

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Дніпровський національний університет залізничного транспорту
імені академіка В. Лазаряна

Завідувач кафедри

Жуковицький І.В.

Кафедра «Електронні обчислювальні машини»

«ДО ЗАХИСТУ»

(підпис) (ПІБ)
« ____ » _____ 20 ____ р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня «магістр»

Галузь знань _____ 12 _____ Інформаційні технології
(шифр) (назва)

Спеціальність _____ 123 _____ Комп'ютерна інженерія
(код) (повна назва)

Тема _____ Прогнозування затримки маршрутизаторів з використанням
нейромережної технології _____

Theme _____ Prediction of router delay using neural network
technology _____

Керівник дипломного проекту

Пахомова В.Н.

(ПІБ)

Консультант розділу з БЖД

Музикін М. І.

(ПІБ)

Нормоконтролер

Шаповалов В. О.

(ПІБ)

Студент групи

КС1921

Ріпка Є. В.

(ПІБ)

Student

Ripka Yelyzaveta

(family name)

Дніпро
2020

**Дніпровський національний університет
залізничного транспорту ім. академіка В.Лазаряна**
Факультет «Комп'ютерні технології і системи» кафедра ЕОМ
Спеціальність 123 "Комп'ютерна інженерія"

ЗАТВЕРДЖУЮ:

зав. кафедрою

д.т.н., проф. _____ (Жуковицький І.В.)
_____, _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ
на дипломний проект студента групи КС1921
Ріпки Єлизавети Валеріївни

1. Тема проекту (роботи) : Прогнозування затримки маршрутизаторів з використанням
нейромережної технології

затверджена наказом по університету № 57ст від 27.01.2020 р.

2. Термін подання студентом закінченого проекту (роботи) - 23 грудня

3. Вихідні дані до проекту (роботи)

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (роботи)

4.1 Вступ

4.2 Огляд моделей, методів та засобів прогнозування з використанням
нейромережної технології

4.3 Задача прогнозування затримки маршрутизаторі комп'ютерної мережі в
інформаційнійно-телекомукаційній системі залізничного транспорту

4.4 Створення в MATLAB нейронної мережі та проведення досліджень

4.5 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

4.6 Висновки

5. Перелік креслень (з переліком обов'язкових креслень)

5.1

5.2

5.3

5.4

5.5

5.6

6. Консультанти (з назвами розділів)

7.

| Розділ | Консультант | Підпис, дата | |
|--------|-------------|----------------|---------------------|
| | | Завдання видав | завдання прийняв |
| | | | |

7. Дата видачі завдання - _____

Керівник проекту _____ (Пахомова В.М.)
(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____

(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № п/п | Назва розділів дипломного проекту (роботи) | Термін виконання розділів проекту (роботи) | Примітки |
|----------|--|--|----------|
| 1 | Вступ | 12.04.2020 р. | 5% |
| 2 | Огляд моделей, методів та засобів прогнозування з використанням нейромережної технології | 01.05.2020 р. | 15% |
| 3 | Задача прогнозування затримки маршрутизаторі комп'ютерної мережі в інформаційно-телекомукаційній системі залізничного транспорту | 31.05.2020 р. | 20% |
| 4 | Створення в MATLAB нейронної мережі та проведення досліджень | 1.09.2020 р. | 30% |
| 5 | Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях | 14.12.2020 р. | 5 % |
| 6 | Висновки | 21.12.2020 р | 5% |

Студент-дипломник _____ (Ріпка Є. В.)

Керівник проекту _____ (Пахомова В.М.)

РЕФЕРАТ

Рипка Є. В. Прогнозування затримки маршрутизаторів з використанням нейромережної технології. Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна, кафедра електронних обчислювальних машин. Дипломна магістерська робота. 73 с. 23 рис. 2 табл. 30 джерел. 4 додатків.

У дипломній магістерській роботі виконано огляд моделей, методів та засобів прогнозування з використанням нейромережної технології. Для однокрокового прогнозування із глибиною занурення 4 затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі обрано багатошарову нейронну мережу (Multi Layer Perceptron, MLP). Проведений розрахунок показника Херста часового ряду затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі говорить про його персистентність. Для прогнозування затримки на маршрутизаторі створена в MatLAB нейронна мережа конфігурації 4-2-17-1 (4 – кількість вхідних нейронів, 2 – кількість проміжних шарів, 17 – кількість прихованих нейронів, 1 – кількість результуючих нейронів). У якості функції активації нейронів першого прихованого шару взято гіперболічний тангенс, другого – сигмоїдна функція, вихідного шару – лінійна функція. На створеній моделі проведено дослідження середньоквадратичної похибки нейронної мережі від кількості прихованих нейронів за різними методами навчання.

Ключові слова: маршрутизатор, затримка, прогноз, MLP, вибірка, функція активації, MSE, оцінка.

RESUME

Ripka E. Prediction of router delay using neural network technology. . – Dnipropetrovsk National University of Railway Transport named after Academician V. Lazaryan, Department of Electronic Computing Machines – The graduate work. – 73 p., Fig. 23, Tables 2 Reference 30, App. 4.

In the master's thesis the review of models, methods and means of forecasting with the use of neural network technology is performed. A multilayer neural network is selected for one-step prediction with a dive depth of 4 delays on a computer network router. The calculation of the Hirst index of the time series of delays on the router of the computer network indicates its persistence. To predict the delay on the router, a neural network of 4-2-17-1 configuration (4 - the number of input neurons, 2 - the number of intermediate layers, 17 - the number of hidden neurons, 1 - the number of resulting neurons) was created in MatLAB. As a function of activation of neurons of the first hidden layer the hyperbolic tangent is taken, the second - sigmoid function, the initial layer - linear function. The created model is a study of the root mean square error of the neural network from the number of hidden neurons by different teaching methods.

Keywords: router, delay, prediction, MLP, sampling, activation function, MSE, estimation.

ЗМІСТ

| | |
|---|----|
| ВСТУП..... | 4 |
| РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ..... | 6 |
| 1.1 Постановка проблеми..... | 6 |
| 1.2 Нейромережні моделі прогнозування..... | 7 |
| 1.2.1 Багатошаровий персептрон..... | 7 |
| 1.2.2 Радіально-базисна мережа..... | 9 |
| 1.2.3 Мережа Елмана..... | 10 |
| 1.2.4 Нейронечітка мережа..... | 11 |
| 1.3 Методи прогнозування..... | 12 |
| 1.3.1 Багатокрокове прогнозування..... | 12 |
| 1.3.2 Однокрокове прогнозування..... | 14 |
| 1.4 Засоби моделювання нейронних мереж..... | 15 |
| 1.5 Існуючі системи прогнозування..... | 17 |
| 1.6 Висновки за розділом..... | 19 |
| РОЗДІЛ 2 ЗАДАЧА ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАТРИМКИ НА МАРШРУТИЗАТОРІ КОМП'ЮТЕРНОЇ МЕРЕЖІ В ІНФОРМАЦІЙНО- ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ ... | 20 |
| 2.1 Постановка задачі..... | 20 |
| 2.2 Розрахунок показника Херста..... | 21 |
| 2.3 Висновки за розділом..... | 22 |
| РОЗДІЛ 3 СТВОРЕННЯ В MATLAB НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕНЬ..... | 23 |
| 3.1 Багатошаровий персептрон у якості математичного апарату..... | 23 |
| 3.2 Алгоритм зворотного поширення помилки..... | 24 |
| 3.3 Формування навчальної вибірки..... | 29 |
| 3.4 Створення в MATLAB багатошарової нейронної мережі | 29 |
| 3.5 Оцінка прогнозу на створеній нейронній мережі..... | 34 |

| | |
|--|----|
| 3.6 Організація досліджень на нейронній мережі..... | 37 |
| 3.7 Висновки за розділом..... | 37 |
| РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ..... | 38 |
| 4.1 Вимоги безпеки при виконанні робіт на робочому місці..... | 38 |
| 4.1.1 Вимоги до виробничих приміщень | 40 |
| 4.1.2 Виробниче освітлення | 42 |
| 4.1.3 Електрична та пожежна безпека | 43 |
| 4.2 Шкідливі виробничі фактори на робочому місці..... | 45 |
| 4.2.1 Рекомендації щодо покращення умов праці..... | 47 |
| 4.3 Дії працівників в аварійних ситуаціях..... | 47 |
| 4.3.1 Надання першої медичної допомоги..... | 48 |
| 4.4 Основні висновки..... | 49 |
| ВИСНОВКИ..... | 50 |
| ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... | 51 |
| ДОДАТКИ..... | |
| ДОДАТОК А. Інформаційно-телекомунікаційна система залізничного транспорту..... | 55 |
| ДОДАТОК Б. Розрахунок показника Херста в програмі Excel..... | 56 |
| ДОДАТОК В. Нейронна мережа в MATLAB..... | 59 |
| ДОДАТОК Г. Тези щодо студентської конференції..... | 73 |

ВСТУП

У сучасних протоколах маршрутизації (RIP, OSPF) використовуються алгоритми вибору найкоротшого маршруту, наприклад, алгоритми Беллмана та Дейкстри, які не завжди призводять до ефективного результату, тому доцільна організація маршрутизації в комп'ютерних мережах з використанням нейромережної технології. Крім того, збільшення потоків даних в інформаційно-телекомунікаційній системі (ІТС) залізничного транспорту призводить до виникнення пікових навантажень, за яких спостерігаються значні втрати пакетів та істотні часові затримки на маршрутизаторах. Вирішення даної проблеми можливо за рахунок прогнозування цих затримок на основі нейромережних моделей, що підтверджує *актуальність теми* дипломної магістерської роботи.

Мета дипломної магістерської роботи оцінити прогнозування затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі з використанням нейромережної технології. Відповідно до мети поставлені **наступні завдання**:

- 1) Виконати огляд моделей, методів та засобів прогнозування з використанням нейромережної технології.
- 2) Провести розрахунок показника Херста для часового ряду затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці.
- 3) Створити в MatLAB багатошарову нейронну мережу для прогнозування затримки на маршрутизаторі в комп'ютерній мережі.
- 4) Провести дослідження на створеній нейронній мережі.

У загальні питанням прогнозування з використанням нейромережної технології займаються вчені України і країн ближнього зарубіжжя: Будкова Л. В., Корнієнко В. І., Рукас К. М., Султанов А. Х., Пахомова В. М., Подорожняк А. А., Покровська М. А. та ін. Цим питанням також займаються іноземні вчені: Abdenmour A., Chabaa S., Cortez P., Oravec M., Rutka G. та ін.

Окремим напрямком є прогнозування часового ряду. Якщо задані n дискретних значень $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$ в послідовні моменти часу t_1, t_2, \dots, t_n , тоді

задача прогнозування полягає в прогнозі значення $y(t_{n+1})$ в майбутній момент часу t_{n+1} . Прогноз може бути помилковим, але помилка залежить від прогнозуючої системи, що використовувалася. Високу точність прогнозу надають нейронні та нейронечіткі мережі. Розв'язок задачі прогнозування може бути знайдений на основі наступних нейронних мереж: багатошарового персептрону, радіально-базисної мережі, узагальнено-регресійної мережі, мережі Вольтера, мережі Елмана та ANFIS-системи.

Дипломна магістерська робота складається із вступу, чотирьох розділів та висновків.

У першому розділі виконаний огляд моделей, методів та засобів прогнозування з використанням нейромережної технології. Для подальшого виконання дипломної магістерської роботи обрано багатошарову нейронну мережу (НМ) для однокрокового прогнозування.

У другому розділі представлена постановка задачі прогнозування затримки на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці, а також проведений розрахунок показника Херста.

У третьому розділі для прогнозування затримки на маршрутизаторі створена в MatLAB нейронна мережа конфігурації 4-2-17-1; у якості функції активації нейронів першого прихованого шару взято гіперболічний тангенс, другого – сигмоїдна функція, вихідного шару – лінійна функція. Крім того, в цьому розділі проведено дослідження середньоквадратичної похибки НМ від кількості прихованих нейронів за різними методами навчання.

У четвертому розділі розглянуті питання охорони праці.

Результати дипломної магістерської роботи представлялися на конференції молодих вчених та студентів, яка відбулась в 2020 році в Дніпровському національному університеті залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна, тези доповіді представлені у додатку Г.

РОЗДІЛ 1 Огляд моделей, методів та засобів прогнозування з використанням нейромережної технології

1.1 Постановка проблеми

В останні кілька років ми спостерігаємо вибух інтересу до нейронних мереж, які успішно застосовуються в самих різних областях - бізнесі, медицині, техніці, геології, фізики. Нейронні мережі увійшли в практику всюди, де потрібно вирішувати завдання прогнозування, класифікації або управління.[14]

Прогнозування з використанням нейромережної технології забезпечує основну вихідну інформацію для прийняття рішень при управлінні різними системами в процесі планування їх нормальних електричних режимів.

Моделювання є складним через нелінійних і складних відносин між навантаженням і факторами, від яких вона залежить. Крім цього слід зазначити, що існуючі методи прогнозування не можуть працювати з неточними або неповними даними, в той час як в реальному житті часто доводиться мати справу саме з такою інформацією.

Тому необхідні нові підходи, методи для прогнозування, які б могли враховувати дані різного роду, вміли працювати з неточними, неповними вхідними даними.

Одним з таких нових, що розвиваються підходів є метод, заснований на нечіткої логіки і нейронних мережах, що отримав назву нечіткі нейронні мережі.

Цей метод може використовувати заздалегідь відому інформацію, навчати, здобувати нові знання, прогнозувати, виконувати класифікацію образів і крім цього нечіткі нейронні мережі є досить наочними для користувача.

Аналіз розроблених методів прогнозування показав, що практичне застосування їх пов'язане з певними труднощами. Одні методи призводять до значних похибок в оцінці прогнозованих величин, інші через складність

математичного апарату не отримали широкого застосування для вирішення практичних завдань.

В останні роки великий інтерес викликає проблематика нейронних мереж, генетичних алгоритмів і нечітких систем. Ці напрямки відносяться до наукової області, обумовленої в англomовній літературі терміном Computational Intelligence [15].



Рисунок 1.1 – Взаємозв'язки між нейронними мережами, генетичними алгоритмами і нечіткими системами [16]

На рисунку 1.1 видно, що задачі нейронних мереж, генетичних алгоритмів і нечітких систем можуть розглядатися поза зв'язком між собою, однак їхня взаємозалежність виявляється надзвичайно важливою. Зокрема, генетичні алгоритми можна застосовувати для підбора ваг і топології нейронної мережі, а також для формування бази правил і функцій приналежності нечіткої системи. [16]

1.2 Нейромережні моделі прогнозування

1.2.1 Багатошаровий персептрон

Багатошаровий персептрон – різновид нейронної мережі прямого поширення, найчастіше використовується при прогнозуванні часових рядів.

Кожен елемент мережі будує зважену суму своїх входів з поправкою у вигляді доданка і потім пропускає цю величину активації через передавальну

функцію, і таким чином виходить вихідне значення цього елемента. Елементи організовані в пошарову топологію з прямою передачею сигналу.

Таку мережу легко можна інтерпретувати як модель вхід-вихід, в якій ваги і порогові значення (зміщення) є вільними параметрами моделі [17].

Така мережа може моделювати функцію практично будь-якого ступеня складності, причому число шарів і число елементів в кожному шарі визначають складність функції. Визначення числа проміжних шарів і числа елементів в них є важливим питанням при конструюванні багаторазового персептрона[18].

Після того, як визначено число шарів і число елементів в кожному з них, потрібно знайти значення для ваг і порогів мережі, які б мінімізували помилку прогнозу, що видається мережею. Саме для цього служать алгоритми навчання. З використанням зібраних історичних даних ваги і порогові значення автоматично коригуються з метою мінімізувати цю помилку[19].

Багатошаровий персептрон (по Розенблатту) – це персептрон, в якому присутні додаткові шари А-елементів[20].

Багатошаровий персептрон (по Румельхарту) – це персептрон, в якому присутні додаткові шари А-елементів, причому, навчання такої мережі проводиться за методом зворотного поширення помилки, і тими, хто навчається є всі верстви персептрону (в тому числі S-A). Є окремим випадком багаторазового персептрона Розенблатта.

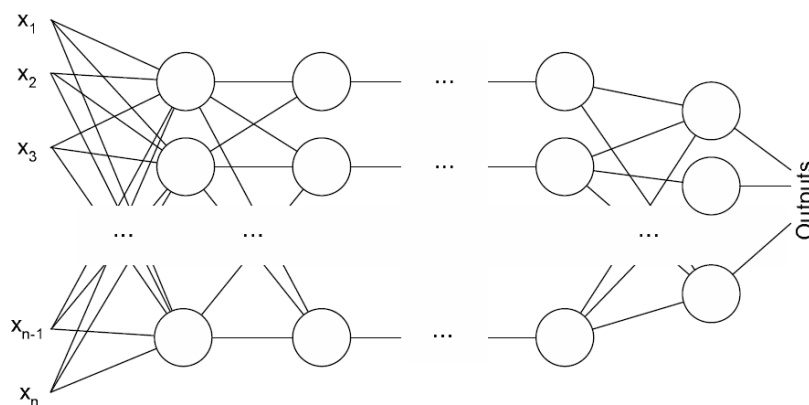


Рисунок 1.2 – «Архітектура багаторазового персептрона (обох підтипів)»[21].

Одним із підходів до вирішення задачі маршрутизації являється використання апарату штучних нейронних мереж (ШНМ) [24]. У роботі Павленко М. А. [23] вирішена задача однопутної маршрутизації в сучасних телекомунікаційних системах на основі багат шарового персептрону. Використання двошарової ШНМ обумовлено тим, що дана мережа має велику ємність «пам'яті» для запам'ятовування образів в своїй структурі, високу швидкість роботи, широкі можливості узагальнення при мінімальній кількості навчальних прикладів і прийнятний час навчання.

1.2.2 Радіально-базисна мережа

Радіально-базисна мережа – мережа, яка складається з набору однотипних радіальних функцій, використовуваних як функція активації в одному шарі штучної нейронної мережі або як-небудь ще, в залежності від контексту [25].

Радіальна функція – це будь-яка речова функція, значення якої залежить тільки від відстані до початку координат $\phi(X) = \phi(\|X\|)$ або від відстані між деякою іншою точкою c , званої центром $\phi(X, C) = \phi(\|X - C\|)$ [25].

Для апроксимації функцій за допомогою радіальних базисних функцій зазвичай береться їх лінійна комбінація виду:

Де в якості апроксимуючої функції береться сума N радіальних базисних функцій з центрами в точках X_i і коефіцієнтами W_i . коефіцієнти можна обчислити за допомогою методу найменших квадратів, оскільки апроксимуюча функція є лінійною по відношенню до коефіцієнтів W_i [17, с. 112].

Таким чином, радіальні базисні мережі надають собою гнучкий інструмент інтерполяції за умови, що безліч центрів більш-менш рівномірно покриває область визначення шуканої функції (в ідеалі центри повинні бути рівновіддалені від найближчих сусідів).

Проте, як правило в проміжних точках апроксимація досягає високої точності тільки якщо безліч радіальних базисних функцій доповнено полиномом, ортогональним до кожної з радіальної базисної функції.

1.2.3 Мережа Елмана

Нейронна мережа Елмана отримується з багаторазового персептрона введенням зворотних зв'язків, ці зв'язки йдуть не від виходу мережі, а від виходів внутрішніх нейронів. Це дозволяє врахувати передісторію процесів, що спостерігаються і накопичувати інформацію для вироблення правильної стратегії управління.

Ці мережі можуть застосовуватись в системах управління рухомими об'єктами, тому що їх головною особливістю є запам'ятовування послідовностей.

Використовується тришарова мережа (впорядкована на ілюстрації по горизонталі як x , y та z) з додаванням набору «контекстних вузлів» [27].

Існують з'єднання з середнього (прихованого) шару з цими контекстними вузлами з незмінними одиничними вагами [27]. На кожному такті вхід поширюється стандартним прямим чином, а потім застосовується правило навчання[27]. Незмінні зворотні з'єднання призводять до того, що контекстні вузли завжди зберігають копію попередніх значень прихованих вузлів (оскільки вони поширюються з'єднаннями до застосування правила навчання) [27].

Таким чином, мережа Елмана зберігає свого роду стан, що дозволяє їй виконувати такі наступні задачі, як передбачення послідовності, що є за межами можливостей стандартного багатшарового персептрону (див. рис. 1.3)

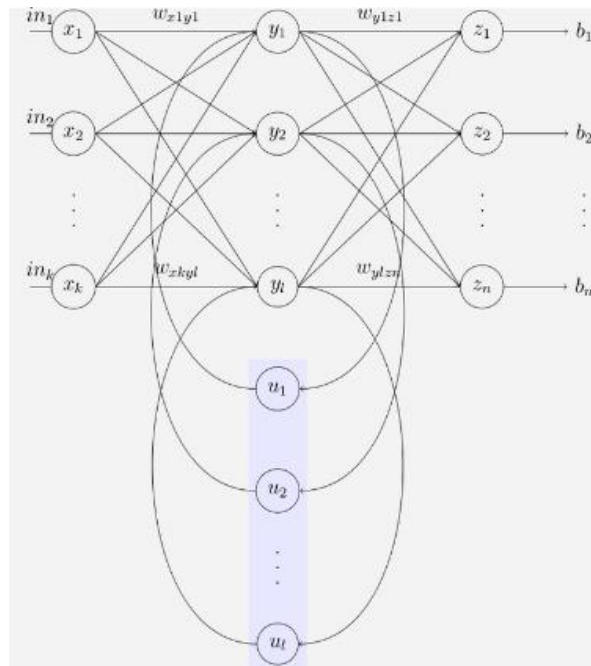


Рисунок 1.3. – Мережа Елмана

1.2.4 Нейро-нечітка мережа

Нейро-нечітка мережа – нейронна мережа прямого поширення сигналу особливого типу. В інтегрованій моделі для визначення параметрів системи нечіткого висновку використовуються методи навчання нейронних мереж. Інтегровані нейро-нечіткі системи розподіляють структури даних і подання знань.

В нечітких нейронних мережах висновок здійснюється на основі апарату нечіткої логіки, а параметри функцій приналежності налаштовуються за допомогою алгоритмів навчання нейронної мережі. Модуль нечіткого управління представляється в формі багатошарової мережі, в якій шари виконують функції елементів системи нечіткого виведення (див.рис. 1.4).

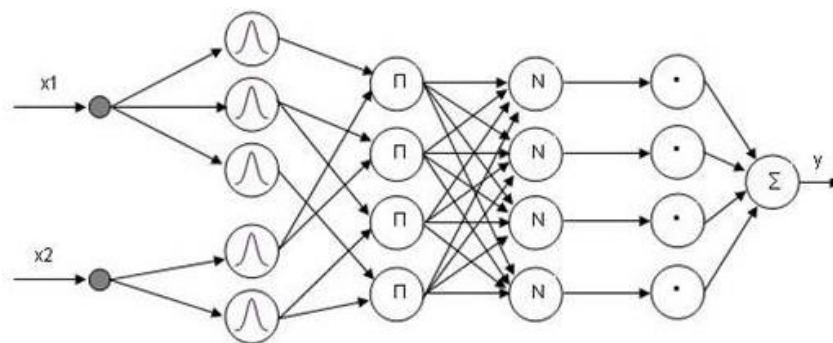


Рисунок 1.4 – Структура нейро-нечіткої мережі

Основними властивостями нейро-нечітких мереж є те, що:

- нейро-нечіткі мережі засновані на нечітких системах, які навчаються за допомогою методів, використовуваних у нейромережах;
- нейро-нечітка мережа зазвичай є багат шаровою нейронною мережею. Перший шар становить вхідні змінні, середній становить нечіткі правила, а третій – вихідні змінні. Ваги підключення відповідають нечітким множинам вхідних і вихідних змінних. Іноді використовується п'ятишарова архітектура. В загальному випадку нечітка система необов'язково повинна бути подана в такому вигляді, однак це є зручною моделлю для застосування навчаючих методів;
- нейро-нечітка мережа завжди (до, під час і після навчання) може бути інтерпретована як система нечітких правил;
- процедура навчання враховує семантичні властивості нечіткої системи. Це виражається в обмеженні можливих модифікацій, які застосовуються до параметрів, що налагоджуються. Потрібно, однак, сказати, що не всі методи навчання нейро-нечітких мереж враховують семантику системи.

Пахомова В. М. у своїй роботі [28] за допомогою нейрон-нечіткої логіки знайшла залежності середньої похибки навчання гібридної системи прогнозування обсягу мережного трафіка дорожнього фрагмента (Дніпропетровськ – Київ) в ІТС Придніпровської залізниці від: кількості її входів, кількості термів вхідної змінної, потужності навчальної вибірки за різними методами навчання. Показала, що прогнозування обсягу мережного трафіка в ІТС дозволить в реальному часі визначити перевантаження в мережі та здійснити контроль за потоками даних.

1.3 Методи прогнозування

1.3.1 Багатокрокове прогнозування

Багатокрокове прогнозування характеризується збільшенням дискретних відліків вихідної величини i , відповідно, збільшенням часу, на який здійснюється прогноз (час випередження T_{op}).

При багатокроковому прогнозуванні застосовують наступну формулу розрахунку:

$$T_{оп} = a * R,$$

де R – кількість кроків обчислення прогнозування;

a – крок дискретизації вихідного параметра (наприклад, рік, місяць, день, і т.п.).

Схематично послідовність використання нейромереж для задач багатокрокового прогнозування зображено на рисунку 1.5 [15, с. 92].

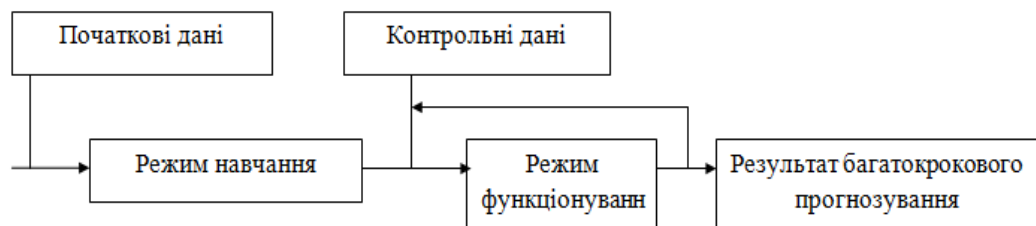


Рисунок 1.5 – Послідовність використання нейромереж для задач багатокрокового прогнозування [15, с. 92].

Багатокрокове прогнозування дозволяє робити коротко- і середньострокові прогнози, оскільки істотний вплив на точність має накопичення похибки на кожному кроці прогнозування.

При застосуванні довгострокового багатокрокового прогнозування спостерігається характерне для багатьох прогнозують систем поступове згасання процесу, фазові зрушення і інші спотворення картини прогнозу. Такий тип прогнозування підходить для стаціонарних часових рядів з невеликою випадковою складовою.

Прогнозування з перенавчанням (див. рис. 1.6) дозволяє при великих інтервалах випередження усунути затухання прогностичних властивостей мережі за рахунок постійного корегування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків.

На входи мережі в режимі функціонування надходить остання реалізація навчальної множини $x(t_{n-2})$, $x(t_{n-1})$, $x(t_n)$.

Прогнозоване значення виходу $x * (tn + 1)$ відкладається в векторі прогнозованих вихідних значень і в якості достовірного додається до реальних значень навчальної множини.

Навчальна множина збільшується на одне часове вікно. Відбувається процес перенавчання мережі на збільшеному навчальній множині, під час якого визначаються нові вагові коефіцієнти k синаптичних зв'язків і поліномів передатних функцій нейронів [17, с. 37].

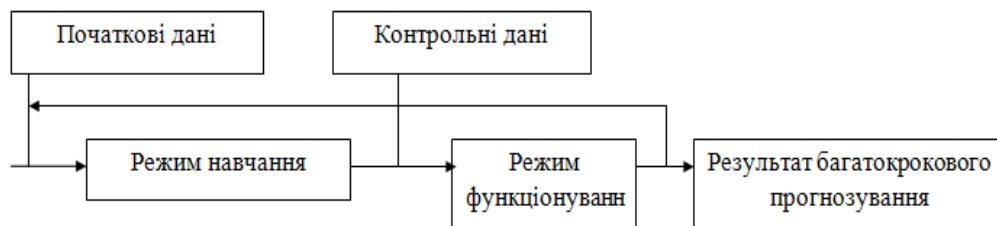


Рисунок 1.6 – Послідовність використання нейромережі для задач багатокрокового прогнозування з перенавчанням[17, с. 37].

Потрібно відзначити, що алгоритм багатокрокового прогнозування з перенавчанням мережі для традиційних мереж прямого поширення з ітераційним навчанням є практично нездійсненним через великі часові затримки, необхідні на перенастроювання коефіцієнтів мережі [29].

1.3.2 Однокрокове прогнозування

Завдання однокрокового прогнозування зводиться до задачі відображення, коли один вхідний вектор відображається у вихідний (див. рис. 1.7) [17, с. 38].

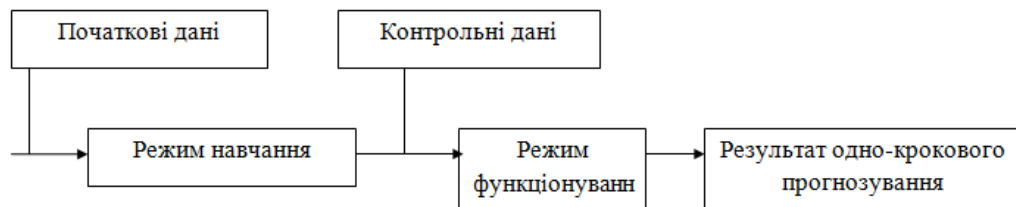


Рисунок 1.7 – Послідовність використання нейромережі для задач однокрокового прогнозування[17, с. 38].

Використовується для короткострокових прогнозів, звичайно - абсолютних значень послідовності. Здійснюється прогноз тільки на один

крок вперед, але використовується реальне, а не прогнозоване значення для здійснення прогнозу на наступному кроці.

Безліч даних для одно крокового прогнозування наведено в таблиці 1.1

Таблиця 1.1 – Безліч даних для однокрокового прогнозування

| Входи | | | | Виходи |
|----------|--------------|-----|----------------|--------------|
| $x(t_1)$ | $x(t_2)$ | ... | $x(t_m)$ | $x(t_{m+1})$ |
| $x(t_2)$ | $x(t_3)$ | ... | $x(t_{m+1})$ | $x(t_{m+1})$ |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| $x(t_2)$ | $x(t_{i+1})$ | ... | $x(t_{i+m-1})$ | $x(t_{i+m})$ |

Можна зробити висновок, що зручно використовувати, як метод однокрокового, так і багатокрокового прогнозування. Недоліком методу багатокрокового прогнозування є, невиконання через великі проміжки часу. І не менш важливим фактором є те, які значення є у нас на вході, і що ми хочемо отримати на виході.

1.4 Засоби моделювання нейронних мереж

Штучні нейронні мережі є видом математичних моделей, які будуються по принципу організації та функціонування їх біологічних аналогів – мереж нервових клітин (нейронів) головного мозку. Побудова їх ґрунтується на тому, що нейрони можна змодельовати достатньо простими автоматами, а вся складність мозку, гнучкість його функціонування та інші важливі якості визначаються зв'язками між нейронами.

Існуючі в даний момент програмні засоби дозволять створювати штучні нейронні мережі різних архітектур, здійснювати їх візуалізацію, навчати, налагоджувати, проводити розрахунки, прогнози та дослідження, а також вирішувати широкий спектр прикладних задач, які складно реалізуються за допомогою стандартних методів[30].

Прикладна програма MATLAB уявляє собою настільну лабораторію для математичних розрахунків, проектування електричних схем та моделювання складних систем. Вона має вбудовану мову для програмування і досить багатий інструментарій для штучних нейронних мереж, який

включає в себе створення, навчання, тренування, графічний та командний інтерфейс для побудови архітектури мереж [21, с. 114].

Перевага пакету MATLAB у тому, що при його використанні користувач не обмежений моделями нейронних мереж та їх параметрами жорстко закладеними в нейросимуляторі, але має можливість самостійно контролювати таку мережу, яка буде оптимальною для вирішення поставленого завдання.

Прикладна програма STATISTICA – потужне забезпечення для аналізу даних та пошуку статичних залежностей. В цій програмі робота з штучними нейронними мережами представлена в модулі STATISTICA Neural Networks, яка складається з набору нейромережових методів аналізу даних. Програма має виключно прості та доступні аналітичні засоби. Так, наприклад, не маючий аналогів автоматичний конструктор мережі – Automatic Network Designer може знайти оптимальну архітектуру для мережі [17, с. 45].

Нейропакет BrainMaker є достатньо простим програмним засобом при моделюванні багат шарових нейронних мереж, які навчаються за допомогою алгоритму зворотнього поширення похибки. Основною перевагою цього пакету можна вважати велику кількість параметрів настройки алгоритму навчання нейронних мереж, в тому числі можливість навчання з обмеженням на вагові коефіцієнти. Програма призначена для вирішення завдань, для яких поки що не знайдені формальні методи та алгоритми. До таких завдань відносять, наприклад, прогнозування втрат електричної енергії в сільських мережах, особливо у вихідні та святкові дні.

Пакет Neuro Office призначений для проектування інтелектуальних програм модулів, побудований на основі нейронних мереж з ядерною організацією. Результатом проектування є навчена нейронна мережа з програмним інтерфейсом, що відповідає моделям багатокомпонентних об'єктів і дозволяє легко вбудовувати інтелектуальний модуль в будь-яку програму Microsoft office, а також в будь-який проект користувача. Пакет Neuro Office містить в собі три взаємодоповнюючі компоненти. Neuro View

– засіб для візуального проектування структурних моделей та топології штучних нейронних мереж. Neuro Emulator – засіб для навчання та перевірки адекватності нейронних модулів до набору реальних даних. ActiveX – компонент, призначений для вбудови в програмні проекти та офісні прикладні програми [17, с. 54].

СOM-інтерфейс дозволяє вбудовувати у прикладі програми довільну кількість нейронних модулів. В результаті нейрона мережа бути реалізована як ансамбль пов'язаних нейронних модулів подібно структурам людського мозку.

Отже, програмні засоби дозволяють створювати штучні нейронні мережі різних архітектур, здійснювати їх візуалізацію, навчати, налагоджувати, виконувати розрахунки, прогнозувати та досліджувати, а також вирішувати широкий спектр прикладних задач.

1.5 Існуючі системи прогнозування

Побудова нейромережевої системи прогнозування включає в себе обробку вхідних даних, розробку архітектури і навчання мережі. Не існує загального алгоритму реалізації для кожного з перерахованих етапів - конфігурація системи залежить від безлічі факторів, які охоплюються конкретним завданням.

Так, для отримання прогнозу при розробці нейронної мережі враховується природа прогнозованого тимчасового ряду. Бажана форма отримання прогнозу, горизонт прогнозування, вимога до часу отримання прогнозу, обсяг вхідних даних. Гнучкість і відсутність суворої формалізації при розробці системи Предоставляють широкий спектр можливостей дослідження, удосконалення та адаптації існуючих моделей нейронних мереж з метою підвищення точності прогнозу.

Штучна нейронна мережа (див. рис. 1.9) являє собою сукупність штучних нейронів, що здійснюють обробку інформації і обмінюються між собою даними. Обмін даними відбувається через синаптичні зв'язки, що з'єднують вихід одного нейрона з входом іншого. Кожна зв'язок

характеризується ваговим коефіцієнтом, що відображає силу переданого по ній сигналу. Обробляючи інформацію, нейрон підсумовує вхідні сигнали, обчислює від отриманої суми функцію і передає результуюче значення на вихід.

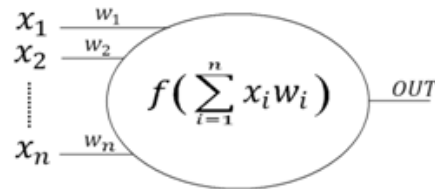


Рисунок 1.9 – Структура штучного нейрона

При вирішенні задачі прогнозування нейромережева система будується наступним чином: вхідний шар містить кілька нейронів, на які подаються значення досліджуваного часового ряду, а останній шар складається з єдиного нейрона, на виході якого виходить прогноз.

Недоліком реалізації цього алгоритму є досить швидке накопичення помилки. Збільшення точності прогнозу відбувається за рахунок зв'язування вихідних нейронів між собою так, щоб отримане значення на першому вихідному нейроні подавалося на вхід другого вихідного нейрона, а отримане на першому і другому - враховувалося на третьому і т.д.

Іншими словами, на кожен наступний нейрон вихідного шару, крім сигналів з нейронів передостаннього шару, повинні подаватися сигнали, вже отримані на попередніх виходах мережі. Приклади системи нейронних персептронів без зв'язків і зі зв'язками вихідних нейронів (див. рис. 1.10) [21, с. 76].

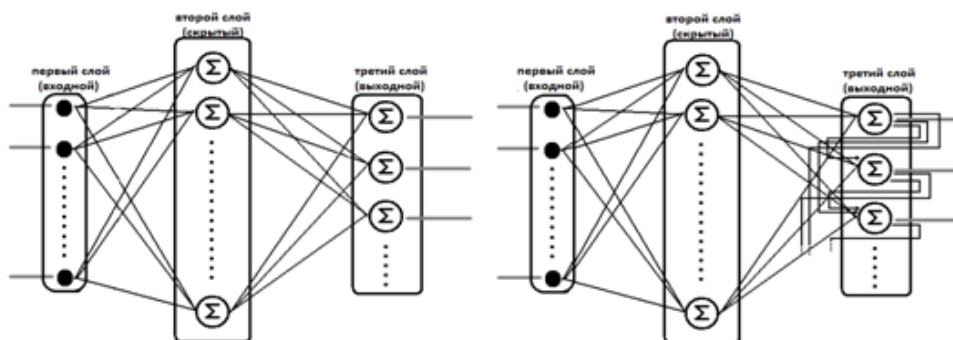


Рисунок 1.10 – Структура багатошарового персептрона без зв'язків та зі зв'язками між нейронами вихідного шару[21, с. 76].

1.6 Висновки за розділом

1. На сучасному етапі для знаходження розв'язки задач прогнозування використовують нейронні мережі, які володіють всіма необхідними властивостями. У загальні для прогнозування придатні такі нейронні мережі: багатошаровий персептрон, радіально-базисна мережа, мережа Елмана та нейронечітка мережа (ANFIS система).

2. Існують три основних методи нейромережного прогнозування: однокрокове, багатокрокове та багатокрокове прогнозування з перенавчанням нейромережі на кожному кроці прогнозу. У подальшому в дипломній магістерській роботі застосується однокрокове прогнозування.

У якості засобів можуть бути використані наступні нейропакети: Matlab, NeuralWorks Professional II/PLUS, Deductor, NeuroSolutions. У дипломній магістерській роботі для подальшого моделювання та навчання нейронної мережі застосовуються нейроімітатори Neural Network Toolbox, який входить до складу пакету Matlab. Neural Network Toolbox володіє інтуїтивно зрозумілим інтерфейсом і всіма необхідними інструментами для побудови багатошарового персептрону, його навчання та відображення результатів.

2 ЗАДАЧА ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАТРИМКИ НА МАРШРУТИЗАТОРІ КОМП'ЮТЕРНОЇ МЕРЕЖІ В ІНФОРМАЦІЙНО-ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ

2.1 Постановка задачі

Сьогодні мережа інформаційно-телекомунікаційної системи (ІТС) залізничного транспорту, фрагмент якої представлений на рис. А.1 [12] (у додатку А), збудована на базі оптичної транспортної мережі. Для побудови єдиної мережі передачі даних, що покладена в основу ІТС залізничного транспорту України, обрано мережне обладнання Cisco, яке являє собою єдиний програмно-апаратний комплекс. На сучасному етапі в мережі ІТС залізничного транспорту маршрутизатор виконує протокол OSPF (Open Shortest Path First), оскільки він є загальним стандартом, який підтримують різні виробники мережного обладнання, і дозволяє уникати замкнутих петель у процесі розвитку мережі передачі даних на залізничному транспорті України. Визначення оптимального маршруту в комп'ютерній мережі повинно базуватися на відповідному часі передачі даних за маршрутом, значну частину якого складає час затримки на маршрутизаторах (зважаючи на те, що час передачі пакета по каналу мережі значно менший).

Після аналізу мережевого трафіку в ІТС Придніпровської залізниці [26] (див. рис. А.2 додатку А) прийняте рішення використовувати глибину занурення 4, що відповідає 15 хвилинного інтервалу часу, тобто кількість вхідних нейронів нейронної мережі дорівнює 4. Звідси вектор вхідних змінних має наступний вигляд:

$$Z(t) = \{t, X(t), X(t-1), \dots, X(t-3)\}, \quad (2.1)$$

а вектор результуючих змінних:

$$Y(t) = \{X(t+1)\}. \quad (2.2)$$

Часовий ряд значень затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі

сформований на основі значень, що отримані на імітаційній моделі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці, яка створена в [12]. На початковому етапі необхідно виконати аналіз часового ряду затримок на персистентність.

2.2 Розрахунок показника Херста

За допомогою показника Херста аналізують часові ряди. Метод Херста- це метод нормованого розмаху, або R/S аналіз. Це достатньо простий та діючий метод аналізу часових рядів.

Основоположником цього метода є Херст. Хоч він і був дослідником у сфері гідрогеології й займався проблемою контролю рівня води у водосховищах, його метод поширився на дуже багато сфер науки та продовжують користуватись і по сей день.

Довгостроковими ефектами або довгою пам'яттю називають кореляційний структуру часових рядів, що мають великі зрушення. R / S - аналіз може показати деяку стійкість (або нестійкість) тренда випадкового процесу, причому стійкість характеризується наявністю довгострокових ефектів[11].

Для формування методу необхідно використовувати часовий ряд $X_1 \dots X_n$ значень. В основі R / S – аналізу лежить наступне співвідношення:

$$H = \frac{R}{S} \quad (2.3)$$

де H – показник Херста;

S – середнє квадратичне відхилення ряду спостережень X ;

N – кількість періодів спостережень;

$\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2$ – накопичене відхилення ряду X від середнього значення ;

R – розмах накопиченого відхилення;

a – задана константа, позитивне число.

З відношення (2.3) виводимо значення показника Херста розраховується наступним чином:

$$H = \frac{R}{S} \quad (2.4)$$

Стандартне відхилення S розраховується наступним чином:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (2.5)$$

де \bar{X} – середнє арифметичне ряду спостережень X за N періодів.

Розмах накопиченого відхилення R є найбільш важливим елементом формули розрахунку показника Херста. У загальному вигляді його обчислюють таким чином:

$$R = \max_{1 \leq i \leq N} Z_i - \min_{1 \leq i \leq N} Z_i \quad (2.6)$$

де Z_i - накопичене відхилення ряду X від середнього значення \bar{X} , яке розраховується наступним чином:

$$Z_i = \sum_{j=1}^i (X_j - \bar{X}) \quad (2.7)$$

Якщо після розрахунку показник Херста більше, ніж значення 0.5, то часовий ряд є персистентним, тобто є не випадковим.

У додатку А наведені розрахунки за формулами 2.3- 2.7 в програмі Excel. Математично було доведено, що вхідний часовий ряд не є випадковим, тобто є персистентним. Це означає, що якщо ряд буде зростати(уменшуватись) в попередній період, то він збереже цю тенденцію і в майбутньому періоді.

2.3 Основні висновки

На основі існуючої імітаційної моделі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці сформований часовий ряд затримок на маршрутизаторі, для якого в Excel виконаний розрахунок показника Херста. Значення показника Херста склало приблизно 0,59 (при $a=0,25$), що перевищує 0,5, тобто часовий ряд затримок персистентний і характеризується ефектом довгочасної пам'яті.

3 СТВОРЕННЯ В MATLAB НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕНЬ

3.1 Багатошаровий персептрон у якості математичного апарату

Багатошарова мережа складається з нейронів, розташованих на різних рівнях, причому, окрім вхідного і результуючого шарів, є ще, як мінімум, один внутрішній, тобто прихований, шар. Така нейронна система називається багатошаровим персептроном (Multilayer Perceptron, MLP).

На рис. 3.1 [15,с.51] представлена мережа з одним прихованим шаром. Усі подальші міркування відносяться до мереж саме такого типу. Позначення сигналів і вагів також відповідатимуть цьому рисунку. Ваги нейронів прихованого шару помітимо верхнім індексом (1), а результуючого шару – верхнім індексом (2). Сигнали нейронів прихованого шару позначимо u_j ($j = 1, 2, \dots, K$), а результуючого шару y_j ($j = 1, 2, \dots, M$).

Рисунок 3.1 – Узагальнена структура двошарової нейронної мережі
(з одним прихованим шаром)

Функція активації нейронів задана в сигмоїдальній уніполярній або біполярній формі. Для спрощення опису використовуватимемо розширене позначення вхідного вектору мережі у вигляді $x = [x_0, x_1, \dots, x_N]^T$, де $x_0 = 1$ відповідає одиничному сигналу поляризації. Із вектором x пов'язані два

вихідні вектори мережі: вектор фактичних вихідних сигналів $y = [y_0, y_1, \dots, y_N]^T$ і вектор очікуваних вихідних сигналів $d = [d_0, d_1, \dots, d_N]^T$. Мета навчання полягає в підборі таких значень вагів $w_{ij}^{(1)}$ і $w_{ij}^{(2)}$ для усіх шарів мережі, щоб при заданому вхідному векторі x отримати на виході значення сигналів y_i , які з необхідною точністю співпадатимуть з очікуваними значеннями d_i , для $i = 1, 2, \dots, M$. Якщо розглядати одиничний поляризаційний сигнал як один з компонентів вхідного вектору x , то ваги поляризації можна додати у вектори вагів відповідних нейронів обох шарів. При такому підході результуючий сигнал i -го нейрона прихованого шару вдається описати функцією [15,с.51]:

$$u_j = f \left(\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(1)} x_j \right)$$

де $w_{ij}^{(1)}$ – ваги нейронів прихованого шару;

x_j – j -тий вхідний сигнал.

У цій формулі індекс 0 відповідає сигналу і вагам поляризації, причому $u_0 = 1$, $x_0 = 1$.

У вихідному шарі k -й нейрон виробляє вихідний сигнал, який визначається як [15,с.51]:

$$y_k = f \left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} u_i \right) = f \left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} f \left(\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(1)} x_j \right) \right)$$

де $w_{ki}^{(2)}$ – ваги нейронів вихідного шару;

З формули виходить, що на значення результуючого сигналу впливають ваги обох шарів, тоді як сигнали, що створюються в прихованому шарі, не залежать від вагів результуючого шару.

3.2 Алгоритм зворотного поширення помилки

Роботу нейронної мережі (багатошарового персептрону) можна описати формулою:

$$y_j^{(q)} = f\left(S_j^{(q)}\right), \quad (3.1)$$

де $f(\bullet)$ – сигмоїд;

Аргумент функції f розраховується за формулою:

$$S_j^{(q)} = \sum_{i=0}^L y_i^{(q-1)} w_{ij}^{(q)}, \quad (3.2)$$

де L – кількість нейронів у шарі $(q-1)$ з урахуванням нейрона з постійним вихідним станом $+1$, що задає зміщення;

$y_i^{(q-1)} w_{ij}^{(q)}$ – i -ий вхід нейрону j шару q .

Математично процес навчання нейронної мережі можна описати наступним чином. У процесі функціонування нейронна мережа формує вихідний сигнал Y згідно з вхідним сигналом X , реалізуючи певну функцію $Y = G(X)$. Якщо архітектура мережі задана, то вид функції G визначається значеннями синаптичних ваг і зміщень мережі. Нехай рішенням деякої задачі є функція $Y=F(x)$, задана парами вхідних-вихідних даних $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_N, Y_N)$, для яких $Y_k = F(X_k)$ ($k = 1, 2, \dots, N$). Навчання полягає в пошуку (синтезі) функції G , близькою до F в розумінні деякої функції помилки E . Якщо обрані безліч повчальних прикладів – пар (X_k, Y_k) (де $k = 1, 2, \dots, N$) і спосіб обчислення функції помилки E , то навчання нейронної мережі перетворюється на завдання багатовимірної оптимізації, що має дуже велику розмірність. Для вирішення цього завдання можуть бути використані різні (ітераційні) алгоритми.

Для навчання багат шарової нейронної мережі використовується алгоритм зворотного поширення помилки. Це ітеративний градієнтний алгоритм навчання, який використовується з метою мінімізації середньоквадратичного відхилення поточного виходу і бажаного виходу

багатошарових нейронних мереж. У даному випадку функція помилки залежить від векторів ваг прихованого шару і вектора ваг, пов'язаних з результуючим нейроном.

У даному алгоритмі функція помилки являє собою суму квадратів неузгодженості (помилки) бажаного виходу мережі і реального. Алгоритм діє циклічно, та його цикли зазвичай називають епохами. На кожній епосі на вхід мережі по черзі подаються всі навчальні спостереження, вихідні значення мережі порівнюються з цільовими значеннями і обчислюється помилка. Значення помилки, а також градієнта поверхні помилок використовується для коригування ваг, після чого всі дії повторюються. Початкова конфігурація мережі вибирається випадковим чином, і процес навчання припиняється, або коли пройдено певну кількість епох, або коли помилка досягне деякого певного рівня малості, або коли помилка перестане зменшуватися (користувач може сам вибрати потрібну умову зупинки).

Покроковий опис алгоритму зворотного поширення помилки:

Крок 1. Вагам мережі присвоюються невеликі початкові значення.

Крок 2. Вибирається чергова навчальна пара (X , Y) з навчальної множини; вектор X подається на вхід мережі.

Крок 3. Обчислюється вихід мережі.

Крок 4. Обчислюється різниця між необхідним (цільовим, Y) і реальним (обчисленим) виходом мережі.

Крок 5. Ваги мережі коригуються так, щоб мінімізувати помилку.

Крок 6. Кроки з 2-го по 5-й повторюються для кожної пари навчальної множини до тих пір, поки помилка на всій множині не досягне прийнятної величини.

Згідно з методом найменших квадратів, цільовою функцією помилки нейронної мережі, що мінімізується, є величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{jk} (y_{jk}^Q - d_{yk})^2, \quad (3.3)$$

де y_{jk}^Q – реальний результуючий стан нейрона j результуючого шару нейронної мережі при поданні на її входи k -го образу;

d_{yk} – необхідний результуючий стан цього нейрона.

Підсумовування ведеться по усіх нейронах результуючого шару і по усіх оброблюваних мережею образах. Мінімізація методом градієнтного спуску забезпечує підстроювання вагових коефіцієнтів таким чином:

$$\Delta w_{ij}^{(q)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (3.4)$$

де w_{ij} – ваговий коефіцієнт синаптичного зв'язку, що сполучає i -й нейрон шару $(q-1)$ з j -м нейроном шару q , η – коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$.

Відповідно до правила диференціювання складної функції отримуємо:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (3.5)$$

де S_j – зважена сума вхідних сигналів нейрону j , тобто аргумент активаційної функції;

y_j – вихід нейрона номер j .

Другий множник (3.3) є похідна активаційної функції від її аргументу. З цього виходить, що похідна активаційної функції має бути визначена на усій осі абсцис. Таким чином, функція одиничного стрибка і інші активаційні функції з неоднорідностями не підходять. У даному випадку застосовуються

гладкі функції – гіперболічний тангенс або класичний сигмоїд з експонентою.

Третій множник дорівнює виходу нейрона попереднього шару $y_i^{(q-1)}$. Що стосується першого множника в (3.3), він легко розкладається таким чином:

$$\frac{\partial E}{\partial y_i} = \sum_r \frac{\partial E}{\partial y_r} \frac{\partial y_r}{\partial S_r} \frac{\partial S_r}{\partial y_j} = \sum_r \frac{\partial E}{\partial y_r} \frac{\partial y_r}{\partial S_r} w_{jr}^{(q+1)} \quad (3.6)$$

Тут підсумовування по r виконується серед нейронів шару $(q+1)$. Ввівши нову змінну:

$$\delta_j^{(q)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial S_j} \quad (3.7)$$

отримаємо рекурсивну формулу для розрахунків величин $\delta_j^{(q)}$ шару q з величин $\delta_j^{(q+1)}$ більш старшого шару $(q+1)$:

$$\delta_j^{(q)} = \left[\sum_r \delta_r^{(q+1)} w_{jr}^{(q+1)} \right] \frac{\partial y_j}{\partial S_j} \quad (3.8)$$

Для вихідного шару:

$$\delta_j^{(Q)} = \left(y_j^{(Q)} - d_j \right) \frac{\partial y_j}{\partial S_j} \quad (3.9)$$

Тепер можна записати (3.2) в розкритому вигляді:

$$\Delta w_{ij}^{(q)} = -\eta \delta_j^{(q)} y_i^{(q-1)} \quad (3.10)$$

Повний алгоритм навчання нейронної мережі за допомогою процедури зворотного поширення будується таким чином.

Крок 1. Подати на входи мережі один з можливих образів і в режимі звичайного функціонування нейронної мережі, коли сигнали поширюються від входів до виходів, розрахувати значення останніх за формулою (3.1).

Крок 2. Розрахувати $\delta^{(Q)}$ для вихідного шару по формулі (3.9). Розрахувати по формулі (3.10) зміни ваг $\Delta w^{(Q)}$ шару Q .

Крок 3. Розрахувати по формулах (3.8) і (3.10) відповідно $\delta^{(q)}$ і $\Delta w^{(q)}$ для усіх інших шарів, $q = (Q-1) \dots 1$.

Крок 4. Скоректувати всі ваги в нейронній мережі:

$$w_{ij}^{(q)}(t) = w_{ij}^{(q)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(q)}(t) \quad (3.11)$$

Крок 5. Якщо помилка мережі істотна, перейти на крок 1. Інакше – кінець.

3.3 Підготовка навчальної вибірки

Сформована вибірка з 30 прикладів, яка складається із значень затримок на маршрутизаторі, що зняті з існуючої в Opnet імітаційної моделі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці. Навчальні вектори збираються у вигляді таблиць Excel в двох файлах. У першому «vvod.xml» значення, що подані на вхід нейронної мережі, зміст якого представлений у додатку В. У другому файлі «vyvud.xml» значення, що подаються на вихід нейронної мережі, зміст якого представлений у додатку В.

3.4. Створення в MATLAB багатошарової нейронної мережі

Для вирішення задачі прогнозування затримки на маршрутизаторі обрано нейропакет Neural Network Toolbox системи MatLAB.

За допомогою Import Data на панелі інструментів MatLAB було імпортовано дані зі створеної Excel-таблиці (рис. 3.2).

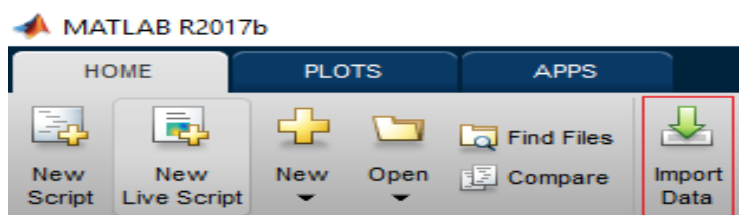


Рисунок 3.2 – Імпорт даних з файлу

Потім відкривається вікно, де відображена Excel-таблицю у MatLAB (рис. 3.3).

| vвод.xlsx | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P |
| | X13 | X12 | X11 | x1 | X14 | X15 | X16 | x11 | X17 | X18 | X19 | x12 | X110 | X111 | X112 | x13 |
| | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number |
| 1 | x(t-3) | x(t-2) | x(t-1) | x(t) | x(t-3) | x(t-2) | x(t-1) | x(t) | x(t-3) | x(t-2) | x(t-1) | x(t) | x(t-3) | x(t-2) | x(t-1) | x(t) |
| 2 | 676 | 680 | 675 | 667 | 675 | 677 | 679 | 699 | 687 | 684 | 681 | 676 | 660 | 630 | 674 | 668 |
| 3 | 734 | 739 | 726 | 722 | 741 | 736 | 729 | 754 | 729 | 736 | 728 | 724 | 715 | 691 | 723 | 731 |
| 4 | 792 | 798 | 777 | 777 | 807 | 795 | 779 | 809 | 771 | 788 | 775 | 772 | 770 | 752 | 772 | 788 |
| 5 | 850 | 857 | 828 | 832 | 873 | 854 | 829 | 864 | 813 | 840 | 822 | 820 | 825 | 813 | 821 | 831 |
| 6 | 908 | 916 | 879 | 887 | 939 | 913 | 879 | 919 | 855 | 892 | 869 | 868 | 880 | 874 | 870 | 888 |
| 7 | 966 | 975 | 930 | 942 | 1005 | 972 | 929 | 974 | 897 | 944 | 916 | 916 | 935 | 935 | 919 | 931 |
| 8 | 1024 | 1034 | 981 | 997 | 1071 | 1031 | 979 | 1029 | 939 | 996 | 963 | 964 | 990 | 996 | 968 | 988 |
| 9 | 1082 | 1095 | 1032 | 1052 | 1137 | 1090 | 1029 | 1084 | 981 | 1048 | 1010 | 1012 | 1045 | 1057 | 1017 | 1031 |
| 10 | 1140 | 1152 | 1083 | 1107 | 1203 | 1149 | 1079 | 1139 | 1023 | 1100 | 1057 | 1060 | 1100 | 1118 | 1066 | 1088 |
| 11 | 1198 | 1211 | 1134 | 1162 | 1269 | 1208 | 1129 | 1194 | 1065 | 1152 | 1104 | 1108 | 1155 | 1179 | 1115 | 1131 |
| 12 | 1256 | 1270 | 1185 | 1217 | 1335 | 1267 | 1179 | 1249 | 1107 | 1204 | 1151 | 1156 | 1210 | 1240 | 1164 | 1188 |
| 13 | 1314 | 1329 | 1236 | 1272 | 1401 | 1326 | 1229 | 1304 | 1149 | 1256 | 1198 | 1204 | 1265 | 1301 | 1213 | 1231 |
| 14 | 1372 | 1388 | 1287 | 1327 | 1467 | 1385 | 1279 | 1359 | 1191 | 1308 | 1245 | 1252 | 1320 | 1362 | 1262 | 1288 |
| 15 | 1430 | 1447 | 1338 | 1382 | 1533 | 1444 | 1329 | 1414 | 1233 | 1360 | 1292 | 1300 | 1375 | 1423 | 1311 | 1331 |
| 16 | 1488 | 1506 | 1389 | 1437 | 1599 | 1503 | 1379 | 1469 | 1275 | 1412 | 1339 | 1348 | 1430 | 1484 | 1360 | 1388 |
| 17 | 1546 | 1565 | 1440 | 1492 | 1665 | 1562 | 1429 | 1524 | 1317 | 1464 | 1386 | 1396 | 1485 | 1545 | 1409 | 1431 |
| 18 | 1604 | 1624 | 1491 | 1547 | 1731 | 1621 | 1479 | 1579 | 1359 | 1516 | 1433 | 1444 | 1540 | 1606 | 1458 | 1488 |
| 19 | 1662 | 1683 | 1542 | 1602 | 1797 | 1680 | 1529 | 1634 | 1401 | 1568 | 1480 | 1492 | 1595 | 1667 | 1507 | 1531 |

Рисунок 3.3 – Фрагмент файлу «vвод.xlsx»

Натиснуто Numeric Matrix та необхідна зона таблиці, де містяться вхідні дані. Далі, обираємо Import Selection. Після імпорту таблиць, відображаються додані матриці у вікні Workplace, яку названо «vвод». Далі, таким же чином додані вихідні дані у вигляді матриці (рис. 3.4) та названо їх як «vyvod».

| | A |
|----|--------|
| | vyvod |
| | yt1 |
| | Number |
| 1 | y(t+1) |
| 2 | 675 |
| 3 | 723 |
| 4 | 771 |
| 5 | 819 |
| 6 | 867 |
| 7 | 915 |
| 8 | 963 |
| 9 | 1011 |
| 10 | 1059 |
| 11 | 1107 |
| 12 | 1155 |
| 13 | 1254 |
| 14 | 1353 |

Рисунок 3.4 – Фрагмент файлу «vyvod.xlsx»

Далі викликаємо пакет Neural Network Toolbox, прописуючи команду «nnstart» (рис. 3.5).

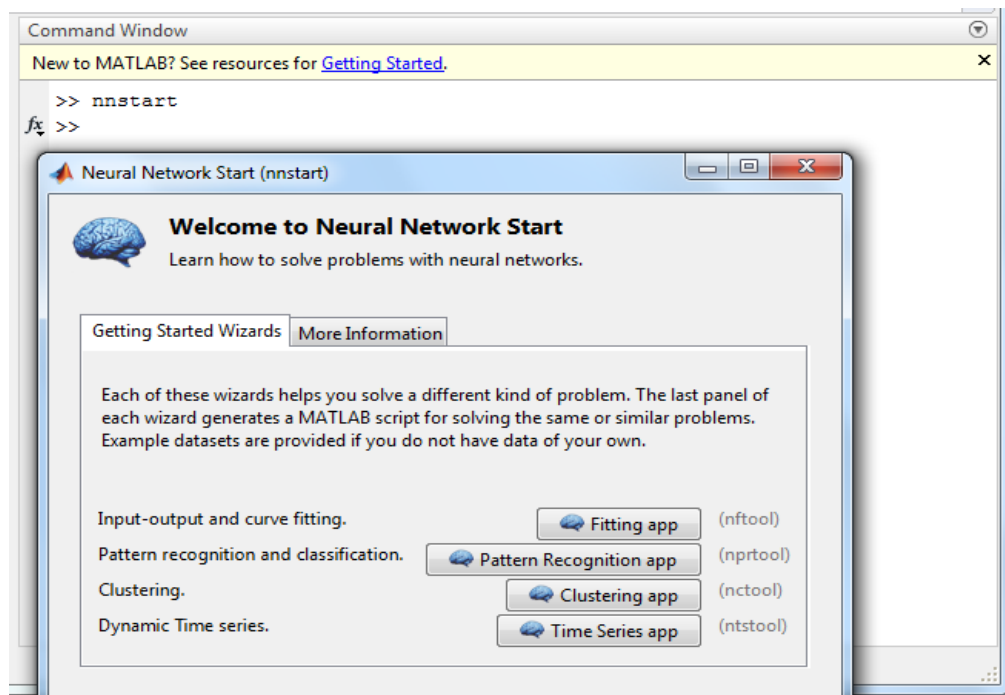


Рисунок 3.5 – Виклик пакету Neural Network Toolbox

У вікні, що з'явилося, обрано кнопку Fitting app, після чого відбувається презентація пакету з поданням основної інформації (рис. 3.6).

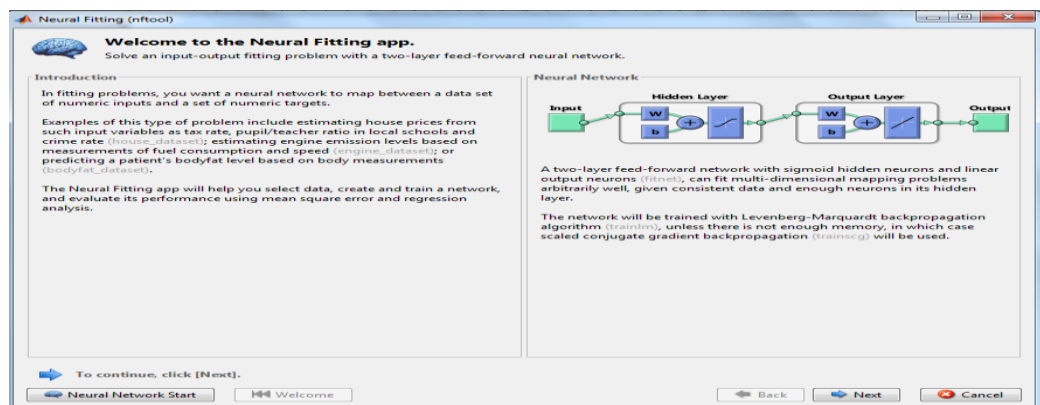


Рисунок 3.6 – Презентація пакету Neural Network Toolbox

Після натискання кнопки «Next» переходимо до вікна «Валідації та тестування даних» (Validation and Test Data). Задаємо значення Training, Validation та Testing як показано на рис. 3.7.

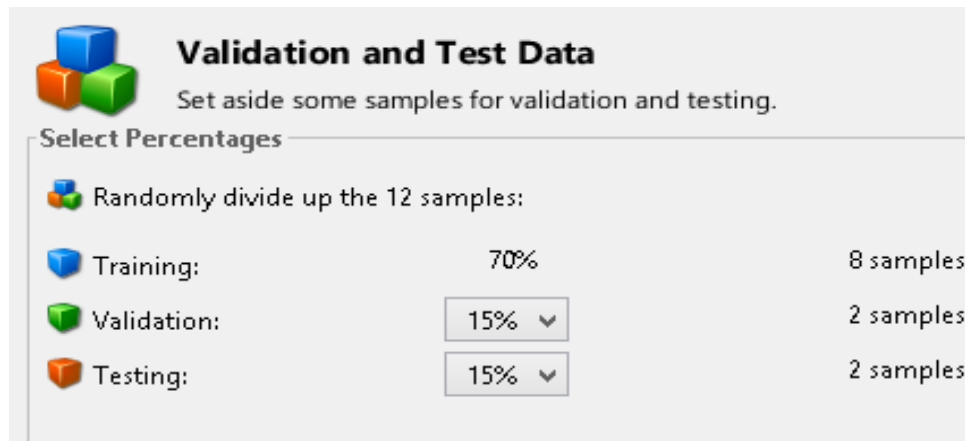


Рисунок 3.7 – Вікно валідації та тестування даних

Структура створеної нейронної мережі представлена на рис. 3.8.

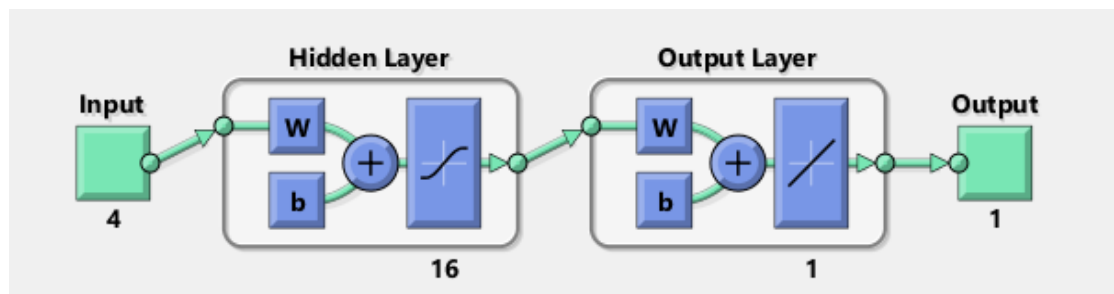


Рисунок 3.8 – НМ конфігурації 4-2-17-1

Після натиснення клавіші «Next» переходимо від вікна створення мережі до вікна тренування Train Network (рис. 3.9). У лівій частині відкритого вікна є можливість обрати алгоритм навчання мережі, один із трьох запропонованих (Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization та Scaled Conjugate Gradient). Для початку навчання мережі натискаємо Train.

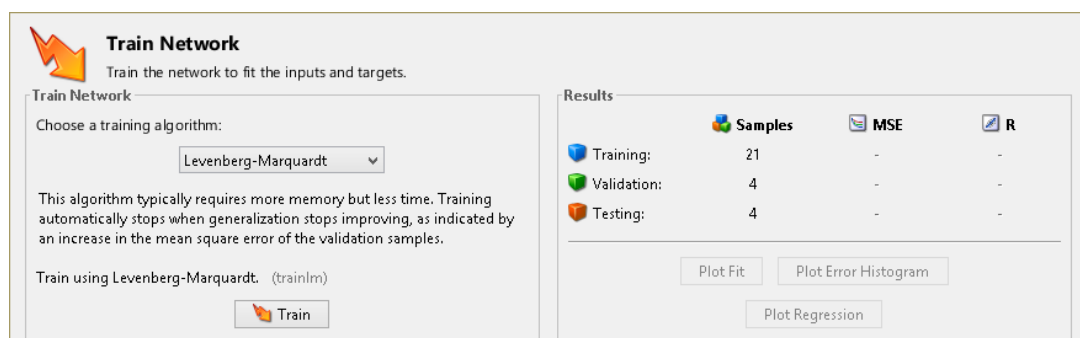


Рисунок 3.9 – Вікно вибору параметрів навчання нейронної мережі

Отримана нейрона мережа конфігурації кількість вхідних нейронів – 4, кількість прихованих шарів – 2, кількість нейронів у прихованому шарі – 17, кількість вихідних нейронів – 1. Навчання нейронної мережі проводилося

протягом 1000 епох, затрачений час на моделювання НМ складає 4 хв 22 с (рис. 3.10).

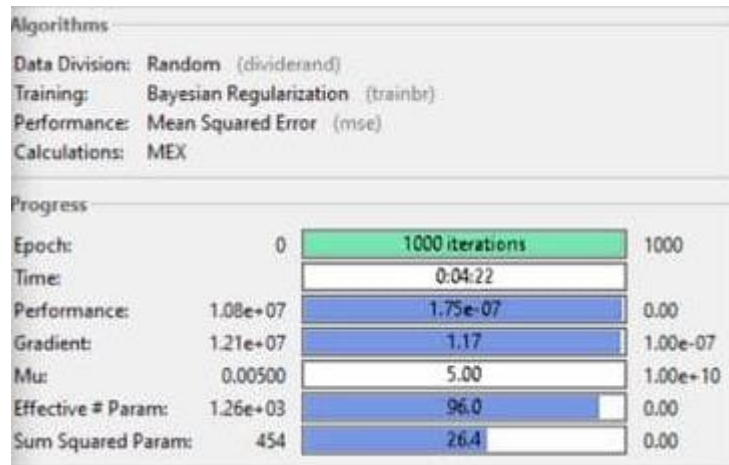


Рисунок 3.10 – Вікно навчання нейромережі

Середньоквадратична похибка (Mean Squared Error, MSE) – це середньоквадратичне відхилення між виходом і цілю; чим нижче значення, тим краще; нуль означає відсутність помилки. Значення регресії R означає кореляцію між виходом і цілю. Якщо $R=1$, це означає тісний зв'язок, нуль – випадкове відношення. Значення MSE навчання, перевірки та тестування нейронної мережі склало 0,204, 0,186 та 0,183 відповідно; R має значення 0,38, 0,43 та 0,44 відповідно (рис. 3.11).

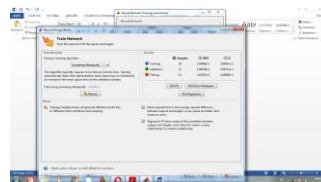


Рисунок 3.11 – Вікно «Train Network»

На рис. 3.12 – 3.13 показані діаграми регресії та гістограма помилок навчання нейронної мережі 10 нейронів у прихованому шарі.

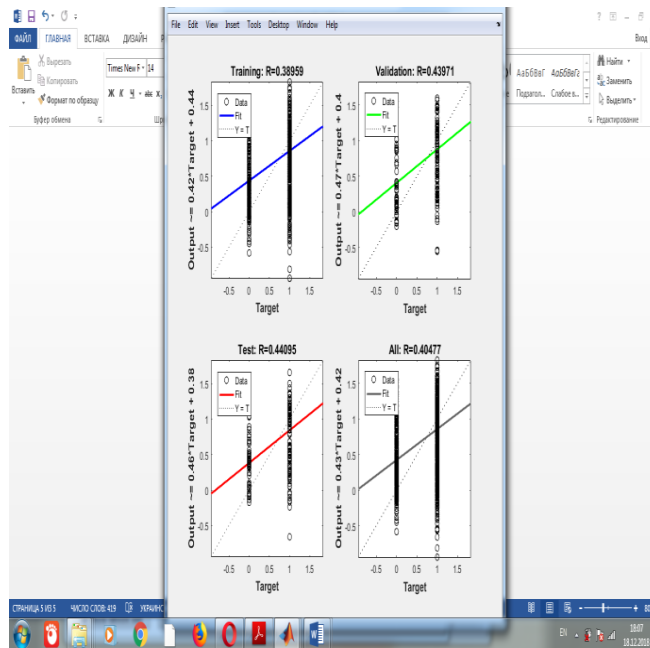


Рисунок 3.12 – Діаграми регресії

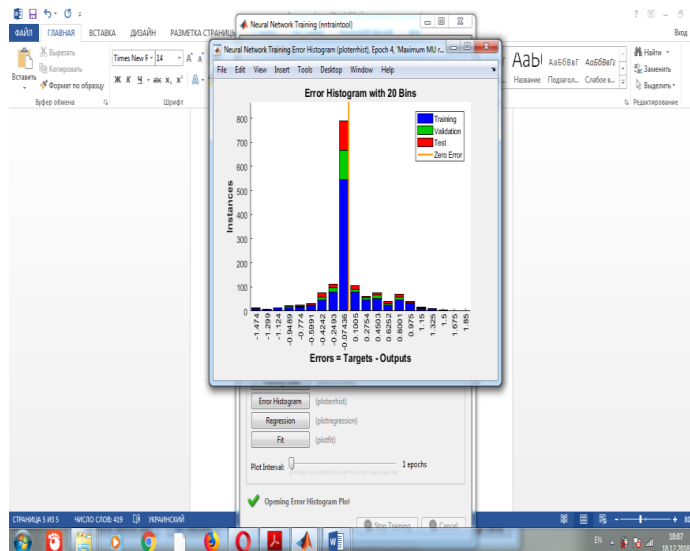


Рисунок 3.13 – Гістограма помилок навчання

Результат навчання нейронної мережі наведено в додатку В. Код нейронної мережі в MatLAB представлений у додатку В.

3.5 Оцінка прогнозу на створений нейронній мережі

Для оцінки точності прогнозу створеної НМ по результатам прогнозування на контрольній вибірці розраховано значення середньої абсолютної похибки (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) за формулою:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|Z(t) - Z^{\wedge}(t)|}{Z(t)} \cdot 100\%, \quad (0.12)$$

де $Z(t)$ – реальні дані в момент часу t ;

$\hat{Z}(t)$ – прогнозовані дані в момент часу t ;

N – кількість часових інтервалів по 5 хвилин.

На рис. 3.15 наведений розрахунок в Excel значення середньої абсолютної похибки (Mean Absolute Percentage Error, MAPE).

| Час | Затримка на маршрутизаторі | | |
|--------|----------------------------|---------|-----------------------|
| | Контрольна вибірка | Прогноз | $(Z(t)-Z'(t))/Z(t)$ |
| 8..9 | 676 | 690 | 0,020289855 |
| 9..10 | 700 | 715 | 0,020979021 |
| 10..11 | 859 | 845 | 0,016568047 |
| 11..12 | 1119 | 1120 | 0,000892857 |
| 12..13 | 1495 | 1499 | 0,002668446 |
| 13..14 | 1667 | 1703 | 0,021139166 |
| 14..15 | 1688 | 1782 | 0,052749719 |
| 15..16 | 2121 | 2035 | 0,042260442 |
| 16..17 | 2221 | 2205 | 0,007256236 |
| 17..18 | 2298 | 2280 | 0,007894737 |

Рисунок 3.14 – Розрахунок в Excel значення MAPE

При прогнозуванні затримки на маршрутизаторі взято загальну кількість часових інтервалів: $N=10$. Значення MAPE склало приблизно 4%.

3.6 Організація досліджень на нейронній мережі

Дослідження значення MSE проведені від кількості прихованих нейронів (10, 50 та 90) за такими алгоритмами: Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization та Scaled Conjugate Gradient. На рис В.1-В.9 (додаток В) представлені значення середньоквадратичної похибки, діаграми регресії та гістограми помилок навчання нейронної мережі для 10, 50 та 90 нейронів у прихованому шарі за різними алгоритмами навчання.

У результаті проведених дослідів MSE навчання нейронної мережі за алгоритмом Levenberg-Marquardt при 10 прихованих нейронах склало 0,78; при 50 – 0,21; при 90 – 0,99.

Навчаючи нейронну мережу за допомогою алгоритму Bayesian Regularization при 10 прихованих мережах значення MSE склало 0,39; при 50 – 0,81; при 90 – 1,25.

Навчаючи нейронну мережу за допомогою алгоритму Scaled Conjugate Gradient при 10 прихованих мережах значення MSE склало 0,01; при 50 – 0; при 90 – 0.

Залежність середньоквадратичної похибки від кількості прихованих нейронів за різними алгоритмами показана рис. 3.16.

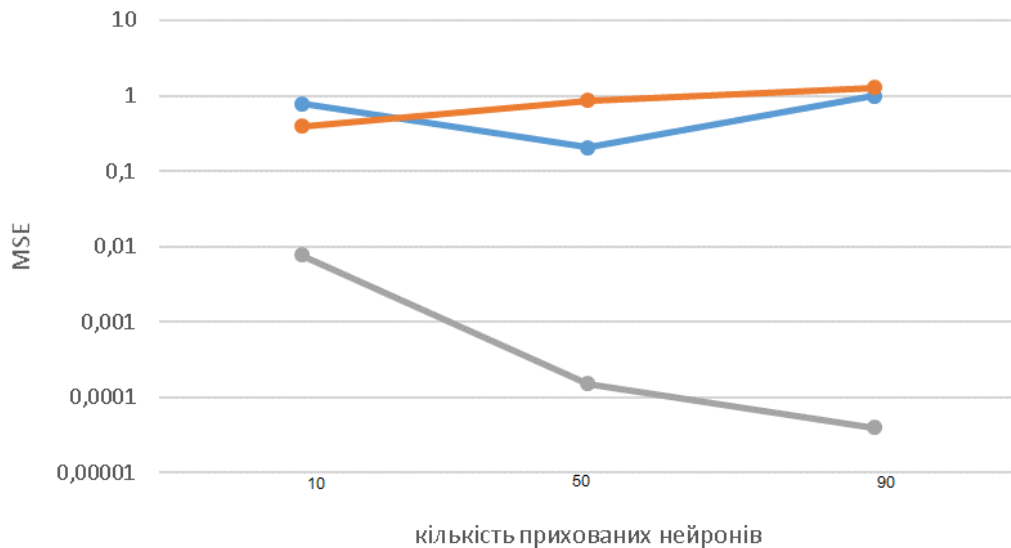


Рисунок 3.16 – Залежність похибки нейронної мережі від кількості прихованих нейронів за різними алгоритмами:



На основі отриманих даних дано оцінку якості роботи різними алгоритмами навчання з різною кількістю прихованих нейронів. Найкращі результати отримані на НМ з 50 прихованими нейронами за алгоритмом Bayesian Regularization.

Крім того, проведені дослідження кількості епох навчання нейронної мережі від кількості прихованих нейронів (10 та 50) за такими алгоритмами: Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization та Scaled Conjugate Gradient. Результати наведені на рис. В.10-В.11 (додаток В). Визначено, що алгоритмом Bayesian Regularization генерує більшу кількість епох зі збільшенням кількості прихованих нейронів, оскільки значення MSE є найнижчим.

3.7 Висновки за розділом

1. Прогноз затримки на маршрутизаторі здійснений з використанням НМ конфігурації 4-2-17-1, що створена у програмі MatLAB. У якості функції активації прихованого шару взято гіперболічний тангенс, результуючого шару – лінійна функція. Значення MAPE склало приблизно 4%.

Виконані дослідження залежності середньоквадратичної похибки та кількості епох навчання НМ від кількості прихованих нейронів: 10, 50, 90. Навчання проводилось за різними алгоритмами: Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization та Scaled Conjugate Gradient. За результатами дослідження найбільш точний прогноз надає НМ із 50 прихованими нейронами при навчанні за алгоритмом Bayesian Regularization та довжині вибірки із 29 прикладів.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Вимоги безпеки при виконанні робіт на робочому місці

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 [1].

Вимоги щодо охорони праці, зокрема охорони праці офісних працівників, містять Кодекс законів про працю [2], Закон України «Про охорону праці» [1] та інші нормативно-правові акти.

У відповідності до вимог ст. 153 Кодексу законів про працю України [2] та ст. 6 Закону України «Про охорону праці» [1] на всіх підприємствах, організаціях створюються безпечні і нешкідливі умови праці. Забезпечення відповідних умов праці повинні контролювати власник або уповноважений ним орган.

Робочі місця працівників, які обладнані комп'ютерами пристроями, повинні відповідати вимогам НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями» [3] та «Державних санітарних правил і норм роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин» (ДСанПіН 3.3.2-007-98) [4].

Робоче місце користувача комп'ютером та іншими подібними пристроями повинно відповідати ергономічним вимогам ДСТУ 8604:2015 Дизайн і ергономіка. Робоче місце для виконання робіт у положенні сидячи. Загальні ергономічні вимоги з урахуванням характеру та особливостей трудової діяльності [5].

При розміщенні подібних робочих місць необхідно дотримуватись наступних вимог:

- відстань між бічними поверхнями, на яких розміщений обчислювальний прилад, не має бути меншою ніж 1,2 м;

– інтервал між рядами робочих місць має бути не менш 1 м.

Вимоги цих пунктів щодо відстаней та інтервалів беруться з урахуванням особливостей стін та перегородок.

Побудова робочого місця користувача комп'ютерними засобами має забезпечувати зберігання задовільної робочої пози за наступними рекомендованими правилами: підшва – на підлозі або на підставці для ніг стегна – в горизонтальному положенні; передпліччя – вертикально; лікті – під кутом 70°-90° до вертикальної поверхні; зап'ястя зігнуті під кутом не більше 20° відносно горизонтальної поверхні, нахил голови – 20° відносно вертикальної поверхні; монітор персонального комп'ютеру – не менше 60 см від обличчя користувача.

Оскільки інноваційні технології ідуть вперед, деякі галузі потребують роботу з широкоформатними моніторами. У цих випадках відстань у 60см між користувачем та дисплеєм є дуже небезпечною та порушує медичні норми роботи з обчислювальними пристроями. Згідно медичним нормам, оптимальна відстань до монітору повинна складати більше мінімального – від півтора до двох діагоналей. У таких випадках, роботодавець повинен забезпечити безпечну відстань, яка розраховується за наступною формулою: $S = L * 2.54 * 1.75$, де:

- L – довжина діагоналі монітору у дюймах;
- 2.54 – коефіцієнт переведення дюймів у сантиметри;
- 1.75 – середньо арифметичне між 1.5 та двома діагоналями.

Екран обчислювальної машини та клавіатура мають розташовуватись на задовільній відстані від очей користувача, але не ближче 60 см, з урахування розміру алфавітно-цифрових знаків та символів.

Клавіатуру необхідно розташовувати на поверхні столу або на спеціальній, регульованій за висотою, робочій площині окремо від столу на відстані 10-30 см від краю, ближчого до працівника. Кут нахилу клавіатури має бути в межах 5°-15°. Розміщення пристрою вводу-виводу інформації (принтер, сканер тощо) на робочому місці не має захащувати видимість

екрану обчислювальної машини, ручне керування пристроєм вводу-виводу інформації має бути в зоні досяжності, а саме 90-130 см у висоті(рахуючи від полу), 40-50 см по глибині.

Робочий стілець оператора обчислювальної машини повинен бути оснащений наступними елементами: сидінням, спинкою та стаціонарними або змінними підлокітниками. Стілець може бути додатково обладнаний засобами, що поліпшують умови роботи, а саме: підголовник та підставка для ніг. Робочий стілець оператора обчислювальної машини повинен регулюватись за висотою, кутом нахилу сидіння та спинки, за відстанню спинки до переднього краю сидіння, висотою підлокітників. Ширина та глибина сидіння повинні бути не меншими за 40 см. Висота поверхні сидіння має регулюватися в межах 40-50 см, а кут нахилу поверхні – від 15° вперед, до 5° назад. Поверхня сидіння має бути плоскою, передній край – заокругленим, або оснащення спеціальними ортопедичними засобами. Кут нахилу спинки стільця повинен регулюватися в межах 0°-30° відносно вертикального положення. Відстань від спинки до переднього краю сидіння повинна регулюватись у межах 25-40 см.

4.1.1 Вимоги до виробничих приміщень

Будівлі та приміщення, де розміщені робочі місця, повинні відповідати вимогам нормативно-технічної та експлуатаційної документації виробника персональних комп'ютерів ДСанПіН 3.3.2-007-98 «<https://searchengines.guru/showthread.php?t=680142> Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин» та Правилам Будівлі та приміщення, де розміщені робочі місця операторів, мають бути не нижче другого ступеня вогнестійкості [6]. Для всіх будівель і приміщень, де знаходяться робочі місця, повинно бути визначено клас зони згідно з НПАОП 40.1-1.01-97 «Правила безпечної експлуатації електроустановок» [6]. На входних дверях кожного приміщення повинно бути розташовано карту з відповідними позначеннями. У підвалах та цокольних поверхах не дозволяється організація

робочих місць з націлянням на обчислювальну техніку. Нemoжливим є облаштування приміщень категорій А і Б, а також виробництв з вологими технічними процесами поряд з приміщеннями, де розташовуються робочі місця, а також над ними чи під ними. Площа приміщення не має бути менше 6,0 кв. м. із розрахунку на одне робоче місце, а об'єм – не менше 20,0 куб. м.

Вікна у приміщенні, де розташовані робочі місця з обчислювальними машинами мають бути оснащені підконтрольними пристроями (жалюзі, завіски, зовнішні козирки). Це потрібно для для зниження перепадів яскравості між природним світлом і екранами моніторів. У великих приміщеннях необхідно використовувати перегородки, висота яких забезпечує захист погляду оператора від сусідніх зон з відмінною яскравістю. Ці перегородки повинні мати матову поверхню сірого або темно-зеленого кольору. Всі оздоблювальні матеріали повинні бути матовими (напівматовими). Система освітлення може бути загальною або локальною переважно відбитого або розсіяного світло-розділення. Розміщення джерел світла повинні виключати потрапляння в очі прямого світла. За для збереження зору, освітлення має бути матовою та рівномірно розсіювальною. Площина підлоги має бути рівною, неслизькою, з антистатичними властивостями. Категорично забороняється використовувати для оснащення кімнати з обчислювальною технікою полімерні матеріали, що виділяють у повітря шкідливі для користувача хімічні речовини. Приміщення з робочими місцями операторів обчислювальних машин можуть обладнуватись шафами для зберігання документів, полицями, тумбами тощо з дотриманням вимог до площі приміщень.

Заземлені конструкції, що знаходяться в робочих кімнатах з обчислювальною технікою (батареї опалення, водопровідні труби тощо), повинні бути надійно захищені діелектричними щитками або сітками з метою убезпечення операторі та інших працівників від потрапляння під напругу. Для повної під страховки від нещасних випадків з струмом можна застосовувати заземлюючі браслети. Приміщення, де розташована

електронно-обчислювальна техніка, повинні мати в наявності систему автоматичної пожежної сигналізації і вогнегасниками відповідно до вимог чинного законодавства України. Доступ до засобів пожежної безпеки має бути вільним. Кожен оператор повинен раз на рік проходити інструктаж з техніки безпеки.

У кімнатах, де знаходиться обчислювальна техніка та прилади вводу-виводу інформації, необхідно щоденно виконувати вологе прибирання. Також, у кожному приміщенні, де розташована обчислювальна техніка, повинні бути засоби першої медичної необхідності, за якими необхідно через певний період слідкувати, щоб уникнути зберігання медикаментів з вичерпаним строком придатності.

4.1.2 Виробниче освітлення

Кімнати, в яких використовують обчислювальну техніку, повинні освітлюватись за допомогою природного та штучного освітлення відповідно до ДСанПіН 3.3.2.007-98 [5]. Недостатність освітлення в приміщенні може викликати зайву напругу на зір, послаблювати увагу, пришвидшує настання втоми та мігрені. Надто яскраво освітлене приміщення викликає засліплення, подразнення, різь та сльозливість очей. Неправильний потік світла на робоче місце може створювати різкі тіні, відблиски, дезорієнтувати оператора. Усі вище перераховані фактори можуть стати причиною нещасного випадку або до різнопланових захворювань очей, ось чому дуже важливо правильно поєднати усі точки освітлення.

Питання щодо освітлення приміщення, де встановлені обчислювальні прилади, не допускають заперечень у наступних вимогах: при виконанні робіт, що потребують високої зорової концентрації, сумарна освітленість має бути 300лк, а комбінована – 750лк; аналогічні вимоги при виконанні робіт середньої точності – 200 і 300лк відповідно.

Основною санітарно-гігієнічною вимогою є то, що освітлення повинно рівномірно освітлювати усе поле зору. З цього випливає, що освітлення приміщення і монітору обчислювальної машини мають мати

однакову ступінь яскравості, тому що яскраве світло в області периферійного зору значно збільшує навантаження на зір і, як наслідок, призводить до їх передчасної втоми.

4.1.3 Електрична та пожежна безпека

Приміщення, які оснащені для роботи з обчислювальною, зараховують до категорії приміщень з підвищеною небезпекою, оскільки є велика вірогідність ураження електричним струмом. Осередком підвищеної електричної небезпеки є блоки , корпус пристрою, сервера і прилади в разі виникнення несправності (наприклад, при порушенні захисного механізму, ізоляції проводів, включення в мережу і виключення з мережі вилок електроживлення).

У кімнати, де одночасно використовується понад п'яти обчислювальних машин монтується аварійно - резервне реле напруги, який має змогу вимкнути повністю живлення техніки, окрім освітлення.

Ні в якому разі не можна допускати підключення комп'ютерного обладнання до звичайної електричної мережі, особливо з використанням перехідників.

Електронно-обчислювальні машини мають відповідати чинних стандартів в Україні, нормативних актів охорони праці. Електронно-обчислювальні машини іноземного походження додатково мають відповідати вимогам національних стандартів держав-виробників і мати в наявності певні позначення на корпусі, в паспорті або іншій експлуатаційній документації.

За методом захисту користувачів від ураження електричним струмом електронно-обчислювальної машини повинна відповідати 1 класу захисту відповідно до ДСТУ 2267-93 «Вироби електротехнічні. Терміни та визначення» [6].

Окрім цього, мають місце в застосуванні наступні технічні засоби захисту від пошкоджень електричним струмом в кімнаті з електронно-обчислювальними машинами, як:

- електрична ізоляція струмоведучих кабелів;
- захисне заземлення;
- захисне відключення.

Вся техніка, що має заземлюватись, повинна бути приєднана до заземлювальної шини окремими провідниками.

Основною вогнебезпечною проблемою в кімнаті з комп'ютерними пристроями несе в собі електричне обладнання. Під час роботи з електричними пристроями мають дотримуватись правил та вимог охорони праці. Весь прилягаючий інвентар (меблі, корпуси апаратури, покриття) не має бути вироблено з легкозаймистих матеріалів, бо можуть стати основною причиною спалаху пожежі.

Приміщення має повністю відповідати вимогам з вогнестійкості будівельних конструкцій, плануванні будівель та устаткованістю комплексного протипожежного захисту.

Система профілактичних пожежних перевірок представляє собою забезпечення пожежної безпеки наступних установ: обладнання, електроустановок, систем опалення та вентиляції, запобігання утворення та внесення джерел запалювання, запобігання появи вогнебезпечного середовища.

Система пожежного захисту передбачає застосування мало займистих матеріалів, ізоляції займистого середовища, обладнання засобами гасіння пожежі, пожежної сигналізації та сповіщення про пожежу відповідним органам, застосування засобів індивідуального та загального захисту операторів, організацію пожежної безпеки об'єкта. Приміщення повинно мати в наявності засоби гасіння пожежі, а саме: воду, хімічну і механічну піну, негорючі гази і пари, порошкоподібні речовини, покривала з негорючих матеріалів і ін.

Будівлі, де розташовані робочі місця операторів, мають бути не нижче II ступеня вогнестійкості згідно з ДБН В.1.1-7:2016 «Пожежна безпека об'єктів будівництва. Загальні вимоги» [7].

4.2 Шкідливі виробничі фактори на робочому місці

Шкідливий виробничий фактор – це небажане явище, яке супроводжує виробничий процес і вплив якого на працюючого може призвести до погіршення самопочуття, зниження працездатності, захворювання, виробничо зумовленого чи професійного, і навіть смерті, як результату захворювання [8].

Небезпечний виробничий фактор – це небажане явище, яке супроводжує виробничий процес і дія якого за певних умов може призвести до травми або іншого раптового погіршення здоров'я працівника (гострого отруєння, гострого захворювання) і навіть до раптової смерті. [8].

Постійно несприятливі виробничі фактори розглядаються як ототожене поняття – небезпечний та шкідливий виробничий фактор.

Маркерними характеристиками небезпечних та шкідливих виробничих факторів є : можливість прямого критичного впливу на організм оператора; унеможливлення сприятливої роботи органів людини; порушення задовільного стану компонентів виробничого процесу, результатом якого можуть відбутись аварії, вибухи, пожежі, порушення нормальної роботи організму.

Розподіл небезпечних і шкідливих виробничих факторів.

1) Фізичні небезпечні і шкідливі виробничі фактори:

- надмірний рівень інфразвуку, шуму, ультразвуку та вібрації;
- надмірний рівень електромагнітного випромінювання;
- завищений рівень напруги в електричній мережі;
- занижена або завищена температура, вологість і рух повітря робочої зони;
- завищена інтенсивність теплового трафіку;
- дефіцит природного освітлення;
- замала освітленість робочої зони;

- наявність відблиску.

2) Хімічно-небезпечні і шкідливі фактори – відсутні.

3) Біологічно-небезпечні і шкідливі виробничі фактори – відсутні.

4) Психофізіологічні небезпечні і шкідливі виробничі фактори:

а) фізичні перевантаження – відсутні.

б) нервово-психологічні перенапруження.

Зависокий рівень шуму і вібрації робочого місця може бути викликаний працею наступних комп'ютерних пристроїв, як жорсткий диск, кулери блоку живлення, охолодження мікропроцесора, швидкісні CD-ROM (DVD-ROM), механічні сканери, пересувні механічні частини принтера, що може спричинити психологічні та фізіологічні порушення, що зменшують коефіцієнт корисної дії і створюють умови для масових та професійних захворювань і виробничого травматизму.

Зависокий рівень інфразвуку може створюватись кулерами та іншими рухомими частинами обладнання з частотою менше 20 Гц або 1200 об/хв, що може викликати нездужання на кшталт морської хвороби, нервову втому, психоз.

Надмірний ступінь ультразвуку є суміжною причиною при використанні технологічного і вентиляційного обладнання, що викликає збій роботи серцево-судинної, дихальної, ендокринної системах організму, у обміні речовин та інших процесах оператора.

Надмірний ступінь електромагнітного випромінювання радіочастот, викликаний комп'ютерним обладнанням та приладами вводу-виводу інформації, викликає, при постійному впливі, серйозні функціональні зміни у центральній нервовій та серцево-судинній системах, а при доволі збитковому впливі – підвищену стомлюваність, дратівливість, мігрені, апатію тощо.

Різке підвищення напруги в магістралі призводить до короткого замикання, частіше за все це виникає при підключенні одночасно багатьох

приладів до однієї системи живлення. Це призводить до миттєвого ураження струмом оператора або до пожежі на підприємстві.

Не постійний показник температури повітря в кімнаті може бути викликаний постійною роботою обчислювальних машин, яка приводить до збільшення температури на робочому місці. Це викликає перегрів організму оператора.

Не постійний показник відносної вологості повітря виробничої кімнати зазвичай викликаний підвищеним показником рідини, що перестає існувати у приміщенні, погодними умовами на дворі, що призводить до змін теплообміну у тілі оператора.

Не постійний показник рухливості повітря виробничої кімнати викликається збитими значеннями системи вентиляції або її нестачею, що викликає збої роботи може терморегуляції тіла оператора.

Невиражені зміни в постійній роботі, що викликані одноманітною працею розвивають набряк м'язів та суглобів, швидко втому, головні болі, зниження робочого запалу та втрата інтересу до роботи. З більш серйозних проблем, це може привести до хронічних хвороб та постійної втоми, яка супроводжується психосоматичними реакціями.

4.2.1 Рекомендації щодо покращення умов праці

Для покращення коефіцієнту чистоти повітря у приміщенні, де працюють люди, необхідно встановити вентиляційні шахти з спеціальним оснащенням, а саме притік та вентиляцію.

Оскільки, під час роботи вентиляційних шахт з'являється специфічний шум, через матеріал з якого вони вироблені (метал, оцинковка) та дію двигуна вентиляційного обладнання, то необхідно правильно розраховувати всі розміри, матеріали стін та спеціальні шумопоглинальні.

4.3 Дії працівників в аварійних ситуаціях

Якщо при подання струму на обчислювальну машину або при ввімкненні з'являється спалах, запах або відчувається прямий контакт з струмом, то слід моментально повідомити керівника або головного електрика

на підприємстві. Якщо є можливість вимкнути подачу струму самостійно, через вимикач або штепсель, то треба зробити ці маніпуляції.

Виробнича кімната обов'язково повинна бути оснащена наступними приладами для першій допомозі при пожежі: вогнегасником, планом евакуації, табличками з позначкою «Вихід» та номером пожежної служби «101», порядок дій при виникненні пожежі, пожежні щити та ін. Вся площа виробництва повинна бути забезпечена технічними знаками безпеки згідно з ДСТУ EN ISO 7010:2019 «Графічні символи. Кольори та знаки безпеки» [9].

У разі загоряння приміщення необхідно терміново дзвонити на гарячу лінію пожежників за номером 101. Поки їдуть пожежники намагатися наявними засобами пожежогасіння самотужки опанувати місце займання, якщо це не сильно загрожує життю. Тушити вогонь від електронної техніки необхідно діелектричними засобами, а саме вуглекислотними вогнегасниками, сухим піском, щоб уберегтися від травм електричним струмом.

4.3.1 Надання першої медичної допомоги

Заходи по наданню першої допомоги залежать від того, в якому стані знаходиться потерпілий після звільнення його від електричного струму:

- якщо потерпілий знаходиться в свідомості, а до цього був без або тривалий період знаходився під дією струму, йому необхідно забезпечити повний спокій до появи лікаря або терміново відвести його в лікарню;
- при відсутності свідомості, але з наявністю дихання, потерпілого необхідно покласти рівно, розстебнувши одяг, забезпечити приплив свіжого повітря, дати понюхати нашатирний спирт, побризкати водою, розтерти і зігріти його тіло до появи лікаря;
- якщо потерпілий не дихає або дихає дуже погано (рідко, судорожно з хлипанням) і дихання поступово погіршується, необхідно до появи лікаря робити штучне дихання та непрямий масаж серця;

Поміч потерпілому, яка надається не медичним співробітником, має надаватися лише до прибуття лікаря.

Послідовність дії при наданні першої допомоги потерпілому при різних травмах прописані в інструкції № 03-ОП «Про надання першої (долікарської) медичної допомоги при нещасних випадках», яка вивчається робітниками підприємства при проходженні первинного та послідуєчих інструктажів з питань охорони праці [10].

4. 4 Основні висновки

1. Розглянуті та розібрані загальні положення безпеки під час роботи з електронно-обчислювальними машинами та приладами вводу-виводу. Розглянутий та сформований перелік вимоги до робочих конструкцій та його додаткових обладнань, до виробничих кімнат та освітлення, де використовують обчислювальні машини, електрична та пожежна безпека при роботі з комп'ютерними установами.

2. Розібрані по елементах шкідливі виробничі ступені, які виникають під час роботи з комп'ютерними машинами, причини їх виникнення та наслідки до яких вони можуть привести, а також, заходи щодо поліпшення умов праці.

3. Розібрані та сформовані основні правила дій працівників під час Сформульовані основні дії працівників у разі появи аварійних ситуацій та послідовні дії при надання першої медичної допомоги потерпілим.

ВИСНОВКИ

1. На сучасному етапі для знаходження розв'язки задач прогнозування використовують нейронні мережі, які володіють всіма необхідними властивостями. У загалі для прогнозування придатні такі нейронні мережі: багатошаровий персептрон, радіально-базисна мережа, мережа Елмана та нейронечітка мережа (ANFIS система). Існують три основних методи нейромережного прогнозування: однокрокове, багатокрокове та багатокрокове прогнозування з перенавчанням нейромережі на кожному кроці прогнозу. У дипломній магістерській роботі застосовується однокрокове прогнозування із глибиною занурення 4 на основі використання багатошарового персептрона.

2. У якості засобів можуть бути використані наступні нейропакети: MatLAB, NeuralWorks Professional II/PLUS, Deductor, NeuroSolutions та ін. У дипломній магістерській роботі для створення нейронної мережі застосовується пакет Neural Network Toolbox, який входить до складу системи MatLAB, і володіє зрозумілим інтерфейсом і всіма необхідними інструментами для побудови багатошарового персептрону, його навчання та відображенню результатів.

3. На основі показника Херста встановлено, що часовий ряд затримок на маршрутизаторі комп'ютерної мережі Придніпровської залізниці персистетний. Прогноз затримки здійснений з використанням нейронної мережі конфігурації 4-2-17-1 (4 – кількість вхідних нейронів, 2 – кількість проміжних шарів, 17 – кількість прихованих нейронів, 1 – кількість результуючих нейронів), що створена у програмі MatLAB. У якості функції активації нейронів першого прихованого шару взято гіперболічний тангенс, другого – сигмоїдна функція, вихідного шару – лінійна функція.

4. Виконані дослідження залежності середньоквадратичної похибки нейронної мережі від кількості прихованих нейронів. Навчання нейронної мережі проводилось за різними алгоритмами: Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization та Scaled Conjugate Gradient.

Перелік використаних джерел

1. *Про охорону праці [Текст]: Закон України від 14.10.1992 № 2694-XII*
2. Кодекс законів про працю України *[Текст]: закон України від 10 грудня 1971 року № 322-VIII*
3. НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями» *[Текст]: наказ Міністерства соціальної політики України від 14.02.2018 № 207*
4. ДСанПІН 3.3.2.007-98. Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин *[Текст]: Постанова Головного державного санітарного лікаря України від 10 грудня 1998 р. № 7*
5. ДСТУ 8604:2015 Дизайн і ергономіка. Робоче місце для виконання робіт у положенні сидячи. Загальні ергономічні вимоги *[Текст]: Постанова від 01.07.2017 № 1102*
6. НПАОП 40.1-1.01-97. Про затвердження Правил безпечної експлуатації електроустановок *[Текст]: Нормативно-правовий акт з охорони праці від 6 жовтня 1997 р. № 257*
7. ДБН В.1.1-7:2016 «Пожежна безпека об'єктів будівництва. Загальні вимоги» *[Текст]: Постанова від 31.10.2016р. № 287*
8. Охорона праці: Навчальний посібник для студентів вищих навчальних закладів *[Текст] / За ред. Геврика Є.О. – Львів, 2000. – 280 с.*
9. ДСТУ EN ISO 7010:2019 «Графічні символи. Кольори та знаки безпеки» *[Текст]: Наказ Держспоживстандарту України від 24.06.2019 р. № 174*
10. Інструкція щодо надання долікарняної допомоги потерпілим № 03-ОП *[Електронний ресурс] // Режим доступа: <http://leg.co.ua/instrukcii/ohrana-truda/instrukciya-schodo-nadannya-dolikarnyanoyi-dopomogi-poterpilim.html>, дата звернення 30.11.2020.*

- 11.Вычисление коэффициента Херста[Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.mql5.com/ru/articles/2930>, дата звернення 30.11.2020
- 12.Pakhomova V. M., Mandybura Y. S. Optimal route definition in the railway information network using neural-fuzzy models. Science and Transport Progress. 2019. № 5 (83). pp. 81-98. DOI: 10.15802/stp2019/184385
13. Пахомова В. М. Теорія проектування комп'ютерних[Текст]/ Методичні вказівки до виконання практичних робіт. – Дніпро: ДІТ, 2017. – 207 с.
14. Алгоритми навчання нейронних мереж [Електронний ресурс] // Режим доступа: <https://uadoc.zavantag.com/text/24469/index-1.html>, дата звернення 2.12.2020
15. Осовський С. Нейронні мережі для обробки інформації.М.:фінанси та статистика, 2002. –344с.
16. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д.Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Пер. англ. – М. : Энергоатомиздат. 1987. – 200с.
17. Леоненко А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB. – СПб. : БХВ-Петербург, 2003. –736.
18. Бутько Т.В., Продащук С.М. Удосконалення технології управління вантажним руховим складом на залізничному транспорті [Текст] – Харків,2017.
- 19.Мозолевська М.О., Ставицький О.В. Використання нейронних мереж для прогнозування у фінансовій сфері [Текст]/ – Київ: КПІ, 2017. – 4 с.
20. Персептрон [Електронний ресурс] // Режим доступа: <https://znaimo.com.ua/%D0%9F%D0%B5%D1%80%D1%86%D0%B5%D0%BF%D1%82%D1%80%D0%BE%D0%BD>, дата звернення 2.12.2020

21. Крисилов В.А., Чумичкин К.В., Кондратюк А.В. Представление исходных данных в задачах нейросетевого прогнозирования. – Одесса : ОНПУ, 2002–2003. – 159 с.
22. Хайкин С. П. Нейронные сети. – М. : Вильямс, 2006. – 289с.
23. Павленко М.А. Анализ возможностей искусственных нейронных сетей для решения задач однопутевой маршрутизации в ТКС [Текст] / М.А. Павленко // Проблемы телекоммуникаций. – 2011. – № 2 (4). – 7 с.
24. Рутковская, Д. Нейронные сети и генетические алгоритмы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пипиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия-Телеком, 2006. – 452 с.
25. Радіальна базисна мережа [Електронний ресурс] // Режим доступа: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B0%D0%B4%D1%96%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%B0_%D0%B1%D0%B0%D0%B7%D0%B8%D1%81%D0%BD%D0%B0_%D1%84%D1%83%D0%BD%D0%BA%D1%86%D1%96%D1%8F, дата звернення 2.12.2020
26. Pakhomova V. M. Network Traffic Forecasting in information-telecommunication System of Prydniprovsk Railways Based on Neuro-fuzzy Network. Science and Transport Progress. 2016. № 6 (66). pp. 105–114.
27. Рекурентна нейронна мережа [Електронний ресурс] // Режим доступа: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D1%83%D1%80%D0%B5%D0%BD%D1%82%D0%BD%D0%B0_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0, дата звернення 2.12.2020
28. Пахомова В. М. Прогнозування обсягу мережного трафіку в інформаційно-телекомунікаційній системі Придніпровської залізниці на основі нейронечіткої мережі [Текст] / Наука та прогрес

транспорту. Вісник Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту. – Випуск 6 (66). – Дніпро, 2016. – С.

29. Кононюк А.Ю. Нейронні мережі і генетичні алгоритми [Текст] /]/ – Київ:Національний авіаційний університет, 2008. – 178с.

Овчаров В.В. Програмні засоби моделювання штучних нейронних мереж прогнозування втрат потужностей та енергії в розподільних мережах 10/0,4 кВ [Текст] / Науковий вісник ТДАТУ. – Випуск 2, 2007. – 27с

ДОДАТОК А. Інформаційно-телекомунікаційна система залізничного транспорту

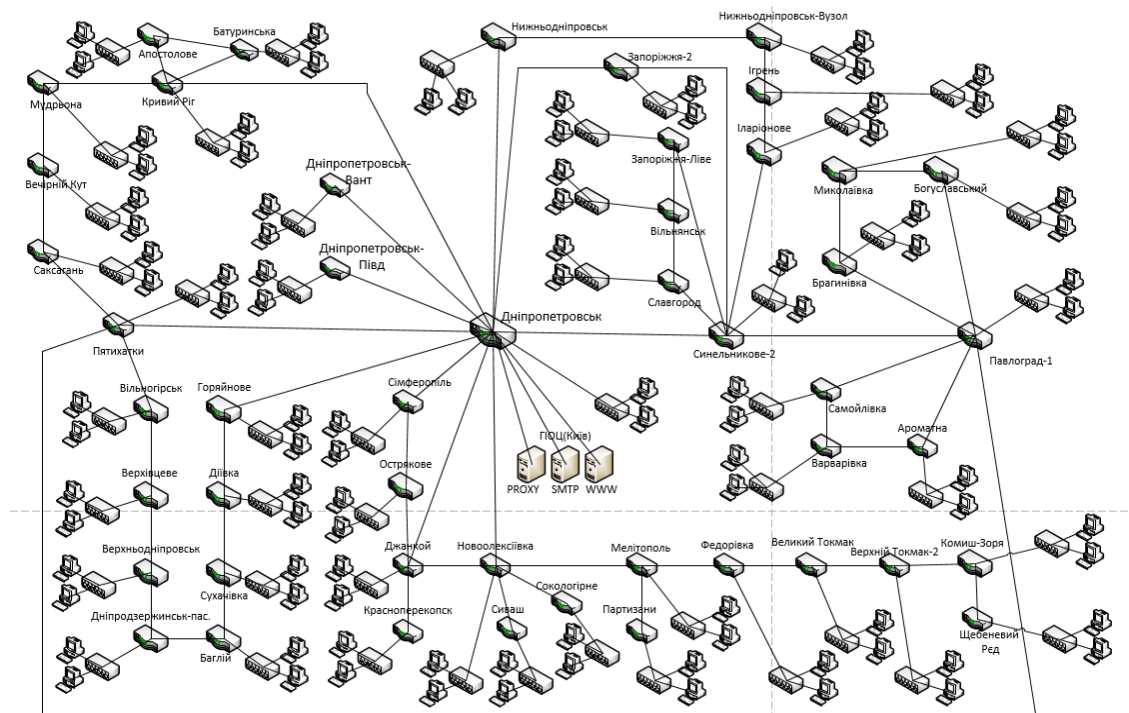


Рисунок А. 1. – Структура фрагмента мережі ІТС Придніпровської залізниці.

Умовні позначення: – маршрутизатор; – комутатор; – робоча станція; – сервер

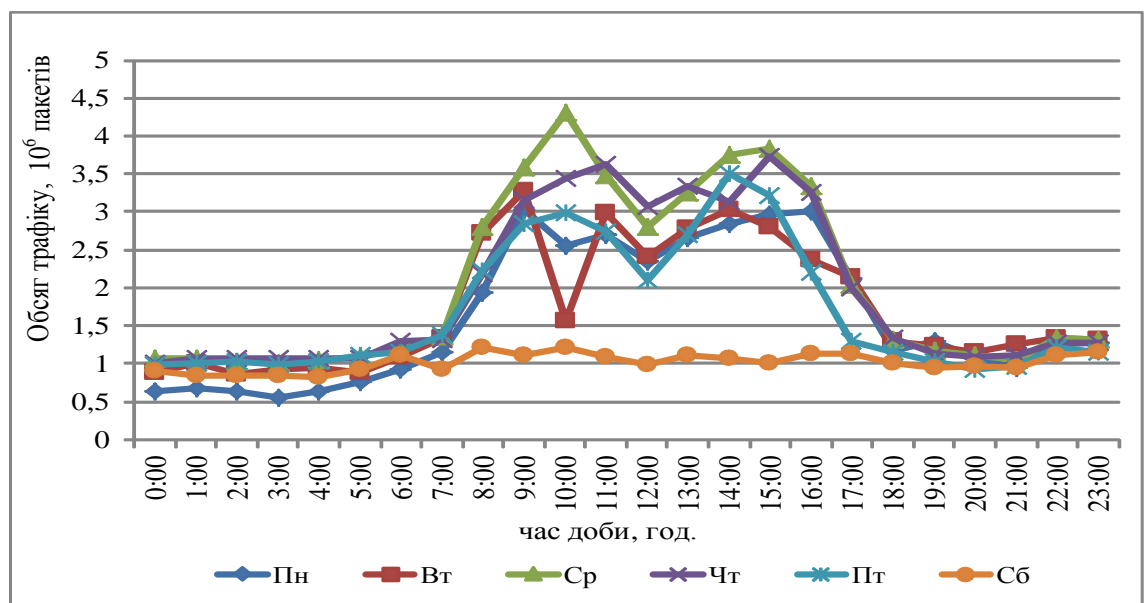


Рисунок А.2 – Обсяг мережевого трафіку в ІТС (Дніпро – Київ)

Додаток Б. Розрахунок в Microsoft Excel показника Херста (частина 1)

| Xi | Xi-Хсер | (Xi-Хсер)^2 |
|------|---------|-------------|
| 675 | 1259,7 | 1586844,09 |
| 705 | 1229,7 | 1512162,09 |
| 850 | 1084,7 | 1176574,09 |
| 1100 | 834,7 | 696724,09 |
| 1480 | 454,7 | 206752,09 |
| 1660 | 274,7 | 75460,09 |
| 1920 | 14,7 | 216,09 |
| 1921 | 13,7 | 187,69 |
| 1922 | 12,7 | 161,29 |
| 1923 | 11,7 | 136,89 |
| 1924 | 10,7 | 114,49 |
| 1925 | 9,7 | 94,09 |
| 1926 | 8,7 | 75,69 |
| 1927 | 7,7 | 59,29 |
| 1928 | 6,7 | 44,89 |
| 1929 | 5,7 | 32,49 |
| 1930 | 4,7 | 22,09 |
| 1931 | 3,7 | 13,69 |
| 1932 | 2,7 | 7,29 |
| 1933 | 1,7 | 2,89 |
| 1934 | 0,7 | 0,49 |
| 1935 | 0,3 | 0,09 |
| 1936 | 1,3 | 1,69 |
| 1937 | 2,3 | 5,29 |
| 1938 | 3,3 | 10,89 |
| 1939 | 4,3 | 18,49 |
| 1940 | 5,3 | 28,09 |
| 1941 | 6,3 | 39,69 |
| 1942 | 7,3 | 53,29 |
| 1943 | 8,3 | 68,89 |
| 1944 | 9,3 | 86,49 |
| 1945 | 10,3 | 106,09 |
| 1946 | 11,3 | 127,69 |
| 1947 | 12,3 | 151,29 |
| 1948 | 13,3 | 176,89 |
| 1949 | 14,3 | 204,49 |
| 1950 | 15,3 | 234,09 |
| 1951 | 16,3 | 265,69 |
| 1952 | 17,3 | 299,29 |
| 1953 | 18,3 | 334,89 |
| 1954 | 19,3 | 372,49 |
| 1955 | 20,3 | 412,09 |
| 1956 | 21,3 | 453,69 |

| | | |
|------|------|---------|
| 1957 | 22,3 | 497,29 |
| 1958 | 23,3 | 542,89 |
| 1959 | 24,3 | 590,49 |
| 1960 | 25,3 | 640,09 |
| 1961 | 26,3 | 691,69 |
| 1962 | 27,3 | 745,29 |
| 1963 | 28,3 | 800,89 |
| 1964 | 29,3 | 858,49 |
| 1965 | 30,3 | 918,09 |
| 1966 | 31,3 | 979,69 |
| 1967 | 32,3 | 1043,29 |
| 1968 | 33,3 | 1108,89 |
| 1969 | 34,3 | 1176,49 |
| 1970 | 35,3 | 1246,09 |
| 1971 | 36,3 | 1317,69 |
| 1972 | 37,3 | 1391,29 |
| 1973 | 38,3 | 1466,89 |
| 1974 | 39,3 | 1544,49 |
| 1975 | 40,3 | 1624,09 |
| 1976 | 41,3 | 1705,69 |
| 1977 | 42,3 | 1789,29 |
| 1978 | 43,3 | 1874,89 |
| 1979 | 44,3 | 1962,49 |
| 1980 | 45,3 | 2052,09 |
| 1981 | 46,3 | 2143,69 |
| 1982 | 47,3 | 2237,29 |
| 1983 | 48,3 | 2332,89 |
| 1984 | 49,3 | 2430,49 |
| 1985 | 50,3 | 2530,09 |
| 1986 | 51,3 | 2631,69 |
| 1987 | 52,3 | 2735,29 |
| 1988 | 53,3 | 2840,89 |
| 1989 | 54,3 | 2948,49 |
| 1990 | 55,3 | 3058,09 |
| 1991 | 56,3 | 3169,69 |
| 1992 | 57,3 | 3283,29 |
| 1993 | 58,3 | 3398,89 |
| 1994 | 59,3 | 3516,49 |
| 1995 | 60,3 | 3636,09 |
| 1996 | 61,3 | 3757,69 |
| 1997 | 62,3 | 3881,29 |
| 1998 | 63,3 | 4006,89 |
| 1999 | 64,3 | 4134,49 |
| 2000 | 65,3 | 4264,09 |
| 2001 | 66,3 | 4395,69 |
| 2002 | 67,3 | 4529,29 |

| | | | |
|-------------|--------|----------|-------------|
| | 2003 | 68,3 | 4664,89 |
| | 2004 | 69,3 | 4802,49 |
| | 2005 | 70,3 | 4942,09 |
| | 2006 | 71,3 | 5083,69 |
| | 2007 | 72,3 | 5227,29 |
| | 2008 | 73,3 | 5372,89 |
| | 2009 | 74,3 | 5520,49 |
| | 2010 | 75,3 | 5670,09 |
| | 2011 | 76,3 | 5821,69 |
| | 2012 | 77,3 | 5975,29 |
| | 2013 | 78,3 | 6130,89 |
| | 2014 | 79,3 | 6288,49 |
| | 2015 | 80,3 | 6448,09 |
| | 2016 | 81,3 | 6609,69 |
| | 2017 | 82,3 | 6773,29 |
| | 2018 | 83,3 | 6938,89 |
| | 2019 | 84,3 | 7106,49 |
| | 2020 | 85,3 | 7276,09 |
| | 2021 | 86,3 | 7447,69 |
| | 2022 | 87,3 | 7621,29 |
| | 2023 | 88,3 | 7796,89 |
| | 2024 | 89,3 | 7974,49 |
| | 2025 | 90,3 | 8154,09 |
| | 2026 | 91,3 | 8335,69 |
| | 2027 | 92,3 | 8519,29 |
| | 2028 | 93,3 | 8704,89 |
| | 2029 | 94,3 | 8892,49 |
| | 2049 | 114,3 | 13064,49 |
| | 2050 | 115,3 | 13294,09 |
| | 2100 | 165,3 | 27324,09 |
| | 2300 | 365,3 | 133444,09 |
| Σ | 232164 | | 5726795,2 |
| Хсер | 1934,7 | | 47723,29333 |
| | | S | 218,4566166 |
| MAX | 2300 | | |
| МИН | 675 | | |
| R | 1625 | | |

Значення показника Херста

| | | | |
|---|-----------|---|-------------|
| a | 0,25 | H | 0,589990943 |
| a | 0,5 | H | 0,49010913 |
| a | 1,5707963 | H | 0,383021022 |

Додаток В. Нейронна мережа в Matlab

Лістинг файлу «vvod.xml»

| $x(t-3)$ | $x(t-2)$ | $x(t-1)$ | $x(t)$ |
|----------|----------|----------|--------|
| 676 | 680 | 675 | 667 |
| 734 | 739 | 726 | 722 |
| 792 | 798 | 777 | 777 |
| 850 | 857 | 828 | 832 |
| 908 | 916 | 879 | 887 |
| 966 | 975 | 930 | 942 |
| 1024 | 1034 | 981 | 997 |
| 1082 | 1093 | 1032 | 1052 |
| 1140 | 1152 | 1083 | 1107 |
| 1198 | 1211 | 1134 | 1162 |
| 1256 | 1270 | 1185 | 1217 |
| 1314 | 1329 | 1236 | 1272 |
| 1372 | 1388 | 1287 | 1327 |
| 1430 | 1447 | 1338 | 1382 |
| 1488 | 1506 | 1389 | 1437 |
| 1546 | 1565 | 1440 | 1492 |
| 1604 | 1624 | 1491 | 1547 |
| 1662 | 1683 | 1542 | 1602 |
| 1720 | 1742 | 1593 | 1657 |
| 1778 | 1801 | 1644 | 1712 |
| 1836 | 1860 | 1695 | 1767 |
| 1894 | 1919 | 1746 | 1822 |
| 1952 | 1978 | 1797 | 1877 |
| 2010 | 2037 | 1848 | 1932 |
| 2068 | 2096 | 1899 | 1987 |
| 2126 | 2155 | 1950 | 2042 |
| 2184 | 2214 | 2001 | 2097 |
| 2242 | 2273 | 2189 | 2152 |
| 2300 | 2298 | 2247 | 2289 |

Лістинг файлу «vyvod.xml»

| $y(t+1)$ |
|----------|
| 675 |
| 723 |
| 771 |
| 819 |
| 867 |
| 915 |
| 963 |
| 1011 |

| |
|------|
| 1059 |
| 1107 |
| 1155 |
| 1254 |
| 1353 |
| 1452 |
| 1551 |
| 1650 |
| 1749 |
| 1848 |
| 1916 |
| 1984 |
| 2052 |
| 2120 |
| 2188 |
| 2199 |
| 2210 |
| 2221 |
| 2248 |
| 2275 |
| 2302 |

Код нейронної мережі в Matlab

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 12-Dec-2020 13:21:08
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   vvod - input data.
%   vyvod - target data.

x = vvod';
t = vyvod';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 50;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
```


Дослідження параметрів нейронної мережі за різними алгоритмами навчання

а)

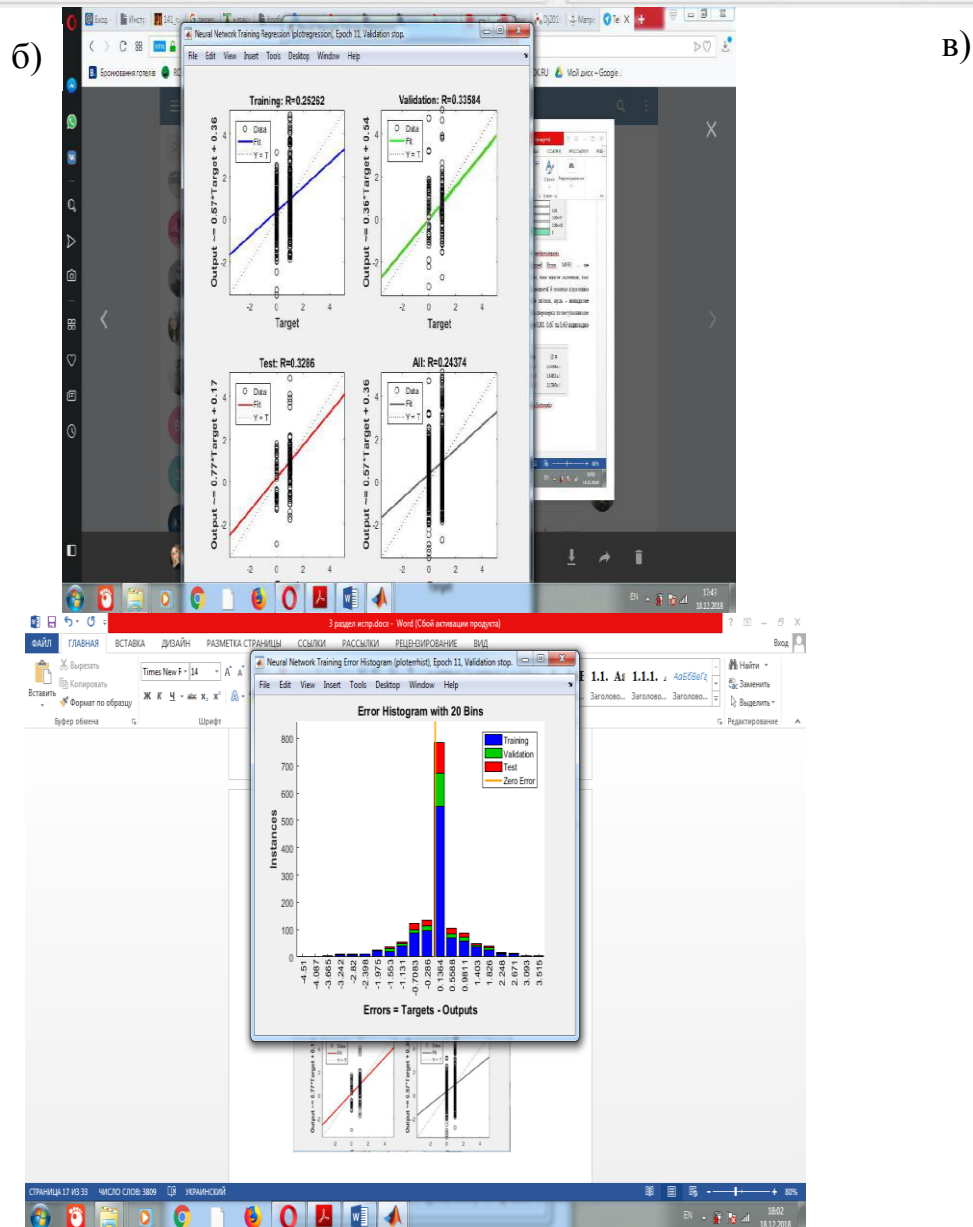
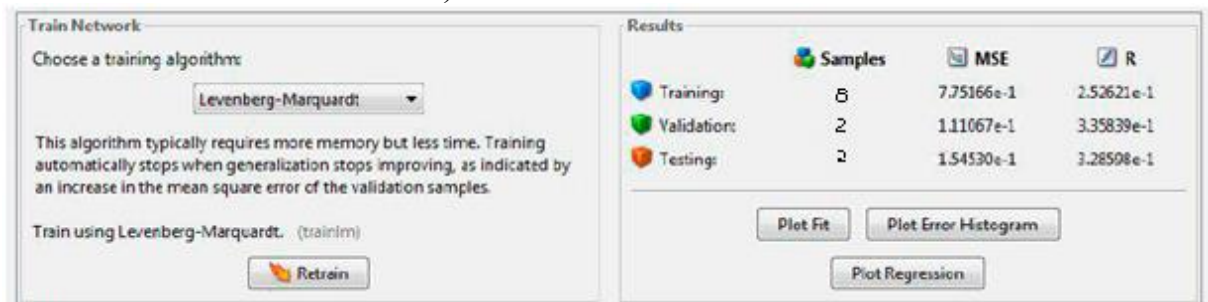
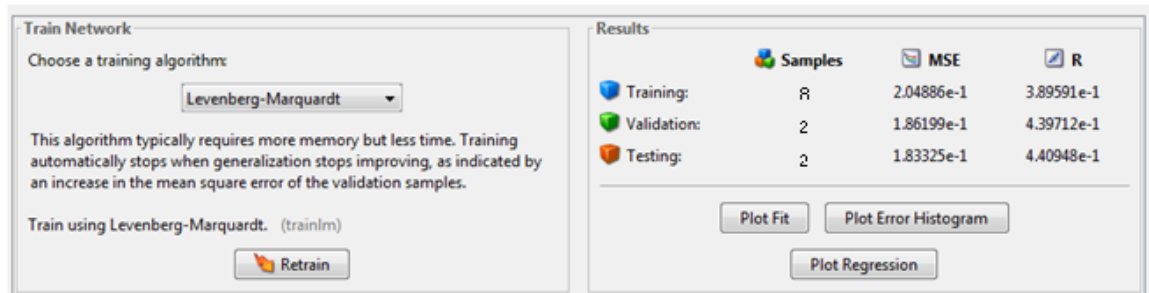
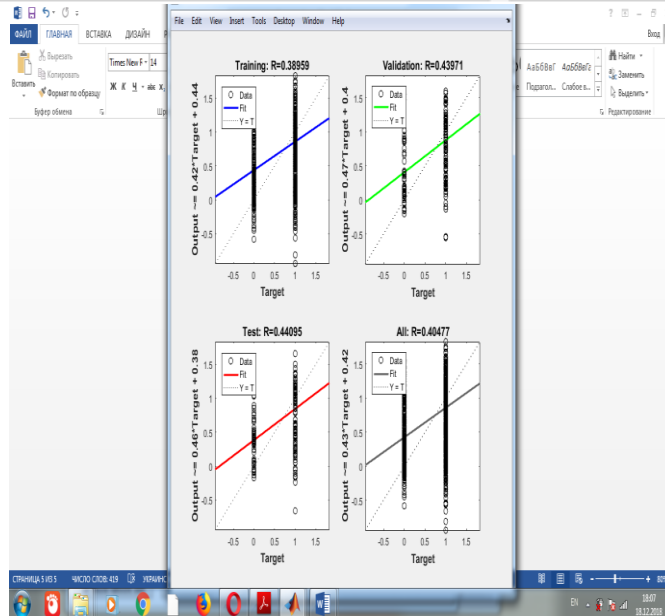


Рисунок В.1 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Levenberg-Marquardt: а) значення середньоквадратичної похибки при 10 нейронах; б) діаграми регресії при 10 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 10 нейронах.

а)
а)



б)



в)

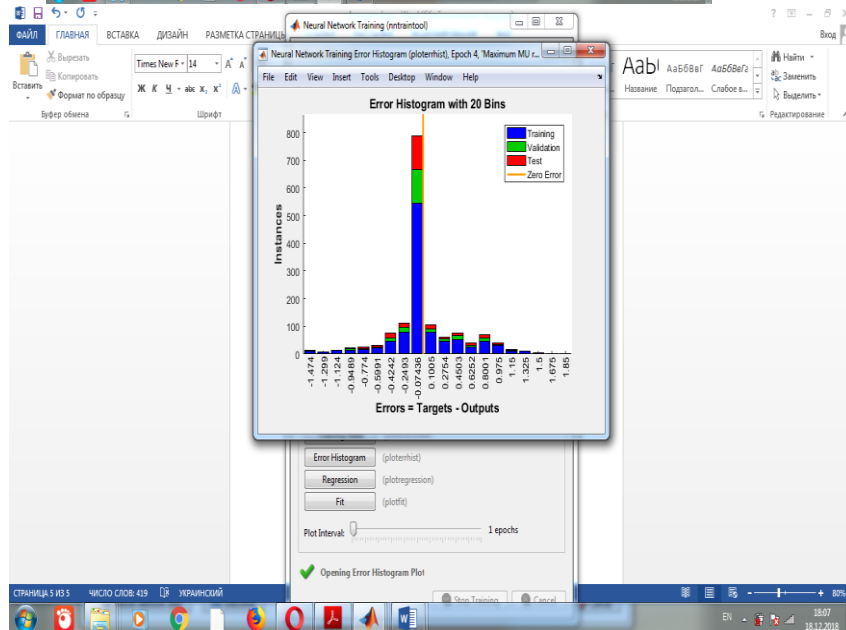
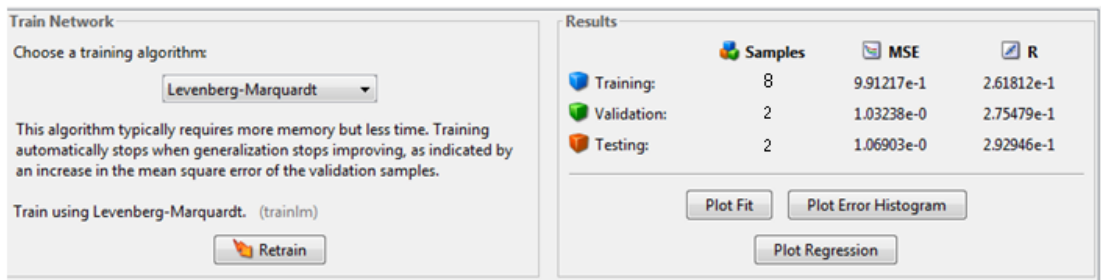
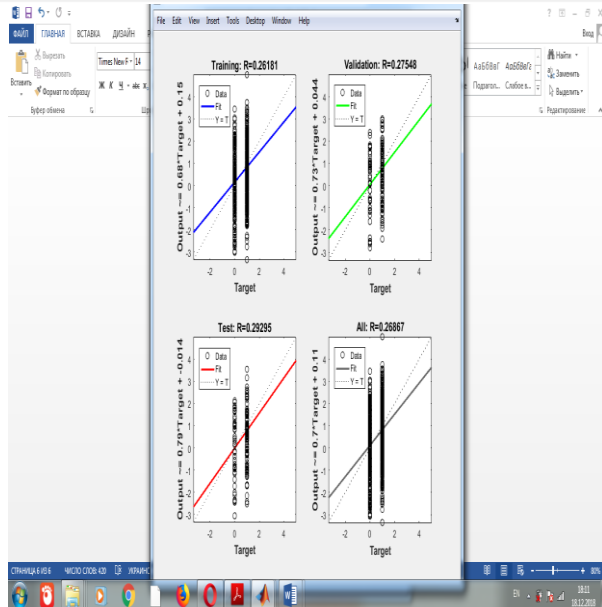


Рисунок В.2 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Levenberg-Marquardt: а) значення середньоквадратичної похибки при 50 нейронах; б) діаграми регресії при 50 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 50 нейронах.

a)



б)



в)

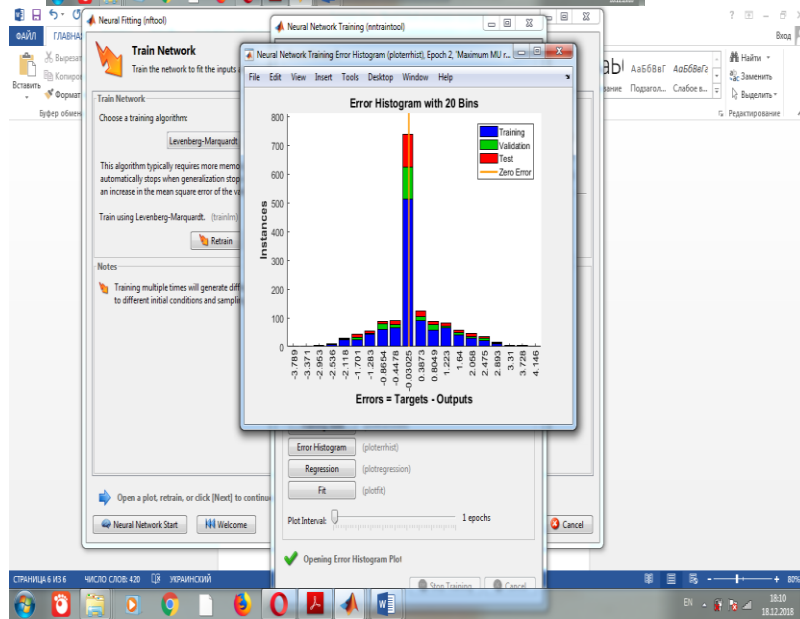
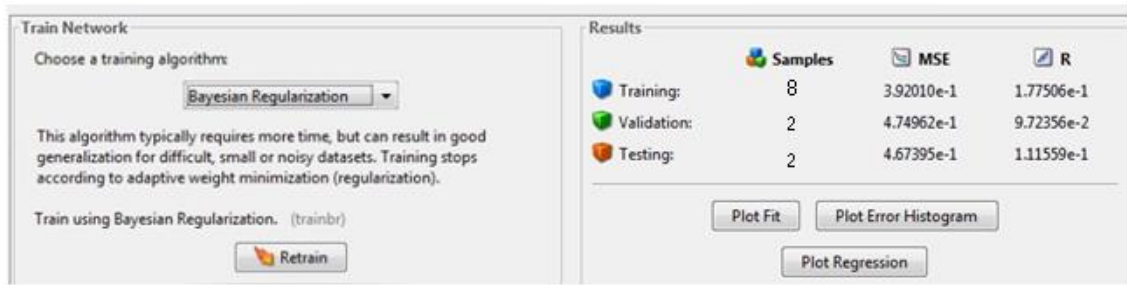
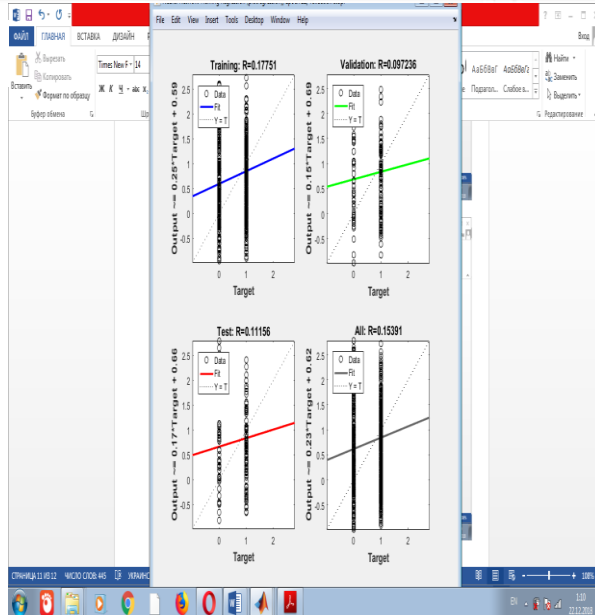


Рисунок В.3 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Levenberg-Marquardt: а) значення середньоквадратичної похибки при 90 нейронах; б) діаграми регресії при 90 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 90 нейронах.

а) 18



б)



в)

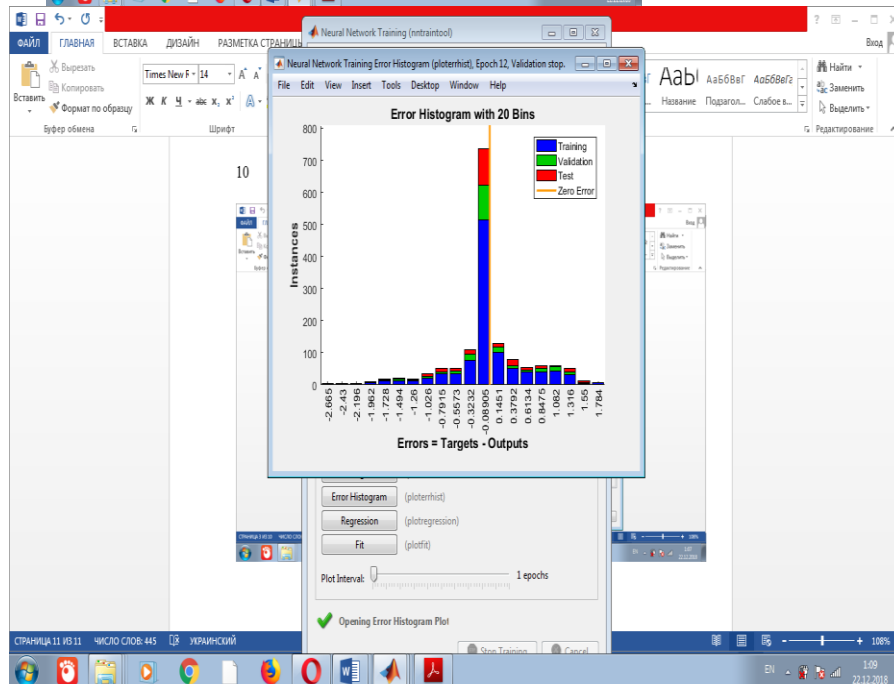
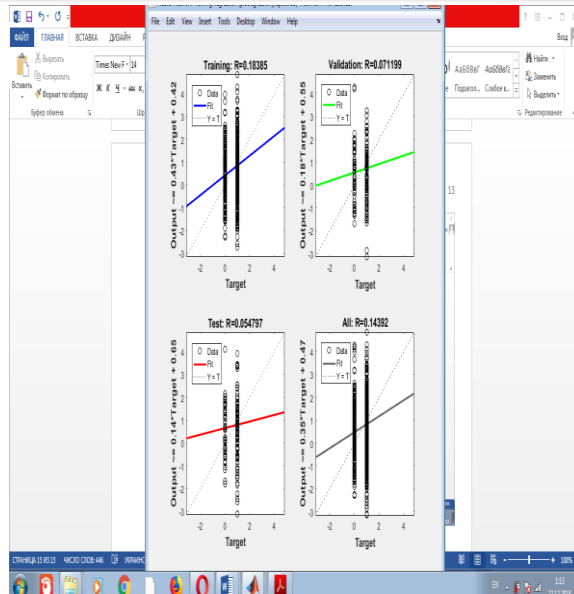


Рисунок В.4 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Bayesian Regularization: а) значення середньоквадратичної похибки при 10 нейронах; б) діаграми регресії при 10 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 10 нейронах.

a)



б)



в)

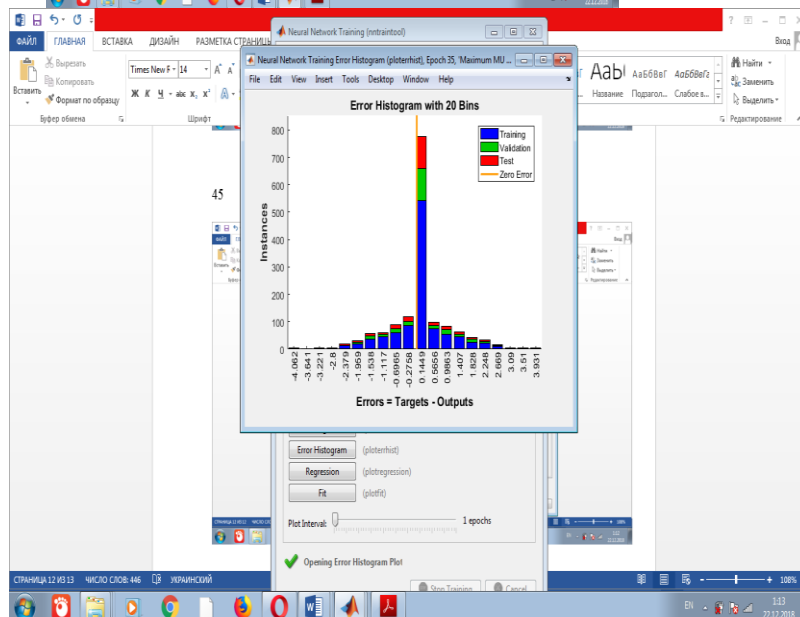
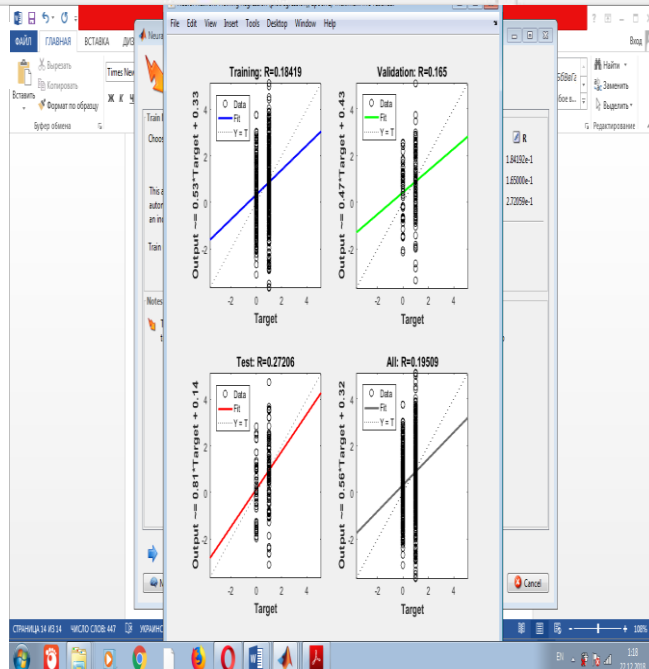


Рисунок В.5 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Bayesian Regularization: а) значення середньоквадратичної похибки при 50 нейронах; б) діаграми регресії при 50 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 50 нейронах.

а) 70



б)



в)

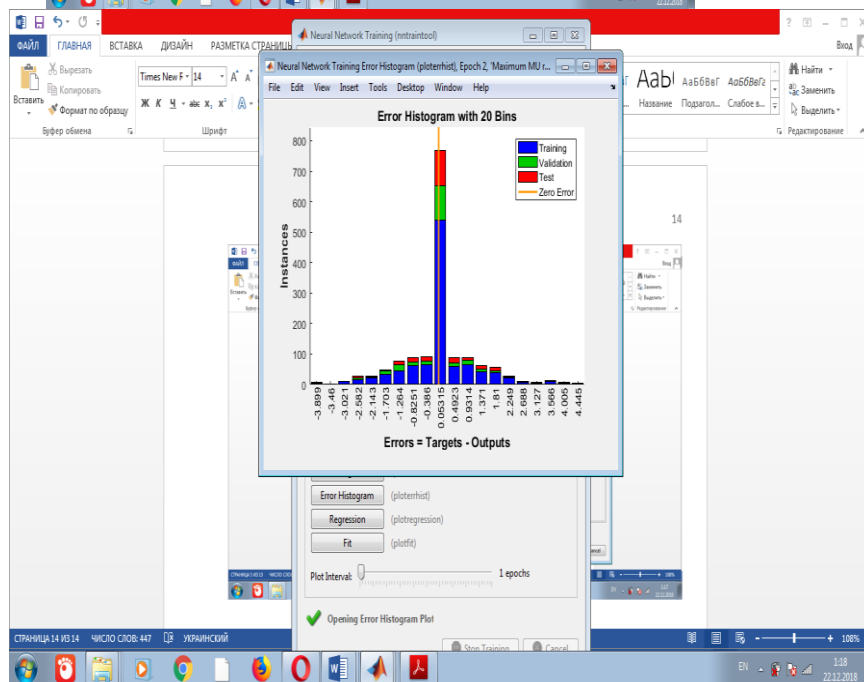
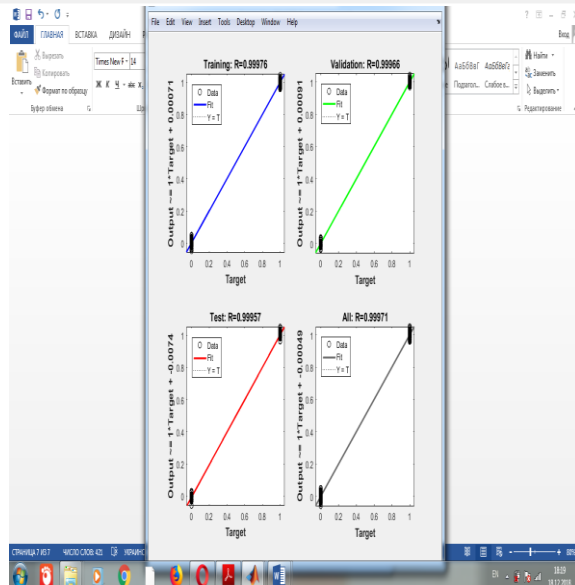


Рисунок В.6 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Bayesian Regularization: а) значення середньоквадратичної похибки при 90 нейронах; б) діаграми регресії при 90 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 90 нейронах.

а)



б)



в)

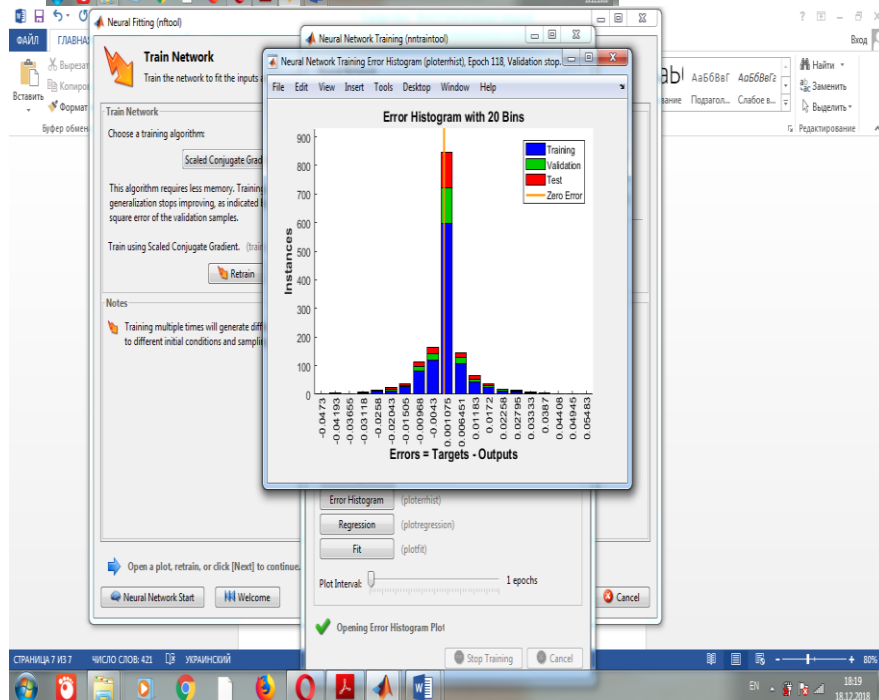
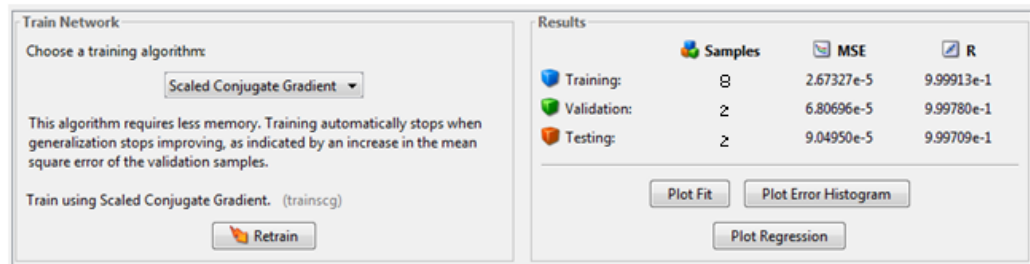
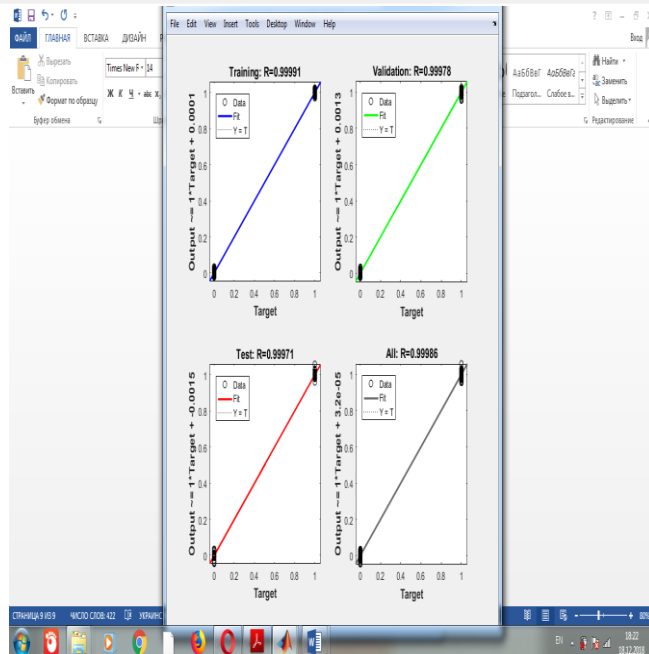


Рисунок В.7 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Scaled Conjugate Gradient: а) значення середньоквадратичної похибки при 10 нейронах; б) діаграми регресії при 10 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 10 нейронах.

a) 72



б)



в)

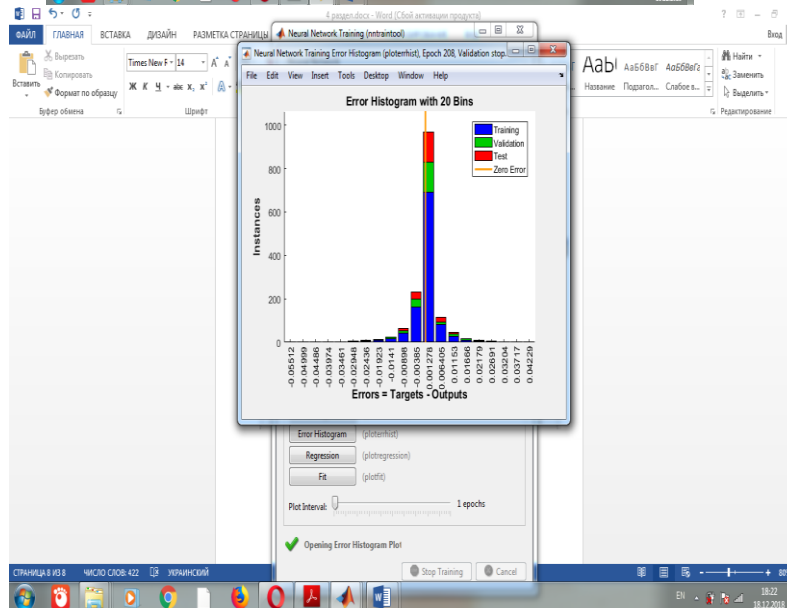
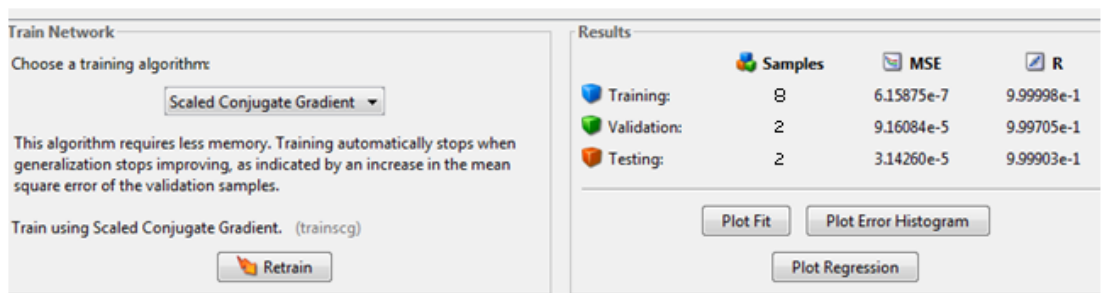
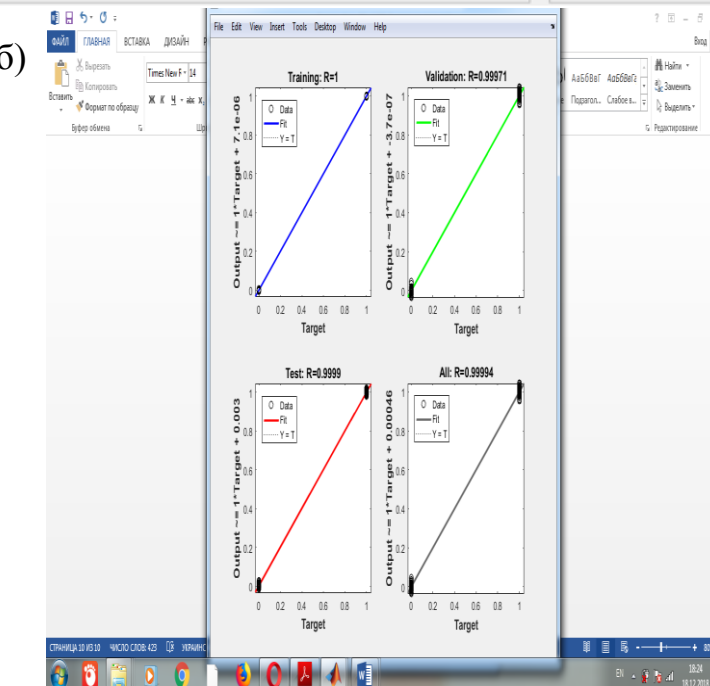


Рисунок В.8 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Scaled Conjugate Gradient: а) значення середньоквадратичної похибки при 50 нейронах; б) діаграми регресії при 50 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 50 нейронах.

а) ⁷³



б)



в)

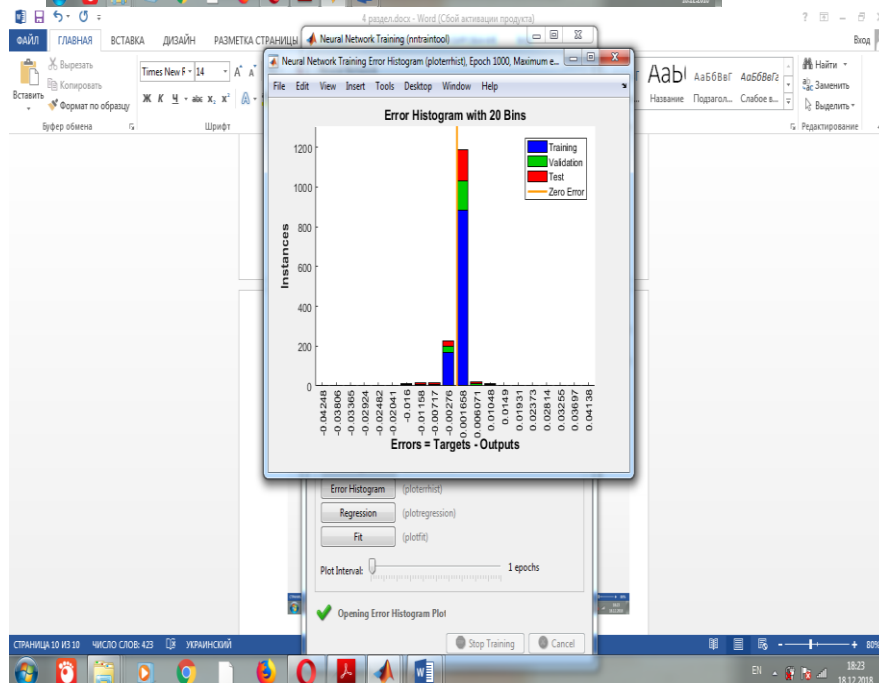
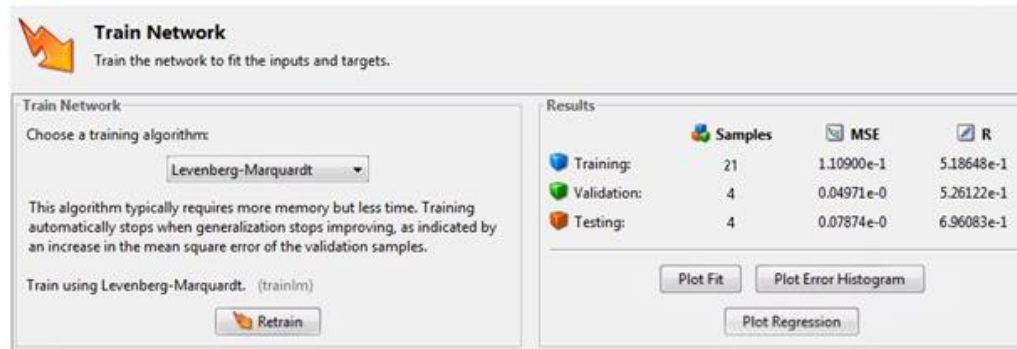


Рисунок В.9 – Дослідження похибки та часу навчання мережі від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Scaled Conjugate Gradient: а) значення середньоквадратичної похибки при 90 нейронах; б) діаграми регресії при 90 нейронах; в) гістограма помилок навчання при 90 нейронах

а)



б)

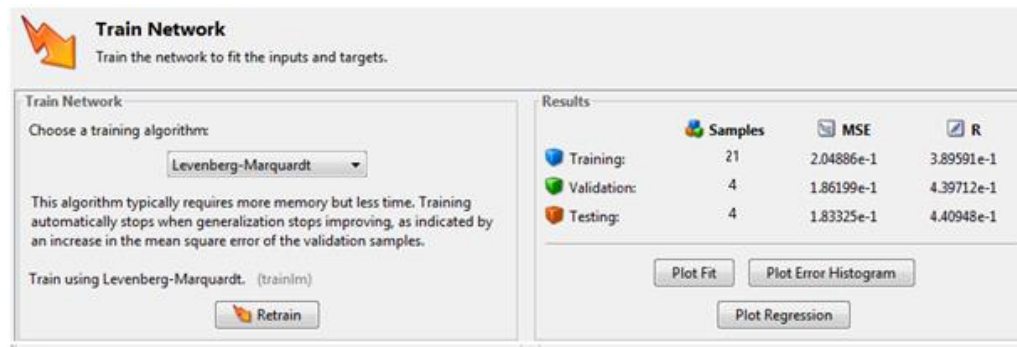


Рисунок В.10 – Дослідження кількості епох від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Levenberg-Marquardt: а) 10 нейронів; б) 50 нейронів.

а)



б)

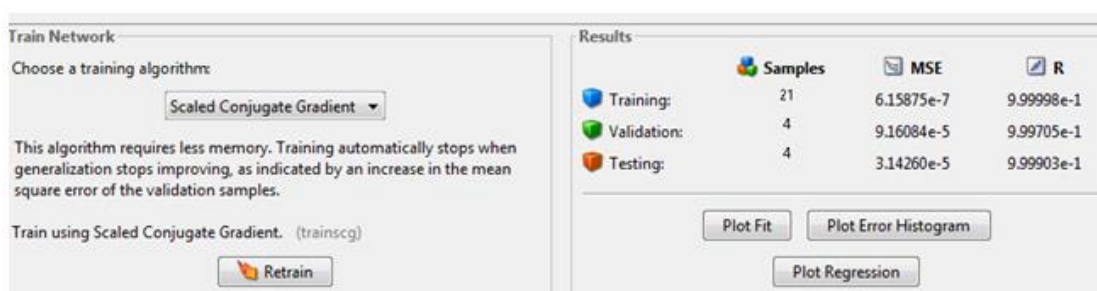


Рисунок В.10 – Дослідження кількості епох від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Scaled Conjugate Gradient: а) 10 нейронів; б) 50 нейронів.

а)



б)

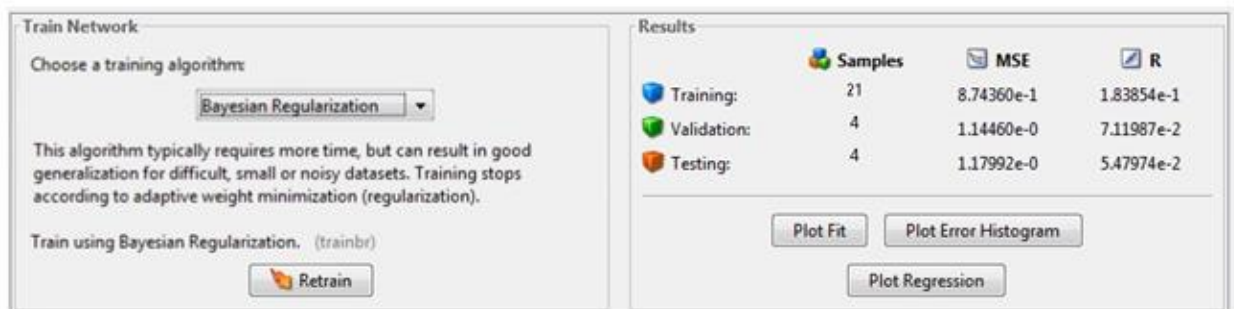


Рисунок В.10 – Дослідження кількості епох від кількості прихованих нейронів за алгоритмом Bayesian Regularization: а)10 нейронів; б)50 нейронів.

ДОДОТОК Г. Тези доповідей

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАТРИМКИ МАРШРУТИЗАТОРІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

Автор – Ріпка Є. В., магістрант КС 1921 (953) групи
 Науковий керівник – к.т.н., доц. Пахомова В. М.

*Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка
 В. Лазаряна*

В 21 першому столітті, коли технології не стоять на місці та розвиваються дуже швидкими темпами, необхідно розуміти, коли той чи інший метод може дати збій або розуміти, як далеко за пару років піде розвиток техніки. Задача маршрутизації представляє собою задачу на пошук набору найкоротших маршрутів руху. Такі задачі вимагають значних обчислювальних ресурсів. Важливим напрямком дослідження в цих задачах є прогнозування затримок маршрутизаторів, щоб позбутись похибок, які впливають на результат. Розроблення засобів прогнозування передбачає накопичення інформації, аналіз, виявлення закономірностей та тенденцій.

За останні роки з'явилося дуже багато літератури та навчаючих курсів, які доступним чином дозволяють опановувати нейромережні технології. Концепцію нейронних мереж було запропоновано ще в середині минулого століття, проте саме зараз, з огляду на зростання продуктивності обчислювальних засобів, вони набули великої популярності. Частіше за все використовують наступні моделі для прогнозування:

- багатосаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) – одна з найбільш поширених та частіше використовуваних мереж, яка підходить для вирішення багатьох задач;
- узагальнено-регресійна мережа (GRNN) – мережа призначена для вирішення завдань регресії;
- радіально-базисна мережа (Radial Basis Function, RBF) має часову та просторову складність, яка визначається необхідністю обробляти велику кількість проєкційних точок;
- мережа Елмана дозволяє брати до уваги передісторію дослідження та накопичити інформацію для створення правильної стратегії управління (ці мережі можуть бути використаними в системах управління об'єктами, що рухаються, так як їхньою головною особливістю є запам'ятовування послідовностей);
- нейронечітка мережа є зручним для пояснення одержуваних за їхньою допомогою висновків, але вони не можуть автоматично здобувати знання для використання їх у механізмах виведень (необхідність розбиття універсальних множин на окремі області, як правило, обмежує кількість вхідних змінних у таких системах невеликим значенням, при розробці нейронечіткої мережі в якості вхідних даних використовуються нечіткі лінгвістичні змінні).

На ринку нейромережових інструментальних засобів створення інтелектуальних систем представлена велика кількість різних програмних засобів, що пояснюється багатоплановістю задач інтелектуальної обробки інформації в різних сферах діяльності, в тому числі для захисту інформації в інформаційно-телекомунікаційних системах. Багатосаровий перцептрон можна реалізувати як програмно (PHP, C++, Python), так і за допомогою нейропакетів (MATLAB, Neural Works Professional U/Plus з модулем UDND та інших). RBF частіше за все реалізують програмними засобами, а саме Python та PHP. Мережа Елмана найчастіше моделюється у MATLAB, ST Neural Networks, RapidMiner від Rapid-I6, а нейронечітка мережа може реалізуватись як програмно, так і за допомогою нейропакету (зокрема, режим ANFIS середовища MATLAB).