрема, у методі узагальненого інверсного нейроуправління [7, 15] це досягається шляхом безпосереднього навчання нейронної мережі на прикладах поведінки об'єкта, що керується. Однак для такого навчання використовуються послідовності прикладів, отримані шляхом звернення результатів спостереження реальних об'єктів, часто містять протиріччя, які різко знижують якість навчання нейронної мережі. Для вирішення цієї проблеми запропоновано низку методів.

У методі спеціалізованого інверсного нейроуправління [15, 17] та деяких версіях систем адаптивної критики [3] проблема навчання інверсній динаміці вирішується шляхом апроксимації аналітичної моделі керованого об'єкта та обчислення локальних значень якобіана для різних областей простору станів.

У методі зворотного поширення помилки через прямий нейроемулятор для формування лінеаризованої моделі інверсної динаміки об'єкта використовується звичайна схема зворотного поширення помилки, що застосовується для навчання багат шарових персептронів.

У системах багатомодульного нейроуправління це завдання вирішується шляхом поділу простору станів об'єкта на локальні області, в яких інверсні моделі представлені однозначними функціями. Для кожної такої області виділяється окремий нейронний модуль [4, 11]. Перспективними для моделювання інверсної динаміки можуть бути нові

типи нейронних мереж, що дозволяють моделювати багатозначні функції, зокрема, імовірнісні мережі Бішопа на основі сумішей гауссівських моделей (Mixture Density Networks).

У задачах нейроуправління для подання об'єкта управління використовують модель чорної скриньки, в якій спостерігаються поточні значення входу та виходу. Стан об'єкта вважається недоступним для зовнішнього спостереження, хоча розмірність вектора станів зазвичай вважається фіксованою.

Динаміку поведінки об'єкта управління можна представити в дискретному вигляді:

$$\begin{aligned} S(k+1) &= \Phi(S(k), u(k)), \\ y(k+1) &= \Psi(S(k)), \end{aligned} \quad (1.1)$$

де $S(k) \in \mathbb{R}^N$ – значення N -мірного вектора стану об'єкта на k -му такті;

$u(k) \in \mathbb{R}^P$ – значення P -мірного вектора управління;

$y(k+1) \in \mathbb{R}^V$ – значення V -вимірного виходу об'єкта управління на $(k+1)$ -му такті.

Загальну схему управління динамічним об'єктом показано на рис.1.1.

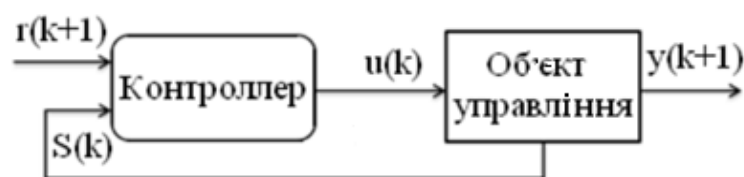


Рис. 1.1 – Загальна схема управління із зворотним зв'язком

Для оцінки вектора стану динамічного об'єкта порядку може бути використано модель нелінійної авторегресії з додатковими вхідними сигналами (NARX) [15], що зазвичай на практиці використовують без

ретроспективних керуючих входів $u(k-1), \dots, u(k-Q)$:

$$S(k) = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ \dots \\ y(k-N) \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Наведені співвідношення можуть використовуватися як в одноканальних системах управління (SISO), так і для багатоканальних систем (MIMO). Для цього слід лише замінити у формулах скалярні змінні на вході та виході об'єкта управління векторними.

Практична корисність нейронної мережі прямо слідує з її придатності узагальнювати та виділяти приховані залежності між вхідними та вихідними даними. Моделювання об'єктів з використанням нейромережевого підходу зводиться до завдання найкращої апроксимації нелінійної функції від багатьох змінних за набором прикладів.

ШНМ не програмуються, вони навчаються різними способами в залежності від типу нейронної мережі та мети дослідження.

Технічно навчання полягає у знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами при мінімізації середньоквадратичного відхилення помилки ε_{k+1} . У процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні нелінійні залежності між вхідними даними та вихідними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що, у разі успішного навчання, мережа зможе повернути правильний результат на підставі даних, які були відсутні у навчальній вибірці.

Таким чином, оцінка траєкторії керованого об'єкту за допомогою ШНМ зводиться до завдання відновлення оцінки нелінійної функції $\varphi(y_k, \dots, y_{k-n})$ за набором прикладів, заданих історичними даними часових рядів. Цей процес реалізується у такій послідовності:

- збір даних для навчання;

- підготовка та нормалізація даних;
- вибір топології нейронної мережі;
- експериментальний вибір характеристик нейронної мережі;
- експериментальний вибір параметрів навчання;
- навчання нейронної мережі;
- перевірка адекватності навчання;
- коригування параметрів, остаточне навчання.

1.2 Особливості використання нечітких і нейромережових моделей в задачах регулювання

Більшість реальних систем характеризуються нелінійними залежностями, складними для моделювання динамічними властивостями, наявністю неконтрольованих шумів і перешкод, що заважають реалізації традиційних стратегій регулювання. Тому, як класична так і сучасна теорія керування (зокрема теорія адаптивного і оптимального керування), в значній мірою базуються на ідеї лінеаризації систем.

При побудові систем інтелектуального регулювання нелінійних об'єктів керування виникає ряд труднощів. Однією з них є вибір методу налаштування параметрів керуючих пристроїв (цифрових регуляторів). Закони налаштування параметрів керуючих пристроїв можуть бути отримані існуючими методами тільки в окремих випадках. Наявність блоку ідентифікації динаміки об'єкта ускладнює структуру системи керування. Крім того, похибка ідентифікації погіршує якість керування, а в деяких випадках призводить до нестійкого режиму роботи системи. Непромережеве керування засноване на застосуванні повністю визначених штучних нейронних мереж для формування необхідних сигналів керування. Перспективність застосування систем нейромережового керування обумовлена наступними факторами:

- ШНМ є адаптивними системами, здатними навчатися для

вирішення складних завдань керування;

- нейромережеві технології керування дозволяють подолати багато труднощів, що виникають при роботі з нелінійними об'єктами. Здатність ШНМ реалізовувати складні нелінійні відображення обумовлена застосуванням сигмоїдальних функцій активації (або деяких нелінійних функцій загального вигляду) для нейронів в прихованих шарах;
- здатність ШНМ до самонавчання дозволяє використовувати нейрорегулятори навіть в умовах суттєвих невизначеностей;
- висока швидкодія і надійність нейрорегулятора обумовлені високим ступенем паралельності ШНМ. Простота реалізації нейронних мереж і їх здатність до навчання роблять їх особливо привабливими при керуванні складними нелінійними об'єктами в реальному часі.

Слід зазначити, що найбільш доцільним є використання нейромережевих моделей для керування багатовимірними об'єктами, зокрема, MISO – об'єктами (multi-input-single-output), до яких відноситься більшість хімічних процесів, що використовують РР.

Ефективність створюваних систем керування реальними об'єктами в значній мірі залежить від якості використовуваних при цьому математичних моделей, які з одного боку, повинні найбільш повно відображати властивості досліджуваного об'єкта, а з іншого – бути зручними для реалізації алгоритмів.

Тому ефективним представляється розробка систем керування на основі методів теорії ШНМ в поєднанні з адаптивним підходом регулювання [9]. Застосування апарату нечіткої логіки для побудови адаптивних систем цифрового керування пов'язано з формалізацією неточних, розмитих в смисловому плані суджень і узагальнених категорій, які задають класифікацію вихідних понять на рівні нечітких множин, що вельми важливо при керуванні об'єктами, опис яких відомий неточно. Крім того, нечіткі

системи при певних умовах мають властивість апроксимувати будь-яку нелінійну функцію із заданою точністю, що дає можливість створювати адаптивні системи з оптимальним керуванням. Так синтез адаптивних нечітких регуляторів (АНР) зводиться до вирішення деякої кінцевої множини оптимізаційних задач, при цьому вид оптимізаційної функції залежить від даних навчальної вибірки. Знаходження глобального екстремуму такої функції традиційними методами оптимізації є складним, а часто нерозв'язним завданням. Структуру такої системи керування наведено на рис.1.2.

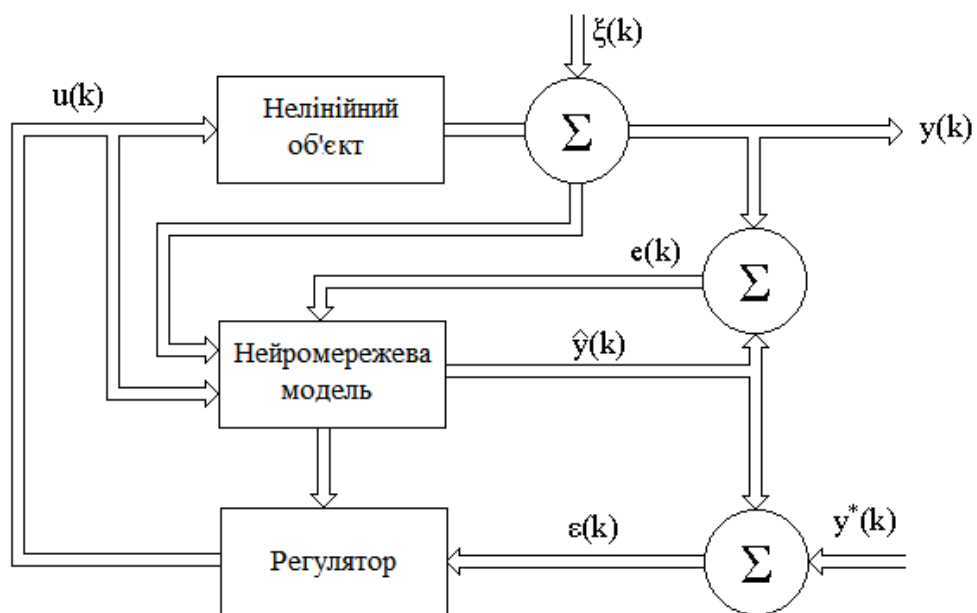


Рисунок 1.2 – Структура системи нейро-адаптивного керування

Гradientні методи, які можна використовувати для налаштування АНР, як відомо, працюють швидко тільки при малій кількості параметрів, що настроюються та не гарантують визначення глобального екстремуму. Вони ідеальні для застосування в унімодальних задачах. В [3] розглянуто синтез нечіткого регулятора на основі генетичного алгоритму. Для його успішної роботи не має значення форма поверхні відгуку і число визначених параметрів. Крім того, генетичний алгоритм при вирішенні задачі відшукування екстремуму не вимагає обчислення похідних від нелінійних

функцій. Разом з тим, етап налаштування параметрів АНР, як правило, є багатоекстремальною задачею оптимізації, а генетичні алгоритми не завжди забезпечують знаходження глобального екстремуму.

До недоліків застосування нечітких та нейромережових методів можна віднести наступне:

1. Відсутня універсальна процедура аналізу стійкості нелінійних нейроконтролерів. Реалізовані лише окремі рішення для конкретних видів нейроконтролерів навіть при відомій математичній моделі об'єкта керування.

2. Конструкція майже всіх схем нейрокерування і їх навчання досить ускладнена через наявність кількох нейромереж і нетривіальну послідовність процедур навчання єдиної керуючої нейромережі.

3. Базовими блоками побудови багатьох методів нейрокерування є моделі, отримані емпірично.

Одним із шляхів вирішення проблем синтезу інтелектуальних регуляторів є розробка нових і розвиток існуючих методів. Перспективним є підхід, заснований на сумісному використанні штучних нейронних мереж і нечітких моделей [5]. Використання нечітких моделей є найбільш ефективним для керування однопараметричними SISO - об'єктами (single-input-single-output) – таких, як блок попереднього зрошення дефектів. Узагальнено синтез контурів інтелектуального нейромережевого і нечіткого керування, які доцільно використовувати при створенні системи регулювання температури РР, можна представити у вигляді наступних етапів:

– синтез/ визначення закону керування, що забезпечує оптимізацію обраного функціоналу якості для керування заданим об'єктом;

– синтез інтелектуального класифікатора – ідентифікатора, що визначає оптимальні параметри об'єкта керування (завдання);

– синтез структури регулятора(ів) цифрового керування об'єктом;

– параметризація регулятора(ів) цифрового керування об'єктом.

Класичні регулятори складних динамічних об'єктів, які можна описати

лінійними динамічними ланками до третього порядку на практиці часто не забезпечують необхідну якість керування. Цей факт обумовлений перш за все невизначеністю і браком інформації про характеристики як об'єкта керування так і процесів, що протікають в системі. Нейро-нечіткі моделі, здатні ефективно функціонувати в умовах обмеженої інформації про об'єкт керування або інформації лише якісного характеру та можуть бути реалізовані кількома способами.

Перший підхід в реалізації нейро-нечітких моделей [11] розглядає механізм навчання штучної нейронної мережі (ANN), як препроцесор, який визначає правила нечіткого виведення (FIS). Як тільки параметри FIS визначаються, ANN починає роботу в звичайному режимі. Функції належності зазвичай апроксимуються нейронною мережею з навчальних даних.

Інший підхід у реалізації нейро-нечітких моделей – це паралельна модель [9, 11], в якій нейронна мережа допомагає нечіткій системі визначити потрібні параметри, особливо якщо вхідні змінні системи не можуть бути виміряні безпосередньо. Навчання відбувається тільки в нейронній мережі, а нечітка система залишається незмінною. В паралельній нейро-нечіткій моделі вхідні дані подаються на нейронну мережу, а вихід з нейронної мережі додатково обробляється за допомогою нечіткої системи логічного виведення.

Найбільш поширеними є інтегровані моделі, в яких навчальний алгоритм нейронної мережі використовується для визначення параметрів системи нечіткого виведення. Нечітка система виведення і відповідні функції належності базуються на апріорних знаннях системи. З іншого боку, механізм навчання нейронної мережі не залежить від апріорної інформації, а є стандартним для обраної архітектури ШНМ.

Принцип функціонування нейро-нечіткої моделі в задачах автоматичного керування може бути проілюстровано (рис. 1.3) на прикладі найбільш поширеної моделі ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference

System). ANFIS - адаптивна мережа нечіткого виведення реалізує нечітку систему Такагі–Сугено і являє собою п'ятишарову нейронну мережу прямого поширення сигналу. Вхідні керовані змінні моделі – x_1 і x_2 змінні (зазвичай це задане і поточне значення керованої змінної або їх неузгодженість), вихідна змінна y – керуючий вплив.

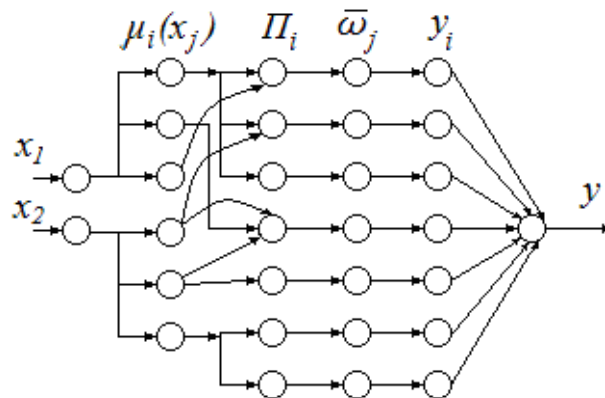


Рисунок 1.3 – Приклад структури ANFIS- мережі

Перший шар визначає нечіткі терми вхідних параметрів. Виходи вузлів цього шару є значеннями функції належності $\mu_i(x_j)$ при конкретних значеннях входів. Другий неадаптивний шар визначає сили нечітких правил. Кожен вузол цього шару відповідає одному нечіткому правилу. Вузол другого шару з'єднаний з тими вузлами першого шару, які формують передумови відповідного правила. Виходами вузла ω_i є ступінь виконання правила, яка розраховується як *перемноження* вхідних сигналів. Третій неадаптивний шар здійснює нормалізацію ступенів виконання правил: $\bar{\omega}_i = \omega_i (\sum \omega_i)^{-1}$. Неадаптивні вузли цього шару розраховують відносну вагу виконання нечіткого правила. Четвертий шар визначає внесок кожного нечіткого правила в вихід мережі: кожний вузол шару розраховує внесок нечіткого правила y_i в вихід мережі. П'ятий шар формує керуючий сигнал $y = \sum y_i$.

Вибір нейро-нечітких моделей здійснюється в залежності від класу вирішуваних задач і для інтелектуального керування найбільше застосування отримали моделі ANFIS. Структура ANFIS гарантує, що кожен лінгвістичний термін представлений тільки однією нечіткою множиною. Процедура навчання з ANFIS не має обмежень на модифікацію функцій належності. Через високу гнучкість адаптивних мереж ANFIS може мати безліч варіантів виконання і реалізації алгоритмів в системах керування.

В якості критеріїв оцінки «інтелектуальності» АСК приймаються: час навчання, онлайн адаптивність, досяжність заданого рівня помилок і вартість обчислень. Як правило в якості нечітких моделей вибираються моделі Мамдані або Сугено. Нечіткі системи типу Сугено є високопродуктивними, але часто вимагають тривалих, складних процедур навчання. Нечіткі системи типу Мамдані використовують більш швидкі евристичні методи, але з втратою в продуктивності [4, 9]. Нейронечіткі моделі при вирішенні завдань синтезу систем автоматичного керування залишають не в повному обсязі вирішеними ряд проблем, пов'язаних з методологією аналізу і синтезу розглянутих систем, однак вони досить наочні і зручні в практичній реалізації.

1.3 Прийняті методи машинного навчання

На сьогодні використовуються три основні методи машинного навчання.

1) Навчання з вчителем.

Навчання з вчителем, також відоме як кероване машинне навчання, визначається використанням позначених наборів даних для навчання алгоритмів класифікації даних або точного прогнозування результатів. Коли вхідні дані надходять до моделі, яка коригує свої ваги, поки не буде впоряджена належним чином. Є надзвичайно ефективним при використанні у певних обставинах.

Методи, які використовуються в керованому навчанні, включають нейронні мережі, наївну байєсівську регресію, лінійну регресію, логістичну регресію, тощо.

Навчання з вчителем будує модель, яка робить оцінки на основі доказів за наявності невизначеності. Алгоритм навчання під наглядом використовує відомий набір вхідних даних і відомі відповіді на дані (вихід) і навчає модель генерувати адекватні оцінки для відповіді на нові дані. Навчання з вчителем зазвичай використовується, якщо є заздалегідь відомі дані для результату, який ви намагаєтесь отримати.

Під час навчання з учителем алгоритму машинного навчання надається невеликий набір навчальних даних до роботи. Цей навчальний набір даних є меншою частиною більшого набору даних і служить для того, щоб дати алгоритму базове уявлення про проблему, рішення та точки даних, з якими потрібно працювати. Набір даних для навчання дуже схожий на остаточний набір даних за своїми характеристиками і надає алгоритму розмічені параметри, необхідні рішення задачі.

Потім алгоритм знаходить відносини між заданими параметрами, по суті встановлюючи причинно-наслідковий зв'язок між змінними набором даних. Наприкінці навчання алгоритм має уявлення про те, як працюють дані, та про зв'язок між введенням та висновком. Потім це рішення розгортається для використання з остаточним набором даних, з якого воно навчається так само, як і набір даних для навчання. Цей алгоритм застосовується в даній роботі.

2) Навчання без вчителя

Перевага неконтрольованого машинного навчання полягає у можливості працювати з немаркованими даними. Це означає, що людська праця не потрібна для того, щоб зробити набір даних машиночитаним, що дозволяє програмі працювати з набагато більшими наборами даних.

Навчання без вчителя знаходить приховані шаблони або внутрішні структури в даних і використовується, щоб зробити висновки з наборів

даних, що складаються з вхідних даних без позначених відповідей. Найпоширенішою технікою навчання без вчителя є кластеризація, що використовується в роботі. Вона використовується для дослідницького аналізу даних, щоб знайти приховані закономірності або групи в даних. Програми для кластерного аналізу включають аналіз послідовності генів, розпізнавання об'єктів.

3) Навчання із підкріпленням

Навчання з підкріпленням є посередником між навчанням з вчителем і навчанням без вчителя. Під час навчання він використовує менший набір даних з мітками, щоб керувати класифікацією та виділенням ознак із більшого набору даних без міток. Такий тип навчання може вирішити проблему відсутності достатньої кількості позначених даних для алгоритму контрольованого навчання.

Алгоритми глибокого навчання можна розглядати як складну та математично складну еволюцію алгоритмів машинного навчання. Останнім часом ця галузь привертає багато уваги, і це не дарма: останні розробки привели до результатів, які раніше не вважалися можливими. Усі останні досягнення в галузі штучного інтелекту за останні роки є результатом глибокого навчання.

Методи зменшення розмірності включають зменшення кількості вхідних ознак, змінних або атрибутів за збереження якомога більше інформативного набору даних. Продуктивність алгоритмів машинного навчання може знижуватися за надто великої кількості вхідних змінних. Більша кількість ознак збільшує шанс перенавчання моделі, що загрожує неякісним результатом. Зменшення розмірності відноситься до техніки редукції розмірності набору ознак даних.

1.4 Постановка задачі дослідження

Метою кваліфікаційної роботи є розробка прототипу програмного

забезпечення для системи автоматичного регулювання температури робочих розчинів рідин з використанням інтелектуальних нейронечітких методів та комп'ютерного зору.

Досягнення поставленої мети включає вирішення наступних завдань:

– розробка інтелектуальної моделі ідентифікації стану РР та температурного завдання;

– розробка методів та алгоритмів інтелектуального регулювання температури робочого розчину з метою підтримання оптимального рівня його активності;

– імітаційне моделювання та експериментальні дослідження режимів роботи інтелектуальної системи регулювання температури робочого розчину.

2 МОДЕЛЬ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАНУ РОБОЧОГО РАСТВОРУ ТА ТЕМПЕРАТУРНОГО ЗАВДАННЯ

Завданням процесу є очищення поверхні сталевієї смуги при підтримці заданої регламентом швидкості. Істотна нелінійність залежності вихідної змінної швидкості травління t_P від параметрів стану робочого розчину ускладнює побудову аналітичної моделі.

2.1 Особливості ідентифікації стану параметрів робочих розчинів

Завданням ТП з участю РР є обробка поверхні металевих поверхонь при підтримці заданої регламентом швидкості. Істотна нелінійність залежності вихідної змінної швидкості процесу (травління, цинкування) – t_P від параметрів стану травильного розчину ускладнює побудову аналітичної моделі.

При побудові нейромережевої радіально-базисної моделі ідентифікації стану РР в якості основних вхідних параметрів були обрані [13]: $C1$ – масова концентрація (%) сірчаної кислоти H_2SO_4 в травильному розчині; $C2n$ – масова концентрація (%) групи гідратів сульфатів заліза $n \cdot H_2O \cdot FeSO_4$ в робочому кислотному розчині, T – температура розчину (°C) (рис. 2.1). Всі параметри пов'язані нелінійно, монотонно, в локальній екстремальній області.

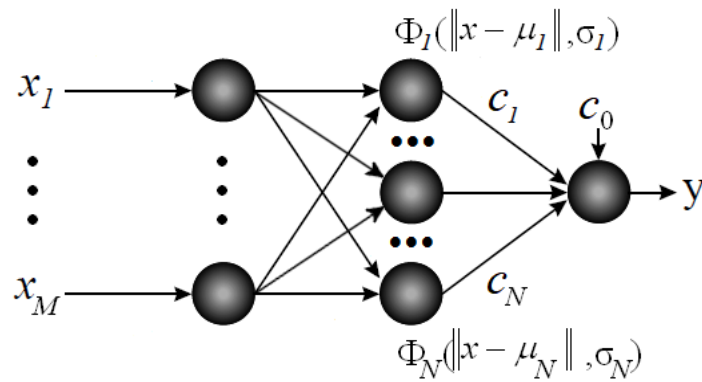


Рисунок 2.1 – Структура радіально-базисної мережі

Присутність сульфатів заліза $n \cdot H_2O \cdot FeSO_4$ ($n = 1, 4, 7$) в травильному розчині суттєво впливає на t_p . Інтервал робочих параметрів в ваннах БТА: $C1 = 8-22\%$ (оптимальний $20-22\%$), $T = 75-95^\circ C$, концентрація групи сульфатів обмежена $\sup(C2n) \leq 15\%$, і при перевищенні розчин розбавляють. Присутність компоненти $1 \cdot H_2O \cdot FeSO_4$ моногідрату обмежена в розчині не більше $\sup(C21) \leq 3.5\%$, а перевищення аварійно порушує ТП. Побудова гіперповерхні $t_p = f(C1, C2n, T)$ дає можливість керувати ТП в оперативному режимі в оптимальних областях параметрів. В якості вхідних сигналів для навчання мережі використовувалися некорельовані випадкові послідовності аргументів $t_p = f(C1, C2n, T)$ з рівномірним законом розподілу в інтервалі $[0,1]$ За серіями вимірювань і аналітичними даними попередньо була проведена стандартизація значень змінних, що полягає в центруванні і нормуванні вхідних \hat{x} і вихідної y змінних:

$$\bar{x}_{jk} = \frac{x_{jk} - m_{x_j}}{\sigma_{x_j}}, \quad \bar{y}_k = \frac{y_k - m_y}{\sigma_y}, \quad j = \overline{1,3}, \quad k = \overline{1,600} \quad (2.1)$$

де m_{x_j} – середнє вибірки x_{jk} , $k = \overline{1,600}$;

m_y – середнє вибірки y_k , $k = \overline{1,600}$;

σ_{x_j} , σ_y – дисперсії вибірок x_{jk} і y_k відповідно.

Вектор узагальненого сигналу, що надходить на вхід моделі, враховує перешкоди вимірювань функцією $\xi(k)$:

$$y(k) = f(x(k)) + \xi(k). \quad (2.2)$$

Апроксимація нелінійності $f(\bullet)$ радіально-базисними функціями:

$$\Phi_i(x) = \exp \left\{ -\frac{\|x - \mu_i\|^2}{\delta_i^2} \right\}, \quad (2.3)$$

де μ_i, δ_i – центри та радіуси базисних функцій; $\|\cdot\|$ – евклидова норма відповідно, призводить до нейромережевої моделі:

$$\hat{y}(k) = c_0 + \sum_{i=1}^N c_i \Phi_i(x), \quad (2.4)$$

де c_i – вектори вагових коефіцієнтів, $i = \overline{1, N}$.

При вирішенні задач ідентифікації при застосуванні ШНМ, процес побудови моделі розбивається на два етапи – визначення структури мережі і налаштування (навчання) її параметрів.

Зміна структури мережі здійснюється її поступовим ускладненням шляхом додавання нових нейронів, що проводиться кожного разу, коли при появі чергового вхідного сигналу виникає помилка ідентифікації $e = y - \hat{y}$, яка перевищує допустиму (для визначених вище параметрів процесу травління).

Навчання (параметрична ідентифікація) полягає у визначенні параметрів мережі μ_i, δ_i, c_i і зводиться до мінімізації квадратичного функціоналу помилки:

$$J(k) = \|\varepsilon(k)\|^2 = \|y^*(k) - \hat{y}(k)\|^2, \quad e(k) = (y(k) - \hat{y}(k))^2. \quad (2.5)$$

Для налаштування параметрів мережі використовувався рекурентний алгоритм методу найменших квадратів (РМНК) з експоненціальним зважуванням інформації. Після навчання мережа використовується для ідентифікації параметрів РР.

2.2 Модель інтелектуальної ідентифікації параметрів технологічного процесу

На основі експериментальних даних і відомих аналітичних залежностей були побудовані 3D-поверхні для фіксованих значень окремих вхідних змінних (рис. 2.2 – 2.7). Дані про ці поверхні дозволили побудувати об'єднану гіперповерхню, яка з урахуванням обмежень реальних параметрів представляє собою ідентифікатор оптимальної швидкості травління t_p , яку визначає регламент кожного виду сортаменту сталюї смуги. Це дає можливість в режимі реального часу визначати області оптимальних параметрів ТР. Зріз доповнюючої транспонованої моделі $T^* = f^*(C_1, C_{2n}, t_p)$, скороченої за параметром заданої швидкості травління $t_p = const$ [54], ідентифікує поточне температурне завдання $T^*(k) = f^*(C_1, C_{2n}, t_p)$, необхідне для підтримки швидкості змотування $V(t)$ при поточних змінах значень параметрів C, C_1, C_{2n} , і передає завдання та відхилення регулятора в k -й момент часу [15].

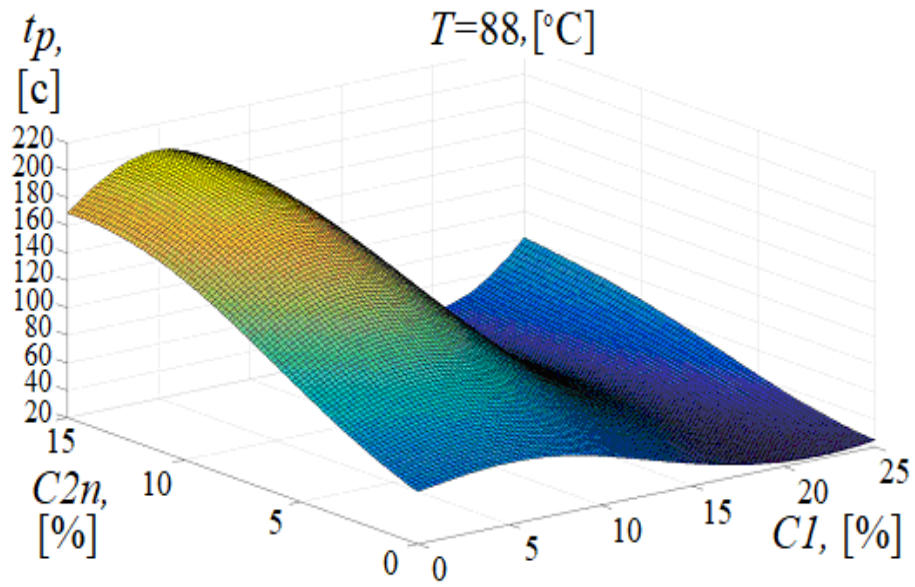


Рисунок 2.2 – Екземпляр 3D – поверхні $t_p = f^*(C_1, C_{2n}, T = 88^\circ\text{C})$

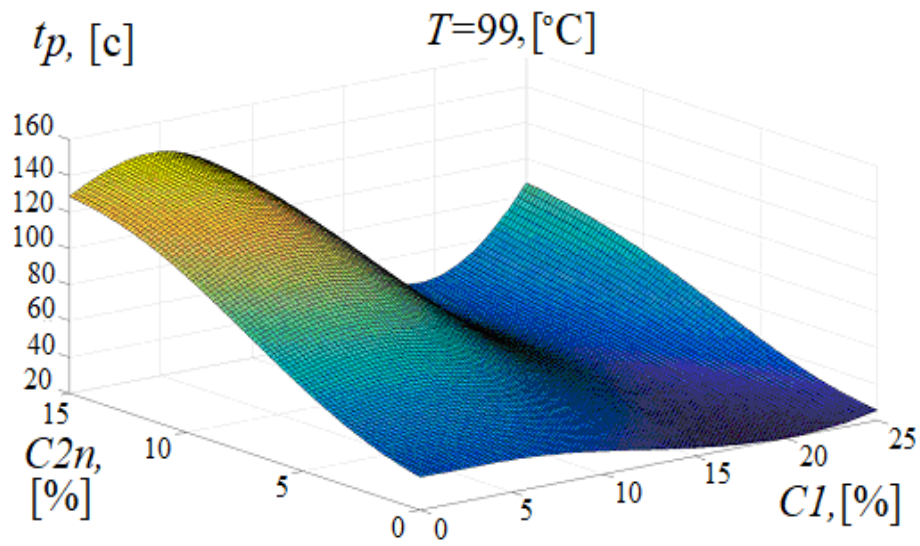


Рисунок 2.3 – Екземпляр 3D – поверхні $t_p = f^*(C_1, C_{2n}, T = 99^\circ\text{C})$

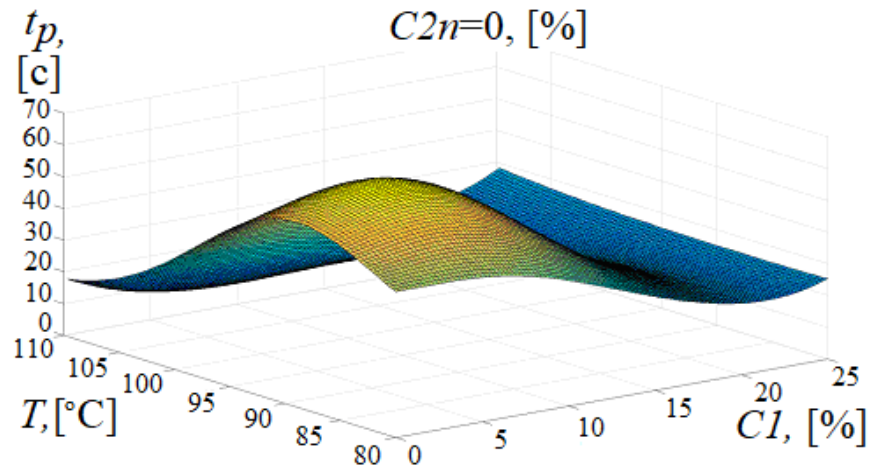


Рисунок 2.4 – Екземпляр 3D – поверхні $t_p = f^*(C_1, C_{2n} = 0, T)$

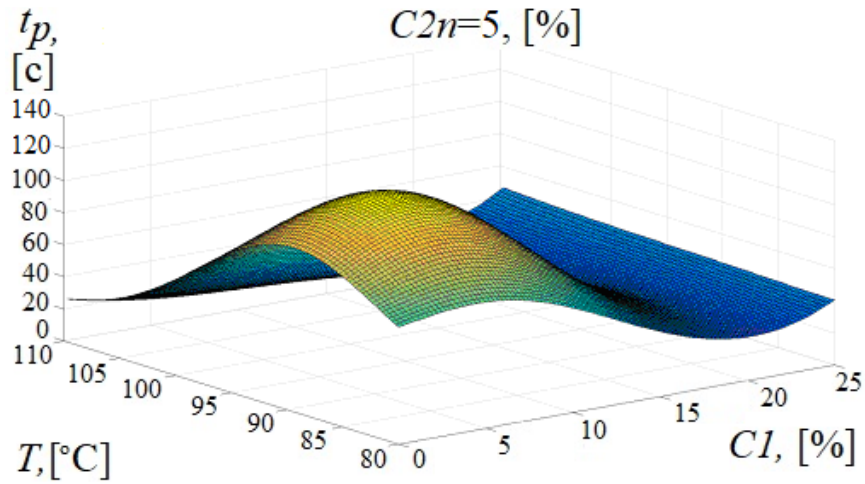


Рисунок 2.5 – Екземпляр 3D – поверхні $t_p = f^*(C_1, C_{2n} = 5, T)$

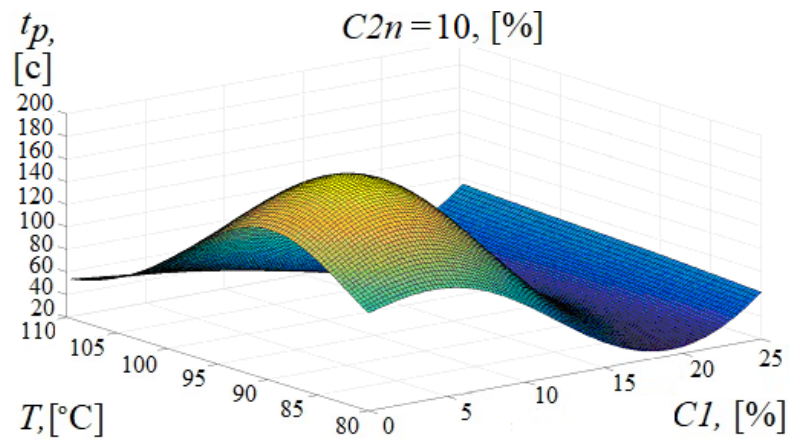


Рисунок 2.6 – Екземпляр 3D – поверхні $t_p = f^*(C_1, C_{2n} = 10, T)$

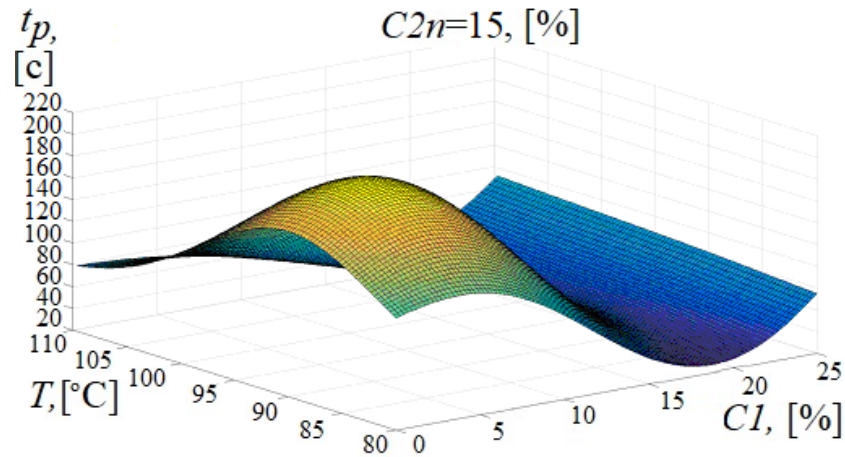


Рисунок 2.7 – Екземпляр 3D – поверхні $t_p = f^*(C_1, C_{2n} = 15, T)$

Для вирішення цієї задачі застосовано апарат RB – функцій і навчання моделі «з учителем» на вибірці вимірювань.

2.2 Модель інтелектуальної ідентифікації стану параметрів робочого розчину

Автоматизація комплексних вимірювань параметрів РР стикається з низкою проблем. Жоден із окремих методів і пристроїв, застосовуваних у ТП травління, не дають повної інформації про стан pH РР.

Наприклад, використання іонселективних електродів типу «Еком-SO4» [57], кондуктометрів типу КП-202 (РБ, «Антех»), «Метран» дають можливість виміряти загальний pH в температурному діапазоні розчину $T = 5 \div 80^\circ C$, але не дозволяє визначити концентрацію окремих компонент в агресивному середовищі сірчаної кислоти і температурах вище $80^\circ C$. Крім цього, випадкове потрапляння в розчини несистемних компонентів знижують достовірність і точність вимірювань.

Стабільність роботи БТА обмежується гранично допустимими концентраціями (ГДК) компонент-реагентів ТП суміші мультігідратів і

моногідрату сульфату заліза $FeSO_4 \cdot 1 \cdot H_2O$, який в разі перевищення ГДК C_{21} за певних співвідношень концентрації травильного розчину C , концентрації інших мультігідратів сульфату заліза C_{2n} і температури T осаджується на стінках травильних ванн і поверхнях теплообміну. Це різко знижує ефективність ТП та призводить до наднормативних витрат теплової енергії, електроенергії на транспортування теплоагенту до пластинчастих теплообмінних апаратів (ПТА).

Одним з завдань роботи є розробка моделі нейронечіткого оцінювання стану ТР в реальному режимі часу з метою підвищення ступеня автоматизації вимірювань ТП і загальної ефективності БТА. Визначаючим фактором є вміст суміші мультігідратів в РР, а особливо – концентрація моногідрату $FeSO_4 \cdot 1 \cdot H_2O$ в розчині. Далі буде розглянуто альтернативний класичним аналітичним методам підхід, заснований на математичному апараті теорії множин, нечіткої логіки та ШНМ.

Утворення побічних продуктів ТП, що впливають на процес ідентифікації ТР має особливості. Речовина, відповідна формулі $FeSO_4$, утворюється як побічний продукт ТП, і присутня в ТР у вигляді компонент – з'єднань [61], різних за кольором залежно від температури утворення – T_f , (таблиця 2.1).

Зміни концентрації компонентів Δ_c в розчинах є впливовим збурюючим фактором для ТП. Проблему невизначеності стохастичних потреб ТП в $\Delta_c(t)$ та логічне правило керування (ЛПК) концентрацією в ТР в залежності від потреб розглянуто в [12].

Для обліку речовини $FeSO_4 \cdot 1 \cdot H_2O$, який є прозоро-білим за кольором у файлі фотозображення дози розчину, запропоновано здійснювати підрахунок пікселів на тлі, відмінному від білого.

Таблиця 2.1 – Характеристики n - гидратів сульфату заліза

Формула сполуки	Колір кристала	$T_f, ^\circ\text{C}$	Y_{LR} , RGB-оцінка яскравості	LR-інтервал RGB-коду коліру сполуки		
				R_{L-R}	G_{L-R}	B_{L-R}
$FeSO_4 \cdot 7H_2O$	Блакитно-зелений	$-1,82 \div 56,8$	$119,742 \div 163,43$	$81 \div 145$	$147 \div 183$	$81 \div 111$
$FeSO_4 \cdot 4H_2O$	Зелений	$56,8 \div 64$	$80,671 \div 85,08$	$0 \div 2$	$125 \div 128$	$64 \div 82$
$FeSO_4 \cdot H_2O$	Прозоро-білий	≥ 64	$245 \div 255$	$245 \div 255$	$245 \div 255$	$245 \div 255$

Формулу перерахунку колірною атрибуту пікселів за компонентою яскравості наведено в [63]:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B, \quad (2.6)$$

де Y - яскравість в відтінках сірого кольору; R, G, B - колірні діапазони $[0 \div 255]$.

Динамічний процес травління сталі можна охарактеризувати монотонною функцією часу концентрації мультігидратів, не регресною на відрізок $(0; t_0)$, яка залежить від випадкової кількості протравленої окалини і обмеженої зверху величиною $\sup(c(t)) = c_s$. При досягненні з'єднанням в розчині ГДК $C_{FeSO_4}(t_0) = c_s$ система перестає функціонувати або стає неефективною [64]. Концентрація $FeSO_4 \cdot n \cdot H_2O$ обмежена за регламентом $\sup(C_2(t)) = 3 \pm 0.5\%$, а сумарна концентрація n -гидратів сульфату заліза в ТР не повинна перевищувати 15%, в залежності від режимного регламенту C, T , відповідних оброблюваному сортаменту сталевому прокату. Причому присутність n -гидратів сульфату заліза в ТР при високих температурах (особливо – близьких до 99°C) зменшує час травління окалини. Керуючий

вплив при таких вхідних параметрах – освіження ТР – частина його подається з травильних ванн на регенерацію з заміщенням свіжим розчином до досягнення регламентованої величини $C_{FeSO_4}(t_0) = c_0$.

Моделі ідентифікації концентрації компонент РР, запропоновані в даній роботі, засновані на наступних припущеннях:

- обсяг РР, що аналізується постійний і заливається на дно кювети аналізатора дозатором з постійними гідродинамічними характеристиками;

- функція $C_{FeSO_4}(t)$ має адитивну природу і монотонно зростає з плином часу. Фазові переходи компонент РР виключені, так як температура їх утворення T_f , °С нижче температури ТП;

- часова динаміка підвищення концентрації компонент в РР не впливає на процес класифікації (вимірювання) в будь-який з моментів вимірювань з істотною періодичністю ($T_{виміру} = 45$ хвилин, згідно регламенту ТП).

Редукція розмірності MISO-моделі і перехід до стаціонарної статичної SISO-моделі були здійснені шляхом виключення незначущих змінних [15].

Пропонований КТЗ імплементується у ділянку контролю параметрів РР в наступному складі:

- джерело випромінювання постійного каліброваного спектру, що залежить від оптичних властивостей компонентів розчину, що розміщується під кюветою;

- оптична кювета для розчину, що автоматично промивається перед кожним вимірюванням із заданим періодом $T_{виміру}$;

- дозатори;

- цифровий фоторегістратор-аналізатор на 6 млн.пикселей FESTO SBOC-Q (з матрицею 1280 x 1024 пікселів, швидкість зйомки 150 кадрів / с) з каналом передачі даних (USB, RS-485, HDMI), що формує графічні файли зображень травильного розчину в кюветі в форматі .JPG (наведено на рис.2.8).

Система комп'ютерного розпізнавання зображень за RGB-кодом

обробляє переданий файл підсумковуючи пікселя одного класу за ознакою кольору. Вона призначена для автоматичного аналізу зображень, класифікації кожного пікселя зображення на 4 об'єкти ($FeSO_4 \cdot 7 \cdot H_2O$, $FeSO_4 \cdot 4 \cdot H_2O$, $FeSO_4 \cdot 1 \cdot H_2O$, розчин-фон) і розрахунку за займаною площею: об'ємної частки об'єктів аналізу в %, масової частки об'єктів аналізу в %, поверхні на одиницю об'єму, $см^2 / см^3$.

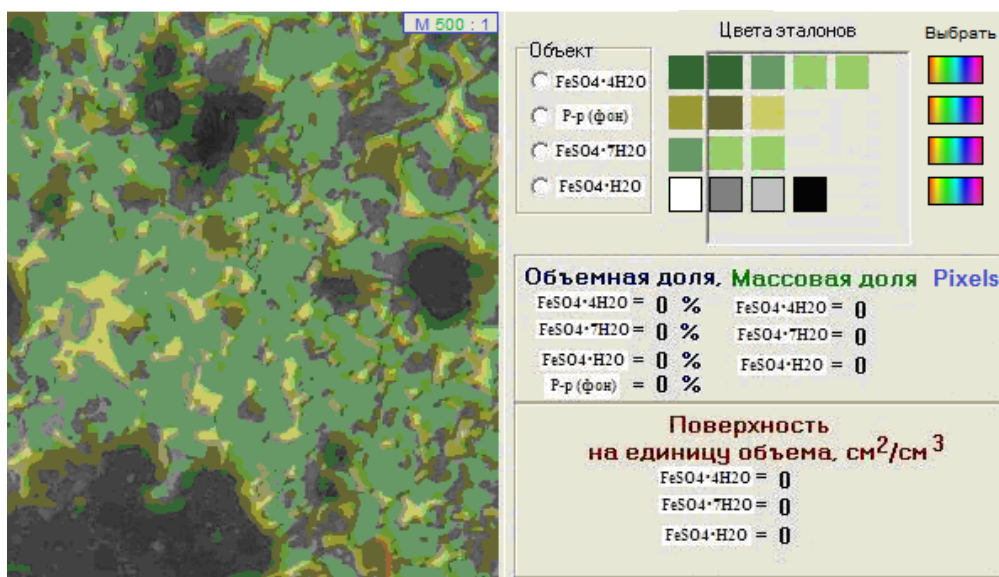


Рисунок 2.8 – Інтерфейс системи комп'ютерного аналізу робочого розчину

Кожному зображенню, що характеризує стан ТР з наявністю певних кількостей n -гідратів сульфату заліза, відповідає певна кількісна оцінка ΔV_k наявності k -того гідрату. Ця оцінка визначається площею відповідного фрагменту зображення, що підраховується за кількістю пікселів (для інтервалу RGB-коду кольору):

$$\Delta V_k = S_k \times V_k(RGB), \quad (2.7)$$

де V_k – індикативна булева змінна зі значеннями 0 або 1, що описує

належність пікселя k -го кластеру кольору відповідно LR-інтервалу RGB-коду кольору (табл.2.1), S_k – число пікселів, що потрапляють в k -й кластер кольору, яке визначається результатами аналізу файлу зображення системою-класифікатором.

Система може послідовно аналізувати до 256 зображень, запам'ятовувати їх в окремій таблиці і представляти накопичені дані (якщо їх більше 5) у формі графіків дисперсії. Система має можливість налаштування еталонів кольорів, навчається у реальному часі та є відкритою: в процесі навчання доповнюється множинами синглетонів та розширює базу правил логічного висновку, що визначає побудову нечіткої проодукційної моделі [8]:

$$V_k \rightarrow C_k, \quad (2.8)$$

на базі початково зформованої множини логічних правил [69] виду
ЯКЩО V ($v = T \cup C$) ($c = i$), де $i = 1, 2, \dots, n$.

Налаштування цієї моделі здійснюється з використанням методу нечіткої кластеризації (Fuzzy Clustering Method) [10]. Витяг даних може відбуватися як безпосередньо в ході ТП, так і в окремих лабораторних експериментах. В обох випадках є обов'язковими одночасні тестові серії вимірювань концентрації компонентів розчину еталонними приладами і методами титрування, зважування сухого залишку та інші, – з подальшою обробкою набраних статистик.

З урахуванням адитивного зростання значень C і V , кожену серію довільних в загальному випадку вимірювань можна представити як кластер із своїм центром. Формування та налаштування (конфігурація моделі) класифікатора проводиться при наступних припущеннях: k -а сіль явно відноситься до класу на основі кольору; відомі її площа з відносною точністю 1 піксель до 1080 (точність камери) і множина тестованих зразків. Точність вимірювання вхідного параметра дорівнює 0,005%, що дає можливість

розрізнявати зразки вимірів між кластерами. Функція $C_{FeSO_4 \cdot n \cdot H_2O}(t) = f(V_k(t))$ прийнята одновимірною, монотонною та не збуваючою. Вимірювання проводяться через рівні проміжки часу. Налаштування класифікатора засновано на методі k -середніх для одновимірного випадку.

Число кластерів в кожній із серій L , що складається з N вимірів, визначають емпірично в залежності від частоти прояву і модальних значень вхідних і вихідних параметрів в серії вимірювань. Кожен елемент вибірки вимірювань входить до найближчого кластеру. Включення елементів до кластерів здійснюється на основі мінімуму декартової відстані.

Медіана (центр) i -го кластера по вхідній координаті v визначається кумулятивно, з урахуванням всіх включених до кластерів елементів відповідно до формули:

$$m_{v_i}(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_i} v_j(t), \quad i = 1, \dots, l \quad (2.9)$$

Серія з n вимірювань утворює один кластер. Максимально близький до v_i кластер з центром m_{v_i} визначається відповідно до формули (2.12):

$$MIN(d_{ij}) = \|m_{v_j} - v_i\|, \quad j = 1, \dots, l \quad (2.10)$$

Подання c_i^* в околиці точки $v_i = v_i \pm \delta$ може бути обчислено з використанням гаусової функції належності відповідно до формули:

$$c_i^*(v_i) = \frac{\sum_{j=1}^n c_j \cdot \exp\left[\frac{-(v_i - v_j)^2}{2\delta_j^2}\right]}{\sum_{j=1}^n \exp\left[\frac{-(v_i - v_j)^2}{2\delta_j^2}\right]} \quad (2.11)$$

де (v_j, c_j) – точки n реальних вимірів, δ_j – налаштовувана величина функції належності j -го кластера, якої зазвичай привласнюють значення:

$$\delta_j = \frac{1}{3} \cdot \text{MIN} \|m_{vj} - v_j\|, \quad \forall v_j \in (m_{vj} - \varepsilon_j; m_{vj} + \varepsilon_j), \quad (2.12)$$

де ε – порог інтервалу довіри, в межах якого лежить центр кластера.

Дані вимірювань ущільнюються за методом зважених середніх, заміною їх парами (v_j^*, c_j^*) в 9 точках з інтервалами ε_i , для медіан вхідних і вхідних величин і формуванням $k=3$ кластерів (рис. 2.10).

З огляду на нерівномірний розподіл центрів кластерів у вхідному просторі доцільно використовувати експоненціальні функції належності, що визначаються як:

$$\mu_{v_i}(x) = \exp \left\{ -\frac{(m_i - x)^2}{2\delta_i^2} \right\}, \quad i=1, \dots, k. \quad (2.13)$$

З причини відсутності вимірювань поблизу початку системи координат декларується фіктивний кластер ($m_{v_0} = 0.00$). Значення величини δ_i вибирається рівними третині відстані $|m_i - m_{i+1}|$ у вхідному просторі (згідно з формулою 2.12):

$$\delta_1' = \frac{|0 - 25.33|}{3} = 8.44, \quad \delta_1'' = \frac{|25.33 - 178|}{3} = 50.89, \quad \delta_{2,3} = \frac{|255.33 - 178|}{3} = 25.78. \quad (2.14)$$

Функція (2.13) для 1-го кластера представляється асиметричним Гауссіаном:

$$\mu_{v_1}(v) = \exp \left\{ -\frac{(m_1 - v)^2}{2(\omega \cdot \delta_1' + (1 - \omega) \delta_1'')^2} \right\}, \quad (2.15)$$

де $m_1 = m_{v_1} = 25.33$, ω – індикативна булева змінна виду:

$$\omega = \begin{cases} 1 & \text{for } 0 \leq v \leq m_1 \\ 0 & \text{in other cases} \end{cases}. \quad (2.16)$$

В результаті були отримані проєкції центрів кластерів на вхідний простір V : $m_{v_1} = 25.33$, $m_{v_2} = 178$, $m_{v_3} = 255.33$. Вихідні точкові функції належності визначені в точках $m_{c_1} = 46.67$, $m_{c_2} = 210.67$, $m_{c_3} = 313$.

Значення C_G на виході нечіткої моделі, побудованої за допомогою процедури кластеризації, розраховується за формулою (2.17), що об'єднує всі вихідні функції належності та дає можливість інтерполяції $C(V(t))$ [10]:

$$C_G(v) = \frac{46.67 \cdot \mu_{v_1}(v) + 210.67 \cdot \exp \left\{ -\frac{(v-178)^2}{664.44} \right\} + 313 \cdot \exp \left\{ -\frac{(v-255.33)^2}{664.44} \right\}}{\mu_{v_1}(v) + \exp \left\{ -\frac{(v-178)^2}{664.44} \right\} + \exp \left\{ -\frac{(v-255.33)^2}{664.44} \right\}}. \quad (2.17)$$

Всередині кластера інтегрована функція (2.17) реалізується за допомогою Гаусових функцій належності FCM-методом (Fuzzy Classifier Means), при цьому V_i і V_{i-1} приймаються як центри сусідніх класів [10]. Поточне значення $V(t) = x$, що отримується в ході виконання ТП, відносять до i -го класу за критерієм мінімуму Евклідової відстані від оцінюваного об'єкта до центру i -го кластера – V_i .

Формування моделі здійснюється в ході накопичення

експериментальних даних шляхом серійних вимірювань в опорних точках моделі (V_i, C_i) (центрах кластерів) загальною кількістю M з рівномірним кроком дискретизації і областями значень $C_n = ((n-1)\delta_c; n\delta_c)$ [14], де $n = 1, 2, \dots, M$, де M оцінюється як

$$M = \lceil C_0 / \delta_c \rceil. \quad (2.18)$$

Нечіткі множини C_i , одержувані на виході моделі в ході накопичення даних, замінюються синглетонами (медіанами кластерів), що збігаються з модальними значеннями $C_1 = \delta_c, C_2 = 2\delta_c, C_3 = 3\delta_c, \dots, C_n = \sup(c(t)) = c_0$, формуючи при цьому відношення, інверсне до відношення (2.8):

$$C_k \rightarrow V_k. \quad (2.19)$$

Інтервал $V_{i-1} \leq v_i \leq V_i$ визначає межі кластера по входу.

2.3 Ідентифікація температурного завдання робочого розчину

Зріз моделі $f(C, C_n, T)$, редукованої за регламентованою швидкістю травління $t_p = const$, ідентифікує температуру, необхідну для забезпечення заданої швидкості процесу при зміні значень поточних параметрів, і передає значення $T^*(k)$ як завдання регулятору витрати теплоносія в k -й момент часу. Отримана в розділі 2 RBF-мережа визначає оптимальні параметри ТР при регламентних обмеженнях по зрізу (T, C) , і підтримці швидкості травління на заданому рівні $t_p = const$. Задана стратегія ТП травління холоднокатаної сталі полягає в поступовому підвищенні температури в ваннах до максимальної межі (до 85 °С - в 1-й ванні, до 95 °С - в 2,3-й ваннах,

до 92 °С - в 4-й), що компенсує зниження C без додавання кислоти. На рис.2.9 наведено приклад для $t_p^* = 38s$ і $C_n = 5\%$.

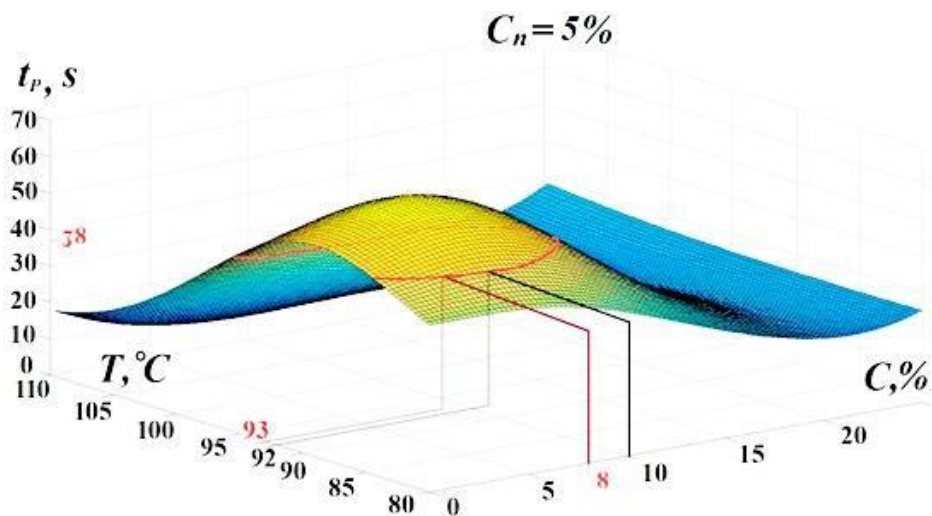


Рисунок 2.9 – Множина пар оптимальних значень (T, C) для $C_n = 5\%$, $t_p^* = 38s$

Множина пар оптимальних значень (T, C) розташована на кривій червоного кольору. При зменшенні C в ході ТП з 10% до 8% (без підтримки C на верхній межі регламенту) оптимальна температура ТР для регламентованої швидкості травління $t_p^* = 38s$ і поточному значенні мульгидратів в ТР $C_n = 5\%$ становитиме $T^* = 93^\circ C$, що є завданням для регулятора температури.

Критерій керування параметрами пропонується привести до стандартної вартісної форми, що враховує операційні витрати, введенням скаляра нормованих коефіцієнтів питомих витрат B і ваг значущості α на зміну кожного з керованих параметрів ΔX : ΔT – зміна температури РР, ΔC – зміна концентрації РР, ΔC_n – зміна концентрації компонент у РР, ΔV – зміна швидкості змотування смуги. У загальному випадку при формуванні поточних завдань регуляторам у вигляді (T^*, C^*, C_n^*, V^*) необхідно вирішувати наступну оптимізаційну задачу:

$$\left\{ \begin{array}{l} \arg \min_x t_p \\ \text{for } B_1 \cdot \alpha_1 \cdot \Delta T + B_2 \cdot \alpha_2 \cdot \Delta C + B_3 \cdot \alpha_3 \cdot \Delta C_n + B_4 \cdot \alpha_4 \cdot \Delta V \rightarrow \min \end{array} \right. , \quad (2. 20)$$

Коефіцієнти B та ваги значущості α визначаються з урахуванням перехресного впливу параметрів ΔX згідно експертної процедури, наведеної в [1].

Таким чином отримано РБ-мережу, що формує температурне завдання для регулятора.

3 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРОЮ РОБОЧОГО РОЗЧИНУ

У третьому розділі запропоновано та досліджено методи застосування нейромережевої моделі регулювання температури РР для підтримки рівня його активності.

3.1 Особливості споживання теплової енергії ТП

Травильні та гальванічні лінії як за правило складаються з 4-х ванн, що наповнюються кислотно-сольовими РР різних інтервальних концентрацій та постійно підтримуються в заданих для кожної ванни температурних інтервалах 75- 95°C.

Для досягнення якісного травління (цинкування), температури розчину T в кожній травильній ванні повинні постійно підтримуватися на такому рівні, щоб заданий регламентом показник швидкості (часу) обробки t_p був постійним. Визначення оптимальних температур РР залежить від сортаменту і якості смуги прокату, умов ведення процесу, і швидкості втрати активності РР за рахунок падіння концентрації РР при ,наприклад, травлінні дефектів прокату, кількість яких є випадковою величиною.

Швидкість травління сталевих смуги – t_p в ТР нелінійно пов'язана з керованими параметрами ТП (T – температурою розчину, C – концентрацією травильного розчину сірчаної кислоти), та некерованим параметром концентрації муьтгидратів сульфату заліза C_n . Згідно з відомим рівнянням Арреніуса, модифікованим до даної задачі, динамічний зв'язок керованих параметрів можна представити наступним чином:

$$\ln \frac{C(t_{n+1})_{H_2SO_4}}{C(t_n)_{H_2SO_4}} = A \cdot e^{-((E_a + \Delta E_T)/R \cdot T) \cdot \Delta t} \quad (3.1)$$

де $C(t_{n+1})_{H_2SO_4}$ – концентрація сірчаної кислоти в ванні по завершенню травління на момент часу t_{n+1} через час проходження смугою ванни;

$C(t_n)_{H_2SO_4}$ – початкова концентрація кислоти на момент часу t_n ;

A – множник в рівнянні Арреніуса;

$E_a = f(C, T)$ – енергія активації реакції;

ΔE_T – частина теплової енергії Q , що передається ТР та стабілізує швидкість травління – t_P ;

R – універсальна газова константа;

T – температура ТР (°К);

$\Delta t = t_{n+1} - t_n$ – час/тривалість/ травління.

Найбільш значущою керованою змінною при травлінні є температура РР – T , на яку прямо впливає керована величина $\Delta E_T \rightarrow T$. Наступним параметром за рівнем впливу на ТП є концентрація компонентів РР. Концентрація мультігідратів сульфату заліза C_n в першу чергу є обмежуючим фактором часу життя РР до повної або часткової заміни (освіження), але також як і прискорювач ТП за умови $C_n \leq 15\%$.

Також критеріями ефективності роботи ТП є швидкість реакції системи на коливання попиту теплоносія, питома енергоємність і якість регулювання ТП. Ванна з РР з точки зору енергоспоживання є складним циклічним графом транспортування теплоносія до споживачів [1].

Спрощено нагрів РР може бути представлений типовою MRP-II (Manufacturing Resource Planning) задачею поповнення запасів теплової енергії Q [1]. Поповнення теплової енергії здійснюється за рахунок подачі певної кількості стабілізованої пари на теплообмінник, що компенсує витрати ТП $Q_v \leq 0.9$ Мкал за 1с – 3.765МВт. Споживання теплової енергії в сталому режимі є умовно постійною величиною (наприклад для 1-ї ванни $Q_c \approx 0.691$ Мкал за 1с – 2.893МВт), що належить нечіткому інтервалу [2], межі якого обумовлені температурою сталевий смуги на вході в ванни, винесенням нагрітого РР із сталевий смугою та випаровуванням нагрітого

PP. Додаткові витрати враховують необхідність температурної підтримки активності PP, також для реального процесу обов'язкова умова

$\frac{dQ}{dt} \geq Q_V(t) - Q_C(t) - Q_{RV}(t)$, де $Q_{RV}(t)$ є монотонно зростаючою функцією часу і обмежена нечітким інтервалом $0 \leq Q_{RV} \leq 0.02 \cdot Q_C$ з одного боку. З іншого боку випадкова величина потреб теплової енергії Q_{RV} залежить від кількості окалини, що вступила в реакцію і зменшила концентрацію (активність) PP.

$$\frac{dQ}{dt} = Q_V(t) - Q_C(t) - Q_{RV}(t) \quad (3.2)$$

За даними обстежень (дані для 1-ї ванни) реакція травління спричиняє зниження концентрації PP, встановленої для 1-ї ванни в інтервалі з 12% до 8% протягом 4-годинного циклу (14400с) до освіження розчину за регламентом; догрів розчину на 0.0138 Мкал за 1с – 57.73 кВт компенсує зниження концентрації $C = 2.788 \cdot 10^{-4} \%$ за 1с внаслідок травління окалини та забезпечує стабілізацію швидкості ТП. Основою системи теплоспоживання для кожної ванни БТА є високоефективний керований енергоблок (ВКЕБ).

Кожна ванна характеризується: максимально допустимим навантаженням на пластинчатий теплообмінник (ПТ) – Q_{max} і розрахунковим тепловим навантаженням Q_C (Гкал/год), що враховує постійні втрати тепла на нагрів смуги, вентиляцію ванни і часткове винесення нагрітого PP; графіком подачі теплоносія (температури T_1 і T_2 , °С); прийнятими як постійні: обсягами теплоносія в контурах подачі - G_H і циркуляції PP - G_C , та вимогами до $T_{11} = T_{11}^* \pm \delta$ (зазвичай 1°С). На даний час в промисловості експлуатуються точні, але достатньо складні регулятори витрат теплоносія, використання яких потребує часових витрат обрахунку [84].

Однією з проблем керування, з якими найчастіше стикаються в теплоенергетиці, є підтримка температури потоку з обмеженнями відхилень від завдання. Для цього використовуються регулятори витрат з клапаном, які

керують потоком [85, Стаття], що нагріває або охолоджує теплоносії зі швидкістю, яка забезпечує задане значення температури нагріваємого T_{11} або охолоджуваного потоку T_2 , на виході теплообмінників. Найбільш поширеним та надійним є клапан типу «дисковий поворотний затвор» (ДПЗ). Такий регулятор складається з ДПЗ зі встановленим на ньому електроприводом (ЕП) та контролером керування ДПЗ, який позиціонує ДПЗ на кут φ відповідно до температурного завдання для РР і вхідних даних від моделей та даних датчиків.

3.2 ПП – регулятори температури робочого розчину

Регулювання температури РР здійснюють чином регулювання витрат пари, що надходить крізь ДПЗ до ПТ для догріву травильного розчину в ваннах. Систему «регулятор температури РР ($W_R(s)$) – ДПЗ ($W_a(s)$) – ПТ ($W_p(s)$) можна описати в термінах класичної теорії керування (рис. 3.1) за допомогою відповідних передавальних функцій [88].

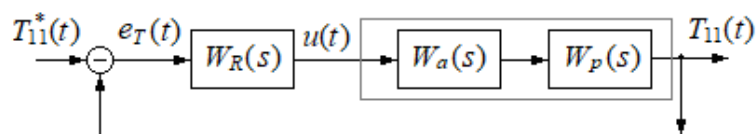


Рисунок 3.1 – Структурна схема автоматичного керування температурою травильного розчину

Система «ПТА–абонент» є ланкою з запізненням, де форма сигналу на вході та виході залишається однією і тією ж та може бути описана трансцендентною передавальною функцією, що відображує структуру і специфіку моделі [88]:

$$\hat{W}_p(s) = k \frac{e^{-\tau \cdot s}}{Ts + 1}, \quad (3.3)$$

де $k=0.99$ – коефіцієнт посилення (втрат) теплопередачі ПТА;

$\tau = V_{ПТА} / G_C = 30 \text{ л} / 12,5 \text{ л/с} = 2,4 \text{ с}$ – час запізнювання, тобто час проходження одиниці ТР, що нагрівається, крізь порожнину ПТА з об'ємом $V_{ПТА} = 30 \text{ л}$ при продуктивності циркуляційного насоса $G_C = 45 \text{ м}^3/\text{ч} = 12,5 \text{ л/с}$,

$T = V_{bath} / G_C = 48000 \text{ л} / 12,5 \text{ л/с} / 2 = 1920 \text{ с}$ – час виходу в температурний режим ванни об'ємом $V_{bath} = 48000 \text{ л}$ при одночасній роботі 2-х насосів.

ДПЗ виступає в якості виконавчого механізму (ВМ), передавальна функція якого є аперіодичною ланкою першого порядку:

$$W_a(s) = \frac{k_n}{T_n s + 1}, \quad (3.4)$$

де T_n – максимальний час встановлення ДПЗ на φ , необхідний кут повороту, k_n – коефіцієнт посилення відпрацювання кута на n -ому відрізку зміни кута.

Відповідно до рівняння матеріально-теплого балансу (МТБ) [89]:

$$Q = G_H \cdot c_{pH} \cdot (T_1 - T_2) = G_C \cdot c_{pC} \cdot (T_{11} - T_{21}), \quad (3.5)$$

де G_H – величина масового потоку, c_{pH} – теплоємність, T_1 і T_2 вхідна та вихідна температури потоку теплоносія, що гріє; величини $G_C, c_{pC}, T_{11}, T_{21}$ характеризують охолоджуючий потік з боку споживача (ванни), Q – величина переданої теплоенергії.

Відгук значення температури ТР до нагріваючого потоку є лінійним:

$$\frac{dT_{11}}{dG_H} = \frac{(T_1 - T_2) \cdot c_{pH}}{G_C \cdot c_{pC}}. \quad (3.6)$$

Збурення вихідної температури ΔT_{11} за умовами (3.5) компенсується величиною ΔG_H , яка залежить від зміни кута повороту $\Delta \varphi$ ДПЗ [19]:

$$\Delta \varphi = \frac{\Delta G_H}{\frac{dG_H}{d\varphi}} = \frac{\Delta T_{11}}{\frac{dT_{11}}{d\varphi}} \cdot \frac{G_C \cdot c_{pC}}{c_{pH} \cdot (T_1 - T_2)} \quad (3.7)$$

Безперервний ПІ- регулятор давав точність регулювання $T_{11} \pm 2.5^\circ\text{C}$.

Тому в процесі моделювання було отримано та оптимізовано засобом Simulink "PID Tuner" сімейство ПІ-регуляторів: для кожного з $n=7$ інтервалів φ визначено передавальну функцію $W_R(s)$ з оптимальними налаштованими параметрами P, I :

$$W_R(s) = P + \frac{I}{s}, \quad (3.8)$$

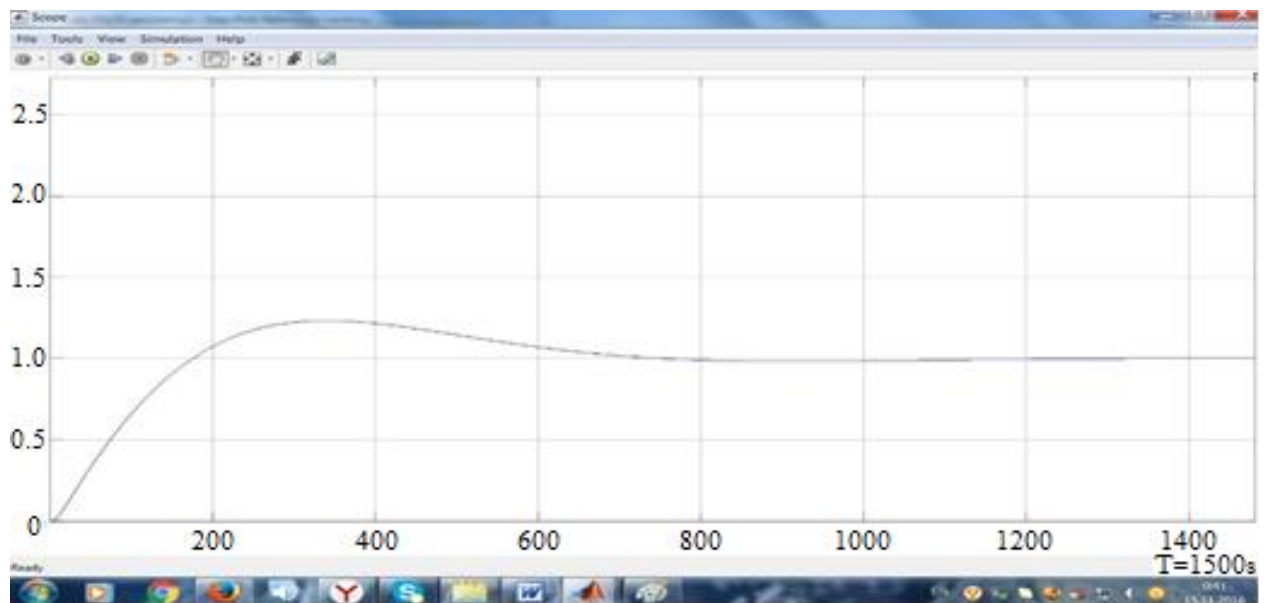
які мінімізують час відгуку системи на коливання попиту теплоносія (час виходу в режим) при заданих обмеженнях на перерегулювання. В реальному часі тривалість перехідного процесу відпрацювання керуючого впливу менша модельної, тобто $t_i(U) \leq T_n$, де T_n відповідає установці ДПЗ в необхідний кут φ_n , що належить n -му інтервалу при коефіцієнті перерегулювання для 1-ої ванни $\zeta_1 = 1.315$ (табл. 3.1).

Необхідність синтезу більш чутливого, швидкого та точного цифрового регулятора була зумовлена наступним фактом: безперервний ПІ-регулятор (рис.3.2) не реагує належним чином на параметричні невизначеності (шуми, інерційність, перерегулювання, коливання системи). Адаптивний ПІ-регулятор досяг точності регулювання вихідної температури ($\pm \Delta 1.5^\circ\text{C}$), що його запропоновано використати в якості генератора вибірки даних для навчання синтезованого РБМ-регулятора.

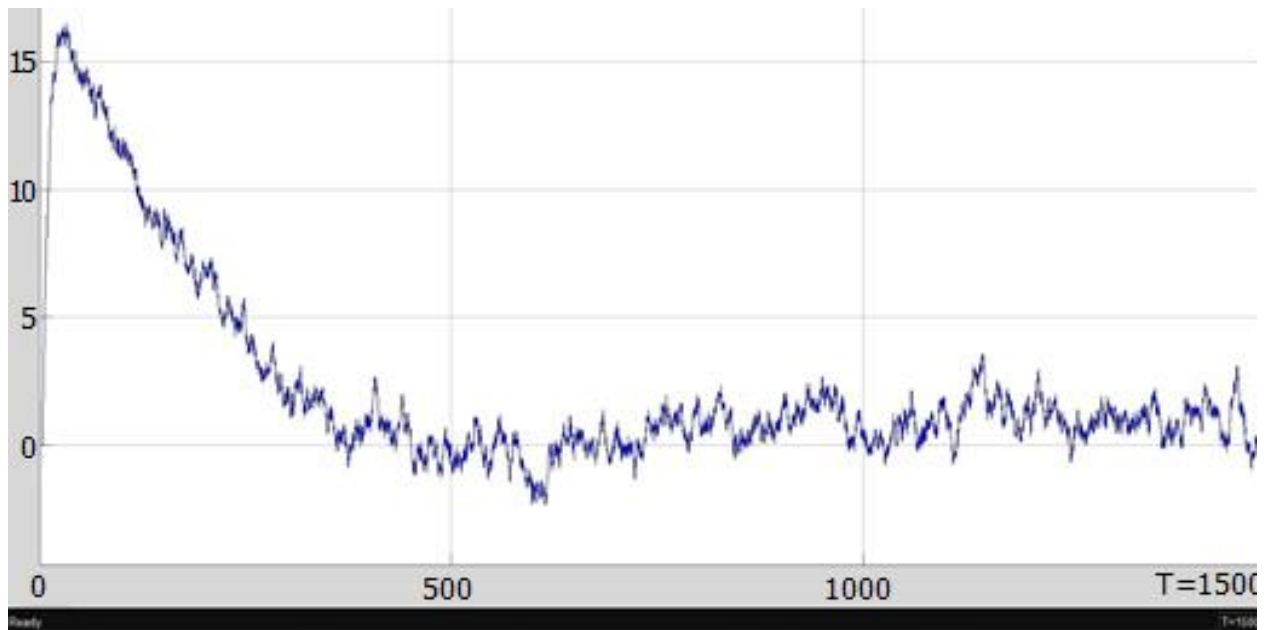
Таблиця 3.1 – Параметри передавальних функцій ДПЗ DN65 ($\zeta_1 = 1.315$)

n	1	2	3	4	5	6	7
$\varphi_n = a \div b$	0÷30	30÷40	40÷50	50÷60	60÷70	70÷80	80÷90
k_n	0.1	0.142	0.272	0.402	0.49	0.81	1.0
T_n, c	20	6,67	6,67	6,67	6,67	6,67	6,67
P	159.3	99.93	54.26	33.58	31.66	19.15	15.52
I	0.8477	0.5128	0.2989	0.1669	0.18	0.1089	0.8822

На рис.3.3 представлено регулятор для модального інтервалу $\varphi \in]70^\circ; 80^\circ]$ з відповідними параметрами $P = 13.2708$ та $I = 0.1081$.



a)



б)

Рисунок 3.2 – Відгук системи з безперервним ПІ-регулятором на одиничний сигнал: (а) – без перешкод та (б) – з перешкодами

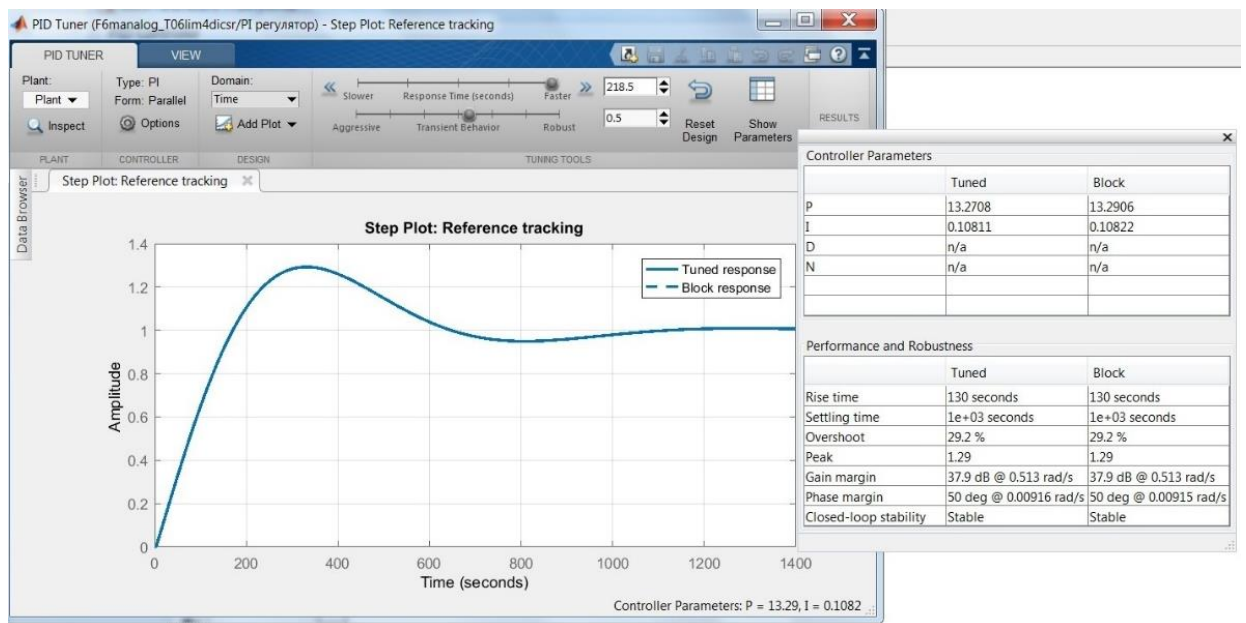


Рисунок 3.3 – Параметри ПІ-регулятора для ДПЗ DN65, $\varphi \in [70^\circ; 80^\circ]$

4 НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КУТА ПОВОРОТУ КЛАПАНУ РЕГУЛЮВАННЯ ПОДАЧІ ТЕПЛОНОСІЯ

Завдання точної стабілізації температури РР вирішується шляхом керування дебетом подачі теплоносія з нелінійно змінюючимися параметрами. Цей процес відпрацьовує електропривід (ЕП) регулюючого клапану подачі, що також має нелінійну пропускну характеристику дебету Kv ($\text{м}^3/\text{год}$), що залежить від ступеня «відкритості» регулюючого клапану – кута повороту φ дискового поворотного затвору (ДПЗ). Величина Kv забезпечує потреби витрат теплоносія $G_H(t)$. Нерівномірність споживання теплової енергії ТП в кожний дискретний момент часу вносить ще більшу нестабільність в процес підтримки температури ТР. Тому визначення необхідної величини $\varphi(Kv)$ є ключовим завданням для керування температурою розчину.

Однак, ДПЗ має істотний недолік, обумовлений конструкцією, що впливає на якість роботи. При його використанні в автоматичному керуванні витратою потоку теплоносія, на окремих ділянках відрізка $\varphi = (0^\circ; 90^\circ)$ нелінійна залежність кута повороту ДПЗ φ від Kv ($\text{м}^3/\text{ч}$) – динамічної характеристики потоку $\varphi(Kv)$, проявляється нерівномірно [9]. Уточнення оцінки параметра $\varphi(Kv)$ засноване на FCM-методі кластеризації динамічної характеристики Kv ($\text{м}^3 / \text{ч}$) від кута повороту ДПЗ - φ . Для подолання нелінійної залежності $\varphi(Kv)$ область визначення $\varphi = (0^\circ; 90^\circ)$ розділяється на n нерівних підобластей-кластерів з центрами-медіанами, що призначаються в точках з відомими характеристиками (φ_n, Kv_n) . Графіки, побудовані за матеріалами виробника (Danfoss), представлено на рис.4.1.

Інтерполяція всередині класу, для підвищення точності оцінки параметра $\varphi(Kv)$, здійснюється за допомогою функцій приналежності

(Гаусіанами) FCM-методом (Fuzzy Classifier Means). При цьому Kv_i і Kv_{i-1} приймаються як центри сусідніх кластерів.

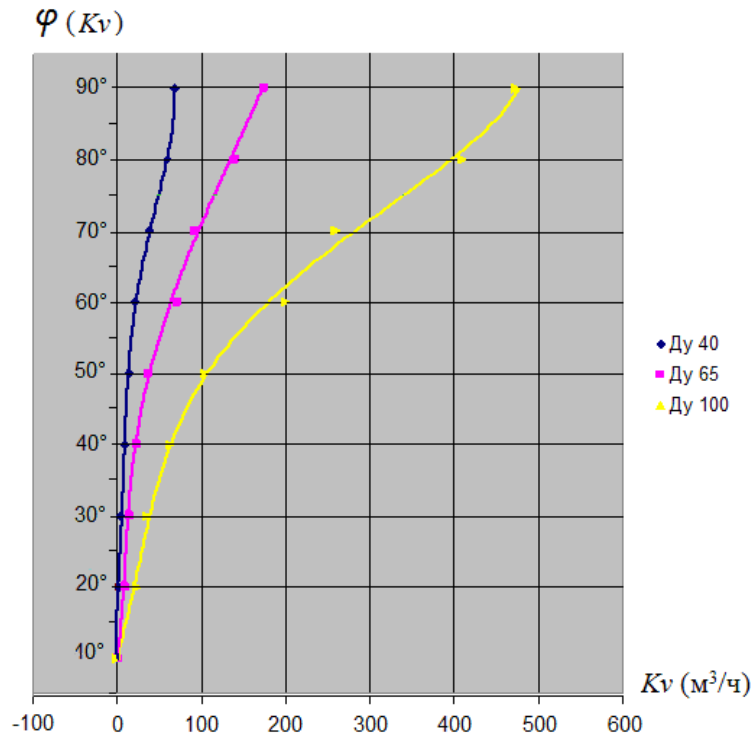


Рисунок 4.1 – Поточкові характеристики ДПЗ різних діаметрів

Поточні потреби витрат теплоносія $G_H(t) = x$ відносять до i -го класу за критерієм мінімуму Евклідової відстані від оцінюваного об'єкта до центру i -го кластера Kv_i :

$$\min d_{ij} = \|x_j - Kv_i\| = \sqrt{\sum_{l=1}^n (Kv_{l,i} - x_{l,j})^2}, \quad (4.1)$$

де Kv_i – координата центру кластера щодо осі Ox_l в просторі X_n ;

x_j – координата класифікуемого об'єкта щодо осі Ox_l в просторі X_n .

Подання φ_i^* в околиці точки $Kv_i = Kv_i \pm \delta$ з використанням функції належності Гауса має вигляд:

$$\varphi_i^*(Kv_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \varphi_j \cdot \mu_j}{\sum_{j=1}^n \mu_j}, \quad \text{де} \quad \mu_j = \exp \left[\frac{-(Kv_i - Kv_j)^2}{2\delta_j^2} \right] \quad (4.2)$$

де (Kv_j, φ_j) – точки реально відомих n значень, центри кластерів;

δ_j – відхилення функції належності від центру J -го кластеру, що настраюється.

Величині δ зазвичай привласнюють значення в інтервалі $\frac{1}{5} \div \frac{1}{3}$ мінімальної відстані до центру найближчого кластера [8].

Для обчислення поточних завдань кута повороту ДПЗ $\varphi_i^*(G_H(t))$ для кожного кластера будуються несиметричні функції належності типу:

$$\mu_{\varphi_i}(G_H(t)) = \exp \left\{ -\frac{(Kv_i - G_H(t))^l}{2(\omega \cdot \delta_i + (1-\omega) \cdot \delta_{i-1})^l} \right\}, \quad (4.3)$$

де $i=1,2,3,\dots,15$; формально $\delta_0 = 1$.

l – настраюваний статечний показник, що впливає на згладжування функції,

ω – формальна логічна змінна належності до i -го кластеру типу:

$$\omega = \begin{cases} 1, & \text{якщо } Kv_i \leq G_H(t) < Kv_{i-1} \\ 0 & \text{в іншому випадку} \end{cases}. \quad (4.4)$$

Для $i = 1$ область визначення $G_H(t) < 80$, а для $i = 15$ – $G_H(t) > 1.57$, і функція належності має вигляд (параметри в табл. 4.1 виділено сірим):

$$\mu_{\varphi 15}(G_H(t)) = \exp \left\{ -\frac{(1.57 - G_H(t))^5}{2 \cdot 0.523^5} \right\}. \quad (4.5)$$

Таблиця 4.1 – Параметри моделі РБ-регулятора ДПЗ DN40

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
l	2	2	2	2	2	2	3	3	3	5	5	5	5	5	5
φ_i	90	87	80	77	70	67	60	56	50	47	40	37	30	20	10
K_V	80	67,1	63,3	50,2	37,5	26,9	20,8	19,2	15,4	11,5	9,61	7,69	6,54	3,91	1,570
i															
δ_i	4,3	1,27	4,37	4,23	3,53	2,03	0,53	1,27	1,3	0,63	0,64	0,38	0,88	0,78	0,523

При відомих значеннях $\varphi(t_i)$ і $\varphi(t_{i-1})$, напрямок відпрацювання кута повороту ЕП $A(\Delta\varphi_i)$ визначається знаком відхилення температури ТР T_{11} , вимірної в момент t_i від завдання T_{11}^* :

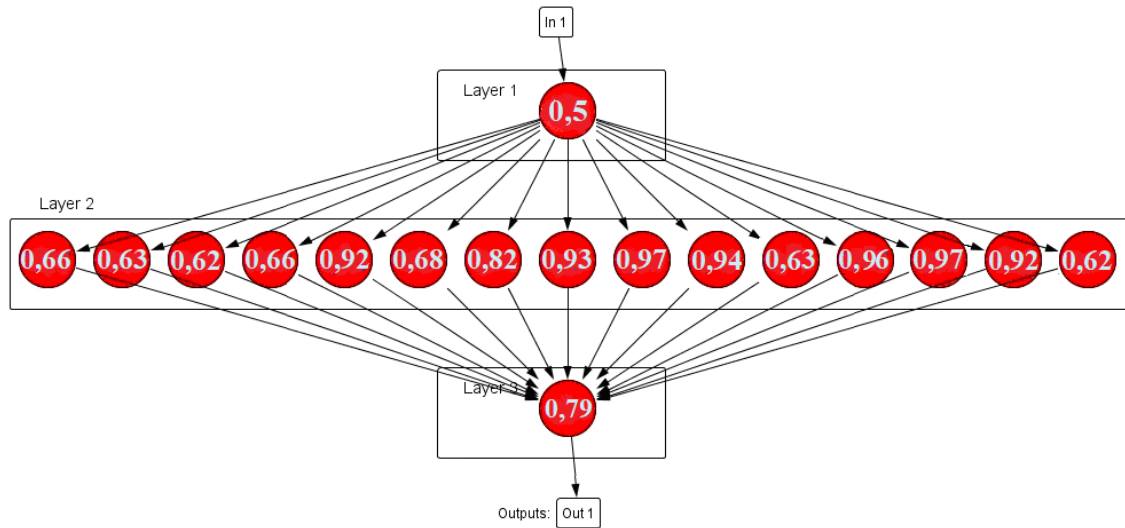
$$A(\Delta\varphi_i) = \text{sign}(T_{11}^* - T_{11}(t_i)) = \text{sign}(\Delta T_{11}(t_i)). \quad (4.6)$$

Далі формується керуючий вплив, цикл припиняється після досягнення заданої точності регулювання температури ТР $\Delta T_{11} \leq \delta_T$.

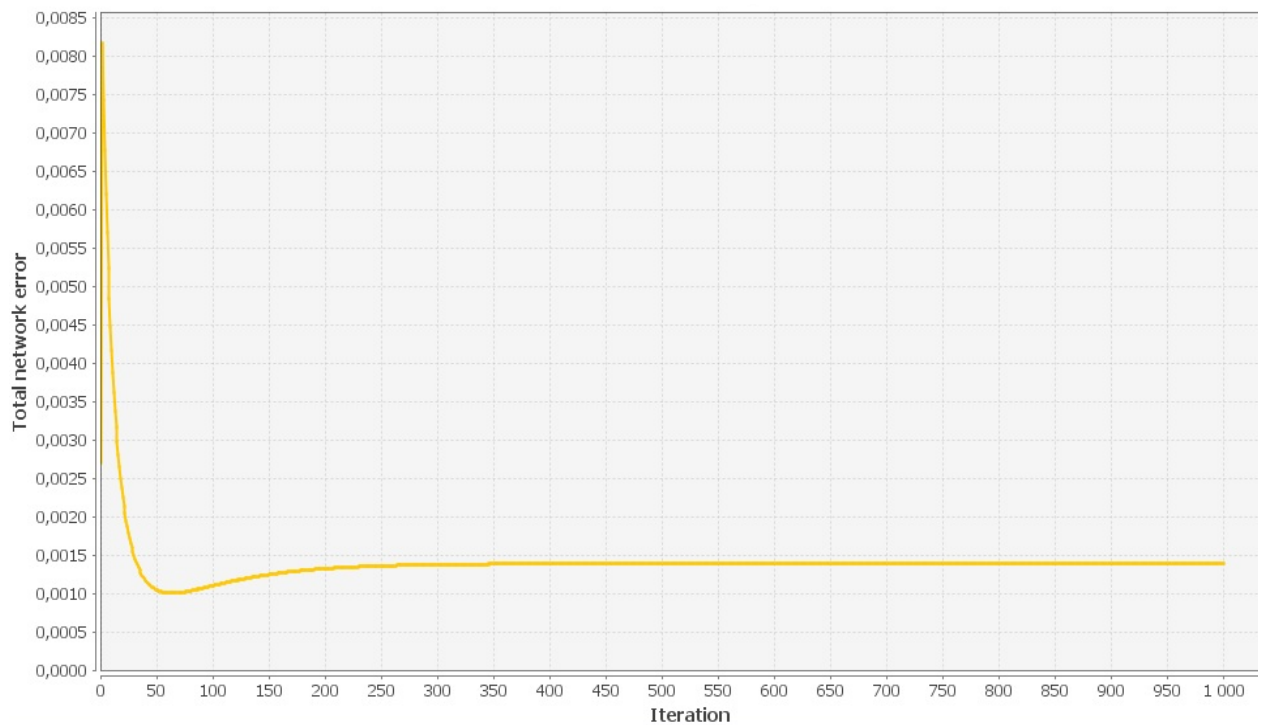
У якості функцій активації нейронів в прихованому шарі використовувалися гауссіани, що підсумковують у вихідному шарі. Налаштування мережі здійснювалося на підставі 800 навчальних пар, необхідна точність задавалася на рівні $\delta_T = 0.0015$. При відомих значеннях лінійної швидкості ЕП і кута повороту ДПЗ в попередній момент часу та поточного завдання вирахувати тривалість керуючого впливу для досягнення необхідного кута повороту ДПЗ можна вирахувати.

На основі даних сформованого нечіткого класифікатора кута повороту клапану регулювання подачі теплоносія була синтезована і налаштована

неймережа $\varphi(G)$. Для навчання мережі використовувався алгоритм зворотної помилки. На рис.4.2 наведено: (а) – структуру мережі; (б) – динаміку її навчання в пакеті NeuroPh.



а)



б)

Рисунок 4.2 – Неймережа $\varphi(G)$: (а) – структура; (б) – динаміка навчання

Існує величезна кількість інструментів для проведення математичних досліджень, наприклад, Simulink Scielab – це середовище програмування, яке надає можливість відтворити практично будь-яку систему за кілька простих кроків. Для побудови прототипу нейронної мережі використано пакет NeuroPh.

4.1. Налаштування нейрорегулятора температури розчину

Для отримання інформації про поведінку системи, навчання і точного налаштування нейронного регулятора застосовано підхід «наслідуючого нейрокерування» [12, 13]. Термін «наслідуюче нейрокерування» (Controller Modeling [14], Supervised Learning Using an Existing Controller [15]) охоплює системи нейрокерування, в яких нейроконтролер навчається на прикладах динаміки звичайного контролера пропорційно - інтегрально-диференціальної (ПІД) схеми керування за зворотним зв'язком [16]. Схему наслідуючого нейрокерування показано на рис. 4.3, де TDL – модуль лінії затримки сигналу, r – вектор стану ТП, u – керуючий сигнал, y – реакція ТП

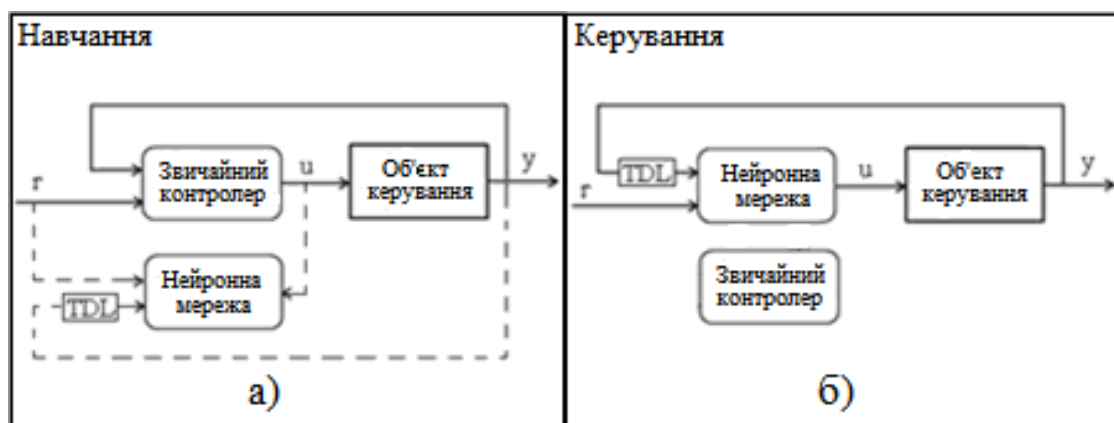


Рисунок 4.3 – Схема наслідуючого нейрокерування: а) режим навчання нейронної мережі; б) режим керування

Після навчання нейронна мережа точно відтворює функції початкового контролера. Навчальна вибірка для нейронної мережі формується наступним чином. Звичайний контролер по зворотному зв'язку керує об'єктом в штатному режимі. Значення величин на вході і виході звичайного контролера фіксуються, і на основі протоколу формується навчальна вибірка для нейронної мережі $U = \{P_i, T_i\}_{i=1}^M$, що містить M пар значень входу P_i і очікуваних реакцій T_i нейронмережі: $P_i = [r(i+1), S(i)]^T$. Основним недоліком цього методу є необхідність в попередньо налагодженому звичайному ПІ-контролері, що не завжди можливо. Але копійований нейроконтролер принципово може забезпечити кращу якість керування, ніж нейроконтролер, отриманий шляхом модельного навчання. Тому наслідуюче нейрокерування успішно застосовується для первинного навчання нейронної мережі з подальшим донавчанням нейроконтролера в ході ТП. При цьому нейроконтролер та еталонний ПІ-контролер отримують однакові значення уставки. Одержаний нейронний контролер завдяки досягнутій точності керування, що задається при налаштуванні, більш ефективний, ніж контролер-еталон. Як компромісне рішення для впровадження в ТП і переходу від застосування ПІ-контролера до нейронмережевого [17] було прийнято варіант паралельного тестування і донавчання при їх спільному підключенні (рис.4.4).

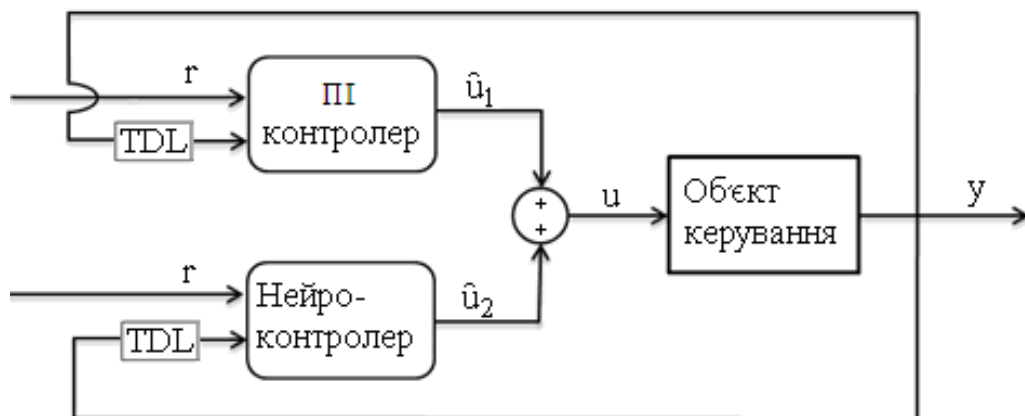


Рисунок 4.4 – Прийнята схема донавчання і тестування нейроконтролера

До ОК підключається ПІ-контролер, після чого нейроконтролер вчиться керувати системою, вже замкнутої звичайним ПІ-контролером [98]. Під час налаштування нейроконтролера, він підключається до системи і керуючі сигнали обох контролерів сумуються. Після донавчання ШНМ підключається замість звичайного ПІ-контролера (рис.4.3 (б)). Прийнята схема тестування, не дивлячись на те, що ОК є трансцендентним і система не відноситься до мінімально-фазових, дає можливість проаналізувати її стійкість класичними методами, що досить складно в разі застосування нейрорегулятора. Для різних інтервалів кута повороту засувки $[\varphi_i, \varphi_{i+1}]$ адаптуються: коефіцієнт P і затримка T , зумовлена швидкістю розгону–зупинки ЕП і часом обчислень на кожному такті керування.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання кваліфікаційної роботи був розроблений прототип програмного забезпечення для системи автоматичного регулювання температури робочих розчинів рідин з використанням інтелектуальних нейронечітких методів та комп'ютерного зору.

Були вирішено ряд теоретичних і практичних завдань, в саме:

1. Проведений аналіз існуючих методів опису нелінійних процесів травління та методів керування БТА, підтвердив доцільність застосування нечітких і нейромережових моделей в інтелектуальній системі регулювання температури розчинів.

2. На основі розробленого нечіткого класифікатора компонентів розчину створена радіально-базисна мережа, що формує 3D поверхні в просторі параметрів розчину, які дають змогу визначити при фіксовано заданій швидкості ТП оптимальне температурне завдання для регулювання витрат потоку теплоносія.

3. Обґрунтовано керування споживанням теплової енергії в технологічних ваннах з робочим розчином як рішення типової задачі підтримки рівня забезпечення тепловою енергією для оптимізації тривалості обробки сталевого прокату, яка визначає швидкість ТП. Отримано сімейство ПП - регуляторів витрат теплової енергії, та запропоновано в якості генератора вибірки даних для первинного навчання синтезованого РБМ-регулятора в середовищі NeuroPh Studio. Вдосконалено радіально-базисний регулятор температури розчину, який використовує відповідні моделі, та регулює температуру розчину з урахуванням впливу змін складу розчину для підтримання його активності та регламентованої швидкості процесу за умов оптимізації енергетичних та технологічних ресурсних витрат. Для донавчання нейронного регулятора використано підхід «наслідуючого нейрокерування».

4. Були проведені експериментальні дослідження отриманої РБМ – регулятора температури розчину, який використовувачи відповідні моделі, дозволяє регулювати температуру розчину з урахуванням впливу змін складу розчину для підтримання його активності та регламентованої швидкості процесу за умов оптимізації енергетичних ресурсних витрат. Для донавчання нейронного регулятора використано підхід «наслідуючого нейрокерування». Результати моделювання показали кращі показники РБМ- регулятора, ніж у ПІ-регуляторів, що підтверджує працездатність запропонованого інтелектуального регулятора в складі системи керування та визначає доцільність використання запропонованої нейронної мережі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Ilyunin O.O., Khodak M.V., Yurchenko O.V., Sapeha O.A. Fuzzy estimation procedure of the concentration of the components of a sulfuric acid pickling solution. ISSN 2078-0625 (online). Інтегровані технології та енергозбереження. Щоквартальний науково-практичний журнал. – Харків: НТУ «ХПІ», 2022. – № 3, с.63-75. Фахове видання. Доступно за адресою: https://docs.google.com/document/d/1VivXA87odmmdxCISdkXJG_Jpc1DRjSvF/edit?usp=share_link&oid=118443346938890580156&rtpof=true&sd=true
2. О. Ілюнін, С. Удовенко, М. Ходак, О. Юрченко, О. Сапега, Інтелектуальна ідентифікація дефектів металопрокату з застосуванням технологій «комп'ютерного зору». Україна, Вінниця, конференція "Контроль і управління в складних системах", 2022-11-15, (Vinnytsia), КУСС-2022. URL: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mccs/mccs22/index>.
3. Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 370 с.
6. Ilyunin O., Bezsonov O., Rudenko O., Boldyryev S., Zorenko V., Serdiuk N. Neural Network Controller of Flow through a Butterfly Valve. *Proceedings of the 2022 IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology Conference (KhPIWeek2022)*. Vol. I: Main Conference, Kharkiv, October 3 – 7, 2022. P.5. Available at: <https://doi.org/10.1109/khpiweek57572.2022.991637> (Індексовано у Scopus).
7. O.Bezsonov, O.Ilyunin, A.Khusanov, O.Rudenko, O.Sotnikov. Intelligent Identification System of the Process Liquid Solutions Composition. COLINS-2022: *6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems*, May 12–13, 2022, Gliwice, Poland URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3171/paper69.pdf>
8. 7 архитектур нейронных сетей для решения задач NLP. URL:

<https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/7-arhitektur-nejronnyh-setej-nlp> (дата звернення: 04.11.2021).

9. Субботін С. О. Нейронні мережі: теорія та практика: навч. посіб. – Житомир: Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с.

10. Корабльов М.М. Інтелектуальна система підтримки прийняття клінічних рішень на основі мультиагентного підходу та міркувань по прецедентам // Сучасні інформаційні технології і системи: монографія / за заг. ред. В.С. Пономаренка. – Х.: ХНЕУ ім. С. Кузнеця, 2022. – С. 139-164.

11. Mykola Korablyov, Natalia Axak, Oleksandr Fomichov and Andrii Chuprina. Hybrid Neuro-Fuzzy Model with Immune Training for Recognition of Objects in an Image / Proceedings of the 9th International Conference "Information Control Systems & Technologies", Odessa, Ukraine, September 24–26, 2020. – pp. 267-281

12. Кораблев Н.М., Фомичев А.А., Соловьев Д.Н., Чуприна А.А. Гибридные модели принятия решений с использованием иммунного подхода // Информационные управляющие системы и технологии. Проблемы и решения: монография. Под науч. ред. проф. Вычужанина Владимира. – Одесса: Экология, 2019. – С. 100-116.

13. Korablyov, M., Axak, N., Soloviov, D. Hybrid evolutionary decision-making model based on neural network and immune approaches (2018 IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT 2018 – Proceedings 1,8526594, с. 378-381.)

14. Gloria Phillips-Wren. Intelligent Decision Support Systems. Multicriteria Decision Aid and Artificial Intelligence. 2013. p.25-44. URL: https://www.researchgate.net/publication/277703502_Intelligent_Decision_Support_Systems (дата звернення: 18.10.2021).

15. Gupta JND, Forgionne GA, Mora MT. Intelligent Decision-making Support Systems. London: Springer, 2006. 504 с.

16. Нестеренко О. В., Савенко О. І., Фаловський О. О. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень: навч. посібн./ за ред. П.І. Бідюка –

Київ: Національна академія управління, 2016. – 188 с.

17. He Changlin, Li Yufen. A Survey of Intelligent Decision Support System. *Advances in Engineering Research*, volume 122: 7th International Conference on Applied Science, Engineering and Technology (ICASET 2017), Qingdao, China, 29–30 July 2017. 2017. P. 201–206.

18. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд/ пер. з англ. К.А. Птицын.: Вильямс, 2016. 1408 с.