

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Національний авіаційний університет

Кафедра _____ Організації авіаційних перевезень _____

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри

Шевчук Д.О.

« _____ » _____ 2020 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)

ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ
“МАГІСТР”

Тема: Методи оптимізації маршрутів перевезення _____

Виконавець: Трахановська Марія Романівна _____

Керівник: к.т.н., с.н.с. Якушенко Олександр Сергійович _____

Консультанти з окремих розділів пояснювальної записки:

Якушенко Олександр Сергійович _____

Нормоконтролер: Дерев'янка Т. А.

Київ 2020

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет транспорту, менеджменту і логістики

Кафедра організації авіаційних перевезень

Спеціальність: 275 «Транспортні технології»

Спеціалізація: на повітряному транспорті

ОПП: «Організація перевезень і управління на транспорті (повітряному)»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ОАП

_____ / Д.О. Шевчук /

«_____» _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ

на виконання дипломної роботи (проекту)

Трахановська Марія Романівна

(прізвище, ім'я, по батькові випускника в родовому відмінку)

1. Тема дипломної роботи (проекту) Методи оптимізації маршрутів доставки затверджена наказом ректора від «16» жовтня 2020 р. № 2026/ст.
2. Термін виконання роботи (проекту): з 5 жовтня 2020 р. по 11 грудня 2020 р.
3. Вихідні дані до роботи (проекту): Чотири різних маршрути перевезення з заданими умовами.
4. Зміст пояснювальної записки: Сутність логістичної діяльності підприємств. Особливості формування маршрутів перевезення. Методи вибору оптимальних та оптимізації існуючих маршрутів перевезення. Визначення показників, що впливають на час доставки вантажу. Сутність понять нейронна мережа, навчання нейронних мереж. Аналіз основних методів навчання нейронних мереж. Розробка імітаційної моделі транспортування вантажу за чотирма різними маршрутами. Побудова нейронної мережі для оптимізації маршруту перевезення. Визначення оптимального маршруту перевезення під впливом різних факторів. Розробка рекомендацій щодо покращення роботи водія для зменшення часу перевезення.
5. Перелік обов'язкового графічного (ілюстративного) матеріалу: Модель нейронної мережі, динаміка зміни часу перевезення під впливом різних факторів, результати розрахунків.

6. Календарний план-графік

№ пор.	Завдання	Термін виконання	Відмітка про виконання
1.	Дослідження теоретичних положень логістичної діяльності підприємства, визначення основних проблем та методів їх вирішення	05.10.2020 – 19.10.2020	виконано
2.	Написання та оформлення теоретичної частини кваліфікаційної роботи	20.10.2020 – 27.10.2020	виконано
3.	Збір та аналіз даних про штучний інтелект, нейронні мережі, методи їх навчання та застосування в логістиці	28.10.2020 – 03.11.2020	виконано
4.	Написання та оформлення аналітичної частини кваліфікаційної роботи	04.11.2020 – 11.11.2020	виконано
5.	Розробка імітаційної моделі доставки вантажу, нейронної мережі для оптимізації маршруту, оптимізація маршруту. Розробка рекомендацій щодо покращення транспортування	12.11.2020 – 26.11.2020	виконано
6.	Написання та оформлення практичної частини кваліфікаційної роботи	27.11.2020 – 04.12.2020	виконано
7.	Написання та оформлення вступу і висновків кваліфікаційної роботи	05.12.2020 – 08.12.2020	виконано
8.	Оформлення пояснювальної записки та роздаткового матеріалу	09.12.2020 - 11.12.2020	виконано

7. Консультанти з окремих розділів

Розділ	Консультант (посада, П.І.Б.)	Дата, підпис	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1. Теоретична частина	Якушенко О.С.		
2. Аналітична частина	Якушенко О.С.		
3. Проектна частина	Якушенко О.С.		

8. Дата видачі завдання: «5» жовтня 2020 р.

Керівник дипломної роботи (проекту) _____ / Якушенко О.С./
(підпис керівника) (П.І.Б.)

Завдання прийняв до виконання _____ / Трахановська М.Р./
(підпис випускника) (П.І.Б.)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломної роботи: «**Методи оптимізації маршруту перевезення**»: 132 сторінки, 32 рисунки, 11 таблиць, 38 формул, 64 використаних джерела.

ЛОГІСТИКА, ТРАНСПОРТНА ЛОГІСТИКА, ЛОГІСТИЧНА СИСТЕМА, МОДЕЛЬ, ІМІТАЦІЙНА МОДЕЛЬ, МОДЕЛЮВАННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА

Об'єктом дослідження є логістичний відділ підприємства.

Предмет дослідження – методи та алгоритми оптимізації маршрутів доставки вантажів.

Мета дипломної роботи – оптимізація маршруту перевезення з використанням нейронних мереж.

Актуальність даної роботи полягає у тому, що розробка оптимальних маршрутів перевезення вантажів з пункту відправлення до пункту отримання сприяє точному визначенню необхідної кількості автомобілів, часу перевезення, витрат на перевезення, також сприяє скороченню часу простоїв автомобілів, ефективному використанню рухомого складу.

Методи дослідження: методи математичного моделювання, методи імітаційного моделювання, метод Монте-Карло, методи штучного інтелекту на базі нейронних мереж.

Технічні та програмні засоби: Matlab (версія R2015b), MS Word, MS Excel.

У **теоретичній частині** описано сутність понять логістики, логістичної системи, основні проблеми транспортної логістики, необхідність та методи знаходження оптимального маршруту перевезення.

Аналітична частина розкриває сутність понять штучного інтелекту, нейронів та нейронних мереж, їх класифікацію і види їх навчання. Також розглянуто метод оптимізації маршрутів з допомогою нейронних мереж.

У **проектній частині** побудовано імітаційну математичну модель маршрутів

перевезення вантажів, визначено основні фактори впливу на час перевезення. Також побудовано та навчено нейронну мережу для визначення оптимального маршруту перевезення. На основі проведених досліджень знайдено найоптимальніший маршрут перевезення за різних умов.

Результати досліджень можуть бути використані аналітичними відділами транспортних підприємств, окремими транспортними компаніями, транспортними відділами виробництв, навчальними закладами з вивчення транспортної логістики для вирішення задач маршрутизації та знаходження оптимального маршруту перевезення.

Перелік умовних позначень, скорочень, термінів	8
Вступ.....	9
1. Теоретична частина	15
1.1 Сутність логістичної діяльності транспортного підприємства	16
1.2 Проблеми логістики при виконанні транспортних перевезень	20
1.3 Методи оптимізації маршрутів перевезення.....	23
1.3.1 Метод перебору всіх можливих варіантів маршруту	24
1.3.2 Метод динамічного програмування.....	24
1.3.3 Евристичні методи.....	25
1.3.4 Метод гілок і меж	26
1.3.5 Метод Кларка-Райта	27
1.3.6 Генетичні алгоритми	27
1.3.7 Метод часткового цілочисельного програмування.....	28
1.3.8 Мурашиний алгоритм.....	28
1.3.9 Нейронні мережі	30
Висновки до розділу 1	31
2. Аналітична частина.....	33
2.1 Штучний інтелект та машинне навчання	34
2.2 Нейронні мережі. Їх характеристика, класифікація та принцип роботи	36
2.2.1 Модель нейрону	36
2.2.2 Нейронні мережі та їх класифікація	42
2.3 Навчання нейронних мереж.....	48
2.3.1 Методи навчання з учителем	49
2.3.2 Методи навчання без учителя	52
2.3.3 Перенавчання нейронних мереж.....	54
2.4 Застосування нейронних мереж	56

2.4.1	Нейронні мережі в логістиці	59
	Висновки до розділу 2	64
3.	Проектна частина	66
3.1	Постановка задачі.....	67
3.1.1	Фактори, які впливають на час виконання доставки вантажу	68
3.1.2	Імітаційна математична модель процесу доставки вантажу	69
3.1.3	Загальна структура моделі	71
3.1.4	Приклад реалізації імітаційної математичної моделі процесу транспортування вантажу.....	73
3.2	Створення і оптимізація нейронної мережі для прогнозування часу виконання транспортної задачі.....	80
	Для досягнення мети поставлено такі задачі:.....	81
3.2.1	Побудова нейронної мережі для визначення оптимального маршруту перевезення	83
3.2.2.	Визначення оптимального об'єму вибірки нейронної мережі	85
3.2.2.1	Визначення оптимального об'єму вибірки для першого маршруту	85
3.2.2.2	Визначення оптимального об'єму вибірки для четвертого маршруту	88
3.2.3	Оптимізація структури нейронної мережі для вирішення задачі оптимізації маршруту перевезення.....	90
3.3	Використання та аналіз отриманої нейронної мережі.....	95
3.4	Рекомендації щодо поліпшення роботи водіїв	101
	Висновки до розділу 3	105
	Висновки.....	106
	Список бібліографічних посилань використаних джерел	112
	Додатки.....	119

Перелік умовних позначень, скорочень, термінів

ІМ – імітаційна модель

НМ – нейронна мережа

ШІ – штучний інтелект

ВСТУП

КАФЕДРА ОРГАНІЗАЦІЇ АВІАЦІЙНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ				НАУ 20. 11. 67. 001 ПЗ			
Виконав	Трахановська М.Р.			ВСТУП	Літера	Арк.	Аркушів
Керівник	Якушенко А.С.					Д	9
Консульт.	Якушенко А.С.				ФТМЛ 275 ОП-201М		
Н. контр.	Дерев'янка Т.А.						
Зав. каф.	Шевчук Д.О.						

Логістична галузь є однією з провідних галузей економіки світу. Поняття логістики означає керування, розподіл, направлення матеріальних чи інформаційних потоків від відправника до отримувача. Від того, як розвинений напрям логістики в компанії, залежить її успіх на ринку.

Транспортна логістика означає управління переміщенням матеріальних ресурсів у часі та просторі відповідно до потреби споживача. Іншими словами, транспортна логістика відповідає за доставку товарів від відправника до отримувача вчасно і надійно. Невід'ємною частиною логістичного процесу є транспортні засоби та маршрут, за яким вони слідують. Вибір транспортних засобів залежить від виду товару, який доставляється, відстані перевезення. А от вибір маршруту перевезення становить складнішу проблему для логістичного відділу. Він залежить від багатьох чинників, серед яких відстань, стан дорожнього покриття, погодні умови (туман, ожеледь, дощ, вітер), наявність населених пунктів на шляху слідування і так далі. Серед факторів які впливають на час доставки присутній також людський фактор – настрій водія чи експедитора, взаємодія водія з експедитором і так далі.

Актуальність даної роботи полягає у тому, що розробка оптимальних маршрутів перевезення вантажів з виробництв до кінцевих споживачів сприяє точному визначенню необхідної кількості автомобілів, часу перевезення, витрат на перевезення, також сприяє скороченню часу простоїв автомобілів, ефективному використанню рухомого складу. Якщо використовувати найоптимальніші маршрути, то виробничі витрати можна зменшити в 1,5-2 рази.

Таким чином, розробка ефективних проектів перевезення сприятиме своєчасному й безперебійному виконанню поставок продукції та ефективній взаємодії постачальника зі споживачем.

Наразі на жаль немає єдиного оптимального методу вдосконалення маршруту перевезення за заданими умовами. Існуючі методи оптимізації не є ідеальними. Деякі є простими і ненадійними, деякі важко реалізувати при наявності великої кількості факторів що впливають на результат, деякі складні для реалізації та потребують дороговартісного інформаційного забезпечення.

Як описано в статті Алікулова С.Р. та Кузієва А.У. «Питання оптимізації маршрутів перевезення автотранспортними засобами» [1], проблема маршрутизації автотранспорту (Vehicle Routing Problems, VRP) вважається фундаментальною проблемою, яка широко застосовує на практиці метод комбінаторної оптимізації. На сьогоднішній день алгоритми точного вирішення задач оптимізації маршруту перевезення за мінімальний час відсутні і при вирішенні даної задачі виникають труднощі, такі як:

- багатоваріантність та довготривалість;
- не лінійність характеру функції витрат перевезення і об'єму вантажопотоку;
- необхідність вирішення задачі в динаміці та інші.

В статті «Оптимізація маршруту доставки будівельних матеріалів споживачам» [2], Носков С.В., Чернова Д.В та Сосунова Л.О. говориться, що самим простим методом вирішення задачі визначення найбільш короткого маршруту доставки вантажу є метод перебору всіх можливих варіантів та визначення найбільш короткого маршруту. Проте менш об'ємним, але більш важким з математичної точки зору є метод динамічного програмування. Розробка такого типу маршрутизації пов'язана з побудовою функціональних рівнянь з мінімізацією кінцевого показника. Вони також зазначають, що достатньо простим є також евристичний метод.

Живицька Е.Н. та Міщук А.А. в своїй статті «Методи вибору оптимальних маршрутів в транспортній логістиці» [3] зазначають, що для реалізації алгоритму перевезення з обмеженими по часу завантажувально-розвантажувальними роботами, граничною вантажопід'ємністю автомобіля зручно застосовувати метод Кларка-Райта, оптимізувавши обмеження даної задачі. Критеріями оптимальності в даному випадку мають виступати мінімум транспортної роботи, витрати часу чи вартість перевезення. Функція залежності від часу, в даному випадку, буде прагнути до 0.

Не менш цікавим задача Комівояжера, описана у статті Данчука В.Д. і Сватко В.В. «оптимізація пошуку шляхів по графу в задачах логістики методом модифікованого мурашиного алгоритму» [4]. Дану задачу можна представити як задачу мінімізації часу, який знаходиться в прямій залежності від довжини пройденого шляху

(маршруту). Результатом постійного пошуку найбільш ефективних методів розв'язку задачі комівояжера стало використання біонічних алгоритмів.

Задача VRP є спрощеною від задачі комівояжера, для якої досі невідомі методи та алгоритми, які б дозволили знаходити повні чи часткові рішення з заданою оцінкою похибки. Алгоритм з оцінкою похибки не більше 50% був запропонований Крістофідесом в роботі «Worst-case analysis of a new heuristic for the travelling salesman problem» [5] в 1976 році і даний результат покращити поки не вдалося.

Широкого застосування набули методи з використанням нейронних мереж. Так, в статті «Нейромережеві моделі оптимізації маршрутів доставки даних в динамічних мережах» [6] Колесніков К.В., Карапетян А.Р та Курков А.С. описують ту саму задачу комівояжера, але із застосуванням нейронних мереж. Матриця в даному випадку буде представляти собою набір нейронів, кожен з яких матиме два індекси: кінцевий пункт і порядковий номер. Для вирішення даної задачі створюється функція для нейронної мережі. Серед безлічі станів нейронів необхідно знайти такий, при якому час на перевезення буде мінімальним.

Кононов А.А. в роботі «Використання методів нейронних мереж Хопфілда для вирішення задач маршрутизації в мережі» [7] розглядає застосування мереж Хопфілда у вирішенні задач оптимізації. В процесі функціонування даної мережі зменшується функція Ляпунова, тому мережу Хопфілда можна вважати як алгоритм оптимізації.

Задачу комівояжера з допомогою нейронної мережі Хопфілда вирішує також Тарков М.С. в своїй роботі «Вирішення задачі комівояжера з використанням рекурентної нейронної мережі» [8]. В даному випадку задача комівояжера формується як задача про призначення з певними обмеженнями і являє собою цикл Гамільтона.

В роботі Таркова М.С. [9] «Побудова гамільтонових циклів в графах розподілених обчислювальних систем рекурентними нейронними мережами» показано, що рекурентна мережа Хопфілда дає гарний результат при вирішенні системи рівнянь методом Зейделя. Вирішення задачі полягає у постійному перерахунку одних і тих же рівнянь.

Тарков М.С. в роботі «Про ефективність побудови гамільтонових циклів в графах розподілених обчислювальних систем рекурентними нейронними мережами» [10] також доводить, що використання методу часткових сум дозволяє скоротити час вирішення системи при побудові циклів в графах розподільчих обчислювальних систем в десятки раз. А отже і скоротити час на визначення найбільш оптимального маршруту доставки методом пошуку мінімального часу.

Отже **метою** кваліфікаційної розробка методу вибору оптимального маршруту з урахуванням впливу факторів, таких як погодні умови, день тижня, час доби, стан дорожнього покриття, наявність житлових комплексів і дач на шляху слідування.

Для досягнення мети поставлені наступні завдання:

- розробка математичної моделі і визначення параметрів моделі;
- розробка загального методу оптимізації;
- оптимізація мережі;
- перевірка працездатності методу.

Об'єктом дослідження є маршрути вантажних перевезень транспортного підприємства.

Предмет дослідження – метод оптимізації процесу доставки вантажів.

Серед описаних в роботі **методів оптимізації** можна виділити метод підбору, метод гілок і меж, евристичні методи та методи динамічного програмування, мурашині алгоритми. Проте в добу, коли активно вивчається та розробляється штучний інтелект, з'являються нейронні штучні мережі, що працюють схоже до біологічних, варто звернути увагу на вдосконалення застарілих та розробку нових методів оптимізації.

Для оптимізації маршруту використано штучні нейронні мережі навчання яких відбувається з використанням інформації про виконані раніше рейси. Навчання штучної нейронної мережі може проходити з допомогою різних програмних забезпечень: C++, MatLab, NeuralBase та інші. В даній роботі для створення та навчання нейронних мереж обрано прикладне програмне забезпечення MatLab.

Результати кваліфікаційної роботи було оприлюднено на міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми організації авіаційних, мультимодальних

перевезень і застосування авіації в галузях економіки» 27 листопада 2020 року в статтях [11] і [12].

1.ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

КАФЕДРА ОРГАНІЗАЦІЇ АВІАЦІЙНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ				НАУ 20. 11. 67. 100 ПЗ				
Виконав	Трахановська М.Р.			1. ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА	Літера	Арк.	Аркушів	
Керівник	Якушенко А.С.					Д	15	18
Консульт.	Якушенко А.С.				ФТМЛ 275 ОП-201М			
Н. контр.	Дерев'янку Т.А.							
Зав. каф.	Шевчук Д.О.							

1.1 Сутність логістичної діяльності транспортного підприємства

В сучасному світі для досягнення успіху в будь-якій сфері діяльності недостатньо використання лише маркетингових підходів, а необхідне використання сучасних систем управління поточковими процесами, таких як логістика. З допомогою логістики можна управляти та координувати майже всі структури підприємства (управління потоками продукції від виробника до кінцевого споживача). Також підприємству необхідно чітко координувати роботу та зв'язки всіх внутрішніх підрозділів, а також їх зв'язок із зовнішнім середовищем. Метою такої комунікації, звісно, є обмін інформацією та ресурсами [13].

Від якості логістичного обслуговування значною мірою залежить конкурентоспроможність будь-якого підприємства. Особливо якщо на ньому застосовуються сучасні методи управління виробництвом товарів та послуг. Важливу роль в логістичній системі транспортного підприємства відіграє комп'ютеризація процесів, пов'язаних з оформленням заявок на перевезення, створення необхідної документації, моніторинг процесу перевезення, комунікація між всіма ланками перевезення, тощо.

Поняття логістики має давні історичні корені та різні сфери застосування. Саме слово «логістика» походить із Стародавньої Греції та означає «мистецтво міркування, виконання розрахунків». У Римській імперії воно означало «правила розподілу продуктів». Пізніше логістику використовували переважно у військовій сфері, забезпечення військових необхідними припасами. Службовці, що займалися розподілом продуктів, називалися «логістами» або «логістиками». Більш широкого застосування логістика набула в часи Другої Світової війни, коли в США, СРСР та інших країнах вивчалися властивості операцій управління матеріальними потоками [14].

Поняття «логістичної системи» походить від загального «система» і є одним із базових у логістиці, що реалізує системний підхід. Проте одного загального визначення цього поняття на сьогоднішній день немає. Далі розглянуто основні визначення, які зустрічаються у науковій літературі.

В роботі [15] Алькема В.Г. дає визначення логістичної системи як організаційно-управлінський механізм координації, який дає змогу досягти ефекту завдяки чіткій злагодженості у діях спеціалістів різноманітних служб, що беруть участь в управлінні матеріальним потоком.

Банько В.Г. в роботі [16] пише, що логістична система – це спеціально організована інтеграція логістичних елементів (ланок) у межах певної економічної системи для оптимізації процесів трансформації матеріального потоку.

Визначення Кальченка В.Г. про логістичну систему в роботі [17] - адаптивна система із зворотними зв'язками, яка виконує ті чи інші логістичні функції (операції), складається із підсистем і має розвинуті внутрішньосистемні зв'язки та зв'язки із зовнішнім середовищем.

Колодізева Т.О. [18] описує логістичну систему як складну систему, що складається із сукупності елементів, так званих ланок логістичної системи, між якими встановлені певні функціональні зв'язки і відношення.

Перебийніс В.І. в роботі [19] пише, що логістична система – це адаптована (самоналагоджувана та самоорганізована) система з оберненим зв'язком, що виконує логістичні функції та логістичні операції і складається, зазвичай, із декількох систем та має розвинуті зв'язки із зовнішнім середовищем.

В роботі [20] Смірнов І.Г. говорить, що логістична система - це складна організаційно завершена (структурована) економічна система, що складається з взаємозалежних у єдиному процесі управління матеріальними і супутніми їм потоками елементів - ланок, сукупність яких, межі і задачі функціонування об'єднані внутрішніми цілями організації бізнесу і (або) зовнішніми цілями.

Різні трактування поняття «логістична система» дають змогу прийти до висновку, що логістична система може розглядатись як на макрорівні, так і на макрорівні. Характерними знаками для неї є сумісність усіх елементів, наявність зв'язків між елементами, адаптивність і гнучкість.

Макрологістична система охоплює міжгалузеві процеси між різними фірмами, транспортом, посередниками зі складування та зберігання. Вона також може

охоплювати процеси, пов'язані з виробництвом, транспортуванням, наданням різних видів послуг. Макрологістична система ділиться на:

- виробничу;
- транспортну;
- заготівельну.

Мікрологістична система – система всередині виробництва, що пов'язана з внутрішнім функціонуванням конкретної фірми. Вона, в свою чергу, поділяється на три види:

- логістика, пов'язана із заготівлею та закупівлею товарів;
- виробнича логістика;
- логістика, що направлена на реалізацію продукції (розподільча логістика)

(рис. 1.1) [21].

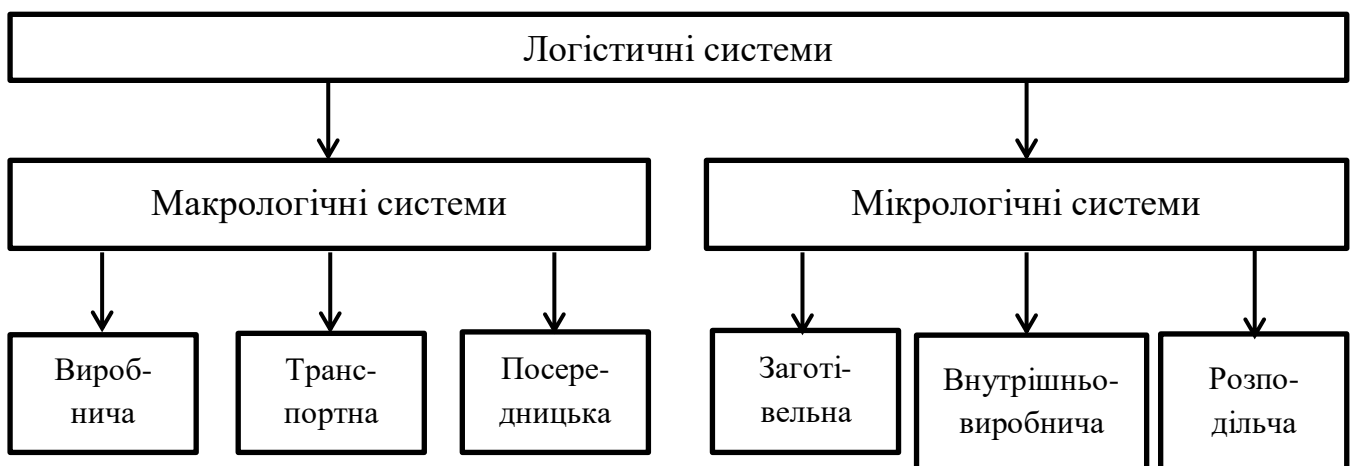


Рис. 1.1 Види логістичних систем підприємства

Проте всі ці види логістики мають єдину обов'язкову складову – логістичний інформаційний потік, що включає надходження даних про матеріальний потік, їх передачу, обробку та систематизацію.

В широкому сенсі «логістична система» розуміється як інтегрована система формування та контролю всіх процесів потоку продуктів, спрямованих на досягнення найбільш вигідного співвідношення між рівнем витрат і рівнем надаваних послуг. Основне завдання логістики – створення і забезпеченні ефективного функціонування

інтегрованої системи управління матеріальними потоками на виробництві. Неможливим є також вирішення питань оптимізації на підприємстві без застосування методів логістики.

Використання концепцій «логістичної системи» дозволяє підприємствам скоротити всі види витрат, прискорити процеси виробництва, забезпечити безперебійну роботу підрозділів, тощо.

Окремим поняттям є транспортна логістика – розділ логістики руху (або покою) ресурсів, що розглядає управління фізичним переміщенням матеріальних ресурсів у просторі і часі відповідно до інтересів їх споживачів.

До основних завдань транспортної логістики відносять:

- створення транспортних систем, а також транспортних коридорів і ланцюгів;
- забезпечення технічної та технологічної єдності учасників транспортного процесу;
- забезпечення єдності транспортно-складських процесів;
- вибір виду і типу транспортного засобу;
- вибір раціональних маршрутів доставки;
- розподіл рухомого складу за маршрутами;
- вибір перевізників і логістичних партнерів;
- планування собівартості перевезення та розрахунок тарифів;
- розподіл ризиків, прибутку та відповідальності між учасниками;
- вибір систем інформаційної підтримки процесу транспортування.

До розв'язання поставлених задач у транспортній логістиці застосовують такі методи і моделі:

- моделі вибору перевізника;
- маршрутизація перевезень;
- модель «точно своєчасно»;
- економіко-математична модель макрологістичної системи;
- тощо [22].

1.2 Проблеми логістики при виконанні транспортних перевезень

Логістичний менеджмент це наука про оптимальне управління потоками в часі і просторі. Сучасні дослідження в логістиці направлені на:

- розробку інноваційних стратегій оптимізації бізнес-процесів підприємства;
- визначення інноваційних механізмів та їх реалізацію;
- систематизація та вибір найбільш оптимальних стратегій;
- оптимізацію логістичних процесів на основі формування оптимальних логістичних схем.

Просторові теорії в логістиці пов'язані з оптимізацією діяльності транспортно-логістичних підприємств, впливом логістичних потоків на кінцевий результат, моделювання логістичних схем на основі інтеграцій потоків, вибором раціональних маршрутів в системі транспортування готової продукції, а також створенням оптимальної транспортно-логістичної системи [23].

Оптимальна транспортно-логістична система – це така система, яка забезпечує максимальний економічний ефект при достатньому рівні надійності та якості послуг в рамках існуючих обмежень ресурсів [24]. До основних елементів транспортно-логістичної системи відносять (рис 1.2):

- об'єкти транспортної інфраструктури;
- регіональні розподільчі центри (термінальні комплекси);
- посередники (експедитори, власники терміналів, митних і товарних складів);
- логістичні підсистеми (інформаційна, фінансова, нормативно-правова тощо).

Процеси глобалізації на даному розвитку світової економіки призводять до підвищення рівня транспортних процесів, збільшення обороту ресурсів і, відповідно, транспортних потоків, як внутрішніх, так і міжнародних. Згідно з дослідженнями Міжнародного валютного фонду, витрати на логістику складають на рівні підприємств – від 4% до більш ніж 30% доходів, у європейських підприємств цей показник коливається в межах від 9% до 11% [25].

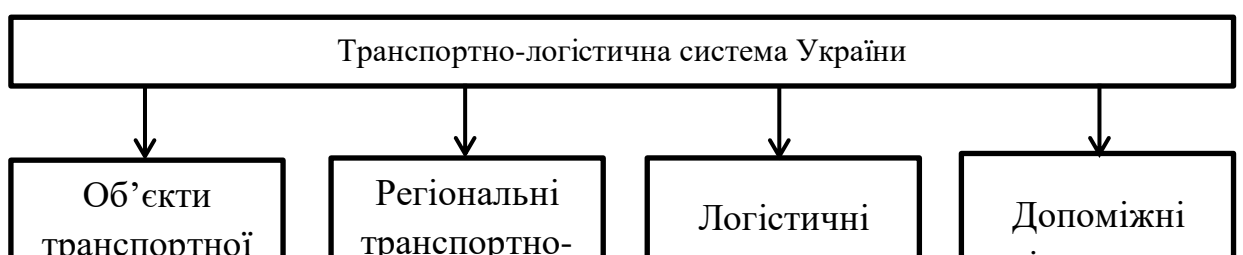


Рис.1.2 Транспортно-логістична система України

Все це значною мірою призводить до виникнення проблем в організації транспортної логістики (таблиця 1.1) [26].

Таблиця 1.1

Проблеми транспортної логістики

Проблема	Характеристика проблеми
Якість транспортного обслуговування	Більшість підприємств зараз вирішують передати транспортні процеси до аутсорсингових транспортних підприємств. Таким чином зменшуються витрати за рахунок того, що підприємству не потрібно тримати власних парк транспортних засобів, а також підвищується якість перевезень, адже транспортуванням займаються спеціалізовані фірми.
Зношеність рухомого складу	Дана проблема стосується конкретно Української транспортно-логістичної системи. Наприклад, зношеність основних фондів «Укрзалізниці» складає 50-80%.
Недовантаження рухомого складу	Дана проблема пов'язана з незнанням комплектації відправлень від різних вантажовідправників.
Складність організації взаємодії кількох видів транспорту	Дана проблема наразі спричиняє труднощі в організації комбінованих перевезень через недостатню оснащеність перевалочних пунктів.
Недостатня інформаційна підтримка процесу перевезень	Дана проблема стосується і зв'язку з водієм, моніторингу вантажу на протязі перевезення, контролю стану та місцезнаходження транспортного засобу.
Складність у побудові маршрутів перевезення	Всі транспортні компанії на даному етапі знаходяться в пошуку способу оптимізації маршрутів перевезення, що дало б змогу значно скоротити час на перевезення, а відповідно і витрати.

Величезна кількість логістичних проблем виникає саме на етапі перевезення вантажу. Процес перевезення вантажу – це комплекс етапів від моменту підготовки відправлення вантажу від початкового до кінцевого пункту. Даний процес включає:

1. підготовку вантажу до перевезення;
2. навантаження вантажу;
3. транспортування вантажу;
4. розвантаження вантажу і складування на складі отримувача.

Основна проблема виникає на третьому етапі перевезення і полягає у виборі оптимального маршруту перевезення. Маршрутом називається шлях слідування автомобіля від початкового до кінцевого пункту, зі вказаними місцями доставки.

При перевезення вантажів чи пасажирів діяльність системи «водій-автомобіль» проходить по певному маршруту, і наскільки ця робота «важка» чи «легка», «затратна» і так далі, залежить від конкретних показників (протяжність та стан доріг, вимоги до організації руху, наявність поселень, погодні умови тощо). Проблема вибору маршруту, або ж маршрутизації транспорту (Vehicle Routing Problems, VRP) вважається фундаментальною проблемою.

Вперше маршрутизацію автотранспорту у 1959 році застосували Джордж Дацинг і Джон Рамсер, і з роками вона широко розвивається. Розвиток транспортної мережі, розбудова населених пунктів, зміни в транспортній інфраструктурі – все це потребує оптимізації транспортних перевезень, розробки нових інформаційно-розрахункових технологій. Розробка нових алгоритмів та їх вирішення дозволять скоротити час на перевезення і підвищити їх якість [27].

Відомо, що у деяких сегментах ринку доставка товару додає до його кінцевої вартості суму, яка може дорівнювати вартості самого товару. Проте із застосуванням комп'ютерних методів оптимізації такої доставки економія може складати не менше 5-20% від загальної вартості продукту. Проте дотепер існуючі методи розв'язання задач дискретної оптимізації процесів у логістиці не є досконалими і не дають оптимальних рішень [28].

Управлінське рішення з вибору оптимального маршруту перевезення власним автотранспортом, чи компанією аутсорсером, є актуальним для підприємств які

мають широку клієнтську мережу. Важкість прийняття правильного рішення зростає разом із збільшенням кількості споживачів продукції, погіршенням дорожньо-транспортних умов, ростом кількості автомобільних засобів в містах, підвищенням вимог кінцевих споживачів до точності, акуратності, своєчасності поставок [23].

1.3 Методи оптимізації маршрутів перевезення

Розв'язання задачі пошуку оптимальних шляхів є надзвичайно актуальною для сьогодення, особливо якщо врахувати постійну зайнятість населення та бажання ефективно використовувати час. Це завдання є надзвичайно складнішим ніж просто задача пошуку найкоротшого маршруту, адже в ній необхідно врахувати безліч факторів (погодні умови, стан дорожнього покриття, вид транспорту, необхідність пересадки, тощо). Слід також врахувати, що найкоротший за відстанню шлях не завжди є найкоротшим за часом.

Яскравим прикладом задачі оптимізації маршруту є задача комівояжера. Її класичне формулювання звучить так:

1. Є n міст які необхідно відвідати, а також відстань між кожним із них.
2. Комівояжер починає з деякого міста i , відвідуючи кожне із них, має повернутись в початкову точку.
3. Кожне місто має бути відвідане лише один раз.
4. Відстань кінцевого маршруту має бути мінімальною.

Створення оптимізованих маршрутів дозволяє точно визначити обсяг перевезень вантажів, необхідну кількість автомобілів, сприяє скороченню простоїв автомобілів, скороченню витрат на перевезення. Таким чином розробка оптимальних маршрутів перевезення сприяє вчасній та надійній доставці вантажів до кінцевого пункту споживання зі скороченим впливом негативних факторів. Вчені всього світу займаються розробкою нових методів оптимізації та вдосконалення існуючих, які б забезпечували ще більшу ефективність алгоритмів пошуку оптимальних маршрутів перевезення [29].

1.3.1 Метод перебору всіх можливих варіантів маршруту

Найпростішим методом вирішення задачі найбільш оптимального маршруту доставки вантажу зі складу виробника послідовно до кожного кінцевого споживача транспортним засобом є метод перебору всіх можливих варіантів маршруту і знаходження мінімальну загальну відстань пробігу автотранспорту. Проте кількість можливих варіантів доставки росте з ростом кількості кінцевих споживачів. Залежність числа можливих варіантів маршрутів перевезення товарів від кількості кінцевих споживачів (n) має вигляд $(n-1)$. Тому такий метод є громіздким, займатиме багато часу і кінцевий результат може бути не точним [30].

1.3.2 Метод динамічного програмування

Менш трудомістким, проте більш важким з математичної точки зору є метод динамічного програмування. Його сенс в тому щоб обрати оптимальний маршрут перевезення на певному відрізку з врахуванням впливу даного рішення на наступні перевезення. Розробка даної багат шарової задачі пов'язана з побудовою функціональних рівнянь. Оптимальним є рішення при якому досягається мінімум цільової функції [30].

На першому етапі процес переміщення автомобіля з пункту A_0 в пункт A_n розбивається на окремі відрізки (етапи) (рис. 1.3).

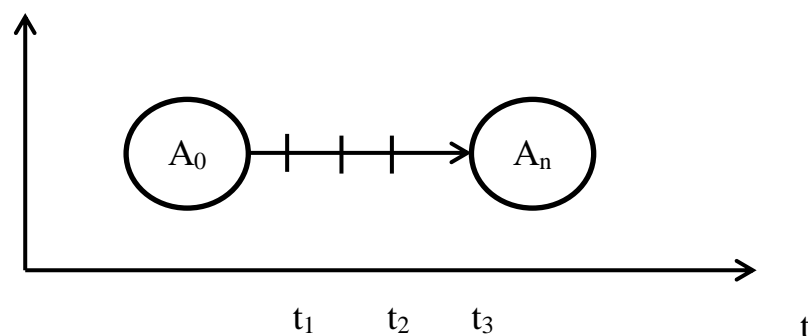


Рис. 1.3 Процес переміщення автомобіля зі стану A_0 в стан A_n

Далі виконується покрокова оптимізація, яка полягає в отриманні виграшного результату на кожному кроці (рис. 1.4).

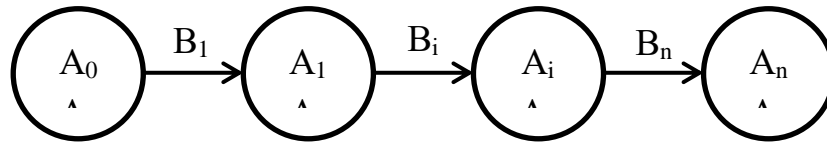


Рис.1.4 Процес переміщення автомобіля зі стану A_0 в стан A_n розбитий на кроки

Якщо на першому кроці буде обрано управління B_1 , то виграш від прийнятого управління розраховується за формулою 1.1:

$$W_1 = f(A_0, B_1) \quad (1.1)$$

Для i -го кроку з керуванням виграш розраховується за формулою 1.2:

$$W_1 = f(A_{i-1}, B_1) \quad (1.2)$$

Процедура побудови кінцевого оптимального рішення включає дві стадії: попередню (умову), остаточну (безумовну). Попередня оптимізація проводиться за кроками у зворотному порядку – від останнього до першого. На попередній стадії визначається для кожного кроку умовне оптимальне управління і умовний оптимальний виграш. Остаточна оптимізація проводиться також покроково, але в правильному порядку – від першого до останнього. На останній стадії для кожного кроку визначається оптимальне рішення [31].

1.3.3 Евристичні методи

Евристичні методи дозволяють значно пришвидшити вирішення задачі оптимізації маршруту. Використовуються у випадку, коли перебір всіх можливих варіантів займає багато часу. Евристичний алгоритм має два етапи:

1. Етап побудови: допустиме рішення формується відносно найближчого клієнта.

2. Етап поліпшення: рішення, отримане на попередньому етапі поліпшується будь-яким відомим алгоритмом розв'язання задачі комівояжера. Оптимізація відбувається вилученням двох або більше ребер та додаванням нових так, щоб загальна довжина зменшувалась.

На вході в алгоритм подається матриця відстаней між пунктами та вектор попиту кожного клієнта [32].

Серед найпоширеніших евристичних методів:

- метод найближчого сусіда;
- метод найближчого міста;
- метод найдешевшого включення;
- метод мінімального дерева.

1.3.4 Метод гілок і меж

Вперше метод був розроблений А.Н. Land та А.Г. Doig (1960) в галузі дослідження операцій. R.J. Dakin (1965). Результатом роботи алгоритму має бути знаходження максимуму функції на допустимій множині (дискретній або раціональній). В алгоритмі виконується дві операції:

1. Розбиття вхідної множини на підмножини – гілки.

2. Знаходження оцінок – меж. Оцінки множини можуть буде згори або знизу. Оцінка згори – точка, не менша за максимум на заданій підмножині. Оцінка знизу – точка, не більша за мінімум на заданій підмножині.

3. Множина, яка має найбільшу оцінку згори називається рекордною. На початку алгоритму вся множина вважається рекордною. Алгоритм методу гілок і меж:

4. Рекордну мережу необхідно розбити на підмножини.

5. Знаходження оцінки згори та знизу для кожної підмножини.

6. Визначити максимальну оцінку знизу для підмножин.

7. Видалити множини, у яких оцінка зверху менша за максимальну оцінку знизу.

8. Знайти максимальну оцінку згори серед всіх множин та прийняти її за рекордну.

9. Якщо дискретність або необхідна точність не досягнуті, перейти до пункту 1.

Результатом роботи алгоритму є значення між оцінкою згори та знизу для рекордної множини. Точністю є різниця між верхньою і нижньою оцінками. Для дискретних множин алгоритм даного методу завершується тоді, коли верхня і нижня оцінки збігаються [33].

1.3.5 Метод Кларка-Райта

Даний метод розроблений двома британськими вченими Г.Кларком і Дж.В.Райтом у 1963 році. Він належить до числа наближених ітераційних методів і призначається для комп'ютерного вирішення задач оптимізації маршруту. Метод використовує поняття виграшу – міра скорочення вартості, яка отримується внаслідок комбінування двох коротших маршрутів в один більший. Перевагами методу є його простота, надійність і гнучкість. Похибка у вирішення не перевищує зазвичай 5-10%. Проте знайдені рішення часто є недостатньо якісними в порівнянні з іншими методами. Сутність полягає в тому, щоб покроково перейти від короткого відрізка маршруту до загального [29].

1.3.6 Генетичні алгоритми

Вперше запропонований Джоном Холландом у 1975 році даний метод заснований на ідеях спадковості в біологічних популяціях. У генетичних алгоритмах кожна окрема особина представляє собою потенційне рішення певної проблеми. Вона кодується рядком генів, або ж хромосом. Більшість особин становлять популяцію. Пошук оптимального рішення задачі відбувається шляхом еволюції популяції – послідовного перетворення одного набору кінцевих рішень в інший набір

використовуючи генетичні оператори репродукції й мутації. Більша ефективність роботи за більшої кількості зовнішніх впливів можлива через наявність у генетичних алгоритмів цілої «популяції» рішень [29].

1.3.7 Метод часткового цілочисельного програмування

Метод часткового цілочислового програмування відноситься до класу задач комівояжера. Постановка даної задачі має вигляд формули 1.3:

$$F = \sum c_{ij} \cdot x_{ij} \rightarrow \min \quad (1.3)$$

де F – функція, що мінімізує довжину маршруту перевезення товарів;

c_{ij} – довжина окремих відрізків від i -го споживача до j -го споживача.

Задача комівояжера вирішується за наступних умов та обмежень:

$x_{ij} = 1$, якщо відрізок маршруту використовується;

$x_{ij} = 0$, якщо відрізок маршруту не використовується;

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \quad \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1$$

$$u_i - u_j + n \cdot x_{ij} \leq n - 1$$

де u_i, u_j – нові змінні [30].

1.3.8 Мурашиний алгоритм

Даний метод є одним з найефективніших поліноміальних алгоритмів для знаходження наближених розв'язків задачі комівояжера та інших задач оптимізації. Цей алгоритм був розроблений бельгійським дослідником Марко Доріго. Суть методу полягає у використанні моделі поведінки мурах, які шукають дорогу від колонії до їжі.

Робота алгоритму полягає у слідкуванні за рухом мурашиних колоній, які залишають за собою сліди (феромони). Починається алгоритм із розташування

мурашок у вершинах графа (містах). Далі починається рух мурашок, а їх напрям визначається імовірнісним методом за формулою 1.4:

$$P_i = \frac{l_i^q \cdot f_i^p}{\sum_{k=0}^N l_k^q \cdot f_k^p} \quad (1.4)$$

де P_i – імовірність переходу шляхом i ;

l_i – довжина i -го переходу;

f_i – кількість феромонів на i -му переході;

q – величина, що визначає «жадібність» алгоритму;

p – величина, яка визначає «стадність алгоритму»;

Важливою умовою є: $q+p=1$.

Результат такого алгоритму не є точним і може бути не найкращим, проте, залежно від імовірності, результат може бути досить точним.

Ідея створення такого алгоритму прийшла після спостереження за мурашиними колоніями, які колективно здатні знайти найкоротший шлях між колонією і місцем харчування.

Навколишнє середовище представляє для мурах повнозв'язний неорієнтовний граф. Кожне ребро має вагу – відстань між двома точками. Граф є двох скерованим, тобто мураха може подорожувати по ньому в будь-якому напрямку.

Імовірність включення певного ребра в маршрут пропорційна до кількості феромонів, залишених на цьому відрізку. А кількість відкладених феромонів пропорційна до довжини маршруту. Чим коротший маршрут, тим більше феромонів буде відкладено на його ребрах, а отже більше мурах його оберуть. Більшість мурашок будуть рухатись по локально оптимальному маршруту.

Шлях, який пройшла мураха відображається коли мураха відвідає всі вузли графа. Після завершення підраховується довжина шляху – сума довжини всіх ребер між графами. Кількість залишеного феромону описується рівнянням 1.5, в якому Q є константою:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \frac{Q}{L^k(t)} \quad (1.5)$$

Результат рівняння є засобом виміру шляху, чим більша концентрація феромонів – тим коротший шлях, і навпаки. Щоб збільшити кількість феромонів вздовж кожного ребра на пройденому мурахою шляху використовується рівняння 1.6:

$$\tau_{ij}(t) = \Delta\tau_{ij}(t) + (\tau_{ij}^k \times \rho) \quad (1.6)$$

Дане рівняння застосовується до всього шляху, а кожне ребро позначається феромоном пропорційним до довжини шляху. Константа ρ дорівнює значенню між нулем та одиницею [34].

1.3.9 Нейронні мережі

Використання методу нейронних мереж набуло широкого загалу досить нещодавно, адже тема штучного інтелекту не вивчена до кінця. Принцип дії такого методу полягає в тому, що на вхід в мережу подаються певні дані, потім мережа навчається за допомогою функції активації під впливом різних факторів, на виході отримується кінцевий результат. Більш детально про будову та принципи роботи нейронних мереж в аналітичній частині даної роботи.

Вирішення задач за допомогою нейронних мереж включає в себе такі етапи:

1. Збір даних для навчання.
2. Підготовка та нормалізація даних.
3. Вибір типу мережі.
4. Експериментальний підбір характеристик мережі.
5. Експериментальний підбір параметрів навчання.
6. Процес навчання.
7. Перевірка оптимальності навчання.
8. Корекція даних, кінцеве навчання.
9. Подальше використання мережі.

Використання методу нейронних мереж має певні переваги, зокрема:

- можливість використання для вирішення задач з неповною інформацією, коли звичайні математичні алгоритми не дають бажаного результату;

- підвищення точності рішення, зниження впливу людського фактору на кінцевий результат;
- детальне вивчення процесів та результатів;
- прискорення процесу прийняття рішень;
- знаходження оптимального рішення коли є вплив безлічі зовнішніх факторів [35].

Висновки до розділу 1

1. Нейронні мережі мають низку переваг серед інших, більш традиційних методів (див. пункт 1.3.9). Штучні нейронні мережі дозволяють досягти нової якості роботи, визначити ефект від їх впровадження, по-новому організувати процес прийняття рішення. А отже, штучні нейронні мережі є перспективним і потужним аналітичним елементом.

2. На основі дослідження різних методів оптимізації маршруту перевезення визначено, що найоптимальнішим є методи штучного інтелекту з використанням нейронних мереж.

2. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

КАФЕДРА ОРГАНІЗАЦІЇ АВІАЦІЙНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ				НАУ 20. 11. 67. 200 ПЗ				
Виконав	Трахановська М.Р.			2. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	Літера	Арк.	Аркушів	
Керівник	Якушенко А.С.					Д	33	33
Консульт.	Якушенко А.С.				ФТМЛ 275 ОП-201М			
Н. контр.	Дерев'янюк Т.А.							
Зав. каф.	Шевчук Д.О.							

2.1 Штучний інтелект та машинне навчання

Вважається, що ШІ як наука почав розвиватись з тесту Т'юрінга [36]. Алан Т'юрінг в 1950 році створив емпіричний тест, в якому поставив за мету визначити чи вміє машина думати. Стандартна інтерпретація даного тесту звучить наступним чином: «Суддя взаємодіє з одним комп'ютером і однією людиною. На підставі відповідей на питання суддя повинен визначити, з ким він розмовляє: з людиною чи з комп'ютерною програмою. Завдання комп'ютерної програми — ввести суддю в оману, змусивши зробити неправильний вибір». Учасники тесті не бачать один одного. Якщо суддя не зможе точно виявити хто із співрозмовників є людиною, то вважається що машина пройшла тест [37].

Наступною значною подією в історії штучного інтелекту був Дартмутський семінар – відома літня школа в Дартмуті, організована засновниками штучного інтелекту Джоном Маккарті, Марвіном Мінським, Натаніелем Рочестером та Клодом Шеноном. В літній період 10 спеціально відібраних вчених мали досліджувати ШІ, збирати та систематизувати статистичні дані, вивчати машинну освіту, тощо [36].

Пізніше, на початку 1960-х років почали з'являтися машини, які навчались самостійно. Наприклад перцептрон Розенблатта [36]. Перцептрон – математична чи комп'ютерна модель сприйняття інформації мозком. Перцептором став однією з перших моделей нейронних мереж [38].

Початком розквіту систем, заснованих на знаннях стали 1970-ті роки. Дані системи дотепер вважаються важливою частиною науки про експертні системи. Суть даних систем полягає в тому, щоб зібрати достатню кількість інформації і на її основі робити певні висновки. Одним із найяскравіших прикладів такої системи стала система MYCIN, присвячена ідентифікації бактерій, які викликають серйозні інфекції. На основі 600 правил дана система рекомендує лікування антибіотиками, яке підходить пацієнтам в 69% випадків. В 1990-х роках акцент змістився на машинну освіту, а нейронні мережі не вважались особливо перспективними [36].

Машинне навчання (machine learning) є підгалуззю штучного інтелекту в галузі інформатики, яка з допомогою статистичних прийомів надає комп'ютерам здатність

навчатися, тобто покращувати продуктивність в тій чи іншій задачі, без запрограмованих явно алгоритмів [39]. Томас Мітчел, в книзі «Машинне навчання» дає таке визначення даному терміну: «Комп'ютерна програма навчається по мірі накопичення досвіду відносно деякого класу задач T і цільової функції P , якщо якість вирішення цих задач (відносно P) покращується з отриманням нового досвіду» [40].

Дане визначення не є ідеальним, але воно дозволяє пояснити що центральне місце в машинному навчанні займають не дані, а цільова функція. Тобто вибір цільової функції ще на початку роботи дозволяє конкретно визначити всю подальшу роботу. Наприклад, було б непогано «навчити комп'ютер читати». Дана задача поставлена неправильно, адже незрозуміло який очікується результат. Комп'ютер повинен правильно відповідати на запитання по темі прочитаного, чи зробити синтаксичний розбір речень, чи знайти найбільш схожі статті в Інтернеті?

Для визначення цільової функції необхідно розібрати класифікацію задач машинного навчання рис. 2.1 основні класи задач машинного навчання це навчання з учителем (supervised learning) та навчання без учителя (unsupervised learning).

В першому випадку на вхід подається набір тренувальних параметрів, який зазвичай називають тренувальним набором даних. Задача постає в тому, щоб продовжити вже відомі відповіді на новий досвід у вигляді тестового набору даних. Основне припущення в цій задачі в тому, що дані, які доступні для навчання, будуть чимось схожі на дані, на яких доведеться застосовувати навчену модель. В задачах класифікації поданому на вхід об'єкту необхідно присвоїти клас. В задачі регресії потрібно передбачити значення певної функції, в якій зазвичай буде безкінечна кількість різних значень. Задача ранжирування полягає в тому, щоб поставити об'єкти в порядку зменшення значення цільової функції.

В задачах навчання без вчителя немає розміченого набору даних, який би відповідав конкретній задачі. Найросповсюдженішими серед них є кластеризація, зниження розмірності та оцінка густини. В задачах кластеризації необхідно поділити дані на невідомі класи за певною мірою подібності. Зниження розмірності ставить за мету побудувати уявлення даних меншої розмірності, яке буде достатньо повно

відображати дані початкового набору. Задачі оцінки густини оцінюють розподіл певних точок за апріорними уявленнями звідки ці точки взяли [36].

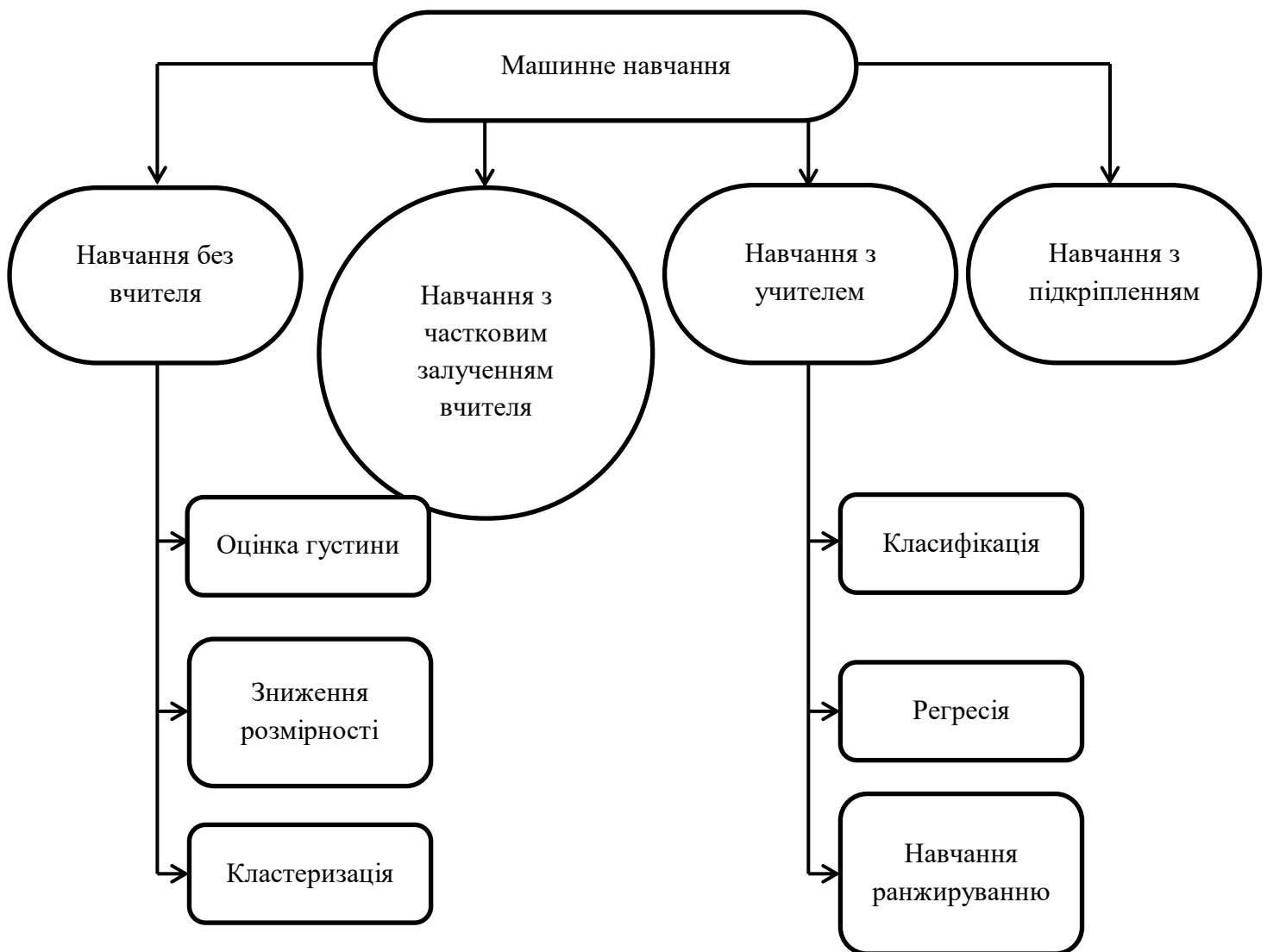


Рис. 2.1 Класифікація машинного навчання

2.2 Нейронні мережі. Їх характеристика, класифікація та принцип роботи

2.2.1 Модель нейрону

Біологічний нейрон, як і всі інші клітини, складається з ядра та цитоплазми. Тіло клітини відокремлене від навколишнього середовища тонкою мембраною (75нм), яка характеризується низькою провідністю. Крім того, нейрони мають спеціальні відростки – за одними вони отримують інформацію, іншими передають інформацію. Відростки (дендрити) є деревовидними, а інформація передається за допомогою сигналів (синапсів). Передача інформації від одного нейрона до іншого відбувається через розповсюдження нервового імпульсу через нервово волокно – аксон. Кожен нейрон може мати безліч дендритів і лише один аксон. Однією з важливих особливостей біологічного нейрона є його пластичність. Під пластичністю розуміються зміни в нейронах чи нейронних мережах, тривалість яких значно перевищує час передачі інформації між нейронами. Найважливішими формами пластичності є звикання (негативне навчання) і класичний умовний рефлекс (асоціативне навчання). На основі біологічного нейрону було створено поняття штучного нейрону [41].

Штучний нейрон це вузол штучної нейронної мережі. Він є спрощеною моделлю біологічного нейрону. Штучний нейрон представляють у вигляді деякої нелінійної функції від єдиного аргументу – лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Дану функцію називають функцією активації або спрацьовування, передавальною функцією. Результат посиляється на єдиний вихід.

Зв'язки між нейронами, подібно до біологічних мереж, називаються синапсами. Кожен зв'язок має свою вагу. Зв'язки з позитивною вагою є збудливими, а з негативною – гальмівними. Нейрон має один вихід – аксон. З єдиного виходу нейрона сигнал може надходити на безкінечне число входів інших нейронів.

Нейрони, в основному, класифікують на основі їх положення в мережі. Виділяють наступні типи:

- вхідні нейрони – отримують вектор, що кодує їх сигнал. Нейрони цього типу не виконують обчислювальних операцій, а просто передають отриманий вхідний сигнал на вихід, часто посиливши або послабивши його;

- вихідні нейрони – це виходи мережі. У них можуть проводитися будь-які обчислювальні операції;

- проміжні нейрони – виконують основні обчислювальні операції.

Математично нейрон являє собою ваговий суматор, єдиний вихід якого визначається через його входи і матрицю ваг за формулою 2.1:

$$y = f(u), u = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + w_0 \cdot x_0 \quad (2.1)$$

де x_i і w_i – відповідно сигнали на входах нейрона і ваги входів;

u – функція індуксованого локального поля;

$f(u)$ – передавальна функція.

Значення сигналів на вході нейрона задаються в інтервалі $[0, 1]$. Значення можуть бути дискретними (0 або 1), або аналоговими. Для ініціалізації використовується додатковий вхід x_0 і відповідна йому вага. Ініціалізація – зсув активаційної функції нейрона по горизонтальній осі, тобто формування порогу чутливості нейрона. Іноді до виходу нейрона спеціально додають випадкову величину – зсув. Зсув розглядається як сигнал на додатковому, завжди навантаженому, синапсі [42].

Нейрон є елементарною частинкою нейронної мережі. Структура нейрону з єдиним скалярним входом зображена на рис. 2.2

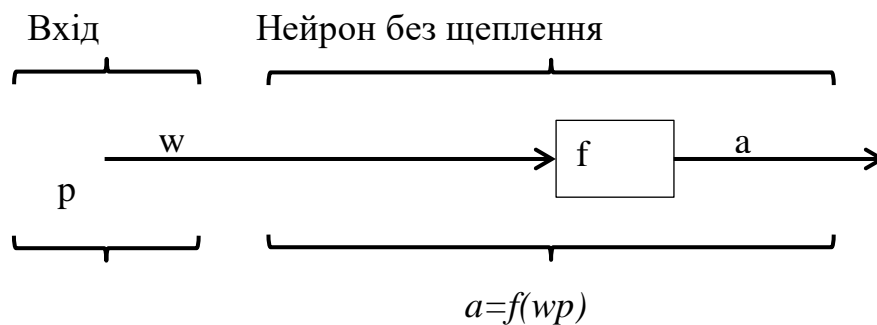


Рис. 2.2 Нейрон з єдиним скалярним входом

Скалярний вхідний сигнал p перемножується на ваговий коефіцієнт w , і результуючий зважений вхід $w \cdot p$ є аргументом функції активації нейрона f , яка породжує скалярний вихід a [43].

Нейрон на рис. 2.3 доповнений скалярним зміщенням b .

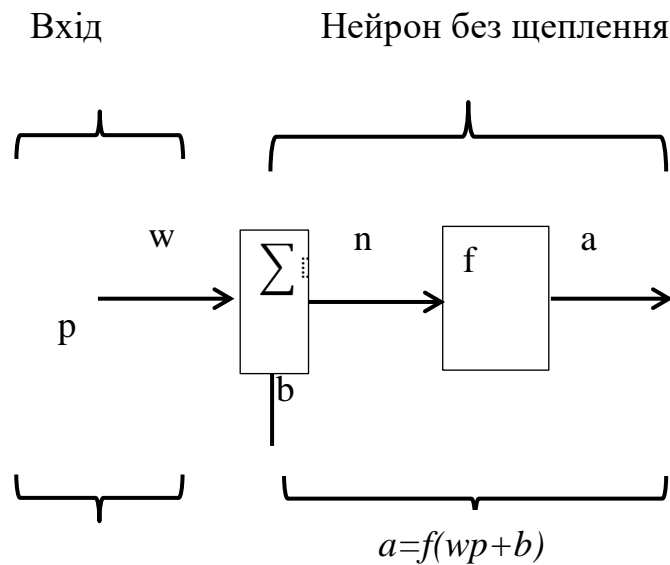


Рис. 2.3 «Нейрон, доповнений скалярним зміщенням»

Зміщення додається до зваженого входу $w * p$ і призводить до здвигу аргументу функції f на величину b . Вхід n функції активації нейрону все ще залишається скалярним і рівним сумі зваженого входу і зміщення b . Ця сума є аргументом функції активації, а виходом є сигнал a [43]. Константи w і b є скалярними параметрами нейрона. Основна задача в налаштуванні параметрів нейрону це те, щоб поведінка нейронної мережі відповідала деякому бажаному результату.

Рівняння нейрона зі зміщенням має вигляд 2.2:

$$a = f(w * p + b * 1) \quad (2.2)$$

Константа 1, яка визначає зміщення, розглядається як вхід і може бути врахована у вигляді лінійної комбінації векторів входу 2.2 [43]:

$$a = [w \ b] \begin{bmatrix} p \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Передавальна функція $f(u)$ розраховує залежність сигналу на виході нейрону від зваженої суми сигналів на його входах. Частіше за все функція є монотонно зростаючою і її значення лежить в області $[-1, 1]$ або $[0, 1]$, та існують винятки. Іноді

необхідно щоб передавальна функція була безперервно диференційованою на всій числовій осі. Штучний нейрон повністю характеризується своєю передавальною функцією. Нейрон та НМ в цілому може бути нелінійною через використання різних передавальних функцій.

Передавальні функції можуть бути:

- лінійними – вагова сума сигналів на вході нейрона лінійно пов'язана із сигналом на виході за рівнянням 2.4:

$$f(x) = tx \quad (2.4)$$

де t – параметр функції. Крім простої лінійної функції можуть також використовуватись її модифікації. Наприклад, напівлінійна (якщо аргумент менше нуля, то функція дорівнює нулю, а в інших випадках поводить себе як лінійна) функція або крокова (лінійна функція з насиченням). Її можна виразити за формулою 2.5:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ 1 & \text{if } x \geq 1; \\ x & \text{else} \end{cases} \quad (2.5)$$

- порогова передавальна функція або функція Хевісайда. Дана функція являє собою перепад. Сигнал нейрона на виході буде дорівнювати нулю поки зважений сигнал на вході не досягне певного рівня T . як тільки сигнал на вхід досягає цього значення, сигнал на виході стрибкоподібно змінюється на одиницю. Функція має вигляд формули 2.6:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq T \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.6)$$

де $T = -w_0x_0$ – зсув функції активації щодо горизонтальної осі;

- сигмоїдальна передавальна функція. Використання цієї функції зумовлене обмеженістю нейронних мереж із пороговою функцією активації нейронів. Дана функція дозволяє перейти від бінарних виходів нейрона до аналогових. Такий тип функцій властивий нейронам, які знаходяться у внутрішніх шарах нейронної мережі;

- логістична функція математично виражається формулою 2.7:

$$\sigma(x) = \frac{1}{(1+\exp(-tx))} \quad (2.7)$$

де t – крутизна функції. Функція вироджується в порогову, коли t прямує до нескінченності. При $t=0$ сигмоїда перетворюється в постійну функцію зі значенням 0,5. Вагомою перевагою даної функції є простота її похідної.

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = t f(x)(1 - f(x))$$

Використання даної функції при навчання нейронної мережі спрощує те, що похідна може бути виражена через її значення;

- гіперболічний тангенс виражається за формулою 2.8:

$$th(Ax) = \frac{\exp(Ax) - \exp(-Ax)}{\exp(Ax) + \exp(-Ax)} \quad (2.8)$$

Його область значень лежить в інтервалі $[-1; 1]$;

- радіально-базисна функція передачі приймає як аргумент відстань від вхідного вектора до деякого наперед заданого центру активаційної функції. Значення функції є тим вищим, чим ближче до центру вхідний вектор. Як радіально-базисна функція часто використовується функція Гауса 2.9:

$$y = \exp\left(-\frac{(S-R)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.9)$$

де $S = \|X-C\|$ - відстань між центром C і вектором вхідних сигналів X .

Скалярний параметр σ визначає швидкість спадання функції при віддаленні вектора від центру і називається шириною вікна, а параметр R визначає зсув активаційної функції по осі абсцис. Такі мережі називають RDF-мережами (Radial basis function network). Для визначення відстані між векторами зазвичай використовують евклідову відстань за рівнянням 2.10:

$$S = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - c_j)^2} \quad (2.10)$$

де x_j – j -та компонента вектора, поданого на вхід нейрона;

c_j – j -та компонента вектора, що визначає положення центру передавальної функції.

Мережі з такими нейронами називають ймовірнісними або регресійними;

- експонента $f(x) = \exp(-Ax)$;
- тригонометричний синус;
- модульна $f(x) = |x|$;
- квадратична [42].

2.2.2 Нейронні мережі та їх класифікація

Ще в 1994 році відомий дослідник нейронних мереж Джон Денкер сказав, що «Нейронні мережі – це другий найкращий спосіб зробити майже що завгодно» [45]. Дійсно, на той час було відомо, що НМ теоретично може вирішити будь-яку задачу, наблизити будь-яку функцію, а глибока НМ – більш ефективно вирішувати складні задачі.

Вивчення нейронних мереж поділилось на два підходи коли у 1943 році Воррен Маккалох і Волтер Піттс створили обчислювальну модель для нейронних мереж на основі математики і алгоритмів та назвали її «порогова логіка». Перший підхід зосередився на біологічних процесах у мозку, а другий - на застосуванні нейронних мереж до штучного інтелекту [44].

Вікіпедія дає [44] визначення нейронних мереж як обчислювальних систем, натхненних тваринними нейронними мережами. Штучні нейронні системи налаштовані на вирішення певних задач шляхом навчання на прикладах. Наприклад, для розпізнавання зображень котів, вони мають проаналізувати зображення з прикладами «кіт» та «не кіт», та ідентифікувати котів на інших зображеннях на основі вивченого. Штучні нейронні мережі не мають поняття про те, як має виглядати кіт,

проте в ході навчання складають перелік параметрів за якими будуть обирати схоже зображення.

За іншим визначенням, штучна НМ це структура, яка має велику кількість процесорних елементів що мають власну локальну пам'ять і можуть взаємодіяти з іншими процесорними елементами через комунікаційні канали з метою передачі інформації. Іншими словами, штучні нейронні мережі – це обчислювальні парадигми, які представляють собою спрощені моделі біологічних нейронних мереж [41]. Вони являють собою мережу простих елементів – нейронів, які отримують певну інформацію на вхід, змінюють свій внутрішній стан (збудження) відповідно до цієї інформації, і роблять вихід залежний від входу і збудження. Нейрони обробляють сигнали і передають їх наступним нейронам, цей процес називається навчанням та керується правилами навчання. В найпопулярніших структурах штучних нейронних мереж сигнал на з'єднанні між нейронами є дійсним числом, а вихід нейрону обчислюється нелінійною функцією суми входів. Штучні нейрони і з'єднання між ними мають вагу, яка змінюється під час навчання [44]. Найпростіша мережа утворюється з'єднанням виходів одних нейронів зі входами інших та утворенням орієнтованого зваженого графу (рис. 2.4).

До основних властивостей штучних нейронних мереж відносять:

- обробка інформації відбувається локально в штучному нейроні, який є базовою структурною одиницею мережі;
- паралелізм, полягає у тому, щоб розділити глобальну задачу на паралельні локальні задачі, які взаємодіятимуть між собою;
- здатність до навчання – головна перевага нейронних мереж перед традиційними, відомими нам алгоритмами;
- здатність до розподіленого зберігання знань, отриманих у ході навчання.

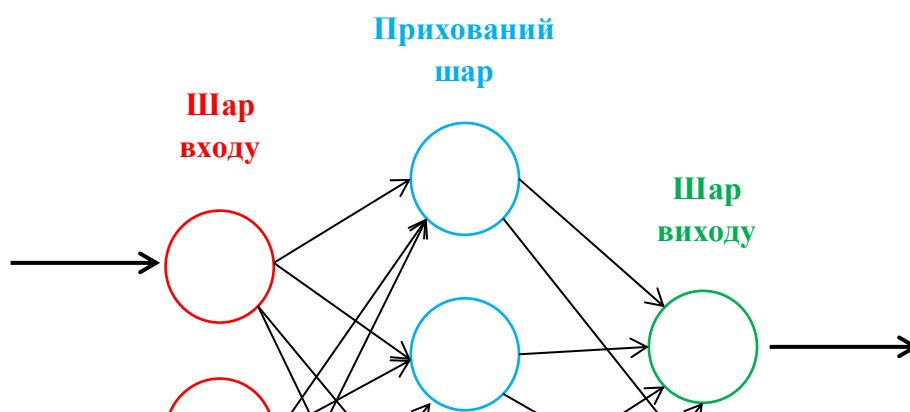


Рис. 2.4 Штучна нейронна мережа

Архітектури сучасних нейронних мереж ділять на такі категорії:

- мережі з повним набором міжнейронних зв'язків – можливість взаємодії кожного нейрона нейронної мережі з будь-яким іншим (рис. 2.5);

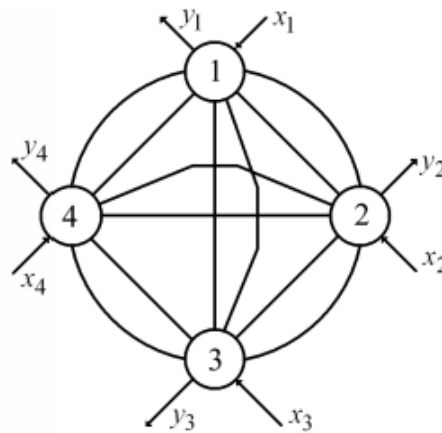


Рис. 2.5 Нейронна мережа з повним з'єднанням

- мережі з фіксованим індексом оточення використовується у випадках, коли нейронна мережа містить величезний набір нейронів (рис. 2.6). такі структури є модульними;

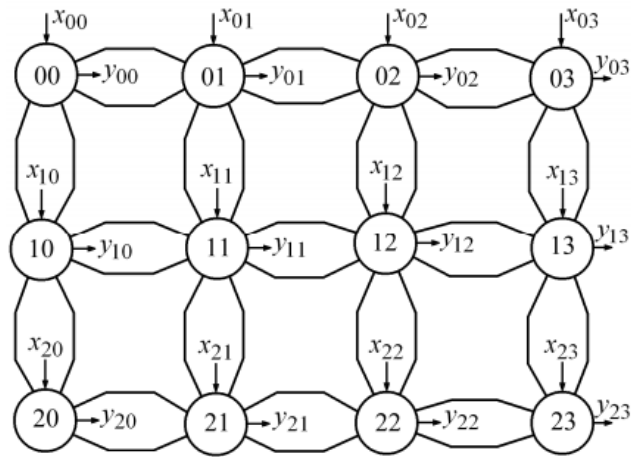


Рис. 2.6 Нейронна мережа з індексом оточення 4

- мережі з пошаровою структурою – використовуються в залежності від свого функціонального позначення, можуть мати однотипні чи різнотипні нейрони. В залежності від шарової структури мережі, характер зв'язків між нейронами може мати свої особливості та ознаки (рис. 2.7) [41].

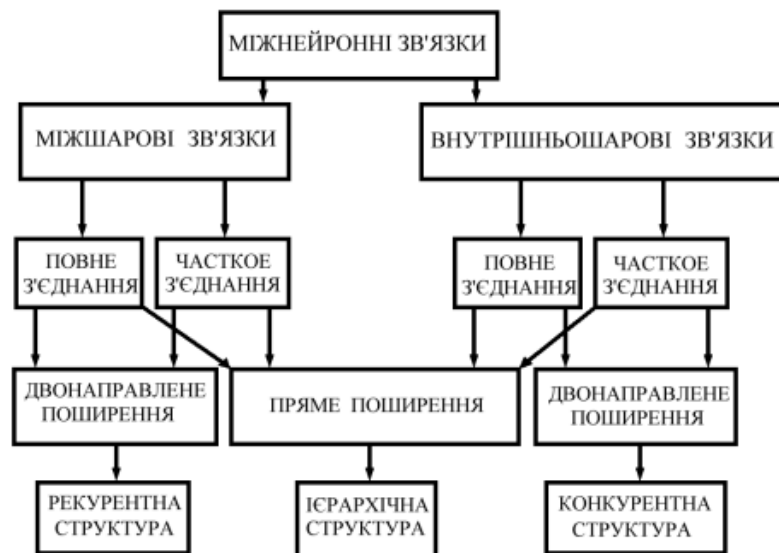


Рис. 2.7 Види між нейронних зв'язків

Нейронні мережі вивчаються вченими різних галузей, а тому існує велика кількість нейронних структур та їх модифікацій. Кожна модифікація розроблена для вирішення лише певного типу задач. Найбільш розповсюдженні такі структури зображено на рис. 2.8 [41].

Штучні нейронні мережі з повним з'єднанням можуть бути одношаровими та багатошаровими. В одношаровій структурі всі сигнали можуть поступати на всі нейрони. Класичною одношаровою нейронною мережею є перцептрон Розенблатта. В багатошарових структурах забезпечується передача інформації від будь-якого нейрону попереднього шару, на будь-який нейрон наступного шару.

РБФ-мережі використовують радіальні базисні функції. Вони є окремим випадком багатошарових штучних нейронних мереж прямого поширення, де приховані нейрони використовують радіальні базисні функції.

WTA (Winner Take All) структури Ліпмана-Хеммінга використовуються переважно для вирішення задач класифікації. Такі структури містять один шар з m нейронів, кожен з яких відповідає за свій клас об'єктів, які потрібно класифікувати. У загальному випадку, кожен елемент вхідного вектора пов'язані з кожним класифікуючим нейроном.

Нейронна мережа Кохонена має розподілену пам'ять. Така структура дозволяє уникнути катастрофічної деградації нейронної мережі у випадку відмови одного з нейронів. Такий ефект досягається завдяки розподіленій пам'яті, де за класифікацію вхідного вектора відповідає не один нейрон, а кластер нейронів.

Нейронні мережі зустрічного поширення – один із способів використання механізму WTA. Така система має два шари нейронів різного типу: перший шар є двовимірною матрицею Кохонена, а другий шар називають шаром Гроссберга. Об'єднання цих двох шарів дозволяє доповнити кожен додатковими властивостями.

У структурах мереж прямого поширення відсутні зворотні зв'язки, тобто нейрони можуть посилати сигнали лише в одному напрямку, тим самим формуючи статичний стан кожного з них. В рекурентних мережах дозволяються зворотні зв'язки, тобто коли обчислення в нейроні одного шару відбуваються на основі обчислень нейронів попереднього шару. Такі мережі мають динамічний характер функціонування. Якщо послідовність спрацювання нейронів одного шару встановлена, мережу називають синхронною. У іншому випадку мережа є асинхронною.

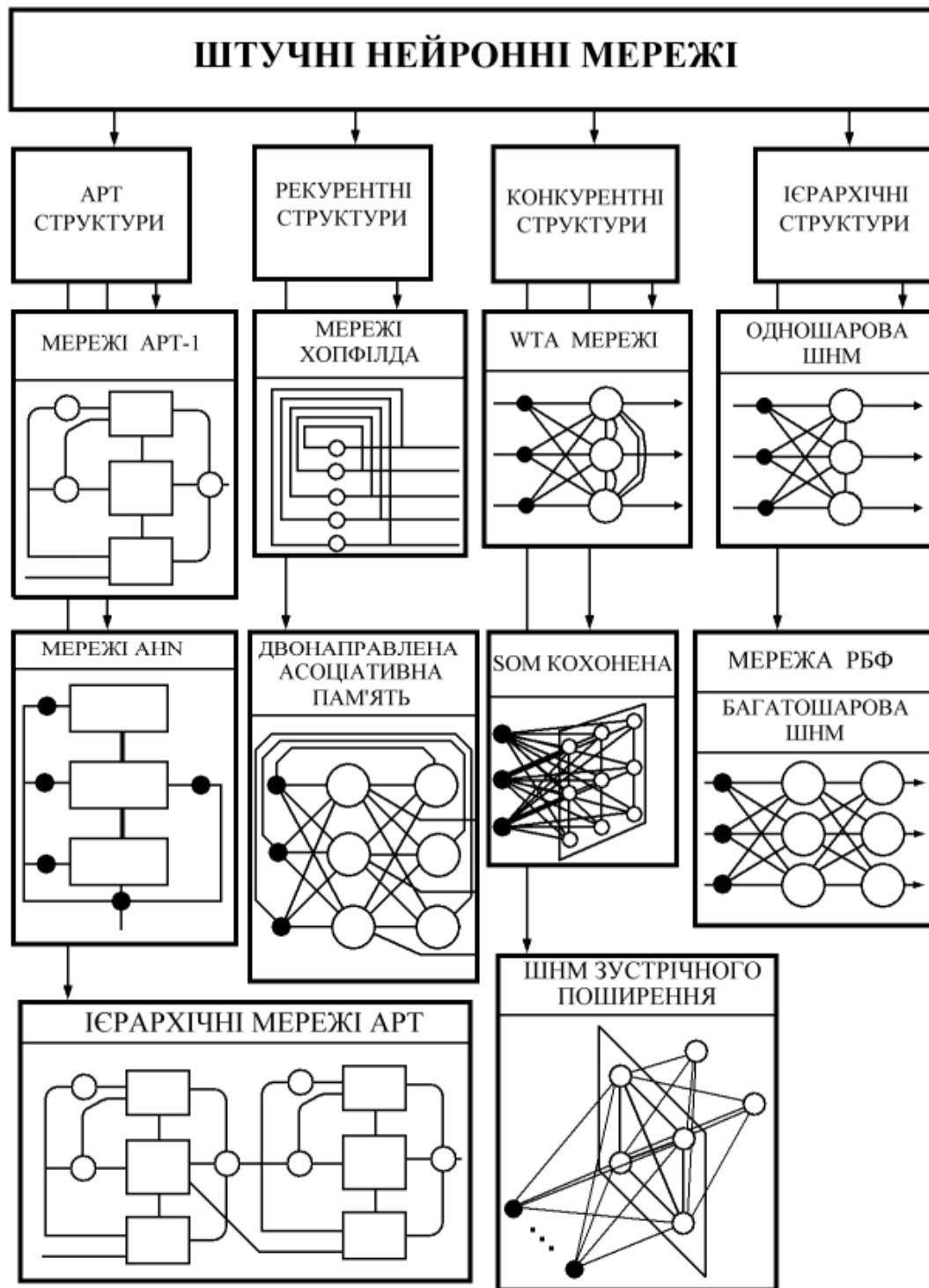


Рис. 2.8 Класифікація штучних нейронних мереж

При вирішенні задач класифікації та категоризації актуальною є проблема стабільності-пластичності, яка полягає у тому, щоб визначити чи є об'єкт класифікації новою інформацією. Цей факт встановлюється шляхом визначення критерію новизни. У випадку, коли мережа знаходить у своїй пам'яті подібний об'єкт, запам'ятовування не відбувається, а реакція є схожою до реакції на попередній

подібний образ. Виходом в даній ситуації є теорія адаптивного резонансу, що виникла в центрі адаптивних систем Бостонського університету. На базі даної теорії було створено ряд нейронних мереж, названих ART-1 мережі. Вони працюють виключно з бінарними вхідними даними та мають загальний недолік – підвищена чутливість до процесу формування кластерів [41].

2.3 Навчання нейронних мереж

Навчання нейронної мережі це процес, під час якого параметри мережі налаштовуються за допомогою моделювання середовища, в якому ця мережа знаходиться. Навчання нейронної мережі проходить з метою отримання бажаної вихідної множини Y з деякої множини входів X . Навчання проходить шляхом покрокового пред'явлення вхідних векторів з одночасним налагодженням ваг відповідно до певної функції. В процесі навчання ваги мережі поступово налаштовуються так, щоб кожен вхідний вектор виробляв необхідний вихідний вектор [45].

Під час навчання нейронної мережі відбувається наступна послідовність подій:

- в нейронну мережу надходять сигнали із навколишнього середовища;
- змінюються вільні параметри нейронної мережі;
- після навчання змінюється структура нейронів, а отже мережа відповідає на вхідні параметри вже іншим чином.

Правила навчання нейронної мережі називають алгоритмом навчання. Алгоритм навчання є різним для кожної нейронної мережі, відповідно до її архітектури. Відрізняються вони один від одного способом налаштування ваг нейронів.

Нейромережа налаштовує зв'язки за певною навчальною множиною. Мережі, які навчаються на прикладах більш точні, ніж ті, які функціонують згідно визначеної множини правил. Для навчання нейронної мережі необхідно мати модель навколишнього середовища. Також треба визначити як модифікувати ваги зв'язків між нейронами.

Оцінити ефективність навчання нейронної мережі можна в залежності від кількості керованих факторів. Розглядаються три важливі властивості, пов'язані з навчанням:

- ємність – показує, скільки зразків може запам'ятати мережа і які межі прийняття рішень вона має;
- складність зразків – визначає необхідну для досягнення здатності мережі до узагальнення кількість тренувальних зразків;
- обчислювальна складність – пов'язана з потужністю процесора електронно-обчислювальної машини [46].

Відомо три види навчання нейронних мереж:

1. Навчання з учителем (контрольоване). Нейронна мережа на початку навчання має відомі правильні відповіді (виходи мережі) на кожен вхідний приклад. Налаштування проходить таким чином, щоб мережа виробляла відповіді як можна більш близькі до відомих.

2. Навчання без учителя (неконтрольоване, самонавчання). Мережа не має правильних відповідей. Навчання проходить з метою розподілу зразків по категоріях.

3. Змішане навчання. При такому навчанні частина ваг визначається навчанням з учителем, а інша частина – методами без учителя [46].

2.3.1 Методи навчання з учителем

Найчастіше використовують контрольований метод навчання, де тренувальна вибірка (відомий набір вхідних даних) постійно порівнюється з контрольною вибіркою (результат навчання). На початку ваги встановлюються випадково та постійно удосконалюються в ході навчання для досягнення близької відповідності між тренувальною та контрольною вибірками. Критерієм якості є мінімізація цільової функції, яка визначає відхилення реакції штучної нейронної мережі на вхідний сигнал від ідеальної реакції, заданої у тренувальній вибірці. Саме тренувальна вибірка виконує роль учителя.

Перед використанням мережа з контрольованим навчанням повинна бути навченою. Фаза навчання може тривати довільний проміжок часу і досягати декількох

годин. Закінченим навчання вважається коли нейронна мережа досягає необхідного рівня ефективності. Цей рівень ефективності показує що мережа досягла необхідної точності, оскільки вона видає бажані значення виходів для заданої послідовності входів. Тренувальні вибірки повинні бути досить великими та містити всю необхідну інформацію для виявлення важливих особливостей і зв'язків.

Якщо навчання мережі було налаштовано лише для одного прикладу, ваги були точно підібрані для цього прикладу, будуть радикально відрізнятись для будь-якого іншого прикладу. Попередні приклади при навчанні наступних поступово забуваються. В результаті нейронна система повинна навчатись всьому разом, знаходячи підходящі вагові коефіцієнти для загальної множини прикладів.

Наприклад, якщо система налаштована розрізняти піксельні образи десяти цифр, які представлені двадцятьма різними прикладами кожної, всі приклади однієї цифри недоцільно представляти послідовно (рис. 2.9 а.). Краще надати мережі спочатку один тип представлення всіх цифр, потім інший і так далі (рис. 2.9 б.).

Важливо правильно представляти і кодувати вхідні дані перед подачею їх до нейронної мережі. Штучні мережі працюють лише із числовими даними, а отже вся вхідна інформація має виражатись у числовому вимірі. Додатково необхідно також масштабувати, тобто нормалізувати дані відповідно до діапазону всіх значень.

Коли після навчання нейронна мережа ефективно опрацьовує дані тренувальної вибірки, важливим стає її ефективність при обробці даних, які не входили до тренувальної вибірки.

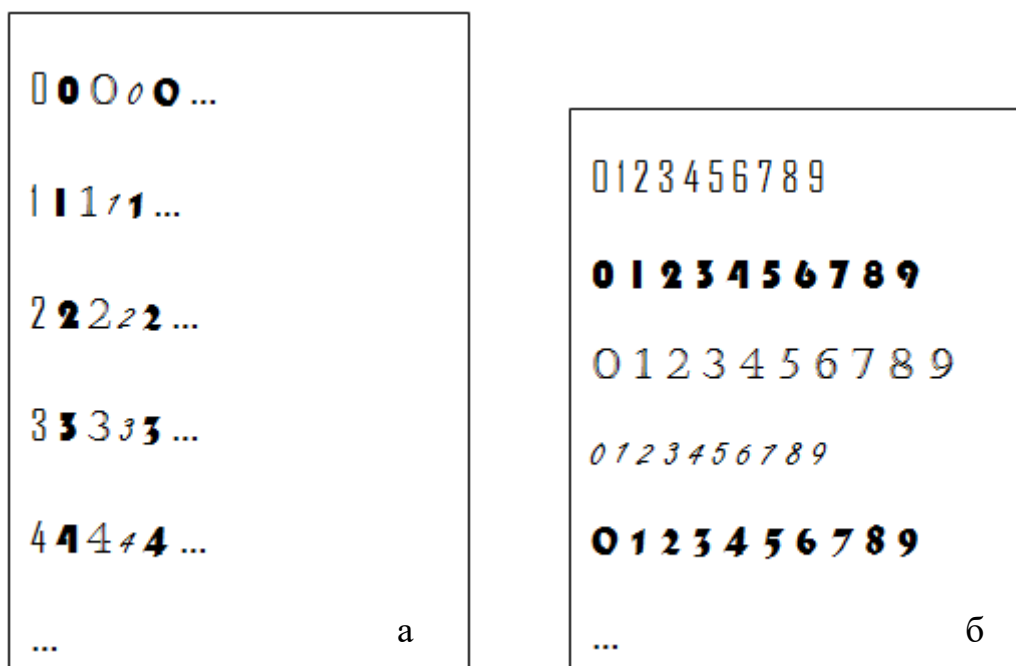


Рис. 2.9 Приклад різних образів цифр:

а – послідовне представлення всіх прикладів однієї цифри;

б – представлення всіх цифр одним прикладом, потім іншим і так далі

У випадку отримання незадовільних результатів для тестової множини, навчання продовжується. Таке навчання проводиться для того, щоб мережа могла не лише запам'ятати дані заданої навчальної множини, але і створити загальні образи, які можуть міститись в даних [46].

До методів навчання з учителем відносять:

1. Методи навчання одношарових штучних нейронних мереж прямого поширення.

1.1 Лінійна регресія.

1.2 Метод градієнтного спуску.

1.3 Метод найменших квадратів.

1.4 Метод навчання Adaline та персептрона Розенблатта.

1.5 Метод «кишені».

1.6 Метод градієнтного спуску та найменших квадратів для Adaline та персептрона Розенблатта.

2. Методи навчання багат шарових штучних нейронних мереж прямого поширення.

2.1 Метод зворотного поширення.

2.2 Метод еластичного зворотного поширення.

2.3 Метод Гауса-Ньютона.

2.4 Метод Левенберга-Марквардта.

3. Методи навчання штучних нейронних мереж типу РБФ.

3.1 Метод точного прямого центрування.

3.2 Метод інтерполяційного прямого центрування.

3.3 Метод центрування в підмножині.

3.4 Метод К середніх.

3.5 Імовірнісні методи.

3.5.1 Метод максимізації математичного сподівання.

3.5.2 Метод максимізації математичного сподівання для нелінійних динамічних систем. [41]

2.3.2 Методи навчання без учителя

Неконтрольоване навчання може стати дуже популярним у майбутньому, оскільки при такому методі комп'ютери можуть навчатись самостійно. Наразі навчання без учителя використовується у штучних нейронних мережах, як само організовані карти, що знаходяться в досить обмеженому користуванні.

Такі мережі не використовують зовнішніх сигналів для перевірки правильності результату і самостійно контролюють свою ефективність, шукаючи схожість у вхідних сигналах та роблять адаптацію згідно навчальної функції. Мережа має самостійно адаптуватись відповідно до навчальної функції навіть без повідомлення правильності чи неправильності дій.

Алгоритм навчання без учителя скерований на знаходження близькості між групами нейронів, які працюють разом. Дія всієї групи нейронів збільшується у випадку, коли зовнішній сигнал активує будь-який вузол у групі. Відповідно, якщо

зовнішній сигнал зменшується для одного нейрона, це приводить до гальмування всієї системи.

Конкуренція між нейронами підсилює відгуки певних груп на певні сигнали, що пов'язує між собою групи нейронів та відгуки. При конкуренції змінюються лише ваги нейрона-переможця [46].

При навчанні без учителя необхідно точно знати мету навчання, тобто знати, для розв'язання яких конкретних задач планують використовувати мережу. Таких задач існує велика кількість, найвідомішими є:

- аналіз важливих компонентів;
- аналіз незалежних компонентів;
- кластерний аналіз;
- багатовимірне масштабування;
- виявлення асоціативних зв'язків.

Всі вищенаведені підходи базуються на тому, що процедура навчання без учителя завжди намагається сформувати усередині нейронної мережі здатність виділити певну упорядковану структуру у вхідному потоці даних. У реальному житті на вхідні дані впливає велика кількість неконтрольованих факторів.

Методи навчання без учителя:

1. Аналіз важливих компонентів.
2. Аналіз незалежних компонентів
 - 2.1 Технологія сліпого відокремлення стаціонарних сигналів.
 - 2.1.1 Максимум ентропії.
 - 2.1.2 Мінімум взаємної інформації.
 - 2.1.3 Природний градієнт.
 - 2.1.4 Оцінка максимуму імовірності.
 - 2.2 Технологія сліпого відокремлення нестационарних аналізів.
 - 2.2.1 Метод поточної декореляції.
 - 2.2.2 Метод автокореляції.
 - 2.3 Конволютивне сліпе відокремлення сигналів.

2.3.1 Метод конволютивної поточної деко реляції.

2.3.2 Метод конволютивної автокореляції.

3. Правило Хебба.

3.1 Метод обмеження для навчання за правилом Хебба.

3.2 Мультиплікативні та субтрактивні обмеження.

4. Правило Ойя.

4.1 Правило Ойя для одного нейрона.

4.2 Правило Ойя для підпростору.

4.3 Узагальнене правило Хебба.

5. Методи навчання конкурентних нейронних мереж.

5.1 Простий метод конкурентного навчання.

5.2 Кластерні методи навчання.

5.3 Карти Кохонена.

5.4 Нейронний газ.

5.5 Нейронний газ із конкурентним правилом Хебба.

5.6 Нейронний газ із нарощуванням.

6. Методи навчання штучних нейронних мереж типу ART.

6.1 ART-подібні нейронні мережі.

6.2 Нейронна мережа Fuzzy ART.

6.3 Нейронні мережі S-Fuzzy ART та SART.

6.4 Нейронна мережа FOSART [41].

2.3.3 Перенавчання нейронних мереж

Однією з найбільших проблем при навчанні нейронних мереж є їх перенавчання. Вона полягає в тому, що часто мінімізується не та похибка, яку необхідно мінімізувати. Мінімізувати необхідно ту похибку, яка виникає під час подачі в мережу абсолютно нових даних. Важливо, щоб мережа могла самостійно підлаштовуватись до нових спостережень. Це явище виникає тому, що мережа навчається мінімізувати похибку лише на певній заданій обмеженій множині. Це не

відповідає вимогам теорії про наявність безкінечної навченої множини. І також не відповідає реальності, коли необхідно мінімізувати конкретну функцію похибок для завчасно невідомої множини.

З цього випливає явище, відоме як перенавчання мережі. Мережі з великою кількістю вагів дозволяють виконувати важкі функції, і в цьому сенсі вони схильні до перенавчання. Проте мережа з недостатньою кількістю вагів може виявитись недостатньо гнучкою, для моделювання наявної залежності. Наприклад, одношарова лінійна мережа може моделювати лише лінійні функції. Дане явище може відбуватись у випадках, коли побудована модель добре пояснює приклади із навчальної вибірки, але відносно погано працює на прикладах, які не брали участь в навчанні. Перенавчання виникає внаслідок занадто великої вибірки даних. Модель в даному випадку запам'ятовує величезну кількість можливих прикладів замість того, щоб помічати особливості (рис. 3.7) [47].

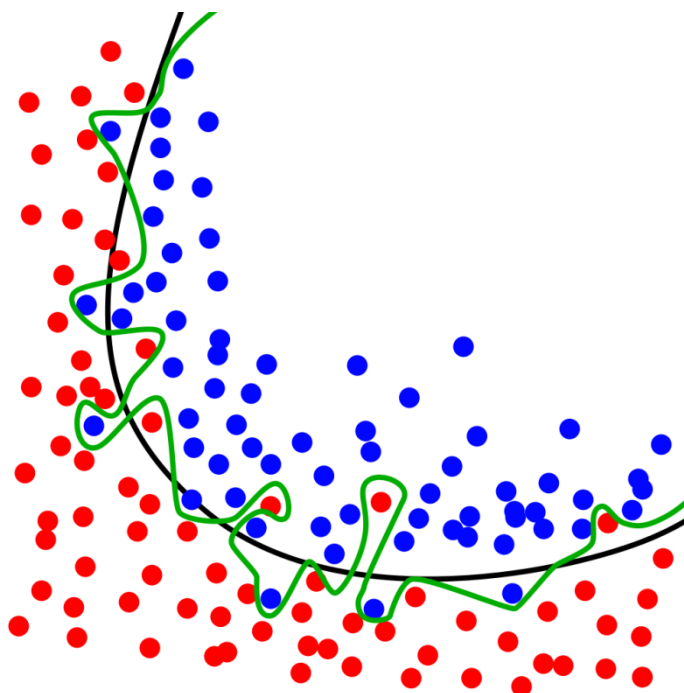


Рис. 2.10 Явище перенавчання

На рис. 2.10 чорна лінія зображує регулярну модель, а зелена лінія показує перенавчену модель. Друга точніше відповідає зразкам, за якими проходило навчання

проте вона залежить від конкретних даних і, скоріш за все, при зміні даних буде погано відповідати їм [47]. Простіше кажучи, перенавчена модель точно проходить по конкретним заданим точкам, проте що відбувається з нею між даними точками – не відомо.

Перервати процес перенавчання моделі можна з допомогою організації ціленаправленої процедури переривання навчання з допомогою методів трьох наборів. Для цього з вихідних даних виокремлюють три підмножини:

- навчальна підмножина (training set);
- контрольна множина (validation set);
- тестова підмножина (test set).

З допомогою навчальної підмножини виконують настройку параметрів мережі. Контрольна підмножина допомагає контролювати точність використовуваної вибірки. Похибка контрольної підмножини на початковій фазі зменшується, так як і похибка для навчальної підмножини. Якщо похибка починає збільшуватись – почався процес перенавчання. В такому випадку необхідно зафіксувати ітерацію, на якій похибка для контрольної підмножини була мінімальною і відновлюються відповідні значення параметрів мережі. Відповідна довжина вибірки буде оптимальною [43].

Отже, для того щоб нейронна модель навчалась правильно і не виникало явища перенавчання – необхідно визначити оптимальний об'єм вибірки.

2.4 Застосування нейронних мереж

Нейронні мережі використовуються майже у всіх завданнях, де люди намагаються застосувати ШІ. Можливості нейронних мереж поділяються на:

- наближення функції або регресійний аналіз, включно з передбаченням часових рядів, наближенням пристосованості та моделюванням;
- класифікація, розпізнавання образів і послідовностей, виявлення нововведень;

- обробка даних, фільтрування, кластерування, стиснення та відокремлення сигналу;
- робототехніка;
- автоматичне керування [44].

Нейронні мережі здатні відтворювати та моделювати нелінійні процеси, а отже можуть бути застосовані в широкому спектрі задач:

1. Розпізнавання образів (CNN – Convolutional neural network) і класифікація. Образами можуть бути різні за своєю природою об'єкти: символи тексту, зображення, звуки, фотографії. Під час навчання мережі надають різні зразки об'єктів із зазначенням класів, до яких вони відносяться. В результаті, коли мережі пред'являється певний образ, на одному з її виходів має бути сигнал що образ до цього класу відноситься.

Технологія таких мереж характеризується тим, що кількість класів відповідає кількості поданих на вхід нейронів. Коли мережі подається до розпізнавання певний образ, на одному з її виходів має бути зазначено до якого класу він належить. Якщо на двох чи більше виходах є ознаки приналежності до класу, мережа вважається «невпевненою» у своєму виборі.

Для розпізнавання образів використовуються такі мережі:

- перцептрон;
- згорткові нейронні мережі;
- мережі адаптивного резонансу;
- мережі радіально базисних функцій.

2. Прийняття рішень і управління. Завдання схоже на класифікацію, якій підлягають ситуації з певними характеристиками на вході. На виході мережа показує до якого класу рішень вона відносить дану ситуацію.

3. Кластеризація. Під цим процесом розуміється розбиття множини вхідної інформації на класи за певними ознаками. Складність в тому, що ні кількість, ні ознаки класів заздалегідь невідомі, а отже мережа має виявити їх самостійно. Мережа також може виявити, що вхідний сигнал не відноситься до жодного з класів.

Для кластеризації використовуються наступні мережі:

- перцептрон;
- самоорганізуюча карта Кохонена;
- нейронна мережа Кохонена;
- мережі адаптивного резонансу.

4. Прогнозування. Можливості нейронної мережі в прогнозуванні полягають у її здатності узагальнити та виділити залежності між вхідними і вихідними даними. Після навчання мережа здатна передбачити майбутнє значення певної послідовності на основі аналізу попередніх значень. Передбачення можливе тільки тоді, коли попередні зміни дійсно в певній мірі впливають на майбутній результат.

Для прогнозування використовуються такі мережі:

- Перцептрон;
- мережа радіально-базисних функцій.

5. Апроксимація. Штучні нейронні мережі можуть апроксимувати неперервні функції. Доведена загальна апроксимаційна теорема: з допомогою лінійних операцій і каскадного з'єднання можливо із довільного нелінійного елемента отримати інструмент, який буде вираховувати будь-яку неперервну функцію з деякою наперед відомою точністю. Від вибору функції буде залежати точність нейронної мережі.

Для апроксимації використовуються такі мережі:

- Перцептрон;
- мережа радіально-базисних функцій.

6. Стиснення даних і асоціативна пам'ять. Нейронні мережі здатні виявити взаємозв'язки між різними параметрами. Таким чином, дані широкої розмірності, які тісно пов'язані між собою, можуть бути висловлені більш компактно. Асоціативна пам'ять – зворотній процес – відтворення первинних даних з частини інформації [48].

Для стиснення даних використовуються такі мережі:

- Перцептрон;
- нейронна мережа Хопфілда.

7. В космонавтиці та аеронавтиці нейронні мережі використовують для побудови систем авто пілотування, імітації траєкторій польоту, розробки конкурентоспроможних конструкцій автопілотів, моделювання та виявлення несправності агрегатів літальних апаратів [43].

8. В банківській справі – для автоматичного читання та перевірки правильності документів.

9. У військовій справі – для керування зброєю, слідкування за цілями, визначення та розпізнавання об'єктів, знаходження та зниження звукових перешкод.

Також нейронні мережі використовуються у керування (транспортними засобами, виробничими процесами), квантовій хімії, медичній діагностиці, фінансах, машинному перекладі, фільтруванні спаму електронної пошти, оптимізації тощо.

2.4.1 Нейронні мережі в логістиці

В отриманні корисної оперативної інформації в логістиці сприяють сучасні технології автоматичної ідентифікації, засоби інтеграції з виробничим обладнанням, а також засоби контролю за переміщенням транспортних засобів.

Більшість даних, з якими працюють подібні системи, допомагають розрахувати час маршруту, час виконання транспортних операцій, а також зниження виробничих витрат. В активно працюючій системі число даних за добу може перевищувати тисячі, або десятки тисяч. Саме тому виникає гостра необхідність встановити зв'язок з аналітичною підсистемою, яка в певній мірі самостійно оброблятиме інформацію.

Кількість факторів, які мають вплив на доставку вантажу може бути достатньо великою. Особливо якщо розглядати певні комбінації а також вплив людського фактору. В результаті список отриманих даних може бути настільки великим, що на його аналіз необхідно буде витратити дуже багато часу.

Таким чином постає питання, яким чином можна зібрати й проаналізувати велику кількість даних, незалежно від впливу людського фактору. В даному випадку можна говорити про сучасні інформаційні інструменти, які дозволили б спростити процес обробки інформації та отримати найоптимальніший кінцевий результат.

Більшість підприємств не мають власного аналітичного відділу. Тому на питання про те, наскільки результати різних факторів впливають на кінцевий результат, вкрай рідно можна отримати повну і розгорнуту відповідь. Саме в таких випадках є доцільним використання нейронних мереж для збору даних, їх аналізу і прогнозування результатів.

Як вже відомо, нейронна мережа здатна навчатись на основі наданих їй параметрів операцій і фактичних результатах їх завершення за певний період часу. Збираючи дані, інструменти на основі нейронних мереж формують зв'язки між подіями і результатами. Фактично, це накопичення досвіду, який знаходиться в голові управляючого спеціаліста.

В нейронних мережах можна налаштувати і комбінувати різні принципи їх навчання і досягти бажаних результатів. Мережа може самостійно виявляти рівень впливу різних факторів на результат, і чим більша кількість інформації в неї надходить, тим більша вірогідність отримати бажаний результат. Через певний період накопичення даних вона може стати серйозним інструментом аналізу на основі практичної роботи підприємства [49].

Яскравим прикладом застосування нейронних мереж в логістиці є вирішення оптимізаційної задачі комівояжера (див. пункт 1.3).

Для вирішення цієї задачі існує безліч різних методів (див. пункт 1.3.1-1.3.6), в тому числі і метод із застосуванням нейронних мереж Хопфілда. Вперше таку можливість дослідив Дж. Хопфілд та Д. Танк у 1985 році. Порівняно з методом гілок та меж, у методі з використанням нейронних мереж немає необхідності зберігати велику кількість шляхів обходу.

Мережа Хопфілда є двошаровою рекурентною мережею, яка містить в собі велику кількість нейронів, повністю пов'язаних один із одним. Динаміка нейронів описується рівнянням 2.11:

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau} + TV + I_i \quad (2.11)$$

де τ – константа часу;

T – матриця зв'язків;

I_i – зміщення;

V – вектор, який складається із виходів нейронів.

Зв'язок між станом нейрона u_i та V_i характеризується монотонно зростаючою функцією, наприклад сигмїдою. Якщо нейрон має дуже високий коефіцієнт підсилення, першим доданком суми у першій частині рівняння можна знехтувати. В такому випадку мережа розраховуватиметься енергетичною функцією Лупянова 2.12:

$$E = -\frac{1}{2}V^T T V - V^T I \quad (2.12)$$

Тоді рівняння 2.11 матиме вигляд 2.13:

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial v_i}, \text{ для } \frac{dE}{dt} \leq 0. \quad (2.13)$$

З цього випливає, що функція енергії E монотонно зменшується в міру еволюції стану мережі. Коли мережа досягне кінцевого стабільного стану, функція енергії потрапить в локальний мінімум.

Для вирішення задачі за основу взято мережу Хопфілда (рис. 2.11) де кількість нейронів рівна $n \times n$, де n – кількість точок маршруту.

У такому випадку результат (вихід мережі) буде представлено у вигляді матриці перестановок (рис. 2.12). В матриці одиниця в першому стовпці відповідає першій точці маршруту і так далі. На рис. 2.12 першим буде пункт С, наступним пункт А, потім Е і останнім D.

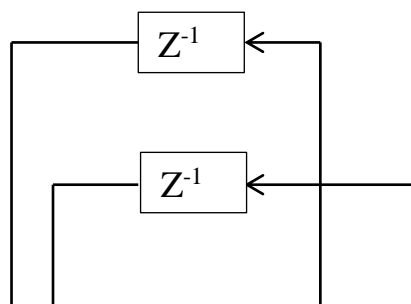


Рис. 2.11 Нейронна мережа Хопфілда з двома нейронами

В цій мережі нейрон, що починається з індексу $i \times n + 1$ – відповідає першому пункту i -го стовпця матриці перестановок.

	1	2	3	4	5
A	0	1	0	0	0
B	0	0	0	1	0
C	1	0	0	0	0
D	0	0	0	0	1
E	0	0	1	0	0

Рис. 2.12 Матриця перестановок

При вирішенні даної задачі методом нейронної мережі Хопфілда, необхідно ретельно й адекватно підійти до вибору функції енергії E . Мінімуми цієї функції мають відповідати розв'язку задачі. Функція має відповідати таким вимогам: її кінцеві значення повинні бути невеликими для тих рішень, які мають по одній одиниці в кожному рядку і стовпці; перевагу потрібно віддавати коротшим маршрутам. Такі вимоги досягаються за наступних умов:

- перша сума дорівнює нулю тоді, і тільки тоді, коли кожний рядок містить не більше однієї одиниці;

- друга сума дорівнює нулю тоді, і тільки тоді, коли кожний стовпець містить не більше однієї одиниці;
- третя сума дорівнює нулю тоді, і тільки тоді, коли матриця містить рівно n одиниць;
- четверта сума гарантує виконання умови – перевагу коротким маршрутам.

При вирішенні задачі використано такий функціонал (формули 2.14-2.15):

$$E_1 = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_{xi} v_{xj} + \frac{C}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n v_{xi} - (n + \sigma)^2 \quad (2.14)$$

$$E_2 = \frac{D}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{xy} v_{xi} (v_{y,j+1} + v_{y,j-1}) \quad (2.15)$$

З урахуванням вищезазначених умов рівняння руху кожного нейрона матиме вигляд формули 2.16:

$$\frac{du_{xi}}{dt} = \frac{u_{xi}}{\tau} - A \sum_{j=1}^n v_{xj} - B \sum_{y=1}^n v_{yj} - C \left(\sum_{x=1}^n \sum_{j=1}^n v_{xj} - (n + \sigma) \right) - D \sum_{y=1}^n d_{xy} (v_{y,i+1} + v_{y,i-1}) \quad (2.16)$$

де $\tau = 1$,

σ – константа, яка дорівнює приблизно одиниці,

A, B, C, D – коефіцієнти,

v_i – вихід нейрону i ,

d_{xy} – відстань між пунктами маршруту.

Для достатньо великих значень коефіцієнтів A, B і C низько енергетичні стани відобразатимуть допустимі маршрути, а великі значення D будуть гарантією знаходження найкоротшого шляху.

Поріг активації визначається функцією 2.17:

$$V_{X_i} = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{u_{xi}}{u_0} \right) \right) \quad (2.17)$$

де \tanh – гіперболічна тангенціальна функція,

u_0 – поріг значення зменшення мережі.

Функція активації гіперболічного тангенсу має максимальну схожість з реальними вхідними та вихідними зв'язками біологічних нейронів.

Якщо значення зваженої суми виходів з інших нейронів має значення більше 0,7 – вихід j -го нейрону буде дорівнювати одиниці, а якщо значення менше 0,3 – він дорівнює нулю або залишається незмінним, якщо поріг дорівнює T_j . А отже мають виконуватись умови:

$$V_{xi} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } V_{xj} > 0,7 \\ 0, \text{ якщо } V_{xj} < 0,7 \\ V_{xi}, \text{ якщо } V_{xj} = T_j \end{cases}$$

Критерієм, який визначає зупинку мережі Хопфілда є ітерація, на якій стан нейронів не змінюється, а функція руху набуває мінімального значення. В такому випадку припиняються розрахунки і останній результат є мінімальним маршрутом комівояжера [50].

Далі розрахунки та тренування нейронної мережу можна проводити з допомогою C++, MatLab та інших програмах.

Висновки до розділу 2

1. В логістиці нейронні мережі широко використовуються для вирішення задачі оптимізації маршрутів перевезення. Нейронні мережі мають перевагу над іншими методами адже можуть вивчати вплив відразу дуже великої кількості факторів. Для визначення оптимального маршруту необхідно побудувати імітаційну математичну модель та оптимізувати її з допомогою навчання нейронних мереж (розділ 3).

2. Для оптимізації маршруту обрано нейронну мережу з прямою передачею сигналу. Така мережа не має зворотних зв'язків. Її перевагою є здатність виконувати достатньо складні нелінійні залежності між входом і виходом мережі. Вхідний шар нейронів має сигмоїдальні функції активації, в той час як вихідний шар містить нейрони з лінійними функціями активації.

3. Навчання нейронної мережу буде проходити за методом навчання з учителем, а саме метод навчання за алгоритмом Левенберга-Марквардта. Такий метод обрано через те, що в нейронну мережу подаються всі необхідні дані, в тому числі бажаний результат на виході. Алгоритм Левенберга-Марквардта є достатньо швидким, але потребує багато ресурсів. Серед його переваг – велика вірогідність знайти найближчий до бажаного результат.

4. Обрано використовувати сигмоїдальні нейрони на вході в мережу та лінійні на виході. Сигмоїдальні забезпечують не лінійність характеристик мережі, в той час як лінійний вихід дозволить отримати результат в будь-якому діапазоні (адже час перевезення може становити не лише 0 чи 1 годину).

3. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА

КАФЕДРА ОРГАНІЗАЦІЇ АВІАЦІЙНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ				НАУ 20. 11. 67. 300 ПЗ				
Виконав	Трахановська М.Р.			3. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА	Літера	Арк.	Аркушів	
Керівник	Якушенко А.С.					Д	66	39
Консульт.	Якушенко А.С.				ФТМЛ 275 ОП-201М			
Н. контр.	Дерев'янка Т.А.							
Зав. каф.	Шевчук Д.О.							

3.1 Постановка задачі

Важливою складовою вирішення задачі оптимізації є інтелектуальна система прийняття рішень на базі імітаційної математичної моделі. Система такого типу має проводити оцінку часу виконання поставленого завдання в конкретних умовах конкретним виконувачем. Найпростішим в цьому випадку є розрахунок часу транспортування вантажу, який розраховується виходячи з довжини маршруту та середньої швидкості автомобіля, а також часу виконання операцій експедитором. Проте такі розрахунки часто не відповідають очікуваним результатам, адже не враховують вплив зовнішніх факторів [51].

Оптимізація маршруту перевезення може відбуватись з допомогою різних методів, описаних у підрозділі 1.3 даної роботи. Кожен із них має свої переваги і недоліки, проте не є універсальним, адже не завжди враховують зовнішні фактори впливу. Саме тому для оптимізації маршруту доставки було обрано використання методу нейронних мереж. При прогнозуванні часу перевезення система має враховувати сезонність, день тижня, час доби. Також слід врахувати вплив особистих характеристик водія та експедитора (темперамент) на кінцевий результат: водія на швидкість ведення автомобіля; експедитора на час прийому-передачі вантажу; вплив членів команди один на одного [51].

Отже метою є розробка імітаційної моделі для прогнозування часу виконання задачі перевезення вантажу, яка буде враховувати вплив зовнішніх факторів та людського чинника.

Для вирішення даної задачі необхідно:

- визначити фактори, які впливають на процес транспортування;
- визначити ступінь впливу цих факторів на кінцевий результат;
- розробити імітаційну математичну модель процесу транспортування;
- перевірити роботу розробленої моделі.

3.1.1 Фактори, які впливають на час виконання доставки вантажу

Час на доставку вантажу розраховується як час початку роботи експедитора з приймання на оформлення вантажу до моменту повної здачі вантажу отримувачу.

Фактори, які впливають на час доставки можна поділити на дві групи:

- власне виконання рейсу;
- роботи, пов'язанні з супроводженням вантажу.

До першої групи факторів відносять:

- стан дорожнього покриття;
- характеристика дороги (кількість полос для руху, обмеження швидкості, можливість появи людей чи тварин на дорозі);
- наявність населених пунктів на шляху слідування;
- сезонні/погодні умови;
- особливості виконання роботи водієм в різних ситуаціях.

До другої групи факторів відносять:

- особливості організації процесу навантажувально-розвантажувальних робіт;
- особливості процедури оформлення документації;
- особливості процесу прийому-передачі вантажу;
- роль експедитора у виконанні робіт;
- особливості виконання роботи конкретним експедитором.

Серед вищенаведених факторів, у базі даних будь-якого транспортно-експедиторського підприємства мають бути зазначені наступні дані про рейс:

- дата виходу в рейс D ;
- час виходу в рейс t ;
- час, який витрачається на виконання рейсу в цілому T_{run} .

Крім того, як правило, зазначено час на виконання рейсу в нормальних умовах T_{drv}^{avg} , а також стандартний час на виконання операцій з прийому-здачі вантажу експедитором T_{frv}^{avg} .

Необхідно врахувати, що деякі фактори, які впливають на різницю в часі виконання маршруту за нормальних умов T_{drv}^{avg} та від реального часу маршруту

залежать не від дати поїздки, а від дня тижня, пори року та конкретного часу доби (наявність заторів, ожеледиці, наявність необхідної кількості персоналу на складах для здачі-прийому вантажу тощо). Враховуючи це, дату виконання вантажу необхідно перевести в число днів (формула 3.1) залежно від, наприклад, початку року $D \rightarrow Day_{yr}$ і в день тижня, який відповідає цій даті:

$$Day_{week} = mod(Day_{yr} - Day_{fs_mn}, 7) + 1 \quad (3.1)$$

де $mod()$ – функція, яка повертає залишок від ділення чисел;

Day_{fs_mn} – номер першого понеділка в році (якщо початок року припадає на понеділок, то понеділок є першим днем).

3.1.2 Імітаційна математична модель процесу доставки вантажу

За Вікіпедією [52] модель – це система, дослідження якої є засобом для отримання інформацію про другу систему. Іншими словами, модель – це представлення деякого реального процесу, приладу чи концепції. Моделювання це одночасно і побудова моделі, і її дослідження. Імітаційне моделювання це метод дослідження, при якому досліджувана система замінюється моделлю, яка з достатньою точністю описує реальну систему. З імітаційною моделлю проводяться всі експерименти, які мають на меті отримати інформацію про дану систему. З імітаційною моделлю можна експериментувати, змінювати дані, при цьому результати будуть отримані випадковим характером процесів. ІМ використовується у випадках:

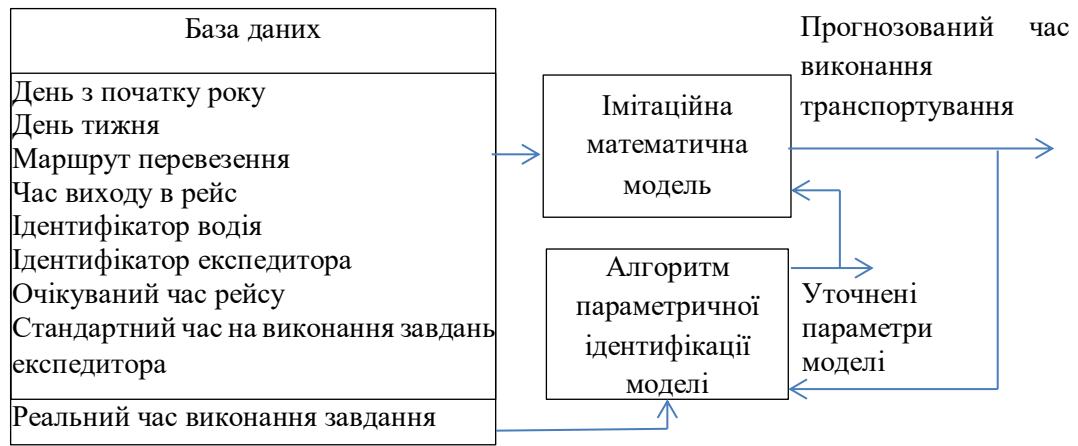
- коли досліджувати реальну модель може бути дорого чи навіть неможливо;
- коли побудова аналітичної моделі неможлива через присутність в системі впливу часу, причинно-наслідкових зв'язків, наслідків, не лінійності чи стохастичних змінних;
- коли необхідно змоделювати поведінку моделі в часі [50].

Модель, побудована для визначення оптимального маршруту перевезення, є стохастичною, статичною, дискретно-неперервною, уявною, математично імітаційною моделлю. Стохастичність моделі полягає в тому, що стани змодельованої системи представлені випадковими величинами і стохастично пов'язані. Статичність моделі в тому, що досліджується стан автомобіля в певний час на певному маршруті, а не в динаміці на шляху слідування. Дискретно-неперервною модель можна назвати через параметри, які на неї впливають: вплив ожеледиці є неперервним в певний період часу, протяжність днів тижня є неперервною, зміна швидкості є дискретною через виникнення ДТП, заторів, світлофори. Модель є уявною бо на практиці не проводилось експерименту. Модель також є математично описаною та імітаційною. Імітаційною модель є через те, що присутній вплив часу, є стохастичність, та неможливо дослідити її в реальності через необхідність великої кількості комбінацій різних умов, а отже великої кількості повторів експерименту.

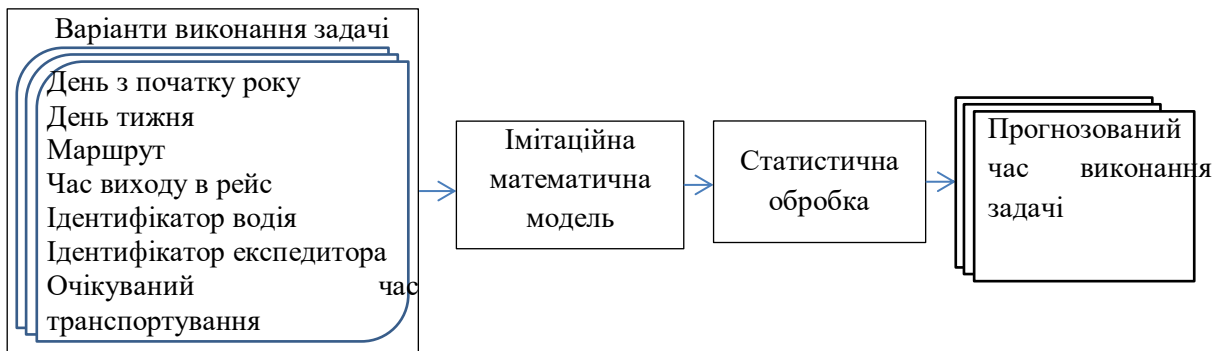
Вхідною інформацією для роботи системи прийняття рішень є інформація про виконані рейси, яка зберігається в базі даних транспортного підприємства. Це передусім дата виконання рейсу, маршрут слідування, час виходу в рейс, ідентифікатори водія та експедитора, час виконання рейсу за ідеальних умов, час виконання операцій експедитором за ідеальних умов, реальний час виконання операцій.

Під час розробки імітаційної моделі уточнюються її параметри, які встановлюють зв'язок між вхідною інформацією і очікуваним результатом. Оновлення моделі відбувається періодично, залежно від накопичення нових даних. В процесі використання моделі формується список можливих варіантів виконання задачі транспортування та по черзі подаються на вхід в систему. На виході система прогнозує час виконання задачі для кожного запропонованого варіанту.

На рис. 3.1 представлена схема обробки інформації в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень [51].



а



б

Рис. 3.1 Схеми обробки інформації в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень: а – процес ідентифікації математичної моделі; б – оптимізація процесу виконання конкретної задачі

3.1.3 Загальна структура моделі

Розроблена модель базується на методі Монте-Карло. Під цим методом розуміється чисельний метод вирішення різних задач з допомогою моделювання випадкових величин.

Час виконання в цілому розраховується за формулою 3.2:

$$\widehat{T}_{run} = \widehat{T}_{drv} + \widehat{T}_{frv} \quad (3.2)$$

де $\widehat{*}$ - знак випадкової величини, яка має заданий закон розподілу;

$\widehat{T}_{drv}, \widehat{T}_{frv}$ - випадкові протяжності проходження маршруту і час на виконання задач експедитором.

Протяжність проходження маршруту моделюється за формулою 3.3:

$$\widehat{T}_{drv} = T_{drv}^{avg} \cdot \widehat{k}_{drv} \cdot \widehat{k}_{drr} \quad (3.3)$$

де \widehat{k}_{drv} – коефіцієнт, який визначається об'єктивними факторами, що впливають на проходження маршруту;

\widehat{k}_{drr} – коефіцієнт, який визначається суб'єктивними факторами, що впливають на проходження маршруту.

Значення \widehat{k}_{drr} в залежності від задач, які вирішуються з допомогою даної моделі, може виявлятися по різному. Якщо необхідно змодельовати транспортування вантажу на конкретному заданому маршруті (маршрутах), то коефіцієнт \widehat{k}_{drv} може бути розраховано за формулою 3.4:

$$\widehat{k}_{drv} = \widehat{k}_{drv}^{rd} \cdot \widehat{k}_{drv}^{twyd} \cdot \widehat{k}_{drv}^{rds} \quad (3.4)$$

де \widehat{k}_{drv}^{rd} – коефіцієнт, який визначається в залежності від дороги, якою проходить маршрут (залежить від швидкісних обмежень, якості покриття тощо);

\widehat{k}_{drv}^{twyd} – коефіцієнт, який визначається в залежності від конкретної години проходження маршруту, дня тижня, дня року (наявність заторів, зниження максимально допустимої швидкості тощо);

\widehat{k}_{drv}^{rds} – коефіцієнт, який визначається відповідно до особливостей маршруту в залежності від пори року (ожеледиця, мокра поверхня, опале листя, заметіль тощо).

Варто зауважити, що коефіцієнти \widehat{k}_{drv}^{twyd} і \widehat{k}_{drv}^{rds} , враховуючи їх вплив на час доставки, мають бути рівні або більші за одиницю.

Значення коефіцієнта \widehat{k}_{drr} розраховується за формулою 3.5:

$$\widehat{k}_{drr} = \widehat{k}_{ds} \cdot \widehat{k}_{di} \quad (3.5)$$

де \widehat{k}_{ds} – коефіцієнт, який залежить від навичок водія (стиль їзди, вміння самостійно знаходити вихід з критичної ситуації, знаходити та вирішувати технічні проблеми з автомобілем тощо);

\widehat{k}_{di} - коефіцієнт, який залежить від психічного стану водія (проблеми в родині, на роботі, вплив на водія експедитора в ході поїздки тощо);

Значення параметру \widehat{T}_{frv} слід розраховувати за формулою 3.6:

$$\widehat{T}_{frv} = T_{frv}^{avg} \cdot \widehat{k}_{fs} \cdot \widehat{k}_{frv}^{twyd} \cdot \widehat{k}_{frv}^{ds} \cdot \widehat{k}_{fv}, \quad (3.6)$$

де \widehat{k}_{fs} – коефіцієнт, який залежить від навичок експедитора (опит та стиль роботи тощо);

\widehat{k}_{frv}^{twyd} – коефіцієнт, який визначається в залежності від особливостей та умов виконання роботи в конкретний час, день тижня та день року (наявність та доступність персоналу, техніки для виконання навантажувально-розвантажувальних робіт тощо);

\widehat{k}_{frv}^{ds} – коефіцієнт, який залежить від особливостей роботи на конкретному суб'єкті господарювання;

\widehat{k}_{fv} , - коефіцієнт, який залежить від психо-емоційного стану експедитора (конфлікти в родині чи на роботі, відносини з водієм тощо) [54].

3.1.4 Приклад реалізації імітаційної математичної моделі процесу транспортування вантажу

Для прикладу реалізації запропонованого підходу розроблено модель доставки вантажу на 4-х маршрутах для однієї пари водій-експедитор. Характеристика доріг та час на виконання доставки за кожним маршрутом наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Характеристика доріг та час маршруту

Характеристика маршруту	Час транспортування в ідеальних умовах T_{drv}^{avg} , год
Короткий з розбитим покриттям	1,5
Короткий, через житлові комплекси	1,5
Середній, обмеження швидкості та наявність дач	2
Довгий, гарне покриття, відсутні житлові комплекси і дачі	2,5

Для всіх варіантів час виконання операцій з приймання, видачі, оформлення вантажу експедитором прийнято $T_{frv}^{avg} = 0,5$ години.

Час виходу на маршрут змодельовано за рівномірним законом діапазоні від 0 до 24 годин.

Значення всіх коефіцієнтів розраховується за формулою 3.7:

$$\widehat{k}_i = 1 + \Delta\widehat{k}_i \quad (3.7)$$

де $\Delta\widehat{k}_i$ - випадковий параметр, який визначає відмінність від одиниці i -го коефіцієнта. Всі значення $\Delta\widehat{k}_i$ отримані з допомогою використання методу експертних оцінок [54].

На всіх 4-ох маршрутах працює одна пара водій-експедитор. В ній працюють дві людини, близьких по темпераменту до флегматиків. Темперамент – це динамічна характеристика психічних процесів і поведінки особи, яка виявляється в їх швидкості, перемінності та інших якостях [55]. Флегматик характеризується як людина спокійна, стримана, часом повільна, з постійним настроєм. Флегматики слабо виявляють назовні свій настрій. Мають сильно, врівноважену, інертного типу нервову систему. Такі люди мають надійну пам'ять, їх рішення є продуманими, зваженими та без ризику. Вони помічають дрібні деталі, завжди досягають результату за рахунок впертості. У флегматиків переважає спокійний настрій. Флегматики не схильні до конфліктів, мають чудову витримку, спокійні, іноді навіть байдужі до оточуючих [56]. Пара флегматик-флегматик взаємодіє між собою добре, адже їх темпераменти та характери є спокійними і врівноваженими [57]. Як зазначено вище, флегматики можуть бути повільними, проте більш точними, уникаючи при цьому помилок і затримки. Через їх спокійність в конфліктних та небезпечних ситуаціях не виникає паніки, проблеми можуть вирішуватись повільно, проте без зайвих дій та помилок. За цими даними можна зробити висновок, що пара флегматик-флегматик матиме мінімальний або навіть не матиме ніякого впливу на роботу один одного. Через це для такої пари математичне очікування параметрів, що характеризує навички роботи в залежності від впливу один на одного $M(\Delta\widehat{k}_{ds}) = M(\Delta\widehat{k}_{fs}) = 0$, середньоквадратичне відхилення $S(\Delta\widehat{k}_{ds}) = S(\Delta\widehat{k}_{fs}) = 0,08$. Середньоквадратичне

відхилення характеризує зміни навичок роботи в залежності від відносин між водієм та експедитором на протязі роботи.

Коефіцієнти, які залежать від психологічного стану, проблем в сім'ї, настрою також змінюються під впливом один одного. Виходячи з цього прийнято $M(\Delta\widehat{k}_{dl}) = M(\Delta\widehat{k}_{fl}) = 0$, $S(\Delta\widehat{k}_{dl}) = S(\Delta\widehat{k}_{fl}) = 0,03$.

Поєднання в роботі темпераментів флегматик-флегматик, як правило, призведе до прискорення виконання транспортних задач для обох учасників. В розрахунках прийнято, що коефіцієнти \widehat{k}_{ds} і \widehat{k}_{dl} мають нормальний розподіл [46]. Нормальний розподіл виникає в тому випадку, коли випадкова величина являє собою суму великого числа незалежних випадкових величин, кожна з яких відіграє незначну роль в утворенні всієї суми [58].

Основною особливістю першого, короткого маршруту, є те що покриття на ньому старе та розбите. В результаті при проїзді через них водій вимушений знизити швидкість. При виникненні ожеледиці, дощу швидкість знижується ще більше. При проїзді по ньому в робочі дні (1-5 дні тижня) в години пік (08:00-09:00 та 18:00-20:00) виникає затор.

Другий маршрут, короткий через житлові комплекси, характеризується наявністю заторів в понеділок-четвер, а також в суботу в години пік. Між годинами пік та в нічний час дорога вільна. В інші дні, п'ятниця та неділя заторів, як правило, не має.

Третій маршрут – середній з наявністю дачних поселень. При проходженні маршруту в період з кінця квітня (30 квітня для не високосного року – 120-й день з початку року) до кінця вересня (30 вересня – 373-й день) в п'ятницю і неділю у вечірні часи пік (5, 7 дні тижня 18:00-20:00) висока вірогідність потрапити в затор. Решту часу дорога, як правило, вільна.

Четвертий маршрут – довгий, без житлових комплексів та дачних поселень. На даному маршруті дорога вільна, з гарним покриттям. Затримка може виникнути у разі ДТП а також з появою ожеледиці.

В розрахунках прийнято, що випадкові величини $\widehat{\Delta k_{drv}^{twyd}}$, $\widehat{\Delta k_{drv}^{rds}}$ мають експоненціальний розподіл – це показників розподіл, або ж абсолютно неперервний розподіл, що моделює час між двома послідовними завершеннями однієї і тієї ж події [54].

Момент потрапляння в зону можливого затору розраховується за формулою 3.8:

$$t_b = t + \frac{T_{drv}^{avg}}{2} \quad (3.8)$$

Години пік прийнято вранці 08:00-09:00, ввечері 18:00-20:00. При чому найбільш інтенсивні затори саме ввечері, коли більшість людей повертається додому після роботи [59].

За даними з практикуму «Організація дорожнього руху» [60] при різних характеристиках потоку швидкість руху автомобілів падає:

- при вільному потоці без заторів на 0%;
- при стабільному потоці на 8,3%;
- при потоці, який наближається до нестабільного, на 33%;
- при нестабільному потоці на 58%;
- при виникненні затору на 68%.

Окремо слід визначити різницю ситуації на дорогах в різні дні тижня. В будні в години пік дороги більш завантажені ніж в денний і нічний час. В п'ятницю у вечірній час дороги будуть завантажені через те що більшість виїжджають з міста на дачі чи за місто. У вихідні дні дороги в місті вільні, в той час як в дачних поселеннях вони стають завантаженішими. На дорозі, де є дачні поселення, влітку машин буде більше ніж взимку.

Варто зауважити, що на всіх чотирьох маршрутах працюють однакові автомобілі в однаковому стані, з однаковими технічними особливостями. Вантаж для перевезення також однаковий і в однаковій кількості. Отже вплив цих факторів можна не враховувати.

Основне завдання дослідження це визначити який маршрут є найоптимальнішим для перевезення за ним вантажу відповідно до часу доби, дня тижня і дня року. Для цього визначено наступні варіанти перевезення (таблиця 3.2):

Таблиця 3.2

Варіанти перевезення за чотирма маршрутами

- зима, будні дні, 8:00-9:00;	- літо, будні дні, 8:00-9:00;
- зима, будні дні, 9:00-18:00;	- літо, будні дні, 9:00-18:00;
- зима, будні дні, 18:00-20:00;	- літо, будні дні, 18:00-20:00;
- зима, будні дні, 20:00-8:00;	- літо, будні дні, 20:00-8:00;
- зима, п'ятниця, 8:00-9:00;	- літо, п'ятниця, 8:00-9:00;
- зима, п'ятниця, 9:00-18:00;	- літо, п'ятниця, 9:00-18:00;
- зима, п'ятниця, 18:00-20:00;	- літо, п'ятниця, 18:00-20:00;
- зима, п'ятниця, 20:00-8:00;	- літо, п'ятниця, 20:00-8:00;
- зима, субота, 8:00-9:00;	- літо, субота, 8:00-9:00;
- зима, субота, 9:00-18:00;	- літо, субота, 9:00-18:00;
- зима, субота, 18:00-20:00;	- літо, субота, 18:00-20:00;
- зима, субота, 20:00-8:00;	- літо, субота, 20:00-8:00;
- зима, неділя, 8:00-9:00;	- літо, неділя, 8:00-9:00;
- зима, неділя, 9:00-18:00;	- літо, неділя, 9:00-18:00;
- зима, неділя, 18:00-20:00;	- літо, неділя, 18:00-20:00;
- зима, неділя, 20:00-8:00;	- літо, неділя, 20:00-8:00.

Враховуючи показники швидкості в залежності від наявності заторів, від стану дорожнього покриття, від наявності швидкісних обмежень в населених пунктах, методом експертних оцінок розраховано значення математичного очікування для параметру Δk_{drv}^{twyd} – особливості проходження маршруту в конкретний час, день тижня, день року (наприклад вихідний влітку в годину пік). Значення наведено в таблиці 3.3.

Математичне очікування параметра Δk_{drv}^{twygd}

Літо (120–273 день року)				Зима			
8:00– 9:00	9:00– 18:00	18:00– 20:00	20:00– 8:00	8:00– 9:00	9:00– 18:00	18:00– 20:00	20:00– 8:00
Коротка разбита дорога							
Понеділок-п'ятниця (1–5 дні тижня)							
0,3	0,08	0,22	0,015	0,3	0,08	0,22	0,015
Субота-неділя (6,7 дні тижня)							
0,06	0,03	0,06	0,03	0,06	0,03	0,06	0,03
Коротка дорога через ЖК							
Понеділок-четвер, субота (1–4, 6 дні тижня)							
0,4	0,25	0,52	0,15	0,4	0,25	0,52	0,15
П'ятниця, неділя (5,7 дні тижня)							
0,04	0,015	0,04	0,015	0,04	0,015	0,04	0,015
Середня дорога, обмеження швидкості, дачі							
Понеділок-п'ятниця (1–5 дні тижня)							
0,25	0,15	0,3	0,08	0,12	0,06	0,15	0,03
Субота-неділя (6,7 дні тижня)							
0,52	0,3	0,65	0,15	0,12	0,06	0,15	0,03
Довга дорога, мало дач, відсутні ЖК							
Понеділок-четвер, субота (1–4, 6 дні тижня)							
0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
П'ятниця, неділя (5,7 дні тижня)							
0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03

Розглядається також можливість появи ожеледиці в період з середини листопаду (15.11 – 319-й день у році) до середини березня (15.03 – 74-й день у році) при виникненні ожеледиці. При чому в період з кінця листопаду (30.11 – 335-й день у році) до початку березня (28.02 – 59-й день у році) вірогідність виникнення ожеледиці найвища і прийнята на рівні 0,2. В період з 15 листопада до 15 березня ймовірність змінюється лінійно в межах 0 – 0,2.

Під час руху по дорозі з ожеледицею водії вимушені знизити швидкість, особливо виконуючи маневри. При цьому вплив ожеледиці залежить також від наявності заторів, адже при русі в заторі швидкість автомобіля значно знижена і вплив ожеледиці є мінімальним.

Прийняті значення параметру $\widehat{\Delta k_{drv}^{rds}}$ при наявності ожеледиці показано в таблиці 3.4, а при відсутності даний параметр дорівнює 0. Даний параметр має експоненціальний розподіл.

Таблиця 3.4

Математичне очікування параметра $\widehat{\Delta k_{drv}^{rds}}$

8:00–9:00	9:00–18:00	18:00–20:00	20:00–8:00
Коротка разбита дорога			
Понеділок-п'ятниця (1–5 дні тижня)			
0,015	0,07	0,02	0,2
Субота-неділя (6,7 дні тижня)			
0,1	0,03	0,025	0,15
Коротка дорога через ЖК			
Понеділок-четвер, субота (1–4, 6 дні тижня)			
0,01	0,07	0,02	0,2
П'ятниця, неділя (5,7 дні тижня)			
0,01	0,03	0,02	0,15
Середня дорога, обмеження швидкості, дачі			
Понеділок-п'ятниця (1–5 дні тижня)			
0,015	0,02	0,01	0,15
Субота-неділя (6,7 дні тижня)			
0,1	0,18	0,15	0,2
Довга дорога, мало дач, відсутні ЖК			
Понеділок-четвер, субота (1–4, 6 дні тижня)			
0,15	0,15	0,15	0,2
П'ятниця, неділя (5,7 дні тижня)			
0,15	0,15	0,1	0,2

При розрахунку коефіцієнта $\widehat{k_{frv}^{twyd}}$ було прийнято, що він близький до 0 в робочі години (з 08:00 до 17:00 в будні) та значно збільшується в нічні години і вихідні через затримку, яка виникає у відсутності працівників на складі, збільшенні часу очікування тощо. При цьому експедитор флегматик працює помірно, але не створює помилок і затримок. Для вихідних (6-7 дні тижня) та в не робочі години (з 18:00 до 08:00) прийнято $M(\widehat{k_{frv}^{twyd}}) = 0,15$ і $S(\widehat{k_{frv}^{twyd}}) = 0,08$, а для робочих днів

в робочий час $M\left(\widehat{k_{frv}^{twyd}}\right) = 0,03$ і $S\left(\widehat{k_{frv}^{twyd}}\right) = 0,05$. Дані параметри мають нормальний закон розподілу.

Вплив фактору взаємодії експедитора з конкретний підприємством не враховується і $\widehat{k_{frv}^{ds}} = k_{frv}^{ds} = 1$.

Момент передачі вантажу приймаючій стороні розраховується за формулою 3.9:

$$t_f = t + T_{drv}^{avg} \quad (3.9)$$

При моделюванні наявність святкових днів не враховується [54].

Моделювання імітаційної моделі відбувається в середовищі Matlab. Результати моделювання наведено на рис. 3.2 червона лінія на графіках показує тренувальну вибірку, синя – контрольну вибірку.

Як видно з результатів, отримана модель є досить чутливою до зовнішніх факторів та навіть дозволяє оцінити вплив людського фактору. Для використання даної математичної імітаційної моделі далі планується провести її оптимізацію за допомогою нейронних мереж.

Використання даної моделі можливе для аналізу та оптимізації роботи транспортного підприємства. Можливими факторами, які мають вплив на кінцевий результат можуть бути зміни в графіці роботи, формування нових груп працівників за критеріями психологічної сумісності, підвищення кваліфікації окремих працівників тощо [51].

3.2 Створення і оптимізація нейронної мережі для прогнозування часу виконання транспортної задачі

Метод оптимізації маршруту перевезення полягає в навчанні нейронної мережі обраного типу з використанням навчального набору даних. Отже, необхідно побудувати нейронну мережу та навчити її.

На вхід нейронна мережа отримуватиме дані про маршрут перевезення: час перевезення, який саме маршрут використовується, хто є водієм і експедитором, стан дорожнього покриття тощо. На виході з нейронної мережі очікується отримати час перевезення за кожним маршрутом з урахуванням впливу всіх факторів.

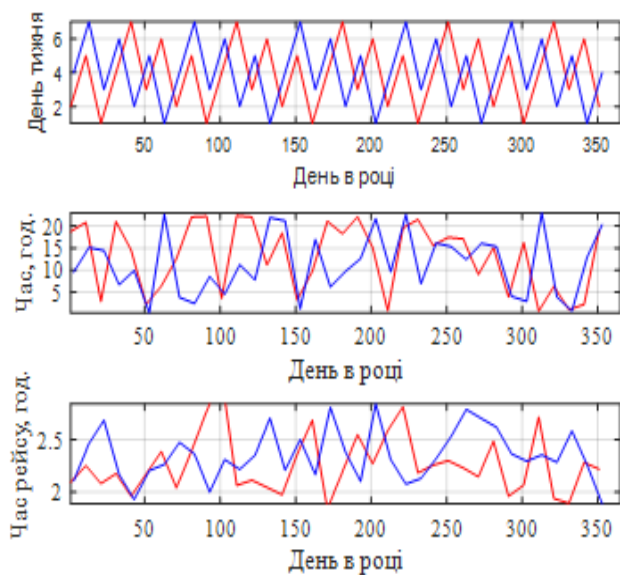
Для досягнення мети поставлено такі задачі:

- розробка методу визначення оптимальних функцій активації для вирішення даної задачі;
- розробка методу оцінки оптимальної навчальної і контрольної вибірки, які б достатньо повно характеризували робочий процес транспортування вантажу;
- розробка методу оптимізації кількості шарів та кількості нейронів у них.

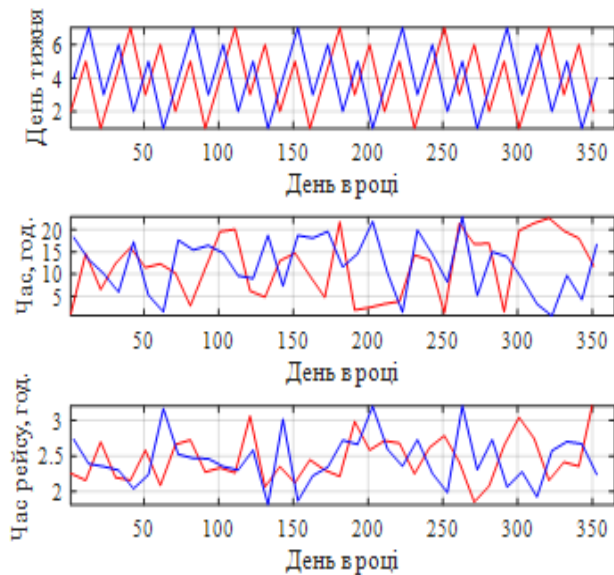
Критерієм якості визначеної вибірки даних є точність роботи мережі, яка визначається за формулою 3.10:

$$\Delta t_T = \sqrt{\frac{\sum (t_k - t_H)^2}{z}} \text{ (ХВ.)} \quad (3.10)$$

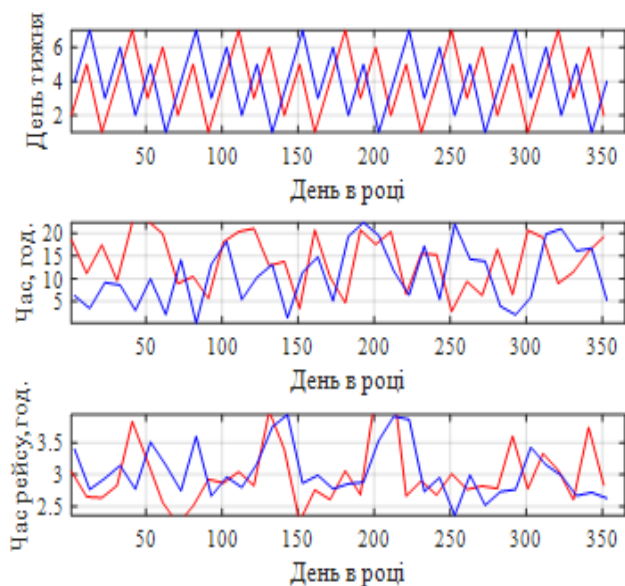
де z – кількість досліджень.



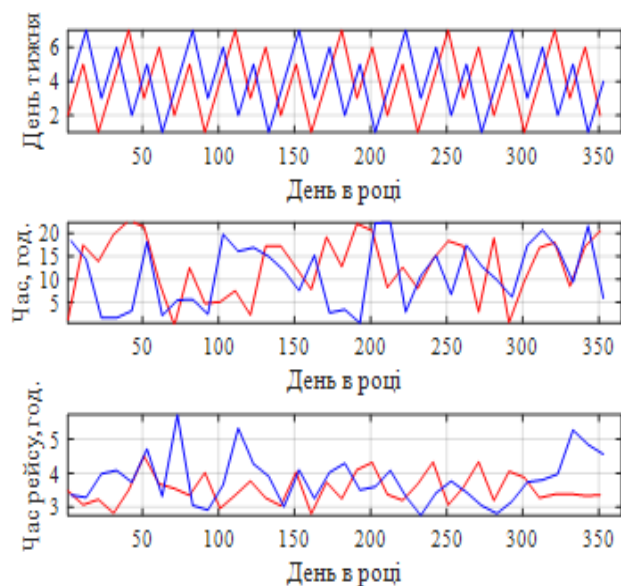
а).



б).



в).



г).

Рис. 3.2 Час виконання рейсу за маршрутами відповідно до дня року:

а – за першим маршрутом; б – за другим маршрутом; в – за третім маршрутом;

г – за четвертим маршрутом

3.2.1 Побудова нейронної мережі для визначення оптимального маршруту перевезення

Моделювання нейронної мережі відбувається в пакеті прикладних програм для вирішення задач технічних розрахунків Matlab (версія R2015b). Matlab надає користувачам велику кількість функцій для аналізу даних, які використовуються майже в усіх областях математики [61].

Першим кроком при роботі з нейронними мережами є створення моделі мережі. Для створення мережі з прямою передачею сигналу (сигнал передається від вхідних нейронів прямо до вихідних) існує функція *newff*. Вона має чотири вхідних аргументи (інформація, що подається в мережу для обробки) і один вихідний елемент – об'єкт класу *network* (результат роботи нейронної мережі). Перший вхідний елемент це масив (позначається в квадратних дужках), який містить допустимі межі значень для кожного елементу вхідного вектору. Другий елемент це масив кількості нейронів кожного шару мережі. Третій елемент це масив функцій активації мережі. І останнім елементом є функція навчання нейронної мережі [43].

В роботі використовується нейронна мережа з прямою передачею сигналу. Така мережа не має зворотних зв'язків. Її перевагою є здатність виконувати достатньо складні нелінійні залежності між входом і виходом мережі. Мінімальна кількість шарів в нейронній мережі прийнята рівною двом.

В ролі функцій активації в даній нейронній мережі використовуються функції 'tansig' та 'purelin'. Обрано використовувати різні функції активації через те, що на вході і на виході передбачаються різні типи даних. На вхід в мережу подаються коефіцієнти впливу факторів в межах [1:0], тому можливе використання нелінійних функцій. Проте на виході дані можуть знаходитись поза цим діапазоном, адже час перевезення може становити більше однієї години. Саме тому на другому шарі необхідно використовувати лінійну функцію активації нейронів.

Функція 'tansig' – гіперболічна тангенціальна функція активації. Вона є передаточною функцією, яка обчислює вихід шару з його мережевого входу. Графік функції активації 'tansig' на рис. 3.3 [62].

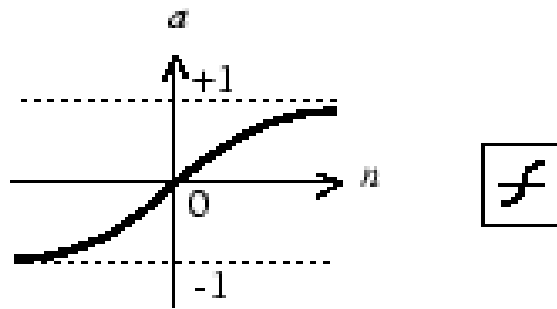


Рис. 3.3 Функція активації нейронів 'tansig'

Функція 'purelin' – лінійна передаточна функція. Вона, подібно до функції 'tansig', обчислює обчислює вихід шару з його мережевого входу. Графік функції активації 'tansig' на рис. 3.4 [63].

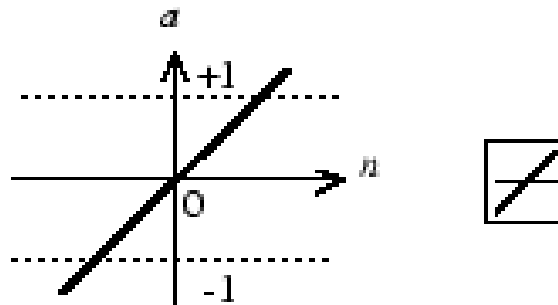


Рис. 3.4 Функція активації нейронів 'purelin'

Навчальна функція 'trainlm' – є мережевою навчальною функцією, яка оновлює ваги і зміщення нейронів згідно з алгоритмом оптимізації Левенберга-Марквардта. Даний алгоритм відноситься до методів навчання з учителем і обрано його через те, що на вході в нейронну мережу подаються всі необхідні дані, в тому числі бажаний результат на виході. Алгоритм Левенберга-Марквардта є достатньо швидким, але потребує багато ресурсів. Серед його переваг – велика вірогідність знайти найближчий до бажаного результат [64].

3.2.2. Визначення оптимального об'єму вибірки нейронної мережі

Останнім кроком створення діагностичної нейронної мережі є її оптимізація з використанням даних, максимально наближених до реальних, які містили б похибки вимірювання використаних параметрів. Для проведення досліджень необхідно отримати два набори даних: навчальний (параметр δ^H) і контрольний (δ^K) набори. Обидва набори даних мають бути розглянуті відповідно до кожної пори року, часу доби, дня тижня.

При навчанні нейронної мережі, різниця між параметрами δ^H та δ^K значно зменшується, а стабільність отриманих оцінок збільшується. Для проведення експерименту контрольний набір використовується повністю і містить максимальну кількість точок – 365 (кількість днів в році). Із повного навчального набору робляться окремі вибірки, розмір який поступово збільшується (наприклад 2 рейси в місяць – 24 точки, 4 рейси – 48 точок тощо). З кожною такою вибіркою проводиться навчання нейронної мережі, яка має структуру визначену в пункті 3.2.1. оцінка якості навчання (параметрів δ^H і δ^K) проводилась після кожної епохи навчання. Максимальна кількість епох становила 70.

3.2.2.1 Визначення оптимального об'єму вибірки для першого маршруту

Перший маршрут, короткий з розбитою дорогою, автомобіль за ідеальних умов проїжджає за 1,5 години. Припустимо, що такий рейс водій виконує 2 рази на місяць, 4 рази на місяць, 360 разів на рік – тобто майже кожного дня крім, наприклад, святкових чи релігійних днів (рис. 3.5). Червона лінія на графіках показує навчальну вибірку, синя – контрольну вибірку.

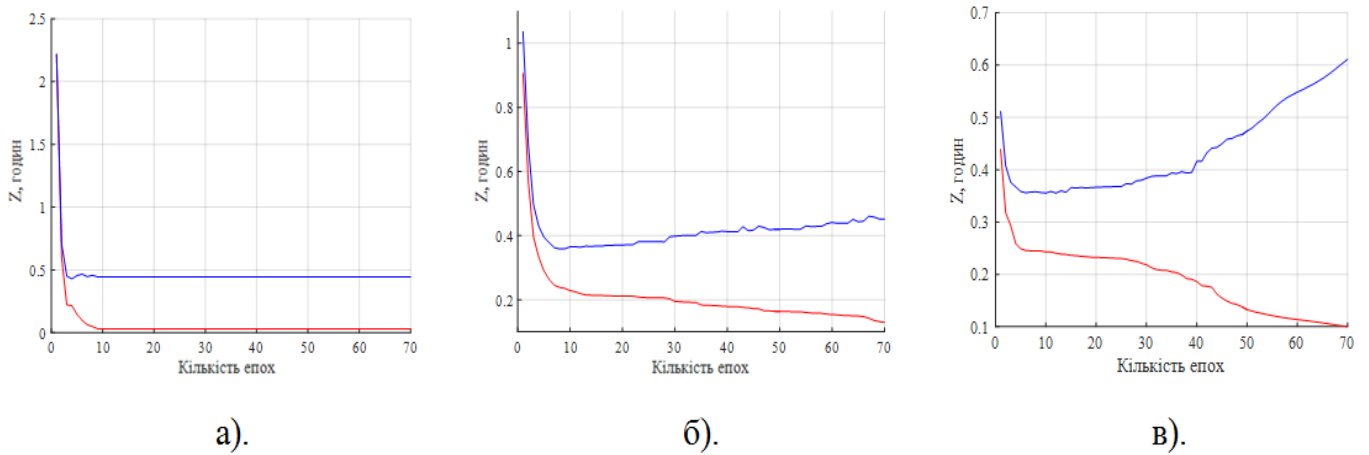


Рис. 3.5 Перший маршрут:

а – рейс один раз на місяць; б – рейс двічі на місяць; в – рейс майже кожного дня

Кількість рейсів 6-28 на місяць для першого маршруту в таблиці А.1. В точках, де контрольна вибірка (сині лінії) віддаляються від навчальних починається перенавчання нейронної мережі. Похибка навчання визначається за формулою 3.11:

$$\Delta t = (t_k - t_n) \cdot 60, \text{ (хв.)} \quad (3.11)$$

де t_k – контрольна вибірка, хв.;

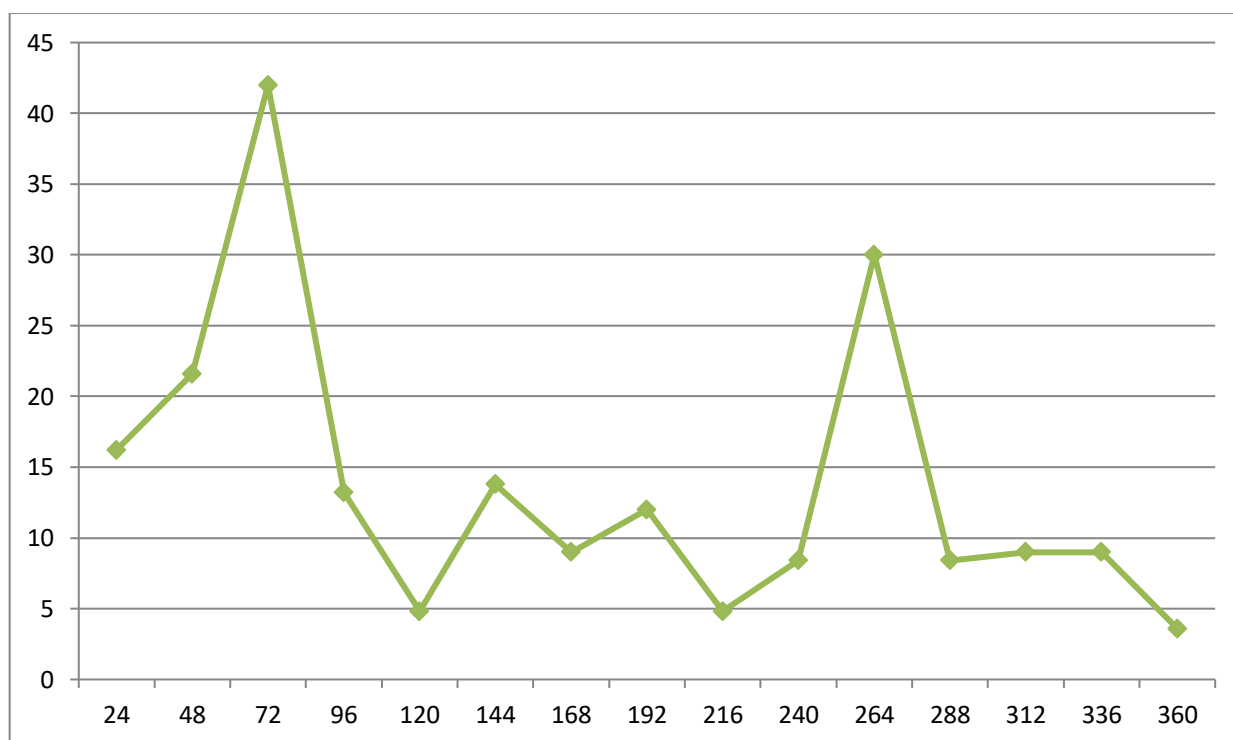
t_n – навчальна вибірка, хв.

Значення Δt відповідно до кількості рейсів на рік занесено до таблиці 3.5, а залежність зображено на рис. 3.6.

В даному випадку точність складає $\Delta t_r = 4,8$ хвилини. Похибка є незначною, адже загальна тривалість рейсу за ідеальних умов становить 1,5 години. З рис. 3.6 видно, що мінімальний набір при якому оптимізація матиме бажаний ефект становить більше 120 точок.

Значення Δt відповідно до кількості рейсів на рік

Кількість рейсів (точок) на рік	Контрольне значення, год.	Навчальне значення, год.	Δt (хв)
24	0,43	0,22	12,6
48	0,36	0,24	7,2
72	0,34	0,18	9,6
96	0,45	0,26	11,4
120	0,325	0,25	4,5
144	0,35	0,23	7,2
168	0,31	0,2	6,6
192	0,35	0,27	4,8
216	0,38	0,25	7,8
240	0,38	0,28	6
264	0,35	0,31	2,4
288	0,35	0,24	6,6
312	0,33	0,32	0,6
336	0,33	0,26	4,2
360	0,32	0,26	3,6

Рис. 3.6 Значення Δt відповідно до кількості рейсів на рік за першим маршрутом

3.2.2.2 Визначення оптимального об'єму вибірки для четвертого маршруту

Найдовший маршрут, четвертий, автомобіль за ідеальних умов проїжджає за 2,5 години. Припустимо, що такий рейс водій виконує 2 рази на місяць, 4 рази на місяць, 360 разів на рік – тобто майже кожного дня крім, наприклад, святкових чи релігійних днів (рис. 3.7). Кількість рейсів 6-28 на місяць для четвертого маршруту в таблиці А.1. Червона лінія на графіках показує тренувальну вибірку, синя – контрольну вибірку.

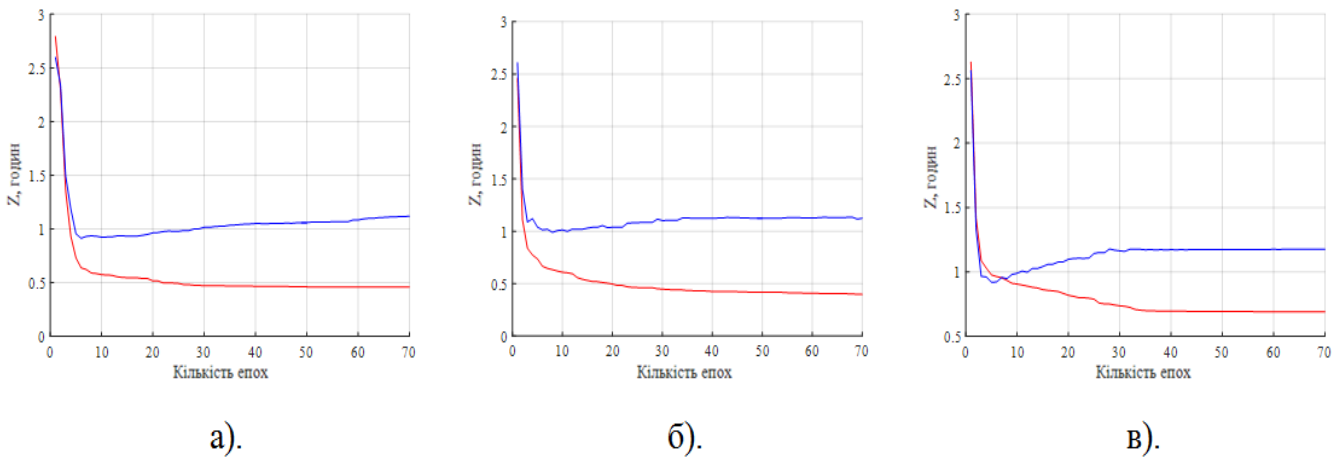


Рис. 3.7 Четвертий маршрут:

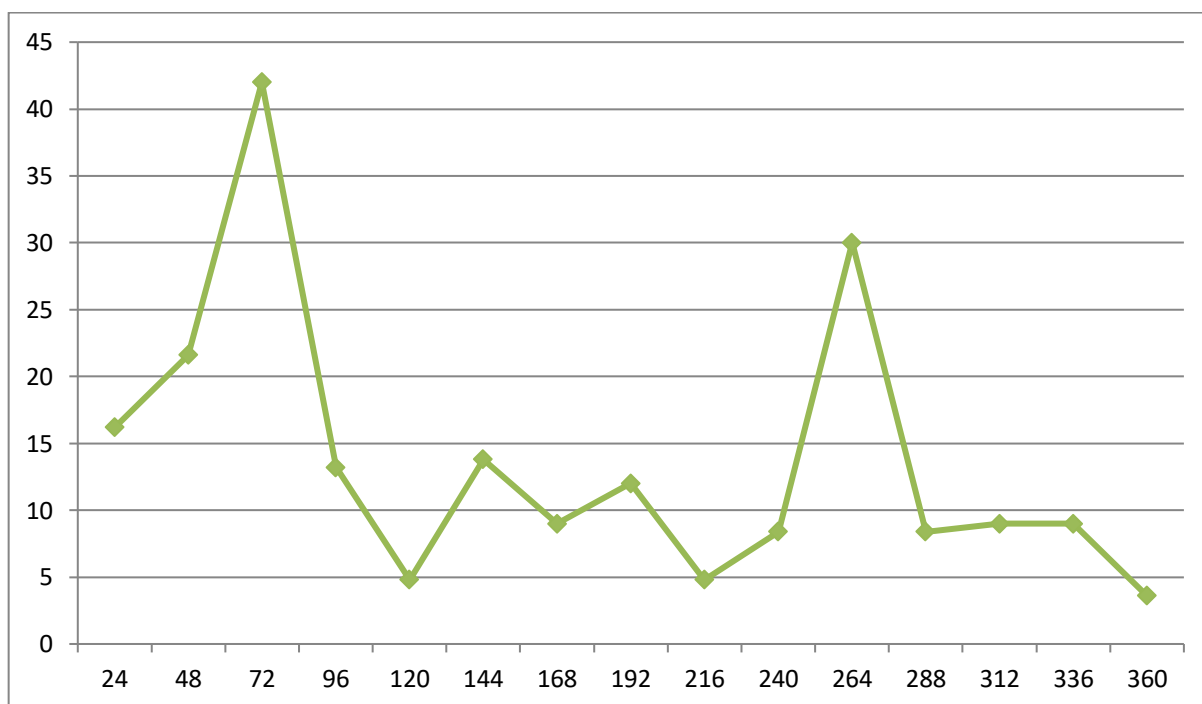
а – рейс один раз на місяць; б – рейс двічі на місяць; в – рейс майже кожного дня

Значення Δt відповідно до кількості рейсів на рік занесено до таблиці 3.6, а залежність зображено на рис. 3.8.

Точність даної вибірки становить $\Delta t_{\tau} = 7$ хвилин. Дана похибка є незначною, враховуючи що за ідеальних умов рейс триває 2,5 години. З рис. 3.8 видно, що мінімальний набір при якому оптимізація матиме бажаний ефект становить більше 120 точок.

Значення Δt відповідно до кількості рейсів на рік

Кількість рейсів (точок) на рік	Контрольне значення, год.	Навчальне значення, год.	Δt (хв)
24	0,91	0,64	16,2
48	0,99	0,63	21,6
72	1,2	0,5	42
96	1,05	0,83	13,2
120	0,94	0,86	4,8
144	0,95	0,72	13,8
168	0,96	0,81	9
192	1,04	0,84	12
216	0,93	0,85	4,8
240	0,92	0,78	8,4
264	1,2	0,7	30
288	0,93	0,79	8,4
312	0,94	0,79	9
336	0,93	0,78	9
360	0,92	0,98	3,6

Рис. 3.8 Значення Δt відповідно до кількості рейсів на рік за четвертим маршрутом

Отже, необхідний мінімальний об'єм навчальної вибірки складає 120 точок. При цьому важливо врахувати сезонність, час доби, день тижня. А отже необхідно

мінімум 120 різних комбінацій влітку та взимку для отримання оптимального результату. Контрольний набір, як сказано раніше, складає 365 точок.

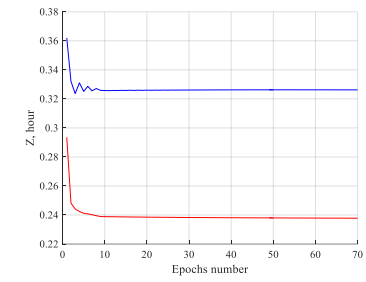
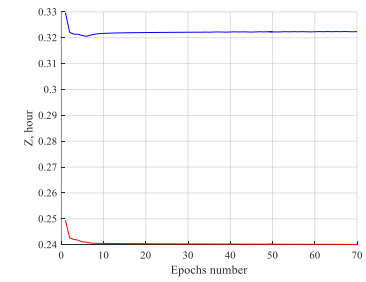
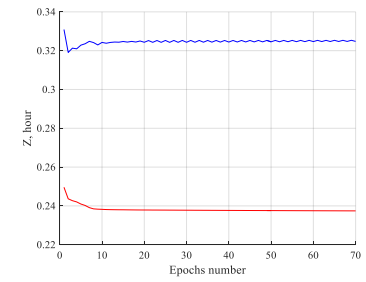
3.2.3 Оптимізація структури нейронної мережі для вирішення задачі оптимізації маршруту перевезення

На етапі оптимізації нейронна мережа може бути більш простою в будові. Експеримент проводиться з двошаровою нейронною мережею, кількість нейронів на вході поступово збільшується від мінімального значення до моменту поки не виникне перенавчання нейронної мережі. В даному випадку обираємо оптимальну кількість – 12 нейронів (тобто навчання мережі відбувається 11 разів, від одного нейрону на першому шарі до 12 нейронів на першому шарі). Вихідний шар завжди матиме один нейрон. Оцінюється параметр якості роботи контрольного набору δ^K , якого досліджувана мережа може досягти. Для визначення δ_{min}^K необхідно провести навчання декілька разів. В якості оптимального δ^K приймається середнє значення δ^K . Навчальний та контрольний набори приймаються максимальні, по 365 точок.

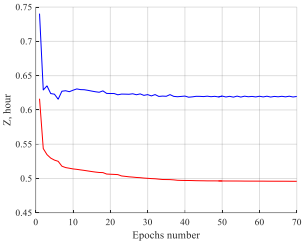
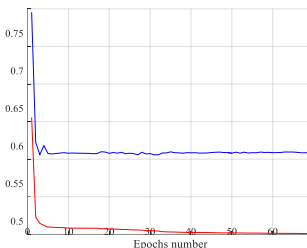
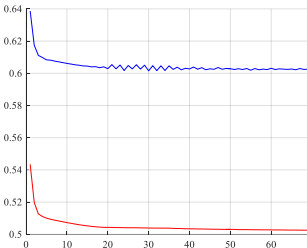
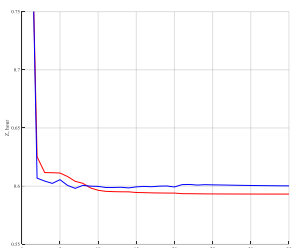
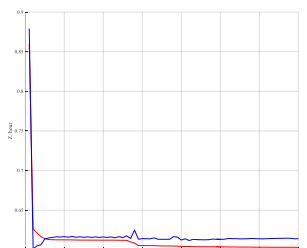
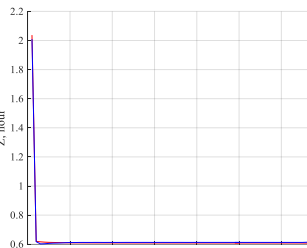
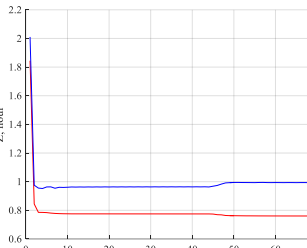
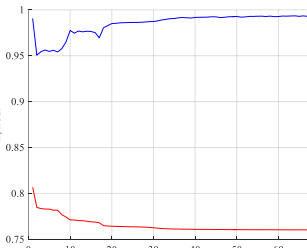
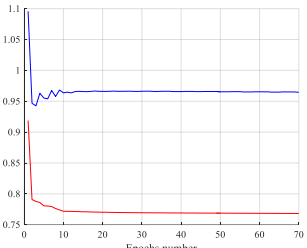
Навчання проводиться 3 рази для кожного випадку. Результат навчання двошарової нейронної мережі з двома нейронами на першому шарі для кожного маршруту в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7

Навчання двошарової нейронної мережі з двома нейронами на першому шарі

	Перша спроба	Друга спроба	Третя спроба
Перший маршрут	 <p>$\delta_{min}^K = 0,324$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,32$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,319$</p>

Навчання двошарової нейронної мережі з двома нейронами на першому шарі

<p>Другий маршрут</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,62$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,61$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,6$</p>
<p>Третій маршрут</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,59$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,6$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,602$</p>
<p>Четвертий маршрут</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,95$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,945$</p>	 <p>$\delta_{min}^K = 0,941$</p>

Решта результатів в таблицях Б.1-Б.4. При наступних дослідках значення δ_{min}^K на кожному маршруті використовуватиметься як база для оцінки якості всіх досліджуваних мереж. Для кожного маршруту параметр точності контрольної вибірки δ_{min}^K занесено до таблиці 3.8.

На графіках рис. 3.9-3.12 зображено динаміку зміни параметру точності контрольної вибірки відповідно до кількості нейронів на першому шарі нейронної мережі.

Параметр точності контрольної вибірки для кожного маршруту перевезення

Кількість нейронів на першому шарі	Перший маршрут	Другий маршрут	Третій маршрут	Четвертий маршрут
	Параметр точності контрольної вибірки			
2	0,325	0,6	0,59	0,941
3	0,323	0,605	0,598	0,945
4	0,32	0,61	0,593	0,95
5	0,323	0,6	0,6	0,941
6	0,32	0,61	0,59	0,94
7	0,32	0,604	0,606	0,94
8	0,327	0,615	0,592	0,959
9	0,328	0,6	0,6	0,94
10	0,327	0,61	0,602	0,935
11	0,328	0,59	0,608	0,95
12	0,325	0,615	0,602	0,954
Середнє значення параметру точності δ^k	0,324	0,605	0,596	0,94

Для всіх чотирьох маршрутів середнє значення параметру точності контрольної вибірки приблизно співпадає зі значенням параметру в нейронній мережі з трьома нейронами на першому шарі. А отже, можна сказати, що найоптимальнішою для визначення кращого маршруту перевезення буде двошарова нейронна мережа з трьома нейронами на першому шарі і одним вихідним нейроном.

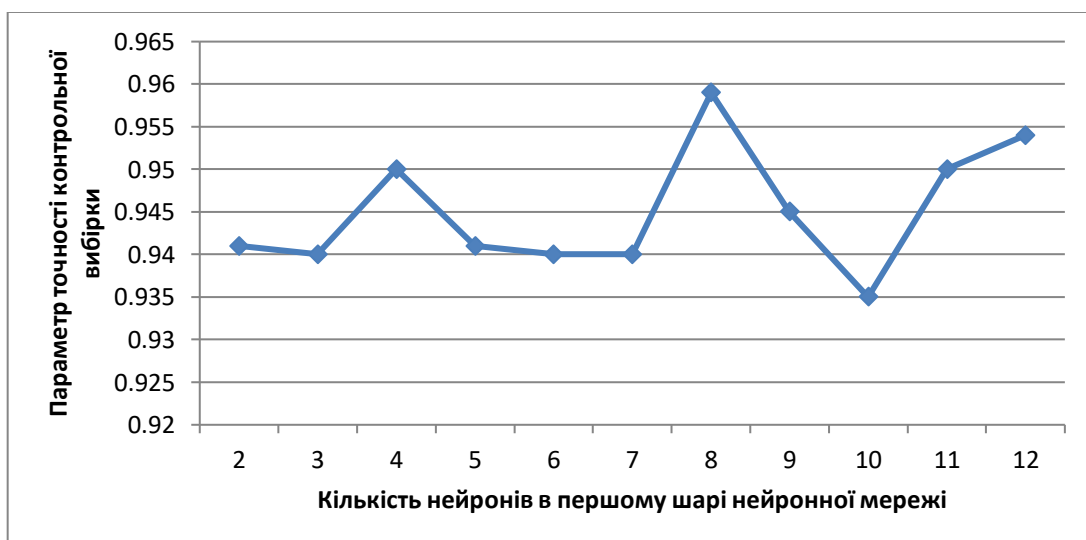


Рис. 3.9 Параметр точності контрольної вибірки для першого маршруту



Рис. 3.10 Параметр точності контрольної вибірки для другого маршруту

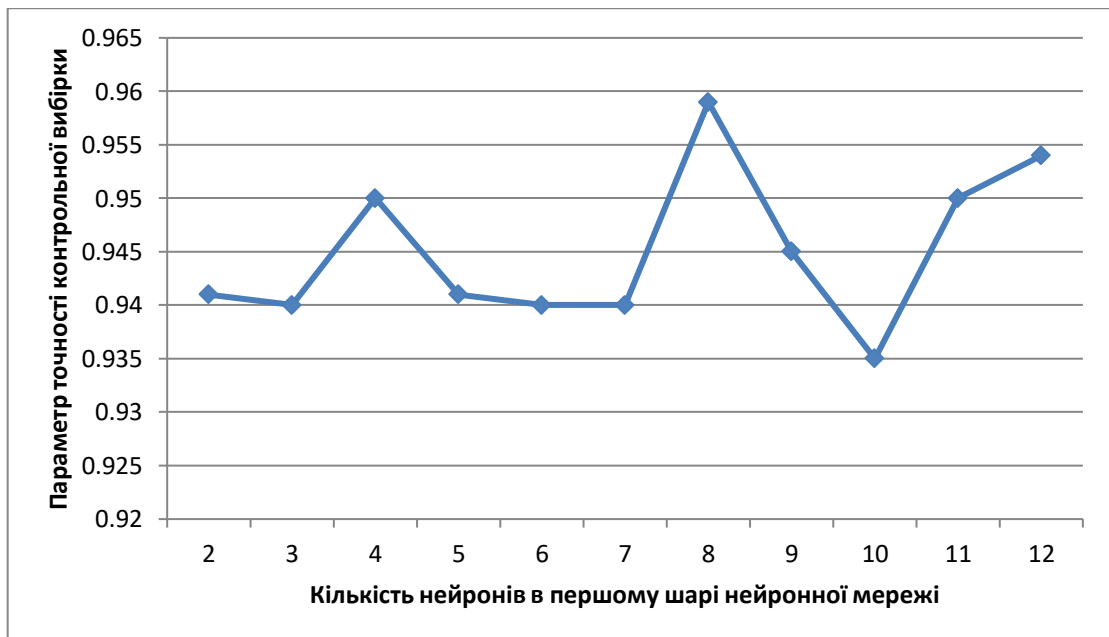


Рис. 3.11 Параметр точності контрольної вибірки для третього маршруту

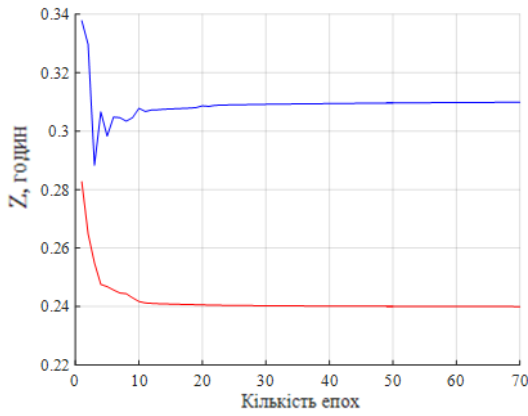


Рис. 3.12 Параметр точності контрольної вибірки для четвертого маршруту

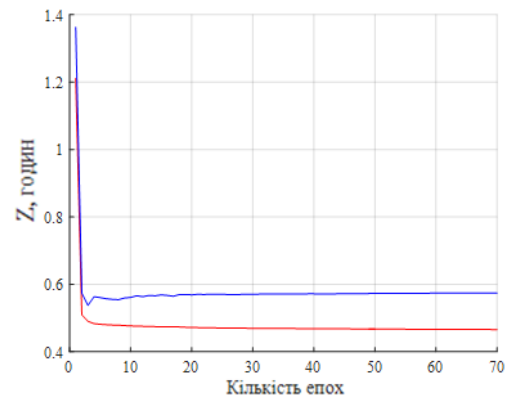
Після того як визначено оптимальну кількість шарів та нейронів в нейронній мережі, необхідно визначити мінімальне значення δ^k якого може досягти дана мережа. Для цього було проведено навчання даної двошарової нейронної мережі 7 разів протягом 70 епох.

Результати навчання з мінімальними значеннями контрольної вибірки на рис. 3.13.

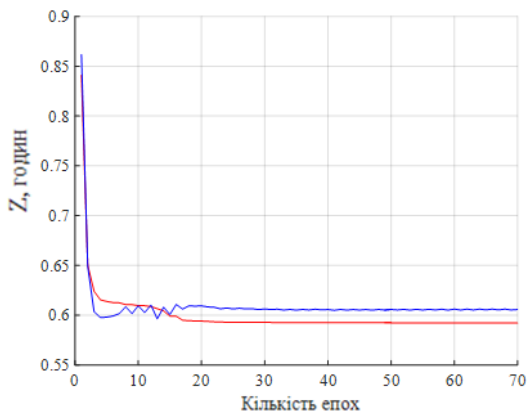
Отже, визначено що оптимальною для використання є двошарова нейронна мережа з максимальними навчальним та контрольним набором. При таких наборах похибки є мінімальними. На першому шарі використовуємо 3 нейрони. Навчання проводиться протягом 70 епох. Як видно з рис. 3.13, така кількість епох є оптимальною, адже, приблизно, після 20-ої епохи навчання припиняється, проте необхідно врахувати можливість раптових сачків і обрати кількість епох більшою. Найкращий результат навчання для кожного маршруту запам'ятовується мережею та використовуються в подальшому для прогнозування часу перевезення.



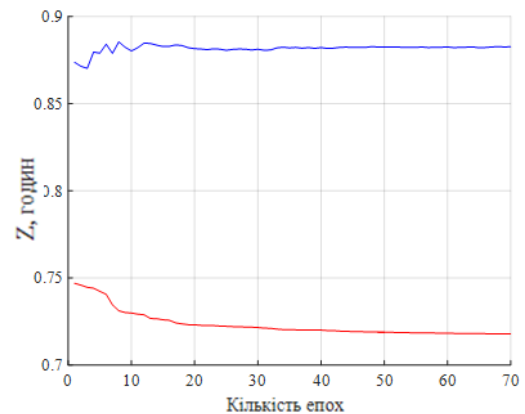
а).



б).



в).



г).

Рис. 3.13 Мінімальні значення контрольної вибірки:

а – для першого маршруту; б – для другого маршруту; в – для третього маршруту;

г – для четвертого маршруту

3.3 Використання та аналіз отриманої нейронної мережі

Оптимальна нейронна мережа для виконання завдання оптимізації маршруту перевезення зображена на рис. 3.14. на першому шарі бачимо гіперболічну тангенціальну функцію активації 'tansig', на другому – лінійну передаточну функцію 'purelin'.

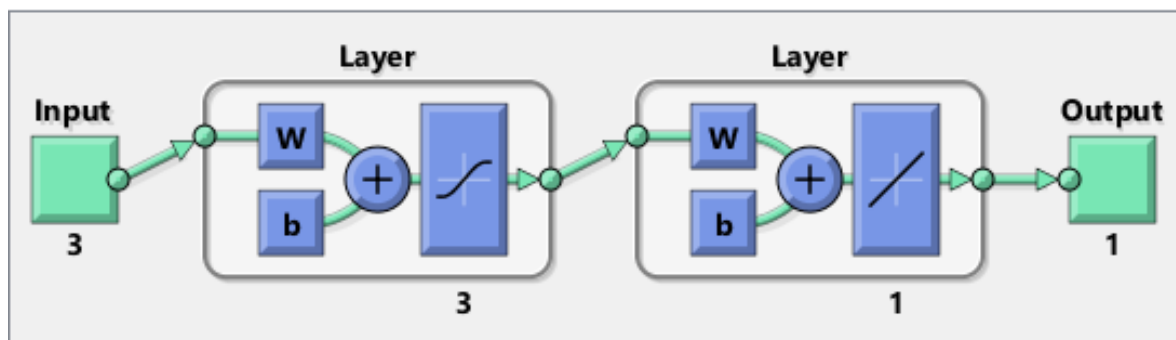


Рис. 3.14. Кінцева двошарова нейронна мережа з трьома нейронами на першому шарі

Як сказано раніше, найкращий результат навчання мережі зберігається. Окремо будується матриця даних для кожного маршруту, яка містить в собі дані про різні варіанти перевезення: день в році, день тижня, час доби. Матриця, виходячи з даних таблиці 3.2, має такий вигляд (таблиця 3.9):

Таблиця 3.9

Матриця даних для першого маршруту

День року	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
День тижня	4	4	4	4	5	5	5	5	6	6	6	6	7	7	7	7
Час доби	8:30	14:30	19:00	1:00	8:30	14:30	19:00	1:00	8:30	14:30	19:00	1:00	8:30	14:30	19:00	1:00
День року	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
День тижня	4	4	4	4	5	5	5	5	6	6	6	6	7	7	7	7
Час доби	8:30	14:30	19:00	1:00	8:30	14:30	19:00	1:00	8:30	14:30	19:00	1:00	8:30	14:30	19:00	1:00

Наприклад, в колонці один ми бачимо, що день року = 1, день тижня = 4, час доби = 8:30. Це означає перший день в році (1-ше січня), 4 день тижня (четвер), 8:30 ранку. Таким чином розглядаємо 32 можливих варіанти комбінацій для кожного за двома порами року (літо, зима), за буднями та вихідними, за чотирма інтервалами часу (вранішні затори, день, вечірні затори, ніч).

В таблиці 3.10 зображено результати дослідження для кожного маршруту окремо. На рис. 3.15 показано залежність часу перевезення від дня та часу взимку, а на рис. 3.16 – влітку.

Розроблений метод оптимізації базується на використанні імітаційної математичної моделі оптимізації маршруту перевезення. Далі сформовано навчальну та контрольну вибірки для визначення мінімального навчального набору, який можна вважати оптимальним. Навчання нейронної мережі дало змогу визначити оптимальні маршрути перевезення для кожного окремого випадку в залежності від дня тижня, пори року та часу доби.

Отже, як видно з рисунків 3.15-3.16, за результатами проведених досліджень, взимку в четвер найоптимальнішим буде маршрут номер 3 в години пік і вночі, а вдень – маршрут номер 1. Це пояснюється тим, що взимку на третьому маршруті не має заторів, адже дачні поселення ніхто не відвідує. Дорога в цей час, як правило, вільна.

Взимку в п'ятницю, оптимальним для проїзду в години пік буде маршрут номер 1. Дорога на ньому розбита, тому більшість водіїв оминають його і там не виникає заторів навіть в найбільш завантажений час. Вдень та вночі, між годинами пік, оптимальним є маршрут номер 2, адже жителі житлових комплексів, що трапляються по дорозі, як правило, в цей час працюють.

Взимку в суботу та в неділю о будь-якій порі доби найоптимальнішим є маршрут номер 2. Дорога має гарне покриття, жителі житлових комплексів вдома або ж на відпочинку, машин на дорозі майже немає.

Результати прогнозування часу перевезення

Час виходу на маршрут	Зима				Літо			
	8.5	14.5	19	1	8.5	14.5	19	1
Маршрут 1								
Четвер	2.4131	2.3400	2.5116	2.5233	2.4188	2.3486	2.5174	2.5240
П'ятниця	2.4093*	2.3221	2.4931	2.5190	2.4139	2.3296	2.4973	2.5191
Субота	2.3249	2.2243	2.3959	2.4381	2.3281	2.2315	2.4005	2.4360
Неділя	2.3064	2.2017	2.3769	2.4073	2.3116	2.2107	2.3829	2.4078
Маршрут 2								
Четвер	2.4556	2.3727	2.6469	2.5031	2.4579	2.3744	2.6521	2.5033
П'ятниця	2.4217	2.3176	2.5923	2.4626	2.4234	2.3203	2.5950	2.4624
Субота	2.1063	1.9905	2.2431	2.1416	2.1076	1.9941	2.2433	2.1413
Неділя	2.0594	1.9390	2.1494	2.0908	2.0610	1.9437	2.1483	2.0909
Маршрут 3								
Четвер	2.4005	2.4464	2.4810	2.3435	2.8006	2.8466	2.8809	2.7428
П'ятниця	2.5785	2.5873	2.5965	2.5702	2.8068	2.8477	2.8792	2.7583
Субота	2.8212	2.8668	2.9011	2.7644	3.2128	3.2543	3.2842	3.1588
Неділя	2.8092	2.8551	2.8896	2.7524	3.2120	3.2581	3.2926	3.1541
Маршрут 4								
Четвер	2.6389	2.6496	2.6575	2.6255	2.7100	2.7207	2.7288	2.6964
П'ятниця	2.6427	2.6533	2.6613	2.6293	2.7138	2.7245	2.7325	2.7002
Субота	2.6465	2.6571	2.6615	2.6331	2.7175	2.7283	2.7363	2.7040
Неділя	2.6502	2.6609	2.6688	2.6369	2.7213	2.7320	2.7400	2.7078

* жирним та кольоровим (червоний – четвер, жовтий – п'ятниця, зелений – субота, синій – неділя) виділено найменший час доставки в кожен день.

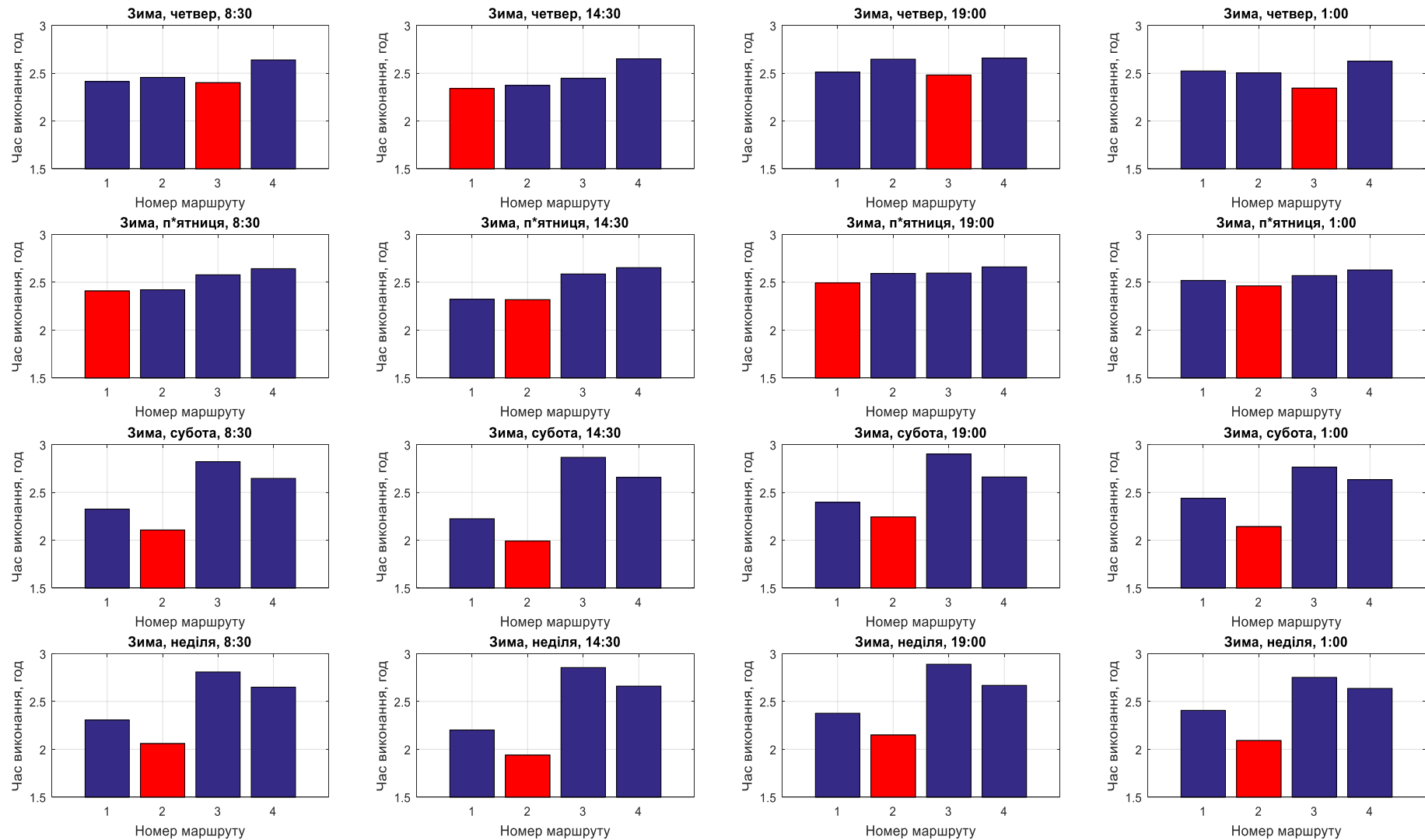


Рис. 3.15 Результати дослідження оптимальності маршруту взимку (червоним виділено найоптимальніший маршрут для певного часу перевезення)

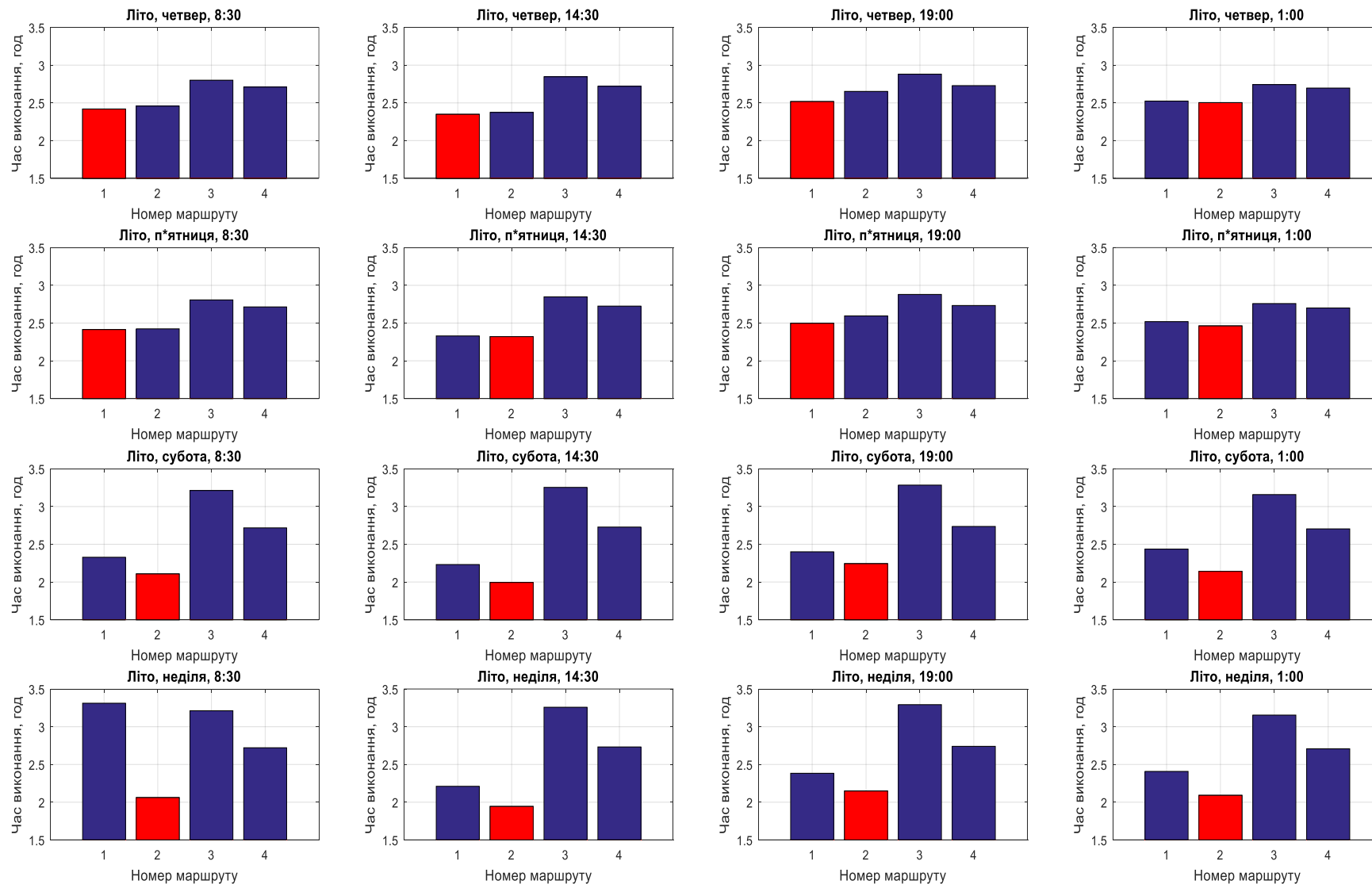


Рис. 3.16 Результати дослідження оптимальності маршруту влітку (червоним виділено найоптимальніший маршрут для певного часу перевезення)

Ситуація влітку інша. В четвер в години пік та вдень найоптимальнішим є маршрут номер 1. Це пояснюється тим, що на другому та третьому маршрутах велика завантаженість. На першому через велику кількість людей, які виїжджають на роботу, з роботи. На третьому через те що влітку дуже багато людей приїжджає на дачі. Проте вночі найкращим варіантом буде маршрут номер 2, адже на ньому краща дорога і немає заторів.

В п'ятницю результат подібний до результату четверга. Коли на другому маршруті в години пік затори – рекомендується використовувати маршрут номер 1. Коли заторів немає – вдень та вночі – найкраще підходить маршрут номер 2.

У вихідні дні найоптимальнішим є маршрут номер 2. Він має гарне дорожнє покриття, на вхідних жителі житлових комплексів перебувають на дачах або на відпочинку, отже заторів немає.

Третій маршрут влітку не розглядається, адже в дачні поселення приїжджають жителі і дорога є заповненою.

Четвертий маршрут за нормальних умов займає 2 години і 30 хвилин. Швидкість тут необмежена, адже на шляху немає ні поселень, ні житлових комплексів. Через це взимку великої шкоди наносить ожеледиця. Водії змушені знижувати швидкість щоб не потрапити в ДТП. Влітку ж є коротші варіанти, за якими може слідувати водій.

3.4 Рекомендації щодо поліпшення роботи водіїв

Звичайно, будь-яке транспортне підприємство має за мету якнайкраще виконати свою роботу та отримати максимальний прибуток. Підприємства з власними транспортними відділами зацікавлені в тому, щоб доставити власний вантаж вчасно і, головне, безпечно. А отже всі без винятку співпрацюють лише з надійними, відповідальними та досвідченими водіями. Проте не завжди надійність доставки залежить від професійних навичок водіння водія. Вплив зовнішніх факторів, таких як погодні умови чи стан дорожнього покриття, інші водії на дорозі можуть

стати причиною аварії і, як наслідок, привести до втрати вантажу, транспортного засобу і нашкодити водієві та експедитору.

В таких випадках можна рекомендувати додаткове навчання водіїв екстремальному водінню. Екстремальне водіння це звичайне водіння по мокрому дорожньому покриттю, при поганій видимості, при ожеледиці тощо. Основна мета такого навчання – навчити водія контролювати свій страх та управляти автомобілем навіть в незвичних умовах, адже від цього можуть залежати людські життя.

Водіння в екстремальних умовах передбачає отримання таких навичок:

- гальмування при ожеледиці чи поганій видимості, або ж при наявності обох умов;
- вміння швидкому повороту в умовах ожеледиці;
- вміння знизити вплив ковзання і запобігти можливому заносу автомобіля;
- швидке гальмування у випадку загрози зіткнення з іншими учасниками дорожнього руху;
- вміння швидко реагувати та оминати перешкоди, які можуть стати причиною аварії.

Для того щоб зберегти життя водія та експедитора, а також для збереження вантажу, необхідно будь-яким чином запобігти створенню аварійних ситуацій на дорогах. Для цього потрібно:

- за можливості відмінити рейси в погану погоду, при виникненні туману чи ожеледиці;
- контролювати надійне щеплення шин з дорожнім покриттям, вчасно замінювати шини;
- уникати рейсів при високих температурах, які можуть привести до перегріву важливих частин автомобіля;
- взимку рекомендується їздити лише на низьких швидкостях [65].

Відомий тренер з екстремального водіння Дон Палмер створив список порад для безпечного стилю водіння:

1. Будьте уважні. Правила необхідно сприймати як керівництва, а не чіткі інструкції. Таким чином можна розуміти коли слід виконувати якийсь із них, а коли ні. На будь-які можливі труднощі завжди допоможе реагувати гнучкість.

2. Все залежить від вас. Обов'язково необхідно слідкувати за навколишньою обстановкою, співставляти її з особливостями автомобіля і тільки після того приймати рішення. Під час водіння важливо бути зосередженим та слідкувати за рухом.

3. Контролюйте свій страх. Страх тільки заважатиме в критичних ситуаціях. А от логіка і практика допоможуть їх вирішити.

4. Безпека – це вміння. Навіть найдосвідченіші водії можуть потрапити в аварію, а отже ніколи не можна втрачати пильності.

5. Не відволікайтеся. Небезпека може застати водія зненацька лише якщо він буде неуважним. Телефон, радіо, слідкування за камерою тощо можуть стати причиною аварії.

6. Очікуйте на найнесподіваніше. Краще розуміння ситуації на дорозі дозволить вивчити потенційні небезпеки.

7. Не поспішайте. Вчасна доставка можлива тоді, коли водій спокійно і впевнено виконує свою роботу. Завжди має бути достатньо часу щоб відреагувати на небезпеку, що може зненацька виникнути на дорозі.

8. Навчіться добре кермувати. Водії з більшим практичним досвідом керування автомобілем більш впевнені на дорозі.

9. Керуйте автомобілем повільно. Необхідно уникати різких рухів, гальмувати плавніше задля того щоб уникнути потрапляння в ДТП.

10. Знайте свої межі. Необхідно знати межі власних водійських навичок та не намагатись когось здивувати, адже від цього залежать людські життя [66].

Багато в чому стиль водіння водія в певних умовах залежить також від його настрою, ситуації в родині, взаємовідносинах з колегами чи начальниками тощо. В такому випадку можна спостерігати ситуацію, коли водій виконує свою роботу в поганому настрої, втрачає пильність за кермом і потрапляє в ДТП. У будь-якому випадку, особисті проблеми не мають впливати на водіння автомобілем. Тому

необхідної умовою навчання водія має бути підготовка до таких ситуацій з психологами. Водій має залишатись в першу чергу впевненим в собі, уважно спостерігати за ситуацією на дорозі, слідкувати за станом автомобіля, погодними умовами тощо. Таким чином можна зменшити вірогідність ДТП, зберегти людські життя та вантаж, доставити вантаж вчасно і надійно

Висновки до розділу 3

1. Визначено фактори впливу на час перевезення вантажу, серед яких погодні умови, стан дорожнього покриття, стан транспортного засобу, наявність на шляху слідування населених пунктів, навички водіння водія, взаємодія водія та експедитора, настроїв водія та експедитора. Ступінь впливу вищезазначених факторів визначено методом експертних оцінок.

2. Розроблено імітаційну математичну модель транспортування вантажу, яка дозволяє врахувати особливості маршруту, вплив сезонних факторів і вплив людського чинника.

3. Розроблено метод оцінки оптимальних навчального та контрольного наборів даних. Метод полягає у навчанні мережі більшого розміру для визначення точки, в якій виникає ефект перенавчання. Точність роботи мережі визначається за точністю вибірки, яка склала на першому маршруті 4,8 хвилин, а на четвертому – 7 хвилин. Дану похибку можна вважати незначною адже загальна протяжність маршруту в першому випадку 1 годину і 30 хвилин, а в другому – 2 години і 30 хвилин. Оптимальний набір даних становить мінімум 120 точок для кожного випадку.

4. Розроблено метод оптимізації розміру нейронної мережі. Він полягає у дослідженні мереж різної будови та порівнянні мінімального коефіцієнту контрольної вибірки. При цьому необхідно знайти межу, при перевищенні якої значення параметру перестає знижуватись. Для розглянутого випадку оптимальною є двошарова мережа з трьома нейронами на вхідному шарі.

5. В результаті навчання нейронної мережі отримано прогнозований час перевезення на кожному маршруті з урахуванням впливу зовнішніх факторів.

6. Результати оптимізації задовольняють вимоги поставленої задачі та можуть бути використані на практиці. Можна зробити висновок що застосування методу нейронних мереж є доцільним при вирішенні задачі оптимізації маршруту перевезення вантажів.

ВИСНОВКИ

КАФЕДРА ОРГАНІЗАЦІЇ АВІАЦІЙНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ				НАУ 20. 11. 67. 002 ПЗ				
Виконав	Трахановська М.Р.			ВИСНОВКИ	Літера	Арк.	Аркушів	
Керівник	Якушенко А.С.					Д	106	6
Консульт.	Якушенко А.С.				ФТМЛ 275 ОП-201М			
Н. контр.	Дерев'янка Т.А.							
Зав. каф.	Шевчук Д.О.							

1. Розроблено математичну модель та визначення її параметрів. Оптимізація маршруту перевезення можлива за допомогою розробки математичної моделі транспортування з урахуванням впливу зовнішніх факторів. Таким чином розроблено стохастичну, статичну, дискретно-неперервну, уявну математично імітаційну модель. Стохастичність моделі полягає в тому, що стани змодельованої системи представлені випадковими величинами і стохастично пов'язані. Статичність моделі в тому, що досліджується стан автомобіля в певний час на певному маршруті, а не в динаміці на шляху слідування. Дискретно-неперервною модель можна назвати через параметри, які на неї впливають: вплив ожеледиці є неперервним в певний період часу, протяжність днів тижня є неперервною, зміна швидкості є дискретною через виникнення ДТП, заторів, світлофори. Модель є уявною бо на практиці не проводилось експерименту. Модель також є математично описаною та імітаційною. Імітаційною модель є через те, що присутній вплив часу, є стохастичність, та неможливо дослідити її в реальності через необхідність великої кількості комбінацій різних умов, а отже великої кількості повторів експерименту.

Вихідною інформацією для даної моделі є інформація про виконані рейси транспортної компанії, а саме: маршрут слідування, дата і час виходу в рейс, час перевезення та виконання необхідних процесів експедитором за ідеальних умов, реальний час виконання всіх операцій, ідентифікаційні номери водія та експедитора.

Під час розробки моделі також було встановлено параметри, які впливають на кінцевий результат. Це насамперед погодні умови, стан дорожнього покриття, наявність населених пунктів на шляху слідування, наявність обмежень швидкості.

Розроблена модель базується на методі Монте-Карло, а вплив зовнішніх факторів визначено із застосуванням методу експертних оцінок.

Реалізація моделі відбувається на чотирьох різних за протяжністю маршрутах. Перший маршрут є найкоротшим, але з розбитим дорожнім покриттям. За ідеальних умов час перевезення на ньому займає 1 годину і 30 хвилин. Другий маршрут є таким самим за протяжністю, з гарним дорожнім покриттям, але на шляху слідування є житлові комплекси що може спричинити виникнення заторів. За ідеальних умов час перевезення на даному маршруті становить 1 годину і 30 хвилин години. Третій

маршрут є довшим, пролягає через дачні поселення. Затори та затримки на ньому виникають зазвичай влітку, а за ідеальних умов час перевезення становить 2 години. Останній маршрут є найдовшим, перевезення на ньому за ідеальних умов займає 2 години і 30 хвилин.

Всі рейси виконує одна пара водій-експедитор які за своїми темпераментами є флегматиками. Такий тип темпераменту притаманний спокійним, врівноваженим людям, які не схильні до конфліктів, виконують свою роботу чітко і вчасно. А отже вплив людського фактору на час перевезення є мінімальним.

Розглядаються варіанти перевезення вантажу в різні дні тижня, час доби і пори року. Загалом отримали 32 різні варіації виконання транспортування вантажу.

Отримана модель є досить чутливою до зовнішніх факторів впливу. Використання моделі можливе для аналізу та оптимізації роботи транспортного підприємства. Серед факторів, які вплинуть на кінцевий результат можуть бути зміни у графіках роботи, формування нових пар водій-експедитор, підвищення кваліфікації працівників, неочікувані зміни погоди тощо.

2. Розроблено загальний метод оптимізації маршруту перевезення. Метод полягає у навчанні нейронної мережі з прямою передачею даних з використанням навчального набору даних. Такий тип мережі обрано через те, що вона найкраще підходить для виконання задач оптимізації. Навчання відбувається з учителем, адже на початку мережа отримує всі необхідні дані для виконання операцій, в тому числі і кінцевий час перевезення. Обрано метод навчання Левенберга-Марквардта. В ролі функцій активації в даній нейронній мережі на вході обрано нелінійну функцію, а на виході – лінійну функцію активації.

За результатами визначення оптимального набору даних вирішено, що навчальна вибірка для всіх маршрутів складає більше 100 точок. Контрольний набір складає 365 точок. За заданих умов точність вибірки на першому маршруті склала 4,8 хвилин, а на другому – 7 хвилин. Результати можна вважати задовільними, адже дана похибка не є критичною, враховуючи що загальний час перевезення на маршрутах складає 1 годину і 30 хвилин та 2 години і 30 хвилин відповідно.

Варто врахувати, що мінімальна кількість даних – набір зі ста точок – має бути обраний для кожної варіації перевезення. А отже, в подальшому, було вирішено використовувати максимальний набір навчального набору – 365 точок.

Загальний метод оптимізації дозволив визначити залежність часу перевезення відповідно до часу доби, дня в році, дня тижня. Проте його кінцевий результат не є повним, а отже було вирішено оптимізувати нейронну мережу задля отримання найкращого часу перевезення.

3. Оптимізація нейронної мережі дозволила спростити структуру самої мережі та отримати конкретний результат. При оптимізації мережі було оцінено параметр якості контрольного набору, який складає 365 точок. Оптимізація проводилась з поступовим збільшенням кількості вхідних нейронів. Навчання мережі було проведено 3 рази для кожного випадку. В якості оптимального прийнято середнє значення якості контрольного набору. Найбільш наближеним до оптимального виявилось значення якості контрольного набору в мережі, яка має 3 нейрони на першому шарі. А отже подальший експеримент проводився з двошаровою нейронною мережею з трьома нейронами на першому шарі протягом 70 епох. Кількість епох навчання обрана таким чином, щоб виключити можливість виникнення перенавчання і, одночасно, не перенавантажувати програму зайвою кількістю операцій. Найкращий результат навчання, тобто результат з оптимальним параметром якості контрольного набору, було збережено в нейронній мережі задля подальшого використання.

4. Для використання нейронної мережу було побудовано матрицю даних для кожного можливого випадку перевезення, враховуючи час доби, день тижня, день року. За результатами навчання нейронної мережі обрано найбільш оптимальні маршрути перевезення для кожного конкретного випадку.

Взимку в четвер найоптимальнішим буде маршрут номер 3 в години пік і вночі, а вдень – маршрут номер 1. Це пояснюється тим, що взимку на третьому маршруті не має заторів, адже дачні поселення ніхто не відвідує. Дорога в цей час, як правило, вільна.

Взимку в п'ятницю, оптимальним для проїзду в години пік буде маршрут номер 1. Дорога на ньому розбита, тому більшість водіїв оминають його і там не виникає

заторів навіть в найбільш завантажений час. Вдень та вночі, між годинами пік, оптимальним є маршрут номер 2, адже жителі житлових комплексів, що трапляються по дорозі, як правило, в цей час працюють.

Взимку в суботу та в неділю о будь-якій порі доби найоптимальнішим є маршрут номер 2. Дорога має гарне покриття, жителі житлових комплексів вдома або ж на відпочинку, машин на дорозі майже немає.

Ситуація влітку інша. В четвер в години пік та вдень найоптимальнішим є маршрут номер 1. Це пояснюється тим, що на другому та третьому маршрутах велика завантаженість. На першому через велику кількість людей, які виїжджають на роботу, з роботи. На третьому через те що влітку дуже багато людей приїжджає на дачі. Проте вночі найкращим варіантом буде маршрут номер 2, адже на ньому краща дорога і немає заторів.

В п'ятницю результат подібний до результату четверга. Коли на другому маршруті в години пік затори – рекомендується використовувати маршрут номер 1. Коли заторів немає – вдень та вночі – найкраще підходить маршрут номер 2.

У вихідні дні найоптимальнішим є маршрут номер 2. Він має гарне дорожнє покриття, на вхідних жителі житлових комплексів перебувають на дачах або на відпочинку, отже заторів немає.

Третій маршрут влітку не розглядається, адже в дачні поселення приїжджають жителі і дорога є заповненою.

Четвертий маршрут за нормальних умов займає 2 години і 30 хвилин. Швидкість тут необмежена, адже на шляху немає ні поселень, ні житлових комплексів. Через це взимку великої шкоди наносить ожеледиця. Водії змушені знижувати швидкість щоб не потрапити в ДТП. Влітку ж є коротші варіанти, за якими може слідувати водій.

Отримані результати дослідження є логічними, реальними та можуть бути використані на практиці. А отже, розроблений метод оптимізації маршруту перевезення можна вважати дієвим та використовувати на практиці в транспортних компаніях, профільних університетах, виробництвах з власним парком автомобілів.

В кінці кваліфікаційної роботи також розроблено рекомендації щодо навчання водіїв екстремальному водінню задля уникнення небезпечних, непередбачуваних ситуацій на дорозі.

Список бібліографічних посилань використаних джерел

1. *Аликулов С.Р.* Вопросы оптимизации маршрутов перевозки автотранспортными средствами / *С.Р. Аликулов, А.У. Кузиев* ; Технические науки – 2015. – с. 5-10
2. *Носков С.В.* Оптимизация маршрута доставки строительных материалов потребителям / *С.В. Носков, Д.В. Чернова, Л.А. Сосунова* ; Экономические науки – 2017, - С. 48-50
3. *Живицкая Е.Н.* Методы выбора оптимальных маршрутов в транспортной логистике / *Е.Н. Живицкая, А.А. Мищук* ; Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники - ПолесГУ – 2016, - С. 268-271
4. *Данчук В.Д.* Оптимізація пошуку шляхів по графу в задачах логістики методом модифікованого мурашиного алгоритму / *В.Д. Данчук, В.В. Сватко* ; Вісник [Національного транспортного університету]. - 2010. - № 20. - С. 109-114.
5. *Christofides N.* Worst-case analysis of a new heuristic for the travelling salesman problem / *N. Christofides* ; Research Report 388, Graduate School of Industrial Administration, CarnegieMellon University, Pittsburg, PA, 1976. — 5 p.
6. *Колесников К.В.* Использование нейросетевых моделей для определения оптимального маршрута в сетях с адаптивной маршрутизацией пакетов данных / *К.В. Колесников, О.Г. Никулин, А.Р. Каранетян* ; Вісник Національного технічного університету «ХПІ».Збірник наук. праць. Серія: Нові рішення в сучасних технологіях.Х.: НТУ «ХПІ» — 2013. — № 56 (1029). — С. 50–55
7. *Кононов А.А.* Использование метода нейронных сетей Хопфилда для решения задачи маршрутизации в сети / *А.А. Кононов* ; Московський економічний журнал №9 – 2019, - С. 5
8. *Тарков М.С.* Решение задачи коммивояжера с использование рекуррентной нейронной сети / *М.С. Тарков* ; Сибирский журнал вычислительной математики №3 – 2015, - С. 337-347
9. *Тарков М.С.* Построение гамильтоновых циклов в графах распределенных вычислительных систем рекуррентными нейронными сетями / *М.С. Тарков* ; Сибирский журнал вычислительной математики №10 – 2015, - С. 467–475

10. *Тарков М.С.* Об эффективности построения гамильтоновых циклов в графах распределенных вычислительных систем рекуррентными нейронными сетями / *М.С. Тарков* ; Управление большими системами №43 — 2013, — С. 157–171
11. *Якушенко О.С.* Використання імітаційної моделі для оцінки часу виконання транспортної задачі. / *О.С. Якушенко, М.Р. Трахановська, О.О. Сатаєва* ; МНПК "Проблеми організації авіаційних, мультимодальних перевезень та застосування авіації в галузях економіки", 27.10.2020.
12. *Якушенко О.С.* Використання нейронних мереж при оптимізації маршрутів перевезення / *О.С. Якушенко, Трахановська М.Р.* ; МНПК "Проблеми організації авіаційних, мультимодальних перевезень та застосування авіації в галузях економіки", 27.10.2020.
13. *Гелета І.В.* Економіка організації (підприємства): навчальний посібник / *І.В. Гелета, Е.С. Калинська, А.А. Кофанов* ; К.:Магістр, 2007. 303с.
14. Логістика [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%...>
15. *Алькама В.Г.* Логістика. Теорія та практика [навч. посібник] / *В.Г. Алькема, О.М. Сумець* ; К.: «Видавничий дім «Професіонал», 2008. – 272 с.
16. *Банько В.Г.* Логістика: навчальний посібник / *В.Г. Банько* ; К.: КНТ, 2013. – 345 с.
17. *Кальченко А.Г.* Логістика: підручник / *А.Г. Кальченко* ; К.: КНЕУ, 2013. – 85 с.
18. *Колодізева Т.О.* Методичне забезпечення оцінки ефективності логістичної діяльності підприємств : монографія / *Т.О. Колодізева, Г.Р. Руденко* ; Х. : Вид. ХНЕУ, 2012. – 292 с
19. *Перебийніс В. І.* Транспортно-логістичні системи / *О. В. Перебийніс* ; Полтава : РВВ ПУСКУ, 2014. – 312 с.
20. *Смирнов І. Г.* Транспортна логістика : навч. посібн. / *І. Г. Смирнов, Т. В. Косарева.* ; К. : ЦУЛ, 2013. – 224 с
21. *Кальченко А.Г.* Логістика:Підручник/ *А.Г. Кальченко* ; К.:КНЕУ, 2003. - 284 с
22. *Сергеев В.И.* Наиболее распространенные логистические стратегии [Електронний ресурс] / *В.И. Сергеев* ; Элитариум 2.0. 2016. – Режим доступу:

[http://www.elitarium.ru/logisticheskaja-strategijak om p a ni j a - t e h n o l o g i i - p r o d u k c i j a - k a c h e s t v o - p r o i z v o d s t v o - u p r a v l e n i e - i z d e r z h k i - k o n t r o](http://www.elitarium.ru/logisticheskaja-strategijak%20p%20a%20n%20i%20j%20a%20-%20t%20e%20h%20n%20o%20l%20o%20g%20i%20-%20p%20r%20o%20d%20u%20k%20c%20i%20j%20a%20-%20k%20a%20c%20h%20e%20s%20t%20v%20o%20-%20p%20r%20o%20i%20z%20v%20o%20d%20s%20t%20v%20o%20-%20u%20p%20r%20a%20v%20l%20e%20n%20i%20e%20-%20i%20z%20d%20e%20r%20z%20h%20k%20i%20-%20k%20o%20n%20t%20r%20o)

23. Маркіна І.А. Методологічні питання ефективності управління / І.А. Маркіна ; Моніторинг якості процесів і результатів освітньої діяльності : матеріали міжвузівської науково-методичної конференції , (Полтава, 27-28 березня 2003 р.). – Полтава: ПУСКУ, 2003. – С.35-36.

24. Ковальова Е. Нова функція на «старому» виробництві / Е. Ковальов ; Логістика і система. №1. 2014. С. 12-15

25. Голуб Ю.Ю. Проблеми транспортної логістики в Україні [Електронний ресурс] / Ю.Ю. Голуб, В.Г.Обіщенко ; Автомобільно-дорожній інститут ДВНЗ «ДонНТУ», м. Горлівка, Україна; Технічні науки/4. Транспорт. Режим доступу: http://www.rusnauka.com/29_NIOXXI_2012/Tecnic/0_118204.doc.htm

26. С.Р. Аликулов Вопросы оптимизации маршрутов перевозки автотранспортными средствами / С.Р. Аликулов, А.У. Кузиев А.У.

27. Данчук В.Д. Оптимізація пошуку шляхів по графу в задачах логістики методом модифікованого мурашиного алгоритму [Електронний ресурс] / В.Д. Данчук, В.В. Сватко ; Вісник [Національного транспортного університету]. - 2010. - № 20. - С. 109-114. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vntu_2010_20_21

28. Оптимізація маршрутів [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://masters.donntu.org/2009/kita/aleksandrova/diss/indexu.htm>

29. Носков С.В. Оптимизация маршрута доставки строительных материалов потребителям / С.В. Носков, Д.В. Чернова, Л.А. Сосунова ; Самарский государственный экономический университет 443090, г. Самара, - Экономика и управление народным хозяйством. №12(157). 2017. С. 48-50

30. Динамічне програмування [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [https://web.posibnyku.vntu.edu.ua/fmbt/avto b ilichenko_modelyuvtehproces_avtotranspo rtu/p9.html](https://web.posibnyku.vntu.edu.ua/fmbt/avto%20b%20bilichenko_modelyuvtehproces_avtotransportu/p9.html)

31. Еврестичний метод найближчого клієнта [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv...

32. Метод гілок і меж [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4_%D0%B3%D1%96%D0%BB%D0%BE%D0%BA_%D1%96_%D0%BC%D0%B5%D0%B6
33. Мурашиний алгоритм [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9...>
34. *Чередніченко А.О.* Застосування штучних нейронних мереж [Електронний ресурс]. / *А.О. Чередніченко, Н.О. Шура* ; Миколаївський національний університет імені *В.О. Сухомлинського*. С. 628. – Режим доступу: <http://global-national.in.ua/archive/4-2015/132.pdf>
35. *Николенко С.* Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей / *С. Николенко, А. Кадурын, Е. Архангельская* ; 477 с. – 2018.
36. Тест Т'юрінга [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A2%D0%B5%D1%81%D1%82_%D0%A2%D1%8E%D1%80%D1%96%D0%BD%D0%B3%D0%B0
37. Перцептрон [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D0%B5%D1%80%D1%86%D0%B5%D0%BF%D1%82%D1%80%D0%BE%D0%BD>
38. Машинне навчання [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D1%88%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F
39. *Mitchell T.M.* Machine Learning / *T.M. Mitchell* ; 1 edition, New York, NY, USA: McGraw-Hill, Inc., 1997
40. *Новотарський М.А.* Штучні нейронні мережі: обчислення [Електронний ресурс] / *М.А. Новотарський, Б.Б. Несстеренко* ; Праці Інституту математики НАН України. – Т50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с. – Режим доступу: http://www.immsp.kiev.ua/postgraduate/Biblioteka_trudy/ShtuchnNejronMeregNester2004.pdf

41. Штучний нейрон [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A8%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD>
42. Медведев В.С, Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. Под общ. ред. В.Г.Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
43. Нейронні мережі [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A8%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B0%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0>
44. Навчання нейронних мереж [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://studfile.net/preview/5461803/page:2/>
45. Навчання штучної нейронної мережі [Електронний ресурс]. – Режим доступу: www.victoria.lviv.ua
46. Переобучение [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%BE%D0%B1%D1%83%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5>
47. Застосування нейронних мереж [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://futurum.today/shtuchni-neironni-merezhi-shcho-tse-take/>
48. Бриндас А.М. Реалізація задачі вибору оптимального авіамаршруту нейронною мережею Хопфілда [Електронний ресурс] / А. М. Бриндас, П. І. Рожак, Н. О. Семенишин, Р. Р. Курка // Науковий вісник НЛТУ України. - 2016. - Вип. 26.1. - С. 357-363. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/nvnltu_2016_26.1_57
49. Shevchuk D. Intelligent decision support system based on a simulation model for performing a transport task with considering the features of the route and the influence of the human factor / D.Shevchuk, O.Yakushenko, D.Medynskyi, Y.Shevchenko, D.Maliarenko ; 2nd International Conference on Cyber Hygiene & Conflict Management in Global Information Networks. November 30, 2020
50. Модель [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D1%8C>

51. Імітаційне моделювання [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%98%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D0%B5_%D0%BC%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D0%B8%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B5
52. Експоненціальний розподіл [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%95%D0%BA%D1%81%D0%BF%D0%BE%D0%BD%D0%B5%D0%BD%D1%86%D1%96%D0%B9%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D1%80%D0%BE%D0%B7%D0%BF%D0%BE%D0%B4%D1%96%D0%BB
53. *Психология: Словарь* / Под общ. ред. А.В. Петровского, И.Г. Ярошевского. — 2-е изд., испр. и доп. — М.: Политиздат, 1990. — 494 с.
54. Флегматик [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A4%D...>
55. Темпераменты и их совместимость [Електронний ресурс] / Мегедь В.В., 1992-2000 г.г.- Режим доступу:
http://ru.laser.ru/authors/meged_ovcharov/temperament_compatibility.htm
56. Нормальный розподіл [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%BE%D1%80%D0%BC%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D1%80%D0%BE%D0%B7%D0%BF%D0%BE%D0%B4%D1%96%D0%BB
57. Години пік [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%93%D0%BE%D0%B4%D0%B8%D0%BD%D0%B0_%D0%BF%D1%96%D0%BA
58. *Лобашов О.О. Практикум з дисципліни «Організація дорожнього руху»* [Електронний ресурс] / О.О. Лобашов, О.В. Прасоленко ; Навчальний посібник; Харків, ХНАМГ, 2011. – Режим доступу:
http://eprints.kname.edu.ua/21205/1/%D0%9F%D1%80%D0%B0%D0%BA%D1%82%D0%B8%D0%BA%D1%83%D0%BC_2010_58%D0%9D.pdf
59. Матлаб [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://ru.wikipedia.org/wiki/MATLAB>

60. Tansig [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://docs.exponenta.ru/R2019a/deeplearning/ref/tansig.html>
61. Purelin [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://docs.exponenta.ru/deeplearning/ref/purelin.html>
62. Trainlm [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://docs.exponenta.ru/R2019a/deeplearning/ref/trainlm.html>
63. Екстремальне водіння [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://130.com.ua/uk/xtreme-driving/>
64. Екстремальне водіння [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<https://www.shell.ua/%D0%B0%...>

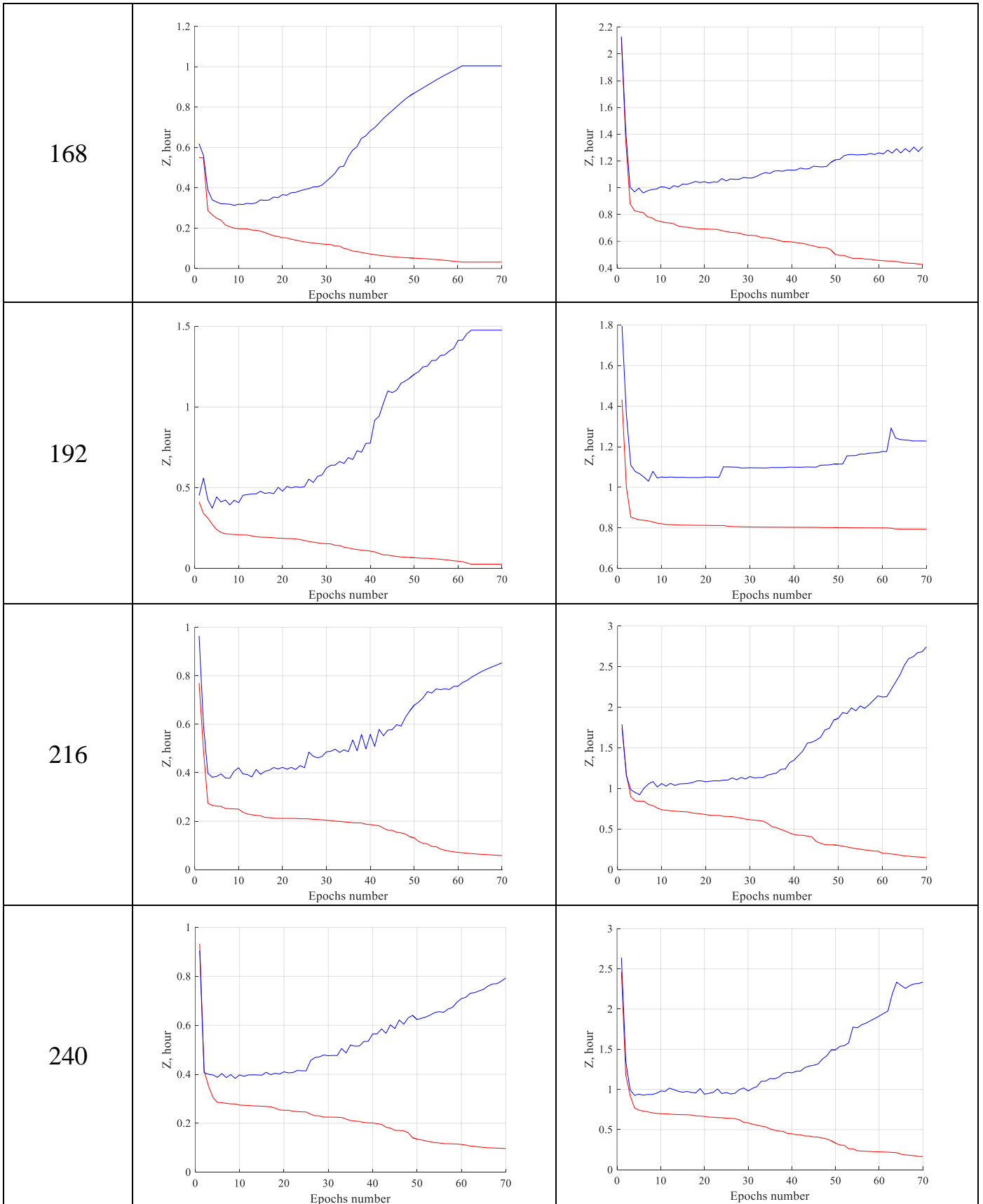
ДОДАТКИ

КАФЕДРА ОРГАНІЗАЦІЇ АВІАЦІЙНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ				НАУ 20. 11. 67. 003 ПЗ				
Виконав	Трахановська М.Р.			ДОДАТКИ	Літера	Арк.	Аркушів	
Керівник	Якушенко А.С.					Д	119	6
Консульт.	Якушенко А.С.				ФТМЛ 275 ОП-201М			
Н. контр.	Дерев'яно Т.А.							
Зав. каф.	Шевчук Д.О.							

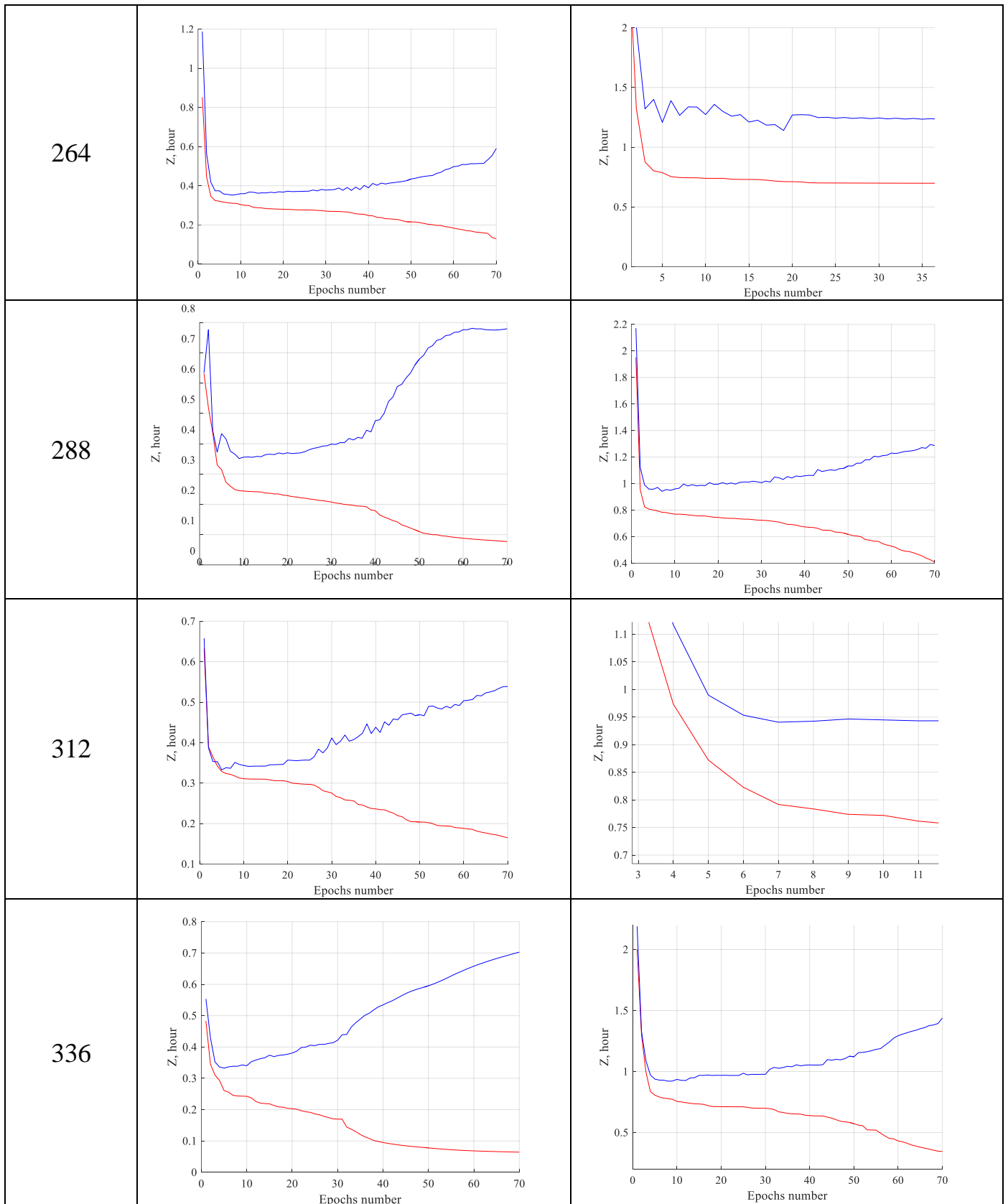
Визначення оптимального об'єму вибірки для першого і четвертого маршруту

Кількість рейсів в місяць	Перший маршрут	Четвертий маршрут
72		
96		
120		
144		

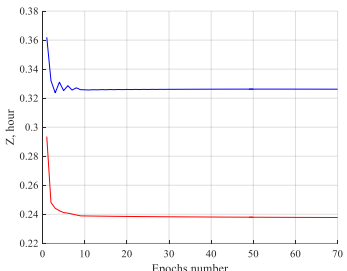
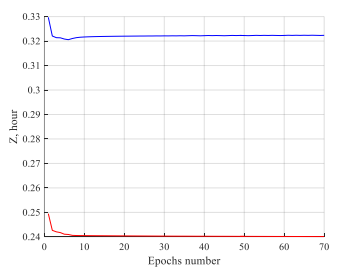
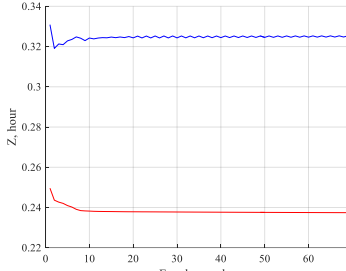
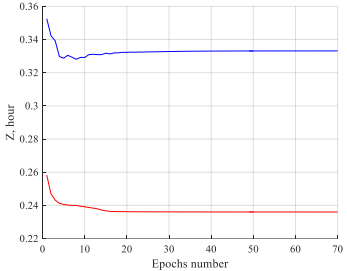
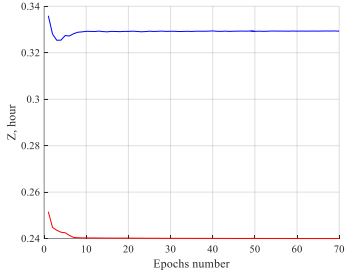
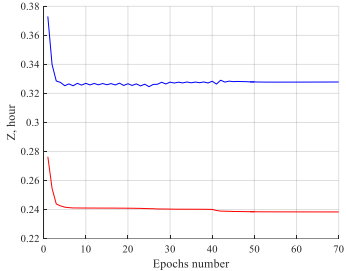
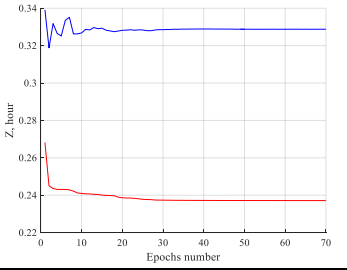
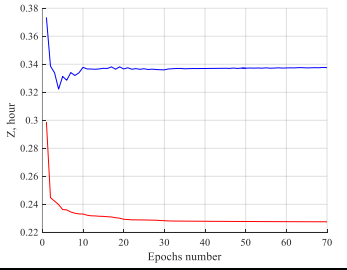
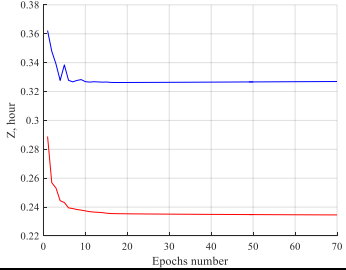
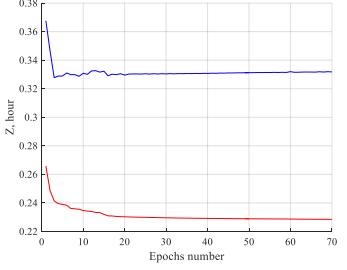
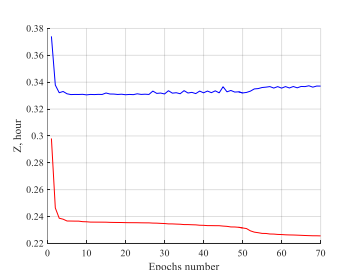
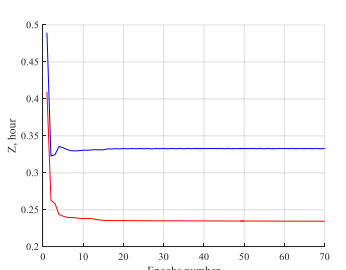
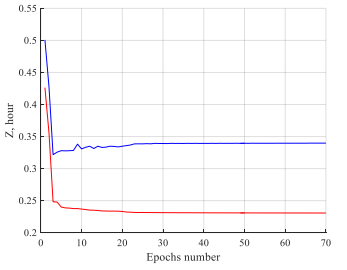
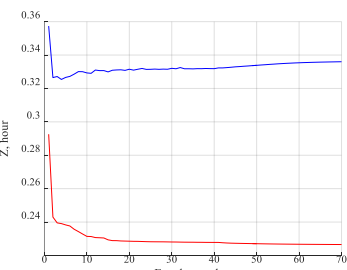
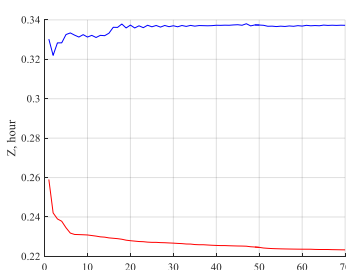
Визначення оптимального об'єму вибірки для першого і четвертого маршруту



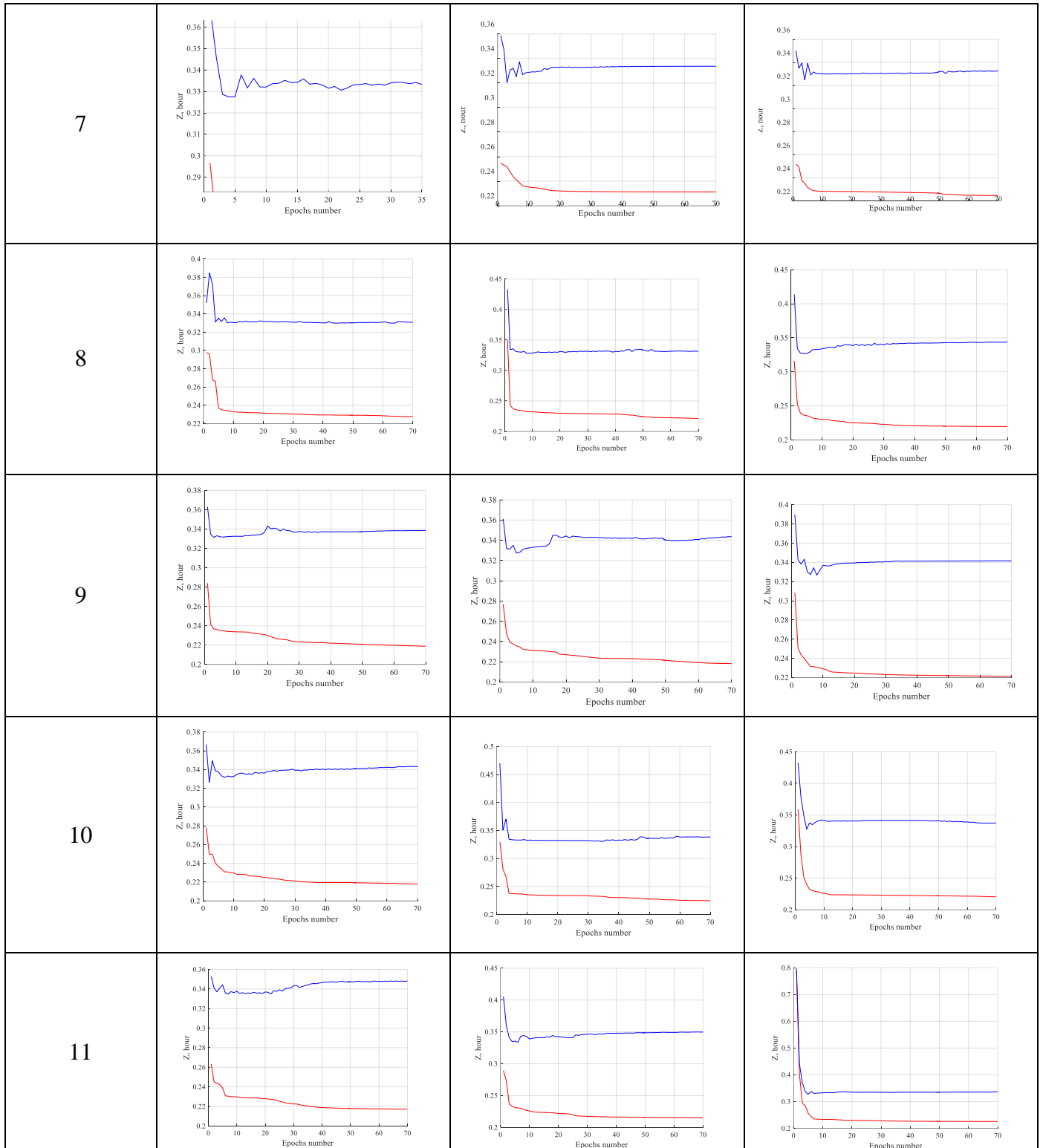
Визначення оптимального об'єму вибірки для першого і четвертого маршруту



Навчання двошарової нейронної мережі для першого маршруту

Кількість нейронів на першому шарі	Перша спроба	Друга спроба	Третя спроба
2			
3			
4			
5			
6			

Навчання двошарової нейронної мережі для першого маршруту



Навчання двошарової нейронної мережі для першого маршруту

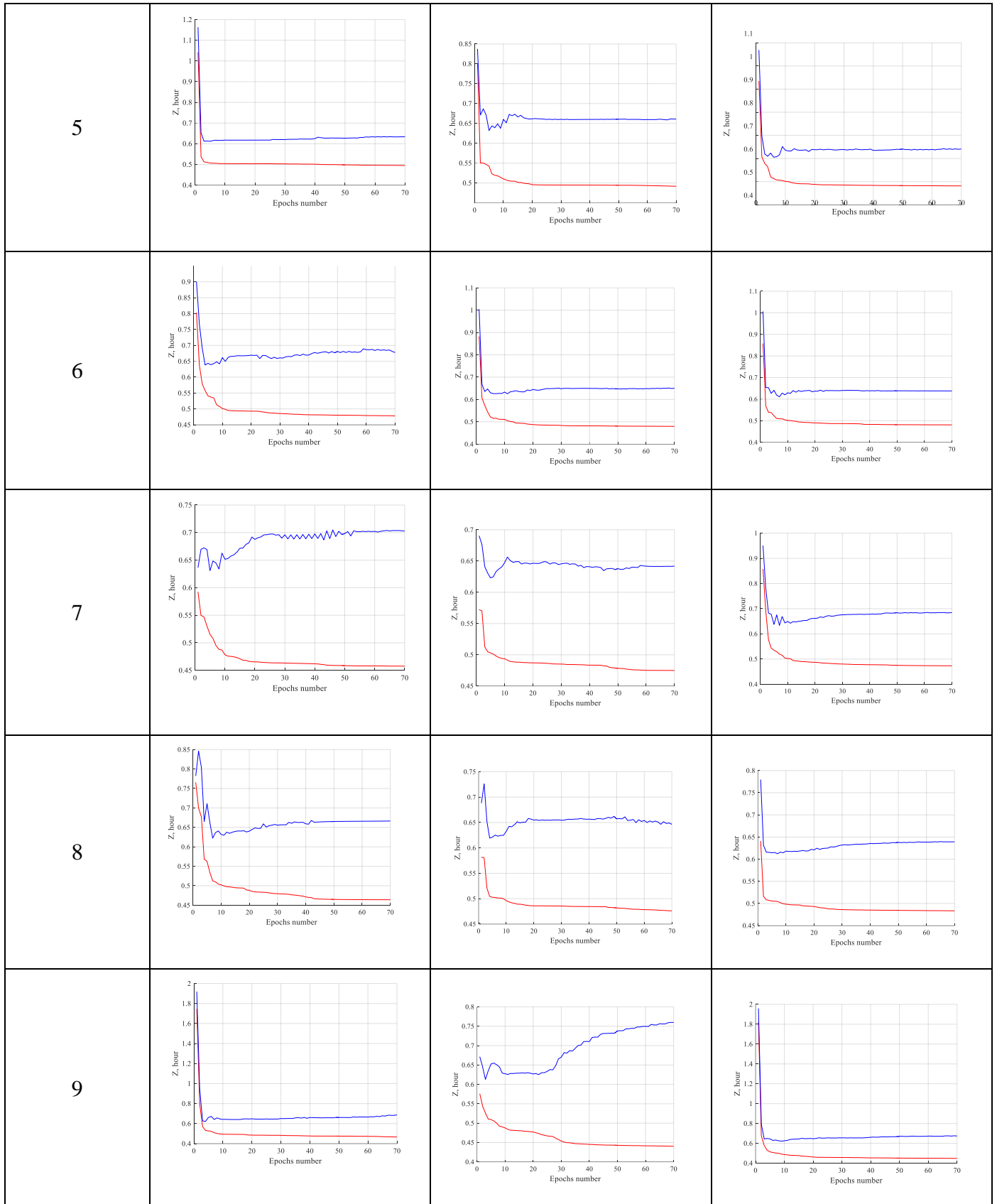
12			
----	--	--	--

Таблиця 2

Навчання двошарової нейронної мережі для другого маршруту

Кількість нейронів на першому шарі	Перша спроба	Друга спроба	Третя спроба
2			
3			
4			

Навчання двошарової нейронної мережі для другого маршруту



Навчання двошарової нейронної мережі для другого маршруту

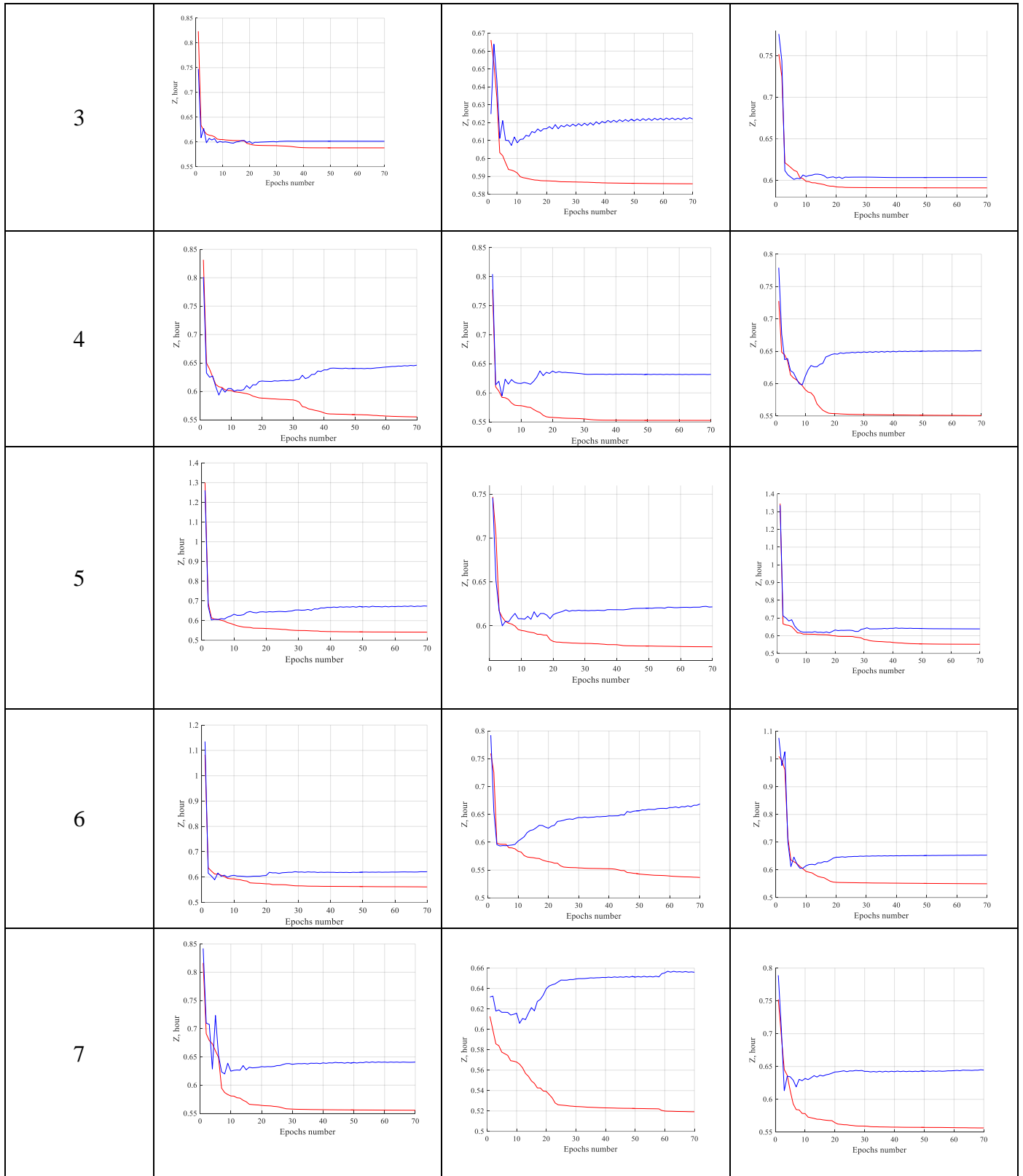
10			
11			
12			

Таблиця 3

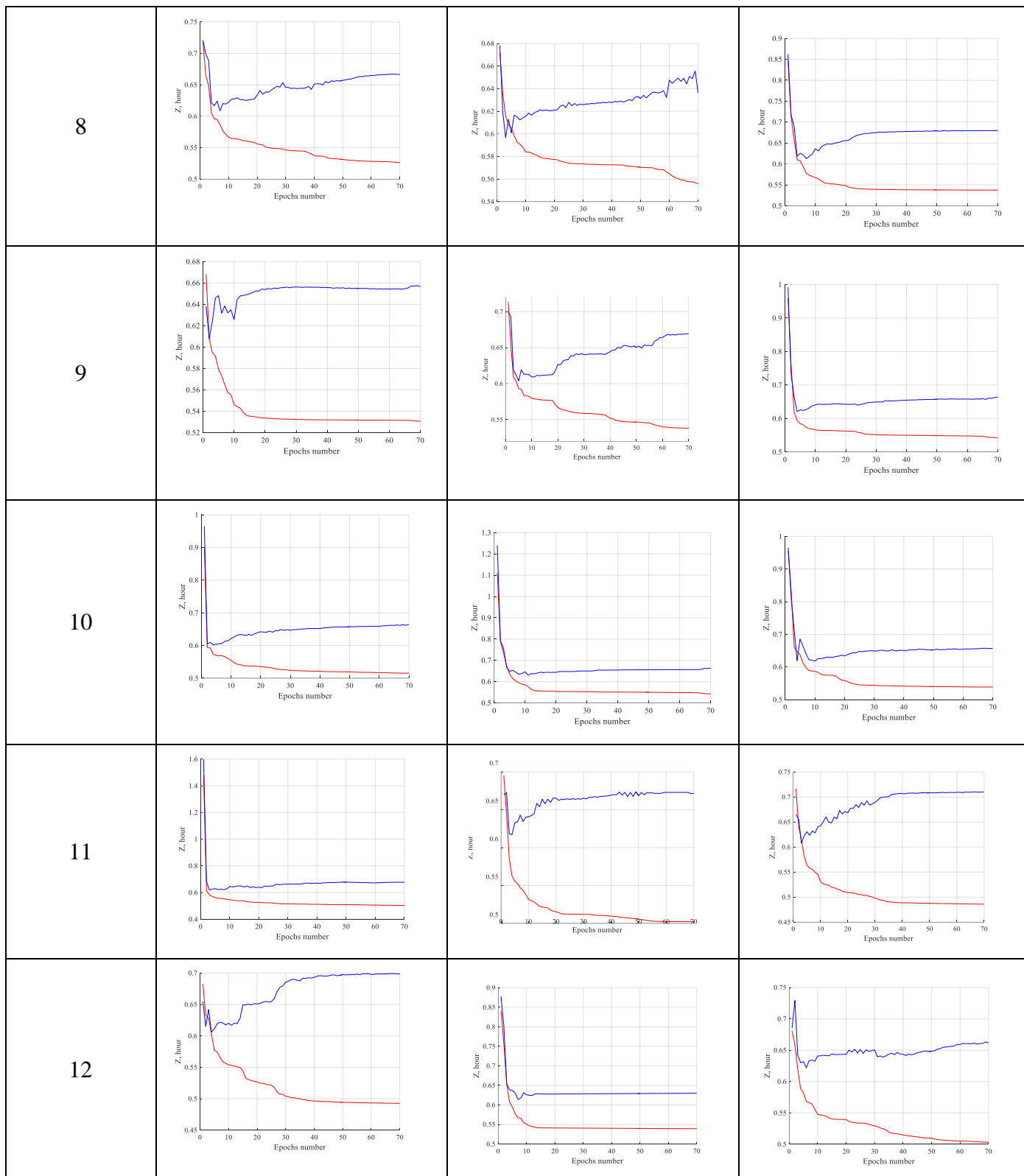
Навчання двошарової нейронної мережі для третього маршруту

Кількість нейронів на першому шарі	Перша спроба	Друга спроба	Третя спроба
2			

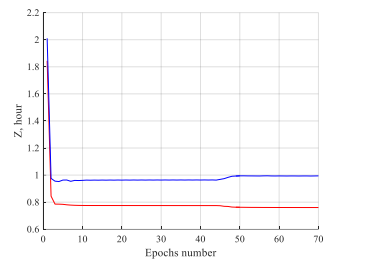
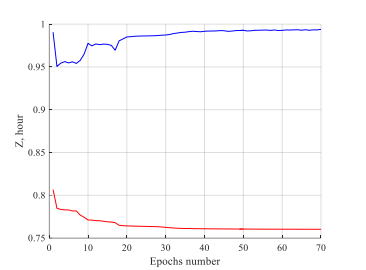
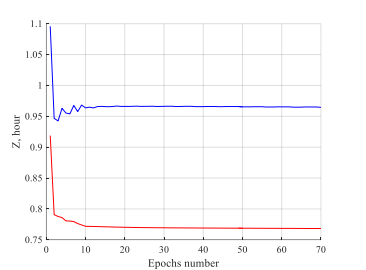
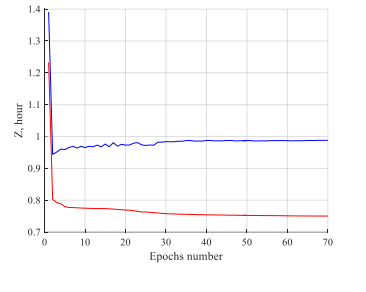
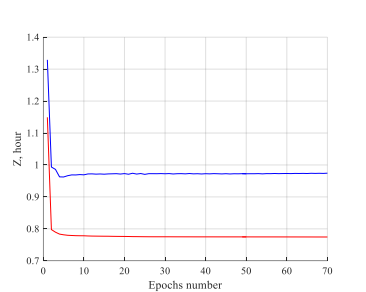
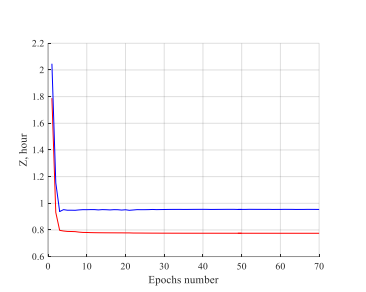
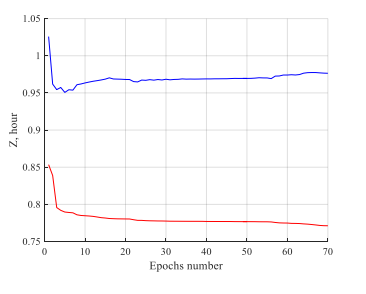
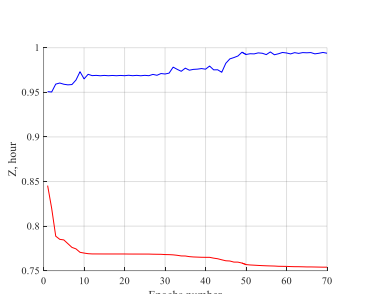
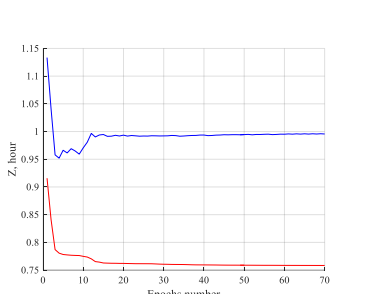
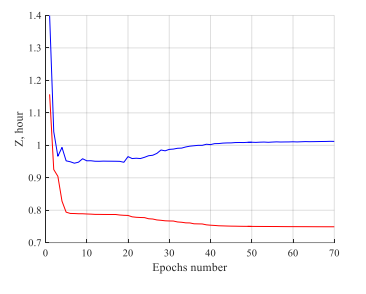
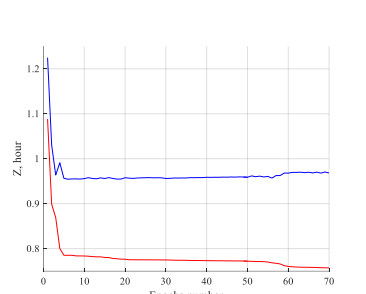
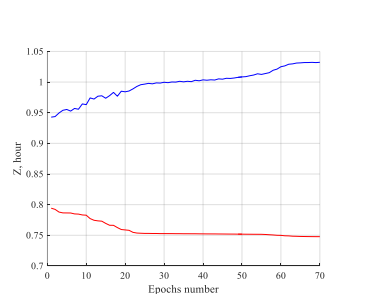
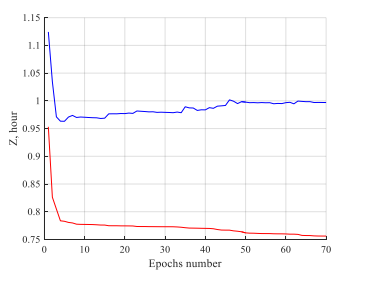
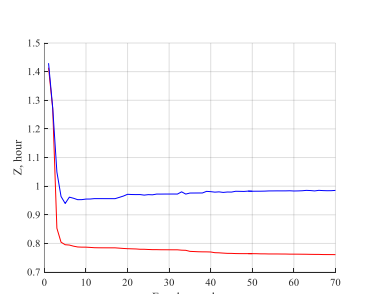
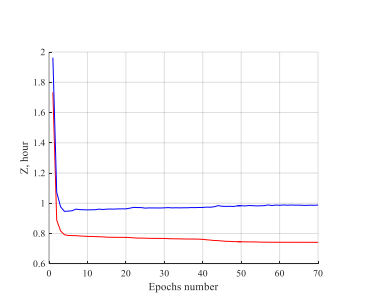
Навчання двошарової нейронної мережі для третього маршруту



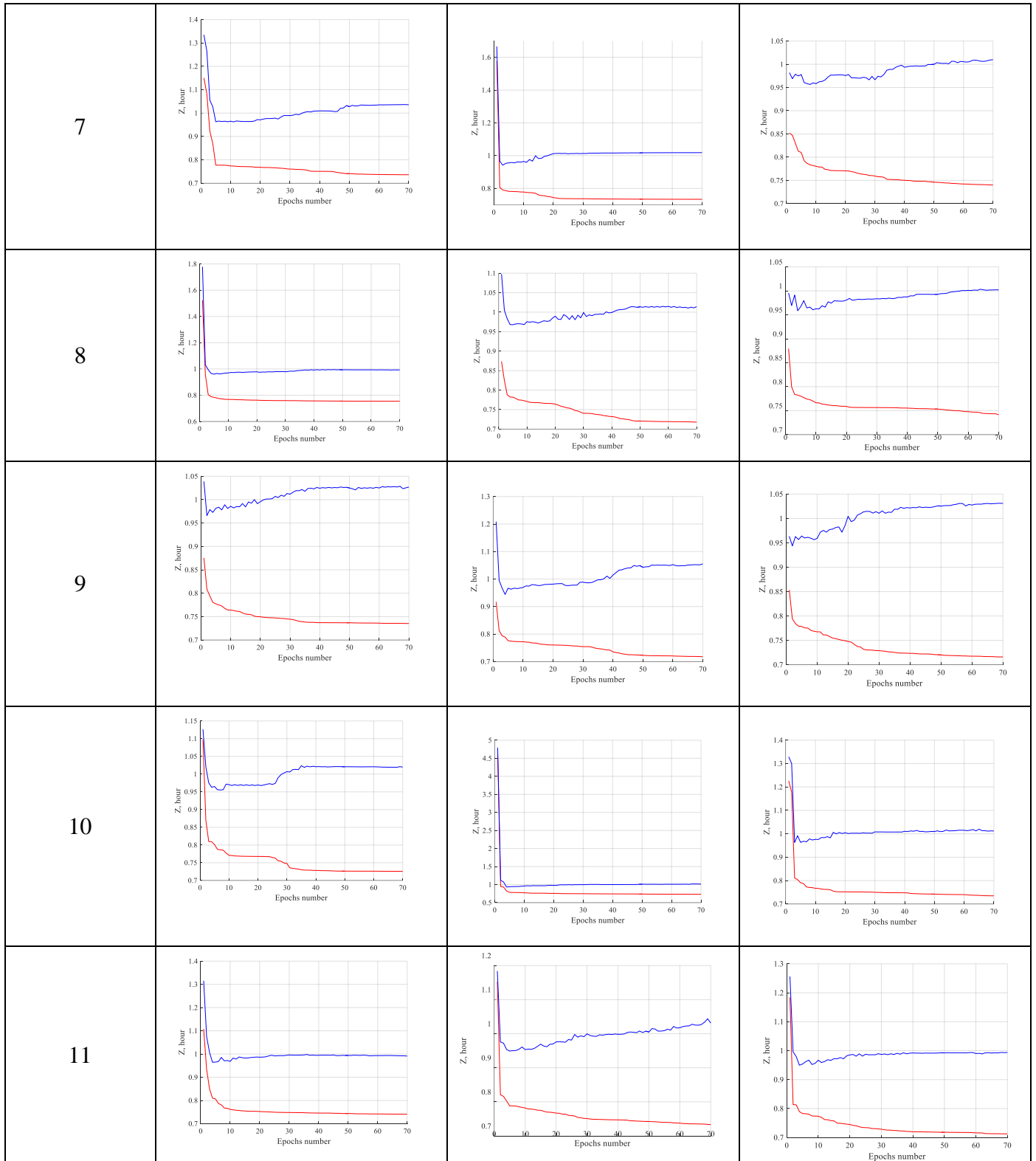
Навчання двошарової нейронної мережі для третього маршруту



Навчання двошарової нейронної мережі для четвертого маршруту

Кількість нейронів на першому шарі	Перша спроба	Друга спроба	Третя спроба
2			
3			
4			
5			
6			

Навчання двошарової нейронної мережі для четвертого маршруту



Навчання двошарової нейронної мережі для четвертого маршруту

