

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»
Факультет комп'ютерно- інтегрованих технологій, автоматизації,
електроінженерії та радіоелектроніки
(повне найменування інституту, назва факультету)

Автоматика та телекомунікації
(повна назва кафедри)

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

(підпис)

(ініціали, прізвище)

“ ” 20 р.

Випускна кваліфікаційна робота

магістра
(освітньо-кваліфікаційний рівень)

на тему «Використання нейронних мереж для оптимального
управління телетрафіком»

Виконав : студент 2 курсу, групи ТКРм-16
(шифр групи)

спеціальності

172

(шифр і назва напрямку підготовки, спеціальності)

«Телекомунікації та радіотехніка»

Несвітаєв Андрій Андрійович

(прізвище та ініціали)

(підпис)

Керівник к.т.н., доц., проф. каф. АТ Воропаєва В.Я.

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

Рецензент

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

Рецензент

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

*Засвідчую, що у цій дипломній роботі немає
запозичень з праць інших авторів без відповідних
посилань.*

Студент

(підпис)

Покровськ – 2018 р.

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»
Факультет комп'ютерно- інтегрованих технологій, автоматизації,
електроінженерії та радіоелектроніки
(повне найменування інституту, назва факультету)

Автоматика та телекомунікації
(повна назва кафедри)

Захист відбувся _____
(дата)

з оцінкою _____

Секретар ДЕК _____
(підпис)

Випускна кваліфікаційна робота

магістра

(освітньо-кваліфікаційний рівень)

на тему «Використання нейронних мереж для оптимального
управління телетрафіком»

Виконав студент групи ТКРм-16 _____ А.А. Несвітаєв
(підпис, дата) (ініціали, прізвище)

Керівник _____ к.т.н., доц. В.Я.Воропаєва
(підпис, дата) (ініціали, прізвище)

Зав. каф. автоматики та телекомунікацій _____ к.т.н., доц. В.В.Поцєпаєв
(підпис, дата) (ініціали, прізвище)

Консультанти _____
(підпис, дата) (ініціали, прізвище)

_____ (підпис, дата) (ініціали, прізвище)

_____ (підпис, дата) (ініціали, прізвище)

Нормоконтролер _____ асистент Д.О.Жуковська
(підпис, дата) (ініціали, прізвище)

Покровськ – 2018 р.

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»

Факультет комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації
електроінженерії та радіоелектроніки

Кафедра автоматика та телекомунікації

Освітній ступінь магістр

Спеціальність 172 «Телекомунікації та радіотехніка»

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувачкафедри

_____/_____
“ ____ ” ____ 20__ року

З А В Д А Н Н Я **НА ВМПУСКНУ КВАЛІФІАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Несвітаєву Андрію Андрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Використання нейронних мереж для оптимального управління телетрафіком»

керівник роботи: Воропаєва Вікторія Яківна, к.т.н., доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом від “ ____ ” ____ 20__ року № ____

2. Строк подання студентом роботи _____

3. Вихідні дані до роботи: результати науково-дослідної роботи, магістерської практики

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

- 1) аналіз предметної області та існуючі рішення;
- 2) поняття нейронної мережі і її особливості;
- 3) створення нейронної мережі для прогнозування трафіку;
- 4) отримання прогнозних значень та рекомендації щодо управління трафіком;

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень):
схема нейронної мережі;

блок-схема алгоритму програми для отримання прогнозу;

реальні дані значення трафіку;

результати моделювання розробленої нейронної мережі;

прогнозовані дані отримані на виході нейронної мережі;

графіки динаміки реальних значень трафіку і прогнозованих;

прогнозовані дані трафіків різного типу;

динамічний розподіл пропускної здатності порту комунікаційного обладнання на основі отриманих прогнозних значень.

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
	Аналіз предметної області		
	Постановка задачі		
	Вивчення теоретичного матеріалу		
	Розробка структурної схеми нейронної мережі		
	Розробка алгоритму прогнозування		
	Збір даних		
	Тестування і корегування нейронної мережі		
	Оцінка та опис отриманих результатів		
	Оформлення пояснювальної записки до роботи, графічного матеріалу, доповіді		
	Нормоконтроль пояснювальної записки та матеріалів дипломування		
	Рецензування роботи		
	Захист роботи		

Студент

_____ (підпис) _____ (прізвище та ініціали)

Керівник проекту (роботи)

_____ (підпис) _____ (прізвище та ініціали)

Лист зауважень

Посада П.І.Б.	Суть зауваження, оцінка та підпис

АНОТАЦІЯ

Несвітаєв А.А. Використання нейронних мереж для оптимального управління телетрафіком / Випускна кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня «магістр» за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка» – ДВНЗ ДонНТУ, Покровськ, 2018.

Відповідно до поставленого завдання в роботі була вирішена задача розробки моделі нейронної мережі для прогнозування та управління трафіком різного типу; розроблена програма в середовищі Matlab з використанням вбудованого програмного пакету Neural Network Toolbox, що моделює нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі з зовнішніми входами. Результатами роботи програми є графіки динамічного розподілу пропускної здатності з використанням прогнозованих значень різних типів трафіку.

Ключові слова: АНАЛІЗ, ПРОГНОЗУВАННЯ, УПРАВЛІННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, МОДЕЛЮВАННЯ, АВТОРЕГРЕСІЯ, NARX, ПРОПУСКНА ЗДАТНІСТЬ, ПРІОРИТЕТ, ТРАФІК.

Список публікацій здобувача:

1. «Особливості імітаційного моделювання гетерогенних телекомунікаційних мереж».
2. «Використання нейронних технологій для оптимізації транспортних мереж сервіс-провайдерів».
3. «Використання нейронних мереж для підвищення показників ефективності супутникового каналу в гетерогенних системах зв'язку».

ABSTRACT

Nesvetaev A.A. Using Neural Networks to Optimize Traffic Management / Graduation qualifying work for obtaining an educational degree "Master" in specialty 172 "Telecommunications and Radio Engineering" - SHEE DonNTU Pokrovsky, 2018. In accordance with the task set in the work, the task of developing a model of the neural network for prediction and management of traffic of different types was solved; The Matlab program was developed using the Neural Network Toolbox embedded software package that simulates the nonlinear autoregressive model of the neural network with external inputs. The results of the program work are graphs of dynamic allocation of bandwidth using predicted values of different types of traffic.

Keywords: ANALYSIS, PROGNOSIS, MANAGEMENT, NEURAL NETWORK, MODELING, AUTORREGNOSIS, NARX, RELIABLE DELIVERY, PRIORITY, TRAFFIC.

Publisher publication list:

1. "Features of imitation modeling of heterogeneous telecommunication networks".
2. "Use of Neural Technologies for Optimization of Transport Networks of Service Providers".
3. "Use of neural networks to increase the efficiency of the satellite channel in heterogeneous communication systems".

ЗМІСТ

Перелік умовних скорочень	9
Вступ.....	10
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ІСНУЮЧІ РІШЕННЯ	13
1.1 Загальні положення теорії телетрафіку	13
1.2 Моделі систем розподілу інформації	14
1.3 Типи трафіку в телекомунікаційних мережах.....	15
1.4 Навантаження в телекомунікаційних мережах	16
1.5 Характеристики якості обслуговування	17
1.5.1 Системи з втратами.....	17
1.5.2 Системи з чергами	18
1.5.3 Комбіновані системи (з чергами і втратами)	18
1.5.4 Пріоритетні системи	19
1.6 Пропускна здатність і продуктивність.....	20
1.7 Існуючі методи і способи управління трафіком в телекомунікаційних мережах	21
Висновки до розділу 1	24
2 ПОНЯТТЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА ЇЇ ОСОБЛИВОСТІ	25
2.1 Штучна нейронна мережа	25
2.2 Класифікація штучних нейронних мереж	29
2.2.1 Мережі прямого поширення. Персептрони.....	29
2.2.2 Рекурентні нейронні мережі	32
2.2.3 Нелінійна авторегресійна нейронна мережа із зовнішніми входами.....	33
2.3 Алгоритми навчання нейронних мереж	34
2.3.1 Алгоритм Левенберга-Марквардта	34
2.3.2 Байєсова регуляризація	37
2.3.3 Метод масштабованих сполучених градієнтів.....	39

2.4 Аналіз спеціалізованих інструментальних засобів створення штучних нейронних мереж.....	42
Висновки до розділу 2	44
3 ПРОГНОЗУВАННЯ, ЯК ПЛАТФОРМА ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ТРАФІКОМ.....	46
3.1 Загальні відомості про прогнозування.....	46
3.2 Поняття прогнозного ряду та використання нейронних мереж для отримання прогнозу	47
3.3 Модель нейронної мережі і її навчання	49
3.4 Отримання прогнозних значень трафіку	52
3.5 Аналіз отриманих результатів	54
Висновки до розділу 3	62
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ.....	63
4.1 Характеристика умов праці	63
4.1.1 Освітлення	66
4.1.2 Параметри мікроклімату	67
4.1.3 Електромагнітне та іонізуюче випромінювання.....	69
4.2 Заходи щодо поліпшення умов праці.....	69
4.2.1. Мікроклімат робочого місця.....	69
4.2.2 Розрахунок системи загального рівномірного освітлення	72
4.3 Пожежна безпека.....	74
4.4 Безпека при надзвичайних ситуаціях на підприємстві	75
Висновки до розділу 4	78
Висновки	79
Список використаних джерел	80
Додаток А Лістинг програми для побудови прогнозних значень трафіку	86
Додаток Б Реальні дані значення трафіку з одного порту комутаційного обладнання	89

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

B – blocking;

CBQ – англ. Class Based Queuing – черги на основі класів;

ECR – англ. Explicit Rate Control – механізм управління швидкістю трафіку;

FIFO – англ. first in, first out – «першим прийшов – першим пішов»;

NARX – модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами;

NMS – система управління мережею;

TCP – англ. Transmission Control Protocol – протокол управління передачею;

QoS – англ. Quality of Service – «якість обслуговування»;

RED – англ. Random Early Detection – «випадкове раннє виявлення»;

SNNS – Stuttgart Neural Network Simulator;

БФП – багатофункціональний пристрій;

ГНН – година найбільшого навантаження;

ЕМВ – електромагнітне випромінювання;

ІНМ – інтелектуальна нейронна мережа;

КПО – коефіцієнт природного освітлення;

НМ – нейронна мережа;

ПЗ – програмне забезпечення;

ПК – персональний комп'ютер;

ППБ – правила пожежної безпеки

СанПіН – санітарні правила і норми;

СМО – система масового обслуговування;

ТКС – телекомунікаційна система;

ІНМ – штучна нейронна мережа.

ВСТУП

Актуальність теми. З моменту створення перших штучних нейронних мереж вони використовуються як для вирішення різних прикладних задач, так і для вивчення можливих правил функціонування мозку.

Нейронні мережі успішно застосовуються в широкому спектрі додатків, таких як розпізнавання образів, прогнозування, стиснення даних, задачі управління та інше. Одним з важливих напрямків практичного використання штучних нейронних мереж є задачі прогнозування, управління та оптимізації.

Прогнозування характеристик трафіку є однією з важливих задач при побудові автоматизованих систем управління телекомунікаційними мережами.

Впровадження цього рішення потенційно може дозволити повністю автоматизувати процес управління трафіком.

Мета і завдання роботи полягає в розробці моделі нейронної мережі для прогнозування та подальшого управління трафіком різного типу.

Задачі дослідження:

- проаналізувати предметну область, визначити ключові характеристики, що пов'язані з управлінням трафіком, а саме: аспекти поліпшення QoS інформаційних потоків та ефективне розміщенням ресурсів;

- розглянути методи, моделі, алгоритми, способи управління трафіком в комунікаційному обладнанні телекомунікаційної мережі;

- проаналізувати існуючі типи нейронних мереж та алгоритми навчання;

- реалізувати нейронну мережу, що

дозволяє отримати прогнозне значення періодів істотних змін часткового співвідношення трафіків різного типу;

- провести ряд експериментів та проаналізувати отримані результати;

- надати рекомендації щодо оперування чергою комунікаційного обладнання на основі отриманого за допомогою нейронної мережі прогнозу.

Об'єктом дослідження є трафік телекомунікаційної мережі.

Предметом дослідження є розробка нейронної мережі для прогнозування та обробки даних трафіку різних класів сервісу.

В роботах Ложковського А.Г., Воробієнка П.П., Нікітюка Л.А., Резніченка П.І., Захарченка Н.В., Горохова С.М. та інших викладено основні положення та методи аналізу теорії масового обслуговування в телекомунікаціях (теорії телетрафіка), на яких базуються процедури проектування телекомунікаційних систем та мереж [1-4].

Деякі аспекти питань про управління трафіком в телекомунікаційних мережах розглядалися фахівцями з різних країн світу, а саме: Скулиш М.А., Романенко І.О., Дробот О.А., Чепелюк С.А., Тугай А.В., Чернихівський Є.М., Лаврів О.А., Бешлей М.І., Гнатчук М.М., Поліщук А.В., Кіреєва Н.В., Huaglory Tianfield, Jiang Tian, Xin Yao та інші [5-15].

У роботах Мірошніченко М.С. та Новотарського М.А [16,21] викладені основні аспекти теорії штучних нейронних мереж. В роботах Руккас К.М., Соляника Ю.В., Овчиннікова К.А., Олуватосина О.Д., Bodjanskij E.V., Rudenko O.G. [33-34] наведено порівняльний аналіз методів прогнозування трафіку в телекомунікаційних системах.

Методи дослідження. У процесі досліджень застосовані методи теорії імовірності та математичної статистики, теорії телетрафіку, системного аналізу, математичного та імітаційного моделювання, проектування та прогнозування.

Наукова новизна одержаних результатів. Набув подальшого розвитку метод прогнозування телекомунікаційного трафіку за допомогою нейронних мереж з використанням нелінійної авторегресійної моделі (NARX), що дозволяє отримати прогнозне значення періодів істотних змін часткового співвідношення трафіків різних типів для подальшого використання при динамічному розподілі пропускної здатності каналу.

Практична цінність отриманих результатів. Результати можуть бути використані операторами зв'язку та Інтернет-провайдерами як можливість динамічно керувати пропускною здатністю окремого каналу за пріоритетною ознакою.

Апробація результатів дослідження. Основні положення і результати роботи були представлені і обговорювалися на:

- II Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих учених «ТАК»: телекомунікації, автоматика, комп'ютерно-інтегровані технології, 29-30 листопада 2016 р. в ДВНЗ «ДонНТУ»;
- III Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих учених «ТАК»: телекомунікації, автоматика, комп'ютерно-інтегровані технології, 29-30 листопада 2017 р. в ДВНЗ «ДонНТУ»;
- IV Всеукраїнській науково-технічній конференції молодих учених, аспірантів та студентів «Автоматизація, контроль та управління: пошук ідей та рішень»(АКУ-2018), 22-23 травня 2018 р. в ДВНЗ «ДонНТУ».

Структура та обсяг роботи. Випускна магістерська робота обсягом 91 машинописних сторінок складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, переліка використаних джерел, що складається з 42 найменувань і розташованих на 5 сторінках 2 додатків. Робота містить 15 рисунків, 3 таблиці.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ІСНУЮЧІ РІШЕННЯ

1.1 Загальні положення теорії телетрафіку

Теорія телетрафіку може бути визначена як додаток теорії імовірностей для вирішення проблем планування, оцінки робочих характеристик, якості роботи і обслуговування телекомунікаційних систем.

Задача теорії телетрафіка може бути сформульована таким чином: забезпечити вимір трафіку в певних одиницях за допомогою математичної моделі і отримати співвідношення між рівнем обслуговування і ємкістю системи, щоб запланувати і оптимізувати інвестиції.

Коли відомі майбутній трафік і ємкість системних елементів, практична робота полягає в тому, щоб проектувати системи наскільки можливо рентабельно при заздалегідь заданому рівні обслуговування. Крім того, рішення задач телетрафіку дозволяє визначити методи, для того щоб управляти фактичним рівнем обслуговування і виконати поставлені вимоги, а також визначити аварійні дії, якщо система перевантажена або виникли технічні помилки. Теорія телетрафіка дозволяє визначити потреби (наприклад, на основі розмірів трафіку) і обчислити ємкість системи та специфікації кількісних характеристик для забезпечення заданого класу обслуговування [1].

Предметом теорії телетрафіка є встановлення залежності між характером потоку вимог, кількістю каналів обслуговування, продуктивністю окремого каналу і ефективним обслуговуванням з метою визначення найкращих шляхів управління цими процесами.

Завдання теорії телетрафіка полягає у встановленні залежності результуючих показників роботи системи розподілу інформації (наприклад, середньої кількості вимог, які обслуговуються; середньої кількості вимог, які очікують обслуговування в черзі і т.д.) від вхідних показників (кількості каналів в системі, параметрів вхідного потоку вимог і т.д.).

Результуючими показниками або досліджуваними характеристиками системи розподілу інформації є показники ефективності, які описують, чи здатна дана система впоратися з потоком вимог.

Методами теорії телетрафіку вирішуються завдання оптимізації, спрямовані на визначення такого варіанту системи, при якому буде забезпечений мінімум сумарних витрат від очікування обслуговування, втрат часу і ресурсів на обслуговування, і простоїв каналів обслуговування [2].

1.2 Моделі систем розподілу інформації

Теорія телетрафіку оперує не з самими системами розподілу інформації, а з їх математичними моделями. Для повного опису системи розподілу інформації необхідно вказати імовірнісні процеси, що описують вхідний потік вимог, структуру системи і дисципліну обслуговування. Отже, математична модель системи розподілу інформації містить такі основні елементи [3]:

1. Вхідний потік вимог на обслуговування (трафік).
2. Структура системи розподілу інформації.
3. Дисципліна обслуговування потоку вимог.

В теорії телетрафіка дисципліна обслуговування описується:

- способом обслуговування вимог;
- порядком обслуговування вимог;
- режимами пошуку виходів схеми (довільний або груповий);
- законами розподілу тривалості обслуговування;
- наявністю переваг (пріоритетів) в обслуговуванні вимог;
- наявністю обмежень при обслуговуванні (за тривалістю очікування або обслуговування, кількості очікуючих вимог);
- законами розподілу імовірностей поломки елементів схеми.

На рис. 1.1 приведена класифікація система масового обслуговування.



Рисунок 1.1 – Класифікація систем масового обслуговування

1.3 Типи трафіку в телекомунікаційних мережах

Стрімкий розвиток телекомунікаційних технологій, нові принципи побудови мереж зв'язку, зміна структурного складу абонентів і спектру послуг, що надаються впливає на зміну характеру трафіку. Ці чинники збільшують нерівномірність інтенсивності потоків вимог. Результати статистичних вимірювань, що проводились на різних мережах зв'язку, дають можливість виділити 3 типи трафіку, до яких слід вживати такі математичні моделі:

I тип – в моносервісних мережах з однорідним трафіком. Це телефонні мережі з єдиною послугою телефонного зв'язку, а тому трафік однорідний. Найпростіша модель пуассонівського потоку відповідає таким умовам, а значення інтенсивності трафіку і її дисперсії досить близькі.

II тип – в мультисервісних мережах з різномірним трафіком. Інтегральний характер мультисервісної мережі з розширеним спектром послуг, що надаються зумовлює різномірність трафіку, яка сильно змінює його параметри і математичну модель [4].

III тип – в пакетних мережах з мультисервісним трафіком. Трафік має довгострокові залежності в інтенсивності і ще більш істотно відрізняється від пуассоновського потоку. Адекватною моделлю потоків в таких мережах є самоподібні процеси. В мультисервісних пакетних мережах трафік є

різнорідним і з певними вимогами до QoS. Тут передачу потоків різних служб забезпечує одна і та ж мережа з єдиними протоколами і законами управління. Основні послуги, що надаються в мультисервісних мережах в рамках забезпечення QoS можна класифікувати за трьома основними характеристиками:

- чутливість до величини пропускнуої здатності, що надається;
- чутливість до затримок;
- чутливість до втрат [5].

1.4 Навантаження в телекомунікаційних мережах

Однією з найважливіших характеристик для СМО є поняття “навантаження” (traffic). Існують різні види навантаження, які розраховуються залежно від типу системи. Частину з них ілюструє рис.1.2, де відображена СМО з втратами, на яку надходить потік викликів, створюючи вхідне навантаження Λ . Якесь частина цього навантаження Y обслуговується, а якась частина створює перевантаження для системи R , а отже, виклики не отримують обслуговування і лишають систему [6].

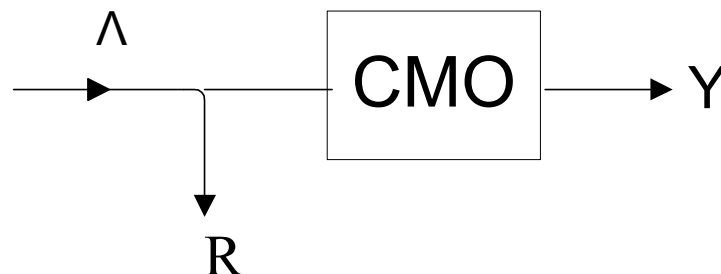


Рисунок 1.2 – Основні види навантаження для системи з втратами

1.5 Характеристики якості обслуговування

Для будь-якої телекомунікаційної системи важлива оцінка ступеня задоволення потреби в обслуговуванні, або якість обслуговування (QoS – Quality of Service). В теорії телетрафіка якість обслуговування потоку вимог характеризується можливістю негайного обслуговування вимоги або тривалістю очікування початку обслуговування. З математичної моделі системи розподілу інформації слідує, що ці можливості визначаються обраною дисципліною обслуговування вимог. Тому для кожної дисципліни обслуговування вимог властивий певний набір основних і допоміжних характеристик якості обслуговування [7].

1.5.1 Системи з втратами

Системи розподілу інформації проектуються з дисципліною обслуговування з втратами, де вимогу, що надійшла в систему в момент відсутності вільних обслуговуючих пристроїв, відмовляється в обслуговуванні і воно відразу ж втрачається. Основною кількісною оцінкою якості обслуговування при цьому є імовірність втрати вимоги P_B (B – blocking).

Допоміжними характеристиками QoS є імовірність втрати навантаження (кількість вимог за умовну одиницю часу) та імовірність втрат за часом. Імовірність втрати навантаження визначається як відношення інтенсивності втраченого навантаження до вхідного, а імовірність втрат за часом – це сумарна частка часу з проміжку часу (t_1, t_2) , в якому були зайняті всі прилади системи.

Середня кількість вимог в системі N характеризує ступінь завантаженості системи і збігається із середньою кількістю зайнятих приладів, а це є інтенсивність обслугованого навантаження Y . Всі інші вимоги, що надійшли при зайнятості всіх приладів, втрачаються і в систему не потрапляють [3].

1.5.2 Системи з чергами

Для кількісної оцінки якості обслуговування систем з чергами розраховують такі основні характеристики:

- імовірність очікування $P_{w>0}$ (середню частку затриманих вимог);
- середню довжину черги Q ;
- середню тривалість очікування затриманих вимог t_q ;
- середню тривалість очікування будь-якої вимоги W .

Довжина черги – ключовий параметр якості обслуговування (і показник ефективності функціонування СМО). Визначається кількістю вимог, що чекають на обслуговування. Довжина черги залежить від того, коли і скільки вимог надійшло в систему, скільки часу витрачено на обслуговування вимог.

Середній час очікування в системі W представляє собою середнє значення часу очікування, віднесене до всіх вимог – затриманим і не затриманим. Цей параметр вводиться через те, що не всі вимоги потрапляють в чергу, а частина з них при наявності вільних приладів системи обслуговується негайно [8].

Для кожної моделі потоку всі характеристики якості обслуговування знаходяться у певній функціональній залежності.

1.5.3 Комбіновані системи (з чергами і втратами)

Система з чергою при обмеженнях на максимальну кількість вимог, що знаходяться в черзі, або на максимальний час очікування початку обслуговування є системою з комбінованої дисципліною обслуговування. При обмеженій кількості місць очікування (максимальна довжина черги) в разі надходження вимоги в момент, коли всі прилади і місця очікування зайняті попередніми вимогами, дана вимога втрачається. При обмеженому часі очікування, якщо вимога знаходиться в черзі понад допустимий час, то їй

відмовляється в обслуговуванні, і вона теж втрачається [9]. Тому, крім характеристик QoS чистої системи з чергами, розраховуються і такі:

- імовірність втрати вимоги P_B (при обмеженій довжині черги);
- імовірність очікування понад допустимого часу $P_{W>t}$.

Імовірність $P_{W>t}$ залежить від дисципліни обслуговування черги і самим простим для розрахунку є випадок впорядкованої черзі FIFO. Цю імовірність ще називають умовними втратами, оскільки вимога, що очікує понад допустимий час t , може втратити актуальність для користувача.

1.5.4 Пріоритетні системи

В сучасних ТКС і мережах використовується пріоритетне обслуговування переданих і оброблюваних даних. Аналітичні методи дослідження пріоритетних дисциплін обслуговування вимог розроблені, в основному, для дисциплін з одним класом пріоритетів, і більшість результатів отримано при різних припущеннях і припущеннях, що обмежують їх застосування на практиці.

Комбіновані системи з обмеженнями на довжину черги і час очікування найбільш поширені в телекомунікаціях. В умовах різноманітного трафіку (мова, відео, дані) таку систему доповнюють механізмом пріоритетів, в якому всі вимоги поділяють на категорії і вимоги вищої категорії при обслуговуванні мають певні переваги (пріоритети) перед вимогами нижчої категорії. Для кількісної оцінки якості обслуговування систем з пріоритетами розраховуються такі ж характеристики, як і для системи з чергами, але для кожного з введених пріоритетів окремо [10,11].

1.6 Пропускна здатність і продуктивність

У будь-якій з СМО якість обслуговування сильно впливає на такі характеристики системи, як пропускна здатність і продуктивність. При цьому, критерієм якості обслуговування для систем з втратами є імовірність втрати вимоги, а для систем з чергами – імовірність очікування. Чим більше допустима норма втрат, тим гірша якість обслуговування [12].

Пропускна здатність – це максимальна інтенсивність навантаження, яку обслуговує системою при забезпеченні заданої якості обслуговування.

При невеликій імовірності втрат інтенсивність обслугованого навантаження і пропускна здатність близькі до інтенсивності вхідного навантаження. Однак при великих втратах ця відмінність велика, і погіршення допустимої якості обслуговування дозволяє збільшити пропускну здатність. Чим вище норма якості обслуговування, тим більше приладів потрібно для забезпечення заданої пропускну здатності.

Пропускна здатність системи не дорівнює кількості приладів в ній, оскільки інтенсивність обслугованого навантаження – це середня кількість зайнятих приладів. Через випадковість потоків навантаження середня кількість зайнятих приладів не досягає наявної кількості приладів в системі.

Продуктивність – це гранична, статистично усереднена кількість вимог, яка обслуговується системою за одиницю часу при заданій якості обслуговування. Ця характеристика використовується, як правило, для оцінки систем управління і керуючих пристроїв.

Пропускна здатність і продуктивність СМО залежать не тільки від імовірності втрат, а й від структури системи (кількості серверів і схеми їх включення), дисципліни обслуговування і закону розподілу тривалості обслуговування. На пропускну здатність і якість обслуговування впливає і вид потоку вимог або його математична модель.

В системі з втратами блоковані вимоги втрачаються і показником пропускну здатності є частка втрачених вимог. Для системи з чергою розрізняють

необмежену і обмежену черги (кількість місць очікування). Якщо накопичувач черги має необмежену ємність, то основними характеристиками є середній час очікування і імовірність очікування (імовірність блокування). В разі накопичувача з обмеженою ємністю додається ще одна характеристика – імовірність втрати вимоги, тоді ймовірність блокування дорівнює сумі двох імовірностей – очікування і втрати вимоги. В системі з повторними спробами підраховується кількість повторних спроб на одну вимогу і інші характеристики.

1.7 Існуючі методи і способи управління трафіком в телекомунікаційних мережах

Відомі методи і способи управління трафіком в телекомунікаційних мережах в основному розраховані на мережі з фіксованою структурою зв'язку і не враховують специфіки динамічно реконфігурованих телекомунікаційних мереж, в яких особливу актуальності набуває завдання забезпечення якості обслуговування.

Під якістю обслуговування розуміється сукупність технологій, які дозволяють додаткам запитувати і отримувати передбачуваний рівень послуг з точки зору пропускної здатності, тимчасового розкиду затримки відгуку, а також загальної затримки доставки даних.

Зокрема, QoS має на увазі поліпшення параметрів або досягнення більшої передбачуваності послуг, що надаються. Це досягається наступними методами:

- підтримкою певної смуги пропускання;
- скороченням Імовірності втрати кадрів;
- вилученістю або керованістю мережних перевантажень;
- можливістю конфігурації мережного трафіку;
- встановленням кількісних характеристик трафіку на шляху через мережу [13].

Метод пріоритетних черг найбільш часто використовується для надання тимчасових гарантій чутливим до затримок додатків. На даний метод не існує єдиного стандарту. Окремі його частини описані в різних стандартах. Кожен виробник мережного устаткування реалізує в своїх виробках власні алгоритми обробки черг. Наприклад, алгоритм FIFO, де маршрутизатор отримує пакети швидше, ніж може відправити їх через даний порт, а отже пакети поміщаються в чергу. Потім, в найпростішому випадку, вони відправляються в порядку надходження, тобто реалізується принцип "першим прийшов, першим пішов". Такий алгоритм досить ефективний, але досвід управління трафіком показує, що він далеко не оптимальний.

Випадкове раннє виявлення (Random Early Detection, RED) надає собою альтернативу черг FIFO. Цей метод дозволяє пом'якшити ефект від втрати пакетів навіть при дуже великих навантаженнях. Даний алгоритм був спочатку придуманий для протоколу TCP, але він може бути застосовний до трафіку будь-якого протоколу, коли мережа не гарантує доставки.

Черга з пріоритетами – це алгоритм, при якому кілька черг FIFO або RED утворюють одну чергу. При цьому трафік відправляється в порядку суворої черговості: першим – трафік з високим пріоритетом, другим – із середнім і т.д.

Алгоритм кругового обслуговування Round Robin використовується в тому випадку, якщо канал сильно завантажений і необхідно надати всім типам трафіку однакову можливість по передачі [14].

Черги на основі класів (Class Based Queuing, CBQ) – це алгоритм, при якому трафік ділиться на кілька класів. Кожен клас має власну чергу і йому виділяється деяка частина пропускну здатності каналу.

Зважена справедлива черга (Weighted Fair Queuing, WFQ) – окремий випадок CBQ, коли класам відповідають незалежні потоки.

DWFQ (Flow-Based Distributed WFQ) – розподілений зважений алгоритм рівномірного обслуговування черг на основі потоку.

CBWFQ (Class-Based Distributed WFQ) – розподілений зважений алгоритм рівномірного обслуговування черг на основі класу, що дозволяє вказати потрібну мінімальну пропускну здатність для кожного класу трафіку;

WRR (Weighted Round Robin) – зважений алгоритм кругового обслуговування.

DRR – алгоритм кругового обслуговування з дефіцитом [13].

Одним із шляхів реалізації QoS стала розробка механізму явного управління швидкістю трафіку (ECR, Explicit Rate Control). Цей механізм здатний працювати автономно або спільно з існуючими алгоритмами організації черг. Основні завдання, які він дозволяє вирішувати – підвищення продуктивності каналів зв'язку, зменшення часу реакції мережі і збільшення ступеня деталізації мережного управління за рахунок контролю за окремими потоками трафіку.

Більшість відомих систем управління трафіком в телекомунікаційних мережах використовують одну і ту ж базову структуру і способи взаємодії, засновані на моделі взаємодії системи управління мережею (NMS) з об'єктами управління за допомогою агентів [15].

Одна з проблем на шляху реалізації різних підходів полягає в розробці форми опису мети і параметрів управління, тобто побудови адекватної математичної моделі мережних процесів.

Ключові характеристикою, що орієнтована на управління трафіком, включають в себе аспекти поліпшення QoS інформаційних потоків, в тому числі: мінімізацію втрат пакетів і затримок, оптимізацію пропускну здатності і узгодження найкращого рівня послуг. Одним з підходів вирішення таких проблем є оптимізація використання всіх наявних ресурсів мережі. Смага пропускання є критичним ресурсом сучасних мереж. Отже, центральною функцією управління трафіком є ефективне управління пропускну здатністю. Даний тип проблем може бути вирішений шляхом розширення ресурсу або обмеженням потоку, управлінням шириною вікна для потоку, управлінням чергами в маршрутизаторі, диспетчеризацією і т.д.

Висновки до розділу 1

В першому розділі роботи були розглянуті основні поняття, що пов'язані з теорією телетрафіка: задача, предмет, завдання, методи та визначено, що використання нейронних мереж здатне вирішити одразу дві задачі: задачу аналізу та оптимізації. Розглянуті моделі систем розподілу інформації, які дозволяють в майбутньому будувати адекватні математичні моделі.

Результати статистичних вимірювань, що проводились на різних мережах зв'язку, дали можливість виділити 3 типи мереж та трафіку: моносервісні мережі з однорідним трафіком, мультисервісні мережі з різномірним трафіком та пакетні мережі з мультисервісним трафіком.

Після аналізу відомих алгоритмів, методів і способів управління трафіком в телекомунікаційних мережах були визначені ключові характеристики, що пов'язані з управлінням трафіком, а саме: аспекти поліпшення QoS інформаційних потоків та ефективне розміщення ресурсів.

Шляхом порівняння був обраний алгоритм обслуговування з використанням довільних черг, як найбільш підходящий для поставленої задачі управління трафіком за допомогою нейронних мереж, так як при використанні довільних черг є можливість управляти часткою смуги пропускання каналу, що виділяється для певних типів трафіку. Даний алгоритм відноситься до засобів локального та загальносистемного керування трафіком та мережевими ресурсами.

2 ПОНЯТТЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА ЇЇ ОСОБЛИВОСТІ

2.1 Штучна нейронна мережа

Штучна нейронна мережа (ШНМ) – це набір нейронів, з'єднаних між собою. Як правило, передавальні, активаційні функції всіх нейронів у мережі фіксовані, а ваги є параметрами мережі і можуть змінюватися. Деякі входи нейронів позначені як зовнішні входи мережі, а деякі виходи – як зовнішні виходи мережі [16].

ШНМ здійснює перетворення вектора вхідних сигналів X в вектор вихідних сигналів Y . Інтерпретація векторів X і Y залежить від постановки розв'язуючої задачі і предметної області. ШНМ знайшли застосування в наступних областях.

- Кластеризація та класифікація. ШНМ здатна на пред'явлених їй «еталонних» векторах X виділити ознаки, що характеризують їх, накопичити їх і використовувати в подальшому для оцінки ступеня близькості знову пропонованих вхідних векторів до еталонних (класифікація). Деякі типи нейронних мереж можуть самостійно виділити з множини пропонованих вхідних векторів X відокремлені групи (кластеризація), що визначаються «усередненими» векторами X .

- Апроксимація. ШНМ дають можливість з будь-якою необхідною точністю апроксимувати нелінійну безперервну функцію. Стосовно до проблематики автоматизованого проектування – це, в першу чергу, задачі побудови формальної математичної моделі об'єкта проектування.

- Прогнозування. Нейронні мережі із зворотними зв'язками (рекурентні нейронні мережі) здатні бачити майбутній стан об'єкта / процесу, що моделюється по його станам на k попередніх кроках модельного часу та поточного впливу X .

Основні переваги ШНМ:

- нехай груба, але близькість до структури мозку живих істот, саме існування яких говорить про ефективність такого підходу;
- здатність до адаптації (навчання і самонавчання);
- паралельність обробки інформації;
- стійкість до окремих збоїв в роботі ШНМ. Дана властивість забезпечується великою (дуже великою в реальних живих системах) кількістю нейронів і зв'язків між ними [17].

Основний будівельний блок ШНМ – штучний нейрон. Структура штучного нейрона зображена на рис.2.1.

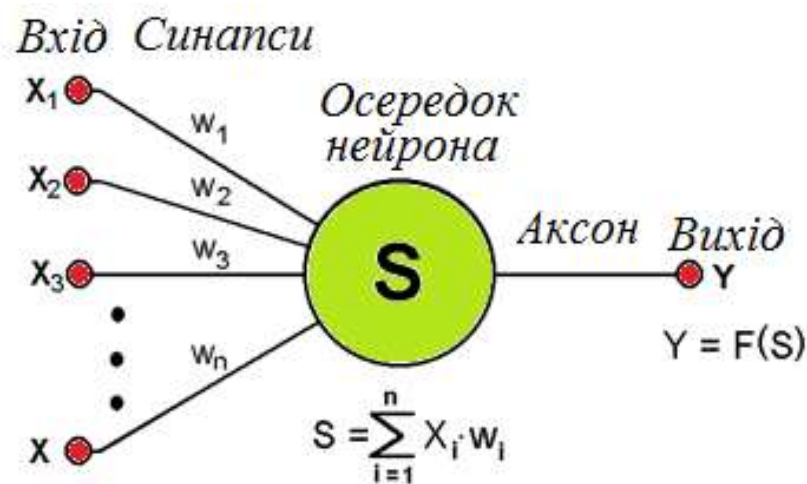


Рисунок 2.1 – Структура штучного нейрона

З математичної точки зору штучний нейрон – це акумулятор всіх вхідних сигналів, що застосовує до отриманої зваженої суми деяку просту, в загальному випадку, нелінійну функцію, безперервну на всій області визначення. Зазвичай, дана функція монотонно зростає. Отриманий результат надсилається на єдиний вихід.

Нейрони об'єднуються між собою певним чином, утворюючи нейронну мережу. Кожен нейрон характеризується своїм поточним станом за аналогією з нервовими клітинами головного мозку, які можуть бути порушені або загальмовані. Він володіє групою синапсів – односпрямованих вхідних зв'язків,

з'єднаних з виходами інших нейронів, а також має аксон – вихідний зв'язок даного нейрона, з якого сигнал надходить на синапси наступних нейронів.

Кожен синапс характеризується величиною синаптичного зв'язку або його вагою w_i , яка є еквівалентом електричної провідності біологічних нейронів.

Поточний стан нейрона визначається, як зважена сума його входів:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i \times w_i + w_0, \quad (2.1)$$

де w_0 – коефіцієнт зміщення нейрону (вага одиничного входу)

Вихід нейрона є функція його стану:

$$y = f(s), \quad (2.2)$$

Нелінійна функція f називається активаційною і може мати різний вигляд, як показано на рис.2.2. Однією з найбільш поширених є нелінійна функція з насиченням, так звана логістична функція або сигмоїд (тобто функція S – подібна виду):

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{\alpha x}}, \quad (2.3)$$

При зменшенні α сигмоїд стає більш пологим, в межі при $\alpha = 0$ породжує горизонтальну лінію на рівні 0.5, при збільшенні α сигмоїд наближається за зовнішнім виглядом до функції одиничного стрибка з порогом T в точці $x = 0$. З виразу для сигмоїда очевидно, що вихідне значення нейрона лежить в діапазоні $[0,1]$. Слід зазначити, що сигмоїдна функція диференційована на всій осі абсцис, що використовується в деяких алгоритмах навчання. Крім того, вона має властивість підсилювати слабкі сигнали краще, ніж сильні, і запобігає насиченню від великих сигналів, так як вони відповідають областям аргументів, де сигмоїд має пологий нахил [18].

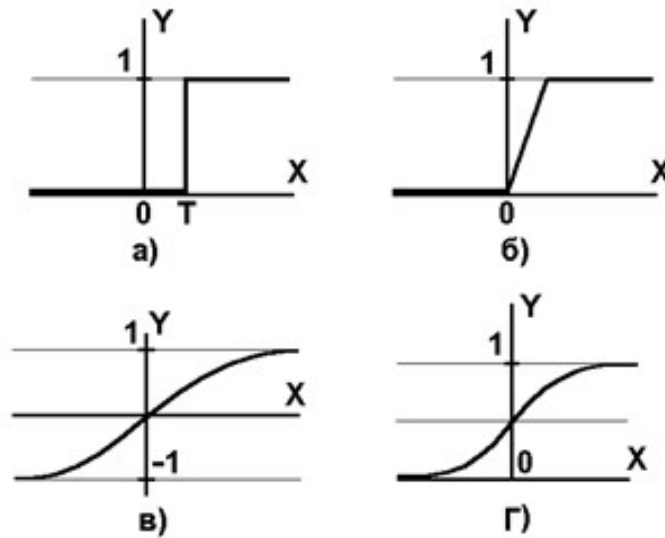


Рисунок 2.2 – Нелінійна функція виходу нейрона

- а) функція одиничного стрибка; б) лінійний поріг (гістерезис);
в) сигмоїд – гіперболічний тангенс; г) сигмоїд – формула.

Нейронним мережам притаманний принцип паралельної обробки сигналів, який досягається шляхом об'єднання великого числа нейронів в так звані шари і з'єднання нейронів різних шарів, а також, в деяких конфігураціях, і нейронів одного шару між собою, причому обробка взаємодії всіх нейронів ведеться пошарово.

Завдання прогнозування успішно вирішується за допомогою багатошарових персептронів, які в свою чергу є універсальними апроксиматорами. Багатошарова нейронна мережа з сигмоїдною передавальною функцією є найбільш загальною, універсальною мережною архітектурою.

Є різні структури багатошарових мереж: з послідовними, перехресними і зворотніми зв'язками, з фіксованою змінною структурою і т.д [19].

2.2 Класифікація штучних нейронних мереж

Об'єднані (шляхом передачі сигналів з виходів одних штучних нейронів на входи інших) між собою нейрони утворюють штучну нейронну мережу (ШНМ).

Існує багато варіантів побудови ШНМ. Для їх класифікації застосовуються наступні критерії:

- тип нейронів, що складає мережу;
- кількість шарів нейронів в мережі;
- напрямок передачі сигналів в мережі;
- вид навчальних вибірок $\langle X^k, D^k \rangle$;
- призначення мережі.

Мережа, що складається цілком з нейронів одного типу, називається однорідною, якщо ж в ній поєднуються шари нейронів різного типу – гібридна.

Мережа, де всі нейрони розташовані в одній «площині» (тобто відсутня хоча б один безпосередній зв'язок виходу одного нейрона з входом іншого), називається одношаровою, інакше – багатошарова.

Мережа називається односпрямованою, якщо в ній відсутні зворотні зв'язки (тобто немає передачі сигналу з наступних шарів на попередні). Мережа зі зворотніми зв'язками називається рекурентною.

Якщо для навчання мережі використовується стратегія з учителем і $X^k \neq D^k$, то мережа називається гетероасоціативною. Якщо ж $X^k = D^k$, то мережа – автоасоціативна [20].

2.2.1 Мережі прямого поширення. Персептрони

Персептрон був запропонований в 1943 році і називається також моделлю Маккаллока-Пітса. У цій моделі штучний нейрон вважається бінарним елементом, його структурна схема представлена на рис.2.3.

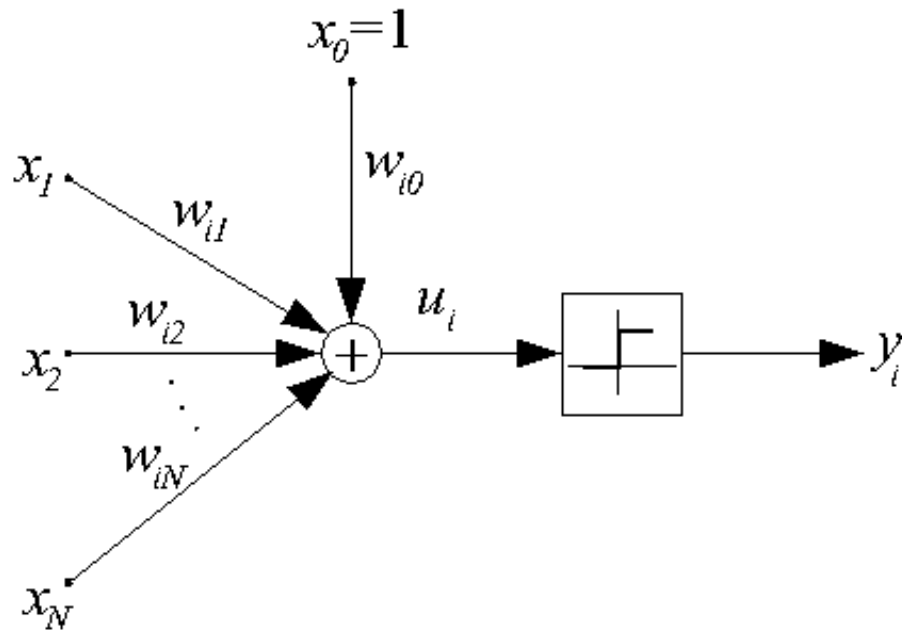


Рисунок 2.3 – Структурна схема персептрона

Вихідний сигнал нейрону може приймати тільки два значення $\{0,1\}$ за наступним правилом:

$$\begin{aligned} y_i &= f(u_i) = 1, \text{ якщо } u_i \geq 0; \\ y_i &= f(u_i) = 0, \text{ якщо } u_i < 0; \end{aligned} \quad (2.4)$$

Навчання персептрону вимагає вчителя, тобто множини $\{ \langle X^1, d_i^1 \rangle, \dots, \langle X^p, d_i^p \rangle \}$ пар векторів вхідних сигналів X^k , і відповідних їм очікуваним значенням вихідного сигналу d_i^k . Навчання (відшукування вагових коефіцієнтів w_{ij}) зводиться до задачі мінімізації цільової функції:

$$E(W_i) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (y_i^k - d_i^k)^2. \quad (2.5)$$

Для персептрону в силу розривності функції $f(u_i)$ при знаходженні мінімуму $E(W_i)$ застосовуються методи оптимізації тільки нульового порядку.

На практиці для навчання персептрону найчастіше використовується правило персептрона, що представляє собою наступний простий алгоритм.

1. Вибираються (як правило, випадково) початкові значення ваг $w_{ij} (j = 0, 1, 2, \dots, N)$ нейрону.

2. Для кожної навчальної пари $\langle X^k, d_i^k \rangle$ виконується ряд циклів (їх номери позначаються через t). Уточнення значень вхідних ваг знаходиться за формулою:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \delta w_{ij}(t), \quad (2.6)$$

де $\delta w_{ij}(t) = 0$, якщо $y_i(t) = d_i^k$; $\delta w_{ij}(t) = x_j^k$, якщо $y_i(t) = 0$, а $d_i^k = 1$;
 $\delta w_{ij}(t) = -x_j^k$, якщо $y_i(t) = 1$, а $d_i^k = 0$.

3. Процес обробки поточної навчальної пари завершується:

- або на циклі, в якому всі $\delta w_{ij}(t) = 0$,
- або після досягнення граничної кількості циклів [21].

Функціонування навченого персептрона в режимі класифікації легко проілюструвати графічно на прикладі двовходового нейрона з поляризацією, структурна схема якого представлена на рис. 2.4.

Такий підхід не завжди є економічно та технічно виправданим. Тому для вирішення конкретних задач використовуються архітектури зі структурою зв'язків, яка є підмножиною повної зв'язності.

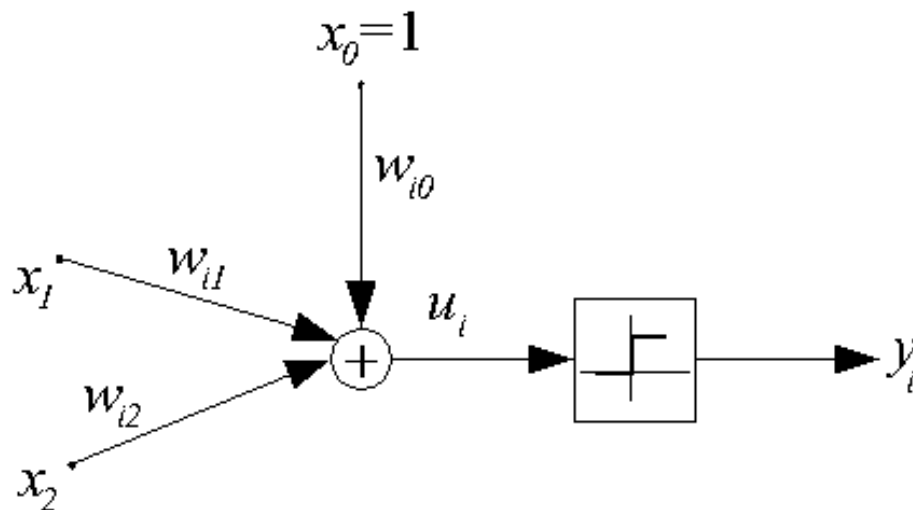


Рисунок 2.4 – Структурна схема двовходового персептрону

2.2.2 Рекурентні нейронні мережі

Клас рекурентних нейронних мереж набагато ширше, самі мережі складніші за своїм устроєм. Поведінка рекурентних мереж описується диференціальними або різницеvими рівняннями, як правило, першого порядку. Це істотно розширює сфери застосування нейронних мереж і способи їх навчання. Мережа організована так, що кожен нейрон отримує вхідну інформацію від інших нейронів і, можливо, нейронів того ж шару і від самого себе. Цей тип мереж має важливе значення, так як з їх допомогою можна моделювати нелінійні динамічні системи.

Серед рекурентних мереж можна виділити мережі Хопфілда і мережі Кохонена. За допомогою мереж Хопфілда можна обробляти неупорядковані (рукописні літери), впорядковані в часі (часові ряди) або просторі (графіки) зразки.

Мережу Кохонена ще називають такою, що «самоорганізується картою ознак». Мережа такого типу розрахована на самостійне навчання, під час навчання повідомляти їй правильні відповіді необов'язково. В процесі навчання на вхід мережі подаються різні зразки. Мережа вловлює особливості їх структури і розділяє зразки на кластери, а вже навчена мережа відносить кожен приклад,

що надходить до одного з кластерів, керуючись деяким критерієм «близькості» [22].

2.2.3 Нелінійна авторегресійна нейронна мережа із зовнішніми входами

Модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (NARX) являє собою рекурентну динамічну мережу зі зворотнім зв'язком, що складається з декількох шарів, в її основі лежить авторегресійна модель, яка використовується для опису систем, що володіють інерцією:

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), x(t-1), \dots, x(t-n)). \quad (2.8)$$

Значення $y(t)$ залежить від n попередніх значень виходу і від n попередніх значень часового ряду. На рис.2.5 представлена схема нелінійної авторегресійної нейронної мережі з зовнішніми входами.

Стандартна мережа NARX представляє собою двошарову мережу зворотного поширення. Передавальною функцією в прихованому шарі виступає сигмоїдальна функція, а в вихідному шарі – лінійна [23].

Дана модель мережі використовує лінії затримки з відводами для зберігання попередніх значень $x(n)$ і $y(n)$. Варто відзначити, що вихідне значення $y(n)$ подається назад на вхід мережі (через затримку), так як $y(n)$ є функцією, яка залежить в тому числі від попередніх значень: $y(n-1), y(n-2), \dots, y(nd)$.

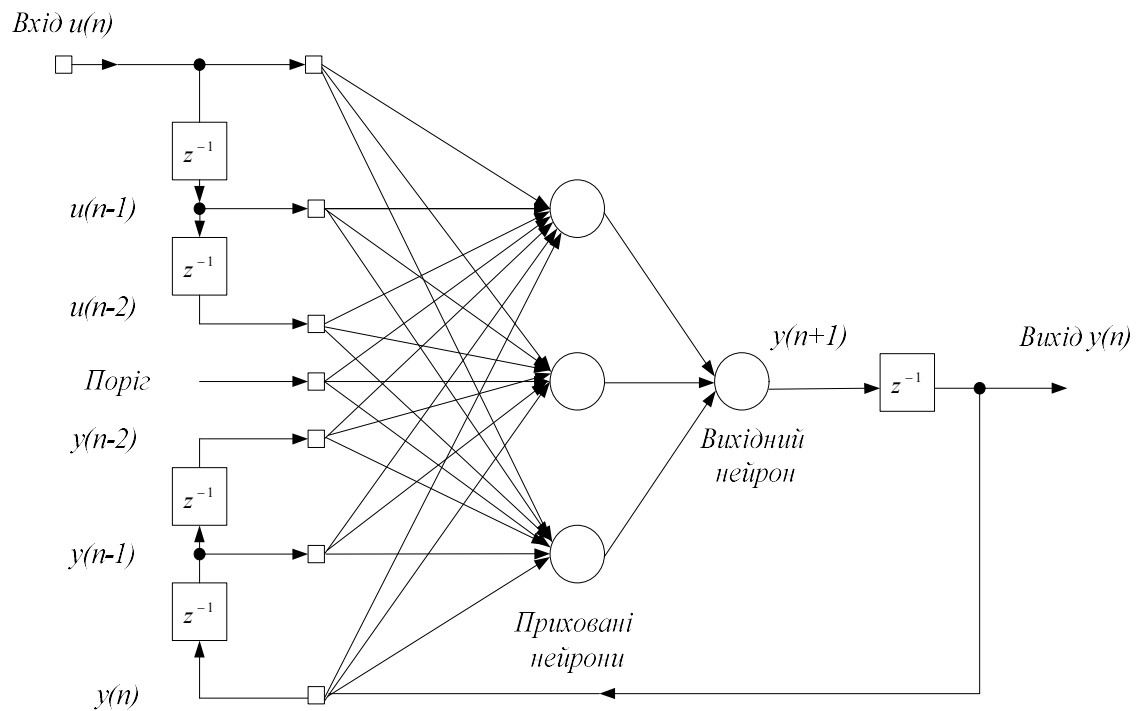


Рисунок 2.5 – Схема нелинійної авторегресійної нейронної мережі з зовнішніми входами

У такого підходу є дві переваги. По-перше, вхідні дані такої мережі будуть більш точними. По-друге, результуюча мережа має просту архітектуру зворотного поширення, тому можна застосовувати більш ефективні алгоритми навчання.

2.3 Алгоритми навчання нейронних мереж

2.3.1 Алгоритм Левенберга-Марквардта

Алгоритм Левенберга-Марквардта є різновидом методу Ньютона. Він був розроблений для мінімізації функцій, які представляють собою суми квадратів інших нелинійних функцій (тобто вирішує задачу найменших квадратів). Цей алгоритм дуже добре підходить для навчання нейронної мережі, при якому в якості оптимізації використовується середньоквадратична помилка [24].

Щоб описати даний алгоритм, необхідно мати уявлення про базовий метод Ньютона, який мінімізує суму квадратів.

Чергове наближення обчислюється за формулою:

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} g_k, \quad (2.9)$$

де $A_k \equiv \nabla^2 F(x)|_{x=x_k}$, $g_k \equiv \nabla F(x)|_{x=x_k}$.

Вважаємо, що $F(x)$ являє собою суму квадратів функцій:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N v_i^2(x) = v^T(x) v(x). \quad (2.10)$$

Тоді j -й елемент градієнта знаходиться як:

$$[\nabla F(x)]_j = \frac{\partial F(x)}{\partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N v_i(x) \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_j} \quad (2.11)$$

або в матричній формі:

$$\nabla^2 F(x) = 2J^T(x)J(x) + 2S(x), \quad (2.12)$$

де $S(x) = \sum_{i=1}^N v_i(x) \nabla^2 v_i(x)$.

Якщо значення $S(x)$ мале, то можна апроксимувати гессіан наступним чином:

$$\nabla^2 F(x) \cong 2J^T(x)J(x). \quad (2.13)$$

При підстановці (2.13) в рівняння (2.9) отримуємо алгоритм Левенберга-Марквардта:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k) v(x_k) \quad (2.14)$$

$$\Delta x_k = -[J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k) v(x_k) \quad (2.15)$$

Алгоритм починається з невеликого значення μ_k (наприклад, $\mu_k=0,001$). Якщо на черговому кроці не виходить зменшити значення функції $F(x)$, то крок повторюється з новим значенням μ_k , помноженим на деякий коефіцієнт α (наприклад, $\alpha = 10$). Зрештою, значення функції $F(x)$ буде зменшуватися, так як ми будемо робити невеликі кроки в напрямку найшвидшого спуску. Якщо на черговій ітерації значення функції $F(x)$ дійсно зменшилось, тоді для наступної ітерації значення μ_k ділиться на α , наближаючи алгоритм до алгоритму Гаусса-Ньютона, який повинен забезпечити більш швидку збіжність. Таким чином, алгоритм Левенберга-Марквардта забезпечує компроміс між швидкістю збіжності алгоритму Ньютона і гарантією збіжності алгоритму найшвидшого спуску.

Ключовим кроком в алгоритмі Левенберга-Марквардта є обчислення якобіана. Для виконання цього обчислення використовується варіація алгоритму зворотного поширення, в класичному варіанті якого обчислюються похідні квадратів помилок щодо ваг і зміщень мережі. Для обчислення якобіана необхідно обчислити похідні від помилок, а не від їх квадратів.

Тепер з урахуванням вищеописаного, можемо сформулювати ітераційний алгоритм зворотного поширення Левенберга-Марквардта.

1. Для кожного входу нейронної мережі обчислюються відповідні виходи і їх помилки. Обчислюється сума квадратів помилок $F(x)$ за всіма входами.
2. Обчислюється матриця Якобі. За рекурентним формулами. Отримана матриця доповнюється значеннями чутливості Марквардта. Обчислюються елементи матриці Якобі.
3. Вирішується рівняння (2.15), для отримання Δx_k .
4. Перераховується сума квадратів помилок. Якщо отримана сума менша від тієї, що була порахована на першому кроці, то μ ділиться на α , змінюється

значення і відбувається перехід до першого кроку. Якщо ж сума квадратів помилок не зменшилася, то μ множиться на α і відбувається перехід до третього кроку.

Алгоритм завершує свою роботу, коли градієнт стане менше деякого наперед заданого значення або сума квадратів помилок буде в допустимих межах.

Ключовим недоліком алгоритму є вимога великого обсягу пам'яті для зберігання всіх даних, тоді як у багатьох інших методах потрібно зберігати лише градієнт. Тому коли число параметрів нейронної мережі дуже велике, використання алгоритму Левенберга-Марквардта є недоцільним [25].

2.3.2 Байєсова регуляризація

Байєсова регуляризація вирішує завдання генералізації. Нехай задана множина значень пар входу/виходу:

$$\{p_1, y_1\}, \{p_2, y_2\}, \dots, \{p_Q, y_Q\}. \quad (2.16)$$

В рамках концепції генералізації вважається, що виходи генеруються:

$$y_i = f(p_i) + \varepsilon_i, \quad (2.17)$$

де f – деяка невідома функція;

ε_i – незалежна випадкова величина з математичним очікуванням, рівним 0 (шум).

Мета – навчити нейронну мережу, ігноруючи шум. Якість навчання мережі, як і в попередньому пункті, визначається величиною суми квадратів помилок:

$$F(x) = E_D = \sum_{q=1}^Q (y_q - a_q)^T (y_q - a_q), \quad (2.18)$$

де a_q – вихід нейронної мережі для входу p_q .

Один з методів вирішення задачі генералізації – це регуляризація. Для цього методу необхідно змінити вираз (2.18), додавши до нього штраф (який іноді і називають регуляризацією). Він присутній в похідній апроксимуючої функції (нейронна мережа в нашому випадку), завдяки чому результуюча функція буде гладкою.

Байєсова регуляризація навчає нейронні мережі, ґрунтуючись на деяких положеннях Байєсової статистики. Вони корисні в багатьох аспектах навчання, крім вибору параметрів регуляризації.

Передбачається, що ваги мережі – випадкові величини. Вибираються ваги, які максимізують умовні імовірності ваг вихідних даних.

Оптимальні значення параметрів α і β знаходяться за наступними формулами:

$$\alpha^{MP} = \frac{\gamma}{2E_w(x^{MP})} \quad (2.19)$$

$$\beta^{MP} = \frac{N - \gamma}{2E_D(x^{MP})}, \quad (2.20)$$

де γ – ефективне число параметрів:

$$\gamma = n - 2\alpha^{MP} \text{tr}(H^{MP})^{-1}, \quad (2.21)$$

де n – загальне число параметрів.

Байєсова оптимізація параметрів регуляризації вимагає обчислення матриці Гессе в точці мінімуму. Можна використовувати наближення Гаусса-Ньютона для матриці Гессе, яке легко отримати, якщо для пошуку точки мінімуму використовується алгоритм Левенберга-Марквардта, додаткові обчислення для оптимізації регуляризації мінімальні.

Алгоритм Байєсової регуляризації.

1. Ваги ініціюються випадковими значеннями. Встановлюється $\gamma = n$ і обчислюються значення параметрів α і β по формулам (2.19-2.20).
 2. Здійснюється один крок алгоритму Левенберга-Марквардта мінімізації цільової функції $F(x)$.
 3. Обчислюється параметр γ . Знаходиться гессіан за допомогою наближення Гаусса-Ньютона в алгоритмі Левенберга-Марквардта.
 4. Обчислюються нові оцінки параметрів регуляризації за формулами (2.19-2.20).
 5. Кроки 2-4 повторюються до тих пір, поки алгоритм не зійдеться.
- З кожною новою переоцінкою параметрів регуляризації α і β , змінюється цільова функція $F(x)$, тому точка мінімуму переміщається. Якщо переміщення відбувається до наступної точки мінімуму, то нові оцінки параметрів виявляються більш точними. Зрештою, буде досягнута потрібна точність і цільова функція перестане істотно змінюватися в наступних ітераціях. Таким чином, досягається збіжність [26].

2.3.3 Метод масштабованих сполучених градієнтів

Метод масштабованих сполучених градієнтів (scaled conjugate gradient) був розроблений на основі методу сполучених градієнтів [27].

Нехай w – матриця ваг мережі, $F(w)$ – помилка навчання мережі (як і в попередніх методах – середньоквадратична помилка).

Нехай $p_1, p_2, \dots, p_k \in R^N$ – множина ненульових векторів. Множина векторів $\{p_i\}_{i=\overline{1,k}}$ утворюють сполучену систему векторів щодо симетричної матриці A розміром $N \times N$, якщо виконується умова:

$$p_i^T A p_j = 0 \quad i \neq j, i = \overline{1,k}, j = \overline{1,k}. \quad (2.22)$$

Таким чином, множина точок $w \in R^N$, що задовільняють рівняння:

$$w = w_i + \alpha_i p_i + \dots + \alpha_k p_k, \quad \alpha_i \in R, \quad (2.23)$$

називають k -площиною або π_k .

де w_i – точка в просторі ваг;

p_1, p_2, \dots, p_k – підмножина пов'язаної системи векторів.

Алгоритм масштабування сполучених градієнтів.

1. Обирається вектор ваг w_1 , величини $0 < \sigma \leq 10^{-4}$, $0 < \lambda_1 \leq 10^{-6}$, $\hat{\lambda} = 0$.

Встановлюються значення $p_1 = r_1 = -F'(w_1)$, $k = 1$ і $success = true$.

2. Якщо $success = true$, то обчислюються необхідні значення:

$$\sigma_k = \frac{\sigma}{|p_k|} \quad (2.24)$$

$$S_k = \frac{F'(w_k + \sigma_k p_k) - F'(w_k)}{\sigma_k} \quad (2.25)$$

$$\delta_k = p_k^T S_k \quad (2.26)$$

3. δ_k масштабується за формулою:

$$\delta_k = \delta_k + (\hat{\lambda}_k - \lambda_k) |p_k|^2. \quad (2.27)$$

4. Якщо $\delta_k \leq 0$, то матриця Гессе перетвориться на невід'ємно-визначену:

$$\delta_k = -\delta_k + \lambda_k |p_k|^2, \quad \lambda_k = \hat{\lambda}_k. \quad (2.28)$$

5. Обчислюється величина кроку за формулами:

$$\mu_k = p_k^T r_k, \quad \alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k}. \quad (2.29)$$

6. Обчислюється параметр порівняння результатів Δ_k :

$$\Delta_k = 2\delta_k \frac{F(w_k) - F(w_k + \alpha_k p_k)}{\mu_k^2}. \quad (2.30)$$

7. Якщо $\Delta_k \geq 0$, тоді можна зменшити величину помилки і продовжити алгоритм:

$$\begin{aligned} w_{k+1} &= w_k + \alpha_k p_k \\ r_{k+1} &= -F'(w_{k+1}) \\ \hat{\lambda}_k &= 0 \end{aligned} \quad (2.31)$$

Значення $success = true$. Якщо $k \bmod N = 0$, то алгоритм перезавантажується $p_{k+1} = r_{k+1}$, інакше обчислюються значення за формулами:

$$\begin{aligned} \beta_k &= \frac{|r_{k+1}|^2 - r_{k+1}^T r_k}{\mu_k} \\ p_{k+1} &= r_{k+1} + \beta_k p_k \end{aligned} \quad (2.32)$$

Якщо $\Delta_k \geq 0,75$, то змінюється значення параметра λ_k : $\lambda_k = 1/4\lambda_k$.

Якщо $\Delta_k < 0$, то $success = false$ і $\hat{\lambda}_k = \lambda_k$.

8. Якщо $\Delta_k < 0,25$, тоді значення λ_k збільшується:

$$\lambda_k = \lambda_k + \delta_k \frac{(1 - \Delta_k)}{|p_k|^2}. \quad (2.33)$$

9. Якщо напрямок найшвидшого спуску $r_k \neq 0$, тоді $k = k + 1$ і переходимо до кроку 2. Інакше повертаємо w_{k+1} як досягнутий мінімум.

Величина σ повинна бути настільки маленькою, наскільки це можливо, беручи до уваги точність обчислювальної машини. При збереженні σ маленьких значень ($\leq 10^{-4}$) експериментально показано, що значення σ не завдає істотного

впливу на результати роботи алгоритму масштабованих сполучених градієнтів. Таким чином, одна з переваг алгоритму полягає в тому, що він не містить параметрів, від вибору яких залежить успішність роботи алгоритму.

Якщо встановити значення $\lambda_k = 0$, то отримаємо звичайний метод сполучених градієнтів.

2.4 Аналіз спеціалізованих інструментальних засобів створення штучних нейронних мереж

Нейропакет NEURON є середовищем моделювання окремих нейронів і мереж нейронів. NEURON дозволяє моделювати окремі нейрони через використання секцій, які автоматично поділяються програмою замість їх ручного створення користувачем. Він підтримує розпаралелювання по протоколу MPI через внутрішні багатопотокові процедури для використання на комп'ютерах з декількома ядрами. Властивості мембрани каналів нейрона моделюються з використанням зібраних механізмів, написаних з використанням мови NMODL або скомпільованих процедур, які працюють з внутрішніми структурами даних, створених за допомогою інструмента GUI.

Нейропакет SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator) включає два основних компоненти: емулятор ядра і графічний інтерфейс користувача. SNNS може розширюватися за допомогою певних функцій активації користувачем, вихідних функцій, функцій сайту і процедур навчання, які записуються у вигляді простих програм на C і зв'язуються з емулятором ядра.

Нейропакет JavaNNS є наступником SNNS. Він заснований на власному обчислювальному ядрі, володіє розробленим графічним інтерфейсом користувача на Java, який сумісний з нейропакетом SNNS і дозволяє збільшити платформну незалежність.

Вільно розповсюджуваний нейропакет NeuroPro, що призначений для класифікації, прогнозування, вилучення знань з даних за допомогою нейромереж. Навчання ІНМ проводиться із застосуванням одного з декількох

методів оптимізації. Середовище дозволяє тестувати НМ, обчислювати вхідні сигнали ІНМ, випадкові зміни ваг синапсів, спрощувати ІНМ.

Нейропакет STATISTICA Automated Neural Networks від StatSoft є технологічно розвинутим програмним забезпеченням для розробки нейромережових додатків і пропонує широкий набір типів НМ і алгоритмів навчання.

Пакет GENEHUNTER є комплексом інструментальних засобів для розробки нейромережових систем і генетичних алгоритмів. Можливості GENEHUNTER варіюються від побудови і навчання нейронної мережі в різних режимах до модифікації параметрів НМ. Володіє функціями оптимізації процесу навчання, реалізації методів аналізу вихідних даних НМ за критерієм чутливості до різноманітності вхідних даних [28].

Пакет NeuroShell 2 – нейропакет, який об'єднує відомі нейромережні архітектури, графічний інтерфейс оператора, складні утиліти і популярні опції для управління нейромережним експериментальним середовищем.

BrainMaker є нейромережовим ПЗ, призначений для побудови багат шарових НМ з алгоритмом навчання за алгоритмом зворотнього поширення помилки. Він включає програму NetMaker для підготовки та аналізу, а також перетворення вихідних даних, призначену для аналізу даних, створення вхідних файлів для програми BrainMaker, і саму програму побудови, навчання, тестування НМ з набором утиліт – BrainMaker. Програма здатна обробляти вихідні дані ІНМ з подальшим виведенням статистики її навчання та тестування.

Пакет NeuroSolutions – ПЗ, що об'єднує модульний графічний мережний інтерфейс з виконанням процедур навчання. NeuroSolutions призначений для моделювання великого набору ІНМ. Його перевага – гнучкість застосування, так як крім традиційних нейромережних парадигм нейропакет включає в себе редактор візуального проектування НМ, що дозволяє створювати топології НМ і алгоритми їх навчання, а також вводити власні критерії навчання. NeuroSolutions є гнучкою, доповнюваною, здатною до модифікації, відкритою системою, що містить вбудовану макромову, для налаштувань під завдання.

Нейропакет MATLAB Neural Network Toolbox від MathWorks є компонентом пакету MATLAB і має модульну, відкриту і розширювану архітектуру. Він включає багат шаровий персептрон з методом зворотного поширення помилки, рекурентні мережі, НМ із змагальними шарами і карти SOM, що самоорганізуються [29].

Висновки до розділу 2

В даному розділі були розглянуті загальні відомості про нейронні мережі та їх класифікація. Для вирішення поставлених задач, а саме для прогнозування часових рядів використовується нелінійна авторегресійна модель нейронної мережі із зовнішніми входами (NARX).

Для навчання обраної моделі нейронної мережі були розглянуті три алгоритми навчання. Головною перевагою алгоритму Левенберга-Марквардта є його швидка відповідність. До недоліків можна віднести необхідність в великому обсязі пам'яті для зберігання всіх даних. Байєсова регуляризація хоча і поступається за часом роботи попереднього алгоритму, тим не менш, може показати більш точні результати за рахунок ігнорування шуму. Перевагою методу масштабованих сполучених градієнтів виділено відсутність параметрів, що впливають на успішність роботи алгоритму.

Після розгляду характеристик нейропакетів і їх порівняння з точки зору простоти використання і спектра послуг, що надаються для моделювання НМ визначено, що за своїм складом і здатності вирішувати поставлену задачу побудови модулів найбільш придатними є такі засоби, як MATLAB і NeuroSolutions, що мають більший набір функцій і можливостей з технічної підтримки.

3 ПРОГНОЗУВАННЯ, ЯК ПЛАТФОРМА ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ТРАФІКОМ

3.1 Загальні відомості про прогнозування

Прогнозування є актуальною задачею в наш час. Це пояснює велика різноманітність досліджень на дану тему.

Основні напрямки в прогнозуванні, для яких застосовують нейронні мережі, пов'язані з предметною областю дослідження, а саме:

- економічні прогнози – прогнози різних фондових ринків, вартості товарів і послуг і т.д;
- медичні прогнози – прогнозування кількості пацієнтів, захворюваності, смертності, народжуваності та інше;
- соціальні прогнози – оцінка групової поведінки;
- природні прогнози – прогноз погоди, передбачення землетрусів, повеней, опадів, оцінка якості води, кількості деревини, радіоактивності і т.д;
- фізичні або механічні прогнози – передбачення роботи двигуна, ефективність використання альтернативних джерел електроенергії, оцінка швидкості запуску ракети, , передбачення витрат палива і т.п.;
- оптимізаційні прогнози – термін «оптимізаційні» використовується тому, що на основі отриманих в прогнозі даних можна підібрати значення параметрів, які можуть поліпшити результат (прогноз транспортних потоків, прогнозування часу, оцінка пропускної здатності і т.д.).

Саме оптимізаційний прогноз є платформою для управління трафіком, адже на основі реальних даних завантаженості каналу будуть отримані прогнозні значення, які дозволять визначити періоди істотної зміни загального трафіку в телекомунікаційній мережі та часткового співвідношення трафіків різного типу

для подальшого динамічного перерозподілу смуги пропускання, що дозволить дотримуватись вимог якості обслуговування та ефективного використання наданого ресурсу.

3.2 Поняття прогнозного ряду та використання нейронних мереж для отримання прогнозу

Якщо дані в моделі, на яких вона побудована, характеризують якийсь об'єкт за ряд послідовних моментів часу, то ми маємо справу з часовим рядом.

Часовий ряд – це сукупність значень якого-небудь показника за кілька послідовних моментів (періодів) часу. Часовий ряд складається з декількох рівнів, кожен з яких формується під впливом великого числа факторів. Ці фактори умовно розбиваються на 3 підгрупи:

- фактори, що формують тенденцію ряду;
- фактори, що формують циклічні коливання ряду;
- випадкові чинники.

Основна задача дослідження часового ряду полягає в тому, щоб виявити і надати кількісний вираз кожній із зазначених компонент.

Мета задачі прогнозування часового ряду за даними спостережень передбачити майбутнє значення вимірюваних характеристик досліджуваного об'єкта.

Проведені дослідження, що присвячені прогнозуванню часових рядів за допомогою нейронних мереж, показують, що нейронні мережі дуже популярні для вирішення задач прогнозування в різних сферах, але поки не вдалось отримати універсальну модель, яка б точно передбачала будь-який часовий ряд, незалежно від його параметрів.

На початковому етапі дослідження для прогнозування трафіку використовувалася мережа прямого поширення даних і зворотнього поширення помилки (Feed-forward backprop). На рис. 3.1 проказана схема даної мережі. При такій архітектурі мережі для її навчання необхідно задати цільові значення часового ряду, які є еталоном при складанні прогнозу і вхідні дані, які підлягають обробці. Після навчання, ШНМ підбирає вагові коефіцієнти таким

чином, щоб середньоквадратичне відхилення вихідних значень від еталону було мінімальним. До переваг такої архітектури можна віднести швидкість роботи мережі.

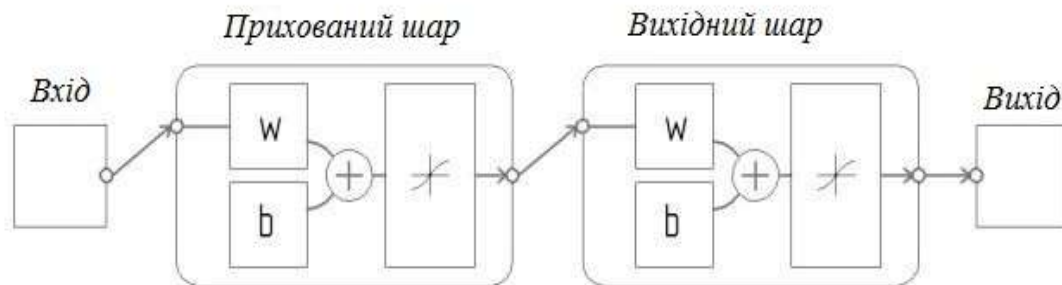


Рисунок 3.1 – Схема ШНМ прямого поширення даних і зворотнього поширення помилки (Feed-forward backprop)

Недоліками такої мережі є низька точність і неможливість використання для повторного навчання вагових коефіцієнтів, отриманих при первинному навчанні мережі [30]. Іншими словами, мережа навчається кожен раз «з нуля», що не сприяє підвищенню точності, а навпаки, призводить до різних рішень при одному і тому ж наборі даних.

Даного недоліку позбавлена мережа, що представляє собою модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (NARX). При такій архітектурі мережі необхідно ставити як вхідні значення функції, так і цільові. Дані на вході, проходячи через мережу, обробляються відповідно до вагових коефіцієнтів, а потім знову потрапляють на вхід мережі, тим самим замінюючи собою зворотнє поширення помилки. Це дає можливість застосування отриманих після первинного навчання вагових коефіцієнтів при повторному навчанні мережі, що в свою чергу підвищує точність її роботи. Також при такій архітектурі помилка в тестовій вибірці нижче, ніж в навчальній, що говорить про правильне навчання мережі. Виходячи з усього вищесказаного, для прогнозування була обрана нейронна мережа NARX.

Однією з переваг нейронної мережі, безсумнівно, є те, що для отримання прогнозу немає необхідності виділяти в часі ряду тренд, випадкові і циклічні складові. Передбачається, що нейронна мережа в процесі навчання сама визначає все вищевказане і враховує при побудові прогнозу. Також не беруться до уваги будь-які зовнішні фактори, що впливають на поведінку часового ряду. Задача полягає в тому, щоб отримати високоякісний прогноз для нейронної мережі, використовуючи мінімум вхідних даних.

Важливим є те, що для вирішення конкретного завдання прогнозування необхідно виконати налаштування мережі для отримання найкращих результатів. Під налаштуванням мережі мається на увазі визначення головним чином кількості нейронів в прихованих шарах. Крім того, сюди ж можна додати вибір алгоритму навчання нейронної мережі.

Таким чином, для досліджуваної задачі необхідно розробити і налаштувати нейронну мережу, що вирішує задачу прогнозування часового ряду.

3.3 Модель нейронної мережі і її навчання

Для прогнозування часового ряду була обрана модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (NARX). Вона представляє рекурентну динамічну мережу зі зворотнім зв'язком, що складається з декількох шарів, в її основі лежить авторегресійна модель.

Прогнозоване значення залежить від n попередніх значень виходу і від n попередніх значень часового ряду. На рис.3.2 представлена схема нейронної мережі, що використовується в даній роботі.

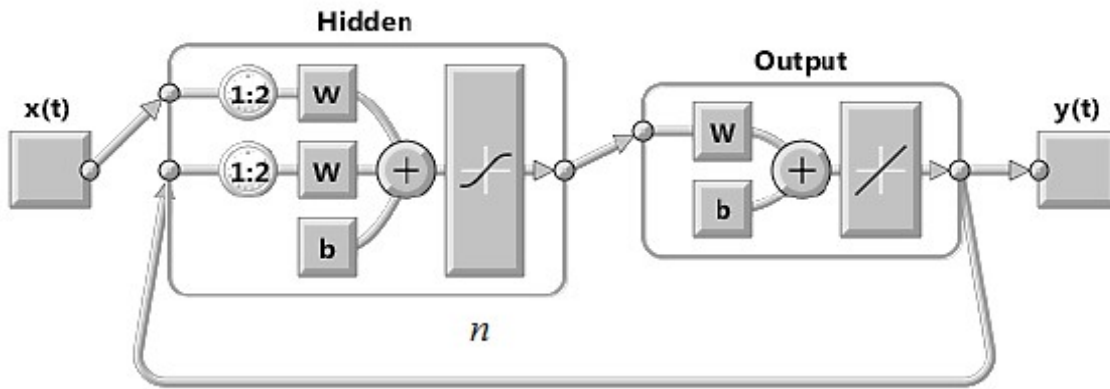


Рисунок 3.2 – NARX з n нейронами прихованого шару

Для побудови вищеписаної нейронної мережі розглянемо послідовність дій, яку потрібно зробити. Спочатку потрібно визначитись з вхідними та вихідними даними. Так як завдання полягає в прогнозуванні часового ряду, то в якості вхідних даних будуть використані номери часових проміжків по порядку, а в якості вихідних – значення аналізованого показника, відповідне часу, що подається мережі.

Для ефективного навчання мережі необхідно розділити всі дані на три підмножини. Перша знадобиться для навчання мережі (коригування ваг). Традиційно до цієї підмножини відноситься більшість тестової вибірки. У даній роботі ми використовуємо 80% даних. Друга підмножина необхідна для контролю навчання мережі, яке здійснюється шляхом обчислення помилки на даних з цієї підмножини. На початковому етапі навчання нейронної мережі помилка повинна зменшуватися. Але рано чи пізно мережа може перенавчитися, про що буде свідчити збільшення помилки. Саме для того, щоб уникнути перенавчання мережі, і необхідно вводити другу підмножину даних. Тому навчена мережа матиме ваги, при яких помилка на перевіірочній підмножині була мінімальна. І третя підмножина – тестова. Вона не використовується в процесі навчання нейронної мережі, але може бути корисною при порівнянні різних моделей як повністю незалежне тестування навченої мережі. Також тестова підмножина може свідчити про поганий поділ вихідних даних, якщо мінімум помилки на даній та перевіірочній множині

досягаються в істотно віддалених одна від одної ітераціях. В роботі для другої і третьої підмножини було виділено по 10% даних.

У мережі присутні два входи. Один – зовнішній, а другий – з'єднаний з виходом мережі, звідки і отримує вхідні значення. Для кожного з входів є лінія затримки з відводами для зберігання попередніх значень.

Кількість нейронів на прихованому рівні будемо встановлювати експериментально, а число затримок дорівнюватиме 2. Перш ніж почати навчання мережі, що містить лінії затримки з відводами, необхідно заповнити їх початковими значеннями входу і виходу.

Тепер залишилося вибрати алгоритм навчання нейронної мережі. В попередньому розділі було розглянуто три алгоритми навчання нейронних мереж і дані відповідні рекомендації. Отже, алгоритм Левенберга-Марквардта працює швидко, метод Байєсівської регуляризації займає більше часу, але може показати кращі результати для зашумлених і невеликих вибірок значень, методу масштабованих сполучених градієнтів потрібно менше пам'яті.

Отже, після того, як побудували, навчили і протестували нейронну мережу, можна отримати прогноз. Навчання і тестування мережі відбувається з розімкненим кільцем. Необхідно назад замкнути кільце зворотнього зв'язку, тобто з'єднати другий вхід мережі з її виходом (рис 3.2), щоб мережа стала здатна до багатокрокових прогнозів. Коли кільце було розімкнуте, то мережа могла передбачити лише одне майбутнє значення. Після замикання кільця кільце, на вхід знову подаються пораховані значення $y(t)$, які були невідомі раніше, і ці дані допоможуть отримувати знову і знову нові прогнозні значення. Кожен раз в результаті навчання нейронної мережі будуть виходити інші рішення. Це пов'язано з різними початковими вагами і різними способами поділу вихідних даних на навчальну, перевірочну і тестову підмножини. В результаті для кожної нейронної мережі одним і тим же вхідним даними будуть відповідати різні вихідні значення. Щоб гарантувати високу точність навчання мережі, необхідно перенавчати її кілька разів [31].

3.4 Отримання прогнозних значень трафіку

Метою даної роботи є використання нейронної мережі для прогнозування трафіку за допомогою часового ряду. Для досягнення мети необхідно написати програму, що моделює нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі з зовнішніми входами, яка навчається за допомогою алгоритмів Левенберга-Марквардта, Байєсової регуляризації і методу масштабованих сполучених градієнтів. Результат роботи програми повинен надавати нам прогнозовані значення трафіку в залежності від моменту часу.

Після аналізу спеціалізованих інструментальних засобів створення штучних нейронних мереж нейронна мережа була реалізована в середовищі MATLAB з використанням вбудованого програмного пакету Neural Network Toolbox. Код програми представлений в додатку А. Варто відзначити, що отримана програма будує прогноз для конкретного алгоритму навчання і конкретної кількості нейронів прихованого шару. Хоча, для вирішення завдання, код був модифікований так, щоб обчислювати найкращий прогноз для декількох варіантів архітектур нейронної мережі (тобто для різного числа нейронів в прихованому шарі). Але, по суті, досить навести приклад програми для отримання одного прогнозу в одному конкретному випадку, тому було надано саме такий варіант. Схема алгоритму програми приведена на рис. 3.3. Для функціонування програми після її запуску потрібно визначити кількість нейронів в прихованому шарі і вибрати один із запропонованих алгоритмів навчання. Після натискання кнопки «Показати прогноз» будуть представлені графіки отриманих прогнозів.

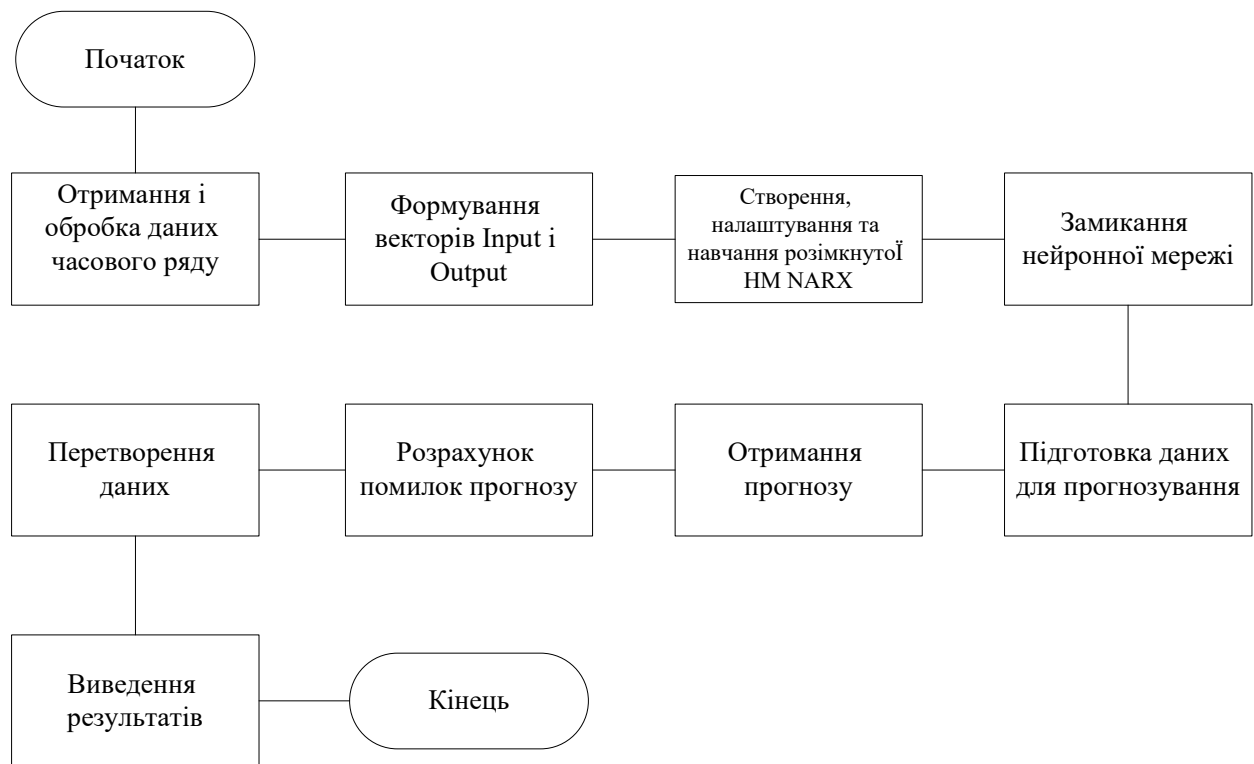


Рисунок 3.3 – Блок-схема алгоритму програми

В якості часового ряду взяті реальні дані значення трафіку з одного порту комутаційного обладнання місцевого Інтернет-провайдера з 20.05.2018 по 25.05.2018 рр., що представлені у вигляді графіків, де на осі x знаходяться проміжки часу, а по осі y – навантаження порту комунікаційного обладнання в дані проміжки часу. Перший графік відображає реальні дані трафіку за один день (25.05.2018р.). Другий графік – за 6 днів (див. додаток Б). В нашому розпорядженні значення вихідного трафіку, показники якого були зняті з 01:34 по 18:13 кожного з 6ти днів. За допомогою нейронної мережі необхідно отримати передбачувані значення трафіку на 7й день (26.05.2018 р.) з 01:34 по 18:13 і порівняти їх з вихідними даними, щоб оцінити якість прогнозу. Так як процес навчання традиційно можна розділити на три етапи, то вихідні дані поділяться наступним чином: 80% відповідають за навчання нейронної мережі, 10% служать для перевірки нейронної мережі і решта 10% тестують отриману мережу. Отриманий прогноз на 26.05.2018 р. містить відомі дані, вони дають можливість оцінити якість отриманого прогнозу.

Перш, ніж приступити до навчання, необхідно унормувати всі дані:

$$\tilde{x} = \frac{x}{M + c}, \quad (3.1)$$

де \tilde{x} – нормований елемент тимчасового ряду;

x – елемент вихідного ряду;

M – значення максимального елемента часового ряду;

c – константа.

На вхід нейронної мережі подаються номери по порядку (1, 2, ...), що позначають порядковий номер моментів часу, для якого відомі значення навантаження вихідного трафіку. На виході значення трафіку, відповідні поданим на вхід номерам моментів часу.

3.5 Аналіз отриманих результатів

Нагадаємо, що на виході з мережі виходять нормовані дані, тому необхідно за допомогою формули (3.2) перетворити вихідні значення навантаження.

$$x = \tilde{x}(M + c). \quad (3.2)$$

Результати навчання нейронної мережі за допомогою алгоритму Левенберга-Марквардта, що представлені на рис.3.4.

Результати моделювання розробленої нейронної мережі для прогнозування наступні: похибки перевірного (validation) та тестового (test) наборів вихідних даних мають аналогічну динаміку, а також не спостерігається їх збільшення зі зростанням кількості ітерацій навчання; найкращий результат спостерігався на 21 ітерації; відносне значення похибки симуляційного прогнозування вимірювальної інформації не перевищило $\pm 0,5\%$.

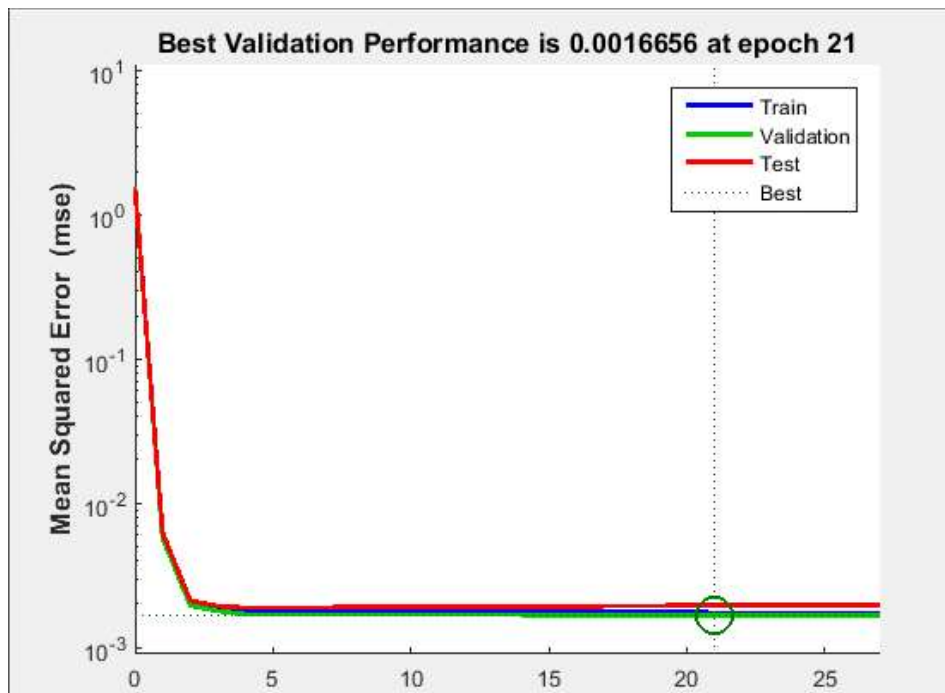


Рисунок 3.4 – Результати моделювання розробленої нейронної мережі

На рисунку 3.5 можна спостерігати графік динаміки реальних значень трафіку і прогнозованих на один день побудований в MS Excel. Прогнозовані дані, представлені на графіку (рис.3.6), були отримані на виході нейронної мережі.

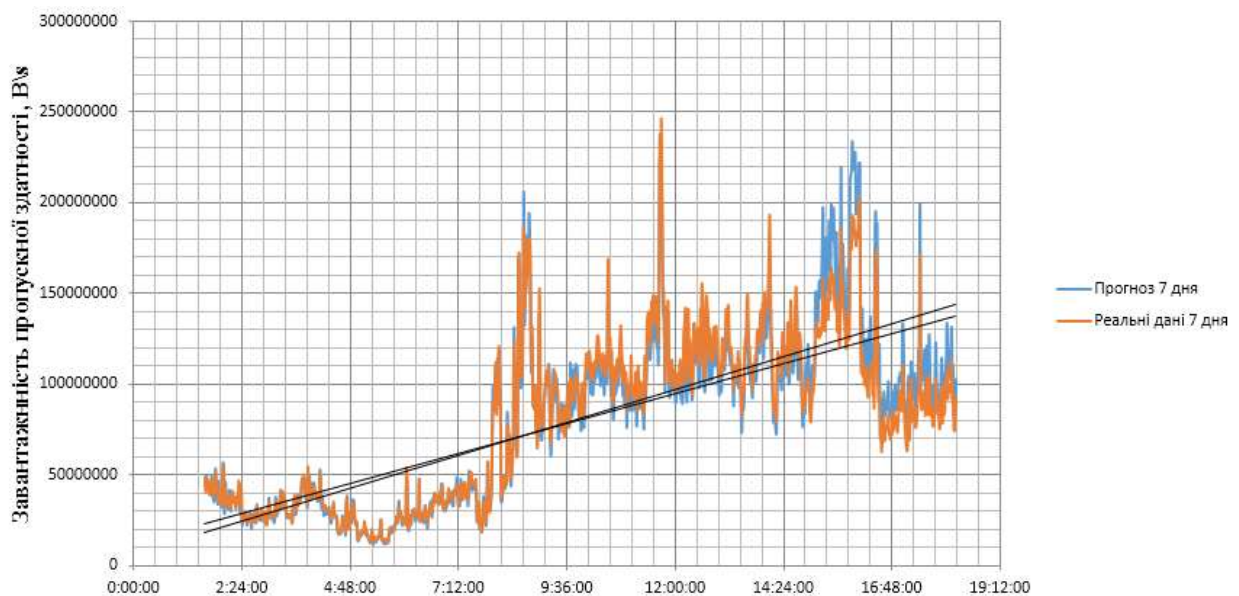


Рисунок 3.5 – Графік динаміки реальних значень трафіку і прогнозованих на 7й день

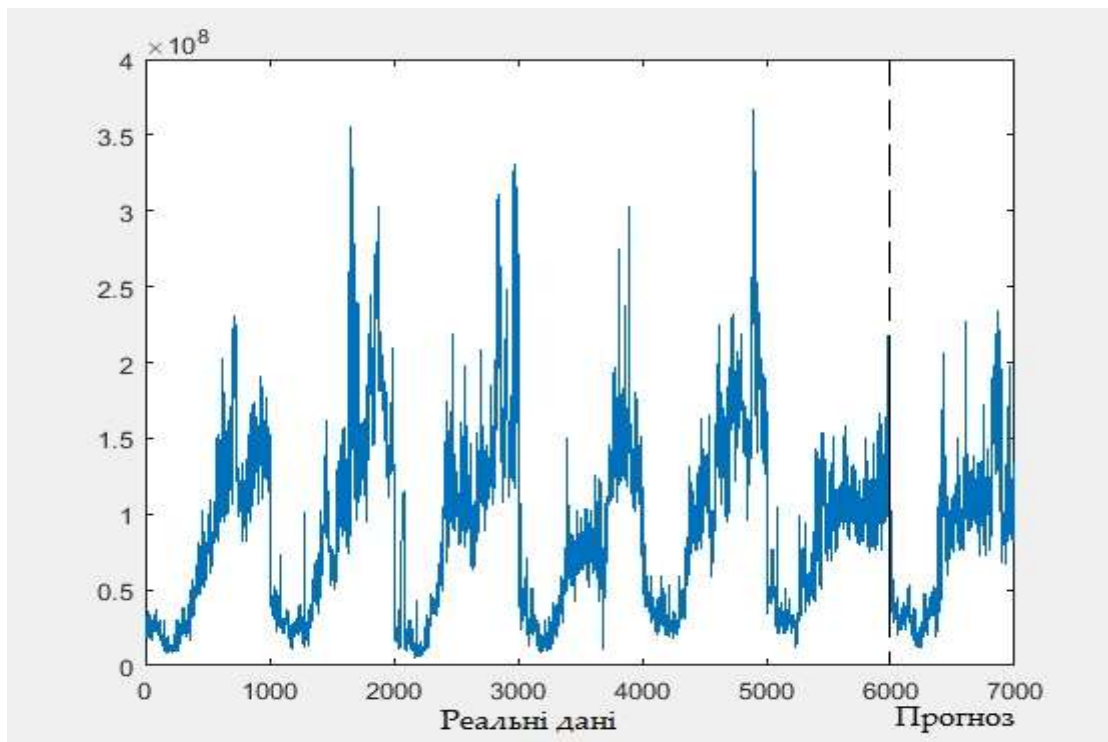


Рисунок 3.6 – Прогнозовані дані отримані на виході нейронної мережі

Якщо розглянути рисунок 3.5, можна побачити, що зпрогнозовані дані мають дуже схожу ознаку з реальними. Похибка варіюється від -11% до +23%, але у подальшому за рахунок збільшення навчальної вибірки вона значно зменшиться, що зробить прогноз ще більш точним.

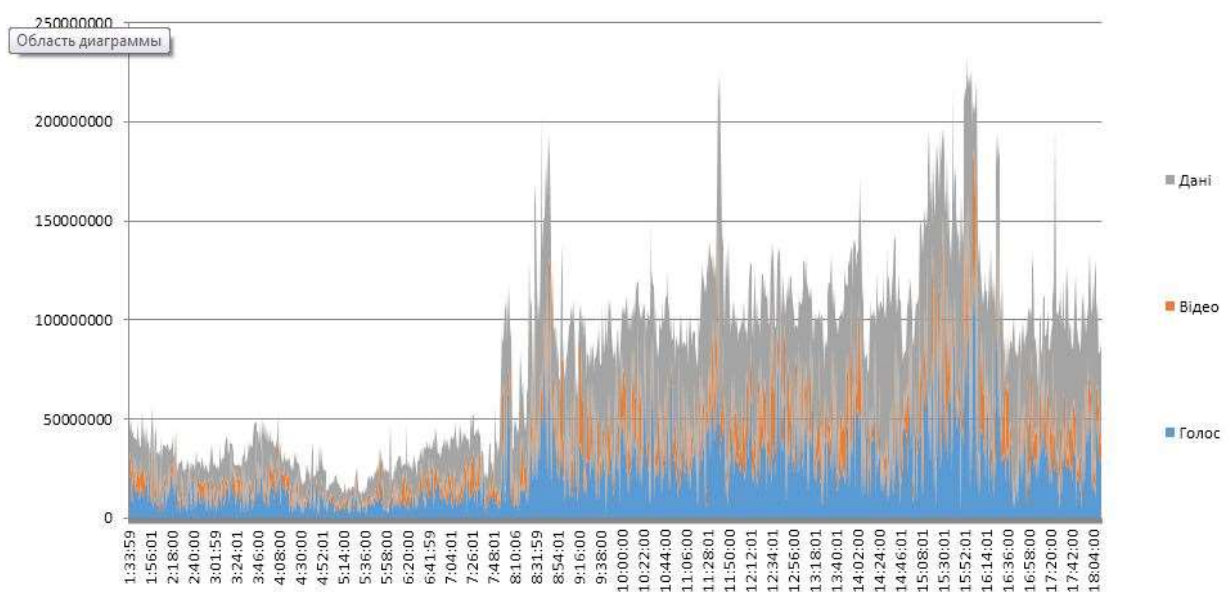


Рисунок 3.7 – Прогнозовані дані одного дня за типами трафіку

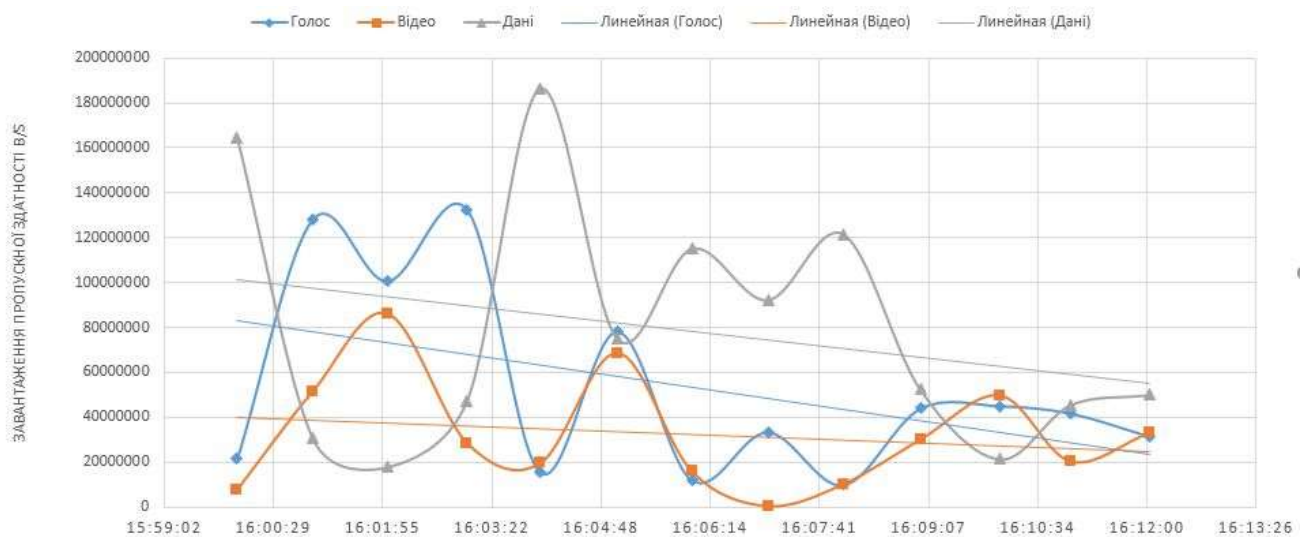


Рисунок 3.8 – Прогнозовані дані різних типів трафіку за окремий час

Шляхом моделювання та прогнозування ми здобули подальшу можливість керувати розподілом трафіку за пріоритетами для окремого каналу.

Фізичний пристрій класичного комутатора можна спрощено представити таким чином: пакет надходить на вхідний порт, обробляється механізмом комутації, який вирішує, куди направити пакет, і потрапляє в апаратні черги вихідного порту. Апаратні черги представляють собою швидку пам'ять, що зберігає пакети перед тим, як вони потраплять безпосередньо на вихідний порт. Далі, згідно з визначеним механізмом обробки, пакети обираються з черг і залишають комутатор. Спочатку черги рівноправні і саме механізм обробки черг (Scheduling) визначає пріоретизацію. Зазвичай кожен порт комутатора містить обмежене число черг: 2, 4, 8 і так далі.

У загальних рисах налаштування пріоритетності полягає в наступному:

1. Спочатку черги рівноправні, тому попередньо необхідно їх налаштувати, тобто визначити черговість (або пропорційність обсягу) їх обробки. Найчастіше це робиться прив'язкою пріоритетів 802.1p до черг.
2. Необхідно налаштувати обробник черг (Scheduler). Найчастіше використовуються зважений циклічний алгоритм (Weighted Round Robin WRR) або сувора черга пріоритетів (Strict Priority Queuing).

3. Призначення пріоритетів: до вхідного порту по CoS, або, в разі додаткових можливостей (Layer 3 switch), в полях IP.

Працює все це в такий спосіб:

1. Пакет потрапляє в комутатор. Якщо це звичайний Ethernet пакет (клієнтський Access Port), то він не має міток пріоритету і така можливість виставлятися комутатором, наприклад, за номером вхідного порту, якщо це потрібно. Якщо вхідний порт транковий (802.1q або ISL), то пакет може нести мітку пріоритету і комутатор може її прийняти або замінити на необхідну. У будь-якому випадку пакет на даному етапі потрапляє в комутатор і має необхідну розмітку CoS.

2. Після обробки процесом комутації пакет відповідно до мітки пріоритету CoS направляється класифікатором (Classify) в відповідну чергу вихідного порту. Наприклад, критичний трафік потрапляє в високопріоритетний, а менш важливий в фонову чергу.

3. Механізм обробки (Scheduling) витягує пакети з черг згідно з їх пріоритетами. З високопріоритетних черг за одиницю часу буде видано на вихідний порт більше пакетів, ніж з фонові.

Layer 3 Queuing.

Маршрутизуючі пристрої оперують пакетами на третьому рівні OSI (Layer 3). Найчастіше підтримка черг забезпечується програмно. Це означає в більшості випадків відсутність апаратних обмежень на їх число і більш гнучке конфігурування механізмів обробки. Загальна парадигма QoS Layer 3 включає маркування та класифікацію пакетів на вході (Marking & Classification), розподіл по чергах і їх обробку (Scheduling) за певними алгоритмами.

Черги пріоритетів.

Priority Queuing (PQ) забезпечує безумовний пріоритет одних пакетів над іншими. Всього 4 черги: I, II, III і IV. Обробка ведеться послідовно (від I до IV), починається з високопріоритетних черг і після повного очищення не переходить до менш пріоритетних черг. Таким чином, можлива монополізація каналу високопріоритетними чергами. Трафік, пріоритет якого явно не вказано, потрапить в чергу за замовчуванням (default).

Параметри команди.

Розподіл протоколів по чергах:

```
priority-list LIST_NUMBER protocol PROTOCOL { I | II | III | IV }list  
ACCESS_LIST_NUMBER
```

Визначення черги за замовчуванням:

```
priority-list LIST_NUMBER default { I | II | III | IV }
```

Визначення розмірів черг (в пакетах):

```
priority-list LIST_NUMBER queue-limit I_QUEUE_SIZE II_QUEUE_SIZE III_QUEUE_SIZE  
IV_QUEUE_SIZE
```

Позначення:

LIST_NUMBER – номер обробника PQ (листа)

PROTOCOL – протокол

ACCESS_LIST_NUMBER – номер аксесс листа

I_QUEUE_SIZE – розмір черги I

II_QUEUE_SIZE – розмір черги II

III_QUEUE_SIZE – розмір черги III

IV_QUEUE_SIZE - розмір черги IV

Алгоритм налаштування.

1. Визначаємо 4 черги

```
access-list 110 permit ip any any precedence network
```

```
access-list 120 permit ip any any precedence critical
```

```
access-list 130 permit ip any any precedence internet
```

```
access-list 140 permit ip any any precedence routine
```

```
priority-list 1 protocol ip I list 110
```

```
priority-list 1 protocol ip II list 120
```

```
priority-list 1 protocol ip III list 130
```

```
priority-list 1 default IV
```

Прив'язуємо до інтерфейсу

```
interface FastEthernet0 / 0
```

```
ip address 192.168.0.19 255.255.255.0
```

```
speed 100
```

```
full-duplex
priority-group 1
no cdp enable
```

3. Перегляд результату

```
# Sh queueing priority
```

Current priority queue configuration:

List	Queue Args	-	-
1	low	default	-
1	high	protocol ip	list 110
1	medium	protocol ip	list 120
1	normal	protocol ip	list 130
1	low	protocol ip	list 140

Однак розглянутий тип розподілу черг та пріоритетності не підходить нашим вимогам через незграбність методу. Більш підходящим виявився Custom Queuing (CQ).

CQ. Довільні черги.

Custom Queuing (CQ) забезпечує налаштовувальні черги. Передбачається управління часткою смуги пропускання каналу для кожної черги. Підтримується до 17 черг. Системна 0 черга зарезервована для керуючих високопріоритетних пакетів (маршрутизація і т.п.) і користувачеві недоступна.

Черги обходяться послідовно, починаючи з першої. Кожна черга містить лічильник байт, який на початку обходу містить задане значення і зменшується на розмір пакета, пропущеного з цієї черги. Якщо лічильник не нуль, то пропускається наступний пакет повністю, а не його фрагмент, рівний залишку лічильника.

Параметри команди.

Визначення смуги пропускання черг:

```
queue-list LIST-NUMBER queue QUEUE_NUMBER byte-count BYTE_COUNT
```

Визначення розмірів черг:

```
queue-list LIST-NUMBER queue QUEUE_NUMBER limit QUEUE_SIZE
```

Позначення:

LIST-NUMBER – номер обробника

QUEUE_NUMBER – номер черги

BYTE_COUT – розмір черги в пакетах

Налаштування алгоритму.

1. Визначаємо черзі

```
access-list 110 permit ip host 192.168.0.300 any
```

```
access-list 120 permit ip host 192.168.0.400 any
```

```
access-list 130 permit ip host 192.168.0.500 any
```

```
queue-list 1 protocol voip 1 list 110
```

```
queue-list 1 protocol http 2 list 120
```

```
queue-list 1 protocol rtp 3 list 130
```

```
queue-list 1 default 4
```

```
queue-list 1 queue 1 byte-count 16600000
```

```
queue-list 1 queue 2 byte-count 3600000
```

```
queue-list 1 queue 3 byte-count 6000000
```

2. Прив'язуємо до інтерфейсу

!

```
interface GigEthernet0 / 0
```

```
ip address 192.168.0.88 255.255.255.0
```

```
speed 100
```

```
full-duplex
```

```
custom-queue-list 1
```

```
no cdp enable
```

!

3. Перегляд результату

```
#sh queueing custom
```

List	Queue	Args	-
1	4	default	-
1	1	protocol voip	list 110

1	2	protocol http	list 120
1	3	protocol rtp	list 130
1	1	byte-count 16600000	-
1	2	byte-count 36000000	-
1	3	byte-count 60000000	-

Таким чином, завдяки наявності прогнозу, ми змогли розподілити трафік на черги за пріоритетною ознакою на певний проміжок часу (16:03 – 16:04), тим самим зменшивши ризик втрат, та оптимізувавши пропускну здатність каналу.

Висновки до розділу 3

В даному розділі роботи було проведено прогнозування значень трафіку. Результати моделювання розробленої нейронної мережі для прогнозування наступні: похибки перевірного (validation) та тестового (test) наборів вихідних даних мають аналогічну динаміку, а також не спостерігається їх збільшення зі зростанням кількості ітерацій навчання; найкращий результат спостерігався на 21 ітерації; відносне значення похибки симуляційного прогнозування вимірювальної інформації не перевищило $\pm 0,5\%$, що свідчить про ефективність застосування нелінійної авторегресійної моделі нейронної мережі з зовнішніми входами для прогнозування часових рядів, так як отриманий прогноз виходить досить точним.

Була розроблена програма в середовищі Matlab з використанням вбудованого програмного пакету Neural Network Toolbox, що моделює нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі з зовнішніми входами. Результатами роботи програми є графіки прогнозованих значень трафіку.

Запропоновано метод поліпшення оперування пропускну здатності каналу за пріоритетною ознакою.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ

4.1 Характеристика умов праці

Об'єктом дослідження магістерської роботи є трафік телекомунікаційних мереж, а предметом – нейронні мережі для управління трафіком у телекомунікаційних мережах. Для вирішення технічних питань роботи мережі, проблем користувачів мережі з комп'ютерним обладнанням (як апаратним так і програмним забезпеченням) та оргтехнікою, які виникають у ході експлуатації є відділ технічної підтримки. У цій сервісній структурі діяльність працівників пов'язана з роботою на комп'ютерному обладнанні (ноутбук або стаціонарний персональний комп'ютер).

Основними шкідливими факторами, зв'язаними з роботою на ПК є:

- напруга зорових органів та пов'язане з цим стомлення, захворювання і побічні ефекти;
- значне навантаження на пальці та кисті рук, що при відсутності профілактики та медичного контролю можуть викликати професійні захворювання;
- тривале перебування в одній і тій самій позі, що викликає застійні явища в організмі, та може сприяти різним захворюванням;
- випромінювання різного виду при використанні відеомоніторів на електронно-променевих грубках (м'яке рентгенівське випромінювання, ультрафіолетове випромінювання, видиме випромінювання, інфрачервоне випромінювання, низько і високочастотне електромагнітне випромінювання, електростатичні полючи);
- механічні шуми, що пов'язані з роботою електронно-механічного друкуючого пристрою (принтера), вентиляторів системи охолодження, приводів читання CD та DVD дисків та вібрація; іонізація повітря;

- наявність шкідливих хімічних речовин.

Дослідження науково-дослідного інституту гігієни праці і профзахворювань вказали на зміни у функціональному стані зорового аналізатора в ході виробничої діяльності фахівців, що працюють з відеотерміналами, наприкінці 4 години роботи.

Професійні захворювання при роботі з персональним комп'ютером:

- комп'ютерний зоровий синдром. Вплив роботи з монітором зазвичай залежить від віку користувача, від стану зору, а також від інтенсивності роботи з дисплеєм та організації робочого місця. В результаті тривалої роботи дуже великий ризик появи, або прогресивності вже наявної короткозорості.

- проблеми, що пов'язані з м'язами і суглобами. Нерухома напружена поза оператора, протягом тривалого часу прикутого до екрану монітора, призводить до втоми і виникнення болю в хребті, шії, плечових суглобах, а також розвивається м'язова слабкість і відбувається зміна форми хребта. Інтенсивна робота з клавіатурою викликає больові відчуття в ліктьових суглобах, передпліччях, зап'ястях, в кистях і пальцях рук. Зазвичай присутні скарги на оніміння шії, біль у плечах і попереку або поколювання в ногах. Але бувають, проте, і більш серйозні захворювання. Найбільш поширений кистьовий тунельний синдром, при якому нерви руки пошкоджуються внаслідок частої і тривалої роботи на комп'ютері. У найбільш важкій формі цей синдром проявляється у вигляді болісних відчуттів, що позбавляють людину працездатності.

- синдром комп'ютерного стресу. Постійні користувачі ПК зазвичай піддаються психологічним стресам, функціональних порушень центральної нервової системи, хвороб серцево-судинної системи.

- вплив на імунну систему. При впливі електромагнітного випромінювання (ЕМВ) порушуються процеси імуногенезу, опромінених ЕМВ, змінюється характер інфекційного процесу – протягом

інфекційного процесу обтяжується. ЕМВ можуть сприяти неспецифічному пригнічення імуногенезу, посилення утворення антитіл до тканин плоду і стимуляції аутоімунної реакції в організмі вагітної самки.

– вплив на ендокринну систему і нейрогуморальну реакцію. При дії ЕМВ, як правило, відбувається стимуляція гіпофізарно-адреналінової системи, що супроводжується збільшенням вмісту адреналіну в крові, активацією процесів згортання крові.

– вплив на статеву функцію. Порушення статевої функції зазвичай пов'язані зі зміною її регуляції з боку нервової та нейроендокринної систем.

Симптоми захворювання різноманітні і численні. Зазвичай, на відмінність єдиного симптому мало ймовірно, оскільки всі функціональні органи людини взаємопов'язані.

1. Фізичні нездужання: сонливість, втома, що не проходить тривалий час; головний біль після роботи; болі в нижній частині спини, в ногах, відчуття поколювання, оніміння, болі в руках; напруженість м'язів верхньої частини тулуба.

2. Захворювання очей: відчуття гострого болю, печіння, свербіння.

3. Порушення візуального сприйняття: неясність зору, яка збільшується протягом дня; виникнення подвійного зору.

4. Погіршення зосередженості і працездатності: зосередженість досягається за працею; дратівливість під час і після роботи; повітря робочої точки на екрані; помилки при друкуванні.

5. Вимоги до виробничих приміщень

До приміщення офісу й організації робочого місця з обліком шкідливих виробничих факторів пред'являється ряд вимог. Приміщення в якому знаходиться робоче місце з ПК повинно мати природне освітлення, бажано з однобічним розміщенням світопрорізів, площа осклянілості яких не повинна перевищувати 25% від площі стіни світопрорізами. Віконні прорізи в приміщенні з ПК повинні мати регульовані жалюзі чи занавеси або інші сонцезахисні пристрої. Не допускається розташування робочих місць із ПК у підвальних і цокольних поверххах. Робочі місця з ПК рекомендується розміщати в окремих приміщеннях. Площа на одного працюючого з ПК повинна складати 6 м², об'єм – 20 м³. Неприпустиме розташування ПК, при якому працюючий звернений обличчям, або спиною до вікон чи кімнати задньої частини ПК, у яку монтуються вентилятори.

Забороняється застосовувати для обробки інтер'єра приміщень із ПК полімерні матеріали, що виділяються в повітря шкідливі хімічні речовини, що перевищують гранично допустимі концентрації, не включені в «Перелік дозволених, МЗ» 1977-1985 р.

В офісі робочі місця з ПК розташовані від стіни з вікнами на відстані 1 м. Екрани відео моніторів ПК знаходяться від очей користувача на відстані 700 мм.

Робочі місця в положенні сидячі відповідають вимогам ДСТ 12.2.032 – 78 та ДСТ 12.2.029 – 77. Поверхня робочого столу знаходиться на висоті 0,75 метрів від підлоги, розміри робочої поверхні стільниці складають 1050х590 міліметрів, розміри вільного простору для ніг під столом складає висота 650, глибина 550, ширина 450 міліметрів відповідно. Робочий стілець оснащений підйомно-поворотнім пристроєм, що забезпечує регуляцію висоти сидіння і спинки, пневматичним і гідравлічними амортизаторами та обладнанні підлокітниками.

4.1.1 Освітлення

Правильно спроектоване та виконане освітлення покращує умови зорової роботи, знижує втому, сприяє підвищенню продуктивності праці, оказує благотворний вплив на виробниче середовище, надаючи позитивний психологічний вплив на працівника, підвищує безпеку праці та знижує травматизм.

Недостатнє освітлення призводить до напруження зору, послаблює увагу, призводить до передчасної втоми. Надмірна яскравість викликає осліплення, роздратування та різь в очах. Неправильний напрям освітлення на робочому місці може створювати різкі тіні, відблиски, дезорієнтованість працівника. Всі ці причини можуть призвести до нещасного випадку або профзахворюванню, тому важливий правильний розрахунок освітлення.

Згідно з СНіП II-4-79 в приміщенні необхідно застосовувати систему комбінованого освітлення.

При виконанні робіт категорії високої зорової точності (найменший розмір об'єкта розрізнення 0,3...0,5 мм) величина коефіцієнта природного освітлення (КПО) повинна бути не нижче 1,5%. а при зоровій роботі середньої точності (найменший розмір об'єкта розрізнення 0,5... 1,0 мм) КПО повинен бути не нижче 1%. В якості джерел штучного освітлення зазвичай використовуються люмінесцентні лампи типу ЛБ або ДРЛ, які попарно об'єднуються до світильників, які повинні розташовуватися над робочими поверхнями рівномірно.

Вимоги до освітлення у приміщеннях, де встановлені комп'ютерна техніка, наступні: при виконанні зорових робіт високої точності загальна освітленість повинна складати 400 лк, а комбінована – 750 лк; аналогічні вимоги при виконанні робіт середньої точності – 200 и 300 лк відповідно.

Крім того все поле зору повинно бути освітлене достатньо рівномірно – це основна гігієнічна вимога. Іншими словами, степінь освітлення приміщення та яскравість екрану комп'ютера повинні бути приблизно однаковими.

4.1.2 Параметри мікроклімату

Параметри мікроклімату можуть змінюватися в широких межах, в той час як необхідною умовою життєдіяльності людини є підтримка постійності температури тіла завдяки терморегуляції, тобто здатності організму регулювати віддачу тепла до навколишнього середовища. Принцип нормування мікроклімату – створення оптимальних умов для теплообміну тіла людини з навколишнім середовищем.

Комп'ютерна техніка є джерелом суттєвих тепловиділень, що може призвести до підвищення температури та зниженню відносної вологості в приміщенні. У приміщенні, де встановлені комп'ютери, повинні дотримуватися певні параметри мікроклімату. В санітарних нормах СН 245-71 встановлені величини параметрів мікроклімату, які створюють комфортні умови. Ці норми встановлюються залежно від пори року, характеру трудового процесу та характеру виробничого приміщення.

Об'єм приміщень, в яких розташовані робочі місця працівників офісу, не повинен бути менш ніж $19,5 \text{ м}^3/\text{людину}$ з урахуванням максимального числа одночасно працюючих за зміну.

Таблиця 4.1 – Параметри мікроклімату для приміщення з комп'ютерами

Пора року	Параметри мікроклімату	Величина
Холодна	Температура повітря	$22 \dots 24^\circ\text{C}$
	Відносна вологість	$40 \dots 60\%$
	Швидкість руху повітря	До $0,1 \text{ м/с}$
Тепла	Температура повітря	$23 \dots 25^\circ\text{C}$
	Відносна вологість	$40 \dots 60\%$
	Швидкість руху повітря	$0,1 \dots 0,2 \text{ м/с}$

Таблиця 4.2 – Норми подачі свіжого повітря в приміщення, де розташована комп'ютерна техніка

Характеристика приміщення	Об'ємні витрати свіжого повітря, що подається в приміщенні $\text{м}^3/\text{на одну людину в годину}$
---------------------------	--

Об'єм до 20 м ³ на людину	Не менш ніж 30
20.. 40 м ³ на людину	Не менш ніж 20

Для забезпечення комфортних умов використовуються як організаційні методи (раціональна організація проведення робіт в залежності від пори року та доби, чергування праці та відпочинку), так й технічні засоби (вентиляція, кондиціонування повітря, опалювальна система).

4.1.3 Електромагнітне та іонізуюче випромінювання

Максимальний рівень рентгенівського випромінювання на робочому місці взагалі не перевищує 10 мкбер/г. а інтенсивність ультрафіолетового та інфрачервоного випромінювань від екрану монітору лежить у межах 10... 100 мВт/м².

Таблиця 4.3 – Допустимі значення параметрів неіонізуючих електромагнітних випромінювань (згідно з СанПіН 2.2.2.542-96)

Параметр	Допустимі значення
Напруженість електричної складової електромагнітного поля на відстані 50 см від	10 В/м
Напруженість магнітної складової електромагнітного поля на відстані 50 см від	0,3 А/м
Напруженість електростатичного поля не повинна перевищувати для дорослих користувачів	20 кВ/м

Для зниження дії цих видів випромінювань рекомендується застосовувати монітори з пониженим рівнем випромінювань, встановлювати захисні екрани, а також дотримуватися регламентованих режимів праці та відпочинку.

4.2 Заходи щодо поліпшення умов праці

4.2.1. Мікроклімат робочого місця

Приміщення має площину 24,75м² (4,5 м* 5,5 м); висота усередині 2,5м, об'єм становить 61,875 м³. У приміщенні розташовані: 2 системних блока, 2 монітори, 1 багатофункціональний пристрій (БФП), 1 кондиціонер.

У приміщенні офісу є джерела тепловиділення, тому необхідно визначити необхідні умови його вентильовання. Витрату повітря в приміщенні з додатковим тепловиділенням визначаємо за формулою:

$$L = \frac{Q_{\text{НАД}}}{c \cdot p \cdot (t_B - t_H)}, \quad (4.1)$$

де $Q_{\text{НАД}}$ – надлишкове виділення тепла в робочому приміщенні, ккал/год;

c – теплоємність повітря (0,237 ккал/кг);

p – обсягова вага повітря (1,226 кг/м³);

t_B – температура витяжного повітря (30°C);

t_H – температура приточного повітря (20°C).

Розрахуємо надлишкове надходження тепла за наступною формулою:

$$Q_{\text{НАД}} = Q_{\text{УСТ}} + Q_{\text{ПЕР}} + Q_{\text{ОСВ}} + Q_{\text{СР}}, \quad (4.2)$$

де $Q_{\text{УСТ}}$ – виділення тепла від устаткування;

$Q_{\text{ПЕР}}$ – виділення тепла робітниками;

$Q_{\text{ОСВ}}$ – надходження тепла від електричного освітлення;

$Q_{\text{СР}}$ – надходження тепла від сонячної радіації через вікна.

Визначимо виділення тепла від устаткування за формулою:

$$Q_{\text{УСТ}} = P \cdot K_a \cdot K_o \cdot 860, \quad (4.3)$$

де P – сумарна потужність устаткування, кВт/год;

K_a – коефіцієнт установленної потужності (0,95);

K_o – коефіцієнт одночасної роботи (1,0).

$$Q_{уст} = [(x_1 \cdot k_1) + (x_2 \cdot k_2) + (x_3 \cdot k_3) + (x_4 \cdot k_4)] \cdot K_a \cdot K_o \cdot 860, \quad (4.4)$$

де x_1, x_2, x_3, x_4 – кількість системних блоків, моніторів, принтерів, кондиціонерів відповідно;

k_1, k_2, k_3, k_4 – їх потужність.

Розрахуємо:

$$Q_{уст} = [(2 \cdot 0,45) + (2 \cdot 0,1) + (1 \cdot 0,25) + (1 \cdot 1,5)] \cdot 0,95 \cdot 1 \cdot 860 = 2328,45 \text{ ккал/год.}$$

Визначимо виділення тепла від обслуговуючого персоналу за допомогою наступної формули:

$$Q_{пер} = n \cdot g = 2 \cdot 100 = 200 \text{ ккал/год,} \quad (4.5)$$

де n – кількість працюючих;

g – кількість тепла, що виділяє один працівник за годину (100 ккал/год.)

Визначимо надходження тепла від електричного освітлення за формулою:

$$Q_{осв} = E_M \cdot g_1 \cdot S = 400 \cdot 0,05 \cdot 24,75 = 495 \text{ ккал/год,} \quad (4.6)$$

де E_M – нормована освітленість для цієї зорової роботи, величина якої дорівнює 400 лк;

g_1 – питома тепловиділення на 1 м² підлоги при 1 лк освітленості (для / люмінесцентних ламп – 0,05 ккал/год.)

S – площа приміщення, м².

Визначимо надходження тепла від сонячної радіації через вікна за наступною формулою:

$$Q_{сп} = F \cdot g_2 \cdot K_{осл} = 2,3 \cdot 65 \cdot 0,4 = 59,8 \text{ ккал/год,} \quad (4.7)$$

де F – площа віконних прорізів ($2,3 \text{ м}^2$);

g_2 – кількість тепла, що надходить через 1 м^2 віконного прорізу (65 ккал/год.);

$K_{осл}$ – коефіцієнт ослаблення, приймаємо $0,4$.

Визначимо кількість надлишкового тепла:

$$Q_{\text{над}} = Q_{\text{уст}} + Q_{\text{пер}} + Q_{\text{осб}} + Q_{\text{ср}} = 2328,45 + 200 + 495 + 59,8 = 3083,25 \text{ ккал/год.}$$

Визначимо витрати повітря в приміщенні:

$$L = \frac{Q_{\text{над}}}{c \cdot \rho \cdot (t_B - t_H)} = \frac{3083,25}{0,237 \cdot 1,226 \cdot (30 - 20)} = 1063,19 \text{ м}^3/\text{год.}$$

Існуюча в наявності система кондиціонування і вентилявання має продуктивність $2000 \text{ м}^3/\text{годину}$, що задовольняє необхідним нормативам.

4.2.2 Розрахунок системи загального рівномірного освітлення

Розміри приміщення: довжина ($a=4,5\text{м}$), ширина ($b=22\text{м}$), висота ($h=3\text{м}$).

Приміщення має світлу побілку: коефіцієнт відбиття $P_{\text{стелі}}=70\%$, $P_{\text{стін}}=50\%$.

Висота робочих поверхонь (столів) $h_p=0,7\text{м}$. Для освітлення прийнято світильники типу УПМ-15, які підвищуються до стелі, відстань від світильника до стелі $h_c=0,4\text{м}$. Мінімальна освітленість за нормами $E=200 \text{ лк}$.

1. Визначимо висоту підвісу світильників над підлогою:

$$h_0 = H - h_c = 3 - 0,4 = 2,6 \text{ м.} \quad (4.8)$$

Для світильників загального освітлення з лампами розжарювання потужністю до 200 Вт мінімальна висота підвісу над підлогою відповідно до СНІП П-4-79 повинна бути у межах $(2,5-4,0)\text{м}$, залежно від характеристики світильника. В офісі відповідає цій вимозі.

2. Визначимо висоту підвісу світильника над робочою поверхнею:

$$h = h_0 - h_p = 2,6 - 0,7 = 1,9 \text{ м.} \quad (4.9)$$

Рівномірність освітлення досягається при відповідному співвідношенні відстані між світильниками (L) та висоти їх підвісу (h).

3. Визначимо рекомендовану відстань між світильниками

$$L = 0,7 \cdot h = 0,7 \cdot 1,9 = 1,33 \text{ м.} \quad (4.10)$$

4. Розрахуємо необхідну кількість світильників

$$N = \frac{a \cdot b}{L^2} = \frac{4,5 \cdot 5,5}{1,33^2} \approx 14 \quad (4.11)$$

Приймаємо 14 світильників, враховуючи розміри приміщення розміщуємо їх у два ряди по 7 штук.

5. Світловий потік лампи світильника ($\Phi_{\text{л}}$) визначається за формулою:

$$\Phi_{\text{л}} = \frac{E \cdot K_3 \cdot S \cdot Z}{N \cdot n \cdot \eta}, \quad (4.12)$$

де E – нормативна освітленість, лк;

K_3 – коефіцієнт запасу, який враховує зниження освітленості в результаті забруднення та старіння ламп;

S – площа приміщення, що освітлюється, м^2 ;

Z – коефіцієнт нерівномірності освітлення для ламп розширювання (1,15);

N – кількість світильників;

n – кількість ламп у світильнику;

η – коефіцієнт використання світового потоку, який визначається за світлотехнічними таблицями залежно від показника приміщення (i) та коефіцієнтів відбиття стін та стелі [40].

6. Визначимо показник приміщення:

$$i = \frac{a \cdot b}{h \cdot (a + b)} = \frac{4,5 \cdot 5,5}{3 \cdot (4,5 + 5,5)} = 2,475. \quad (4.13)$$

Коефіцієнт використання $\eta = 0,56$ для світильника УПМ-15 (при $i = 2,475$ $P_{\text{стелі}} = 70\%$, $P_{\text{стін}} = 50\%$)

Світловий потік одного світильника, а значить і лампи, оскільки за конструктивним виконанням у світильнику цього типу встановлена лише одна лампа, дорівнює:

$$\Phi_L = \frac{E \cdot S \cdot Z}{N \cdot n \cdot \eta} = \frac{200 \cdot 24,75 \cdot 1,15}{14 \cdot 1 \cdot 0,56} = 726,08 \text{ лм.} \quad (4.14)$$

7. Обираємо лампу Б-150 потужністю 150 Вт, світловий потік якої становить 750 лм. Хоча це значення на 3% більше розрахованого, однак не перевищує встановлену норму ($-0\% < \Phi_L < +20\%$). Сумарна електрична потужність усіх світильників, встановлених у приміщенні становить:

$$P_{CB} = P \cdot N = 150 \cdot 176 = 26400 \text{ Вт.} \quad (4.15)$$

4.3 Пожежна безпека

Найважливішою умовою роботи будь-якого підприємства є дотримання правил пожежної охорони. У приміщенні офісу основні міри для забезпечення пожежної безпеки визначає «Інструкція про заходи пожежної безпеки для службових приміщень (офісів)». Вона є обов'язковою для використання всіма співробітниками відділу. У згідності з цією інструкцією, у кожному приміщенні

повинний бути призначений відповідальний за пожежну безпеку, вивішена на видному місці табличка з указівкою його посади та прізвища.

Меблі й устаткування повинні розміщатися таким чином, щоб забезпечувався вільний евакуаційний прохід до дверей виходу з приміщення (шириною не менше 1 м). Евакуаційні шляхи та виходи необхідно постійно держати вільними, нічим не захащувати. По мірі нагромадження та закінчення роботи пальні відходи варто збирати в спеціально відведених сміттєзбиральників.

Електромережі, електроприлади й апаратура повинна експлуатуватися тільки в справному стані, з урахуванням рекомендацій підприємства-виготовлювачів. У випадку виявлення ушкоджень електромереж, вимикачів, розеток та інших електровиробів варто негайно відключи їх та вжити необхідних заходів до приведення в пожежобезпечний стан. Документи папір та інші горючі матеріали варто зберігати на відстані не менш 1 м від електрощитів, електрозбірок та електрокабелів, 0,5 м від світильників та 0,25 м від приладів опалення.

Засоби протипожежного захисту (пожежні крани, пожежна й охоронно-пожежна сигналізація, первинні засоби пожежогасіння і т.п.), що мають у приміщеннях, варто тримати в справному стані.

Усі працівники повинні пройти протипожежний інструктаж, уміти користатися наявними вогнегасниками, іншими первинними засобами пожежогасіння та знати місце їхнього перебування. Відстань від найбільш віддаленого місця приміщення до місця розміщення вогнегасника не повинне перевищувати 20 м.

4.4 Безпека при надзвичайних ситуаціях на підприємстві

Об'єктом розгляду на предмет визначення надзвичайних небезпек та їх наслідків є офіс. Однією із вірогідних загроз може бути раптове виникнення пожежі внаслідок короткого замикання в електромережах або розрядів статистичної електрики, що може привести до пошкодження і руйнування будівлі, устаткування, комунікацій, виділення токсичних продуктів горіння.

Тому в офісі розроблено оперативний план гасіння пожежі, який визначає порядок дії персоналу при пожежі, порядок її гасіння в електроустановках, взаємодію з власним складом пожежних підрозділів, а також застосування схем и засобів пожежогасіння з урахуванням заходів безпеки.

Будівля повинна бути обладнана мережею протипожежного водозабезпечення, установками виявлення та гасіння пожеж відповідно вимогам нормативно-технічних документів. Кожний працівник повинен чітко знати та виконувати вимоги ППБ та протиаварійний режим на об'єкті, уміти користуватися наявними вогнегасниками, іншими первинними засобами пожежогасіння і знати місце їхнього перебування.

Меблі й устаткування повинні розміщатися таким чином, щоб забезпечувався вільний евакуаційний прохід до дверей виходу з приміщення (шириною не менше 1 м). Евакуаційні шляхи і виходи необхідно постійно держати вільними, нічим не захащувати. Засоби протипожежного захисту в приміщеннях потрібні триматися у справному стані.

У випадку виявлення пожежі слід: негайно повідомити державну пожежну охорону за телефоном «101», вказати при цьому адресу, кількість поверхів, місце виникнення пожежі, наявність людей, своє прізвище; повідомити про пожежу керівництву, а в нічний час черговому охоронцю; у разі можливості почати гасіння пожежі наявними засобами, організувати зустріч пожежних підрозділів.

При виникненні пожежі у початковій стадії його розвитку випромінюється тепло, накопичуються токсичні продукти згоряння, імовірні руйнування будівельних споруд. Тому слід як можна швидше провести евакуацію людей із палаючої будівлі. Показником ефективності евакуації є час, протягом якого працівники можуть при необхідності залишити окремі приміщення і будівлю в цілому. Безпека евакуації досягається тоді, коли час евакуації не перевищує час настання критичної фази розвитку пожежі, тобто часу від початку пожежі до досягнення граничних для людини впливів факторі пожежі (критичних температур, ступені задимлення, зниження концентрації кисню и т.п.). Число

евакуаційних виходів повинно бути не менш двох. Вони повинні розташовуватися розосереджено. Мінімальна відстань між найбільш віддаленими один від одного евакуаційними виходами із приміщення визначається за формулою:

$$l = 1,5 \cdot \sqrt{P} = 1,5 \cdot \sqrt{20} = 6,7 \text{ м}, \quad (4.16)$$

де P – периметр приміщення, м.

Двері на шляхах евакуації повинні відкриватися у напрямку виходу із будівлі. У кожному приміщенні на видному місці повинен бути вивішений план евакуації при пожежі.

При пожежі обов'язково необхідно враховувати небезпечні чинники і механізм їх дії на людину. При виникненні пожежі, після виклику пожежної охорони, необхідно попередити про це усіх, хто знаходиться поруч, після чого евакуюватися самому і по можливості допомогти евакуюватися іншим, особливо особам літнього віку і дітям, попереджаючи при цьому виникнення паніки.

З метою обмеження циркуляції повітря, яке здатне збільшувати швидкість горіння, покидаючи приміщення, закрийте за собою усі двері, якщо це можливо. Якщо пожежа виникла в приміщенні над вами і безпосередньої загрози для вас не спостерігається, то бажано виконати заходи по зниженню можливих втрат від води яку проливають при гасінні пожежі. Для цього необхідно відключити всі електроприводи та прикрити їх поліетиленовою плівкою. Значно гірше, якщо пожежа виникла в приміщенні під вами – потрібно оцінити обстановку и якщо є впевненість, що ще не має сильної задимленості з високою температурою, потрібно негайно покинути приміщення, рухаючись до виходу по коридорам і сходовим кліткам. Користуватися ліфтом категорично забороняється, за винятком ліфтів, які спеціально призначені для транспортування пожежної охорони. Шахта ліфта є шляхом для поширення диму і отруйних продуктів горіння, до того ж при пожежі ліфт часто відключають і можна опинитися в пастці при пожежі.

Якщо ви знаходитесь в приміщенні де немає пожежі, але відрізани вогнем, димом, високою температурою від головних шляхів евакуації, то в першу чергу необхідно заважити доступу диму и продуктів горіння в це приміщення. Для чого необхідно негайно закрити усі щілини у дверях та під ними змоченими водою ганчірками, рушниками, робочими халатами та ін. Якщо приміщення все ж заповнено димом, необхідно підповзти до вікна, закрити при цьому рот та ніс змоченою тканиною, яка грає роль фільтру та в певної мірі захищає від продуктів горіння.

Рухатись у задимленій зоні поповзом або максимально пригнувшись, необхідно тому що більшість нагрітих газоподібних отруйних речовин та дим збираються у верхній зоні приміщення, окрім цього, в приміщенні при горінні температура на рівні очей людини у 6 разів вище за температуру на рівні полу, до того ж внизу завжди зберігається більша концентрація кисню. Коли ви опинились біля вікна трохи відкрийте його та дихайте через щілину, очікуючи прибуття пожежників. При їх прибутті негайно зверніть на себе увагу. Ніколи не стрибайте через вікно без відомої на це необхідності (кожний другий стрибок з 4-го поверху при пожежі смертельний) [41,42].

Висновки до розділу 4

В наведеному розділі роботи розроблений комплекс заходів з охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях. Був проведений аналіз умов праці в офісі, розроблені заходи щодо поліпшення умов праці, а саме мікроклімату робочого місця, облаштування робочого кабінету. Було наведено розрахунки освітленості та мікроклімату. Розраховані величини задовольняють всі вимоги згідно с санітарними правилами та нормами. Розроблені заходи з пожежної безпеки та в випадку надзвичайних ситуацій.

ВИСНОВКИ

Розглянуті основні поняття, що пов'язані з теорією телетрафіка: задача, предмет, завдання, методи та визначено, що використання нейронних мереж здатне вирішити одразу дві задачі: задачу аналізу та оптимізації.

Проаналізовано такі характеристики систем, як пропускна здатність і продуктивність та їх вплив на якість обслуговування, а також існуючі типи нейронних мереж та алгоритми навчання.

Реалізовано нейронну мережу, що дозволяє отримати прогнозне значення періодів істотних змін часткового співвідношення трафіків різних типів. Для прогнозування часових рядів використано нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі із зовнішніми входами (NARX).

Результати моделювання розробленої нейронної мережі для прогнозування наступні: похибки перевірконого (validation) та тестового (test) наборів вихідних даних мають аналогічну динаміку, а також не спостерігається їх збільшення зі зростанням кількості ітерацій навчання; найкращий результат спостерігався на 21 ітерації; відносне значення похибки симуляційного прогнозування вимірювальної інформації не перевищило $\pm 0,5\%$, що свідчить про ефективність застосування нелінійної авторегресійної моделі нейронної мережі з зовнішніми входами для прогнозування часових рядів, так як отриманий прогноз виходить досить точним.

Була розроблена програма в середовищі Matlab з використанням вбудованого програмного пакету Neural Network Toolbox, що моделює нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі з зовнішніми входами. Результатами роботи програми є графіки прогнозованих значень трафіку.

Запропоновано метод поліпшення оперування пропускної здатності каналу за пріоритетною ознакою.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Лекция 2: Введение в разработку телетрафика [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.intuit.ru/studies/courses/666/522/lecture/11771> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.
2. Ложковский А.Г. Теория массового обслуживания в телекоммуникациях [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.dut.edu.ua/uploads/l_424_38417749.pdf – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.
3. Воробієнко П.П., Нікітюк Л.А., Резніченко П.І. Телекомунікаційні та інформаційні мережі : Підручник [для вищих навчальних закладів] / П.П. Воробієнко, Л.А. Нікітюк, П.І. Резніченко. – К.: САММІТ-Книга, 2010. – 708 с.: іл.
4. Ложковский А.Г., Захарченко Н.В., Горохов С.М. Экспериментальная оценка модели потока вызовов на современных телефонных сетях // Наукові праці ОНАЗ ім. О.С. Попова. – 2001. – №2. – С. 40–43.
5. Скулиш М.А. Удосконалення алгоритму керування інформаційними потоками у вузлах телекомунікаційних мереж [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://mia.univer.kharkov.ua/12/30127.pdf> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.
6. Романенко І. О. Математична модель розподілу навантаження в телекомунікаційних мережах спеціального призначення / І. О. Романенко, Р. М. Животовський, С. М. Петрук, А. В. Шишацький, О. О. Волошин // Системи обробки інформації. - 2017. - Вип. 3. - С. 61-71.
7. Дробот О.А., Чепелюк С.А., Тугай А.В. Модель управління мережними ресурсами з врахуванням QoS-вимог // Світ

інформації та телекомунікацій-2006: Матеріали III Міжнародної науково-технічної конференції студентства та молоді (26-27 травня 2006 р.). - Київ: Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, 2006. – С. 78.

8. Moodle ЧДУ ім. П. Могили / Ресурси / Система масового обслуговування з очікуванням [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://moodle.chdu.edu.ua/mod/resource/view.php?id=57684> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

9. Воропаєва В.Я. Теорія телетрафіку: навч. посіб. / В.Я. Воропаєва, В.І. Бессараб, В.В. Турупалов, В.В. Червинський. – Донецьк: ДВНЗ «ДонНТУ», 2011. – 202 с. Гриф МОНМС № 1/11-7538 від 10.08.2011р.

10. Чернихівський, Є. М. Визначення часових параметрів обслуговування потокового трафіку з пріоритетними класами [Текст] / Є.М. Чернихівський, В.В. Червенець, О.Б. Білик // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія : Електроніка: [зб. наук. пр.] / М-во освіти і науки України ; відп. ред. Д. Заячук. — Львів: Вид-во Нац. ун-ту "Львів. політехніка", 2006. — С. 167-170.

11. Лаврів, О. А. Бешлей, М. І. Гнатчук, М. М. Поліщук, А. В. Модель системи управління ресурсами мультисервісних мереж в умовах самоподібності трафіку / О. А. Лаврів, М. І. Бешлей, М. М. Гнатчук, А. В. Поліщук // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – 2012. – № 738 : Радіоелектроніка та телекомунікації. – С. 165–172.

12. Климаш М.М., Лаврів О.А., Бугиль Б.А., Бак Р.І. Модель забезпечення параметрів якості обслуговування системи розподілу мультисервісного трафіку / М. М. Климаш, О. А. Лаврів, Б. А. Бугиль, Р. І. Бак // Вісник Національного університету

"Львівська політехніка". – 2011. – № 705: Радіoeлектроніка та телекомунікації. – С. 138-144.

13. Богданова Н.В. Способ повышения эффективности системы управления телекоммуникационными сетями [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://ela.kpi.ua/jspui/bitstream/123456789/9516/3/3.pdf> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

14. Киреева Н.В., Буранова М.А. Изучение алгоритмов управления очередями в среде NS-2 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.sibsau.ru/sveden/edufiles/127542> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

15. Huaglorry Tianfield, Jiang Tian, Xin Yao On the Architectures of Complex Multi-Agent Systems [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.cs.bham.ac.uk/~xin/papers/kggi032.pdf> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

16. Мошенченко М.С. Штучні нейронні мережі [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://archive.ws-conference.com/wp-content/uploads/pw0060.pdf> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

17. Чередніченко А.О., Шура Н.О. Застосування штучних нейронних мереж як дієвого механізму прийняття ефективних управлінських рішень на підприємстві [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://nauka.kushnir.mk.ua/?p=76238> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

18. Искусственный нейрон. Структура искусственного нейрона [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://neuronus.com/theory/151-iskusstvennyj-nejron.html> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

19. Искусственные нейронные сети в системах распознавания [Електронний ресурс]. – Режим доступу:

<http://scicenter.online/radiotekhnika-elektronika-kompyuteryi-scicenter/121-iskusstvennyie-neyronnyie-seti-sistemah.html> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

20. Лекція 10. Класифікація за допомогою штучних нейронних мереж [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://om.univ.kiev.ua/users_upload/15/upload/file/pr_lecture_10.pdf – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

21. Новотарський М.А., Нестеренко Б.Б. Штучні нейронні мережі: обчислення // Праці Інституту математики НАН України. – Т50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.

22. Годич О., Щербина Ю. Самоорганізація нейромереж та класифікація даних [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://visnyk-ami.lnu.edu.ua/db/226/433/41.pdf> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

23. Haykin S. Neural networks / S. Haykin. – NY: Pearson Education, 1999. – p. 823.

24. Neural Network Design / M.T. Hagan. – 2nd ed. – MA: PWS, 1996. – 1012 p.

25. Борисов Е.С. О методах обучения многослойных нейронных сетей прямого распространения. Часть 3: Градиентные методы второго порядка [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-backprop3.html> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

26. Горбатков С.А., Горбаткова Е.Ю. Использование байесовской регуляризации модели анализа [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=18842> – Дата доступу: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

27. Moller, M.F. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised / M.F. Moller // Neural Networks. – 1993. – V. 6. – P. 525-533.

28. Заводцев И.В. Анализ средств разработки нейросетевых модулей систем управления инцидентами информационной безопасности [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://e-notabene.ru/kp/article_13308.html – Дата доступа: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

29. Заводцев, И.В. Применение нейросетевых методов для управления инцидентами безопасности информационного и программного обеспечения / Заводцев И.В., Гайнов А.Е. // Труды конгресса по интеллектуальным системам и ин-формаци-онным технологиям AIS-IT'12: Научное издание в 4-х томах. – Москва: Изд-во Физматлит. – Ч.1. – 2012. – С. 426-428.

30. Кувшинов, Б.М. Нейронные сети: учебное пособие / Б.М. Кувшинов. – Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2015. – 66 с.

31. Котенко, И. В. Инструментальные средства создания нейросетевых компонент интеллектуальных систем защиты информации / Котенко И.В., Нестерук Ф.Г. // Труды СПИИРАН. 2013. – Москва. Вып. 3(26).

32. Киреева Н.В., Чупахина Л.Р Частный случай исследования параметров трафика сети для определения законов распределения времени передачи пакетов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://applied-research.ru/ru/article/view?id=6794> pdf – Дата доступа: травень 2018. – Назва з титул. екрана.

33. Руккас К.М., Соляник Ю.В., Овчинников К.А., Олуватосин О.Д. Сравнительный анализ методов прогнозирования трафика в телекоммуникационных системах [Электронный ресурс].

– Режим доступа:

http://pt.journal.kh.ua/2014/1/1/141_rukkas_analysis.pdf – Дата доступа: травень 2018.

34. Bodjanskij E.V., Rudenko O.G. Iskusstvennye nejronnye seti: arhitektury, obuchenie, primenenie [Artificial neural networks: architecture, education, application]. Har'kov: Teleteh, 2004. p. 304.

35. Hudson Beale M., Hagan M., Demuth H. Neural Network Toolbox User's Guide. Natick: MathWorks, 2014. p. 22.

36. Афронцев Э. Cisco QoS для начинающих [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://network.xsp.ru/8_3_11.php – Дата доступа: травень 2018.

37. С. Хайкин – Нейронные сети. Полный курс. Второе издание, – Издательский дом «Вильямс», 2006 – 1104 с.

38. Домашенко Д.В., Никулин Э.Е. Прогнозирование рядов динамики рыночных индикаторов на основе нелинейной авторегрессионной нейронной сети [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://statecon.rea.ru/jour/article/viewFile/1140/1050> – Дата доступа: травень 2018.

39. Воевода А.А., Романников Д.О. Использование нейронных сетей для решения задачи слежения за объектом [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://docplayer.ru/43795315-Ispolzovanie-neyronnyh-setey-dlya-resheniya-zadachi-slezheniya-za-obektom.html> – Дата доступа: травень 2018.

40. Гоман В.В. Проектирование и расчет систем искусственного освещения: учебное пособие / авт.-сост. В. В. Гоман, Ф.Е. Тарасов ; Мин-во образ. РФ, ФГАОУ ВПО «УрФУ имени первого Президента России Б.Н.Ельцина», Уральский энерг. ин-т. – Екатеринбург: УрФУ, 2013 – 76 с.

41. Иозус А.П. Безопасность и экологичность проекта: методические указания по выполнению раздела дипломного

проекта / Сост. А. П. Иозус; Волгоград. гос. техн. ун-т. – Волгоград, 2010. – 19 с.

42. Белов С.В. Безопасность жизнедеятельности : Учебник для вузов / С.В. Белов, А.В. Ильницкая, А.Ф. Козьяков и др. Под общей редакцией С.В. Белова. – М.: Высшая школа, 1999. – 448 с.

ДОДАТОК А

Лістинг програми для побудови прогнозних значень трафіку

```
function My = time_narx_prog(nwr_num,alg)
time_narx_prog
%Функція time_narx_prog
%На вхід подається кількість нейронів прихованого шару
%I інформація про алгоритм навчання.
%Функція повертає прогнозований часовий ряд
%Часовий ряд
TS1 = [30930248
30709544
29959512
32360144
28735208
30445168
28840912
31250248
29231968
27528696
30762608
26362240
25229632
32077376
25582320
18590784
27327744
22707952
25288432
35607000
25593800
25221424
33358784
24970456
24018048
24918104
28195792
...
23596520
28751672
26960320
26344928
29535112
37441760
26975632
26699896
24375432
24142464
24369736
23593712
25625168
23509112
29399880
33579912
29741440
22438944
22642824
```

```

27964208
26182264
22144352
22291840
26339512
24932552
20347376
26079320
...
151068584
111183744
113636128
113300984
158625560
126646024
95261632
124626792
124771752
107675496
175125120
132756144
122644024
89340976
118593544
107046480]
%Нормуємо часовий ряд
MM = max(max(TS1))+500;
TS1 = TS1 ./MM;
%Виділяємо number - потужність навчальної множини
pred = 4;
number = size(TS1,1)-pred;
%Формуємо вектори вхідних і вихідних значень
%Input - вхідні значення, що подаються на вхід нейронної мережі
%Output - вихідні значення, які повинні вийти на виході
Input = zeros(1, number);
Output = zeros(2, number);
for i = 1:(number)
    Input(:,i) = i;
    Output(:,i) = TS1(i,:)' ;
end
%Встановлюємо максимальні величини помилок навчання і тестування
%для отримання найкращого прогнозу
Mperformancel=1000;
Mperformance=1000;
for ttt=1:10
    X = tonndata(Input,true,false);
    T = tonndata(Output,true,false);
    %Обираємо алгоритм навчання
    %'trainlm' - алгоритм Левенберга-Марквардта
    %'trainbr' Байєсова регуляризація
    %'trainscg' - метод масштабованих сполучених градієнтів
    if alg == 1
        trainFcn = 'trainlm';
    end
    if alg == 2
        trainFcn = 'trainbr';
    end
    if alg == 3
        trainFcn = 'trainscg';
    end

    %Створюємо NARX мережу

```



```

inputDelays = 1:2;
feedbackDelays = 1:2;
hiddenLayerSize = nwr_num;
net = narxnet(inputDelays,feedbackDelays,hiddenLayerSize,'open',trainFcn);
%Готуємо дані часового ряду так,
%щоб вони задовольняли особливості
%построенной нейронной сети,
%за допомогою функції 'preparets',
%яка зрушує час на мінімальну величину
%i заповнює вхідні стану і шари нейронної мережі
[x,xi,ai,t] = preparets(net,X,{},T);
%Визначаємо частку навчальної,
%перевірочної та тестової множин
net.divideParam.trainRatio = 80/100;
net.divideParam.valRatio = 10/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;
%Навчаємо нейронну мережу
[net,tr] = train(net,x,t,xi,ai);
%Тестуємо нейронну мережу
y = net(x,xi,ai);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y);
%Замикаємо нейронну мережу
netc = closeloop(net);
netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];
%Отримуємо прогноз
[xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,X,{},T);
yc = netc(xc,xic,aic);
x1 = X;
t1 = T(1:number);
%val_pred - кількість прогнозних значень
val_pred = 24;
x2 = num2cell([number+1:number+val_pred]);
t2 = squeeze(t1(1:pred));
for i=1:pred
    ttr=TS1(number+i,:);
    t2(i)=[ttr];
end
[x,xi,ai,t] = preparets(net,x1,{},t1);
[y1,xf,af] = net(x,xi,ai);
[netc,xi,ai] = closeloop(net,xf,af);
[y2,xf,af] = netc(x2,xi,ai);
YNew = zeros(2,size(y1,2)+size(y2,2));
YNew(:,1:size(y1,2))=cell2mat(y1);
YNew(:,size(y1,2)+1:size(y1,2)+size(y2,2))=cell2mat(y2);
performancel = perform(netc,y2(1:pred),t2);
if performancel<Mperformancel
    Mperformancel=performancel;
Mperformance=performance;
My=YNew;
end
end
%Виводимо отримані результати
figure(1);
plot (1:size(My,2),My(1,:),1:number+2,TS1(3:number+pred,1),'o'),grid on;
figure(2);
plot (1:size(My,2),My(1,:)), grid on;
%Перетворення отриманих значень до нормального вигляду
My=My*MM;
end

```

ДОДАТОК Б

Реальні дані значення трафіку з одного порту комутаційного обладнання



Рисунок Б.1 – Реальні дані значення трафіку з одного порту комутаційного обладнання за 25.05.2018 рр.

