

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

До захисту допускається
Завідувач кафедри
_____ Скарга-Бандурова І.С.
« ____ » _____ 20__ р.

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

НА ТЕМУ:

**ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИТИЧНИХ СТАНІВ
НЕБЕЗПЕЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО
МОДЕЛЮВАННЯ**

Освітньо-кваліфікаційний рівень “Магістр”
Спеціальність 122 – “Комп'ютерні науки”

Науковий керівник роботи:

_____ (підпис)

Л. О. Шумова

_____ (ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

_____ (підпис)

Я. О. Критська

_____ (ініціали, прізвище)

Студент:

_____ (підпис)

В. Р. Рубан

_____ (ініціали, прізвище)

Група:

_____ КН-17Дм

Севєродонецьк 2019

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет Інформаційних технологій та електроніки
Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії
Освітньо-кваліфікаційний рівень магістр
Напрямок підготовки _____
(шифр і назва)
Спеціальність 122 – «Комп'ютерні науки»
(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувач кафедри _____
І.С. Скарга-Бандурова
« _____ » _____ 20__ р.

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

Рубану Владиславу Романовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи **ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ
КРИТИЧНИХ СТАНІВ НЕБЕЗПЕЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ
НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ**

керівник проекту (роботи) Шумова Л. О., к.т.н.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затвердені наказом вищого навчального закладу від " " _____ 2019 р. № _____

2. Термін подання студентом роботи _____

3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Аналітичний огляд літератури використання нейронних мереж при прогнозуванні критичних станів небезпечних процесів.

Математичне моделювання із застосуванням нейронних мереж.

Експериментальні дослідження небезпечних процесів із застосуванням нейронних мереж

Питання охорони праці, екології.

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

Електронні плакати

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада Консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Критська Яна Олександрівна		

7. Дата видачі завдання

Керівник _____

(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____

(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Аналітичний огляд літератури за темою роботи	1.09.18 – 1.10.18	
2	Аналіз методів прогнозування тимчасових рядів	1.09.18 - 1.10.18	
3	Аналіз програмних засобів для нейромережевого моделювання	2.10.18 – 9.10.18	
4	Моделювання емпіричних залежностей	10.10.18 – 24.10.18	
5	Обробка результатів моделювання	25.10.18 – 25.11.18	
6	Розгляд питань охорони праці та основних напрямків їх дотримання	14.11.18 – 15.12.18	
7	Оформлення пояснювальної записки	22.12.18 – 29.12.18	
8	Оформлення презентації роботи	30.12.18 – 6.01.19	

Студент _____

(підпис)

_____ (прізвище та ініціали)

Керівник _____

(підпис)

_____ (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Рубан В. Р. Інформаційні технології прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання.

Розроблена інформаційна технологія прогнозування критичного стану контрольованого технологічного процесу на основі методів кластеризації з використанням радіально-базисних нейронних мереж (RBFN), які вибрані на основі попереднього аналізу і виділені їх переважні особливості. Побудована модель у вигляді RBFN, проведено вчення на основі технологічних показників. Для побудови нейромережи використався програмний симулятор Neural Network Toolbox MATLAB 6.5, який рекомендується використати для моделювання перцептронів з різним типом функцій активації. Проведено обчислювальний експеримент, дані практичні рекомендації для використання розробленої моделі для виконання технологічного процесу. Реалізація побудованої моделі на додаток до класичних засобів утримання процесу в рамках штатної ситуації дає особі, що приймає рішення, новий інструмент для запобігання виходу процесу в нештатну ситуацію, що підвищує безпеку потенційно небезпечних систем.

Ключові слова: кластер, нейромережа, прогнозування, тимчасовий ряд, математична модель, штучний інтелект.

АННОТАЦИЯ

Рубан В. Р. Информационные технологии прогнозирования критических ситуаций опасных процессов на основе нейросетевого моделирования.

Разработана информационная технология прогнозирования критического состояния контролируемого технологического процесса на основе методов кластеризации с использованием радиально-базисных нейронных сетей (RBFN), которые выбраны на основе предварительного анализа и выделены их преобладающие особенности. Построена модель в виде RBFN, проведено обучение на основе технологических показателей. Для построения нейросети применен программный симулятор Neural Network Toolbox MATLAB 6.5, который рекомендуется использовать для моделирования перцептронов с разным типом функций активации. Проведен вычислительный эксперимент, даны практические рекомендации для использования разработанной модели для выполнения технологического процесса. Реализация построенной модели в дополнение к классическим средствам удержания процесса в рамках штатной ситуации дает лицу, которое принимает решение, новый инструмент для предотвращения выхода процесса в нештатную ситуацию, которая повышает безопасность потенциально опасных систем.

Ключевые слова: кластер, нейросеть, прогнозирование, временной ряд, математическая модель, искусственный интеллект.

ABSTRACT

Ruban V. R. Information technologies of forecasting of critical situations of dangerous processes by means of artificial intelligence.

The developed Information technology for prediction of a critical state of controlled technological process based on clustering methods using radial-basis neural networks (RBFN), which are selected on the basis of the preliminary analysis. Their preferable features are also highlighted.

The model is constructed in the form of RBFN, the doctrine is based on technological indices. A software stimulator Neural Network Toolbox MATLAB 6.5 was used for building a neural network. It is recommended to use it to model perceptrons with different types of activation functions.

A computational experiment was conducted, practical recommendations for the use of the developed model for the implementation of the technological process have been given. Realization of the built model in addition to the classical means of keeping the process within the regular situation gives the person, who makes decisions, a new tool to prevent the process from coming into an unusual situation which increases the safety of potentially dangerous systems.

The key words: cluster, neural network, forecasting, time series, mathematical model, artificial intelligence.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	6
ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИТИЧНИХ СТАНІВ НЕБЕЗПЕЧНИХ ПРОЦЕСІВ	11
1.1 Методи оцінки небезпеки на потенційно-небезпечних об'єктах.....	11
1.2 Використання методів оцінки небезпеки.....	13
1.3 Огляд підходів до прогнозування критичних станів потенційно небезпечних технологічних процесів.....	15
1.4 Класифікація методів прогнозування.....	17
1.5 Нейро-мережеве моделювання.....	18
1.5.1 Історичний огляд створення нейромереж.....	18
1.5.2 Біологічні основи побудови нейронних мереж.....	21
1.5.3 Нейромережеві моделі.....	22
1.5.4 Достоїнства й недоліки нейро-мережевих моделей і методів.....	24
1.5.5 Типи архітектур нейронних мереж.....	24
1.5.6 Навчання.....	25
1.5.7 Програмне забезпечення для моделювання нейронних мереж.....	27
1.5.8 Навчання нейронної мережі в програмному середовищі.....	29
1.5.9 Обмеження й недоліки, пов'язані з використанням нейронних мереж для прогнозування.....	30
1.5.10 Проблеми розвитку нейронних мереж.....	30
1.6 Висновки до розділу 1.....	31
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	33
2.1 Математична модель елементарного нейрону.....	34
2.2 Функції активації.....	35
2.2.1 Функція Хевісайда (функція одиничного стрибка).....	35
2.2.2 Лінійна функція активації з насиченням (кусочно-лінійна функція).....	36
2.2.3 Сигмоїдальна функція активації.....	36
2.2.4 Функція активації гіперболічний тангенс.....	37
2.3 Навчання штучної нейронної мережі.....	38
2.4 Висновки до розділу 2.....	43
РОЗДІЛ 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ДАНИХ НЕБЕЗПЕЧНОГО ПРОЦЕСУ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	44

	5
3.1 Методика проведення експериментальних досліджень	44
3.2 Експериментальні дані небезпечного процесу при виробництві аміаку	45
3.3 Використання програмного пакету MatLAB для побудови штучної нейронної мережі	46
3.4 Результати моделювання за допомогою штучної нейронної мережі	48
3.5 Аналіз результатів моделювання	51
3.6 Висновки до розділу 3.....	54
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ. ЕКОЛОГІЯ	55
4.1. Загальні питання з охорони праці.....	55
4.1.1 Правові та організаційні основи охорони праці.....	56
4.1.2 Організаційно-технічні заходи з безпеки праці.....	56
4.2 Аналіз стану умов праці.....	56
4.2.1 Вимоги до приміщень	57
4.2.2 Вимоги до організації місця праці.....	57
4.2.3 Навантаження та напруженість процесу праці.....	58
4.3 Виробнича санітарія.....	58
4.3.1 Аналіз небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації) виробу.....	59
4.3.2 Пожежна безпека.....	60
4.3.3 Електробезпека	61
4.4 Гігієнічні вимоги до параметрів виробничого середовища	61
4.4.1 Мікроклімат	61
4.4.2 Освітлення.....	62
4.5 Вентилювання.....	63
4.6 Заходи з організації виробничого середовища та попередження виникнення надзвичайних ситуацій	63
4.7 Охорона навколишнього природного середовища	65
4.7.1 Загальні дані з охорони навколишнього природного середовища.....	65
4.7.2 Вимоги до збору, пакування та розміщення відходів ІТ галузі.....	66
4.7.3 Визначення впливу та заходів щодо поводження з відходами ІТ галузі	66
4.8 Висновки до розділу 4.....	67
ВИСНОВКИ.....	67
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	69
Додаток А. Знаходження межі між нормальними даними та передаварійними	77
Додаток Б. Комп'ютерна презентація.....	79

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ШНМ – штучна нейронна мережа

НМ - нейронна мережа

RBFN - радіально-базисні нейронні мережі

RBF-мережі - мережі, що використовують радіальні базисні функції

МПВ - метод потенційних відхилень

ХНО - хімічно-небезпечні об'єкти

HAZOP - метод Hazard and Operability Study

ARIMAX - авторегресійні моделі

ANN - нейро-мережеві моделі

ЕОМ – електронно-обчислювальна машина

ПК – персональний комп'ютер

ВДТ - візуальний дисплейний термінал

ПП - периферійні пристрої

ПУЕ - правила улаштування електроустановок

ВСТУП

Завдання прогнозування критичних станів небезпечних процесів за результатами спостережень займають одне з головних місць в сучасній теорії управління та прийняття рішень [1]. Складність вирішення цих завдань обумовлено унікальністю процесів та передісторії їх критичних станів. Найбільш ефективно такі задачі вирішуються засобами штучного інтелекту, що сьогодні сформувався вже ні як один з напрямків інформаційних технологій, а як галузь досліджень і розробок інтелектуальних систем, призначених для роботи в областях діяльності, які важко формалізувати [2-3].

Можливість своєчасного розпізнання критичної або передаварійної ситуації небезпечних процесів є важливим фактором ефективного керування такими процесами і має велику актуальність для недопущення аварійних зупинок. Такий підхід для своєчасного розпізнавання має враховувати великий перелік технологічних, економічних, соціальних та екологічних показників. Проблема запобігання аварійних зупинок в хімічному виробництві є дуже складною і досить актуальною. Вона має відповідно технологічний, економічний, соціальний та екологічний аспекти. Питання безаварійного виконання технологічних процесів в хімічній промисловості вирішується за допомогою автоматизації процесів керування. Такі процеси розділяються на спостереження, збір, обробку, аналіз інформації з використанням математичних методів і засобів, які застосовуються в автоматизованих системах керування хіміко-технологічними процесами. Здатність виявлення передаварійного стану небезпечного процесу є особливо вагомим фактором безаварійного керування хімічним виробництвом, в якому задіяно великі маси та об'єми хімічних речовин.

Наслідки аварій небезпечних процесів, їх кількість і різноманітність є признаками того, що автоматизація тільки процесів збору, обробки та зберігання інформації про технологічні процеси виявляється недостатньою для того, щоб персонал, який задіяний в виробничому процесі міг прийняти найефективніше рішення для попередження та запобігання аварійної ситуації. Виробництва підвищеного ризику, а хімічна промисловість є однією з таких, і в яких задіяні автоматизовані системи керування, потребують додаткових засобів інформаційної підтримки для задіяного персоналу. Проектування ефективних систем підтримки прийняття рішень, розробка засобів прогнозування відхилень технологічних параметрів, важливих для забезпечення безпеки, взаємодія цих параметрів з існуючими системами керування технологічними процесами виявляє актуальність теми дипломної роботи.

Тема магістерської роботи – «Інформаційні технології прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання». Робота виконується в межах науково-дослідницької роботи «Методологія та інформаційна технологія управління

техногенним ризиком об'єктів підвищеної безпеки», реєстраційний номер 0115U004878. Тому її можна вважати досить актуальною.

Метою дослідження є підвищення оперативності прийняття рішень з управління небезпечними об'єктами в критичних ситуаціях.

Об'єктом дослідження є процеси створення та впровадження програмно-технічних комплексів для управління небезпечними процесами.

Предметом дослідження є інформаційні технології прогнозування критичних станів небезпечних процесів.

Завдання прогнозування критичних станів небезпечних процесів вирішується на прикладі технологічного процесу при виробництві аміаку. Завдання прогнозування динаміки різних показників зводиться до завдання прогнозування тимчасових рядів. При прогнозуванні тимчасового ряду необхідно визначити, скільки попередніх значень однієї змінної взяти і як далеко вперед прогнозувати значення вихідної змінної. Спостереження повинні бути впорядковані в часі, оскільки їхній порядок має значення.

Виходячи з мети досліджень, поставлені такі завдання:

- провести аналіз сучасних інформаційних технологій підтримки прийняття рішень з управління небезпечними об'єктами у критичних ситуаціях;
- вибрати адекватні методи аналізу та перевірити передумови їх застосування;
- обрати програмні та математичні засоби, що реалізують ці методи;
- спроектувати інформаційну технологію підтримки прийняття рішень з управління небезпечними об'єктами у критичних ситуаціях на основі емпіричних даних засобами штучного інтелекту.

Кожен технологічний процес, зокрема технологічний процес виробництва аміаку має ряд технологічних параметрів, які потребують нагляду і контролю.

Регламентом технологічного процесу кожному контрольованому параметру призначається зона припустимих значень, вихід з якої означає критичний стан.

Попередня обробка часового ряду полягає у нормуванні значень контрольованого технологічного параметра та перетворення одновимірного ряду в багатовимірний за допомогою однопараметричної зсувної процедури (метод аналізу і прогнозу часових рядів Singular Spectrum Analysis [4]).

Для виявлення у часовому ряду, що досліджується, однорідних сукупностей значень (кластерів [5]), які можна асоціювати з певними режимами (нормальний - процес близький до стаціонарного; небезпечний - зміщення в бік критичного значення; передаварійна тенденція), зроблена спроба кластеризації методом Уорда при використанні Евклидової відстані засобами

StatGraphics. В результаті проведеного кластерного аналізу у вихідних даних виявлено наявність трьох кластерів.

Завдання побудови моделі для розпізнавання стану об'єкта на основі часових рядів значень спостережуваних параметрів доцільно вирішити за допомогою штучної нейронної мережі [6]. Нейронні мережі здатні будувати оптимальну модель прогнозування, більш того, модель адаптивна і змінюється разом з об'єктом керування. Застосування нейронних мереж базується на одному фундаментальному припущенні - заміні прогнозування розпізнаванням. Нейронна мережа не передбачає майбутнього, вона «намагається взнати» ситуацію, яка спостерігалася раніше в поточному стані об'єкта і максимально точно відтворити реакцію системи керування.

Основним завданням нейро-мережевого моделювання є створення найбільш ефективної архітектури нейронної мережі, тобто правильно вибрати вид нейронної мережі, алгоритм її навчання, кількість нейронів і види зв'язків між ними. Це завдання не формалізоване і до сьогодні не має закінченого обґрунтування та рішення.

Для прогнозування часових рядів можливе використання багат шарових перцептронів. Використання мереж із зворотними зв'язками у даному випадку недоцільно у зв'язку з труднощами навчання таких мереж і неактуальністю основної характеристики мереж із зворотними зв'язками - короткострокової пам'яті.

Для вирішення завдань класифікації та кластеризації даних доцільно використовувати ідеї, що покладені в основу радіально-базисних нейронних мереж (RBFN) [7]. Переважні особливості RBFN полягають в наступному:

- немає необхідності у великій кількості прихованих шарів, досить тільки одного прихованого шару;
- нейрони прихованого шару мають радіальний тип активаційної функції;
- вихідний шар складається з одного або декількох лінійних нейронів;
- на відміну від багатьох додатків, де працюють мережі з лінійними нейронами, RBFN реалізують інші методи обробки даних, що забезпечує спрощення та прискорення навчання.

Реалізація побудованої моделі на додаток до класичних засобів утримання системи в рамках штатної ситуації можливо надасть особі, що приймає рішення, новий інструмент для запобігання виходу об'єкта в нештатну ситуацію, що підвищує безпеку потенційно небезпечного виробництва.

Використання нейронних мереж для прогнозування критичного стану контрольованого процесу є перспективною альтернативою (або доповненням) для традиційних методів дослідження. В силу своєї адаптивності одні і ті ж нейронні мережі можуть використовуватися для аналізу декількох параметрів. Слід зазначити, що однією з важливих складових аналізу

даних за допомогою нейронних мереж є попередня обробка даних, спрямована на скорочення розмірності входів мережі, підвищення спільної ентропії вхідних змінних і нормування вхідних і вихідних даних.

Проведений огляд існуючих симуляторів нейронних мереж і дана оцінка придатності їх використання при прогнозуванні критичних станів небезпечних процесів. Було застосовано вхідний у стандартну поставку MATLAB "Neural Network Toolbox", який надає широкі можливості для роботи з нейронними мережами всіх типів. Перевага пакета MATLAB полягає в тому, що при його використанні користувач не обмежений моделями нейронних мереж й їхніх параметрів, жорстко закладеними в нейросимуляторі, а має можливість самостійно сконструювати ту мережу, що вважається оптимальною для рішення поставленого завдання [8].

В якості особистого внеску здобувача можна вважати подальше вдосконалення інформаційної технології прогнозування критичних станів небезпечних процесів.

Результати досліджень оприлюднено на XXI Міжнародній науково-технічній конференції «Технологія 2018» 20-21 квітня 2018 року м. Сєверодонецьк.

За період виконання магістерської роботи було опубліковано 1 тези на науково-технічній конференції та 1 стаття в науковому журналі «Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля».

Структура та обсяг магістерської роботи.

Магістерська робота включає вступ, 4 розділи, список використаної літератури, додаток. Пояснювальна записка містить 86 сторінок, 6 таблиць та 38 рисунків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИТИЧНИХ СТАНІВ НЕБЕЗПЕЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Будь-яке підприємство у своїй діяльності може зазнати збоїв, катастроф та аварій, спричинених найрізноманітнішими обставинами, як то вплив техногенних, природних явищ або дія людського фактору [9].

Існує велика кількість методик, нормативних актів і документів, за допомогою яких повинні розслідуватися причини та наслідки нещасних випадків. Але для нас великий інтерес представляє сфера оцінки саме ризику виникнення аварій на потенційно-небезпечних об'єктах, зокрема на підприємствах хімічної промисловості.

1.1 Методи оцінки небезпеки на потенційно-небезпечних об'єктах

Для оцінки ризику виникнення аварій на потенційно-небезпечних об'єктах існує велика науково-методологічна база, яка описує різноманітні методи, засоби для оцінки й можливого недопущення виникнення небезпечних ситуацій.

Одним з найбільш поширених методів оцінки небезпеки й аварійності виробництв можна вважати використання методу «дерева відмов». Даний метод є розробкою формалізованих моделей розвитку подій і достатньо пророблений в сучасній науково-технічній літературі й нормативній документації [10-12]. Методика дозволяє її використання для попереднього аналізу рівня безпеки в процесі розробки рекомендацій для зниження рівня ризику і для розслідування причин аварій на небезпечних об'єктах. Розуміючи проблематичність застосування загальної методології до реальних промислових об'єктів та шукаючи нові підходи та методи, які б дозволяли автоматизувати процес оцінки ризиків, метод «дерева відмов» розвивається шляхом переорієнтації на спеціально підготовлених фахівців в області промислової безпеки замість інженерно-технічного персоналу підприємств. Це потребує дуже ретельного розуміння системи від фахівців з надійності. Метод допомагає дедуктивно виявити відмови; дає можливість наочного обґрунтування конструктивних змін і аналізу компромісних рішень; дозволяє виконувати кількісний і якісний аналіз надійності; полегшує аналіз надійності складних систем. Однак цей метод потребує значних витрат засобів і часу для аналізу. Результати важко перевірити і врахувати при частковій відмові елементів системи.

Другий метод оцінки небезпеки для спостереження як відмов системи, так і зовнішнього впливу на неї, що призводять до аварії, є метод «дерева подій» [13].

Перевагою «дерева відмов» є врахування причинно-наслідкового зв'язку між відмовами елементів, а метод «дерева подій» дає картину фізичних процесів, що приводять елементи й систему до критичних станів. Метод «дерева подій» дозволяє описувати сценарії аварій в залежності від вихідних подій, визначати зв'язок відмов з наслідками аварій. Цей метод визначає шляхи розвитку аварій і дозволяє вносити конструктивні зміни або змінювати експлуатаційні процедури, які найбільше впливають на процес виникнення аварії або критичного стану.

Оцінка небезпеки хімічних підприємств Європейського союзу визначається за допомогою метода Hazard and Operability Study (HAZOP) [14]. Хоча цей метод дозволяє ідентифікувати загрози й оцінку наслідків, він не розраховує ризик виникнення аварії.

На підприємствах хімічної промисловості Японії та США також застосовуються методи Fault Trees [15] і МОРНА [16]. Ці методи разом з ідентифікацією небезпек виявляють неточності в інструкціях з безпеки. Основним недоліком їх використання є складність застосування при аналізі декількох подій, що і стає причиною аварій.

Наступний метод для виявлення аварійності технічних систем та аналізу безпеки є метод потенційних відхилень [17]. МПВ відноситься до експертних методів і має неідеальну процедуру вибору ключових слів для характеристики відхилень. Крім того, цей метод розглядає тільки технічні безпеки, які виникають при експлуатації систем і не враховує негативні фактори зовнішнього впливу на систему та вплив людини.

В Україні для оцінки ризику на об'єктах підвищеної безпеки використовується методика [18]. Методика дозволяє аналізувати безпеки та умови і ризик їх виникнення, імовірність розвитку аварій та наслідків. Ця методика застосовує окремі методи: «дерево відмов», аналіз видів і наслідків відмов, аналіз експлуатаційної безпеки (HAZOP), експертні оцінки імовірності виникнення події, обробка статистичних даних про аварійність технологічної системи на об'єктах підвищеної безпеки.

Керуючись даною методикою із застосуванням перерахованих методів можна проаналізувати кожен небезпечний об'єкт в технологічному середовищі. Це дає можливість для аналізу як керованих, так і некерованих процесів. На підставі такого аналізу виявляють режими та відхилення в технологічній системі, які можуть спровокувати небезпечну ситуацію.

До недоліків даної методики можна віднести неврахування можливого негативного впливу людини на небезпечну експлуатацію об'єкту контролю. При визначенні необхідних показників відсутнє математичне обґрунтування і як наслідок, існує потреба серйозного

програмного забезпечення із залучанням високо підготовлених спеціалістів, значні затрати часу при використанні залучених методів аналізу.

При визначенні ступеня хімічної небезпеки адміністративно-територіальних одиниць і хімічно-небезпечних об'єктів і єдиного порядку прогнозування при аваріях на ХНО користуються методикою [19]. Хоча ця методика і використовується для довгострокового і аварійного прогнозування при аваріях на ХНО, передбачає розрахунок для планування заходів щодо захисту населення у разі виникнення аварії, область її застосування обмежена тим фактом, що такий аналіз можливо здійснити лише вже при зараженні території. Процес керування ризиком виникнення небезпечної ситуації, імовірність її виникнення в цій методиці не розглядається.

1.2 Використання методів оцінки безпеки

В роботі [20] проведено удосконалення методик, проаналізованих у роботах [18, 19]. Удосконалення передбачає якісне підвищення критерію оцінки ризику шляхом впровадження обліку потенціалу безпеки загибелі людини в наслідок аварії. Також ефективність застосування цих методик суттєво підвищується завдяки впровадженню математичної моделі і алгоритму розрахунку потенційного ризику. Але таке впровадження враховує лише етап проектування об'єкту. Поводження небезпечного об'єкту під час його роботи не розглядається. Цей недолік не дозволяє зробити прогноз виникнення надзвичайної ситуації на об'єкті при його роботі і експлуатації.

Проаналізувавши стан безпеки об'єктів підвищеної безпеки шляхом оцінки зношеності виробничих фондів автори роботи [21] пропонують вважати основним критерієм безпеки наявність кількості небезпечних речовин, які знаходяться на території об'єкту. Виходячи з того, що враховується лише один параметр в якості критерію оцінки, такий підхід не дозволяє визначити ймовірність виникнення надзвичайної ситуації з причин інших небезпечних факторів, які існують на об'єкті і це унеможливорює розробку процесу управління ризиком виникнення небезпечної ситуації.

В роботі [22] проведено розробку моделюючого комплексу, який спрямований на підвищення ефективності кількісної оцінки виникнення ризику небезпечної ситуації. Система керування ризиком має метою зниження величини факторів безпеки шляхом розподілу економічних ресурсів між зниженням імовірності виникнення безпеки й ліквідацією її наслідків. При створенні такої системи керування велику роль відіграють методи машинного моделювання, але побудова такої системи виявляється дуже складною задачею і залежить від обчислювальних можливостей комп'ютера.

Методику [19] застосовано при визначенні стану безпеки потенційно небезпечних об'єктів при визначенні кількості небезпечних речовин у роботі [23]. Недоліки методики [19] роблять неможливим: розрахунок імовірності виникнення небезпеки, прогнозування виникнення аварій, процес керування ризиком виникнення небезпеки.

Автори роботи [24] удосконалюють процес кількісної оцінки ризику виникнення небезпеки і пропонують поділяти небезпечні об'єкти на групи за їх структурними особливостями, а вже потім визначати сценарій виникнення і розвитку небезпеки. Такий спосіб є ефективним коли визначається імовірність виникнення небезпеки. Недоліком цього способу можна визначити неврахування зовнішніх впливів на об'єкт контролю і негативний вплив людини. Управління ризиком виникнення небезпеки в роботі не розглядається.

Автори роботи [25] пропонують використання імітаційного моделювання подій в системі «оператор – устаткування – робоче середовище» для вирішення проблеми визначення імовірності виникнення аварії при оцінюванні потенційної небезпеки. В результаті застосування такого моделювання виявляються суттєві неточності отриманих оцінок, унеможлиблюється управління ризиком виникнення небезпеки, не враховується вплив сусідніх об'єктів.

В роботі [26] запропоновано використовувати методику з багатьма критеріями, яка пропонує аналіз динаміки прогнозованих негативних збитків. Але в цій методиці не враховується імовірність відмови технологічного обладнання, систем контролю параметрів, не аналізується процес виникнення безпеки, а також не визначається довго строковість прогнозу виникнення небезпеки.

Автор роботи [27] запропонував автоматизувати процес моделювання надзвичайних ситуацій та оцінки техногенного ризику для забезпечення прийняттого рівня безпеки промислових об'єктів. Розроблений метод аналізу виникнення небезпеки містить в собі комплексне моделювання небезпечних процесів та оцінюються показники ризику уражень, руйнування та виходу зі строю промислового обладнання, а також прикладна інформаційна технологія аналізу потенційної небезпеки об'єктів, на які здійснюється техногенний вплив. Автоматизована система інтерактивного моделювання побудована за принципом модульної структури і містить бази даних надійності роботи технологічного обладнання та небезпечні властивості речовин. Система дозволяє послідовно здійснювати комп'ютерне моделювання небезпечних процесів, оцінити ризик уражень, отримати кількісні показники проведеного аналізу небезпеки. Розроблені в роботі математичні моделі і методи можна вважати науково-методичною основою для створення програмних і технічних засобів моделювання, аналізу небезпечних процесів і ризиків виникнення небезпек. Автоматизація процесу аналізу небезпеки і підтримки прийняття рішень управління небезпечними об'єктами дозволяє підвищити рівень

продуктивності праці диспетчерського персоналу, скоротити терміни і витрати на підготовку технологічного персоналу та засобів для ліквідації аварій. Фактори антропогенного характеру, тобто вплив диспетчерського персоналу на можливість виникнення небезпеки в роботі не розглядається.

У роботі [28] авторами розглядається поведінка елементів складної технологічної системи при виникненні в ній небезпечної ситуації. Причини виникнення небезпеки, прогнозування виникнення та управління ризиком виникнення небезпеки у роботі не розглядаються.

Автори роботи [29] застосували метод «дерева відмов» для аналізу виникнення небезпеки при роботі аміачної компресорної установки при виробництві льоду. За допомогою метода «зворотної логіки» автори виділяють шість найбільш вагомих причин, які впливають на виникнення небезпечної ситуації. В результаті моделювання роботи установки було виявлено закономірності небезпечних виробничих процесів. Як недолік, можна виділити той факт, що в дослідженні не розглядається питання управління при виникненні небезпеки як по технологічним причинам, так і в результаті дії «людського фактору».

Таким чином, використання методів оцінки небезпеки є надзвичайно складним завданням, треба враховувати великий перелік факторів, що впливають на виникнення небезпеки.

1.3 Огляд підходів до прогнозування критичних станів потенційно небезпечних технологічних процесів

Під прогнозуванням розуміють передбачення майбутнього за допомогою наукових методів. Процесом прогнозування називається спеціальне наукове дослідження конкретних перспектив розвитку якого-небудь процесу. На технологічні процеси будь-яких виробництв, а особливо небезпечних, впливає велика кількість різноманітних факторів. Ці процеси важко формалізувати і дуже важко описати математичними методами, які використовувались до недавнього часу. Однак цей процес є дуже важливим, тому що дозволяє знаходити нові методи обслуговування технологічних об'єктів, обирати найоптимальніші режими роботи, своєчасно запобігати виникненню небезпечних обставин і таким чином знизити економічні витрати на обслуговування та усунення наслідків при виникненні будь-якої небезпеки.

У статті [30] викладена концепція безаварійного керування потенційно небезпечними технологічними процесами. Концепція реалізує сім основних етапів: математичний опис процесу; алгоритмізацію процесу безаварійного керування; розробку моделі прогнозування аварійних ситуацій; розробку системи планово - попереджувального обслуговування;

формування інтегрального критерію безаварійного керування; розробку методики практичної реалізації системи безаварійного керування; формування вимог до станції безаварійного керування. У рамках математичного опису розглянуті термодинамічний, продукційний і нейромережвий підходи. У форматі алгоритмізації процесу безаварійного керування поставлене завдання розробки глобального алгоритму, окремі складові якого визначають порядок взаємодії функціональних процедур, що виключає виникнення аварійних ситуацій. Модель прогнозування аварійних ситуацій представлена композицією трьох моделей: продукційної, нейромережвої і термодинамічної, що дає можливість одержувати довгостроковий і поточний прогнози. Розробка системи планово-попереджувального обслуговування ґрунтується на оптимальному календарному плануванні робіт. Як інтегральний критерій безаварійного керування представлений функціонал, що дозволяє на підставі резерву часу, обумовленого системою прогнозування й часу приведення системи в нормальний стан з урахуванням поточного ресурсу, обумовленого системою планово-попереджувального обслуговування, визначити реальний ліміт часу, наявний для запобігання аварійної ситуації. Методика практичної реалізації будується виходячи з доступного на сучасний момент апаратного й програмного забезпечення.

Запобігання виникнення аварійних ситуацій є одним з найважливіших напрямків діяльності, пов'язаної з керуванням технологічними процесами. При цьому ефективно автоматичне розпізнавання небезпечної ситуацій і надання інтелектуальної підтримки операторові. Така підтримка може опиратися на використання сучасних інформаційних технологій і методів штучного інтелекту. При цьому вірогідність ідентифікації небезпеки багато в чому залежить від якості й повноти баз знань, на основі яких функціонують експертні системи, що розпізнають небезпечні ситуації. Автори роботи [31] у рамках побудови таких систем після визначення проблеми й добування знань провели їхнє структурування, а потім формалізацію. Створили методику для структурування експертних знань про можливі небезпеки й їхні причини на прикладі аміачної холодильної установки. Особливість методики - наявність процедури створення продукційних правил, що використає методи системного аналізу й інженерії знань. Авторами розроблені й представлені в статті діаграми взаємозв'язків між технологічними параметрами, несправностями, їхніми причинами й способами усунення. Сформовано набір продукційних правил для системи ідентифікації небезпечних ситуацій. У роботі представлений один з можливих підходів до проведення аналізу небезпек й їхніх причин виникнення на установці. Розроблені діаграми взаємозв'язків і продукційні правила є основою для подальшої формалізації мовою подання знань і створення інтелектуальної інформаційної системи, застосування якої, у свою чергу, сприяє підвищенню безпеки, а також ефективності керування при експлуатації холодильної установки.

Автори роботи [32] перевіряють стан технологічної документації, стан підготовки персоналу, стан систем безпеки на основі попередньо розроблених імовірнісних моделей і визначають поточний ризик об'єкта підвищеної небезпеки двома способами:

– складається перелік контрольованих параметрів і припустимих діапазонів їхніх змін в процесі експлуатації для кожної небезпечної галузі. Такий підхід не дозволяє отримати чисельні значення ризику, все ж таки може бути використаний для проведення контролю й оцінки безпеки;

– оцінюється ступінь наближення об'єкта до небезпечної ситуації за минулий час експлуатації на основі існуючої імовірнісної моделі оцінки безпеки. Застосування цього підходу дозволяє отримати чисельні значення рівня ризику.

Слід відзначити, що обидва способа визначення поточного рівня ризику об'єкта підвищеної небезпеки не включають в себе процес управління ризиком та запобігання виникненню небезпеки.

1.4 Класифікація методів прогнозування

Класифікувати процес прогнозування можна за дуже великою кількістю параметрів. Наразі нараховується більш ніж 150 методів прогнозування. При виборі методу прогнозування потрібно враховувати характер об'єктів, вимоги до інформаційного забезпечення прогнозів.

Один з можливих прикладів класифікації методів прогнозування можна представити наступним чином. Існує три категорії методів:

- неформальні;
- кількісні;
- якісні.

Неформальні методи в своїй основі покладаються на різні джерела збору інформації, аналіз зовнішнього середовища.

Кількісні методи застосовують тоді, коли діяльність у минулому має певну тенденцію, яка може бути продовжена в майбутньому і коли інформації достатньо для формування достовірних тенденцій або залежностей. В свою чергу, можна виділити наступні методи кількісного прогнозування:

- аналіз часових рядів;
- причинно-наслідкове моделювання.

Аналіз часових рядів використовується у випадку, коли події минулого є підставою для планування майбутнього.

Причинно-наслідкове прогнозування використовує кореляцію. Це дослідження статистичних даних зі спробою прогнозування подій, які можуть відбутися в подібних ситуаціях.

Якісні методи полягають в довірі до висновків експертів.

Відповідно до роботи [33] процеси, перспективи яких необхідно передбачити, найчастіше описуються тимчасовими рядами, тобто послідовністю значень деяких величин, отриманих у певні моменти часу. Часовий ряд містить у собі два обов'язкових елементи - оцінку часу й значення показника ряду, отримане тим або іншим способом й відповідній зазначеній оцінці часу. Кожен часовий ряд розглядається як вибіркова реалізація з нескінченної популяції, яка генерується стохастичним процесом, на який впливають безліч факторів [33].

У ряді робіт [34] зазначено, що на сьогоднішній день найпоширенішими моделями прогнозування є авторегресійні моделі (ARIMAX), а також нейро-мережеві моделі (ANN).

У статті [35], зокрема, затверджується, що «без сумнівів моделі ARIMA(X) і GARCH є самими популярними для прогнозування тимчасових рядів. У цей час головну конкуренцію даним моделям становлять моделі на основі ANN».

У більшості комбінацій моделі на основі ANN застосовуються для рішення завдання кластеризації, а далі для кожного кластера будується окрема модель прогнозування на основі ARIMA, GA, нечіткої логіки й ін. У роботі затверджується, що застосування комбінованих моделей, що виконують попередню кластеризацію й наступне прогнозування усередині певного кластера, є найбільш перспективним напрямком розвитку моделей прогнозування.

Робота [36] присвячена питанням кластеризації тимчасових рядів для того, щоб на підставі отриманих кластерів виконувати прогнозування. Для кластеризації пропонується два методи: метод К- середніх (K-mean) і метод нечітких С-середніх (fuzzy C-mean). Метою обох алгоритмів кластеризації є добування корисної інформації з тимчасового ряду для наступного прогнозування. Автори затверджують, що застосування кластеризації дає можливість підвищити точність прогнозування.

Таким чином, застосування методів кластеризації при аналізі даних технологічних процесів, дозволяє підвищити як точність прогнозу, так і прискорити момент виявлення початку небезпечного процесу.

1.5 Нейро-мережеве моделювання

1.5.1 Історичний огляд створення нейромереж

Зараз існують різні підходи до вирішення проблеми створення штучного інтелекту. Можна виділити два підходи згідно [37]:

- семіотичний. Цей підхід направлений на побудову експертних систем та баз знань, які імітують високо рівневі психічні процеси (розум, мислення, мова та ін.);

- біологічний. Цей підхід направлений на побудову штучного інтелекту, який моделює інтелект на основі біологічних елементів.

Семіотичний підхід може користуватися успіхом у мережах в умовах строгої ієрархічної системи для побудови систем підтримки ухвалення рішень. Але в цей час потрібен тип інтелекту, який існує в умовах безупинно мінливого зовнішнього середовища. Тому на перший план виходить біологічний підхід на підставі штучної нейронної мережі і еволюційних алгоритмів.

Виходячи з історичного екскурсу, можна виділити три періоди активізації у дослідженні штучного інтелекту. Авторами першого періоду можна вважати Норберта Вінера, МакКаллока і Піттса. Перший з них опублікував роботу про кібернетику, в якій основною ідеєю було подання складних біологічних процесів математичними моделями [38-39]. Наступні автори виклали ідею побудови автомата на основі граничних елементів, подібних до нервових кліток, здатного виконувати логічні функції [40-41].

Першою формальною моделлю нейронних мереж (НМ) була модель МакКаллока-Піттса. Уперше було встановлено, що НМ можуть виконувати будь-які логічні операції й взагалі будь-які перетворення, реалізовані дискретними пристроями з кінцевою пам'яттю. Ця модель лягла в основу теорії логічних мереж і кінцевих автоматів й активно використалася психологами й нейрофізіологами при моделюванні деяких локальних процесів нервової діяльності. У силу своєї дискретності вона цілком погодилася з комп'ютерною парадигмою й, більше того, служить їй «нейронним фундаментом» [42].

Основним результатом їх дослідження стало:

- розробка моделі нейрона як найпростішого процесорного елемента, що виконує обчислення перехідної функції від скалярного добутку вектора вхідних сигналів і вектора вагових коефіцієнтів;

- запропоновано конструкцію мережі таких елементів для виконання логічних й арифметичних операцій;

- зроблено основне припущення про те, що така мережа здатна навчатися, розпізнавати образи, узагальнювати отриману інформацію.

Однак завдання проектування систем на основі граничних елементів виявилось надзвичайно важким, і її рішення, знайдене лише через 20 років, виявилось настільки складним, що практично виключало можливість синтезу автоматів, що містять більше десятка нейронів. Крім того, граничний вид функції не надавав нейронній мережі достатню гнучкість при навчанні й налаштуванні на задане завдання. Тому вже перші спроби практичної реалізації

таких автоматів були пов'язані з пошуком методів їхнього навчання за аналогією з нервовою системою живих організмів.

Системи на основі граничних елементів одержали назву штучних нейронних мереж. З розробкою перших ШНМ зв'язаний другий період активізації, що виник в 60-х завдяки теоремі збіжності перцептрона Розенблатта [43], розробленої їм в 1959 році. На рисунку 1.1 зображено схему найпростішого перцептрона Розенблатта.

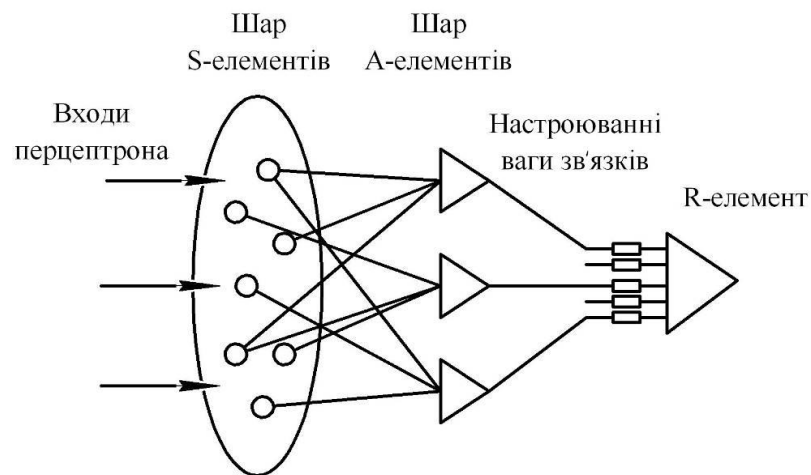


Рисунок 1.1 - Найпростіший перцептрон Розенблатта

S - елементи (сенсори, рецептори); A - елементи (асоціативні); R - елементи (реагуючі)

Він містить три шари граничних елементів. Вхідні сигнали (стимули), впливаючи на рецептори (S-елементи), переводять їх у збуджений стан. S-елементи випадковим образом пов'язані із сукупністю асоціативних нейронів (A-елементів). Вихід A-елемента відрізняється від нуля тільки тоді, коли порушене досить велике число пов'язаних з ним рецепторів. Реакції A-елементів надходять на входи ефекторів (R-елементів) через зв'язки, вага яких змінюється при навчанні. В ефекторах обчислюється постсинаптичний потенціал - зважена сума сигналів, що надійшли. Звичайно в перцептроні для кожного образу, що запам'ятовується, виділяється один ефектор, і рішення приймається по максимуму значення постсинаптичного потенціалу. Властива перцептроні Розенблатта неоднорідність структури (поділ на S-, A- і R-елементи) у більше пізніх моделях ШНМ втратилась. Робота Мінського й Пейперта [44], указала обмежені можливості найпростішого перцептрона. Результати Мінського й Пейперта погасили ентузіазм більшості дослідників, особливо тих, хто працював в області обчислювальних наук. Виниклий в дослідженнях з нейронних мереж затишок протривав майже 20 років.

Третій період активізації досліджень штучного інтелекту розпочався у 80-ті роки минулого століття. Це стало можливо завдяки ряду обставин:

- труднощі з реалізацією логічних систем штучного інтелекту, створюваних у рамках японського проекту ЕОМ 5-го покоління;
- поява принципово нових ідей відносно організації пам'яті й навчання нейронних мереж;
- помітне відставання темпів росту продуктивності ЕОМ від стрімкого збільшення потреби у високопродуктивних обчисленнях.

1.5.2 Біологічні основи побудови нейронних мереж

Наш мозок являє собою найскладнішу біологічну нейронну мережу, що приймає інформацію від органів почуттів й якимсь образом її обробляє (дізнання осіб, виникнення відчуттів і т. і.).

Як можна помітити, біологічний нейрон — надзвичайно складна система (рис. 1.2). Багато в чому це порозумівається тим, що нейрон, крім обробки сигналу (основне його призначення), змушений ще виконувати купу інших функцій, що підтримують його життя. Більше того, сам механізм передачі сигналу від нейрона до нейрона теж дуже складний з біологічної й хімічної точки зору.

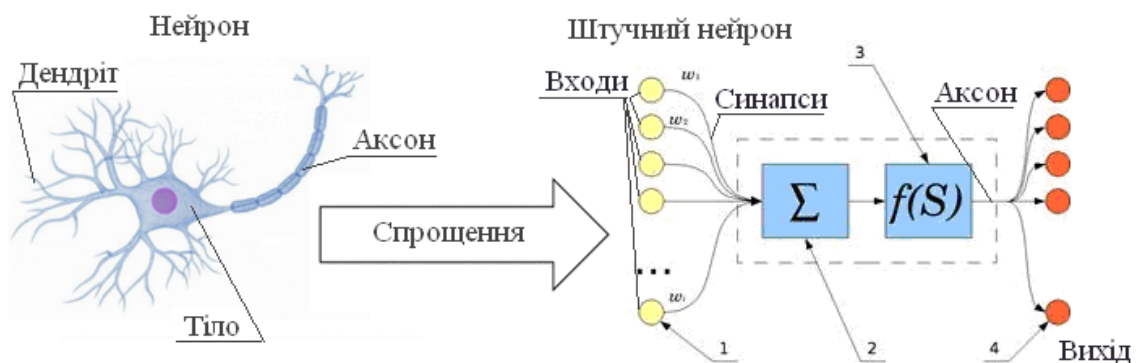


Рисунок 1.2 - Схема нейрон - штучний нейрон

- 1 – Сусідні нейрони, вихідні сигнали яких надходять на вхід даному нейрону;
 - 2 - Суматор входних сигналів;
 - 3 - Обчислювач передатної функції;
 - 4 - Нейрони, на входи яких подається вихідний сигнал даного нейрона;
- w_i — ваги входних сигналів (синапси).

Біологічні нейронні мережі являють собою сукупність біологічних нейронів.

Шарувата нейронна мережа являє собою сукупність нейронів, які становлять шари (рис. 1.3). У кожному шарі нейрони між собою ніяк не зв'язані, але пов'язані з нейронами

попереднього й наступного шарів. Інформація надходить із першого на другий шар, із другого - на третій і т. і.

Всі нейрони працюють по одному алгоритмі - усередині будь-якого нейрона сигнал обробляється завжди однаково.

Але кожен синапс індивідуальний. Він може або підсилювати, або послабляти минаючий через нього сигнал. Більше того, із часом синапси можуть мінятися, а виходить, буде мінятися характер зміни сигналу. Якщо правильно підібрати параметри синапсів, то вхідний сигнал, після проходження через нейронну мережу, буде перетворюватися в правильний вихідний сигнал.

Саме так і відбувається перетворення безлічі вхідних сигналів у вірне рішення на виході.

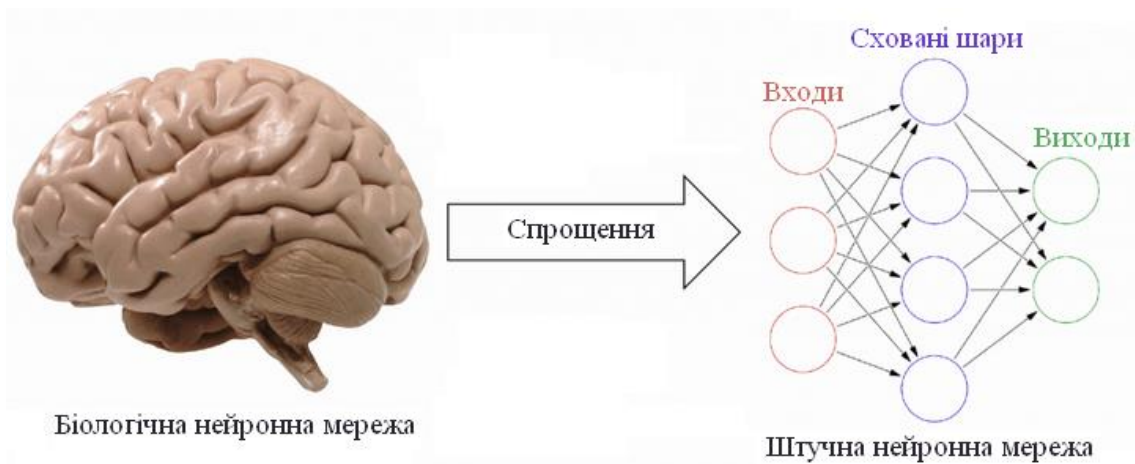


Рисунок 1.3 - Схема біологічна нейронна мережа - штучна нейронна мережа

1.5.3 Нейромережеві моделі

Зараз найбільшою популярністю серед структурних моделей є модель на основі штучних нейронних мереж ANN [45]. Нейронні мережі складаються з нейронів (рис. 1.4).

Модель нейрона можна описати рівняннями (1.1).

$$\begin{aligned}
 U(t) &= \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z(t-i) + b, \\
 Z(t) &= \varphi(U(t))
 \end{aligned}
 \tag{1.1}$$

де $Z(t-1), \dots, Z(t-m)$ - вхідні сигнали;

ω_i - синаптичні ваги нейрона;

b - поріг;

$\varphi(U(t))$ - функція активації.

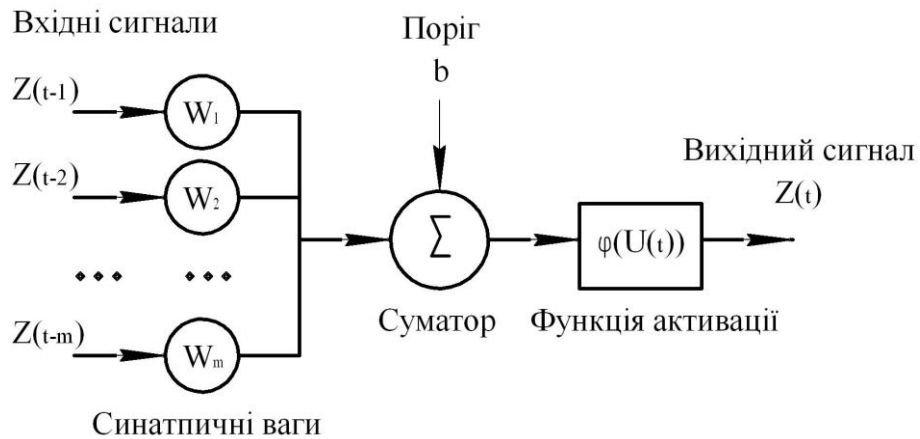


Рисунок 1.4 - Нелінійна модель нейрона

Функція активації бувають трьох основних типів [46]:

- функція одиничного стрибка;
- кусочно-лінійна функція;
- сигмоїдальна функція.

Спосіб зв'язку нейронів визначає архітектуру нейронної мережі.

Відповідно до роботи [46], залежно від способу зв'язку нейронів мережі діляться на:

- одношарові мережі прямого поширення,
- багатшарові мережі прямого поширення,
- рекурентні мережі.

На рисунку 1.5 представлена структура тришарової нейронної мережі прямого поширення, застосовувана для прогнозування в роботах [47-50].

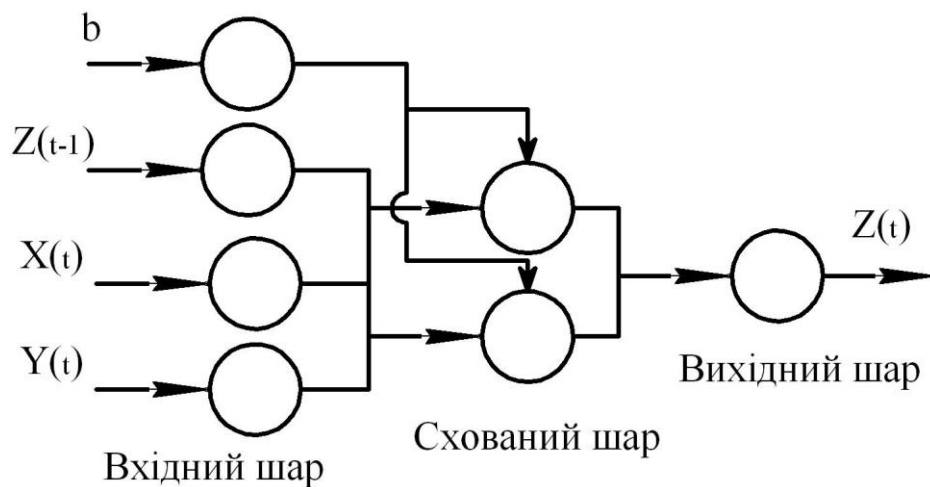


Рисунок 1.5 - Нейронна мережа с трьома шарами прямого поширення

Таким чином, за допомогою нейронних мереж можливе моделювання нелінійної залежності майбутнього значення тимчасового ряду від його фактичних значень і від значень зовнішніх факторів. Нелінійна залежність визначається структурою мережі й функцією активації.

1.5.4 Достоїнства й недоліки нейро-мережових моделей і методів

Основним достоїнством нейро-мережових моделей є нелінійність, тобто здатність установлювати нелінійні залежності між майбутніми й фактичними значеннями процесів. Іншими важливими достоїнствами є: адаптивність, масштабованість (паралельна структура ANN прискорює обчислення) і однаковість їхнього аналізу й проектування [46].

При цьому недоліками ANN є відсутність прозорості моделювання; складність вибору архітектури, високі вимоги до несуперечності навчальної вибірки; складність вибору алгоритму навчання й ресурсоемність процесу їхнього навчання [45].

Потрібно додатково відзначити, що для жодної з груп моделей (і методів) у достоїнствах не зазначена точність прогнозування. Це зроблено у зв'язку з тим, що точність прогнозування того або іншого процесу залежить не тільки від моделі, але й від досвіду дослідника, від доступності даних, від розташовуваної апаратної потужності й багатьох інших факторів.

1.5.5 Типи архітектур нейронних мереж

Згідно [51-55] в архітектурі нейронних мереж у якості основних якісних характеристик виділяються:

- типи вхідних сигналів (розмірність, дискретність, і т.д.);
- типи операцій, які реалізуються в мережі (дискретні, безперервні);
- топологія зв'язків (прямі, перехресні, зворотні);
- наявність прагнення імітації в структурі конкретної біологічної системи;
- прагнення до максимального підвищення швидкості обчислювальних операцій по нейро-мережі;
- обмеження архітектури прийнятого способу технічної реалізації;
- спосіб функціонування в часі (дискретний, безперервний);
- спосіб зміни ваг зв'язків (випадковий, упорядкований);
- спосіб з'єднання нейро-мереж разом.

Виділяючи із цього переліку характеристик топологію зв'язків можна означити такі види архітектур нейро-мереж:

- одношарові нейронні мережі;
- багатошарові нейронні мережі.

В одношаровій нейронній мережі (рис. 2) вхідні сигнали відразу подаються на вихідний шар, який і перетворює сигнал, і відразу видає відповідь.

Багатошарова нейронна мережа має ще один або декілька схованих шарів (знаходяться між вхідним і вихідним шаром). Така структура нейронних мереж копіює багатошарову структуру відділів мозку (рис. 3).

Для рішення більшості завдань, де використовуються нейронні мережі, використовують саме багатошарові нейро-мережі, тому що вони мають значно більші можливості стосовно одношарового через розроблені щодо недавно алгоритмів навчання нейронів схованих шарів.

Перспективи в розробці методів й алгоритмів настроювання багатошарових нейронних мереж й їхніх реалізацій у вигляді нейро-комп'ютерів розглянута в [56].

Якщо акцентувати увагу на напрямку руху сигналів у мережі, то розрізняють:

- мережі прямого поширення;
- мережі зі зворотними зв'язками.

У мережах прямого поширення сигнал поширюється строго від вхідного шару до вихідного. Такі мережі успішно вирішують певний тип завдань: прогнозування, кластеризація, розпізнавання.

У шарах зі зворотними зв'язками вихідний сигнал може знову подаватися на вхід. Завдяки цьому можна створювати мережі, у яких є можливість моделювати сигнали, що відновлюються і доповнюються, і в такий спосіб мережі зі зворотними зв'язками мають короткострокову пам'ять.

1.5.6 Навчання

Виходячи із принципу функціонування нейронної мережі можна укласти, що вихідний сигнал залежить від величин синоптичних зв'язків. Тому, після визначення структури нейронної мережі, що настроєна на виконання певного завдання, розроблювач мережі повинен прагнути знайти оптимальні значення для всіх вагових коефіцієнтів ω .

Такий процес називається навчанням нейронної мережі. Здатність мережі вирішувати поставлені перед нею завдання залежить від того, наскільки якісно буде виконаний цей процес.

Найважливішими параметрами навчання є: якість підбора вагових коефіцієнтів і час, який необхідно затратити на навчання. Як правило, обидва ці параметри зв'язані між собою зворотною залежністю і їх доводиться вибирати залежно від поточної ситуації.

У цей час всі алгоритми навчання нейронних мереж можна розділити на два великих класи: із учителем і без учителя.

При навчанні із учителем нейронної мережі пред'являються значення як вхідних, так і вихідних параметрів, називаною навчальною вибіркою, і мережа по деякому внутрішньому алгоритмі підбудовує ваги своїх синаптичних зв'язків.

Вектори навчальної безлічі пред'являються послідовно, обчислюються помилки й ваги підбудовуються для кожного вектора доти, поки помилка по всьому навчальному масиві не досягне прийнятно низького рівня.

При навчанні без учителя нейронної мережі пред'являються тільки вхідні сигнали, а виходи мережі формуються самостійно з обліком тільки вхідних і похідних від них сигналів.

Навчальна безліч складається лише із вхідних векторів. Навчальний алгоритм підбудовує ваги нейронної мережі так, щоб виходили погоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Процес навчання, отже, виділяє статистичні властивості навчальної безлічі й групує подібні вектори в класи. Пред'явлення на вхід вектора з даного класу дасть певний вихідний вектор, але до навчання неможливо пророчити, який вихід буде вироблятися даним класом вхідних векторів.

Традиційні підходи до ідентифікації стають усе менш придатними для моделювання складних нелінійних систем. Більшість процесів не можуть бути описані за допомогою традиційних статистичних моделей, оскільки вони є істотно нелінійними й мають або хаотичну, або квазіперіодичну, або змішану (стохастичну, хаос-динамічну, детерміновану) основу.

Перспективними відзначаються радіально-базисні структури, що відрізняються високою швидкістю навчання й універсальних апроксимуючих можливостей [57 - 58].

Імовірнісні нейронні мережі ставляться до нейронних мереж радіально-базисного типу, які завдяки їхній надійності, сьогодні використовуються в різних завданнях класифікації образів [59 - 70].

Мережі, що використовують радіальні базисні функції (RBF-мережі) є окремим випадком двошарової мережі прямого поширення. Кожен елемент схованого шару використає в якості активаційної функції радіальну базисну функцію типу гаусової. Радіальна базисна функція (функція ядра) центрується в крапці, що визначається ваговим вектором, пов'язаним з нейроном. Як позиція, так і ширина функції ядра повинні бути навчені по вибіркових зразках. Звичайно ядер набагато менше, ніж навчальних прикладів. Кожен вихідний елемент обчислює лінійну комбінацію цих радіальних базисних функцій. З погляду завдання апроксимації сховані елементи формують сукупність функцій, які утворюють базисну систему для подання вхідних прикладів у побудованому на ній просторі.

Існують різні алгоритми навчання RBF-мереж [71]. Основний алгоритм використовує двокрокову стратегію навчання, або змішане навчання. Він оцінює позицію й ширину ядра з використанням алгоритму кластеризації "без учителя", а потім алгоритм мінімізації середньоквадратичної помилки "із учителем" для визначення ваг зв'язків між схованим і вихідним шарами. Оскільки вихідні елементи лінійні, застосовується неітераційний алгоритм. Після одержання цього початкового наближення використовується градієнтний спуск для уточнення параметрів мережі.

Цей змішаний алгоритм навчання RBF-мережі сходиться набагато швидше, ніж алгоритм зворотного поширення для навчання багат шарових перцептронів. Однак RBF-мережа часто містить занадто велике число схованих елементів. Це тягне більше повільне функціонування RBF-мережі, чим багат шарового перцептрона. Ефективність (помилка залежно від розміру мережі) RBF-мережі й багат шарового перцептрона залежать від розв'язуваного завдання.

Основним завданням нейро-мережевого моделювання є створення найбільш ефективної архітектури нейронної мережі, тобто правильно вибрати вид нейронної мережі, алгоритм її навчання, кількість нейронів і види зв'язків між ними. Це завдання не формалізоване і до сьогодні не має закінченого обґрунтування та рішення.

Для прогнозування часових рядів можливе використання багат шарових перцептронів. Використання мереж із зворотними зв'язками у даному випадку недоцільно у зв'язку з труднощами навчання таких мереж і неактуальністю основної характеристики мереж із зворотними зв'язками - короткострокової пам'яті. Для вирішення завдань класифікації та кластеризації даних доцільно використовувати ідеї, що покладені в основу радіально-базисних нейронних мереж (RBFN) [72]. Переважні особливості RBFN полягають в наступному:

- немає необхідності у великій кількості прихованих шарів, досить тільки одного прихованого шару;
- нейрони прихованого шару мають радіальний тип активаційної функції;
- вихідний шар складається з одного або декількох лінійних нейронів;
- на відміну від багатьох додатків, де працюють мережі з лінійними нейронами, RBF реалізують інші методи обробки даних, що забезпечує спрощення та прискорення навчання.

1.5.7 Програмне забезпечення для моделювання нейронних мереж

Розрізняють універсальні й прикладні програмні продукти для моделювання нейронних мереж (Neural Network Simulators).

Універсальні або об'єктно-інваріантні середовища дозволяють синтезувати оптимальні нейронні мережі, застосовувані для рішення широкого класу завдань, із пропозицією різних парадигм й алгоритмів навчання.

Прикладні середовища моделювання орієнтовані для синтезу нейронних мереж, застосовуваних у тій або іншій галузі, прикладній області або специфічному завданні.

Серед найважливіших властивостей нейро-мережових симуляторів - здатність синтезувати код програми результуючої нейронної мережі алгоритмічною мовою високого рівня (найчастіше - Сі й Паскаль). Такий код згодом легко інтегрувати в користувальницьку програму.

Програмні продукти різноманітних компаній є симуляторами повного циклу й призначені для моделювання в середовищі Windows різних видів нейронних мереж й алгоритмів навчання.

Симулятори включають широкі можливості для графічного й статистичного контролю в процесі моделювання параметрів і характеристик ефективності синтезованих нейронних мереж.

Розглядаючи розповсюджені програмні бібліотеки і програмне забезпечення для моделювання процесів функціонування ШНМ, а також їх навчання, можна виділити наступні середовища.

Emergent Neural Network Simulation System - це комплексне середовище моделювання для створення складних моделей мозку та різноманітних пізнавальних процесів за допомогою апарату нейронних мереж. Emergent містить у собі графічне оточення для дослідження штучних нейронних мереж, а також різні інструменти, що допомагають розуміти, як протікає процес роботи мережі під час моделювання [73].

Neural Network Toolbox - пакет, що входить до складу комплексної системи MATLAB і дозволяє проектувати, навчати, і моделювати різні види штучних нейронних мереж. Даний пакет може бути застосований для передбачення часових рядів, розпізнавання образів, моделювання й керування динамічними системами [74].

STATISTICA Automated Neural Networks – це потужне середовище аналізу нейромережових моделей. Воно підтримує сучасні, оптимізовані й потужні алгоритми навчання мережі (включаючи методи сполучених градієнтів, алгоритм Кохонена). Дозволяє контролювати параметри, що впливають на якість мережі, такими як: функції активації й помилок; складність мережі; вибір найбільш популярних мережних архітектур, включаючи багатопові перцептрони; можливість генерації вихідного коду на мовах С, С++, С#, Java, PMML [75].

NeuroSolutions - це простий у використанні інструмент для розробки нейро-мережових моделей для операційних систем Microsoft Windows. Дана система включає можливості

модульного й візуального проектування ШНМ, а також великі можливості їхнього навчання з використанням розповсюджених алгоритмів, удосконалених за допомогою введення генетичної оптимізації. Завдання, розв'язувані пакетом NeuroSolutions: кластерний аналіз, прогнозування ринкових продажів, прогнозування спортивних змагань, рішення завдання класифікації в медицині й інші [76].

FANN (Fast Artificial Neural Network Library) - це відкрита крос-платформова нейромережева бібліотека, що реалізує ШНМ мовою програмування C. У можливості FANN входить: навчання по методу зворотного поширення помилки, велика кількість параметрів, що набудовуються, збереження й завантаження параметрів ШНМ, керування навчальними вибірками, графічний інтерфейс і інших [77].

1.5.8 Навчання нейронної мережі в програмному середовищі

У цей час в програмних продуктах підтримуються найпоширеніші алгоритми навчання нейронних мереж.

Метод зворотного поширення — спосіб швидкого розрахунку градієнта функції помилки.

Розрахунок виробляється від вихідного шару до вхідного по рекурентних формулах і не вимагає перерахування вихідних значень нейронів.

Зворотне поширення помилки дозволяє в багато разів скоротити обчислювальні витрати на розрахунок градієнта в порівнянні з розрахунком по визначенню градієнта. Знаючи градієнт, можна застосувати безліч методів теорії оптимізації, що використовують першу похідну. Застосовні також квазі'ютоновські методи, у яких будується матриця других похідних H (гесіан) на основі декількох послідовних значень градієнта. Швидкий розрахунок градієнта необхідний у багатьох методах оптимізації (навчання), тому значення алгоритму зворотного поширення в теорії нейро-мереж є дуже великим [78].

Була запропонована безліч прискорених видів зворотного поширення, але практичне застосування одержали в основному алгоритми QuickProp й RProp [79].

Алгоритм зворотного поширення працює, підготовляючи нейронну мережу, використовуючи доступні йому дані, які зберігаються в наборі представницьких вибірок й які були підготовлені для навчання мережі. На кожній ітерації (у термінах нейронних мереж - епосі), весь складений набір навчальних пар надається мережі. Виходи, одержувані мережею, рівняються з бажаними результатами. Помилка нейронної мережі обчислюється як різниця між бажаними й фактичними результатами й використовується для регулювання ваг нейронів у мережі.

1.5.9 Обмеження й недоліки, пов'язані з використанням нейронних мереж для прогнозування

Для ефективного прогнозування, як правило, необхідний деякий мінімум спостережень (більше п'ятдесяти й навіть ста).

Однак існує багато завдань, коли така кількість статистичних даних недоступно. Наприклад, при виробництві сезонного товару, статистики попередніх сезонів недостатньо для прогнозу на поточний сезон через зміну стилю продукту, політики продажів і т.д. Навіть при прогнозуванні потреб у досить стабільному товарі на основі інформації щомісячні продажі неможливо нагромадити статистику за період від 50 до 100 місяців. Така ж проблема може виникнути, якщо модель нейро-мережі використовується для контролю та управління в промисловості. Хімічні, або інші процеси виробництва є дуже складними та затратними. Для таких процесів ця проблема ще більш виражена: кожен виробничий цикл фактично являє собою одне спостереження. Слід зазначити, що задовільна модель прогнозу з використанням нейронної мережі все-таки може бути побудована навіть в умовах нестачі даних. При цьому модель буде уточнюватися при надходженні в неї свіжих даних.

Іншим недоліком моделей на основі нейронних мереж є значні тимчасові витрати для досягнення задовільного результату. Ця проблема не настільки істотна, якщо досліджується невелике число тимчасових послідовностей, однак звичайно прогнозуюча система в області керування виробництвом включає від декількох сотень до декількох тисяч тимчасових послідовностей. Відзначимо, що завищені очікування ефекту від впровадження нейронних мереж у ряд фінансових структур не завжди виправдалися. Основною причиною невдачі став недостатній у порівнянні з очікуваним рівень продуктивності, отриманий у результаті впровадження системи.

Навчити й експлуатувати нейронну мережу для рішення багатьох завдань, як правило, може й не фахівець, але надійно інтерпретувати результати, а також чисельно оцінювати значимість одержуваних прогнозів здатні фахівці, що мають навички в моделюванні нейронних мереж.

1.5.10 Проблеми розвитку нейронних мереж

Розглянемо ряд проблем, що стоять сьогодні на шляху широкого поширення нейро-мережових технологій.

Більшість застосовуваних нейронних мереж представляють мережі зворотного поширення - найбільш популярного сучасного алгоритму. У свою чергу, алгоритм зворотного поширення не вільний від недоліків. Насамперед не існує гарантії, що нейронна мережа може бути навчена за кінцевий час: найчастіше зусилля й витрати машинного часу на навчання, пропадають дарма. Коли це відбувається, навчання повторюється - без усякої впевненості, що результат виявиться краще.

Немає також упевненості, що мережа навчиться найкращим можливим образом. Алгоритм навчання може потрапити в «пастку» так названого локального мінімуму помилки, і найкраще рішення не буде отримано.

Розроблено багато інших алгоритмів навчання нейронних мереж, що мають свої переваги, однак, слід зазначити, що всі вони не вільні від обмежень.

Розроблювачі схильні перебільшувати свої успіхи й замовчувати невдачі, створюючи найчастіше про нейронні мережі й нейро-комп'ютери необ'єктивне враження. Тому підприємці, що бажають заснувати нові компанії в області нейро-мережових технологій, повинні гранично чітко представляти шляхи розвитку того або іншого проекту й шляхи одержання прибутку.

Таким чином, існує небезпека, що нейро-мережові технології почнуть продаватися й купуватися раніше, ніж прийде їхній час, обіцяючи споживчі й функціональні можливості, які поки неможливо досягти. Якщо це відбудеться, то технологія в цілому може постраждати від втрати кредиту довіри й повернеться до періоду незатребуваності сімдесятих років.

Існує проблема нездатності традиційних штучних нейронних мереж «пояснити», як вони вирішують завдання. Це нагадує нашу нездатність пояснити, як ми довідаємося людину, незважаючи на відстань, висвітлення й минулі роки.

Технологія вимагає поліпшення існуючих методів і розширення теоретичних основ, для того щоб нейронні мережі повністю реалізували свої потенційні можливості.

Перш ніж штучні нейронні мережі можна буде використати для рішення завдань, де поставлені на карту людські життя або важливі народногосподарські об'єкти, повинні бути вирішені питання надійності ШНМ.

1.6 Висновки до розділу 1

Як показав аналіз існуючих методологічних підходів до вирішення проблеми оцінки безпеки об'єктів промисловості, не зважаючи на значні наукові досягнення в даній сфері, на сьогодні не існує чітко сформульованої та ефективної комплексної методики оцінки ризику виникнення аварій та інших небезпечних ситуацій, тому питання розробки такої методологічної бази є актуальним та потребує подальших досліджень.

В промисловості, і зокрема в хімічній промисловості, існує велика кількість технологічних процесів. Вирішення питання безпечного виконання всіх процесів, безпечне керування всіма параметрами є дуже складною задачею. Це відноситься і до прогнозування появи небезпеки.

Штучні нейронні мережі на основі радіально-симетричних (радіально-базисних) функцій можуть використатися для рішення широкого кола завдань, серед яких найбільш часті - апроксимація, класифікація й кластеризація даних.

Серед переваг розглянутої архітектури нейронних мереж виділяють:

- наявність єдиного схованого шару, достатнього для моделювання яскраво виражених нелінійних залежностей;
- простота алгоритму оптимізації вагових коефіцієнтів;
- гарантоване знаходження глобального оптимуму функції помилки при знаходженні вагових коефіцієнтів нейронів вихідного шару;
- висока швидкість навчання.

До обмежень або недоліків нейронних мереж на основі радіально-симетричних функцій можна віднести:

- необхідність спеціального настроювання параметрів радіально-симетричних функцій, складність настроювання при великій кількості схованих радіальних елементів;
- неможливість екстраполявання моделі за межами вихідного інтервалу зміни вхідних значень навчальної вибірки.

Слід особливо зазначити той факт, що ефективне рішення завдання прогнозування можливо тільки в тому випадку, якщо нейронна мережа навчається на великому обсязі даних. У випадку малорозмірної або неякісної навчальної вибірки навіть найкращий алгоритм не дасть задовільного результату, оскільки без повноцінного набору даних нейро-мережа принципово не здатна навчитися.

Визначено, що найбільш перспективним напрямком розвитку моделей прогнозування з метою підвищення точності є створення комбінованих моделей, що виконують на першому етапі кластеризацію, а потім прогнозування тимчасового ряду усередині встановленого кластера.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

При формуванні інформаційного суспільства математичне моделювання вважається методом пізнання реальності. Результатом математичного моделювання є кількісний аналіз реальних об'єктів з метою одержання математичної моделі для отримання нових знань [80]. При розгляді різноманітних технічних, технологічних та інших параметрів чи показників математичне моделювання можна вважати адекватною заміною реального пристрою чи процесу, що досліджується, його математичною моделлю. На сьогодні така заміна і подальше вивчення здійснюється з використанням методів обчислювальної математики, а також залучаються засоби сучасної обчислювальної техніки, такі як персональні комп'ютери та відповідне програмне забезпечення. Як результат, використання отриманої нової інформації про об'єкт дає можливість описати властивості досліджуваного об'єкту чи процесу і іноді спрогнозувати їх поведінку.

В порівнянні з натурним експериментом математичне моделювання має ряд переваг [81]:

- економічність, яка дозволяє заощаджувати людські, матеріальні, фінансові та інші ресурси;
- реалізація небезпечних процесів та режимів, які важко відтворити;
- реалізація гіпотетичних процесів, які ще не існують;
- простота реалізації багатоаспектного аналізу;
- виявлення загальних закономірностей, та можливість прогнозування на їх основі;
- універсальність програмного та іншого технічного забезпечення.

При вирішенні задач математичного моделювання програмне забезпечення, яке розроблене на основі аналітичних, статистичних методів, має деякі недоліки. По перше – це вузька спеціалізація. Це суттєво обмежує можливості проектування, або використання. По друге – це наявність універсального розрахункового апарату. В цьому випадку при моделюванні складних процесів для розрахунків може знадобитися неприйнятно велика кількість часу, незважаючи на наявність найсучасніших засобів для обчислення.

Одним із сучасних напрямків розв'язання складних задач, а особливо тих, що важко формалізувати, є застосування штучних нейронних мереж з використання їх особливостей роботи. Дослідження з використанням нейронних мереж направлені на вирішення задач розпізнавання, прогнозування, знаходження оптимальних рішень. Результати застосування нейронних мереж дозволяють підняти процес проектування на більш високий рівень.

2.1 Математична модель елементарного нейрону

За відсутності стандартного позначення найбільш часто використовується графічне зображення нелінійної моделі нейрона, представленої у розділі 1, п. 1.5.3 з описом його математичного представлення. В архітектурі штучного нейрону присутні дві основні частини – адаптивний суматор та функція активації, тобто нелінійний перетворювач вхідних сигналів у вихідний. Принцип дії як штучного нейрону, так і всієї штучної нейронної мережі полягає саме в навчанні нейрона і мережі видавати потрібний вихідний сигнал. Навчання можна здійснювати двома способами: 1) зміна вагових коефіцієнтів; 2) зміна параметрів функції активації, яка в свою чергу впливає на коефіцієнти ваги. Найчастіше використовують зміну вагових коефіцієнтів, тому що одночасна корекція і коефіцієнтів і параметрів функції активації потребує великої кількості часу для навчання, що іноді є неприпустимим [82].

На етапі вибору архітектури нейронної мережі виникають труднощі, пов'язані з відсутністю єдиного стандарту як моделі штучного нейрону, так і його графічного зображення. При визначенні суматора в теорії побудови нейронних мереж застосовують адаптивний суматор і квадратичний суматор.

Опис моделі нейрону, який представлено на рис. 1.4 розділу 1 дає уявлення про адаптивний суматор:

$$U(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z(t-i) \quad (2.1)$$

При використанні квадратичного суматора вихідний сигнал обраховується як сума зважених добутків вхідних сигналів:

$$U(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z^2(t-i) \quad (2.2)$$

При застосуванні штучної нейронної мережі, вирішення нею задач зводиться до апроксимації багатовимірної функції і приведення к вигляду $y = F(x)$ [83].

На основі цього реалізується вирішення одного з типів задач, які може вирішувати обрана нейронна мережа, в залежності від функції активації, вибраної при реалізації конкретного завдання.

2.2 Функції активації

Функція активації це важливий елемент штучної нейронної мережі. Від правильного її вибору залежать як швидкість навчання мережі, так і сам метод навчання. Це пов'язується з певними обмеженнями на функцію активації відомих алгоритмів навчання. Функції активації в своїй переважній більшості застосовують властивості стислості. Ці властивості залежать від типу функції активації, а вихідні значення нейрону або мережі в цілому належать певному інтервалу [84].

Далі розглянемо найбільш часто використовувані функції активації.

2.2.1 Функція Хевісайда (функція одиничного стрибка)

Така функція активації була запропонована при описі першого штучного нейрона і найкраще відповідала характеристикам біологічного нейрона [40]. Вихід такої функції має два значення:

- доки на виході суматора не перевищено пороговий рівень, вихідне значення нейрону рівно нулю;
- на виході нейрона одиниця, як тільки вихід суматора перевищує пороговий рівень.

Математично це описується залежністю (2.3) і представлено на рис. 2.1.

$$f(s) = \begin{cases} 0 & s < T \\ 1 & s > T \end{cases} \quad (2.3)$$

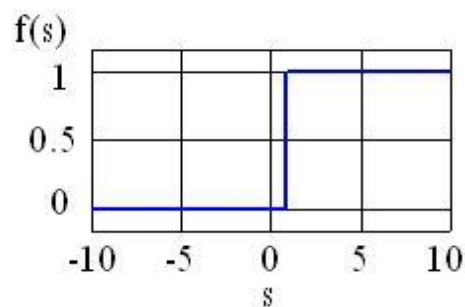


Рисунок 2.1 - Функція активації Хевісайда (функція одиничного стрибка)

Перевагами використання такої функції можна вважати простота опису, швидкість розрахунку. Водночас, із-за того, що функція приймає лише значення 0 або 1, це не дозволяє роботу з неперервними сигналами. Ще одним недоліком можна вважати відсутність взяти похідну функції. Це обмежує використання деяких методів навчання.

2.2.2 Лінійна функція активації з насиченням (кусочно-лінійна функція)

Лінійна функція активації з насиченням математично описується рівнянням (2.4) і представлена на рис. 2.2.

$$f(s) = \begin{cases} -1 & s < -T \\ 1 & s > T \\ s & -T < s < T \end{cases} \quad (2.4)$$

Така функція крім порогових має ще проміжні значення від -1 до 1. Ця функція інтерпретується як апроксимаційна характеристика нелінійного підсилювача і частіше використовується в системах класифікації образів.

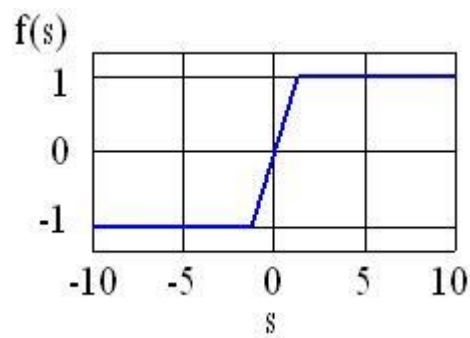


Рисунок 2.2 - Лінійна функція активації з насиченням

Як недолік – теж відсутність першої похідної [83].

2.2.3 Сигмоїдальна функція активації

Сигмоїдальна функція активації є представником нелінійної стискаючої функції. Нелінійність функції дозволяє будувати багатошарові штучні нейронні мережі, які здатні вже апроксимувати складні функції. Цю функцію можна диференціювати на всій числовій осі, що дозволяє використовувати більш складні алгоритми і перейти від обробки дискретних сигналів до неперервних [85].

Сигмоїдальна логістична функція (2.5, рис. 2.3) може приймати різний кут нахилу, в залежності від значення a . Така залежність використовується при регулюванні підсилення слабких сигналів, а також для зміни швидкості навчання мережі. Крім того, підсилення слабких

сигналів виконується краще за великі, це в свою чергу дає можливість для запобігання насиченню нейронної мережі великими вхідними сигналами [82].

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}} \quad (2.5)$$

де a – коефіцієнт крутизни логістичної функції.

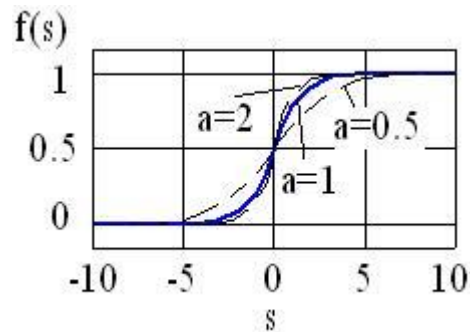


Рисунок 2.3 - Сигмоїдальна логістична функція

Під час навчання зручне вираження першої похідної дає можливість ефективно використовувати алгоритм зворотного поширення помилки.

2.2.4 Функція активації гіперболічний тангенс

Діапазон вихідних значень функції гіперболічний тангенс лежить в інтервалі $(-1;1)$ на відміну від логістичної функції (рис. 2.4). Така властивість, а також симетрія відносно початку координат дозволяє працювати нейронній мережі як з додатними, так і з від'ємними величинами [86].

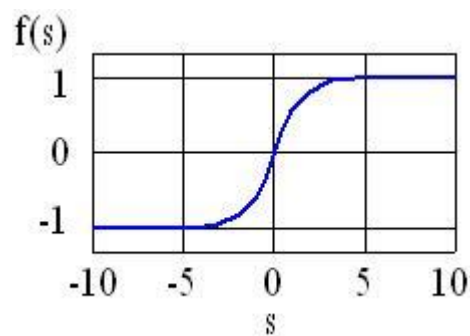


Рисунок 2.4 - Сигмоїдальна функція гіперболічний тангенс

Функція гіперболічного тангенсу задається виразом (2.6), який містить коефіцієнти k , m , за допомогою яких регулюються параметри вихідного сигналу нейрона.

$$f(s) = k \cdot th(m \cdot s) = k \cdot th\left(m \cdot \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}\right) \quad (2.6)$$

Серед функцій, які іноді використовуються в якості функцій активації можна відзначити квадратичну, модульну, експоненціальну, радіально-базисну та деякі інші [83]. При виборі тієї чи іншої функції активації і її параметрів враховують вплив методу навчання та діапазон вхідних і вихідних значень нейронної мережі. Спосіб визначення необхідної функції активації на сьогоднішній день не розроблено [82].

2.3 Навчання штучної нейронної мережі

При вирішенні будь-якого завдання за допомогою штучної нейронної мережі, саме рішення виходить як апроксимація багатовимірної функції. Тип вирішуваного завдання залежить і від вибору активаційної функції. Саме рішення, і можливості штучних мереж загалом, залежить від структури обраної нейронної мережі. Структура визначається кількістю шарів, нейронів в кожному шарі, зв'язками між шарами. В свою чергу кількість нейронів у вхідних та вихідних шарах визначається розмірністю вхідних та вихідних даних. Вибір кількості прихованих шарів та кількості нейронів в цих шарах залишається складною проблемою. Регулювання параметрів нейромережі відбувається її навчанням.

Одним з найвідоміших алгоритмів при навчанні нейронних мереж є алгоритм зворотного поширення похибки [87]. В процесі реалізації цього алгоритму здійснюється обчислення вектору градієнта поверхні похибки, при цьому виникають різні схеми для обчислень. Серед таких схем – метод Ньютона, метод спряжених градієнтів, метод Левенберга-Маркуардта та деякі інші [88].

Існує таке поняття як неприйняття. Це явище може бути однією з проблем, яке виникає при навчанні штучної нейронної мережі. Суть цього явища така, що введені експериментальні дані, які визначаються як дані для навчання, дають гарні результати навчання мережі. Критерієм гарного навчання виступає мале значення середньоквадратичного відхилення між вихідними експериментальними даними та виходами штучної нейронної мережі. Але при застосуванні нових експериментальних даних, які не входять до навчальної вибірки, похибка виходу нейромережі стає досить значною. Для усунення такої проблеми пропонується збільшити розмірність нейронної мережі, або застосувати спосіб її регуляризації [83]. Дані

досліджень процесу регуляризації свідчать про зменшення неприйняття мережі. При цьому сам процес навчання за часом значно зростає.

Іншим способом усунення неприйняття нейронної мережі є використання радіальної нейронної мережі. Відмінність радіальних мереж від мереж із зворотними зв'язками полягає в тому, що застосовується більша кількість нейронів.

Автори роботи [89] проаналізували різні нейромережі. Кожна з досліджуваних нейромереж навчалась на заданій вхідній послідовності, а потім обчислювались вихідні дані нейромережі при застосуванні вхідних даних, які не співпадали з навчальними. Точність відтворення нейромережами розрахункової функціональної залежності визначала міру неприйняття кожної з них. Висновком такого аналізу стало використання узагальнено-регресійної нейромережі, яка в свою чергу належить до класу радіальних нейромереж [87].

Такі мережі застосовують радіальні базисні функції. Це окремий випадок двохарових нейронних мереж прямого поширення. В якості активаційної функції використовуються радіально базисні функції типу гаусової. Спостереження за кожною точкою навчання здійснюється за допомогою гаусівської ядерної функції. Всі навчальні спостереження використовуються при оцінці виходу нейромережі в будь-якій точці. Остаточний результат роботи нейромережі виходить як зважене середнє виходів за всіма начальними спостереженнями [90].

В просторі вхідних векторів вибирають вектор, який називають центром, і відповідно до нього задають вагові коефіцієнти прихованого шару. Аргумент активаційної функції v_j для нейрона j прихованого шару визначатиметься відстанню між вхідним вектором та вектором прихованого шару [91]:

$$v_j = \|X - W_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2} \quad (2.7)$$

Вихідний сигнал нейрона:

$$y_j = \exp\left(-\left(\frac{v_j}{\sigma_j}\right)^2\right) = \exp\left(-\left(\frac{\|X - W_j\|}{\sigma_j}\right)^2\right) \quad (2.8)$$

σ_j - додатковий індивідуальний параметр для кожного нейрона, який задає крутизну активаційної функції.

На виході нейромережі формується лінійна комбінація функцій, які формуються як базисна система в прихованому шарі.

Точність розрахунку таких мереж зростає із збільшенням кількості вхідних даних. Процес навчання проходить досить швидко і на відміну від систем з використанням алгоритму зворотного поширення не потребує потакової корекції елементів вагової матриці.

Структура нейромережі для апроксимації результатів експериментальних досліджень представлена на рис. 2.5.

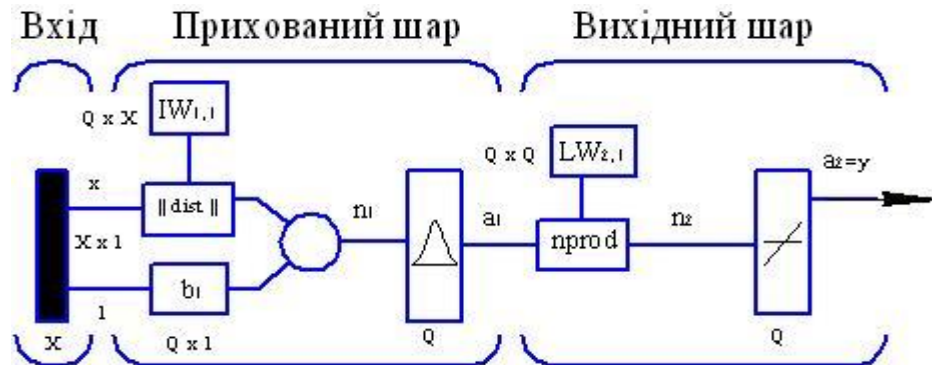


Рисунок 2.5 - Нейромережа для апроксимації залежності

Нейромережа складається із двох шарів – прихованого радіально-базисного і вихідного лінійного.

На вхід нейромережі подається X векторів \bar{x} вхідних даних. Далі вхідний вектор \bar{x} передається на прихований радіально-базисний шар, що містить Q нейронів, які відповідають кількості елементів навчальної множини. Між входом і прихованим шаром є вхідна вагова матриця $IW_{1,i}$, розміром $Q \times X$, елементи якої приймаються рівними відповідним компонентам вхідних векторів \bar{x} . Зміщення для цього шару \bar{b}^1 представляється як вектор-стовбець з одиничним вхідним сигналом [87].

В прихованому шарі при поданні мережею вхідного вектора \bar{x} обчислюється відстань між даним вектором і вектором вхідних вагових коефіцієнтів нейрона з матриці ваг $IW_{1,i}$.

На вхід функції активації кожного нейрона прихованого шару надходить сигнал \bar{n}^1 , який формується в результаті поелементного перемноження відповідного зваженого входу мережі і вектор мережевого зміщення \bar{b}^1 :

$$\bar{n}^1 = \|IW_{1,i} - \bar{x}\| \cdot \bar{b}^1 \quad (2.9)$$

де $\| \|$ - евклідова відстань між кожним рядком матриці ваг $IW_{1,i}$ і кожним стовбцем матриці входів, що позначається в MatLAB як функція

$$\text{dist}(IW_{1,1}, \bar{x}_j) = \sqrt{(IW_{1,1} - \bar{x}_j)^2} \quad (2.10)$$

Функцією активації нейронів прихованого шару мережі є радіальна-базисна функція, в якості якої здебільшого застосовується гаусівська функція, яка в середовищі MatLAB представляється як

$$\text{radbas}(\bar{n}^1) = e^{-(\bar{n}^1)^2} \quad (2.11)$$

Функція $\text{radbas}(\bar{n})$ має максимум рівний 1, коли її вхід $= 0$, тобто працює як детектор, коли вектор ваг нейрона рівний транспонованому вектору входу.

На виході з прихованого шару отримаємо величину \bar{a}^1 , яка представляється з допомогою функції radbas

$$\bar{a}^1 = \text{radbas}(\bar{n}^1) \quad (2.12)$$

Математичну модель нейрона прихованого шару можна представити

$$\bar{a}^1 = \text{radbas}(\|IW_{1,1} - \bar{x}\| \cdot \bar{b}^1) \quad (2.13)$$

При навчанні нейромережі налаштовуються ваги прихованого шару $IW_{1,1}$, зміщення \bar{b}^1 , відхилення для радіальних елементів σ та ваги вихідного шару $LW_{2,1}$.

Якщо відхилення σ взяти малим, то радіальна базисна функція різко спадає і діапазон вхідних значень, на який реагує нейромережа буде досить малим. При збільшенні цього параметру σ діапазон збільшується і вихідна функція стає більш гладкою.

Вихідний шар містить Q нейронів, які також відповідають кількості елементів навчальної множини і в якості початкового наближення для матриці $LW_{2,1}$ вибираються масив дійсних значень апроксимованої величини.

Якщо на вхід подається вектор \bar{x}_j , близький до одного із векторів входу x з навчальної множини, то згенерується значення виходу прихованого шару, близьке до 1. Що призведе до того, що вихід другого шару буде близьким до дійсного значення апроксимованої величини при \bar{x}_j .

У вихідному шарі блок *nprod* використовується для обчислення нормованого скалярного добутку рядка матриці ваг вихідного шару $LW_{2,1}$ і вектору виходу прихованого шару \bar{a}^1 , у відповідності до

$$\bar{n}^2 = \frac{LW_{2,1} \cdot \bar{a}^1}{\text{sum}(\bar{a}^1)} \quad (2.14)$$

В MatLAB даний блок представляється функцією *normprod*, яка представляється як

$$\text{normprod}(LW_{2,1}, \bar{a}^1) = \frac{LW_{2,1} \cdot \bar{a}^1}{\text{sum}(\bar{a}^1)} \quad (2.15)$$

де $LW_{2,1}$ - матриця ваг розміром $Q \times Q$;

\bar{a}^1 - масив входів вихідного шару розміром $Q \times 1$;

$\text{sum}(\bar{a}^1)$ - сума елементів масиву \bar{a}^1 по стовбцям.

Далі сигнал \bar{a}^1 поступає на вихідний шар нейромережі, де разом з матрицею прихованого шару $LW_{2,1}$, утворюють \bar{n}^2 за допомогою функції *nprod()*

$$\bar{n}^2 = \text{normprod}(LW_{2,1}, \bar{a}^1) \quad (2.16)$$

На виході другого шару в якості функції активації взято лінійну функцію, тобто

$$\bar{y} = \bar{a}^2 = \text{purelin}(\bar{n}^2) \quad (2.17)$$

Загалом модель нейромережі в середовищі MatLAB буде мати наступний вигляд:

$$y = \text{purelin}(\text{normprod}(LW_{2,1}, \text{radbas}(\|IW_{1,1} - \bar{x}\| \cdot \bar{b}^1))) \quad (2.18)$$

Розроблений метод оцінки дає можливість автоматизувати процес математичного моделювання шляхом побудови дійсних значень технологічного процесу, що досліджується.

2.4 Висновки до розділу 2

Зараз використання нейронних мереж все більше застосовується як універсальний математичний апарат при розробці різноманітних об'єктів чи процесів.

При розв'язанні окремих задач [92] штучні нейронні мережі, які застосовують радіально-базисні функції, показують досить високу ефективність їх застосування.

В даному розділі було представлено математичну модель на основі використання штучної нейронної мережі. Її застосування дозволяє побудувати прогнозований ряд досліджуваних експериментальних даних програмними засобами, які надають можливість вивчати поведінку технологічного процесу навіть без його проведення.

В якості програмного середовища для дослідження прогнозування критичних станів небезпечних процесів із застосуванням штучних нейронних мереж було обрано програмний симулятор Neural Network Toolbox - пакет, що входить до складу комплексної системи MATLAB.

РОЗДІЛ 3

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ДАНИХ НЕБЕЗПЕЧНОГО ПРОЦЕСУ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

3.1 Методика проведення експериментальних досліджень

Як вже відзначалось вище в роботі, основна мета дослідження – це підняти вище рівень оперативності в прийнятті управляючих рішень при виконанні небезпечних технологічних процесів в критичних ситуаціях. В роботі досліджуються технологічні показники технологічного процесу при виробництві аміаку. Експериментальні дані цього технологічного процесу відображають нормальне протікання самого процесу, а також стан, який можна вважати передаварійним.

Аналіз та дослідження експериментальних даних спрямовані на використання процесу прогнозування тимчасових рядів. В нашому випадку тимчасовим рядом вважаються самі експериментальні дані, які динамічно змінюються в ході виконання технологічного процесу.

Для оперативного і своєчасного прийняття рішення продовження виконання технологічного процесу, або його корегування, потрібен постійний контроль за технологічними параметрами процесу, а також своєчасне виявлення відхилень контрольованих параметрів від своїх нормальних значень, і таким чином виявлення можливого початку або неконтрольованого процесу, або такого, що може призвести до наступу аварії.

Процес аналізу експериментальних даних проведено в середовищі MatLAB на основі емпіричних математичних залежностей із застосування штучної нейронної мережі. Крім того, що зараз використання штучних нейронних мереж стає більш і більш перспективною задачею, сама модель на основі нейронної мережі не тільки керує об'єктом, а і адаптується та оперативно змінюється разом з об'єктом керування.

Експериментальні дані небезпечного процесу при виробництві аміаку в ході дослідження розділяються на кластери, тобто діляться за певними показниками. Вважається, що такий розділ саме і є показником того, що в ході виконання процесу з'явилися якісь зміни, що можуть привести до певних наслідків.

Також технологічні дані процесу досліджуються на попадання в певний довірчий інтервал можливих значень. Вихід з такого інтервалу знов таки свідчить про відхилення від виконання нормального процесу.

3.2 Експериментальні дані небезпечного процесу при виробництві аміаку

Технологічні дані процесу наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Технологічні дані процесу при виготовленні аміаку

N	t, c	Нормальний і небезпечний режими	N	t, c	Нормальний і небезпечний режими	N	t, c	Нормальний і небезпечний режими
1	0	804,85	35	68	804,66	69	136	812,34
2	2	804,69	36	70	802,69	70	138	813,17
3	4	804,85	37	72	807,45	71	140	814,05
4	6	807,35	38	74	803,52	72	142	815,60
5	8	808,50	39	76	808,71	73	144	814,86
6	10	808,83	40	78	801,88	74	146	816,21
7	12	806,70	41	80	802,45	75	148	817,04
8	14	803,34	42	82	799,19	76	150	817,97
9	16	808,23	43	84	803,58	77	152	818,84
10	18	801,47	44	86	803,39	78	154	819,41
11	20	800,55	45	88	805,54	79	156	821,00
12	22	798,25	46	90	803,65	80	158	822,00
13	24	798,19	47	92	809,75	81	160	820,25
14	26	803,19	48	94	799,94	82	162	823,15
15	28	798,58	49	96	800,23	83	164	824,25
16	30	801,92	50	98	796,58	84	166	825,50
17	32	803,73	51	100	805,01	85	168	827,00
18	34	803,82	52	102	805,07	86	170	830,25
19	36	800,71	53	104	805,16	87	172	828,50
20	38	804,82	54	106	805,30	88	174	832,00
21	40	803,23	55	108	805,47	89	176	834,00
22	42	807,97	56	110	805,94	90	178	836,00
23	44	804,02	57	112	805,69	91	180	838,25
24	46	802,22	58	114	806,23	92	182	840,50
25	48	802,29	59	116	806,57	93	184	845,50
26	50	808,03	60	118	806,94	94	186	843,00
27	52	807,44	61	120	807,35	95	188	847,75
28	54	809,16	62	122	808,30	96	190	850,00
29	56	802,99	63	124	808,87	97	192	852,75
30	58	809,71	64	126	807,80	98	194	855,50
31	60	799,68	65	128	809,48	99	196	858,75
32	62	805,98	66	130	810,13	100	198	862,00
33	64	807,98	67	132	810,82			
34	66	810,56	68	134	811,56			

Графічна інтерпретація даних таблиці 3.1 наведено на рис. 3.1.

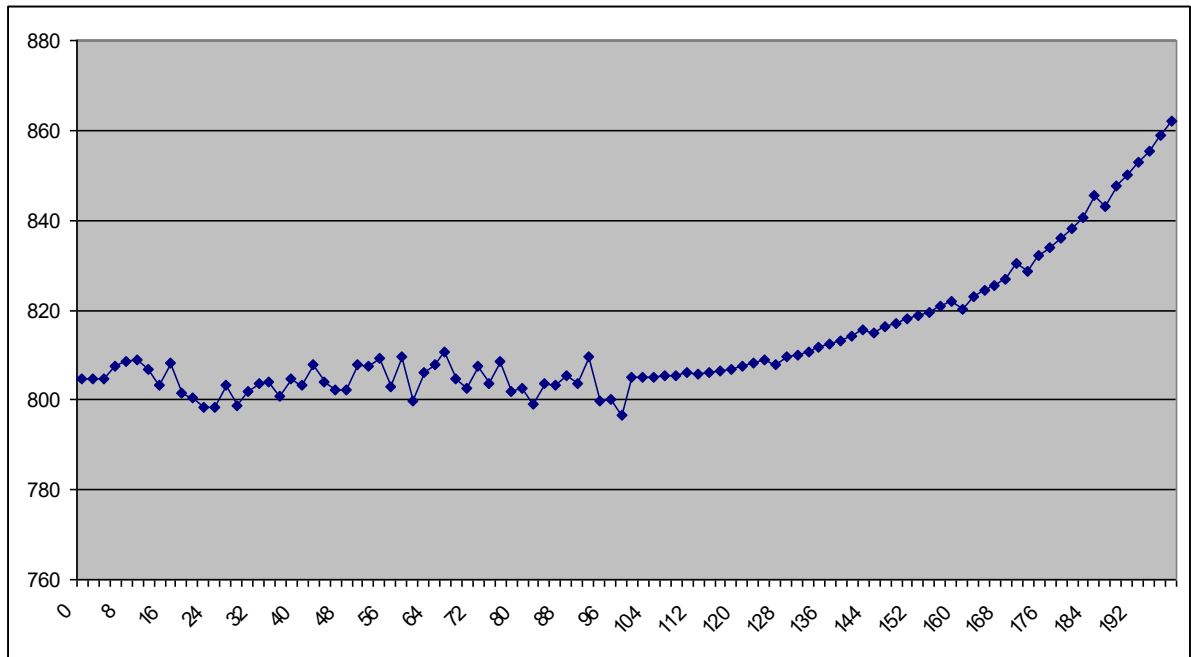


Рисунок 3.1 - Графічне представлення експериментальних даних

3.3 Використання програмного пакету MatLAB для побудови штучної нейронної мережі

Штучна нейронна мережа досліджуваних даних проектується за допомогою спеціально вбудованих пакетів NNTOOL та ANFIEDIT, а також безпосередньо командами в командному вікні. На основі даних створюємо штучну нейронну мережу.

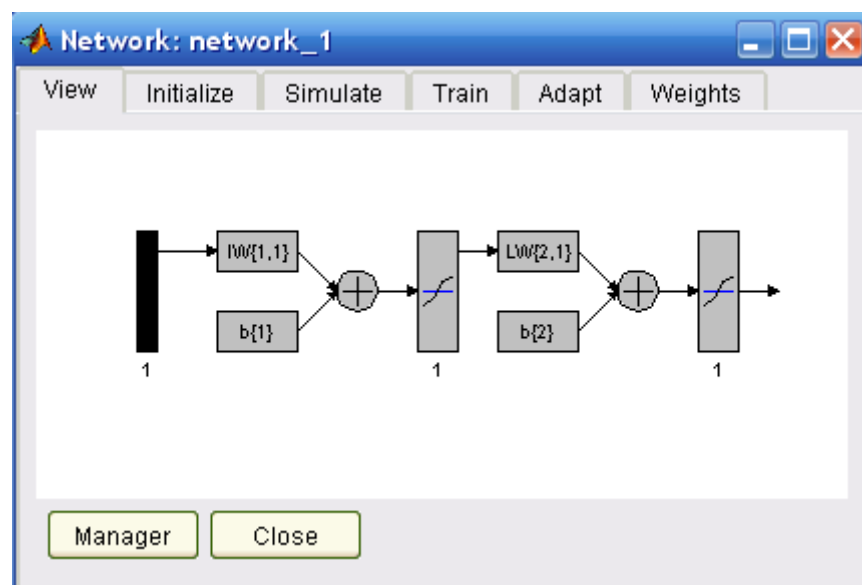


Рисунок 3.2 - Створена штучна нейронна мережа

Навчальні вибірки для штучної нейронної мережі формуємо за принципом «ковзного вікна». За цим принципом передбачається використання двох фіксованих за розміром вікон. Ці вікна переміщуються по даних часового ряду з деяким кроком ковзання. В такому випадку перше вікно формує вхідний вектор штучної нейронної мережі, а друге вікно – вихідний вектор. Пара таких векторів визначає навчальну пару для навчання. Навчальні вибірки можна представити наступним чином:

Номер	Входи	Виходи
1	$x(t_1) \ x(t_2) \ \dots \ x(t_n)$	$x(t_{n+1})$
2	$x(t_2) \ x(t_3) \ \dots \ x(t_{n+1})$	$x(t_{n+2})$
3	$x(t_3) \ x(t_4) \ \dots \ x(t_{n+2})$	$x(t_{n+3})$
...
n	$x(t_n) \ x(t_{n+1}) \ \dots \ x(t_{n+n-1})$	$x(t_{n+n})$

Після створення штучної нейронної мережі виконуємо її навчання і результат зображуємо у вигляді графіка, з якого визначаємо як проходив цей процес та скільки знадобилося циклів навчання, щоб помилка навчальної множини досягла потрібного рівня.

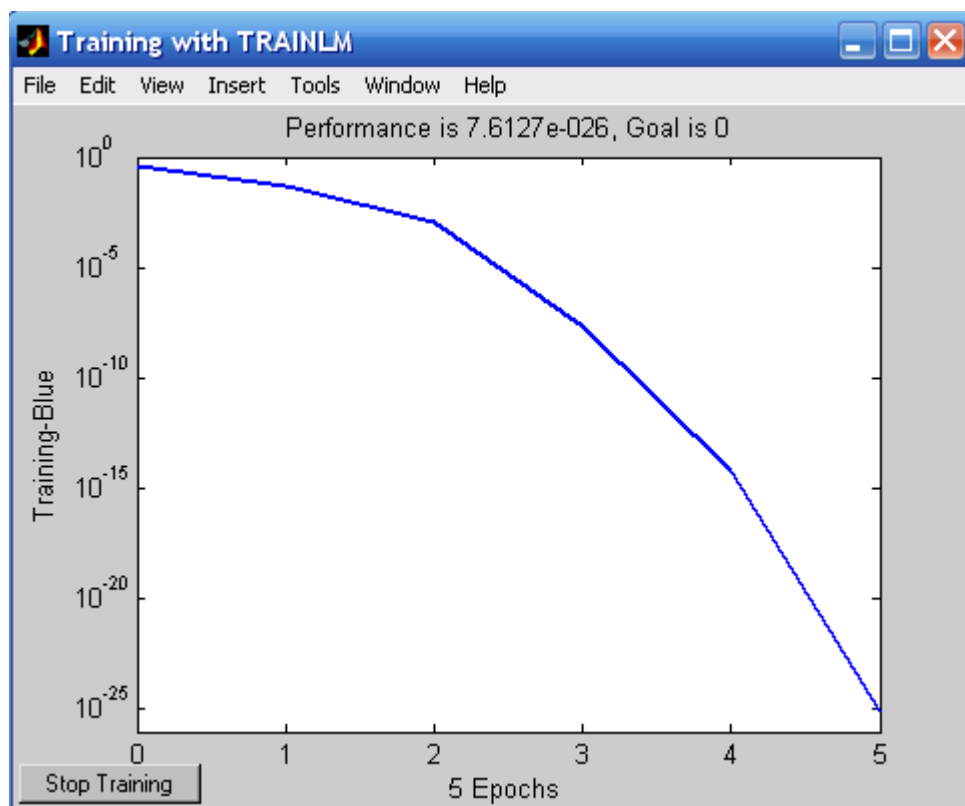


Рисунок 3.3 - Навчання штучної нейронної мережі

Результат навчання штучної нейронної мережі представлено на рис. 3.4. Синім кольором – експериментальні дані, червоним – графік, створений нейронною мережею.

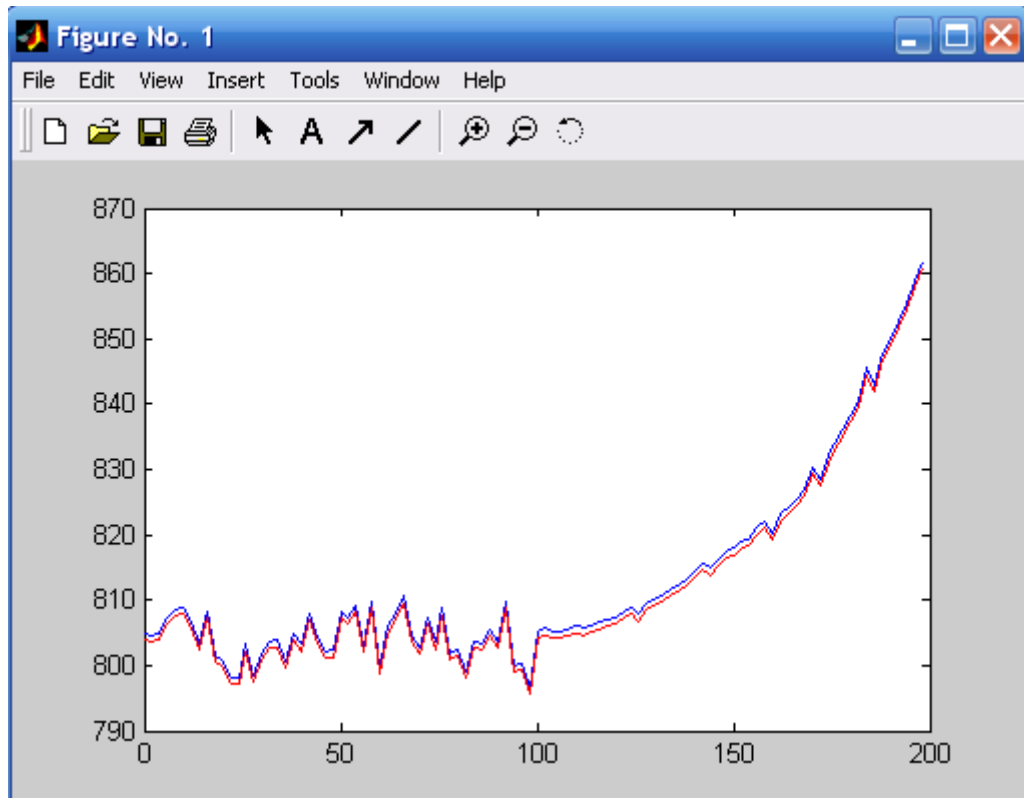


Рисунок 3.4 - Залежності на основі експериментальних даних та навчання нейронної мережі

3.4 Результати моделювання за допомогою штучної нейронної мережі

При використанні функцій пакету MatLAB створюється RBF-мережа, яка виконує апроксимацію розрахованої послідовності. При апроксимації враховується квадрат похибки розрахунку.

Графік процесу навчання представлено на рис. 3.5, а результат апроксимації – на рис. 3.6.

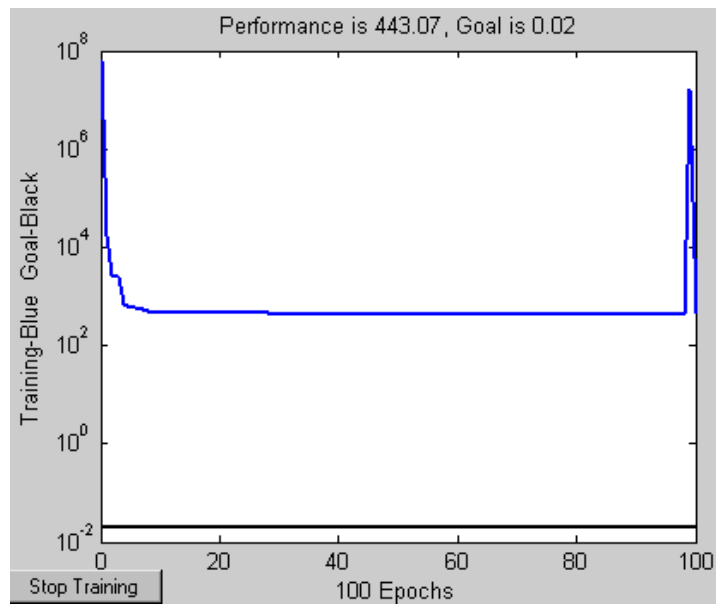


Рисунок 3.5 - Процес навчання

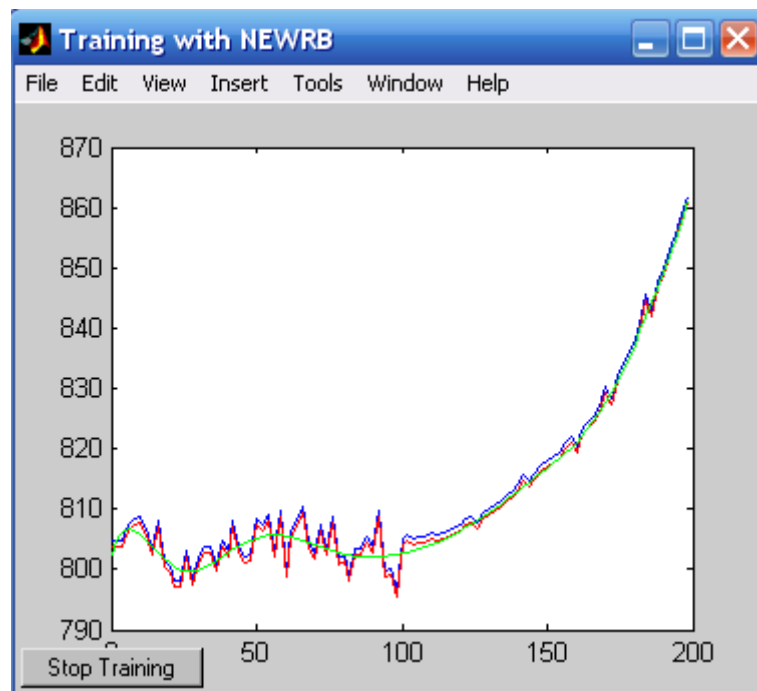


Рисунок 3.6 - Апроксимація прогнозованих даних

Можна також застосувати інший пакет для моделювання штучної нейронної мережі.

Результат тренування (навчання) представлено на рис. 3.7.

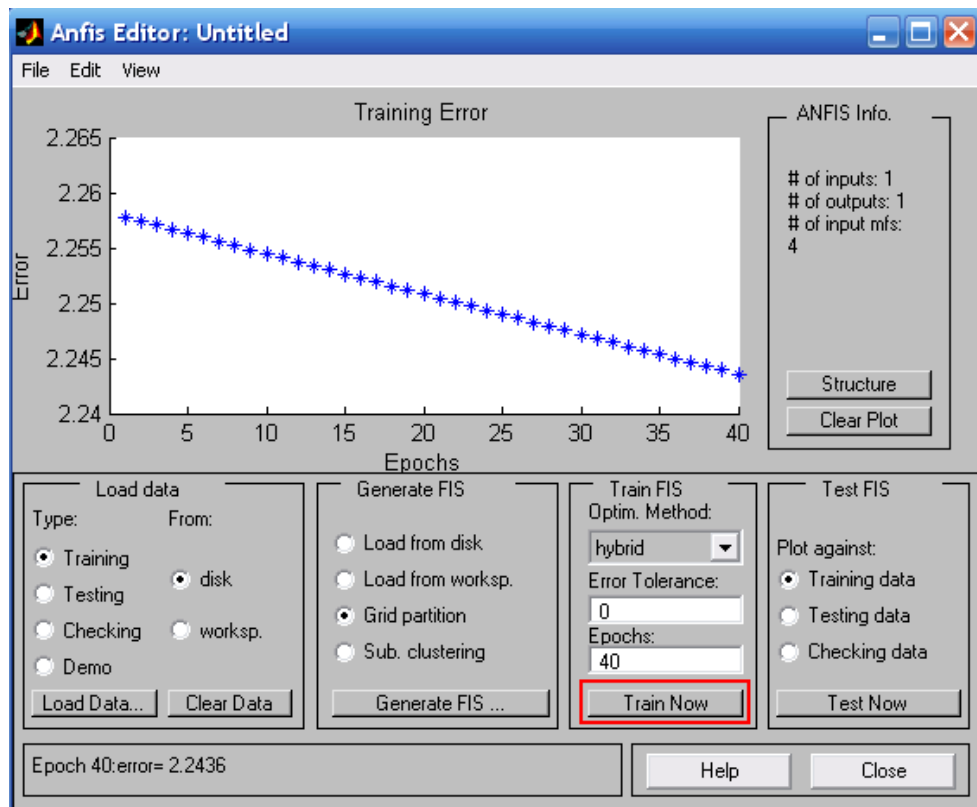


Рисунок 3.7 - Тренування прогнозованих даних пакетом ANFIS

Результат прогнозування значень після навчання представлено на рис. 3.8.

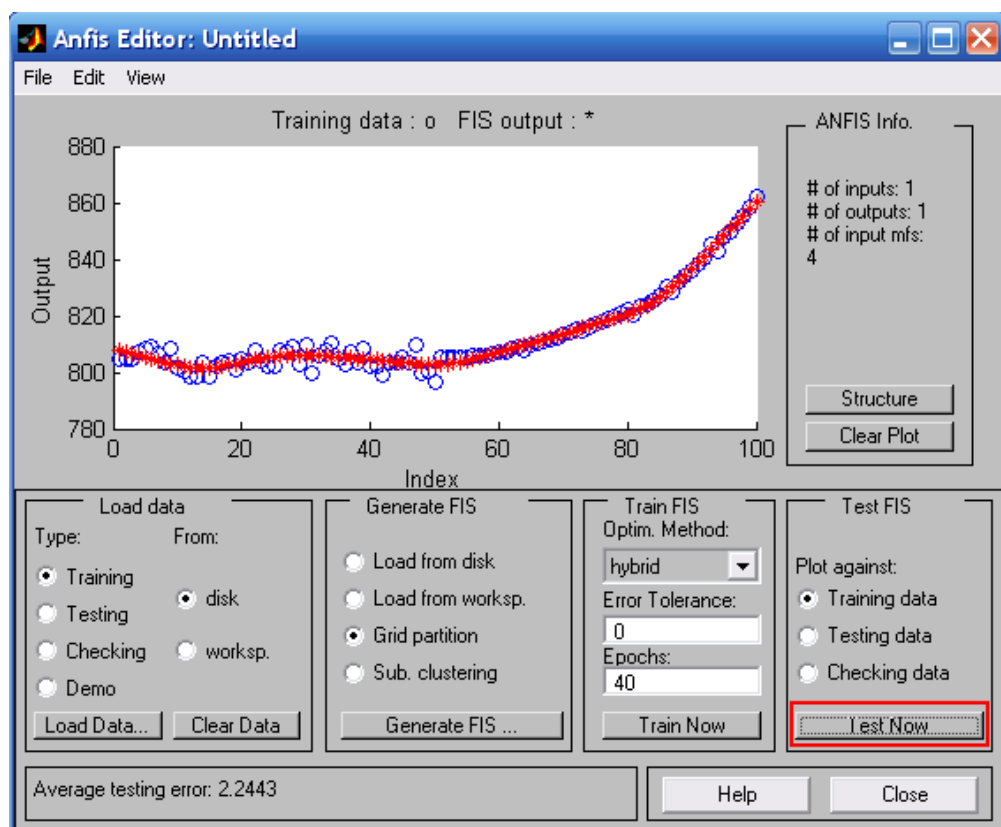


Рисунок 3.8 - Апроксимація прогнозованих даних пакетом ANFIS

За допомогою вбудованих функцій можна порівняти початкові та розрахункові дані.

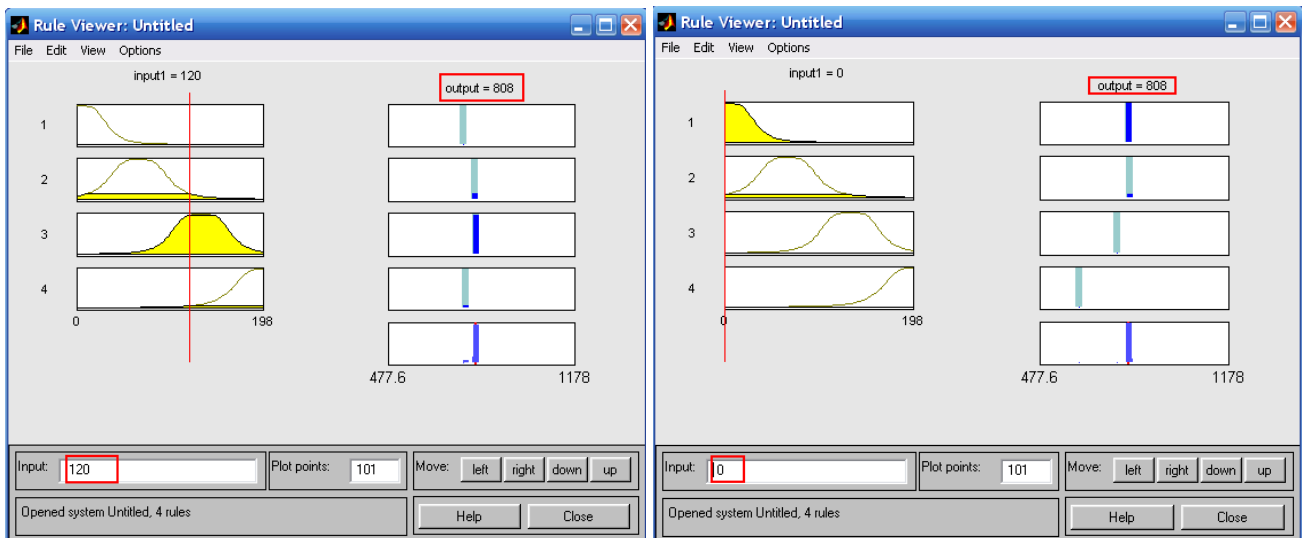


Рисунок 3.9 - Графічне представлення похибки прогнозованих даних пакетом ANFIS

Результат такого аналізу показав, що похибка побудови прогнозованих даних за допомогою штучної нейронної мережі не перевищила 1%.

3.5 Аналіз результатів моделювання

Для виявлення у часовому ряду, що досліджується (рис. 3.10), однорідних сукупностей значень кластерів [5], які можна асоціювати з певними режимами (нормальний - процес близький до стаціонарного, фрагмент синього кольору; небезпечний - передаварійна тенденція, фрагмент червоного кольору), зроблена спроба кластеризації методом Уорда при використанні Евклидової відстані.

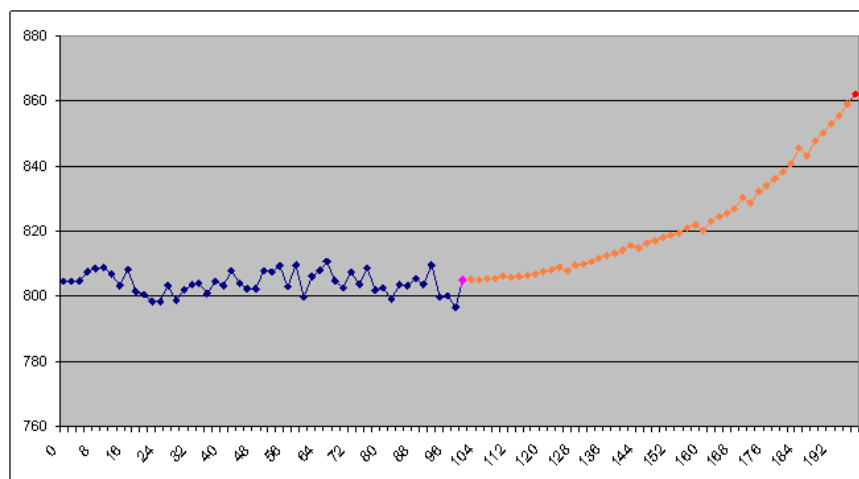
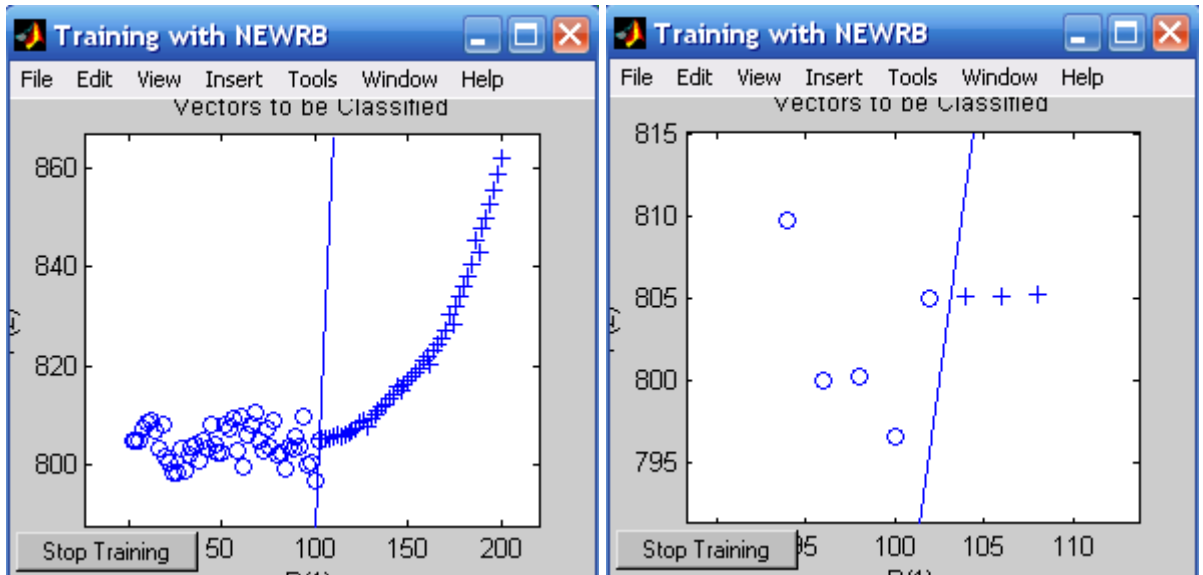


Рисунок 3.10 - Часовий ряд, що досліджується

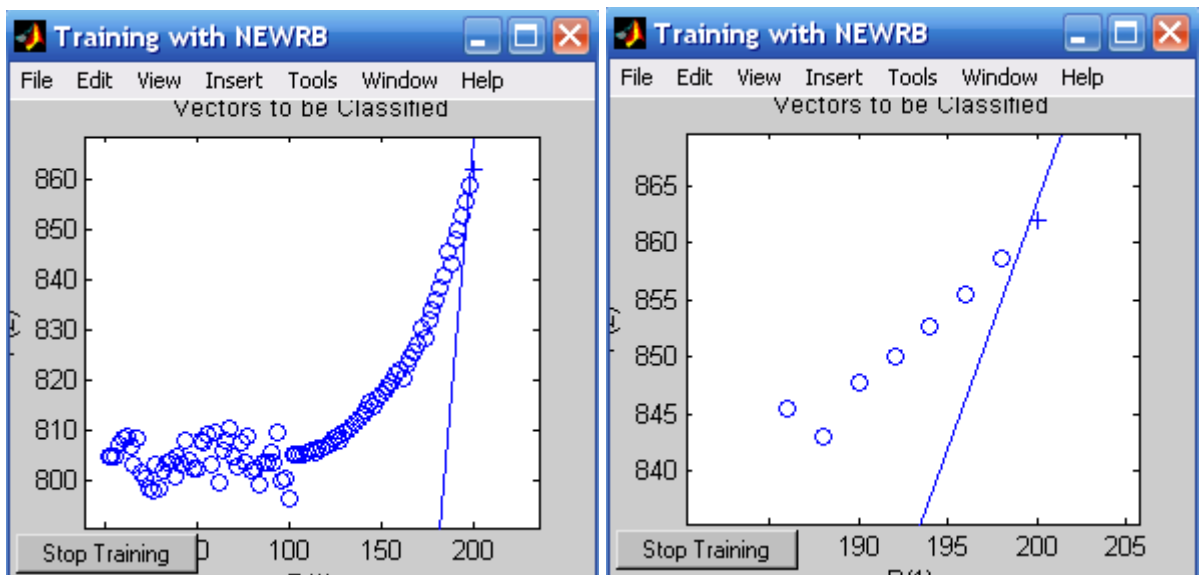
На рисунках 3.11, 3.12 відображені результати кластеризації (а – весь діапазон; б – межа у наближенні). Програмний код навчання (поділення на кластери) в середовищі MatLAB наведено в додатку А переліку посилань.



а

б

Рисунок 3.11 - Межа між кластерами безпечних та передаварійних даних



а

б

Рисунок 3.12 - Відокремлення кластеру аварійних даних

В результаті проведеного кластерного аналізу у вихідних даних виявлено наявність трьох кластерів (рис. 3.13).

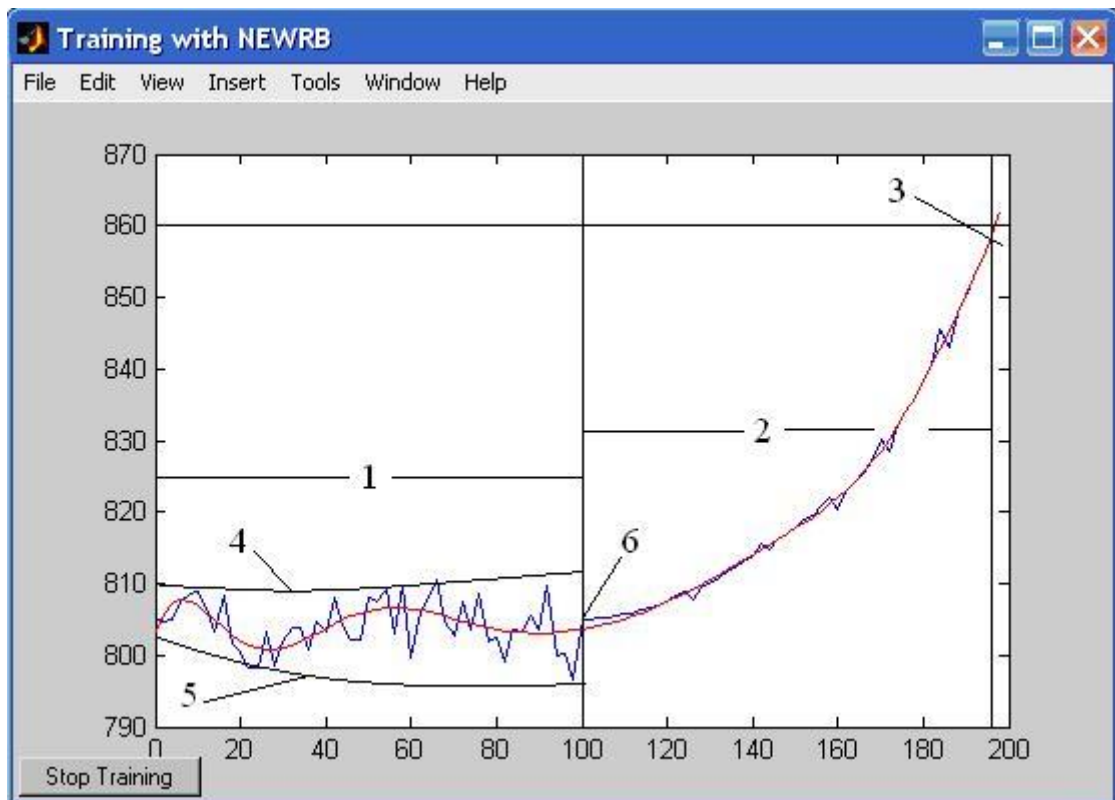


Рисунок 3.13 - Кластери

Перший кластер – область нормальних значень (1). Дані цієї області можна вважати стаціонарними, тобто відбувається звичайний процес, усі параметри повністю керовані і знаходяться в межах нормального процесу.

Другий кластер – область небезпечних даних (2). Дані цієї області зміщуються в бік критичного значення і являють собою передвісником передаварійної ситуації.

Третій кластер – область аварійних даних (3). При отриманні таких даних необхідно терміново припинити процес. Регламентом технологічного процесу кожному контрольованому параметру призначається зона припустимих значень, вихід з якої означає критичний стан.

Найбільш цікавим в цьому процесі є початок передаварійного режиму, який потрібно виявити по можливості якомога швидше. На рис. 3.13 це точка (6) - початок області небезпечних значень.

В якості критерію розпізнавання початку цієї області пропонується використовувати різницю між верхньою межею нормальних даних (4) і нижньою межею (5) на рис. 3.13. Значення цієї різниці визначається із експериментальних даних.

3.6 Висновки до розділу 3

Застосувавши штучну нейронну мережу у якості елемента сучасної інформаційної технології, було доведено, що за її допомогою можливо прогнозувати послідовності експериментальних даних, як часових рядів.

Точність такого прогнозування виявилась достатньо високою.

Застосувавши алгоритми знаходження і поділення даних на кластери, ми виявили можливість прискореного знаходження такої ситуації, при якій починається розвиток передаварійної ситуації, що дуже важливо, особливо при виконанні небезпечних процесів, коли дані змінюються досить швидко, і потрібно досить оперативно приймати управляюче рішення для запобігання наступу критичної ситуації.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ. ЕКОЛОГІЯ

В даному розділі проведено аналіз потенційних небезпечних та шкідливих виробничих факторів, причин пожеж. Розглянуті заходи, які дозволяють забезпечити гігієну праці і виробничу санітарію. На підставі аналізу розроблені заходи з техніки безпеки та рекомендації з пожежної профілактики.

Завданням даної магістерської роботи було використання інформаційних технологій прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання, і як результат було розроблено математичну модель. За цією моделлю в подальшому розроблятиметься реальна система, яка значно полегшить процес виявлення початку передаварійного режиму технологічного процесу. Так як в процесі проектування використовувалося ПК, то аналіз потенційно небезпечних і шкідливих виробничих чинників виконується для персонального комп'ютера на якому буде розроблятися / використовуватися розроблена математична модель прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання.

4.1 Загальні питання з охорони праці

В законі України «Про охорону праці» визначається, що охорона праці - це система правових, соціально-економічних, організаційно-технічних, санітарно-гігієнічних і лікувально-профілактичних заходів та засобів, спрямованих на збереження життя, здоров'я і працездатності людини у процесі трудової діяльності.

При роботі з обчислювальною технікою змінюються фізичні і хімічні фактори навколишнього середовища: виникає статична електрика, електромагнітне випромінювання, змінюється температура і вологість, рівень вміст кисню і озону в повітрі. Повітря забруднюється шкідливими хімічними речовинами антропогенного походження за рахунок деструкції полімерних матеріалів, які використовуються для обробки приміщень та обладнання. Неправильна організація робочого місця сприяє загальному і локальній напрузі м'язів шії, тулуба, верхніх кінцівок, викривлення хребта і розвитку остеохондрозу. На всіх підприємствах, в установах, організаціях повинні створюватися безпечні і нешкідливі умови праці.

4.1.1 Правові та організаційні основи охорони праці

Основним організаційним напрямом у здійсненні управління в сфері охорони праці є усвідомлення пріоритету безпеки праці і підвищення соціальної відповідальності держави, і особистої відповідальності працівників.

Користувачі персональних комп'ютерів, для яких ця робота є головною, підлягають медичним оглядам: попереднім — під час влаштування на роботу і періодичним — протягом професійної діяльності раз на два роки. Жінок з часу встановлення вагітності та в період годування дитини грудьми до роботи з ПК не допускають.

Обов'язки працівників щодо додержання вимог нормативно-правових актів з охорони праці (ст. 14), відповідальність робітників всіх категорій за порушення вимог щодо охорони праці (ст. 44) та структура організації/виробництв системи управління охорони праці визначені у [93].

4.1.2 Організаційно-технічні заходи з безпеки праці

В організації/підприємстві проводиться навчання і перевірка знань з питань охорони праці відповідно до вимог Типового положення про порядок проведення навчання і перевірки знань з питань охорони праці, затвердженого наказом Держнаглядохоронпраці України від 26.01.2005 N 15, зареєстрованого в Міністерстві юстиції України 15.02.2005 за N 231/10511 [94].

Також впроваджені організаційні заходи з пожежної безпеки - навчання і перевірку знань відповідно до вимог Типового положення про інструктажі, спеціальне навчання та перевірку знань з питань пожежної безпеки на підприємствах, в установах та організаціях України, затвердженого наказом Міністерства України з питань надзвичайних ситуацій та у справах захисту населення від наслідків Чорнобильської катастрофи від 29.09.2003 N 368, зареєстрованого в Міністерстві юстиції України 11.12.2003 за N 1148/8469 [95].

4.2 Аналіз стану умов праці

Робота над створенням математичної моделі прогнозування критичного стану небезпечного процесу проходитиме в приміщенні відповідної установи. Для даної роботи достатньо однієї людини, для якої надано робоче місце зі стаціонарним комп'ютером.

4.2.1 Вимоги до приміщень

Геометричні розміри приміщення зазначені в табл. 4.1.

Таблиця 4.1 - Розміри приміщення

Найменування	Значення
Довжина, м	5
Ширина, м	5
Висота, м	3
Площа, м ²	25
Об'єм, м ³	75

Згідно з [96] розмір площі для одного робочого місця оператора персонального комп'ютера має бути не менше 6 кв. м, а об'єм — не менше 20 куб. м. Отже, дане приміщення цілком відповідає зазначеним нормам.

Для зручності спільної роботи з іншими працівниками (обговорення ідей, з'ясування проблем і т.д.) в кімнаті є дивани і журнальний стіл, обставлені живими квітами. Також робочий процес пов'язаний з багатьма документами, теками, журналами для чого приміщення облаштоване принтером і шафою для зручності. Задля дотримання визначеного рівня мікроклімату в будівлі встановлено систему опалення та кондиціонування.

Для забезпечення потрібного рівня освітленості кімната має вікно та систему загального рівномірного освітлення, що встановлена на стелі. Для дотримання вимог пожежної безпеки встановлено порошковий вогнегасник та систему автоматичної пожежної сигналізації.

4.2.2 Вимоги до організації місця праці

При порівнянні відповідності характеристик робочого місця нормативним основні вимоги до організації робочого місця за [97] (табл. 4.2) і відповідними фактичними значеннями для робочого місця, констатуємо повну відповідність.

Таблиця 4.2 - Характеристики робочого місця

Найменування параметра	Фактичне значення	Нормативне значення
Висота робочої поверхні, мм	750	680 ÷ 800
Висота простору для ніг, мм	730	не менше 600
Ширина простору для ніг, мм	660	не менше 500
Глибина простору для ніг, мм	700	не менше 650
Висота поверхні сидіння, мм	470	400 ÷ 500
Ширина сидіння, мм	400	не менше 400
Глибина сидіння, мм	400	не менше 400
Висота поверхні спинки, мм	600	не менше 300
Ширина опорної поверхні спинки, мм	500	не менше 380
Радіус кривини спинки в горизонтальній площині, мм	400	400
Відстань від очей до екрану дисплея, мм	800	700 ÷ 800

4.2.3 Навантаження та напруженість процесу праці

Під час виконання робіт використовують ПК та периферійні пристрої (лазерні та струменеві), що призводить до навантаження на окремі системи організму. Такі перекося у напруженні різних систем організму, що трапляються під час роботи з ПК, зокрема, значна напруженість зорового аналізатора і довготривале малорухоме положення перед екраном, не тільки не зменшують загального напруження, а навпаки, призводять до його посилення і появи стресових реакцій.

Рекомендовано застосування екранних фільтрів, локальних світлофільтрів (засобів індивідуального захисту очей) та інших засобів захисту, а також інші профілактичні заходи наведені в [97].

Роботу за дипломним проектом визнано, таку, що займає 50% часу робочого дня та за восьмигодинної робочої зміни рекомендовано встановити додаткові регламентовані перерви:

- для розробників програм тривалістю 15 хв через кожен годину роботи.

4.3 Виробнича санітарія

На підставі аналізу небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації), пожежної безпеки можуть бути надалі вирішені питання необхідності забезпечення працюючих достатньою кількістю освітлення, вентиляції повітря, організації заземлення, тощо.

4.3.1 Аналіз небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації) виробу

Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих факторів виконується у табличній формі (табл. 4.3). Роботу, пов'язану з ЕОМ з ВДТ, у тому числі на тих, які мають робочі місця, обладнані ЕОМ з ВДТ і ПП, виконують із забезпеченням виконання [98], які встановлюють вимоги безпеки до обладнання робочих місць, до роботи із застосуванням ЕОМ з ВДТ і ПП. Переважно роботи за проектами виконують у кабінетах чи інших приміщеннях, де використовують різноманітне електрообладнання, зокрема персональні комп'ютери (ПК) та периферійні пристрої. Основними робочими характеристиками персонального комп'ютера є:

- робоча напруга $U=+220\text{В} \pm 5\%$;
- робочий струм $I=2\text{А}$;
- споживана потужність $P=350\text{ Вт}$.

Таблиця 4.3 - Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих факторів

Небезпечні і шкідливі виробничі фактори	Джерела факторів (види робіт)	Кількіс на оцінка	Нормативні документи
1	2	3	4
<i>фізичні</i>			
- підвищена температура поверхонь обладнання	експлуатація ЕОМ, принтерів, сканерів чи/або серверного обладнання для роботи	2	ДСН 3.3.6.042-99
- підвищений рівень шуму на робочому місці	-//-	2	ДСН 3.3.6.037-99
- підвищена або знижена вологість повітря	-//-	2	ДСН 3.3.6.042-99
- підвищена або знижена рухливість повітря	-//-	1	ДСН 3.3.6.042-99
- підвищений рівень напруги електричної мережі, замикання якої може відбутися через тіло людини	-//-	4	ГОСТ 12.1.030-81 ГОСТ 13109-97
- недостатність природного світла	порушення умов праці (вимог до приміщень)	2	ДБН В.2.5-28:2015
- недостатнє освітлення робочої зони	порушення гігієнічних параметрів виробничого середовища	3	ДБН В.2.5-28:2015

Продовження таблиці 4.3

- підвищена яскравість світла	порушення умов праці (організації місця праці - налагодження моніторів)	1	ДСанПіН 3.3.2.007-98
- понижена контрастність	-//-	1	ДСанПіН 3.3.2.007-98
психофізіологічні:			
- нервово-психічна перевантаження (розумове, перенапруження аналізаторів-зорових)	- пошук інформації для постановки теми; - пошук та аналіз аналогів і літератури; - пошук наявних технологій, моделювання та аналіз алгоритмів; - виконання роботи за темою диплома, тестування; - оформлення роботи	4	НПАОП 0.00-1.28-10 ДСанПіН 3.3.2.007-98
- фізичні (статичне – сидіння)	порушення умов праці (організації місця праці - сидіння користувача,) та організації робочого часу - безперервна робота)	2	НПАОП 0.00-1.28-10 ДСанПіН 3.3.2.007-98

Робочі місця мають відповідати вимогам Державних санітарних правил і норм роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10.12.98 N 7 [97].

4.3.2 Пожежна безпека

В приміщенні наявна затверджена «План-схема евакуації з кабінету (приміщення)».

Пожежна безпека при застосуванні ЕОМ забезпечується:

- 1) системою запобігання пожежі,
- 2) системою протипожежного захисту,
- 3) організаційно-технічними заходами.

Згідно [99] таке приміщення, площею 25 м², відноситься до категорії "В" (пожежонебезпечної) та для протипожежного захисту в ньому проектом передбачено устаткування автоматичною пожежною сигналізацією із застосуванням датчиків-сповіщувачів РІД-1 (сповіщувач димовий ізоляційний) в кількості 1 шт., і застосуванням первинних засобів пожежогасіння. Відповідно до норм первинних засобів пожежогасіння пропонується використовувати:

- ручний вуглекислий вогнегасник ОУ-5 в кількості 1 шт.;
- ковсть 1 1 м², кошму 2×1,5 м² або азбестове полотно 2×2 м² в кількості 1 шт.

4.3.3 Електробезпека

На робочому місці виконуються наступні вимоги електробезпеки: ПК, периферійні пристрої та устаткування для обслуговування, електропроводи і кабелі за виконанням та ступенем захисту відповідають класу зони за ПУЕ (правила улаштування електроустановок), мають апаратуру захисту від струму короткого замикання та інших аварійних режимів. Лінія електромережі для живлення ПК, периферійних пристроїв і устаткування для обслуговування, виконана як окрема групова три- провідна мережа, шляхом прокладання фазового, нульового робочого та нульового захисного провідників. Нульовий захисний провідник використовується для заземлення (занулення) електроприймачів. Штепсельні з'єднання та електророзетки крім контактів фазового та нульового робочого провідників мають спеціальні контакти для підключення нульового захисного провідника. Електромережа штепсельних розеток для живлення персональних ПК, укладено по підлозі поруч зі стінами відповідно до затвердженого плану розміщення обладнання та технічних характеристик обладнання. Металеві труби та гнучкі металеві рукави заземлені. Захисне заземлення включає в себе заземлюючих пристроїв і провідник, який з'єднує заземлюючий пристрій з обладнанням, яке заземлюється - заземлюючий провідник.

4.4 Гігієнічні вимоги до параметрів виробничого середовища

4.4.1 Мікроклімат

Мікроклімат робочих приміщень – це клімат внутрішнього середовища цих приміщень, що визначається діючої на організм людини з'єднанням температури, вологості, швидкості переміщення повітря. Оптимальні значення для температури, відносної вологості й рухливості повітря для зазначеного робочого місця відповідають [100] і наведені в табл. 4.4:

Таблиця 4.4 - Норми мікроклімату робочої зони об'єкту

Період року	Категорія робіт	Температура С ⁰	Відносна вологість %	Швидкість руху повітря, м/с
Холодна	легка-1 а	22 - 24	40 – 60	0,1
Тепла	легка-1 а	23 - 25	40 – 60	0,1

4.4.2 Освітлення

У проекті, що розробляється, передбачається використовувати суміщене освітлення. У світлий час доби використовуватиметься природне освітлення приміщення через віконні отвори, в решту часу використовуватиметься штучне освітлення. Штучне освітлення створюється газорозрядними лампами.

Розрахунок освітлення.

Для виробничих та адміністративних приміщень світловий коефіцієнт приймається не менше $1/8$, в побутових – $1/10$:

$$S_b = \left(\frac{1}{5} \div \frac{1}{10} \right) \cdot S_n, \quad (4.1)$$

де S_b – площа віконних прорізів, m^2 ;

S_n – площа підлоги, m^2 .

$$S_n = a \cdot b = 5 \cdot 5 = 25 \text{ м}^2,$$

$$S = 1/8 \cdot 25 = 3,125 \text{ м}^2.$$

Приймаємо 2 вікна площею $S=1,6 \text{ м}^2$ кожне.

Світильники загального освітлення розташовуються над робочими поверхнями в рівномірно-прямокутному порядку. Для організації освітлення в темний час доби передбачається обладнати приміщення, довжина якого складає 5 м, ширина 5 м, світильниками ЛПО2П, оснащеними лампами типа ЛБ (дві по 80 Вт) з світловим потоком 5400 лм кожна.

Розрахунок штучного освітлення виробляється по коефіцієнтах використання світлового потоку, яким визначається потік, необхідний для створення заданої освітленості при загальному рівномірному освітленні. Розрахунок кількості світильників n виробляється по формулі (4.2):

$$n = \frac{E \cdot S \cdot Z \cdot K}{F \cdot U \cdot M}, \quad (4.2)$$

де E – нормована освітленість робочої поверхні, визначається нормами – 300 лк;

S – освітлювана площа, m^2 ; $S = 25 \text{ м}^2$;

Z – поправочний коефіцієнт світильника ($Z = 1,15$ для ламп розжарювання та ДРЛ;

$Z = 1,1$ для люмінесцентних ламп) приймаємо рівним 1,1;

K – коефіцієнт запасу, що враховує зниження освітленості в процесі експлуатації – 1,5;

U – коефіцієнт використання, залежний від типу світильника, показника індексу приміщення і т.п. – 0,575

M – число люмінесцентних ламп в світильнику – 2;

F – світловий потік лампи – 5400лм (для ЛБ-80).

Підставивши числові значення у формулу (4.2), отримуємо:

$$n = \frac{300 \cdot 25 \cdot 1,1 \cdot 1,5}{5400 \cdot 0,575 \cdot 2} \approx 2,0$$

Приймаємо освітлювальну установку, яка складається з 2-х світильників, які складаються з двох люмінесцентних ламп загальною потужністю 160 Вт, напругою – 220 В.

4.5 Вентилювання

У приміщенні, де знаходяться ЕОМ, повітрообмін реалізується за допомогою природної організованої вентиляції (вентиляційні шахти), тобто при V приміщення $> 40 \text{ м}^3$ на одного працюючого допускається природна вентиляція. Цей метод забезпечує приток потрібної кількості свіжого повітря, що визначається в СНіП.

Також має здійснюватися провітрювання приміщення, в залежності від погодних умов, тривалість повинна бути не менше 10 хв. Найкращий обмін повітря здійснюється при наскрізному провітрюванні.

4.6 Заходи з організації виробничого середовища та попередження виникнення надзвичайних ситуацій

Загальний опір захисного заземлення визначається за формулою:

$$R_{\text{зг}} = \frac{R_{\text{з}} \cdot R_{\text{н}}}{R_{\text{н}} \cdot n \cdot \eta_{\text{з}} + R_{\text{з}} \cdot \eta_{\text{н}}} \quad (4.3)$$

де $R_{\text{з}}$ - опір заземлення, якими можуть бути труби, опори, кути і т.п., Ом;

$R_{\text{н}}$ - опір опори, яка з'єднує заземлювачі, Ом;

n - кількість заземлювачів;

$\eta_{\text{з}}$ - коефіцієнт екранування заземлювача; приймається в межах $0,2 \div 0,9$; $\eta_{\text{з}} = 0,7$

$\eta_{\text{н}}$ - коефіцієнт екранування сполучної стійки; приймається в межах $0,1 \div 0,7$; $\eta_{\text{н}} = 0,5$;

Опір заземлення визначається за формулою:

$$R_{\zeta} = \frac{\rho}{2\pi \cdot l} \left(\ln \frac{2 \cdot l}{d} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot t + l}{4 \cdot t - l} \right) \quad (4.4)$$

де ρ - питомий опір ґрунту, залежить від типу ґрунту, Ом·м;

для піску - 400 ÷ 700 Ом·м; приймаємо $\rho = 400$ Ом·м;

l - довжина заземлювача, м; для труб - 2-3 м; $l = 3$ м;

d - діаметр заземлювача, м; для труб - 0,03-0,05 м; $d = 0,05$ м;

t - відстань від середини забитого в ґрунт заземлювача до рівня землі, м; $t = 2$ м.

$$R_{\zeta} = \frac{400}{2\pi \cdot 3} \left(\ln \frac{2 \cdot 3}{0,05} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot 2 + 3}{4 \cdot 2 - 3} \right) = 110, \hat{h}$$

Опір смуги, що з'єднує заземлювачі, визначається за формулою:

$$R_n = \frac{\rho}{2\pi \cdot L} \cdot \ln \frac{2 \cdot L^2}{b \cdot t_1} \quad (4.5)$$

де L - довжина смуги, що з'єднує заземлювачі (м) і приблизно дорівнює периметру будівлі: $P_{\text{буд.}} = 42 \cdot 2 + 38 \cdot 2 = 160$ м; $L = 160$ м;

b - ширина смуги, м; $b = 0,03$ м;

t_1 - глибина заземлення від рівня землі, м; $t_1 = 0,5$ м.

$$R_n = \frac{400}{2\pi \cdot 160} \cdot \ln \frac{2 \cdot 160^2}{0,03 \cdot 0,5} = 5,99, \hat{h}$$

Кількість заземлювачів захисного заземлення визначається за формулою:

$$n = \frac{2 \cdot R_{\zeta}}{4 \cdot \eta_{\zeta}} = \frac{2 \cdot 110}{4 \cdot 0,7} = 79 \text{ шт} \quad (4.6)$$

де 4 - допустимий загальний опір, Ом;

2 - коефіцієнт сезонності.

Визначаємо загальний опір захисного заземлення:

$$R_{\text{зп}} = \frac{110 \cdot 5,99}{5,99 \cdot 79 \cdot 0,7 + 110 \cdot 0,5} = 1,7 \hat{H}$$

Висновок: дане захисне заземлення буде забезпечувати електробезпеку будівлі, так як виконується умова: $R_{\text{зп}} < 4 \text{ Ом}$.

4.7 Охорона навколишнього природного середовища

4.7.1 Загальні дані з охорони навколишнього природного середовища

Діяльність за темою магістерської роботи, а саме: Інформаційні технології прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання в процесі її виконання впливає на навколишнє природне середовище і регламентується нормами діючого законодавства: Законом України «Про охорону навколишнього природного середовища», Законом України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення», Законом України «Про відходи», Законом України «Про охорону атмосферного повітря», Законом України «Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру», Водний кодекс України.

Основним екологічним аспектом в процесі діяльності за даними спеціальностями є процеси впливу на атмосферне повітря та процеси поводження з відходами, які утворюються, зби-раються, розміщуються, передаються на видалення (знешкодження), утилізацію, тощо в ІТ галузі.

Вплив на атмосферне повітря при нормальних умовах праці не оказує, бо не має в приміщенні сканерів, принтерів та інших джерел викиду забруднюючих речовин в повітря робочої зони.

В процесі діяльності розробника математичної моделі за допомогою ПК виникають процеси поводження з відходами ІТ галузі. Нижче надано перелік відходів, що утворюються в процесі роботи:

Відпрацьовані люмінесцентні лампи - I клас небезпеки

Акумулятор для джерел безперебійного харчування -III клас небезпеки

Змінні носії інформації - IV клас небезпеки

Макулатура - IV клас небезпеки

Побутові відходи - IV клас небезпеки

4.7.2 Вимоги до збору, пакування та розміщення відходів ІТ галузі

Наводяться вимоги зберігання виявлених за своєю роботою відходів відповідно до вимог [101].

Відходи в міру їх накопичення збирають у тару, відповідну класу небезпеки, з дотриманням правил безпеки, після чого доставляють до місця тимчасового зберігання відходів відповідно до затвердженої схеми їх розміщення. Зазначені для зберігання відходів місця чи об'єкти повинні використовуватися лише для заявлених відходів.

Не допускається зберігання відходів у невстановлених схемою місцях, а також перевищення норм тимчасового зберігання відходів.

Способи тимчасового зберігання відходів визначаються видом, агрегатним станом і класом небезпеки відходів:

- Відходи I класу небезпеки зберігаються в герметичній тарі (сталеві бочки, контейнери). У міру наповнення тару з відходами закривають герметично сталевий кришкою;

- Відходи II класу небезпеки в залежності від агрегатного стану зберігаються в поліетиленових мішках, бочках, сховищах та інших видах тари, яка запобігає поширенню шкідливих речовин;

- Відходи III класу небезпеки зберігаються в тарі, яка забезпечує локалізацію зберігання, дозволяє виконувати вантажно-розвантажувальні і транспортні роботи і виключає поширення в ОС шкідливих речовин;

- Відходи IV класу небезпеки можуть зберігатися відкрито на промисловому майданчику у вигляді конусоподібної купи, звідки їх автотранспортом перевантажують у самоскид і доставляють на місце утилізації або захоронення;

4.7.3 Визначення впливу та заходів щодо поводження з відходами ІТ галузі

З метою визначення та прогнозування впливу відходів на навколишнє середовище, своєчасного виявлення негативних наслідків, їх запобігання відповідно до Закону України «Про відходи» повинен здійснюватися моніторинг місць утворення, зберігання, і видалення відходів. Відомості про місце утворення та місце розташування відходів зазначаються та наводяться у таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 - Відомості про місце утворення та місце розташування відходів

№ з/п	Код та найменування відходів за ДК - 005-96	Технологічний процес або виробництво, де утворюються відходи / клас небезпеки	Місце розташування відходу, тара та її кількість, місткість, розміри у разі наявності майданчиків розташування відходів необхідно зазначити тип покриття та наявність даху)
1	2	3	4
1	7710.3.1.26 Лампи люмінесцентні, та відходи, які містять ртуть, інші зіпсовані або відпрацьовані (Відпрацьовані ртутьвмісні люмінесцентні лампи)	1	буд.3, кв. 86
2	7710.3.1.01 Макулатура паперова та картонна (Макулатура)		буд.3, кв. 86
3	Акумулятор для джерел безперебійного живлення	3	буд.3, кв. 86

4.8 Висновки до розділу 4

В результаті проведеної роботи було зроблено аналіз умов праці, шкідливих та небезпечних чинників, з якими стикається робітник. Було визначено параметри і певні характеристики приміщення для роботи над запропонованим проектом написаному в дипломній роботі, описано, які заходи потрібно зробити для того, щоб дане приміщення відповідало необхідним нормам і було комфортним і безпечним для робітника. Приведені рекомендації щодо організації робочого місця, а також важливу інформацію щодо пожежної та електробезпеки. Були наведені розміри приміщення та значення температури, вологості й рухливості повітря, необхідна кількість і потужність ламп та інші параметри, значення яких впливає на умови праці робітника, а також – наведені інструкції з охорони праці, техніки безпеки при роботі на комп'ютері.

А також визначені основні екологічні аспекти впливу на навколишнє природне середовище та зазначені заходи щодо поводження з ними.

ВИСНОВКИ

Метою магістерської роботи було застосування інформаційних технологій прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання.

Проведено аналітичний огляд літератури застосування методів та методік дослідження виникнення критичних ситуацій небезпечних процесів. Аналіз існуючих методологічних підходів до вирішення проблеми оцінки безпеки об'єктів промисловості показав, що на сьогодні не існує чітко сформульованої та ефективної комплексної методики оцінки ризику виникнення аварій та інших небезпечних ситуацій, тому питання розробки такої методологічної бази є актуальним та потребує подальших досліджень.

Штучні нейронні мережі на основі радіально-симетричних (радіально-базисних) функцій можуть використатися для рішення широкого кола завдань, серед яких найбільш часті - апроксимація, класифікація й кластеризація даних.

Особливо слід зазначити той факт, що ефективне рішення завдання прогнозування можливо тільки в тому випадку, якщо нейронна мережа навчається на великому обсязі даних. У випадку малорозмірної або неякісної навчальної вибірки навіть найкращий алгоритм не дасть задовільного результату, оскільки без повноцінного набору даних нейро-мережа принципово не здатна навчитися.

Було представлено математичну модель на основі використання штучної нейронної мережі. Її застосування дозволило побудувати прогнозований ряд досліджуваних експериментальних даних програмними засобами. В якості програмного середовища для дослідження прогнозування критичних станів небезпечних процесів із застосуванням штучних нейронних мереж було обрано програмний симулятор Neural Network Toolbox - пакет, що входить до складу комплексної системи MATLAB.

Застосувавши штучну нейронну мережу у якості елемента сучасної інформаційної технології, було доведено, що за її допомогою можливо прогнозувати послідовності експериментальних даних, як часових рядів.

В результаті проведеної роботи було зроблено аналіз умов праці, шкідливих та небезпечних чинників, з якими стикається робітник. Приведені рекомендації щодо організації робочого місця, а також важливу інформацію щодо пожежної та електробезпеки, а також визначені основні екологічні аспекти впливу на навколишнє природне середовище та зазначені заходи щодо поводження з ними.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Skarga-Bandurova I. Methods to assessing critical parameters and early warnings of dangerous situations / I. Skarga-Bandurova, L. Shumova, A. Ryazantsev // Journal of Information, Control and Management Systems. – 2014. – V. 12, No. 1. – P. 83-91. (зарубіжне видання, publisher: Faculty of Computer Science and Informatics at Žilina University, Slovakia).
2. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия – Телеком, 2013. – 384 с.
3. Глибовець М.М., Олецкий О.В. Штучний інтелект. - Київ: Вид. "КМ Академія", 2002. - 366 с.
4. Прогнозирование временных рядов методом SSA. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/...>
5. Computational Intelligence. A Methodological Introduction / [R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn and other]. – Berlin : Springer, 2013. – 488 p.
6. Du K.-L. Neural Networks and Statistical Learning / K.-L. Du, M. N. S. Swamy. – London : Springer-Verlag, 2014. – 824 p.
7. Бодянский Е. В. Ядерная самоорганизующаяся карта на основе радиально-базисной нейронной сети / Е. В. Бодянский, А. А. Дейнеко, Я. В. Куценко // Электротехнические и компьютерные системы. – 2015. – № 20. – С. 97–105.
8. Дьяконов В. П. MATLAB. Полный самоучитель. – М.: ДМК Пресс, 2012. – 768 с.: ил.
9. Аварія на виробництві. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.sop.com.ua/article/338-qqq-17-m4-25-04-2017-avarya-na-virobnitstv>
10. Е. Дж. Хенли, Х. Кумамото. Надежность технических систем и оценка риска / Пер. с англ.; Под ред. В.С. Сыромятникова. - М.: Машиностроение, 1984. - 528 с.
11. Химмельблау Д. Обнаружение и диагностика неполадок в химических и нефтехимических процессах. – Л.: Химия, 1983. – 352 с.
12. ГОСТ 27.310-95. Надежность в технике. Анализ видов, последствий и критичности отказов. Основные положения. [Электронный ресурс]. URL: https://dnaop.com/html/41833/doc-ГОСТ_27.310-95
13. Алымов В.Т., Тарасова Н.П., Техногенный риск: Анализ и оценка: Учебное пособие для вузов. - М: ИКЦ «Академкнига», 2004. - 118 с: ил. ISBN 5-94628-144-5

14. Mock R., Van Mahnen J. (1999): Risk Analysis Methods in Processing Industry. In: Risk Analysis: Opening the Process. Proceedings of the SRA-E 8th Conference Paris, Vol 2. ISPN, Fontenayaux-Roses, S. 1145–1156.

15. Powers G.J. Synthesis Strategy for Fault Trees in Chemical Processing / G.J. Powers, F.C. Tompkins. – CEP Loss Prevention. A. IChemE, Vol.8, 1973.

16. Nakagawa M. The New Methodology of Quantitative Process Hazard Analysis (MQPHA) / T. Shiraio, Y. Kawasaki // In: PSAM 5 – Proceedings of the 5th International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management Vol 1. Universal Academy Press, Inc., Tokyo, S. 307–313.

17. Ветошкин А.Г. Надежность технических систем и техногенный риск. – Пенза: Изд-во ПГУАиС, 2003. – 155 с.: ил., 24 библиогр.

18. Методика визначення ризиків та їх прийнятних рівнів для декларування безпеки об'єктів підвищеної небезпеки // Офіційний вісник України від 10.01.2003. – 2002. – № 52. – С. 233. Стаття 2420.

19. Методика прогнозування наслідків виливу (викиду) небезпечних хімічних речовин при аваріях на промислових об'єктах і транспорті // Офіційний вісник України від 27.04.2001. – 2001. – № 15. – С. 261. Стаття 681.

20. Соловей В.В. Анализ и оценка риска аварий – основа принятия решений при управлении промышленной безопасностью / В.В. Соловей, О.В. Давидюк, Ю.В. Буц // Проблемы надзвичайних ситуацій. – 2006. – №4. – С. 219-231.

21. Михайлюк О.П. Ідентифікація об'єктів підвищеної небезпеки як складова забезпечення рівня техногенної безпеки / О.П. Михайлюк, В.В. Олійник // Проблемы надзвичайних ситуацій. – 2007. – №4. – С. 167-172.

22. Исаков С.Л. Об оценке риска пожарной опасности / С.Л. Исаков, А.В. Кондрашина // Проблемы управления рисками в техносфере. – 2007. № 3-4. – С. 33-38.

23. Методика ідентифікації потенційно небезпечних об'єктів // Офіційний вісник України від 05.04.2006. – 2006. – №12/№14. – С. 391-398.

24. Van der Voort M.M. A quantitative risk assessment tool for the external safety of industrial plants with a dust explosion hazard / M.M. van der Voort, A.J.J. Klein, M. de Maaijer, A.C. van den Berg, J.D. van Deursen, N.H. Versoot // Loss Prev. Process Ind. – 2007. № 4-6. – С. 375-386.

25. Шматко О.В. Використання імовірнісних оцінок при аналізі безпеки О.В. Шматко, О.О. Паніна // Проблемы пожарной безопасности. – 2005. №18. С. 192 -196.

26. Кірючкін О.Ю. Оцінка багатокритеріальної методики аналізу хімічно небезпечного стану об'єктів та регіонів України / О.Ю. Кірючкін, М.М. Мурін, В.В. Тютюник, Р.І. Шевченко // Проблемы надзвичайних ситуацій. – 2007. № 6. С. 62 - 73.

27. Лифар В.О. Моделі надзвичайних ситуацій та метод оцінки техногенного ризику в автоматизованій системі забезпечення безпеки виробництва: дис. ... кандидата техн. наук: 05.13.06 / Лифар Володимир Олексійович. – Х., 2007. – 278 с.

28. Шматко А.В. Применение вероятностно-детерминистической модели при прогнозировании техногенных аварий на объектах химической промышленности / А.В. Шматко, А.В. Манежик // Проблемы надзвичайних ситуацій. – 2007. №7. С. 160-166.

29. Аверин Г.В. Анализ опасностей аммиачных компрессорных установок методом построения «дерева отказов» / Г.В. Аверин, В.М. Москалец // Екологічна безпека. – 2008. – № 3-4. – С. 9-16.

30. Ткалич С. А., Бурковский В. Л., Таратынов О. Ю. «Концепция безаварийного управления на основе моделей прогнозирования состояний потенциально опасных технологических процессов». // Вестник Воронежского государственного технического университета, 2016. № 6, т. 12. – С. 79-86.

31. Абзалов А. В., Жедунов Р. Р. «Методика анализа предаварийных ситуаций на технологических объектах управления». // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2013. № 4 (24). – С. 50 – 58. [Электронный ресурс]. URL: [http://hi-tech.asu.edu.ru/files/4\(24\)/50-59.pdf](http://hi-tech.asu.edu.ru/files/4(24)/50-59.pdf)

32. Бегун В.В., Задача определения текущего риска объекта повышенной опасности / В.В.Бегун. // Математичні машини і системи. – 2011. – № 1 – С. 120-126.

33. Бокс Дж., Дженкинс Г.М. Анализ временных рядов, прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 406 с.

34. Collantes-Duarte J., Rivas-Echeverriat F. Time Series Forecasting using ARIMA, Neural Networks and Neo Fuzzy Neurons // WSEAS International Conference on Neural Networks and Applications, Switzerland, 2002 [Электронный ресурс]. 6 p. URL: www.wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/464.pdf (дата обращения 14.10.2018).

35. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2 [Электронный ресурс]. P. 1292 – 1296. URL: www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1292-1296.pdf (дата обращения 14.10.2018).

36. Discovering Patterns in Electricity Price Using Clustering Techniques / F. Martinez Alvarez [at al.] // ICREPQ International Conference on Renewable Energies and Power Quality, Spain, Sevilla, 2007 [Электронный ресурс]. 8 p. URL: <http://www.icrepq.com/icrepq07/245-martinez.pdf> (дата обращения 14.10.2018).

37. Каменев А.С., Королев С.Ю., Сокотущенко В.Н. Нейромоделирование как инструмент интеллектуализации энергоинформационных сетей / Под ред. В.В. Бушуева – М.: ИЦ «Энергия», 2012. – 124 с.
38. Norbert Wiener. *Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine.* (Hermann & Cie Editeurs, Paris, The Technology Press, Cambridge, Mass., John Wiley & Sons Inc., New York, 1948).
39. Винер Н. Кибернетика, или Управление и связь в животном и машине. / Пер. с англ. И.В. Соловьева и Г.Н. Поварова; Под ред. Г.Н. Поварова. – 2-е издание. – М.: Наука; Главная редакция изданий для зарубежных стран, 1983. – 344 с.
40. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. // *Bull. Math. Biophys.* – 1943. – v.5. – pp.115–133.
41. Мак-Каллок У.С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // В сб.: «Автоматы» под ред. К.Э. Шеннона и Дж. Маккарти. – М.: Изд-во иностр. лит., 1956. – с.363–384.
42. Модель МакКаллока-Питтса. [Электронный ресурс] - URL: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Модель_МакКаллока-Питтса (дата звернения: 13.10.2018)
43. Вапник Н.В. Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения).— М.: Наука, 1974 – 415 с.
44. Minsky M.L. and S.A. Papert. *Perceptrons*, Cambridge, MA: MIT Press, 1969.
45. Mazengia D.H. *Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering.* Gothenburg, Chalmers University of Technology, 2008. 89 p.
46. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. 1104 с.
47. Pradhan R.P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model // *Journal of Mathematics Research.* 2010, Vol. 2, No. 4. P. 111 – 117.
48. Yildiz B., Yalama A., Coskun M. Forecasting the Istanbul Stock Exchange National 100 Index Using an Artificial Neural Network // *An International Journal of Science, Engineering and Technology.* 2008, Vol. 46. P.36 – 39.
49. An Artificial Neural Network Approach for Day-Ahead Electricity Prices Forecasting / J. Catalao [at al.] // 6th WSEAS international conference on Neural networks, USA, Stevens Point, 2005. P. 80 – 83.
50. Kumar M. Short-term load forecasting using artificial neural network techniques: Thesis for Master of Science degree in Electrical Engineering. India, Rourkela, National Institute of Technology, 2009. 48 p.

51. Стаффорд. Многослойные обучающиеся схемы.// Зарубежная радиоэлектроника, № 8, 1965, с. 58-64.
52. Гавронски Р. Сравнение некоторых свойств симметричных слоистых сетей с прямыми и обратными локальными связями./ Сб. «Биологическая кибернетика», 1968, с. 209-223.
53. Нильсон, Н. Дж. Обучающиеся машины [Текст] / Пер. с англ. А. А. Дорофеюка ; Под ред. [и с предисл.] Э. М. Бравермана. - Москва: Мир, 1967. - 180 с.: черт.; 20 см.
54. Гелиг А.Х. Опознающие системы с неограниченной плоской ретиной.// Вычислительная техника и вопросы кибернетики. 1968, с. 80-94.
55. Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М., Наука, 1970. -384 с.
56. А.И. Галушкин. О методах настройки многослойных нейронных сетей. // XII Всероссийское совещание по проблемам управления. ВСПУ-2014. Москва, 16-19 июня, 2014 г. Стр. 3936-3947. [Электронный ресурс]. URL: <http://vspu2014.ipu.ru/proceedings/prcdngs/3936.pdf> (дата обращения 16.10.2018).
57. Тихонов Е. В. Методы и алгоритмы прогнозирования экономических показателей на базе нейронных сетей и модулярной арифметики / Е. В. Тихонов, В. А. Кузьмищев. – Невинномысск: НИЭУП, 2004. – 166 с.
58. Сигеру О. Нейроуправление и его приложения / О. Сигеру. – М.: ИПРЖР, 2001. – 321 с.
59. Zaknich A. Introduction to the modified probabilistic neural network for general signal processing applications /A. Zaknich // IEEE Transactions on Signal Processing, V. 46, 1998. – №7. – P. 1980 – 1990.
60. Saad E. W. Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks / E. W. Saad, D. V. Prokhorov, D. C. Wunsch, // IEEE Transactions on Neural Networks, V. 9, 1998. – №6.– P. 1456 – 1470.
61. Tsuji T. A loglinearized Gaussian mixture network and its application to EEG pattern classification // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics / T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe, V. 29, 1999. – №1. – P. 60 –72.
62. Tian B. Temporal updating scheme for probabilistic neural network with application to satellite cloud classification / B. Tian, M. R. Azimi-Sadjadi, T. H. Vonder Haar // IEEE Transactions on Neural Networks, V.11, 2000. – №4. – P. 903 – 920.
63. Lin W. M. Adaptive multiple fault detection and alarm processing for loop system with probabilistic network / W. M. Lin, C. H. Lin, Z. C. Sun // IEEE Transactions on Power Delivery, V. 19., 2004. – №1. – P. 64 – 69.

64. Anagnostopoulos I. Classifying Web pages employing a probabilistic neural network / I. Anagnostopoulos, C. Anagnostopoulos, V. Loumos // IEEE Proceedings – Software, V. 151, 2004. – №3. – P. 139– 150.
65. Gerbec D. Allocation of the load profiles to consumers using probabilistic neural networks / D. Gerbec, S. Gasperic, I. Smon // IEEE Transactions on Power Systems, V.20, 2005. – №2 – P. 548 – 555.
66. Masters T. Advanced Algorithms For Neural Networks. A C++ Source-book New York / T. Masters – New York: Wiley, 1995. – 431 p.
67. Specht D. F. Probabilistic neural networks and the polynomial adaline as complementary techniques for classification / D. F. Specht // IEEE Trans. Neural Networks, Jan, 1990. – P. 111 – 121.
68. Specht D. F. Probabilistic neural networks / D. F. Specht // Neural Networks, V. 3, 1990. – P.109 – 118.
69. Specht D. F. Enhancements to the probabilistic neural networks / D. F. Specht // Proc IEEE Int Joint Conf. Neural Networks, 1992. – P.761 – 768.
70. Минаев Ю. Н. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе / Ю. Н. Минаев, О. Ю. Филимонова, Бенамеур Лиес. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003. – 205 с.
71. S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, MacMillan College Publishing Co., New York, 1994.
72. Бодянский Е. В. Ядерная самоорганизующаяся карта на основе радиально-базисной нейронной сети / Е. В. Бодянский, А. А. Дейнеко, Я. В. Куценко // Электротехнические и компьютерные системы. – 2015. – № 20. – С. 97–105.
73. Emergent Neural Networks Simulation System. [электронный ресурс]. URL: http://ski.clps.brown.edu/cogsim/Emergent_v5.3.2_manual.pdf.
74. Neural Network Toolbox. [электронный ресурс]. URL: https://matlab.ru/products/neural-network-toolbox/neural-network-toolbox_rus_web.pdf.
75. STATISTICA Automated Neural Networks. [электронный ресурс]. URL: <http://documentation.statsoft.com/STATISTICAHelp.aspx?path=SANN/Overview/SANNNeuralNetworksAnOverview>.
76. NeuroSolutions. [электронный ресурс]. URL: <http://www.neurosolutions.com/>.
77. Fast Artificial Neural Network Library. [электронный ресурс]. URL: <http://leenissen.dk/fann/wp/>.
78. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. - М.: Горячая линия -Телеком, 2006. - 452 с.; ил.

79. M. Riedmiller, H. Braun. "A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm". San Francisco, 1993. – p. 586-591. [Электронный ресурс]. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/916c/eefae4b11dad3ee754ce590381c568c90de.pdf> (дата обращения 19.10.2018).
80. Корн Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн. Москва: Наука, 1972. 830 с.
81. Ашихмин В. Н. Введение в математическое моделирование: учебное пособие / В. Н. Ашихмин [и др.]; под ред. П. В. Трусова. Москва: ЛОГОС, 2005. 440 с
82. Крючин О. В. Реализация параллельного алгоритма подбора активационных функций искусственной нейронной сети / О. В. Крючин, А. А. Арзамасцев. — ЭФТЖ — 2011. — т.6 — С.52— 61.
83. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с. — ISBN 5-93517-031-0.
84. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Уоссермен Ф.; пер. с англ. Ю. А. Зуев, В. А. Точенов. — М.: Мир, 1999. — 184с. — ISBN 5060040941.
85. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект: Учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений / Л. Н. Ясницкий. — Издательский центр «Академия», 2005. — 176 с. — ISBN 5-7695-1958-4.
86. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / С. Хайкин — М.: Вильямс, 2006 — 1104с. — ISBN 5-8459-0890-6.
87. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: пер. с польского / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.
88. Гилл Ф. Практическая оптимизация / Ф. Гилл, У. Мюррей, М. Райт; пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 509 с.
89. Горбійчук М. І. Ідентифікація статичних характеристик технологічних об'єктів на базі нейромереж / М. І. Горбійчук, М. І. Когутяк, Є. О. Ковалів // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2002. – № 9 (том 2). – С. 139 – 145.
90. Дьяконов В. П. Математические пакеты расширения MatLAB. Специальный справочник / В. П. Дьяконов, В. В. Круглов. – Питер, 2001. – 488 с.
91. М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко. Штучні нейронні мережі: обчислення // Праці Інституту математики НАН України. – Т50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.
92. Moody J, Darken C.J., Fast Learning In Networks of Locally Tuned Processing Units // Neural Computation, 1995.–vol.1.– P.281-294.

93. НПАОП 0.00-6.03-93 «Порядок опрацювання та затвердження власником нормативних актів про охорону праці, що діють на підприємстві»

94. НПАОП 0.00-4.12-05 «Типове положення про порядок проведення навчання і перевірки знань з питань охорони праці»

95. НАПБ Б.02.005-2003 «Типове положення про інструктажі, спеціальне навчання та перевірку знань з питань пожежної безпеки на підприємствах, в установах та організаціях України»

96. ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень»

97. ДСанПіН 3.3.2.007-98 «Правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин»

98. НПАОП 0.00.-1.28-10 «Правил охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин»

99. НАПБ Б.03.002-2007 «Норми визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою»

100. ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень»

101. ДСанПіН 2.2.7.029 «Гігієнічні вимоги щодо поводження з промисловими відходами та визначення їх класу небезпеки для здоров'я населення».

102. Методичні вказівки до виконання та захисту магістерської роботи за спеціальностями 122 "Комп'ютерні науки та інформаційні технології" (8.05010101 "Інформаційні управляючі системи та технології (за галузями)", 8.05010102 "Інформаційні технології проектування"), 123 "Комп'ютерна інженерія" (8.05010201 "Комп'ютерні системи та мережі", 8.05010202 "Системне програмування") (для студентів денної та заочної форм навчання) / Уклад.: Скарга-Бандурова І.С., Рязанцев О.І., Барбарук В.М., Щербакова М.Є. – Сєверодонецьк: Вид-во СНУ ім. В. Даля, 2016. – 80 с.

Додаток А. Знаходження межі між нормальними даними та передаварійними

```

% -----
% весь графік 1 - 0
P = [2 : 2: 200; 804.85 804.69 804.85 807.35 808.5 808.83 806.7 803.34 808.23 801.47 ...
800.55 798.25 798.19 803.19 798.58 801.92 803.73 803.82 800.71 804.82 ...
803.23 807.97 804.02 802.22 802.29 808.03 807.44 809.16 802.99 809.71 ...
799.68 805.98 807.98 810.56 804.66 802.69 807.45 803.52 808.71 801.88 ...
802.45 799.19 803.58 803.39 805.54 803.65 809.75 799.94 800.23 796.58 ...
805.01 805.07 805.16 805.3 805.47 805.94 805.69 806.23 806.57 806.94 ...
807.35 808.3 808.87 807.8 809.48 810.13 810.82 811.56 812.34 813.17 ...
814.05 815.6 814.86 816.21 817.04 817.97 818.84 819.41 821 822 ...
820.25 823.15 824.25 825.5 827 830.25 828.5 832 834 836 ...
838.25 840.5 845.5 843 847.75 850 852.75 855.5 858.75 862];
T = [1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...];
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0];
plotpv(P, T);
% створення лінійного нейрону с двома входами із інтервалу [-1, 1]
net = newpr([-1 1; -1 1], 1);
% одержання керуючої структури linehandle для зображення
% розділяючої лінії в координатах ваг (IW) і порога
% спрацьовування нейрона (b)
linehandle = plotpc (net.IW{1}, net.b{1});
% зображення розділяючої прямої
plotpc(net.IW{1}, net.b{1});
% очищення координатних осей
cla;
% зображення вхідних векторів двох категорій, категорія задається

```

```
% елементами вектора T  
plotpv(P, T);  
% одержання керуючої структури linehanctle  
linehandle = plotpc(net.IW{1}, net.b{1});  
% присвоєння початкового значення помилки  
E = 1;  
% ініціювання нейрона  
net = init (net);  
% одержання керуючої структури linehandle  
linehandle = plotpc (net.IW{1}, net.b{1});  
% організація циклу поки помилка не дорівнює 0  
while (mse(E))',  
% адаптація нейрона на навчальній вибірці <P, T>,  
% функція повертає адаптований нейрон net,  
% вихід Y, помилку E  
[net, Y, E] = adapt (net, P, T);  
% зображення розділяючої прямої нейрона після адаптації  
linehandle = plotpc(net.IW{1}, net.b{1}, linehandle);  
% очищення вікна графіків  
drawnow;  
% кінець циклу while  
end;  
% -----
```

СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ

Тема магістерської роботи:

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИТИЧНИХ СТАНІВ НЕБЕЗПЕЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ НЕЙПРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Виконав студент групи КН-17Дм

Рубан В. Р.

Науковий керівник

к.т.н., доц. Шумова Л. О.

Севєродонецьк 2019

Рисунок Б.1 – Слайд № 1

АКТУАЛЬНІСТЬ ПРОБЛЕМИ

Можливість своєчасного розпізнання критичної або передаварійної ситуації небезпечних процесів є важливим фактором ефективного керування такими процесами і має велику актуальність для недопущення аварійних зупинок. Питання безаварійного виконання технологічних процесів в хімічній промисловості вирішується за допомогою автоматизації процесів керування. Такі процеси розділяються на спостереження, збір, обробку, аналіз інформації з використанням математичних методів і засобів, які застосовуються в автоматизованих системах керування хіміко-технологічними процесами. Здатність виявлення передаварійного стану небезпечного процесу є особливо вагомим фактором безаварійного керування хімічним виробництвом, в якому задіяно великі маси та об'єми хімічних речовин.

Наслідки аварій небезпечних процесів, їх кількість і різноманітність є ознаками того, що автоматизація тільки процесів збору, обробки та зберігання інформації про технологічні процеси виявляється недостатньою для того, щоб персонал, який задіяний в виробничому процесі міг прийняти найефективніше рішення для попередження та запобігання аварійної ситуації. Виробництва підвищеного ризику, а хімічна промисловість є однією з таких, і в яких задіяні автоматизовані системи керування, потребують додаткових засобів інформаційної підтримки для задіяного персоналу. Проектування ефективних систем підтримки прийняття рішень, розробка засобів прогнозування відхилень технологічних параметрів, важливих для забезпечення безпеки, взаємодія цих параметрів з існуючими системами керування технологічними процесами виявляє актуальність теми дипломної роботи.

Рисунок Б.2 – Слайд № 2

МЕТА, ЗАВДАННЯ РОБОТИ:

Метою дослідження є підвищення оперативності прийняття рішень з управління небезпечними об'єктами в критичних ситуаціях.

Об'єктом дослідження є процеси створення та впровадження програмно-технічних комплексів для управління небезпечними процесами.

Предметом дослідження є інформаційні технології прогнозування критичних станів небезпечних процесів.

Завдання прогнозування динаміки різних показників зводиться до завдання прогнозування тимчасових рядів.

Виходячи з мети досліджень, поставлені такі **завдання**:

- провести аналіз сучасних інформаційних технологій підтримки прийняття рішень з управління небезпечними об'єктами у критичних ситуаціях;
- вибрати адекватні методи аналізу та перевірити передумови їх застосування;
- обрати програмні та математичні засоби, що реалізують ці методи;
- спроектувати інформаційну технологію підтримки прийняття рішень з управління небезпечними об'єктами у критичних ситуаціях на основі емпіричних даних засобами штучного інтелекту.

Рисунок Б.3 – Слайд № 3

МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ:

Для вирішення завдань класифікації та кластеризації даних доцільно використовувати ідеї, що покладені в основу радіально-базисних нейронних мереж (RBFN). Переважні **особливості RBFN** полягають в наступному:

- немає необхідності у великій кількості прихованих шарів, досить тільки одного прихованого шару;
- нейрони прихованого шару мають радіальний тип активаційної функції;
- вихідний шар складається з одного або декількох лінійних нейронів;
- на відміну від багатьох додатків, де працюють мережі з лінійними нейронами, RBF реалізують інші методи обробки даних, що забезпечує спрощення та прискорення навчання.

Реалізація побудованої моделі на додаток до класичних засобів утримання системи в рамках штатної ситуації дає особі, що приймає рішення, новий інструмент для запобігання виходу об'єкта в нештатну ситуацію, що підвищує безпеку потенційно небезпечного виробництва.

Використання нейронних мереж для прогнозування критичного стану контрольованого процесу є перспективною альтернативою (або доповненням) для традиційних методів дослідження. В силу своєї адаптивності одні і ті ж нейронні мережі можуть використовуватися для аналізу декількох параметрів.

Рисунок Б.4 – Слайд № 4

МЕТОДИ ОЦІНКИ НЕБЕЗПЕКИ НА ПОТЕНЦІЙНО-НЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТАХ

Метод «дерева відмов».

Метод «дерева подій».

Метод Hazard and Operability Study (HAZOP).

Методи Fault Trees і MOPHA.

Метод потенційних відхилень.

В Україні для оцінки ризику на об'єктах підвищеної небезпеки використовується **методика**, яка дозволяє аналізувати небезпеки та умови і ризик їх виникнення, імовірність розвитку аварій та наслідків. Ця методика застосовує окремі методи: **«дерево відмов», аналіз видів і наслідків відмов, аналіз експлуатаційної небезпеки (HAZOP), експертні оцінки імовірності виникнення події, обробка статистичних даних про аварійність технологічної системи на об'єктах підвищеної небезпеки.**

Рисунок Б.5 – Слайд № 5

КЛАСИФІКАЦІЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

Існує три категорії методів:

- неформальні;

- кількісні;

- якісні.

Неформальні методи в своїй основі покладаються на різні джерела збору інформації, аналіз зовнішнього середовища.

Кількісні методи застосовують тоді, коли діяльність у минулому має певну тенденцію, яка може бути продовжена в майбутньому і коли інформації достатньо для формування достовірних тенденцій або залежностей. В свою чергу, можна виділити наступні методи кількісного прогнозування:

- аналіз часових рядів;

- причинно-наслідкове моделювання.

Аналіз часових рядів використовується у випадку, коли події минулого є підставою для планування майбутнього.

Причинно-наслідкове прогнозування використовує кореляцію. Це дослідження статистичних даних зі спробою прогнозування подій, які можуть відбутися в подібних ситуаціях.

Якісні методи полягають в довірі до висновків експертів.

На сьогоднішній день найпоширенішими моделями прогнозування є **авторегресійні моделі (ARIMAX)**, а також **нейро-мережеві моделі (ANN)**.

У більшості комбінацій моделі на основі ANN застосовуються для рішення завдання кластеризації, а далі для кожного кластера будується окрема модель прогнозування на основі ARIMA, GA, нечіткої логіки й ін. Застосування комбінованих моделей, що виконують попередню кластеризацію й наступне прогнозування усередині певного кластера, є найбільш перспективним напрямком розвитку моделей прогнозування.

Рисунок Б.6 – Слайд № 6

ОСНОВИ ПОБУДОВИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

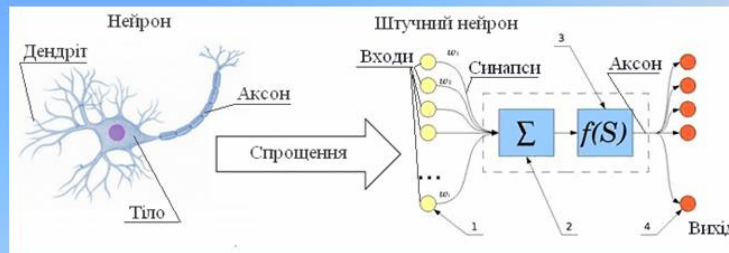


Схема нейрон - штучний нейрон
 1 – Сусідні нейрони, вихідні сигнали яких надходять на вхід даному нейрону;
 2 - Суматор вхідних сигналів;
 3 - Обчислювач передатної функції;
 4 - Нейрони, на входи яких подається вихідний сигнал даного нейрона;
 ω_i — ваги вхідних сигналів (синапси).

Схема біологічна нейронна мережа - штучна нейронна мережа

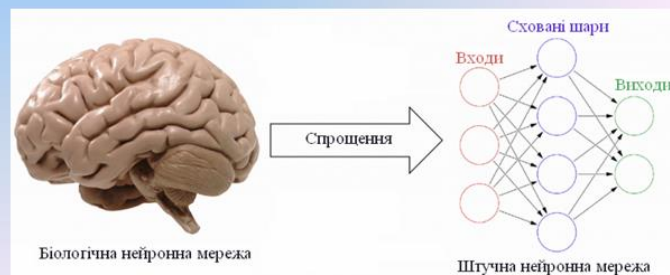


Рисунок Б.7 – Слайд № 7

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ШНМ

Модель нейрона можна описати наступними рівняннями

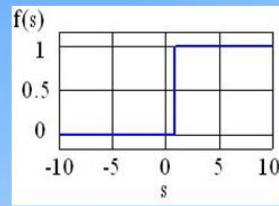
$$U(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z(t-i) + b,$$

$$Z(t) = \varphi(U(t))$$

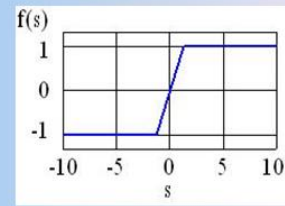
- $Z(t-1), \dots, Z(t-m)$ **вхідні сигнали;**
- ω_i **синаптичні ваги нейрона;**
- b **пори́г;**
- $\varphi(U(t))$ **функція активації.**

Рисунок Б.8 – Слайд № 8

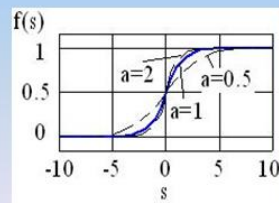
МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ШНМ ФУНКЦІІ АКТИВАЦІЇ



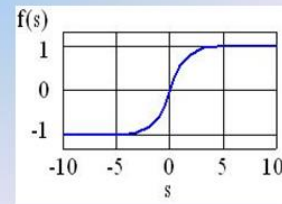
Функція активації Хевісайда
(функція одиничного стрибка)



Лінійна функція активації з насиченням



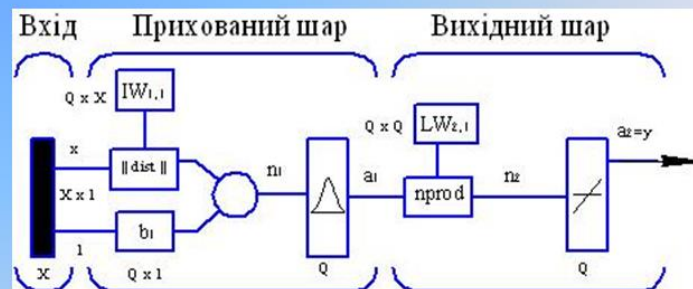
Сигмоїдальна логістична функція



Сигмоїдальна функція гіперболічний тангенс

Рисунок Б.9 – Слайд № 9

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ШНМ



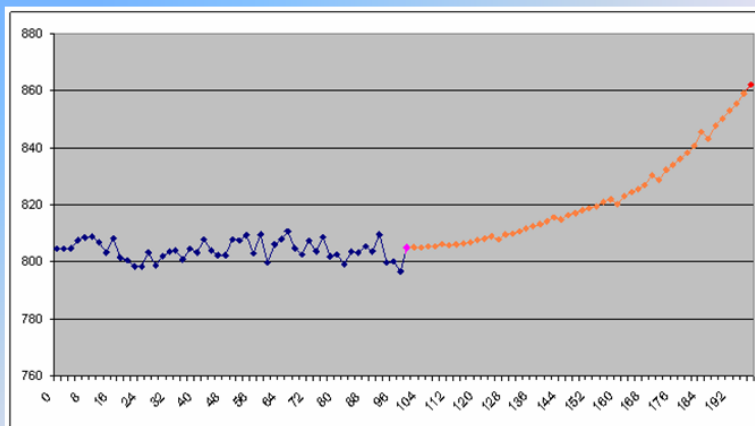
Структура нейромережі для апроксимації результатів експериментальних досліджень

$$y = \text{purelin}(\text{normprod}(LW_{2,1}, \text{radbas}(\|IW_{1,1} - \bar{x}\| \cdot \bar{b}^1)))$$

Модель нейромережі в середовищі MatLAB

Рисунок Б.10 – Слайд № 10

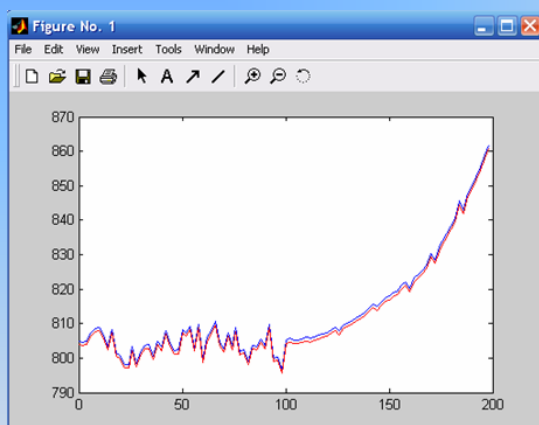
ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ДАНИХ НЕБЕЗПЕЧНОГО ПРОЦЕСУ



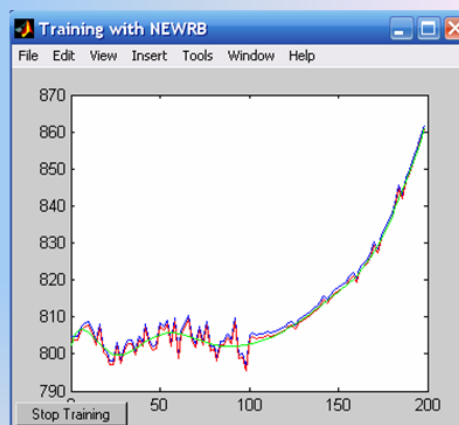
Часовий ряд, що досліджується
нормальний - процес близький до стаціонарного, фрагмент синього кольору; небезпечний -
передаварійна тенденція, фрагмент оранжевого кольору

Рисунок Б.11 – Слайд № 11

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ДАНИХ НЕБЕЗПЕЧНОГО ПРОЦЕСУ



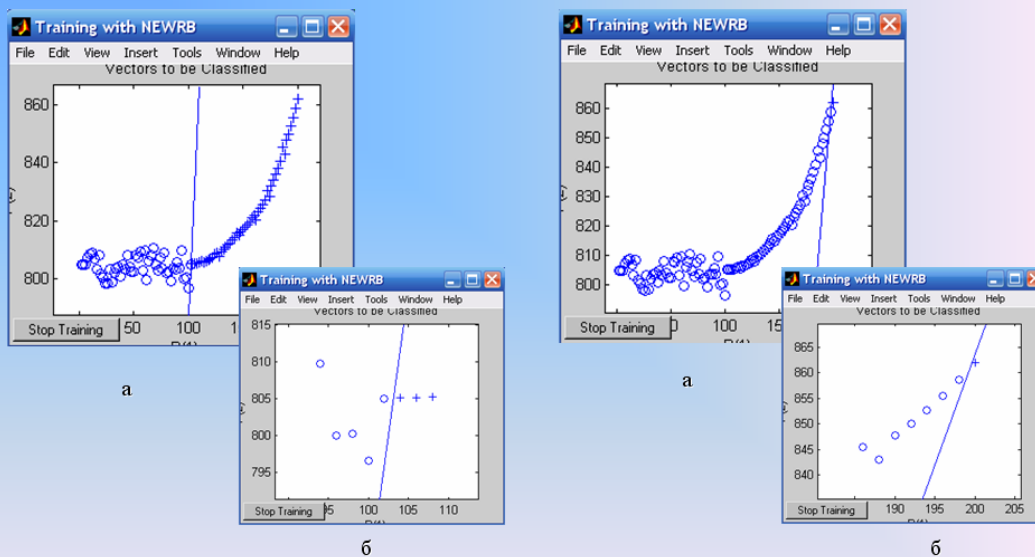
Залежності на основі експериментальних
даних та навчання нейронної мережі



Апроксимація прогнозованих даних

Рисунок Б.12 – Слайд № 12

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ДАНИХ НЕБЕЗПЕЧНОГО ПРОЦЕСУ

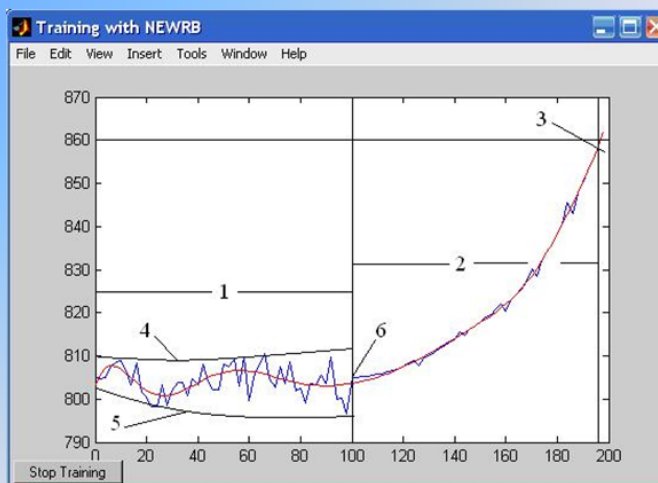


Межа між кластерами безпечних та
передаварійних даних
а – весь діапазон; б – межа у наближенні

Відокремлення кластеру аварійних даних
а – весь діапазон; б – межа у наближенні

Рисунок Б.13 – Слайд № 13

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ДАНИХ НЕБЕЗПЕЧНОГО ПРОЦЕСУ



Кластери

1 – область нормальних значень; 2 – область небезпечних значень; 3 – область аварійних значень; 4 – верхня межа нормальних значень; 5 – нижня межа нормальних значень; 6 – початок області небезпечних значень.

Рисунок Б.14 – Слайд № 14

ВИСНОВКИ

Метою магістерської роботи було застосування інформаційних технологій прогнозування критичних станів небезпечних процесів на основі нейромережевого моделювання.

Проведено аналітичний огляд літератури застосування методів та методик дослідження виникнення критичних ситуацій небезпечних процесів. Аналіз існуючих методологічних підходів до вирішення проблеми оцінки небезпеки об'єктів промисловості показав, що на сьогодні не існує чітко сформульованої та ефективної комплексної методики оцінки ризику виникнення аварій та інших небезпечних ситуацій, тому питання розробки такої методологічної бази є актуальним та потребує подальших досліджень.

Штучні нейронні мережі на основі радіально-симетричних (радіально-базисних) функцій можуть використатися для рішення широкого кола завдань, серед яких найбільш часті - апроксимація, класифікація й кластеризація даних.

Особливо слід зазначити той факт, що ефективне рішення завдання прогнозування можливо тільки в тому випадку, якщо нейронна мережа навчається на великому обсязі даних. У випадку малорозмірної або неякісної навчальної вибірки навіть найкращий алгоритм не дасть задовільного результату, оскільки без повноцінного набору даних нейро-мережа принципово не здатна навчитися.

Було представлено математичну модель на основі використання штучної нейронної мережі. Її застосування дозволило побудувати прогнозований ряд досліджуваних експериментальних даних програмними засобами. В якості програмного середовища для дослідження прогнозування критичних станів небезпечних процесів із застосуванням штучних нейронних мереж було обрано програмний симулятор *Neural Network Toolbox* - пакет, що входить до складу комплексної системи MATLAB.

Застосувавши штучну нейронну мережу у якості елемента сучасної інформаційної технології, було доведено, що за її допомогою можливо прогнозувати послідовності експериментальних даних, як часових рядів.

В результаті проведеної роботи було зроблено аналіз умов праці, шкідливих та небезпечних чинників, з якими стикається робітник. Приведені рекомендації щодо організації робочого місця, а також важливу інформацію щодо пожежної та електробезпеки, а також визначені основні екологічні аспекти впливу на навколишнє природне середовище та зазначені заходи щодо поводження з ними.

Рисунок Б.15 – Слайд № 15