Міністерство освіти і науки України

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп’ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра Автоматизації проектування обчислювальної техніки
(повна назва)

А Т Е С Т А Ц І Й Н А Р О Б О Т А

П о я с н ю в а л ь н а з а п и с к а

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Нейронна мережа прогнозу відмов комп'ютерного обладнання
(тема)

Виконав:
студент II курсу, групи СКСм-19-1
Карєліна К.І.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність
123 – Комп’ютерна інженерія
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Спеціалізовані комп’ютерні системи
(повна назва освітньої програми)

Керівник: Ст. викл. Рожнова Т.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри АПОТ _____ Чумаченко С.В.
(підпис) (прізвище, ініціали)

2020 р

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп’ютерної інженерії та управління

Кафедра Автоматизації проектування обчислювальної техніки

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 – Комп’ютерна інженерія
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Спеціалізовані комп’ютерні системи
(повна назва)

Зав.
кафедри _____
(підпис)

2 р
____ _____ 0 __ .

ЗАВДАННЯ
НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Карєліній К
(прізвищ

1. Тема роботи Нейронна мережа прогнозу відмов комп'ютерного обладнання

затверджена наказом“ 30 ” _____

2. Термін подання 23

3. Вихідні дані до Таблиця статистичних даних з відмов КС
для побудови векторів вхідних параметрів НМ

4. Перелік питань, що
Аналіз предметної області і постановка задачі
Ааналіз різних підходів до навчання НМ;
Аналіз алгоритмів навчання та методів навчання;
Провести експериментальні дослідження на основі програмної моделі;
Висновки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій 18слайдів у форматі .pptx

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної області	15.09.2020	
2	Аналіз джерел з проблематики	30.09.2020	
3	Аналіз різних підходів до навчання НМ	25.10.2020	
4	Формування вектору вхідних параметрів	15.11.2020	
5	Проведення експериментальних досліджень	30.11.2020	
6	Оформлення атестаційної роботи	05.12.2020	
7	Попередній захист	15.12.2020	
8	Подання роботи на рецензування	21.12.2020	
9	Захист атестаційної роботи	23.12.2020	

Дата видачі завдання 03 вересня 2020 р.

Студент тудент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ К.т.н., ст.викл. Рожнова Т.Г.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка атестаційної роботи: 59 с., 26 рис., 8 табл., 4 дод., 21 джерел.

НЕЙРОННА МЕРЕЖА, КОМПЬЮТЕРНЕ ОБЛАДНАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ ВІДМОВИ

Об’єкт дослідження – процес тренування нейронної мережі.

Мета роботи – дослідження проблематики непередбачених відмов комп’ютерного обладнання. Вибір та оптимізація вхідних параметрів при побудові нейронної мережі прогнозування відмов обладнання комп’ютерної системи.

У роботі проаналізовано проблеми працездатності комп’ютерного обладнання. На основі аналізу факторів, що впливають на надійність КМ та важливості постійного справного стану комп’ютерного обладнання виявлена необхідність прогнозування відмов комп’ютерного обладнання. Досліджено та проаналізовано існуючі нейронні мережі, та представлено алгоритми, за якими проводяться навчання нейронної мережі.

Наукова новизна: В атестаційній роботі на основі аналізу функціонування комп’ютерних систем сформульовано та розраховано вектори вхідних параметрів нейронної мережі прогнозування відмов обладнання комп’ютерних систем.

Практична значимість: на основі дослідження різних методів тренування нейронних мереж та на основі навчальної вибірки запропоновано оптимальну топологію мережі прогнозування відмов комп’ютерного обладнання СКС.

ABSTRACT

Master's thesis: 59 pages, 26 figures, 8 tables, 4 appendixes, 21 sources.

NEURAL NETWORK, COMPUTER EQUIPEMENT FAILURE, FAILURE PREDICTION

The object of research is the process of neural network training.

The purpose of the work is to study the problem of unforeseen failures of computer equipment. Selection and optimization of the input parameters when building a neural network for prediction of the computer equipment failure. The paper analyzes the problems of computer equipment performance. Based on the analysis of the factors influencing the reliability of computer networks and the importance of the constant condition of computer equipment, the need for the failure prediction for computer equipment has been identified. The existing neural networks are researched and analyzed, and the algorithms according to which the neural network is trained are presented.

Scientific novelty: In the attestation work based on the analysis of the functioning of computer systems the vectors of input parameters of a neural network of forecasting of failures of the equipment of computer systems are formulated and calculated. Practical significance: based on the research of various methods of training of neural networks and based on educational sample the optimum topology of a network of forecasting of failures of the computer equipment of specialized computer systems is offered.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ…… 8
ВСТУП…… 9
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ 10
1.1 Нейронні мережі …….. 10
1.2 Основні моделі і методи з використанням штучного інтеллекту…… 12
1.3 Методи (алгоритми) інтелектуальних обчислень……. 13
1.4 Математична модель нейрона…… 14
1.4 Апаратні і програмні засоби реалізації алгоритмів НМ……. 14
1.5 Постановка завдання…… 15
2 ІСНУЮЧІ ПІДХОДИ ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ВІДМОВ КОМ’ПЮТЕРНОГО ОБЛАДНАННЯ…… 17
2.1 Технічна експлуатація за станом…… 17
2.2 Контроль надійності…… 19
2.3 Прогнозування як метод попередження відмов…….. 20
3 НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ 22

ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДІЙ……..
3.1 Основні поняття нейронної мережі…… … 22
3.2 Модель нейрона …… …… 23
3.3 Класифікація нейронних мереж…… …….. 22
3.4 Типи функцій активації…… …… 26
3.5 Переваги нейронних мереж…… ……. 28
4 СЕЛЕКЦІЯ ВЕКТОРУ ВХІДНИХ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ…… ……. 30
4.1 Фактори, що впливають на комп’ютерне обладнання…… 30
4.2 Формування вектору вхідних параметрів…… … 31
4.3 Програмна реалізація нейронної мережі…….. 42
4.4 Моделювання НМ…… ……... 48
ВИСНОВКИ …… …… 56
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ ……. 58
ДОДАТОК А …… …… 60
ДАТОК Б …… ……... 63
ДОДАТОК В …… 72

8

.....

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ

ЖЦ – Життєвий цикл

ІТС – Інженерно- технічний склад

КО – Комп'ютерне обладнання

НМ – Нейронна мережа

СКВ – Середнє квадратичне відхилення

СКС – Спеціалізовані комп’ютерні системи

ОУ – Об’єкт управління

ТЕ – Технічна експлуатація;

ТО – Технічне обслуговування

ЕОМ – Електронна обчислювальна машина

ВСТУП

Одним з прогресивних напрямків розробки сучасних спеціалізованих комп’ютерних систем (СКС) є створення нових і вдосконалення існуючих засобів обчислювальної техніки, що широко використовують при вирішенні найрізноманітніших завдань. Структура таких систем містить комп’ютерних компонентів, що повинні працювати злагоджено та, бажано, без відмов. Необхідність визначення технічного стану компонентів системи в процесі експлуатації з метою підтримання справності та готовності до застосування, значно зростає в залежності від часу експлуатації спеціалізованної компютерної системи.

Ефективне функціонування СКС (збір, обробка та передача інформації) передбачає безвідмовну роботу кожної складової системи і комп’ютерної мережі в цілому. Враховуючі обмежені можливості державного сектору, щодо закупівлі нового комп’ютерного обладнання, існує необхідність аналізу та своєчасного попередження виходу з ладу компонентів комп’ютерної системи. Існуючи підходи щодо прогнозування відмов комп’ютерних систем пов’язані з аналізом статистичних даних та метриками вірогідності. Можливим альтернативним способом контрою працездатності обладнання є використання нейронних мереж [1-3].

За допомогою штучних нейронних мереж (neural networks) можна розв'язати чи не всі задачі, які розв'язуються іншими методами. Таке концептуальне твердження є насправді підґрунтям того значного інтересу, який спостерігається сьогодні як в Україні, так і у світі до вивчення теорії та практики нейромереж.

Позитивні відповіді на питання про "універсальність" парадигм, які реалізовано у нейронних мережах поряд із сприйняттям та вивченням концептуальних ідей, що у них реалізовано, необхідно вказати на проблеми,

які супроводжують процеси застосування нейромереж для розв'язання практичних задач.

На користь використання нейромереж свідчать наступні їх властивості:

– наслідування певних механізмів роботи людського мозку;

– можливість універсальної апроксимації будь-яких неперервних залежностей;

– здатність до відновлення інформації при руйнуванні чи вилученні деякої частини нейромережі;

– паралельна обробка інформації.

До недоліків нейромереж відносять:

– відсутність чіткої теорії та механізмів інтерпретації функціонування і результатів роботи;

– низька швидкість навчання та необхідність розробки алгоритмів уникнення „паралічу", перенавчання та потрапляння у локальні оптимуми;

– необхідність вибору нейромережних парадигм та розробки відповідної формалізації для розв'язування задач.

Тому використання нейронної мережі для прогнозування відмов комп'ютерного обладнання під час експлуатації СКС є актуальною задачею і в атестаційній роботі розглядатимуться питання пов’язані з використанням нейронної мережі для прогнозування відмов комп'ютерного обладнання.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

1.1 Нейронні мережі

Із різних способів розширення аналітичних можливостей людини найбільш ефективними для дослідження завдань, що не мають загальновизнаного алгоритму розв’язання, є використання нейронних мереж, або нейромережевих технологій. Нейромережеві технології не вимагають програмування, а передбачають роботу з навчання нейронної мережі на спеціально підібраних прикладах.

Основною функцією навчання нейромережі, що відтворює роботу мозку і асоціативне мислення є впізнавання, вміння визначати схожість і відмінності. На етапі навчання формуються основні відносини між вхідними параметрами і оформляються в незримі таблиці-образи. Ці сформовані таблиці будуть використовуватися для розв’язання задач на НМ.

Вперше світ дізнався про машинне навчання та нейронні мережі завдяки Гугл, це він вперше запровадив програму, що була здатна запам’ятовувати, аналізувати та відтворювати інформацію.

Нейрон – це закінчений елемент програмного коду, що формує нейронну сітку. Кожний нейрон сприймає вхідні дані, опрацьовує їх, та передає далі за допомогою синапсу. Тож нейрон – це базова одиниця штучного інтелекту. Нейронна мережа є комп’ютерною реалізацією самого мозоку людини.

Розвиток інтернету та процеси глобалізації сприяли тому, що з’явилося дуже багато інформації, опрацювати яку самотужки людина фізично не в змозі. Нейронні мережі знайшли застосування для розв’язання різноманітних задач:

– аналізі та класифікування даних за заданими параметрами;

– формування аналітичних прогнозів, керуючись вхідною інформацією;

– порівняння та розпізнавання ідентичних даних, наприклад, використовується в системах безпеки аеропортів. Виконується це шляхом фіксації обличчя людей, та порівняння їх із базою злочинців. Функція Google з пошуку схожого зображення – достатньо завантажити фото і система знайде усі схожі картинки.

Слід сказати ще про поняття : нейронна мережа та штучний інтелект, це хоча і схожі, але таки різні терміни.

Нейронні мережі мають модулярну систему, де обчислення виконуються на основі встановлених правил. Система вчиться аналізувати лише конкретні дані та підходить для вирішення тільки однієї чітко сформованої задачі. Добре розвинена та добре навчена, за адекватно сформульованою задачею, нейронна мережа легко замінить штатного аналітика, але лише в межах одного діапазону даних.

Штучний інтелект – це здатність комп'ютера самостійно створювати та навчати нейронні мережі.

Складність вирішення задачі використання нейронної мережі в першу чергу пов'язана з необхідністю побудови адекватної моделі мережі [10]. Проблематика побудови топології нейронної мережі прогнозування пов'язана з необхідністю селекції значимих факторів, які впливають на обладнання в процесі експлуатації. Іншим обмеженням при застосуванні нейронної мережі є необхідність збору і аналізу даних для формування навчальної вибірки.

1.2 Основні моделі та методи з використанням штучного інтелекту

Основні моделі і методи технологій обчислень, з використанням штучного інтеллекту э методи знаходження знань в інформаційному сховищі Розглянемо основні види методів, що використовуються для знаходження нового знання на основі даних інформаційного сховища.

Результат моделювання – це виявлення типу відношень у даних. Можна визначити шість методів виявлення та аналізу знань:

– класифікація;

– регресія;

– прогнозування тимчасових послідовностей (рядів);

– кластерізація;

– асоціація,

– послідовність.

Перші три методи використовуються головним чином для прогнозування, останні зручні для опису існуючих закономірностей у даних .

Класифікація – це найпоширеніша модель інтелектуального аналізу даних. З її допомогою виявляються ознаки, що характеризують групу, до якої належить той або інший об'єкт. Це робиться за допомогою аналізу вже класифікованих об'єктів і формулювання деякого набору правил [11,12].

Якщо можна побудувати математичну модель та знайти прототипи, що адекватно відображають цю динаміку, є ймовірність, що з їх допомогою можна прогнозувати поводження системи в майбутньому .

Кластерізація відрізняється від класифікації тим, що класи заздалегідь не задані і за допомогою моделі кластерізації засобу інтелектуальних обчислень самостійно створюють однорідні групи даних.

Асоціація сприяє здійснювати аналіз структур і застосовується, коли кілька подій зв'язані між собою (транзакції) [11,13]. .

1.3 Методи (алгоритми) інтелектуальних обчислень

Можна визначити такі методи інтелектуальних обчислень:

– нейроні мережі;

– дерева рішень;

– системи розміркувань на основі аналогічних випадків;

– алгоритми визначення асоціацій і послідовностей;

– нечітка логіка;

– генетичні алгоритми;

– еволюційне програмування;

– візуалізація даних.

Нейроні мережі – це такі системи, що мають таку архітектуру використовування якої дозволяє умовно імітувати роботу нейронів мозку людини.

1.4 Математична модель нейрона

Математична модель нейрона представляє собою деякий універсальний нелінійний елемент із можливістю широкої зміни і настроювання його характеристик (параметрів).

Нейроні мережі являють собою сукупність зв'язаних між собою шарів нейронів, що одержують вхідні дані, здійснюють їх обробку і генерують результат, який видають на виході. Між вузлами видимих вхідного і вихідного шарів може знаходитися визначене число схованих шарів. Нейроні мережі реалізують непрозорий процес. Це означає, що побудована модель, як правило, не має чіткої інтерпретації [12,17].

Багато пакетів комп'ютерних програм, що реалізують алгоритми нейроних мереж, застосовуються в сфері обробки комерційної інформації, при розпізнаванні образів, розшифровки рукописного тексту, інтерпретації кардіограм.

1.4 Апаратні і програмні засоби реалізації алгоритмів НМ

Апаратні і програмні засоби реалізації алгоритмів нейромереж називають нейрокомп’ютером

Нейрокомп’ютери забезпечують використання існуючих методів для розв’язання багатьох оригінальних задач. І неважливо, що спеціалізована

обчислювальна машина дозволяє краще вирішувати один клас задач. Важливіше, що один нейрокомп’ютер розв’яже цю задачу і будь яку іншу, і не треба щораз проектувати і створювати спеціалізовану ЕОМ, нейрокомп’ютер зробить усе сам. Замість програмування – навчання. Нейрокомп’ютер учиться, потрібно лише сформувати навчальні множини. Робота програміста заміняється новою роботою вчителя. Програміст указує машині всі послідовності виконання роботи, а вчитель створює "навчальне середовище", до якого пристосовується нейрокомп’ютер. З'являються нові можливості для роботи.

Нейрокомп’ютери ефективні там, де потрібний аналог людського способу мислення (інтуїції), зокрема, для розпізнавання образів, читання рукописних текстів, підготовки аналітичних прогнозів і т.п. Саме для таких задач звичайно важко скласти явний алгоритм.

Нейроні мережі дозволяють створити ефективне програмне і математичне забезпечення для комп'ютерів з високим ступенем розпаралелювання обробки, обчислень.

1.5 Постановка завдання

Мета атестаційної роботи – розробка нейронної мережі прогнозу відмов комп'ютерного обладнання.

Для досягнення цієї мети, а саме розробки нейронної мережі прогнозу відмов комп'ютерного обладнання, необхідно розв’язати такі завдання:

– на основі аналізу функціонування НМ сформулювати основні переваги, визначити фактори, що вливають на напрацювання та розраховувати вектори вхідних параметрів нейронної мережі;

– провести аналіз різних підходів до навчання НМ;

– обрати алгоритм навчання та метод навчання;

– провести експериментальні дослідження на основі програмної моделі при навчанні нейронної мережі з реальними значеннями векторів вхідних параметрів.

2 ІСНУЮЧІ ПІДХОДИ ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ВІДМОВ КОМ’ПЮТЕРНОГО ОБЛАДНАННЯ

2.1 Технічна експлуатація за станом

Постійна готовність комп’ютерного обладнання є найважливішим показником технічної досконалості СКС. Досягнення високого рівня цього показника багато в чому залежить від надійності елементної бази компонентів обчислювальної техніки, забезпечення якої здійснюється на всіх етапах проектування, виробництва і експлуатації компонентів комп’ютерного обладнання [2].

Об'єктом управління є:

– набір компонентів комп’ютерного обладнання СКС.

Керованими параметрами стану КО:

– параметр потоку відмов;

– коефіцієнт готовності до роботи.

КО переходить від стану до стану природним шляхом без стримуючих умов, поки не досягне стану відмови. Однак можна регулювати поведінку обладнання шляхом вибору певних заходів у кожному моменті прийняття рішення [17,19].

До цих заходів відносяться:

– огляд комп’ютерного обладнання;

– різні види ремонту комп’ютерного обладнання;

– заміна вузлів і елементів, та інші заходи, які ведуть до відновлення комп’ютерного обладнання.

Якщо комп’ютерне обладнання складається з декількох частин, то по кожній частині повинні бути вжиті певні заходи, причому вибір заходів для однієї частини може залежати іноді від стану однієї або декількох інших частин обладнання комп’ютерної системи [19].

Необхідність визначення технічного стану КО спеціалізованної компютерної системи в процесі експлуатації з метою підтримання її справності під час роботи, значно зростає у зв’язку з вичерпанням календарних термінів експлуатації компонентів обладнання СКС та обмеженням фінансових і часових можливостей виконання ремонтів.

Перехід на експлуатацію за технічним станом у свою чергу передбачає вирішення [3] широкого кола наукових та практичних завдань, серед яких є удосконалення методів та засобів контролю технічного стану СКС та компонентів обладнання, що її складають.

Експлуатацію КО за технічним станом поділяють на експлуатацію до відмови і експлуатацію до передвідмовного стану [3,13].

Своєчасне визначення моменту досягнення граничного стану здійснюють:

– під час експлуатації до відмови шляхом контролю працездатності та оцінювання надійності елементів СКС;

– під час експлуатації до передвідмовного стану шляхом контролю, оцінювання та прогнозування технічного стану елементів СКС.

Відомо, що ознаками технічного стану системи можуть бути [2]:

– значення наробітку або терміну служби;

– значення відповідних діагностичних параметрів;

– значення показників надійності (безвідмовності).

Основною метою впровадження методів технічної експлуатації за станом комп’ютерної техніки є скорочення експлуатаційних витрат при максимальному використанні працездатного обладнання, при цьому забезпечується:

– виявленням і усуненням несправностей компонентів до настання відмов;

– обмеженням ресурсів і термінів служби компонентів до першого ремонту, в межах яких забезпечується з високою ймовірністю безвідмовність компоненту;

– забезпеченням при проектуванні і на етапі експлуатації роботи функціонального і структурного резерву компонента, який дозволяє зберегти працездатність, тобто функціональність КО при відмові окремих його компонентів.

2.2 Контроль надійності

Структура СКС передбачає використання відповідного діагностичного обладнання в умовах експлуатації тільки для обмеженої кількості компонентів КО, що призводить до необхідності використання результатів статистичного контролю надійності.

Основною метою контролю надійності в умовах експлуатації є своєчасне виявлення моментів виникнення деградаційних процесів, що обумовлено дією різноманітних факторів. Моменти початку процесів деградації є випадковими та індивідуальними для кожного типу компонентів КО, що вносить певну долю невизначеності стосовно термінів безпечної та ефективної експлуатації [14,15].

Контроль надійності (безвідмовності) передбачає використання деякого нормативного значення (допуску) відповідного показника, що, у свою чергу, доцільно визначати за результатами прогнозування. Практика експлуатації [4] окремих типів компонентів СКС свідчить про невідповідність прийнятого підходу до контролю рівня надійності умовам експлуатації. Підхід, що існує, засновано на порівняльному аналізі експлуатаційних даних про відмови та несправності з відповідними даними за попередні періоди експлуатації.

Отже, можна зробити висновок:

1) актуально знайти метод виявлення відмови ще до того, як компоненти КО вийдуть з ладу;

2) потрібно прогнозувати можливі варіанти відмови компонентів КО.

2.3 Прогнозування як метод попередження відмов

Важливим елементом, який міг би попередити про відмови є прогнозування, тобто виконання розрахунків, які показують розрахунковий середній наробіток до відмови.

Цей метод дозволить забезпечити безвідмовність компонентів за рахунок раннього, до настання відмови виявлення пошкоджень (дефектів) і підвищити економічну ефективність експлуатації шляхом максимального використання працездатності кожного компоненту системи [18].

Суть прогнозування полягає в передбаченні стану СКС на майбутній період експлуатації за статистичними даними контролю її стану за минулий час експлуатації [2].

Прогнозування здійснюється по одному або декілька визначальним параметрам стану СКС:

– результати експлуатації СКС в цілому та окремих її компонентів ;

– стан параметрів, які отримані в процесі регламентних та періодичних робіт;

– параметри, які записуються в системах реєстрації даних.

Таким чином, в СКС прогнозування займає особливу роль і має ряд переваг:

– можливість запобігання відмовам обладнання СКС в цілому та окремих її компонентів;

– зменшення часу на ремонт СКС;

– можливість грамотної експлуатації СКС і впевненість у відсутності відмови в період якогось часу при виконанні важливих обчислень.

Висновок до розділу

Проведено аналіз існуючих підходів до прогнозування відмов КО СКС. Приділено увагу щодо оптимізації процесів, в основному, у вигляді зниження

відмов комп’ютерного обладнання. З проведеного аналізу можна зробити висновок, що зниження кількості відмов можна досягти за рахунок удосконаленням елементної бази, але даний підхід обумовлюється економічними затратами на виготовлення компонентів СКС.

Пропонується використовувати математичний підхід для попередження відмов комп’ютерного обладнання СКС, що передбачає можливість використання нейронної мережі, як метод прогнозування відмов.

3 НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДІЙ

Як було раніше сказано, нейронні мережі є одним з найбільш поширених методів прогнозування.

З нейронної теорії про функції нервових клітин нам про структуру і функцію нервових клітин. Центральна нервова система координує діяльність усіх органів і систем, забезпечує ефективне пристосування організму до змін зовнішнього середовища, формує цілеспрямовану поведінку. Ці складні і життєвонеобхідні завдання вирішуються за допомогою нервових клітин (нейронів), які спеціалізуються на сприйнятті, опрацюванні, зберіганні та передачі інформації. Нейрони через своєрідні контакти (синапси) об'єднуються в специфічно організовані нейронні ланцюги і центри, що складають різні функціональні системи мозку. У людини кількість нейронів досягає 5-9×1011. При цьому кількість синаптичних контактів між нейронами наближається до астрономічної цифри – 1015-1016 [10,12].

3.1 Основні поняття нейронної мережі

Нейронна мережа – сукупність елементів, які поєднані між собою та зовнішнім середовищем зв’язками, які характеризуються ваговими коефіцієнтами (рис. 3.1) [5].

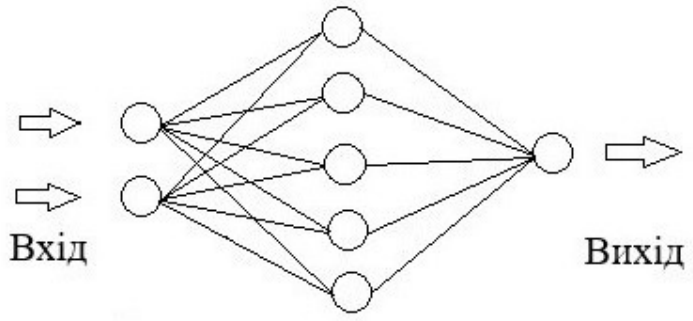

Рисунок 3.1 – Загальний вигляд нейронної мережі

3.2 Модель нейрона

Нейрон – це розрахункова одиниця, яка отримує інформацію, виконує над нею прості розрахунки та передає її далі. Він поділяється на три основних типи:

– вхідний;

– прихований;

– вихідний.

У кожного з нейронів є два основних параметра: вхідні та вихідні данні. У випадку вхідного нейрона вхідна інформація дорівнює вихідній. У інших випадках вхідна інформація дорівнює сумарній інформації всіх нейронів з попереднього шару, після чого, вона нормалізується за допомогою функції активації та перетворюється у вихідну [13,14].

Нейрони оперують числами в діапазоні [0,1] або [-1,1]. Щоб обробляти числа, які виходять з даного діапазону потрібно поділити 1 на це число. Цей процес має назву нормалізація.

На рисунку 3.2 показано схему моделі нейрона, а також на схемі виділено три основні елементи нейрона.

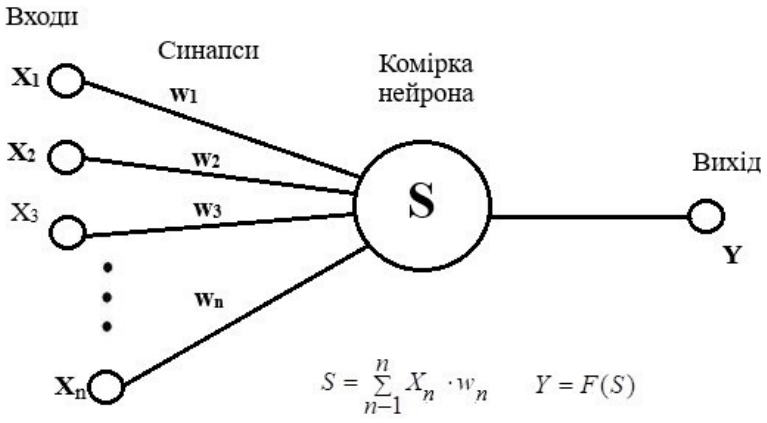

Рисунок 3.2 – Блок-схема моделі нейрона

На блок-схемі моделі нейрона (рис. 3.2), можливо виділити три основні елементи [5]:

1) синапс (synapsis – з'єднання), то є структура, яка дозволяє нейрону (нервовій клітині) проводити електричний або хімічний сигнал в іншу клітину (нервову, м'язову, тощо), це зв'язок між двома нейронами. У синапсів є єдиний параметр – вага. Завдяки їй вхідна інформація змінюється, коли передається від одного нейрона до іншого;

2) суматор – складає вхідні сигнали, зважені відносно відповідних синапсів нейрона;

3) функція активації – це спосіб нормалізації вхідних даних. Тобто, якщо на вході буде велике число, пропустивши його через функцію активації, отримується вихід в потрібному діапазоні.

Також, в цю модель може бути включений порогів елемент, який відповідає за збільшення чи зменшення вхідного сигналу [3,4].

Кожен нейрон характеризується своїм поточним станом (збудженим або загальмованим) за аналогією з нервовими клітинами головного мозку.

3.3 Класифікація нейронних мереж

Існують різні варіанти класифікацій НМ із безліччю елементів. Визначивши головні – представимо свій варіант класифікації рисунок 3.3.

Розглянемо детальніше елементи, що відображено на рисунку 3.3:

1) нейронні мережі поділяються на одношарові та багатошарові:

– в одношарових нейронних мережах сигнали з вхідного шару відразу подаються на вихідний шар. Він проводить необхідні обчислення, результати яких відразу подаються на виходи;

– багатошарові нейронні мережі крім вхідного і вихідного шарів нейронів, характеризуються ще і прихованим шаром (шарами);

2) за типом зв'язку існують мережі прямого та зворотного поширення:

– мережі прямого поширення – штучні нейронні мережі, в яких сигнал поширюється строго від вхідного шару до вихідного. У зворотному напрямку сигнал не поширюється;

– мережі зі зворотними зв'язками – штучні нейронні мережі, в яких вихід нейрона може знову подаватися на його вхід. У більш загальному випадку це означає можливість поширення сигналу від виходів до входів;

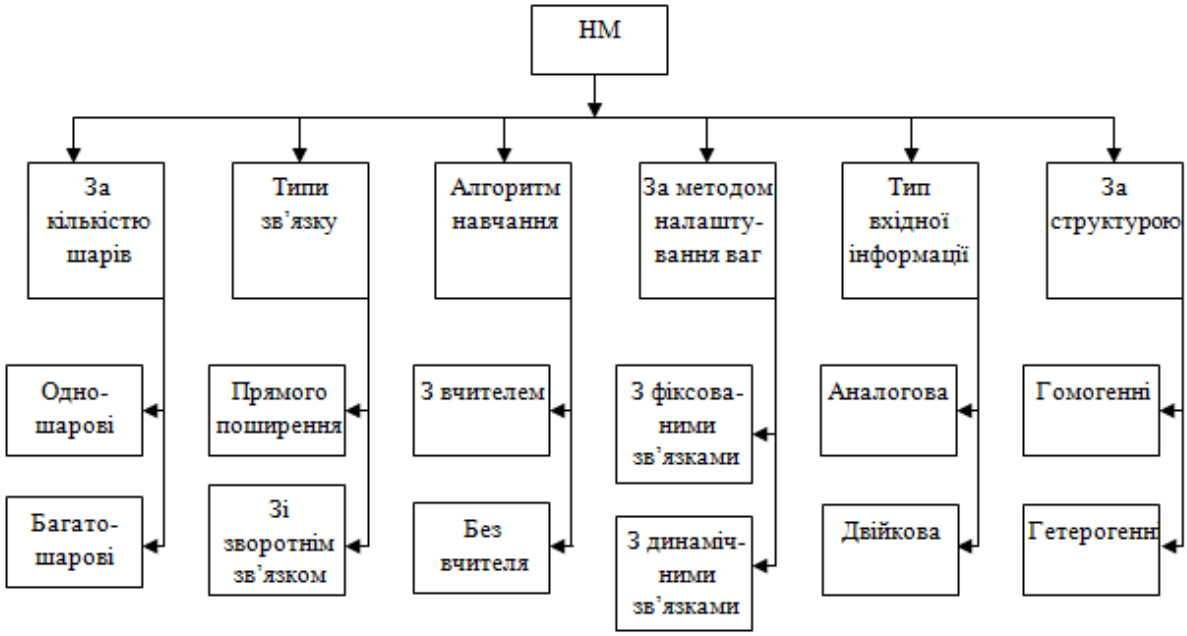

Рисунок 3.3 – Класифікація НМ

3) за методом налаштування ваг нейронні мережі поділяються на:

– мережі з фіксованими зв'язками – вагові коефіцієнти нейронної мережі вибираються відразу, виходячи з умов задачі;

– мережі з динамічними зв'язками – для них в процесі навчання відбувається налаштування синаптичних ваг;

4) за типом вхідної інформації НМ класифікуються на:

– мережі з аналоговою вхідною інформацією, де вхідну інформацію представлено у формі дійсних чисел;

– та мережі з двійковою вхідною інформацією де, вся вхідна інформація в таких мережах представляється у вигляді нулів і одиниць;

5) за структурою НМ поділяються на гомогенні та гетерогенні. Мережі, в яких нейрони виконують єдину функцію, називають гомогенними. Нейрони з різними функціями, входять до складу гетерогенних мереж;

6) за алгоритмом навчання існує навчання з вчителем та без вчителя:

– навчання з вчителем, вид навчання мережі, при якому її ваги змінюються так, щоб відповіді мережі мінімально відрізнялися від уже готових правильних відповідей.

– навчання без вчителя, вид навчання мережі, при якому мережа самостійно класифікує вхідні сигнали та демонструє отримані вихідні сигнали [5,8.9].

3.4 Типи функцій активації

Функція активації (активаційна функція, функція збудження) – функція, що обчислює вихідний сигнал штучного нейрона [6].

Існує багато різних активаційних функцій, але частіше за все використовуються наступні:

1) порогова функція або одиничний стрибок (рис. 3.4) – кусково-лінійна функція. Якщо вхідне значення менше порогового, то значення функції активації мінімальне, в іншому випадку – максимальне;

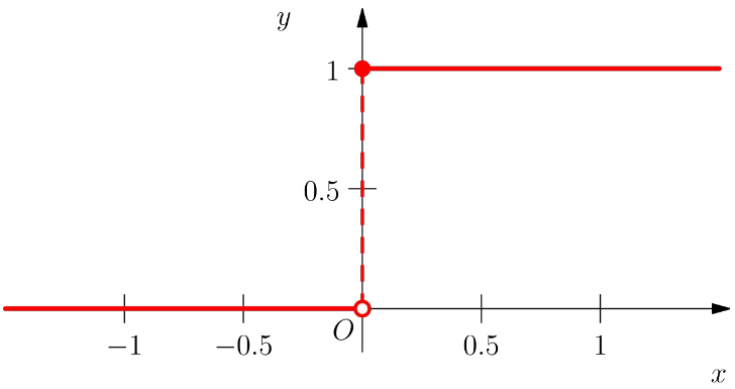

Рисунок 3.4 – Графік функції одиничного стрибка, або порогова функція

2) лінійний поріг (рис. 3.5) – нескладна кусочно-лінійна функція, яка має дві лінійних ділянки, де функція активації тотожно дорівнює мінімально допустимому і максимально допустимого значенню та є ділянка, на якій функція строго монотонно зростає;

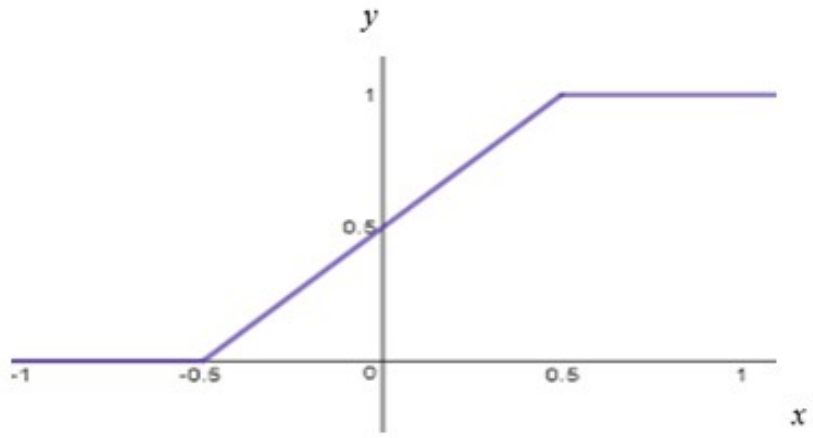

Рисунок 3.5 – Кусково-лінійна функція

3) сигмоїдальна функція (рис. 3.6) є найпоширенішою функція, яка використовується для створення штучних нейронних мереж. Це швидко зростаюча функція, яка підтримує баланс між лінійною та нелінійною поведінкою.

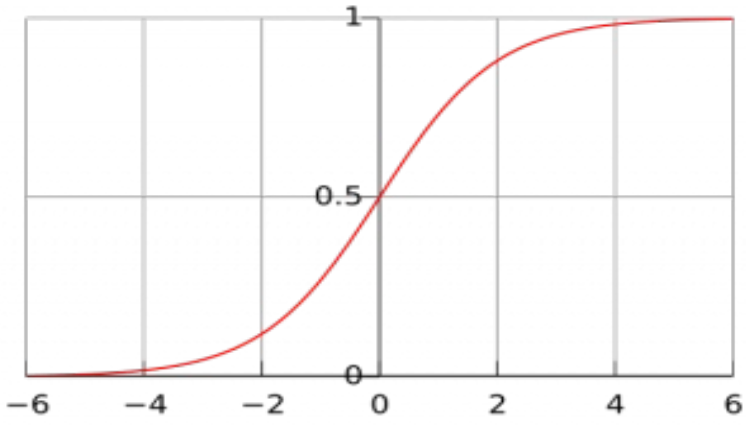

Рисунок 3.6 – Сигмоїдальна функція

3.5 Переваги нейронних мереж

Нейронні мережі використовуються для розв’язання складних задач, які потребують аналітичних розрахунків подібних тим, які виконує людський мозок.

Використання нейронних мереж забезпечує наступні корисні властивості систем [7,10]:

– нелінійність. Нелінійність є надзвичайно важливою властивістю, особливо якщо сам фізичний механізм, відповідальний за формування вхідного сигналу, теж є нелінійним (наприклад, людська мова);

– відображення вхідної інформації у вихідну. Нейронна мережа навчається на прикладах, складаючи таблицю відповідностей вхід-вихід для конкретного завдання;

– адаптивність. Нейронні мережі мають здатність адаптувати свої синаптичні ваги до змін навколишнього середовища;

– очевидність відповіді. НМ збирає інформацію не тільки для визначення конкретного класу, але і для збільшення достовірності прийнятого рішення. Згодом ця інформація може використовуватися для виключення сумнівних рішень, що підвищить продуктивність НМ;

– відмовостійкість. Це означає, що при несприятливих умовах їх продуктивність падає незначно. Пошкодження структури ніколи не викликає катастрофічних наслідків;

– одноманітність аналізу і проектування. Це означає, що одне і те ж проектне рішення нейронної мережі може використовуватися в багатьох предметних областях [10].

Висновки до розділу

Було проведено аналіз існуючих нейронних мереж. Визначено, що здатності нейронної мережі до прогнозування безпосередньо випливають з її

здатності до узагальнення і виділення прихованих залежностей між вхідними та вихідними даними. Після навчання мережа здатна передбачити майбутнє значення якоїсь послідовності подій на основі декількох попередніх значень і (або) існуючих зараз чинників. Тобто прогнозування можливо тільки тоді, коли попередні зміни дійсно в якійсь мірі визначають майбутні.

Таким чином, далі розглянемо фактори, що впливають на комп’ютерне обладнання СКС.

4 СЕЛЕКЦІЯ ВЕКТОРУ ВХІДНИХ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

4.1 Фактори, що впливають на комп’ютерне обладнання

Розглянемо фактори, що впливають на комп’ютерне обладнання (КО) комп’ютерної системи[19] , їх наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Фактори, що впливають на КО

Експлуатаційні фактори	
Умови використання	Інтенсивність використання
	Частота включень
	Вібраці
Якість експлуатації	Помилки при експлуації
	Порушення об’єму експлуатації
	Порушення об’єму профілактики
Умови експлуатації	Атмосферний тиск
	Температура
	Вологість

Фактори, що впливають на комп’ютерне обладнання (табл. 4.1) можна поділити на два класи: об'єктивні і суб'єктивні.

До суб'єктивних чинників можна віднести [2, 10]:

– кваліфікація особового складу, що обслуговує КО;

– організація технічного обслуговування;

– організація служби збору і аналізу відомостей про надійність;

– організація служби ремонту і постачання комплектуючими;

– організація зберігання.

До об'єктивних факторів можна віднести:

– вплив зовнішнього середовища (температура, волога, тиск);

– механічні, електричні навантаження, перехідні процеси;

– біологічне середовище;

– хімічні процеси.

Отже, з причин і характеру впливу на комп’ютерну техніку та експлуатаційних факторів, можна умовно розділити їх на дві групи:

– фактори, обумовлені якістю експлуатації інженерно-технічним складом;

– фактори, обумовлені характером і особливостями розташування, впливом природних умов і зберіганням комп’ютерної техніки.

4.2 Формування вектору вхідних параметрів

Методи для аналізу проблем, які виявляються при експлуатації КО, пов'язані з прийняттям рішення при наявності недостатньо достовірних даних. Передбачається, що розглядається КО під час експлуатації, що знаходиться в одному з декількох станів, причому два крайніх стану будуть «відновлення технічної справності» та «відмова». Між ними розташований ряд проміжних станів, які відображають різну ступінь погіршення характеристик. Для визначення векторів вхідних параметрів розглядаються критерії вибору параметрів вхідного шару:

– ступінь впливу на працездатність;

– можливість адекватного розрахування;

– вимірність.

Розглядається життєвий цикл об’єкта А за умовами застосування від моменту Q_0 початку експлуатації до моменту Q_n зміни технічного стану в результаті n-ої відмови (рис. 4.1).

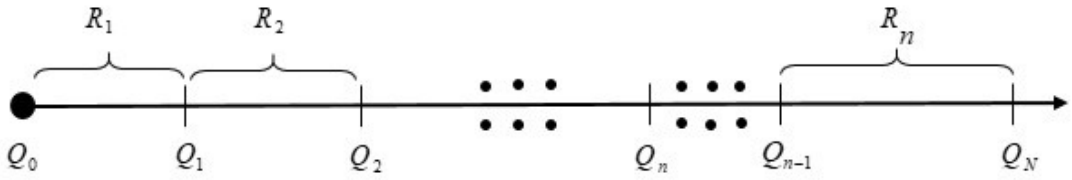

Рисунок 4.1 – Життєвий цикл об’єкта А

На рисунку 4.1 присутні позначки :

– момент початку життєвого циклу об’єкту;

– момент часу, коли було змінено стан об’єкту із робочого в неробочий;

– напрацювання між моментом життєвого циклу та моментом

, ;

, – момент часу у який відбувалися n-ні відмови.

Для прогнозування відмов під час створення НМ, необхідно визначити вектор вхідних параметрів.

Напрацювання від моменту відновлення R_n за час роботи на проміжку від до , можна визначити за виразом:

, (4.1)

де , – моменти часу, коли відбулася зміна стану об’єкту.

Розглянемо напрацювання між моментами життєвого циклу об’єкта

Даний елемент можемо розрахувати за допомогою лічильників, які встановлені на певному комп’ютерному обладнанні. Якщо лічильників немає, то застосовується єдина методика визначення напрацювання за період часу.

Можливо визначити, що напрацювання об’єкта складається з двох показників:

– робота, яка відбувається під час технічного обслуговування;

– робота при виконанні обчислень;

Звідси випливає, що напрацювання визначається:

, (4.2)

де – час напрацювання в період технічного обслуговування;

– час роботи при виконанні обчислень.

Час напрацювання в період в період технічного обслуговування розраховується за допомогою виразу:

, (4.3)

де – час напрацювання об’єкта у період перед технічним обслуговуванням;

– час напрацювання об’єкта у період підготовки до повторного виконання обчислень ;

– час напрацювання у період проведення регламентних робіт.

Зовнішні впливи проявляються тим значніше, чим довший час знаходження комп’ютерного обладнання в експлуатації. Цей фактор прийнято оцінювати календарним терміном експлуатації.

Розглянемо, що на однакових виробах (рис. 4.2), що встановлені на різному КО, що мають однакові показники за умовою експлуатації, відмова не відбудеться в один день. Така ймовірність мінімальна.

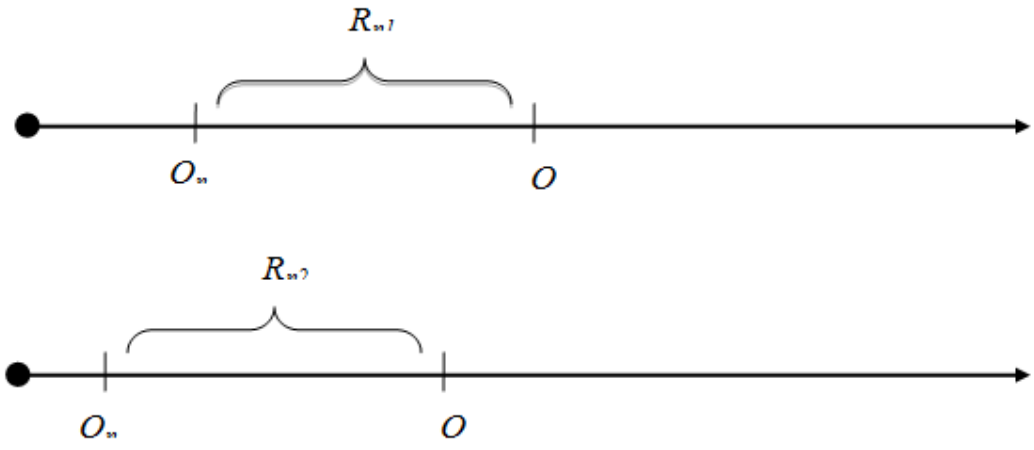

Рисунок 4.2 – Напрацювання на двох об’єктах

Таким чином за один і той же період експлуатації на них впливають різні умови використання і відбувається різна кількість відмов.

Загальне напрацювання до відмови відображає сумарне напрацювання об’єкту від початку життєвого циклу до моменту відмови та визначається за формулою:

, (4.4)

Визначимо загальну кількість циклів включення-вимикання. Загальна кількість циклів включення-вимикання відіграє важливу роль у точності прогнозування та можливості розробки нейронної мережі. Цей показник характеризується перехідними (електротермічними) процесами. В момент включення обладнання виникають електричні токи і напруги, які перевищують в рази зазначені значення токів та напруги у встановленому режимі (після включення) робочого періоду.

Розглянемо складові, за допомогою яких можливо розрахувати за формулою 4.5 загальну кількість включень-вимикань за час проведення ТО та експлуатації в період проведення обчислень за календарний термін :

, (4.5)

де – кількість циклів включення-вимикань під час проведення регламентних робіт;

– кількість циклів включення-вимикань під час проведення попередньої підготовки;

– кількість циклів включення-вимикань під час проведення планової передобчислюваннльної підготовки;

– кількість циклів включення-вимикань під час проведення підготовки до повторного обчислення;

– кількість циклів включення-вимикань під час проведення після обчислювальної підготовки;

– кількість циклів включення-вимикань під час виконання обчислення.

Загальну кількість циклів включень-виключень важко визначити, якщо не відоме напрацювання за календарний час. Саме такий вектор вхідних параметрів буде наступним.

Напрацювання об’єкта за календарний час K_n .

На працездатність об’єкта А впливає його календарний час K_n, що розраховується від моменту справності об’єкту Q_{n-1} та моменту часу Q_n зміни технічного стану, *(n=)* (рис. 4.3).

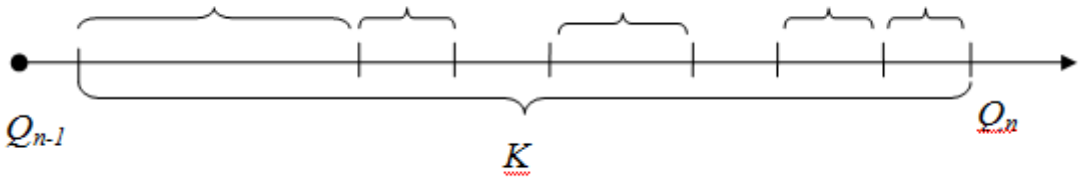

Рисунок 4.3 – Напрацювання об’єкта за календарний час K_n

Календарний час напрацювання K_n :можна розрахувати за формулою:

, (4.6)

де $k_n^{нч}$ – час роботи обладнання, дорівнює календарному, що становить 365 днів;

$k_n^{нпр}$ – нормативні простої обладнання,

$k_n^{роб}$ – планові ремонтні роботи на цьому обладнанні.

Інтенсивність відмов *I.* Збільшення інтенсивності відмов *I* пояснюється незворотними змінами параметрів і характеристик елементів. Процеси старіння та зношування безперервні, а також можуть прискорюватися під

впливом різних факторів, навантажень-каталізаторів (тепла, вологи, тиску, опромінення) та режимів використання комп’ютерного обладнання.

Інтенсивність відмов *I* можна визначити за формулою:

, (4.7)

де R_{com} – загальне напрацювання об’єкта;

– загальна кількість відмов.

Індекс псування $A_{пс.}$. До факторів, що впливають на відмови також потрібно віднести кліматичні впливи (температура й вологість навколишнього середовища, атмосферний тиск та інше.), що становлять так званий індекс псування $A_{пс}$. Розглянемо найбільш важливі фактори впливу з позиції умов застосування, якості та умов роботи.

Фактори навколишнього середовища та результати їх впливу:

1) температура – старіння матеріалів при високій температурі та структурне перенавантаження через розширення матеріалів при низьких температурах;

2) запиленість – висока концентрація часток пилу впливає на довговічність роботи елементів які потребують додаткового охолодження;

3) вологість – проникнення вологи в пористі матеріали, що викликає їх збільшення в об’ємі, окислення, підвищення хрупкості матеріалів;

4) напруга електромережі – перебої напруги електропостачання вливають на токопровідні елементи живлення комп’ютерних мереж;

5) високий або низький тиск – розрив матеріалів, пробій ізоляцій, руйнування структури матеріалів

Ці фактори сприяють хімічній ерозії металів, деградації і руйнуванню структури матеріалу, корозії, пошкодженню електричних частин комп'ютерного обладнання [11,13]. В таблиці 4.2 наведено показники нормальних умов експлуатації комп'ютерного обладнання.

Таблиця 4.2 – Показники нормальних умов експлуатації КО

Показник	Значення показника
Температура навколишнього середовища, °С	+10…+35
Відносна вологість повітря, %	80
Тиск, мм рт.ст	630…800
Запиленість, мг/м^3	0,75
Напруга живлення, В / частота живлення, Гц	220 ± 10% / 50-60.

Отже, визначається, що індекс псування комп'ютерного обладнання:

, (4.8)

На якість експлуатації впливає такий фактор як помилки в експлуатації.

До параметрів якості обслуговування обладнання можна віднести:

– кваліфікація інженерно-технічного складу;

– укомплектованість КО.

Інженерно-технічний склад (ІТС) має можливість у повному об'ємі, своєчасно та з високою якістю проводити роботи на КО, якщо його організаційно-штатна структура повністю укомплектована і відповідає задачам, що вирішуються за допомогою СКС.

Для завдання вхідного параметру зазначимо формулу, де визначимо коефіцієнт T_y укомплектованості ІТС :

, (4.9)

де S – штатна кількість спеціалістів для обслуговування;

V – фактична кількість спеціалістів.

Успішне вирішення задач при проведенні робіт на КО досягається глибокими знаннями обслуговуючим складом спеціалістів комп'ютерної техніки, яка обслуговується, постійним підвищенням рівня технічної культури експлуатації і ремонту КО СКС.

Розглянемо кваліфікацію (клас) особового інженерного складу та зазначимо вагові коефіцієнти (табл. 4.3).

Визначимо середню класність H фахівців ІТС за формулою:

,

(4.10)

де X_i – ваговий коефіцієнт і-го фахівця ІТС, i=;

Z – загальна кількість фахівців.

Таблиця 4.3 – Кваліфікація ІТС

Клас	Ваговий коефіцієнт
Ведучій ІТС	5
ІТС 1 клас	4
ІТС 2 клас	3
ІТС 3 клас	2
ІТС технік	1

Таким чином, чим вища середня класність H, тим вища кваліфікація ІТС, що обслуговує СКС.

Умови експлуатаці M (місце розташування КО).

Від місця розташування залежить стан комп'ютерного обладнання СКС. Зрозуміло, що на відкритих площах, не зважаючи на захисні кожухи КО постійно знаходиться під впливом кліматичних факторів. Найбільш небезпечні поєднання високої та низької температури з високою вологістю.

Приміщення без утеплення захищають від опадів, прямих сонячних променів, але не від низької температури, надмірної вологи, туману.

Розглядаються умови експлуатації (місце розташування) комп'ютерного обладнання СКС та зазначаються вагові коефіцієнти (табл. 4.4).

Таблиця 4.4 – Умови експлуатації КО

Умови експлуатації	Ваговий коефіцієнт
Відкрита площадка	1
Приміщення без утеплення	2
Приміщення утеплене	3

Зазвичай декілька типів КО може працювати як на одному типі СКС, так і на іншому. Під час транспортування, повторного підключення електроніка знаходиться у індивідуальних умовах роботи .На особливості роботи того, чи іншого обладнання впливають вібрації, перехідні процеси.

Різні умови роботи на кожному із типів КО, впливають на якість його роботи тому необхідно зазначити ваговий коефіцієнт L_p, що характеризує роботу електронних елементів на різних типах КО:

, (4.11)

Для прогнозування відмов за допомогою НМ, розглянемо загальну таблицю векторів вхідних параметрів та їх вагових коефіцієнтів (табл. 4.6).

Таблиця 4.6 – Вектори вхідних параметрів та вагові коефіцієнти

Умови використання	
Вхідний параметр	Ваговий коефіцієнт
1	2
Напрацювання від моменту відновлення R_n за час роботи на проміжку від Q_{n-1} до Q_n	

Продовження таблиці 4.6

1	2
Загальне напрацювання до відмови, R_{com}	
Загальна кількість циклів включення-вимикання, W_{com}	
Календарний час, K_n	
Інтенсивність відмов, I	
Якість експлуатації	
Укомплектованість ІТС, T_y	
Кваліфікація ІТС, H	
Умови експлуатації	
Індекс псування , A_{nc}	
Умови зберігання, M (місце розташування)	

Робота електронних елементів на різних типах КО, L_p	

Визначивши вектори вхідних параметрів, розпочинається моделювання нейронної мережі.

4.3 Програмна реалізація нейронної мережі

Процес навчання НМ, проведення досліджень, оцінок результатів відбувається за допомогою програмної реалізації НМ. Схема етапів процесу навчання НМ представлена на рисунку 4.5 [8].

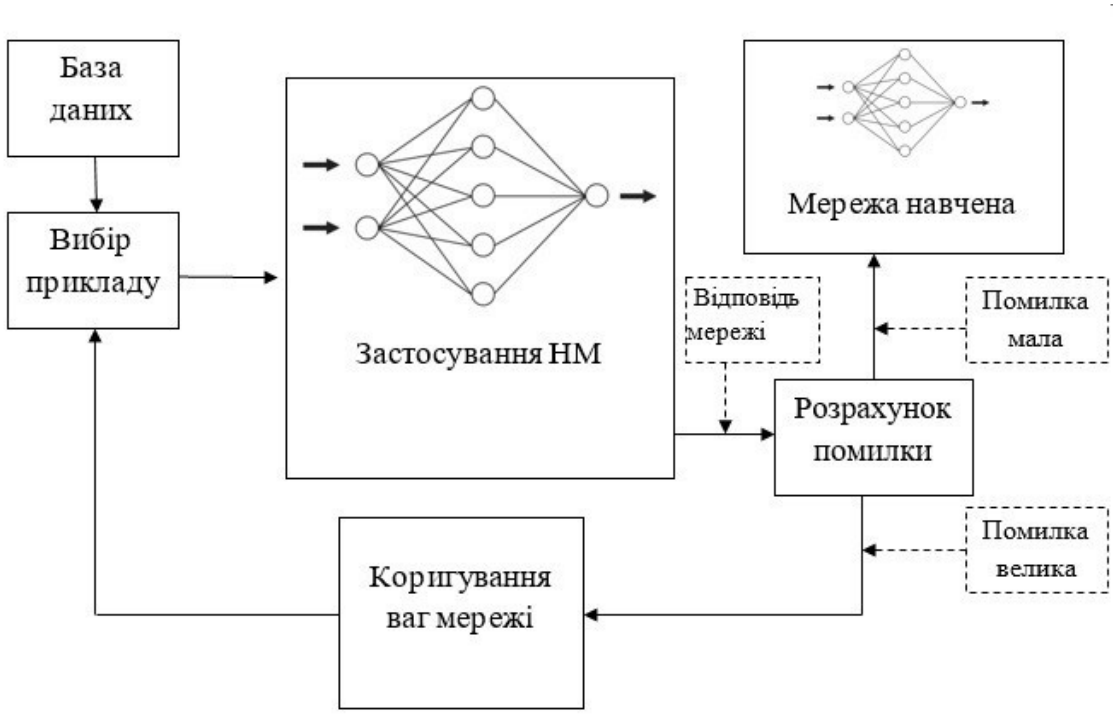

Рисунок 4.5 – Схема процесу навчання НМ

Для формування вектору вхідних параметрів при побудові і використанні нейронної мережі прогнозування відмов здійснимо вибір наступних показників роботи обладнання:

1) загальний час напрацювання. Даний параметр передбачає збір даних про загальне напрацювання системи та її окремих компонентів. Показник вимірюється у одиницях часу;

2) час напрацювання системи після заміни або відновлення окремих елементів. Необхідно здійснювати збір напрацювання для кожного окремого елементу;

3) кількість циклів включення-вимикання обладнання та циклів зміни станів. Реалізація збору та аналізу даної інформації передбачає використання спеціально розробленого програмного забезпечення. Необхідність врахування загальної кількості циклів включення-вимикання об’єкту пов’язана з появою перехідних процесів в електричних колах та напівпровідниках в результаті зміни їх стаціонарних станів в результаті включення або вимикання;

4) коефіцієнт циклічності відмов. Вираз для отримання коефіцієнту передбачає проведення аналізу спектральної щільності та періодичності виходів з ладу обладнання;.

5) кількість компонентів системи з різними ваговими коефіцієнтами. [20,21].

На основі аналізу вектору вхідних параметрів, можемо розпочати побудову та навчання НМ в програмному середовищі MATLAB, з використанням функції пакета Neural Networks Toolbox.

Neural Networks Toolbox пакет прикладних програм, що містять все необхідне для побудови нейронних мереж, що базуються на поведінці математичного аналога нейрона, забезпечує ефективну підтримку проектування, навчання та моделювання і дослідження.

Для визначення кращого результату застосовується декілька методів навчання НМ та обирається один. При цьому, важливо, щоб використання обраного методу забезпечувало виконання певних факторів.

Сформулюємо фактори до реалізації методу:

– ємність;

– складність зразків;

– обчислювальна складність.

Ємність показує, скільки зразків може запам'ятати мережа, і які межі прийняття рішень можуть бути на ній сформовані.

Складність зразків визначає кількість навчальних прикладів, необхідних для досягнення здатності мережі до узагальнення.

Обчислювальна складність напряму пов'язана з потужністю комп’ютера.

Серед великої кількості алгоритмів навчання НМ, найбільш широко застосовують наступні алгоритми:

– алгоритм Левенберга-Марквардта;

– алгоритм Байесовської лінійної регресії;

– алгоритм сполучених градієнтів;

– алгоритм зворотнього поширення;

– алгоритм навчання Кохонена.

Розглядається декілька із них, які є найбільш поширеними та найчастіше використовуються у середовищі MATLAB[16].

4.3.1 НМ з методом навчання на основі алгоритма Левенберга-Марквардта

Алгоритм Левенберга-Марквардта, також відомий як метод пошуку найменших квадратів [9].

На рисунку 4.6 представлена діаграма стану процесу навчання нейронної мережі з використанням алгоритму Левенберга-Марквардта.

Результати досліджень НМ за допомогою алгоритму Левенберга-Марквардта, що отримані у програмі MATLAB представлено нижче:

1) кількість прихованих шарів – 10;

2) СКВ – 96,681 (рис. 4.6)

3) регресія – 0,106 (рис. 4.6)

Отже, алгоритм Левенберга-Марквардта являє собою метод, адаптований для функцій типу суми квадратів помилок.

Це робить його дуже швидким при навчанні нейронних мереж, вимірюваних на такому роді помилки [10,12, 13].

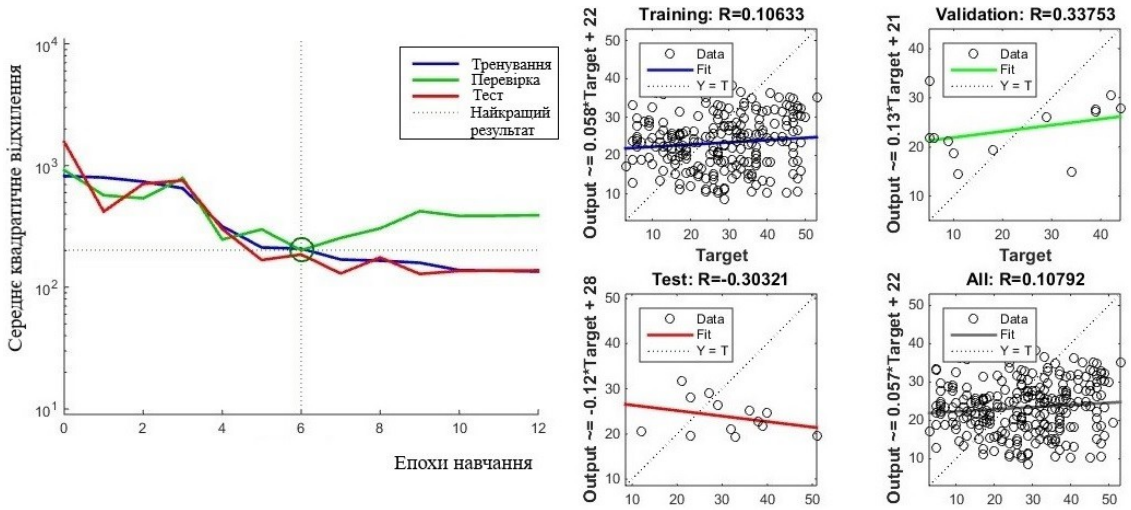

Рисунок 4.6 – НМ з методом навчання на основі алгоритму Левенберга-Марквардта

4.3.2 НМ з методом навчання на основі алгоритму Байєсівської лінійної регресії

Використання байєсових мереж для аналізу процесів різної природи, діяльності людини та функціонування технічних систем дозволяє враховувати та використовувати будь-які вхідні дані [10].

На рисунку 4.7 представлена діаграма стану процесу навчання нейронної мережі з використанням алгоритму Байєсівської лінійної регресії.

Результати досліджень НМ за допомогою алгоритму Байєсівської лінійної регресії, що отримані у програмі MATLAB представлено нижче:

1) кількість прихованих шарів – 10;

2) СКВ – 147,888 (рис. 4.7);

3) регресія – 0,287 (рис. 4.7).

Отже, мережі Байєса – це високоресурсний метод, який забезпечує можливість достатньо точного опису їх функціонування, оцінювання прогнозів та побудову системи управління [10].

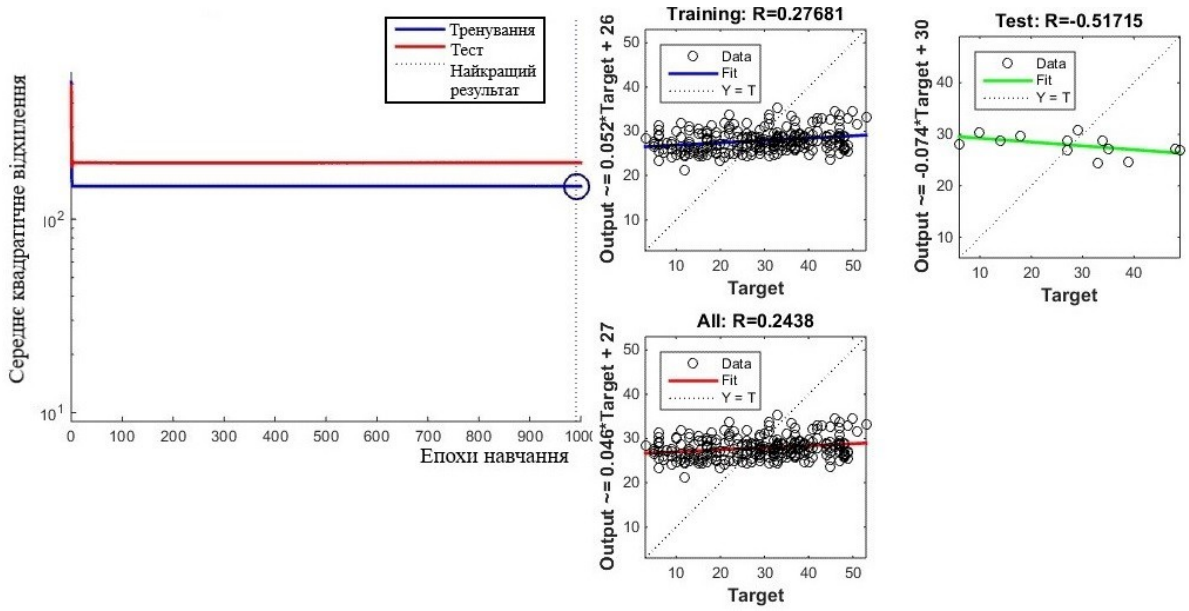

Рисунок 4.7 – НМ з методом навчання на основі алгоритму Байєсівської лінійної регресії

4.3.3 НМ з методом навчання на основі методу сполучених градієнтів

Метод сполучених градієнтів дозволяє уникнути вимог до інформації, пов'язаних з оцінкою та зберіганням [10, 13].

На рисунку 4.8 представлено діаграму стану процесу навчання нейронної мережі з використанням методу сполучених градієнтів.

Результати досліджень НМ за допомогою методу сполучених градієнтів, що отримано у програмі MATLAB представленої нижче:

1) кількість прихованих шарів – 10;

2) СКВ – 162,441 (рисунок 3.8);

3) регресія – 0,195 (рисунок 3.8).

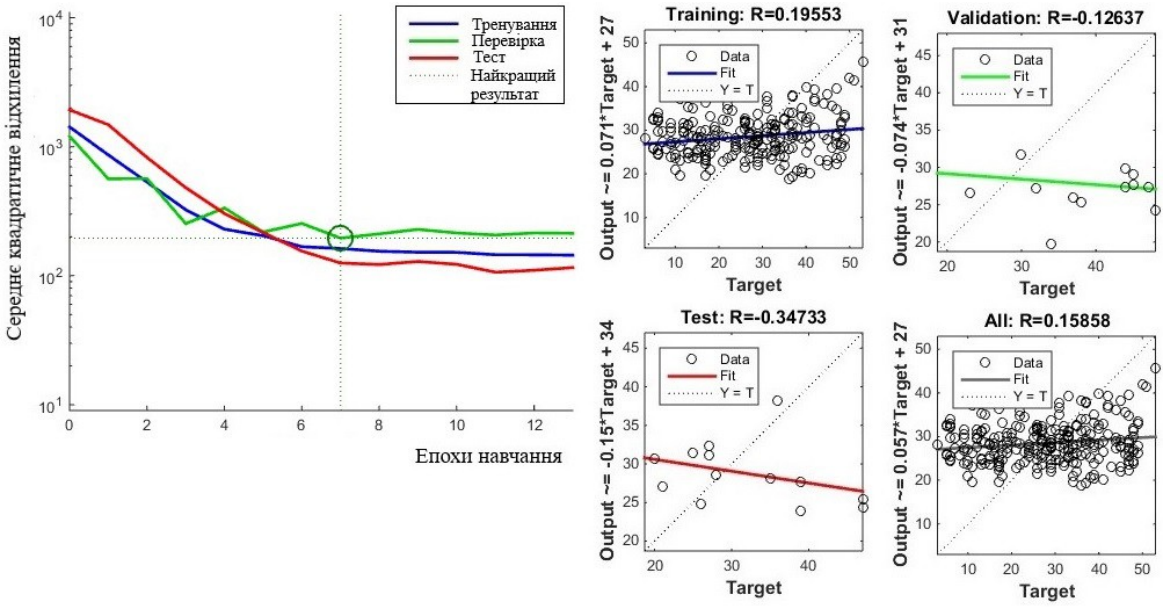

Рисунок 4.8 – НМ з методом навчання на основі методу сполучених градієнтів

Отже, метод сполучених градієнтів рекомендується, коли є дуже великі нейронні мережі [11].

Порівняємо отримані результати у таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 – Порівняння отриманих результатів моделювання

Алгоритм	Кількість прихованих шарів	Середнє квадратичне відхилення	Регресія
Левенберга-Марквардта	10	96,681	0,106
Байєсівська лінійна регресія	10	147,888	0,287
Метод сполучених градієнтів	10	162,441	0,195

Як видно із проведеного порівняння отриманих результатів моделювання, найменша похибка отримана під час навчання НМ за

алгоритмом Левенберга-Марквардта, тому обираємо саме його для подальшого дослідження.

4.4 Моделювання НМ

Побудуємо модель НМ за обраним методом. Розглядається загальний вигляд схеми НМ (рис.4.9) у середовищі MATLAB [16].

Схема складається з вектору значень вхідних параметрів, які є умовно визначеними, блоку нейронної мережі прогнозування відмов та блоку прогнозованого напрацювання.

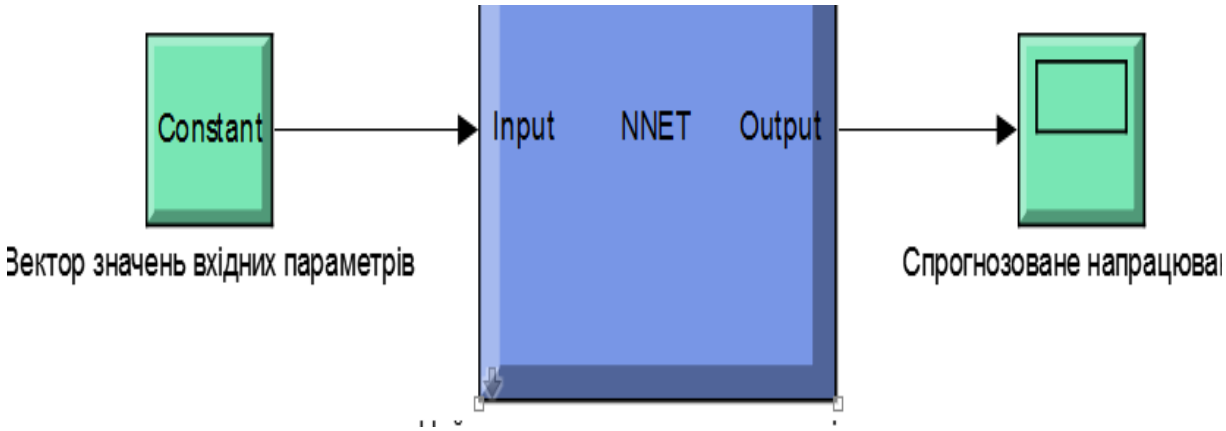

Рисунок 4.9 – Отримана НМ в MATLAB

До блоку нейронної мережі прогнозування відмов входить схема самої НМ (рис. 4.10). До її складу входять вхідні дані, первинна обробка,1-й шар, вихідний шар НМ, вторинна обробка та результат.

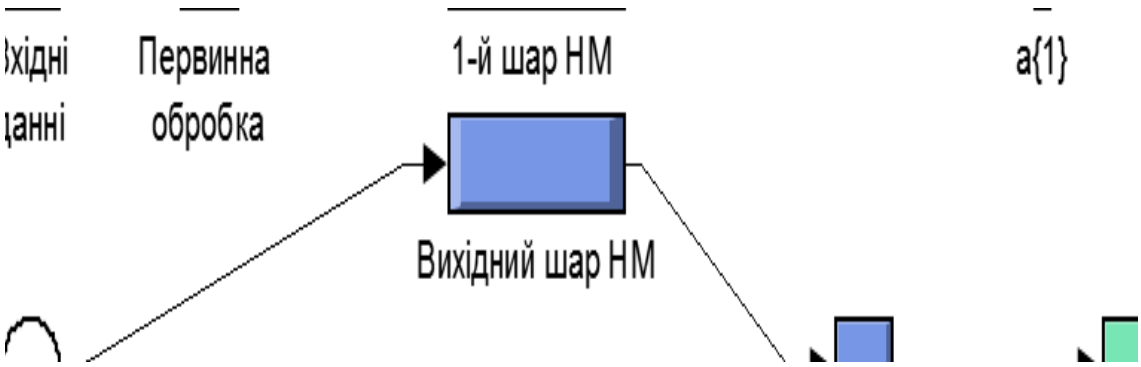

Рисунок 4.10 – Схема НМ

Після отримання НМ вхідних даних, відбувається їх первинна обробка (рис. 4.11)

Рисунок 4.11 – Первинна обробка

У свою чергу вхідні дані після первинної обробки потрапляють у 1-й шар (рис. 4.12), що складається з вхідних даних, затримки, нейронів, суми нейронів з певним значенням b{1}, функції активації та вихідних даних.

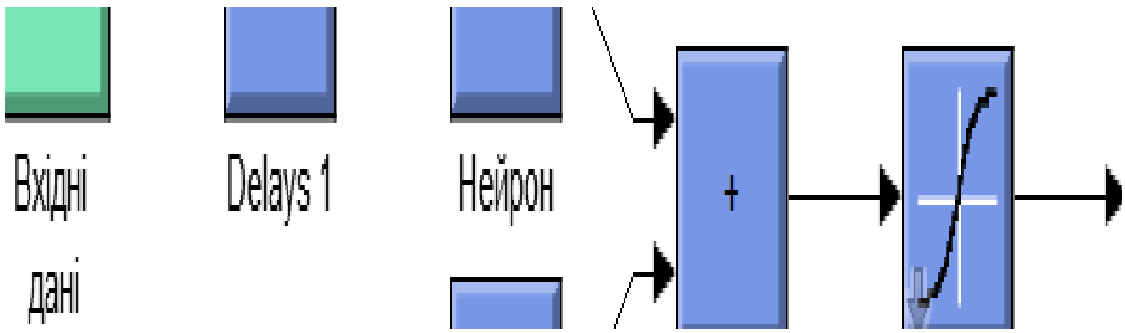

Рисунок 4.12 – 1-й шар

Розглядається функція активації, яка сприяє нормалізації вхідних значень (рис. 4.13). До складу цієї функції входять експоненти, математичні операції.

Рисунок 4.13 – Функція активації

Після проведених операцій розглянемо з чого складається вихідний шар (рис. 4.14).

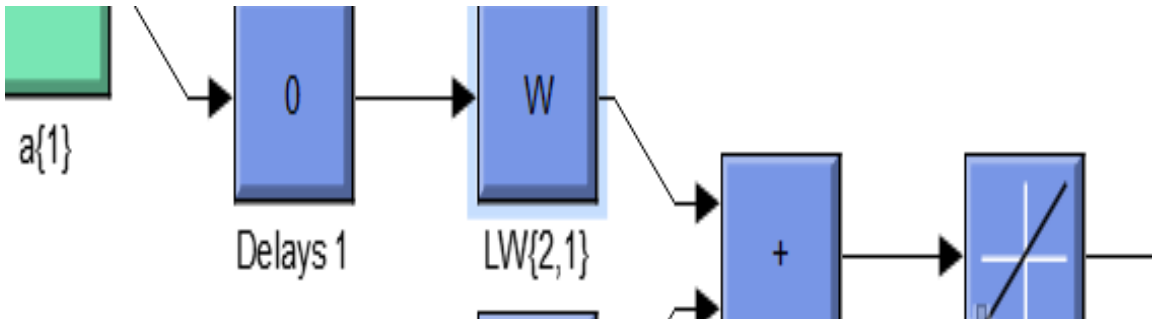

Рисунок 4.14 – Вихідний шар

Обираються вхідні параметри згідно яких буде проводитися навчання нейронної мережі.

У таблиці 4.8 зазначено вхідні та отримані значення після навчання нейронної мережі.

Результат моделювання робочої нейронної мережі на основі програмного пакету Neural Networks toolbox середовищі Simulink Matlab показано на рисунку 4.15.

Таблиця 4.8 Отримані значення досліду

№	Вхідний параметр	Задані значення 1	Отримані резуль-тати 1	Задані значення 2	Отримані резуль-тати 2	Задані значення 3	Отримані резуль-тати 3
1	Номер відмови	2	3900	5	7500	8	4800
2	Напрацювання від моменту відмови, год	3000		3400		4800	
3	Календарних час, днів	75200		171900		146100	
4	Загальне напрацювання до відмови, днів	16200		19700		13000	
5	Загальна кількість циклів вмикання-вимикання, разів	211300		490400		210500	
6	Інтенсивність відмов	5,4		5,79		2,71	
7	Укомплектованість ІТС	0,8		0,7		0,8	
8	Кваліфікація ІТС	4,37		3,42		4,61	
9	Індекс псування	2		2		2	
10	Умови зберігання	1		1		1	

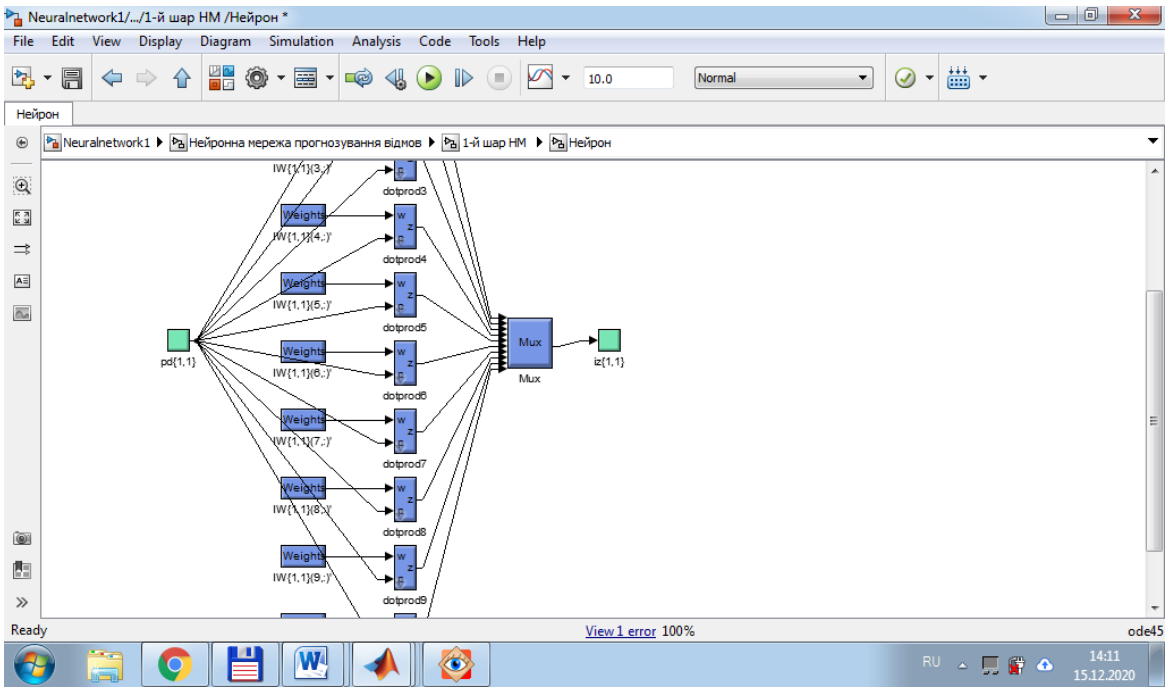

Рисунок 4.15– Результат моделювання робочої нейронної мережі

Вікно з кодом програмної реалізації НМ представлено на рисунку 4.16

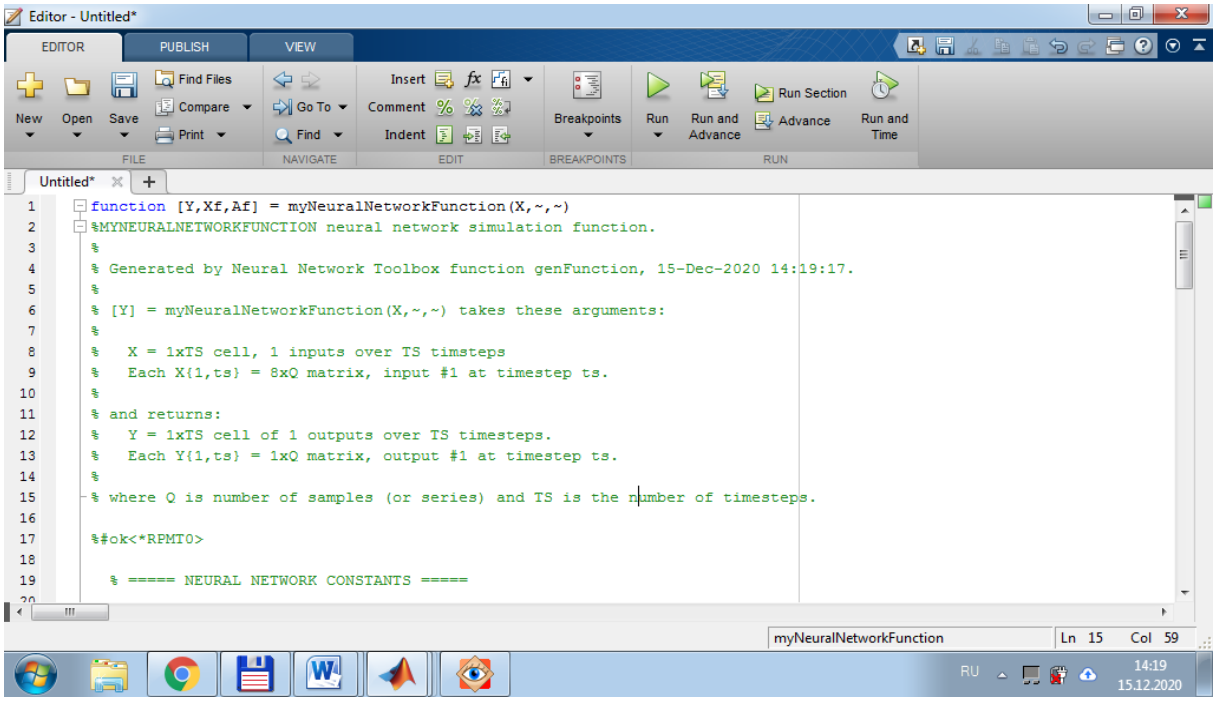

Рисунок 4.16 – Код програмної реалізації НМ

Neural Networks toolbox дозволяє виконувати три види дій під час навчання мережі:

1) тренування – представницькі дані (образци) надаються мережі під час навчання, і мережа налаштовується відповідно до них;

2) перевірка – дані використовуються для вимірювання узагальнення мережі і зупинки навчання, коли узагальнення перестає поліпшуватися;

3) тестування – дані не впливають на навчання, і тому забезпечується незалежна оцінка продуктивності мережі під час і після навчання.

На рисунку 4.17 показано вікно налаштування для навчання мережі.

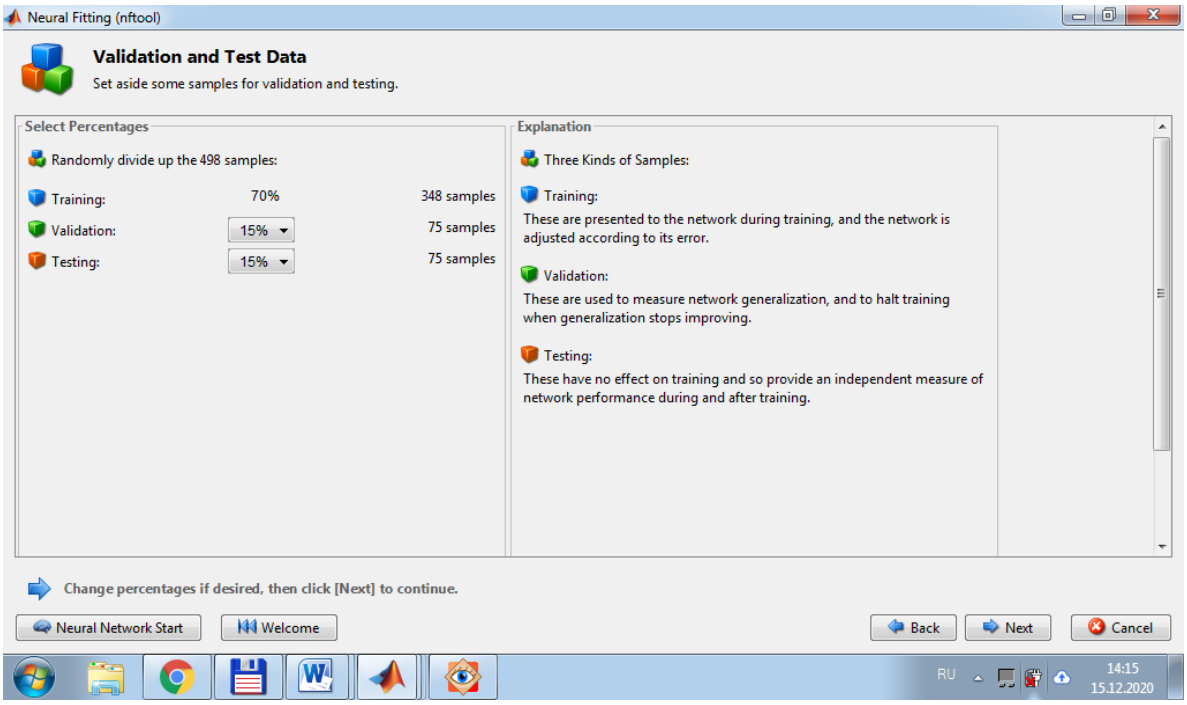

Рисунок 4.17 – Вікно налаштування для навчання мережі

Схему з’єднання шарів (вхід-прихований-вихідний-вихід) нейронної мережі показано на рисунку 4.18

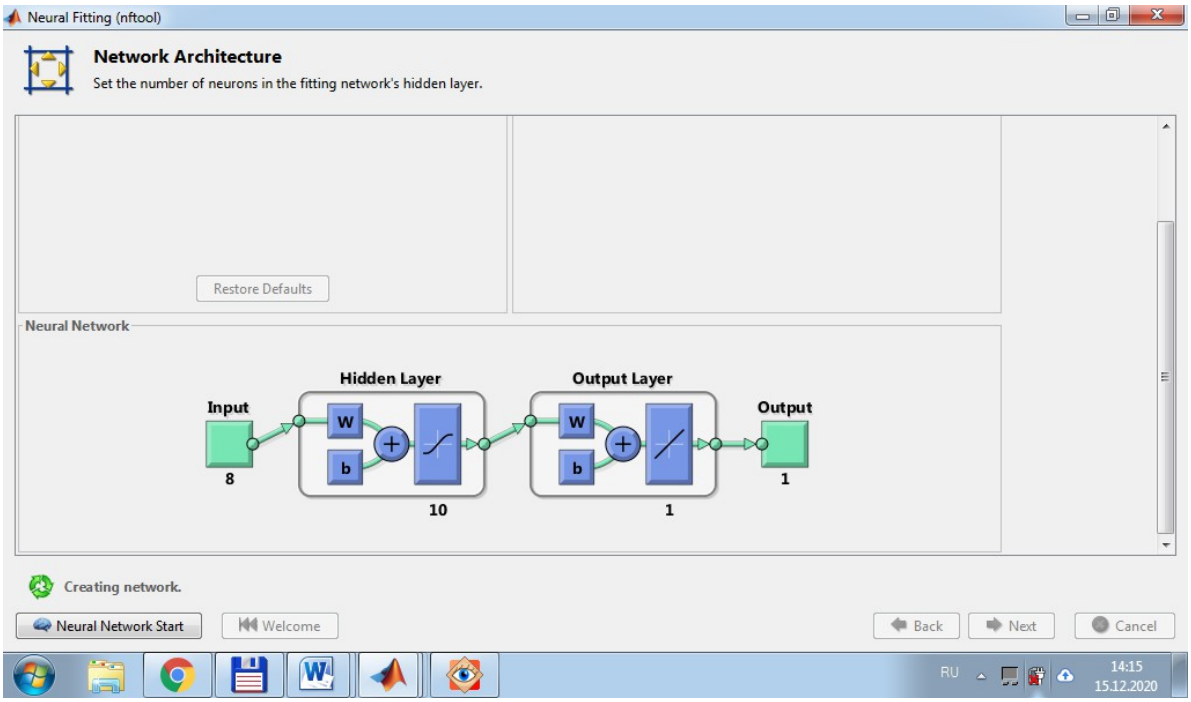

Рисунок 4.18 – Архитектура НМ

Процес тренування нейронної мережі відображено на рисунку 4.19.

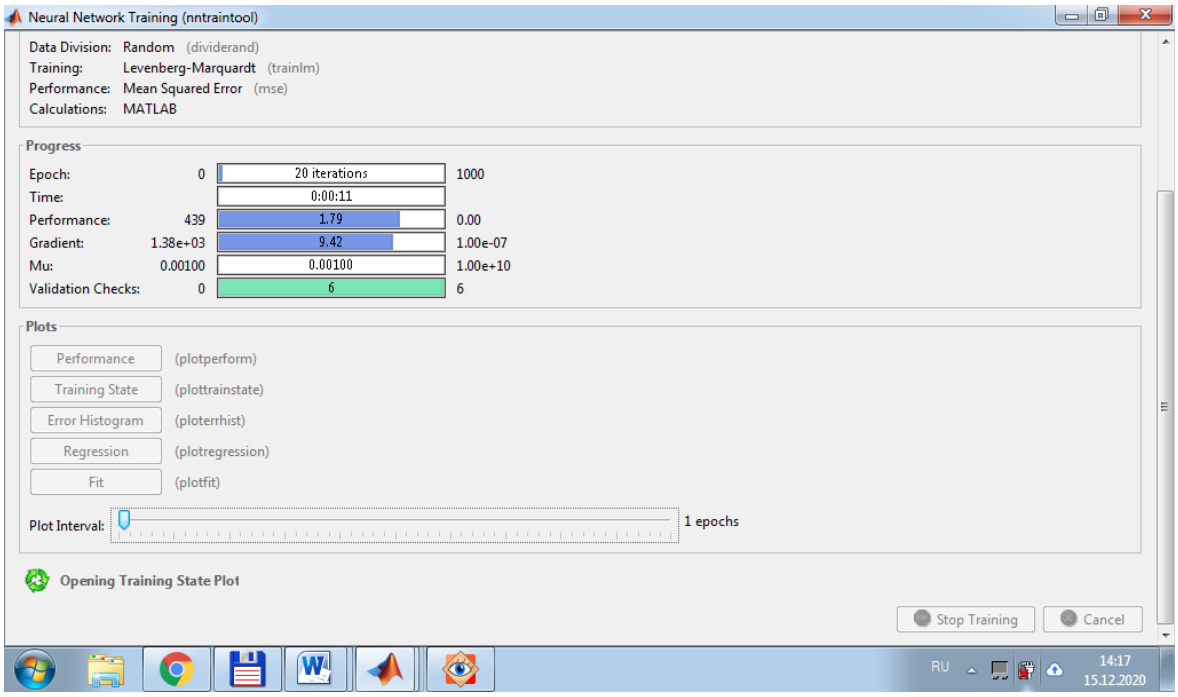

Рисунок 4.19 – Тренування нейронної мережі

На рисунку 4.20 представлено значення градієнту зміни вагових коефіцієнтів для 200 ітерацій навчання розробленої нейронної мережі.

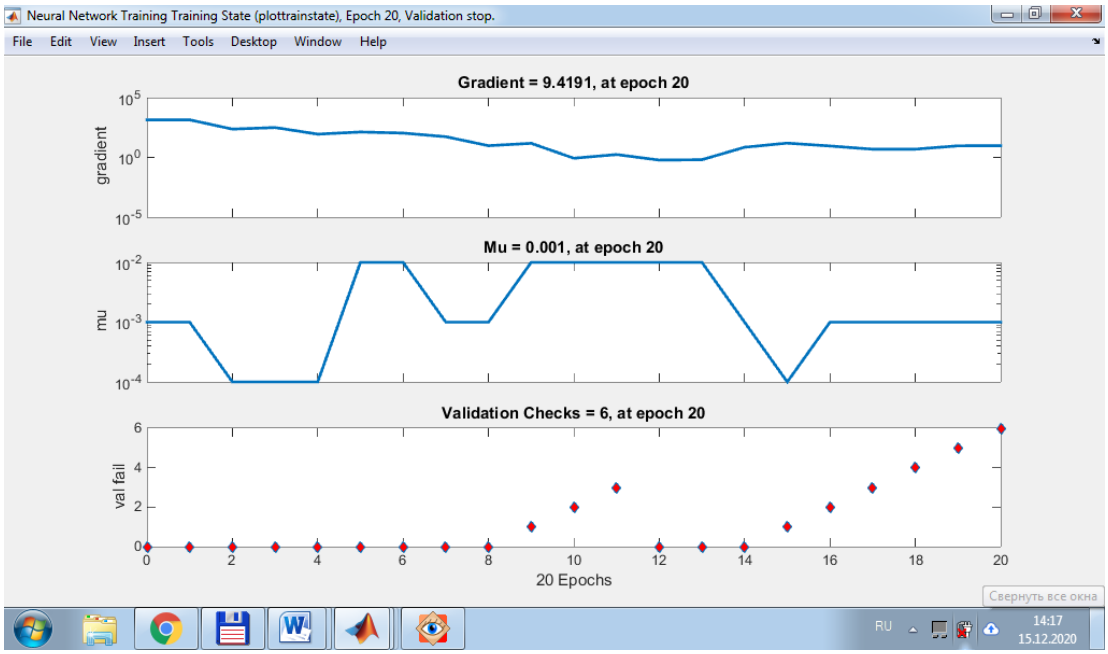

Рисунок 4.20 - График залежності зміни умов навчання від ітерації навчання

4.5 Висновок до розділу

У розділі було розглянуто основні складові НМ. На основі аналізу функціонування НМ сформульовано основні переваги. Визначено фактори, що вливають на напрацювання та розраховано вектори вхідних параметрів. Проведено аналіз різних підходів до навчання НМ.

В якості алгоритму навчання було обрано метод навчання Левенберга-Марквардта.

Розроблено нейронну мережуа на основі обраного алгоритму та проведено дослід, що показав як буде змінюватися результат нейронної мережі, відносно параметрів вхідного вектору, що поступають на вхід мережі.

ВИСНОВКИ

В атестаційній роботі розглянуто проблеми працездатності комп’ютерного обладнання, що використовується в СКС. На основі аналізу факторів, що впливають на надійність комп’ютерного обладнання та важливості постійного справного стану СКС виявлена необхідність прогнозування відмов електронного обладнання.

Проведено аналіз існуючих нейронних мереж, та представлено алгоритми, за якими проводяться навчання нейронної мережі, зокрема розглянуто три з них, що найбільш часто застосовують для розв’язання задач такої складності :

– алгоритм Левенберга-Марквардта;

– алгоритм Байесовської лінійної регресії;

– алгоритм сполучених градієнтів.

Для подальшого проведення дослідження було обрано алгоритм навчання нейронної мережі за Левенбергом-Марквардта.

Визначено фактори, що вливають на напрацювання та розраховано вектори вхідних параметрів нейронної мережі.

Проведено аналіз зв’язків обладнання у якості як окремих елементів, так і системи в цілому.

Сформовано вирази, які описують залежності між параметрами для одного об’єкту дослідження та параметрами об’єктів одного типу при різних умовах застосування.

На основі аналізу вектору вхідних параметрів, проведено побудову та навчання нейронної мережі в програмному середовищі MATLAB з використанням функції пакета Neural Networks Toolbox.

На основі програмної моделі проведено експериментальні дослідження, яке підтвердило допущення, що обраний алгоритм може давати прийнятні

результати при навчанні нейронної мережі з реальними значеннями векторів вхідних параметрів.

Проведено оцінку розробленої нейромережі за показником регресії та середньоквадратичного відхилення.

Підтверджено, що серед розглянутих методів навчання найбільш ефективним для прогнозування відмов комп'ютерного обладнання з використанням нейронної мережі є метод Левенберга-Марквардта, для якого показники регресії та СКО відповідно дорівнюють 0,106 та 96,681.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Калініна І.О. Дослідження алгоритмів навчання нейронних мереж у задачах прогнозування. – Київ. –2009. – 27с.
2. Кириченко А.А. Нейропакеты – современный интеллектуальный инструмент исследователя. – 2013. – 183с.
3. Хайкін С. Нейронні мережі та навчальні машини. Prentice Hall. Нью-Йорк. – 2009. – №3.– 936 с.
4. Барский, А.Б. Логічні нейронні мережі: Учебное пособие / А.Б.Барский. –М.: Біном, 2013. С. 352.
5. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview / Schmidhuber J. // Neural Networks. – 2015. – Vol. 61. – P. 85-117.
6. Nadia Mana. Artificial Neural Networks in Pattern Recognition 5th INNS IAPR TC 3 GIRPR Workshop, ANNPR 2012, Trento, Italy, September 17-19, 2012 Proceeding. // Springer , 2012. – 245 p.
7. Xabier Basogain Olabe. Redes Neuronales Artificiales y sus Aplicaciones Formato Impreso : Publicaciones de la Escuela de Ingenieros. – 1998. – 79 p.
8. Мінский М., Пейперт С. Персептрони. – М. : Мир. – 1971 – 261 с.
9. Персептроны [Електронний ресурс] / Режим доступу www/URL: https://ru.wikiversity.org/wiki
10. Терехов В.А., Ефімов Д.В., Тюкін І.Ю. Нейронні мережі управління: Посібник для вузів. – М. : Вища шк. –2002. – 183 с.
11. О. Матвійків, С.Ткаченко, В. Хаханов Інженерне проектування складних об'єктів і систем : Навчальний посібник. Національний університет "Львівська політехніка". – 2016. – 261с.
12. Інтернет ресурс http://vnz-mpu.com.ua/images/pdf/F_1.pdf
13. Інтернет ресурс https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/26711/1.pdf
14. Інтернет ресурс http://dspace.tneu.edu.ua/bitstream.pdf

15. Інтернет ресурс http://statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html

16. Silage, D. Digital Communication Systems Using MATLAB and Simulink / D. Silage. – M. : Bookst and Publishing, 2009. – 199 p.

17. Нейронные сети https://docplayer.ru/38344285-Neyronnye-seti-html

18. Інтернет ресурс http://bourabai.kz/cm/simulink.htm

19. Условия эксплуатации компьютера [Електронний ресурс] / Режим доступу www/URL: https://studfile.net/preview/7009687/page:13/

20. нейронної мережі : тез.доп. The IX th International scientific and practical conference «Science and practice of today», November 16-19 / London, Ankara, Turkey. – 2020. – 695 p. UDC 01.1

21. Актуальні проблеми автоматики та приладобудування : матеріали III Міжнарод. наук.-техн. конфер., 03-04 грудня 2020 р. / Г.В. Лісачук (голова оргком.). Харків : ФОП Панов А.М., 2020. 156 с. ISBN 978-617-7947-36-2