

Кафедра _____ інформаційно-вимірювальних технологій _____.

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до бакалаврської кваліфікаційної роботи на тему

Дослідження впливу параметрів динамічної ваги на точність вимірювання

Студент 152, МТ-41 Мищак М.М.
(група, шифр, прізвище та ініціали)

Керівник проекту _____ /д.т.н., професор, ІВТ Микитин І.П./

Консультанти _____ /к.е.н., доцент Рачинська Г.В./
_____ /д.т.н., проф. Кочан О.В./

Завідувач кафедри _____ /д.т.н. професор ІВТ Бубела Т.З./

“ ___ ” _____ 2025 р.

Національний університет «Львівська політехніка»

(назва вищого навчального закладу)

Інститут _____ ІКТА _____ Кафедра _____ ІВТ _____

Спеціальність _____ 152 Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Завідувач кафедри ІВТ

_____ проф. Бубела Т.З.

“__” _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на бакалаврську кваліфікаційну роботу студентів

Мищак Михайло Миколайович

(прізвище, ім'я по батькові)

1. Тема проекту Дослідження впливу параметрів динамічної ваги на точність вимірювання

затверджена наказом по університету від 08 квітня 2025р. № 1282-4-08

2. Термін подання студентом закінченого проекту _____ 16 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до проекту: Зважування у динаміці, діапазон вимірюваних ваг від 1т до 20т, застосувати нейронну мережу як обчислюваний елемент, частота АЦП – 100Гц, швидкість руху автомобіля – 5 м/с, ширина зважувальної платформи – 0.5м.

4. Зміст розрахунково – пояснювальної записки (перелік питань, що їх треба розробити):

1. Аналітичний огляд існуючих методів вимірювання ваги у динаміці.

2. Дослідження похибки динамічної ваги, побудованої з використанням нейронної мережі як обчислювального компонента.

3. Економічне обґрунтування проектних рішень.

5. Перелік графічного матеріалу

Презентація в Power Point

6. Консультанти з проекту, із зазначенням розділів проекту, що стосуються їх

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
<i>Економічна частина</i>	<i>к.е.н., доц. Рачинська Галина Василівна</i>		

7. Дата отримання завдання 8.04.2025р

Керівник _____
(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____
(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Пор. №	Назва етапів бакалаврської кваліфікаційної роботи	Термін виконання етапів БКР	Примітки
1	<i>Отримання завдання</i>	<i>8.04.2025р.</i>	
2	<i>Аналітичний огляд існуючих методів вимірювання ваги у динаміці.</i>	<i>9.04.2025р.- 20.04.2025р.</i>	
3	<i>Дослідження похибки динамічної ваги, побудованої з використанням нейронної мережі як обчислювального компонента.</i>	<i>21.04.2025р.- 11.05.2025р.</i>	
4	<i>Економічне обґрунтування проектних рішень.</i>	<i>12.05.2025р.- 25.05.2025р.</i>	
5	<i>Оформлення пояснювальної записки та графічної частини. Опрацювання висновків та рекомендацій</i>	<i>26.05.2025р.- 8.06.2025р.</i>	
6	<i>Перевірка на плагіат</i>	<i>9.06.2025р.- 15.06.2025р.</i>	
7	<i>Подання дипломної роботи до попереднього захисту</i>	<i>16.06.2025р.- 20.06.2025р.</i>	
8	<i>Захист дипломної роботи</i>	<i>25.06.2025р.</i>	

Студент – дипломник _____
(підпис)

Керівник проекту _____
(підпис)

АНОТАЦІЯ

Бакалаврська кваліфікаційна робота на тему: «Дослідження впливу параметрів динамічної ваги на точність вимірювання» присвячена аналізу сучасних методів вимірювання ваги транспортних засобів у русі та дослідженню впливу параметрів ваги та нейронної мережі на точність таких вимірювань.

У роботі розглянуто:

1. Основні принципи побудови систем динамічного зважування з використанням тензометричних сенсорів.

2. Моделювання та реалізацію програмно-математичної моделі динамічної ваги з використанням нейронної мережі як обчислювального блоку.

3. Дослідження впливу таких параметрів на точність вимірювання:

- кількість навчальних даних,
- структура прихованих шарів нейронної мережі,
- швидкість руху транспортного засобу,
- ширина зважувальної платформи.

Експериментальна частина роботи включає побудову, навчання та тестування нейронної мережі на основі сформованих даних, а також аналіз похибок функції перетворення нейронної мережі.

Результати цієї роботи можуть бути використані для проектування високоточних систем динамічного зважування, що мають важливе значення у транспортній інфраструктурі, логістиці, контролі перевантаження на дорогах.

Ключові слова: динамічне зважування, нейронна мережа, похибка вимірювання, програмно-математична модель.

ABSTRACT

The bachelor's thesis on the topic: 'Investigation of the influence of dynamic weight parameters on measurement accuracy' is devoted to the analysis of modern methods of measuring the weight of vehicles in motion and the study of the influence of weight parameters and a neural network on the accuracy of such measurements.

The paper considers:

1. The basic principles of building dynamic weighing systems using strain gauges.
2. Modelling and implementation of a software and mathematical model of dynamic weighing using a neural network as a computing unit.
3. Investigation of the influence of the following parameters on the measurement accuracy:
 - the amount of training data,
 - the structure of the hidden layers of the neural network,
 - the vehicle speed,
 - the width of the weighing platform.

The experimental part of the work includes the construction, training and testing of a neural network based on the generated data, as well as the analysis of the errors of the neural network transformation function.

The results of this work can be used to design high-precision dynamic weighing systems that are important in transport infrastructure, logistics, and road congestion control.

Keywords: dynamic weighing, neural network, measurement error, software and mathematical model.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ	
ВИМІРЮВАННЯ ВАГИ У ДИНАМІЦІ.....	9
1.1 Тензометричний метод	9
1.2 П'єзоелектричний метод.....	12
1.3 Індуктивні та магнітні методи	14
1.4 Оптичні та візуальні методи	18
1.5 Інерційні методи.....	22
Висновки до 1 розділу	25
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ПОХИБКИ ДИНАМІЧНОЇ ВАГИ,	
ПОБУДОВАНОЇ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЯК	
ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО КОМПОНЕНТА.....	
2.1. Структурна схема динамічної ваги	26
2.2. Дослідження похибки функції перетворення нейронної мережі для параметрів за замовчуванням	33
2.3. Дослідження похибки функції перетворення НМ в залежності від кількості даних для навчання НМ	37
2.4. Дослідження похибки функції перетворення НМ в залежності від структури прихованих шарів.....	41
2.5. Дослідження похибки функції перетворення НМ в залежності від швидкості руху транспортного засобу.....	44
2.6 Дослідження похибки функції перетворення НМ від залежності ширини зважувальної платформи	47
Висновки до 2 розділу	50
РОЗДІЛ 3 ЕКОНОМІЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ.....	
3.1. Розрахунок витрат на виконання НДР	51
3.2 Розрахунок витрат на оплату праці	55
3.3. Розрахунок калькуляції кошторисної вартості НДР	56

Висновки до 3 розділу	60
ВИСНОВКИ	61
ВИКОРИСТАНІ ДЖЕРЕЛА.....	63
ДОДАТОК А. ПРОГРАМНО МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ПАРАМЕТРІВ ДИНАМІЧНОЇ ВАГИ НА ПОХИБКУ ФУНКЦІЇ ПЕРЕТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	65

ВСТУП

Динамічне зважування транспортних засобів – це процес визначення їхньої ваги під час руху без необхідності зупинки. Такі системи широко використовуються у транспортній галузі для контролю навантаження на дороги та дотримання вагових норм.

Актуальність теми зумовлена потребою підвищення точності вимірювань у реальних умовах, де присутні фактори, що впливають на похибку: швидкість транспортного засобу, конструкція платформи, алгоритми опрацювання сигналів тощо. Одним із перспективних напрямів є застосування нейронних мереж як обчислювального елемента динамічної ваги.

У сучасних системах динамічного зважування точність значною мірою залежить від вибору параметрів самої системи – як апаратної частини, так і програмної.

Об'єктом дослідження є система динамічного зважування транспортних засобів. Предметом дослідження – впливи її параметрів на точність вимірювання.

Метою роботи є дослідження впливу ключових параметрів динамічної ваги на похибку вимірювання та визначення їх оптимальних значень.

У бакалаврській роботі реалізовано математичну модель динамічного зважування з використанням нейронної мережі, проведено чисельні експерименти, визначено оптимальні параметри, за яких досягається мінімальна похибка результату вимірювання.

РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ ВАГИ У ДИНАМІЦІ

У цьому розділі проведено аналітичний огляд сучасних методів вимірювання ваги транспортних засобів у динаміці, коли автомобіль рухається через вимірювальну платформу без зупинки із певною, переважно, не великою швидкістю. Метою огляду є аналіз принципів дії, переваг і недоліків основних технологій, які використовуються у системах зважування в русі, а також виявлення найперспективніших рішень для подальшого використання у поєднанні з нейронними мережами.

1.1 Тензометричний метод

Тензометричний метод одним із найбільш поширених і точних способів вимірювання динамічного навантаження, який базується на використанні тензорезисторів, які змінюють свій опір під дією механічної деформації. У контексті динамічного зважування цей метод дозволяє отримувати електричний сигнал, пропорційний прикладеній силі, що створюється транспортним засобом під час проїзду через платформу.

Фундаментальне дослідження у цій галузі було проведене Сабурдо Г.А. та Тополевим В.П., і опубліковане в журналі Measurement Techniques [1]. У своїй роботі автори розглядали природу динамічних похибок, які виникають під час зважування об'єктів у русі, та запропонували методику підвищення точності вимірювань шляхом фіксації сигналів тензосенсорів у певні моменти руху навантаження.

Згідно з їхніми висновками, вимірювання ваги у ті моменти часу, коли навантаження на тензодатчики проходить через середньо амплітудне значення, забезпечує прийнятну точність навіть при різних типах динамічних навантажень. У дослідженні також наведено формули для оцінки

систематичних динамічних похибок та методи прогнозування ефективності різних способів вимірювання[1].

Таким чином, тензометричний метод, особливо з урахуванням вищезазначених рекомендацій, дозволяє значно зменшити похибки при зважуванні об'єктів у русі. Він широко використовується у системах зважування в русі завдяки своїй точності, простоті реалізації та можливості інтеграції з сучасними обчислювальними засобами, такими як нейронні мережі.

Основні переваги тензометричного методу:

- висока точність і лінійність перетворення сили в сигнал;
- можливість використання як у статичних, так і в динамічних умовах;
- відносно проста реалізація в апаратній частині.

Недоліками є:

- залежність точності від температурних впливів;
- необхідність ретельного калібрування;
- чутливість до механічних зрушень або коливань платформи.

На рисунку 1.1 представлена структурна схема ваги, яка побудована з використанням тензометричного сенсора. Тензометричний сенсор (С) підключається у одну із віток мостової схеми (МС), на виході якої отримуємо вимірювану напругу. Далі сигнал подається на підсилювач сигналу (ПС), який посилює його до рівня, придатного для подальшого перетворення у цифрову форму аналого-цифровим перетворювачем (АЦП). Цифрові дані опрацьовуються за певним алгоритмом обчислювальним елементом (ОЕ) мікроконтролера, а отриманий результат обчислень (значення вимірюваної ваги) подається на блок індикації (БІ), який забезпечує візуальне відображення результату вимірювання.

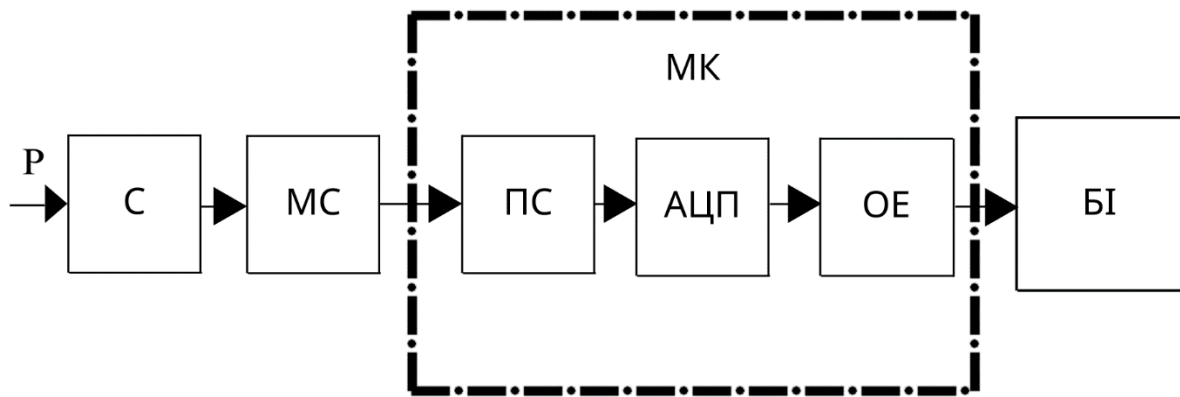


Рисунок 1.1. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням тензометричного сенсора: P – вимірювана вага, C – тензометричний сенсор, MC – мостова схема, PS – підсилювач сигналу, АЦП – аналого-цифровий перетворювач, OE – обчислюваний елемент, БІ – блок індикації, МК – мікроконтролер

На рисунку 1.2 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості тензометричних сенсорів [9,10,11,12].



Рисунок 1.2. Загальний вигляд тензометричних сенсорів

Тензометричний метод забезпечує відносно високу точність вимірювання завдяки лінійній залежності сигналу від прикладеної ваги [1]. Тому цей сенсор широко застосовується у динамічних системах зважування.

1.2 П'єзоелектричний метод

П'єзоелектричний метод вимірювання ваги у динаміці ґрунтується на п'єзоелектричному ефекті – виникненні електричного заряду на поверхні певних матеріалів (наприклад, кварц або титанат-цирконат свинцю) під час механічного навантаження. Застосування п'єзосенсорів для зважування у русі було запропоноване у [2] та з часом набуло широкого практичного використання.

У системах зважування у русі п'єзоелектричні сенсори монтуються безпосередньо в дорожнє полотно або вимірювальну платформу. Під час проїзду транспортного засобу кожна вісь створює короткочасне зусилля, яке спричиняє деформацію п'єзоелементів. Це призводить до виникнення електричного заряду, пропорційного величині навантаження. Отриманий сигнал подається на блок збору та обробки даних, де здійснюється підсилення, фільтрація, аналого-цифрове перетворення та обчислення ваги транспортного засобу.

Для підвищення точності в сучасних реалізаціях використовуються фільтраційні алгоритми, які зменшують вплив вібрацій, дорожніх нерівностей та шумів. Також можуть застосовуватись температурні компенсаційні моделі, які дозволяють стабілізувати показники у різних погодних умовах.

Окрім цього, існують проекти, де п'єзоелектричні сенсори виконують додаткову функцію, а саме накопичення енергії від транспортного навантаження, що дозволяє частково жити електроніку систем зважування у русі без зовнішніх джерел живлення [3].

Основні переваги п'єзоелектричного методу:

- висока чутливість до короткочасних імпульсних навантажень;

- можливість роботи на високих швидкостях руху;
- стабільна робота у широкому діапазоні температур;
- компактність та зручність монтажу у дорожню інфраструктуру;
- потенціал до використання для збору енергії.

Недоліки п'єзоелектричного методу:

- сигнал зникає одразу після зняття навантаження;
- чутливість до температурних змін;
- потреба у прецизійній електроніці для опрацювання слабких сигналів;
- необхідність налаштування фільтрації та компенсацій.

На рисунку 1.3 представлена структурна схема ваги, яка побудована з використанням п'єзоелектричного сенсора. П'єзоелектричний сенсор (С) генерує електричний заряд під механічною напругою. Отриманий сигнал подається на зарядовий підсилювач (ЗП), який перетворює заряд у напругу, а далі – на фільтр (Ф), який видаляє високочастотні завади. Далі сигнал надходить до аналого-цифрового перетворювача (АЦП), який здійснює перетворення аналогового сигналу у цифрову форму. Отримані цифрові дані обробляються обчислювальним елементом (ОЕ) мікроконтролера (МК) за визначеним алгоритмом. Отримане значення ваги відображається блоком індикації (БІ).

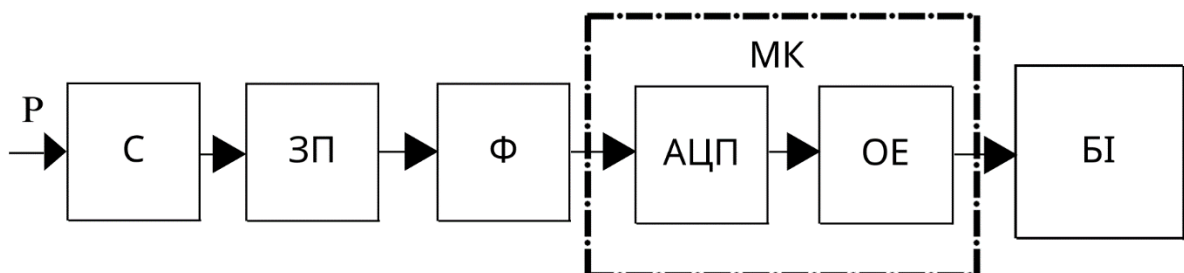


Рисунок 1.3. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням п'єзоелектричного сенсора: P – вимірювана вага, С – п'єзоелектричний

сенсор, ЗП– зарядовий підсилювач, Ф – фільтр, АЦП – аналого-цифровий перетворювач, ОЕ – обчислюваний елемент, БІ – блок індикації, МК – мікроконтролер

На рисунку 1.4 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості п'єзоелектричних сенсорів [13,14,15,16].



Рисунок 1.4. Загальний вигляд п'єзоелектричних сенсорів

Таким чином, п'єзоелектричний метод є ефективним рішенням для зважування у русі, забезпечуючи високу точність та адаптивність при роботі в динамічних умовах. Його особливості роблять його придатним для використання в автоматизованих системах контролю транспортних потоків.

1.3 Індуктивні та магнітні методи

Індуктивний метод вимірювання маси у динаміці базується на зміні електромагнітних параметрів під дією навантаження. Індуктивні або магніточутливі сенсори фіксують зміну розташування або сили контакту металевого об'єкта з чутливим елементом, що відображає вплив навантаження.

У системах зважування у русі індуктивні сенсори зазвичай вбудовуються в дорожнє полотно або платформу під час монтажу. Під час проїзду транспортного засобу деформація конструкції (наприклад, пружного елемента платформи) змінює взаємне розташування індуктивної котушки та металевої пластини або сердечника, що призводить до зміни індуктивності. Ця зміна фіксується електронною схемою та перетворюється у пропорційний до вимірюваної ваги електричний сигнал [4].

Магнітні сенсори, у свою чергу, використовують ефекти зміни магнітного поля (наприклад, ефект Холла або магнітоопір) під дією сили. Вони також можуть реєструвати зміни у розміщенні магнітних міток на транспортному засобі або зміни магнітного потоку при деформації конструкції [5]. У деяких випадках такі сенсори використовуються не стільки для точного визначення маси, як для виявлення осей, фіксації моменту проїзду або оцінки швидкості руху.

Переваги індуктивних та магнітних методів:

- простота конструкції та низька вартість;
- висока швидкодія;
- нечутливість до пилу, вологи та бруду;
- можливість вбудовування у металеві елементи конструкції.

Недоліки:

- обмежена точність при вимірюванні сили або ваги;
- чутливість до сторонніх металевих об'єктів та електромагнітних завад;
- потреба у регулярному калібруванні при зміні умов експлуатації.

На рисунку 1.5 представлена структурна схема ваги, яка побудована з використанням індуктивного сенсора. Вимірювана вага (Р) деформує пружний елемент індуктивного сенсора (С), що спричиняє зміну індуктивності. Ця зміна перетворюється перетворювачем індуктивності (ПІ) у відповідний електричний сигнал. Сигнал проходить через фільтр (Ф), який виділяє інформаційний сигнал. Після цього сигнал надходить на аналого-цифровий

перетворювач (АЦП), де перетворюється у цифрову форму. Цифрові дані опрацьовується обчислювальним елементом (ОЕ) за заданим алгоритмом, а результат вимірювання подається на блок індикації (БІ) для візуального представлення. Усі етапи вимірювання, опрацювання та вивід даних координуються мікроконтролером (МК).

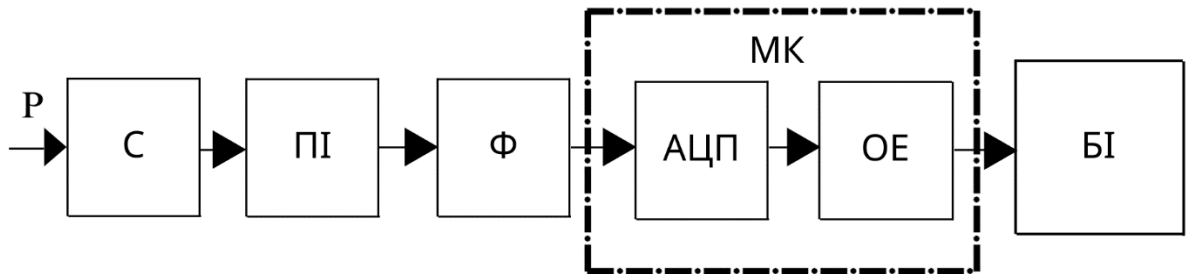


Рисунок 1.5. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням індуктивного сенсора: P – вимірювана вага, C – індуктивний сенсор, ПІ – перетворювач індуктивності, Ф – фільтр, АЦП – аналого-цифровий перетворювач, ОЕ – обчислювальний елемент, БІ – блок індикації, МК – мікроконтролер.

На рисунку 1.6 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості індуктивних сенсорів [17,17,17,18].



Рисунок 1.6. Загальний вигляд індуктивних сенсорів

На рисунку 1.7 представлена структурна схема ваги, яка побудована з використанням магнітного сенсора. Вимірювана вага (P) фіксується магнітним сенсором (C). Сигнал з сенсора подається на зарядовий ($ЗП$), де він підсилюється до необхідного рівня. Далі сигнал проходить через фільтр (Φ), який видаляє шуми та виділяє вимірюваний сигнал. Далі сигнал надходить на аналого-цифровий перетворювач ($АЦП$), де перетворюється у цифрову форму. Отримані цифрові дані надходять до обчислювального елемента ($ОЕ$), який реалізує алгоритм розрахунку ваги. Результат обчислень відображається на блоці індикації ($БІ$). Усі процеси збору даних, опрацювання сигналів та управління відображенням результатів координуються мікроконтролером ($МК$).

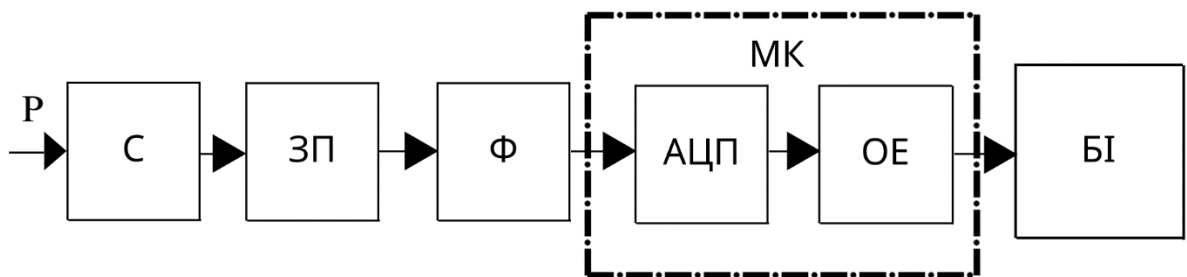


Рисунок 1.7. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням механічного сенсора: P – вимірювана вага, C – механічний сенсор, $ЗП$ – зарядовий посилювач, Φ – фільтр, $АЦП$ – аналого-цифровий перетворювач, $ОЕ$ – обчислювальний елемент, $БІ$ – блок індикації, $МК$ – мікроконтролер.

На рисунку 1.8 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості магнітних сенсорів [19,20,21,22].



Рисунок 1.8. Загальний вигляд магнітних сенсорів

Таким чином, індуктивні та магнітні сенсори найчастіше використовуються як допоміжні сенсори у системах зважування у русі — зокрема для виявлення моменту проїзду кола через вимірювальну платформу або визначення кількості осей. У комбінації з основними силовими сенсорами вони дозволяють покращити загальну точність та функціональність системи.

1.4 Оптичні та візуальні методи

Оптичні та візуальні методи у вимірюванні динамічної ваги базуються на аналізі світлових або візуальних сигналів, які змінюються під впливом рухомого навантаження. У контексті зважування у русі такі методи, як правило, використовуються не для прямого визначення маси, а як допоміжні - для фіксації моменту проїзду, розпізнавання транспортного засобу, визначення кількості осей або швидкості.

Один із варіантів реалізації – це оптичні бар'єри, які складаються з джерела світла (наприклад, інфрачервоного лазера) та фотоприймача. Коли колесо автомобіля перетинає зону контролю, промінь переривається, що дозволяє точно зафіксувати момент проїзду осі. Такі сигнали синхронізуються

з аналоговими сигналами вагових сенсорів, що дозволяє точніше визначати навантаження, відповідне кожній осі [6].

Ще один напрям – машинний зір, коли камера фіксує зображення або відео транспортного засобу, а програмні алгоритми аналізують його тип, кількість осей, розташування коліс тощо. Ці дані можуть бути використані для автоматичної класифікації транспортних засобів [7].

Оптичні методи також можуть застосовуватись для вимірювання прогину або деформації платформи (наприклад, за допомогою лазерних далекомірів або відео аналізу), що відкриває перспективи для безконтактного вимірювання навантаження.

Переваги оптичних і візуальних методів:

- безконтактний принцип роботи;
- висока точність виявлення моменту проїзду;
- можливість ідентифікації транспортного засобу;
- сумісність з системами автоматичного відео нагляду.

Недоліки:

- непридатність для прямого вимірювання ваги;
- залежність від погодних умов (дощ, сніг, туман);
- потреба у регулярному очищенні та обслуговуванні оптики;
- складність опрацювання результатів вимірювань в реальному часі при великому транспортному потоці.

На рисунку 1.9 представлена можлива структурна схема ваги, яка побудована з використанням оптичного сенсора. Вимірювана вага (Р) змінює положення рухомого елемента, який частково або повністю перекриває світловий промінь оптичного сенсора (С). Це призводить до зміни інтенсивності світла, що фіксується фотодатчиком. Змінений сигнал підсилюється підсилювачем сигналу (ПС), після чого проходить через фільтр (Ф), а далі сигнал перетворюється у цифрову форму за допомогою аналого-цифрового перетворювача (АЦП). Цифрові дані опрацьовуються обчислювальним елементом (ОЕ) відповідно до алгоритму, а результат

вимірювання подається на блок індикації (БІ). Усі етапи контролюються мікроконтролером (МК).

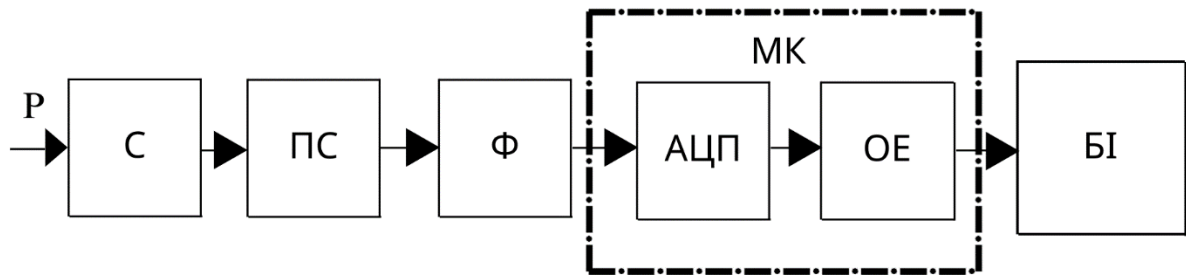


Рисунок 1.9. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням оптичного сенсора: P – вимірювана вага, C – оптичний сенсор, ПС – підсилювач сигналу, Ф – фільтр, АЦП – аналого-цифровий перетворювач, ОЕ – обчислювальний елемент, БІ – блок індикації, МК – мікроконтролер.

На рисунку 1.10 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості оптичних сенсорів [23,24,25,26].



Рисунок 1.10. Загальний вигляд оптичних сенсорів

На рисунку 1.11 представлена можлива структурна схема ваги, яка реалізована на основі візуального сенсора. Вимірювана вага (Р) викликає деформацію або зміну розташування певного об'єкта, яку фіксує камера (С). Отримане відео- або фото-зображення опрацьовується спеціальними програмними фільтрами (Ф), які покращують якість зображення та виділяють характерні ознаки. На наступному етапі обчислювальний елемент (ОЕ) аналізує зміну форми або зміщення контрольної мітки для визначення значення ваги. Результати подаються на блок індикації (БІ) для візуалізації. Керування процесом збору зображень, опрацювання та відображення здійснюється мікроконтролером або спеціалізованим обчислювальним модулем (МК).

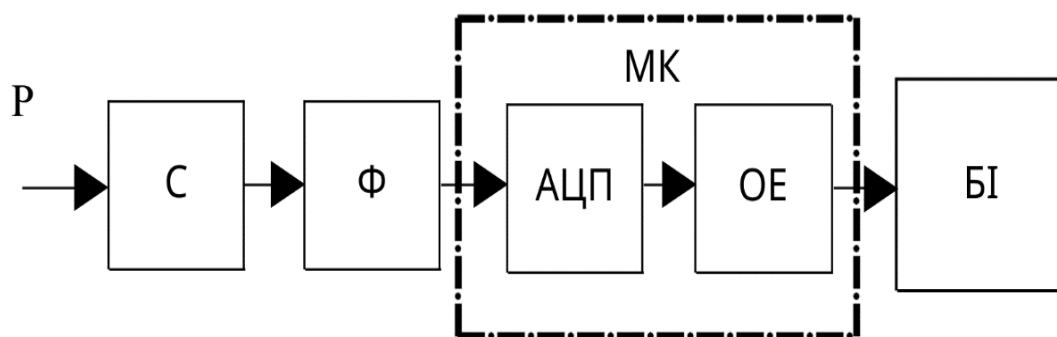


Рисунок 1.11. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням візуального сенсора: Р – вимірювана вага, С – візуальний сенсор, ПС – підсилювач сигналу, Ф – фільтр, АЦП – аналого-цифровий перетворювач, ОЕ – обчислювальний елемент, БІ – блок індикації, МК – мікроконтролер.

На рисунку 1.12 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості візуальних сенсорів [27,28,29,30].



Рисунок 1.12. Загальний вигляд візуальних сенсорів

Отже, оптичні та візуальні методи є ефективним доповненням до основних сенсорних систем у зважуванні у русі, особливо у частині фіксації подій, ідентифікації транспортних засобів та покращення загальної точності.

1.5 Інерційні методи

Інерційні методи визначення ваги в русі ґрунтуються на використанні інерційних властивостей транспортного засобу, зокрема його прискорення або гальмування, для оцінки маси. У цьому випадку вимірювання здійснюється непрямым шляхом – за допомогою акселерометрів або гіроскопів, які фіксують зміну динамічного стану об'єкта.

Принцип дії полягає в тому, що сила, яка спричиняє прискорення (відповідно до другого закону Ньютона), прямо пропорційна масі. Таким чином, знаючи силу впливу (наприклад, зусилля приводу) та прискорення,

можна розрахувати масу [8]. У деяких варіантах також фіксується зміна навантаження на підвіску або віброзміни кузова при зміні швидкості.

Інерційні методи переважно використовуються в спеціалізованих системах, де платформа або транспортний засіб обладнано відповідними сенсорами[8]. Вони мають обмежене застосування у класичних системах зважування у русі, проте можуть бути корисними у мобільних або автономних рішеннях, зокрема при зважуванні безконтактним способом або в умовах, коли неможливо змонтувати платформу.

Переваги інерційних методів:

- не потребують наявності вимірювальної платформи;
- можливість інтеграції в сам транспортний засіб;
- підходять для мобільних або тимчасових систем вимірювання;
- можливість отримання додаткових параметрів руху (прискорення, нахил, вібрація).

Недоліки:

- непряма оцінка маси, що знижує точність;
- залежність від якості калібрування акселерометрів;
- чутливість до зовнішніх збурень (наприклад, нерівностей дороги);
- обмежене застосування для багато осьових транспортних засобів.

На рисунку 1.13 представлена структурна схема ваги, яка побудована з використанням інерційного сенсора. Вимірювана вага (Р) створює силу, що викликає зміну прискорення або деформацію інерційного елемента (С), наприклад, у мікроелектромеханічному акселерометрі. Зміна цього параметра генерує аналоговий сигнал, який підсилюється підсилювачем сигналу (ПС) та подається на фільтр (Ф). Далі сигнал надходить до аналого-цифрового перетворювача (АЦП), який переводить його у цифрову форму. Обчислювальний елемент (ОЕ), вбудований у мікроконтролер (МК), проводить обчислення значення ваги об'єкта та передає результат на блок індикації (БІ) для візуального відображення.

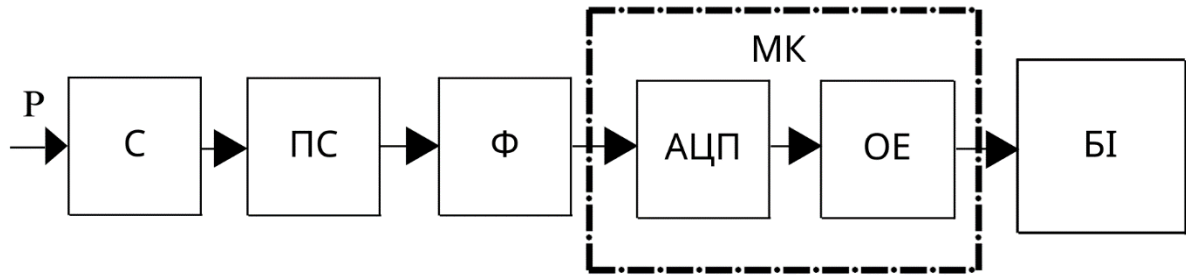


Рисунок 1.13. Структурна схема ваги, яка побудована з використанням інерційного сенсора: P – вимірювана вага, C – інерційний сенсор, $ПС$ – підсилювач сигналу, Φ – фільтр, $АЦП$ – аналого-цифровий перетворювач, $ОЕ$ – обчислювальний елемент, $БІ$ – блок індикації, $МК$ – мікроконтролер.

На рисунку 1.14 представлено загальний вигляд та конструктивні особливості інерційних сенсорів [31,32,33,34].



Рисунок 1.12. Загальний вигляд інерційних сенсорів

Отже, інерційні методи не є основними у системах зважування у русі, проте можуть ефективно доповнювати інші підходи в умовах, де важлива автономність, мобільність або відсутність стаціонарної інфраструктури.

Висновки до 1 розділу

1. Проведено аналіз основних методів вимірювання ваги у динаміці: тензометричного, п'єзоелектричного, індуктивного, магнітного, візуального, оптичного та інерційного. Розглянуто їх переваги та недоліки.

2. Встановлено, що тензометричний і п'єзоелектричний методи є найбільш ефективними для реалізації засобів вимірювання ваги у динамічному режимі із забезпеченням відносно високої точності вимірювання.

3. Враховуючи переваги сучасних засобів комп'ютерних технологій запропоновано створити динамічну вагу на основі тензометричного методу та із використанням нейронної мережі як обчислювального елемента.

РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ПОХИБКИ ДИНАМІЧНОЇ ВАГИ, ПОБУДОВАНОЇ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЯК ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО КОМПОНЕНТА

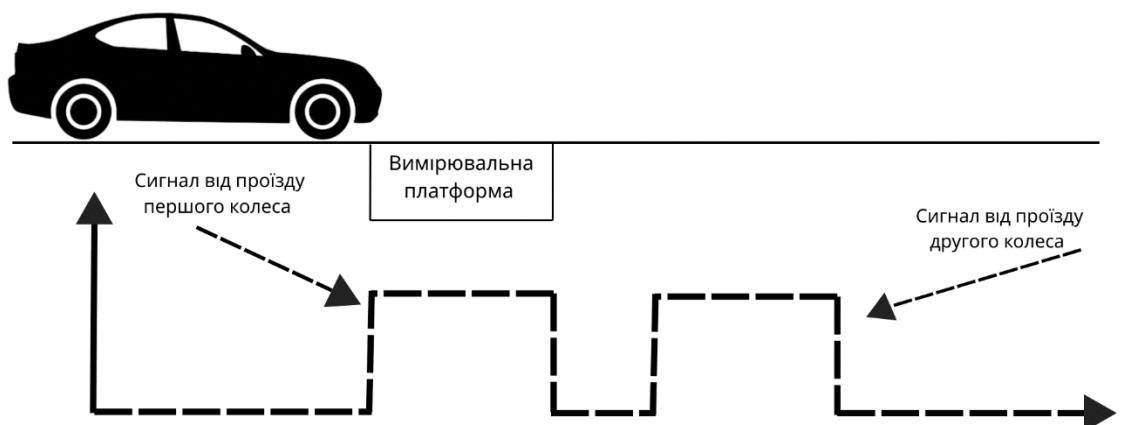
В другому розділі проведено дослідження впливу параметрів динамічної ваги, а саме:

- кількість даних, використаних для навчання нейронної мережі,
- структуру прихованих шарів нейронної мережі,
- зміну швидкості приїзду автомобіля,
- ширини вимірюваної платформи,

на похибку функції перетворення нейронної мережі (НМ), із використанням якої побудовано динамічну вагу.

2.1. Структурна схема динамічної ваги.

На рисунку 2.1 зображено структуру формування сигналу під час проїзду автомобіля через вимірювальну платформу. Показано два окремі імпульси, які виникають під час проходження переднього та заднього колеса. Ці сигнали реєструються сенсорами та використовуються для визначення ваги автомобіля із використанням нейронної мережі.



*Рисунок 2.1. Структура формування сигналу під час проїзду
автомобіля через вимірювальну платформу*

На рисунку 2.2 представлена структурна схема динамічної ваги. Сенсор (S) реєструє і формує аналоговий сигнал, пропорційний вазі автомобіля. Сигнал надходить до мікроконтролера (МК), у складі якого розміщено два функціональні блоки: аналого-цифровий перетворювач (АЦП) перетворює сигнал у цифрову форму, а нейронна мережа (НМ) опрацьовує ці дані для визначення значення ваги P.

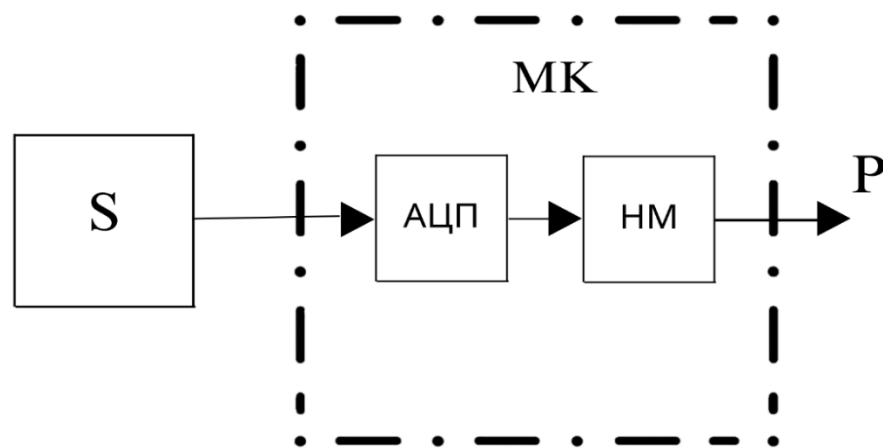


Рисунок 2.2. Структурна схема динамічної ваги: S – сенсор, МК – мікроконтролер, P – значення ваги

Для дослідження залежності похибки визначення ваги від параметрів динамічної ваги та параметрів нейронної мережі побудовано програмно математична модель (додаток А), опис якої представлено нижче.

Дослідження проводилось за таких параметрів динамічної ваги:

- Швидкість автомобіля $V = 5$ м/с;
- Частота дискретизації $f_{\text{acp}} = 100$ Гц;
- Відстань від переднього кола автомобіля до початку вимірювальної платформи $L1 = 0.5$ м;

- Відстань від переднього кола автомобіля до кінця вимірювальної платформи $L_2 = 1$ м;
- Ширина вимірюваної платформи $L_m = 0.5$ м;
 - Відстань між колесами автомобіля $L_z = 1.5$ м;
- Мінімальна вага $P_{\min} = 1$ т;
 - Максимальна вага $P_{\max} = 20$ т;
- Мінімальна напруга $U_{\min} = 0.1$ В;
- Максимальна напруга $U_{\max} = 2$ В;
- Кількість сигналів для навчання нейронної мережі $N_s = 10$;

На початку програми задаються параметри програмно математичної моделі. Далі у циклі `for` формується набір навчальних даних шляхом поетапного збільшення ваги від мінімального до максимального значення з фіксованим кроком. Для кожного значення ваги обчислюється відповідна напруга за лінійною залежністю. Отримані пари значень ваги та напруги зберігаються та використовуються для моделювання сигналів вимірювальної платформи на наступних етапах формування навчальної вибірки.

```
for j = 1:Ns
```

```
    P = Pmin + deltaP * (j-1);
```

```
    U = Umin + (Umax - Umin) / (Pmax - Pmin) * (P - Pmin);
```

Далі моделюємо проходження переднього та заднього коліс автомобіля через вимірювальну платформу та формуємо відповідні вхідні сигнали для навчання нейронної мережі. Кількість дискретних точок n визначається як частка від ділення суми довжини платформи L_m і відстані між колесами L_z на крок дискретизації dL . Для кожного положення обчислюється сигнал напруги. Далі обчислюється сумарний сигнал U_s як сума сигналів від обох коліс. У другому циклі ці значення записуються до масиву `inputs` як вхідні дані, а

відповідна вага зберігається у масиві targets як бажане значення на виході нейронної мережі.

```

n = (Lz+Lm)/dL;
for i = 1:n
    Lm1(i) = i* dL;
    if Lm1(i) < L1
        Um1(i) = 0;
    end
    if Lm1(i) >= L1 && Lm1(i) < L2
        Um1(i) = U/2;
    end
    if Lm1(i) >= L2
        Um1(i) = 0;
    end
    Lm2(i)= i* dL - Lm;
    if Lm2(i) < L1
        Um2(i) = 0;
    end
    if Lm2(i) >= L1 && Lm2(i) < L2
        Um2(i) = U/2;
    end
    if Lm2(i) >= L2
        Um2(i) = 0;
    end
    Us = Um1+Um2;
    targets(j) = P;
    for i = 1:length(Us)
        inputs(i,j) = Us(i);
    end
end

```

```
end  
end
```

Наступний фрагмент програми будує графік сигналу U_s у часовій області. У циклі `for` формується вектор часу t з кроком dt , який відповідає дискретним моментам часу. Далі за допомогою функції `plot` відображається сигнал U_s .

```
for i = 1:n  
    t(i) = (i-1)*dt;  
end  
figure;  
plot(t, inputs);  
xlabel('Час, с');  
ylabel('Амплітуда, В');  
grid on;
```

На рисунку 2.3 представлено залежність амплітуди вхідного сигналу від часу. Кожен імпульс відповідає моменту, коли окрема вісь автомобіля проходить через вимірювальну платформу.

У наступному фрагменті програми створюється та тренується нейронна мережа. Після навчання нейронної мережі обчислюються вихідні значення і записуються у масив `check`.

```
net = feedforwardnet(60);  
net = train(net, inputs, targets);  
check = net(inputs);
```

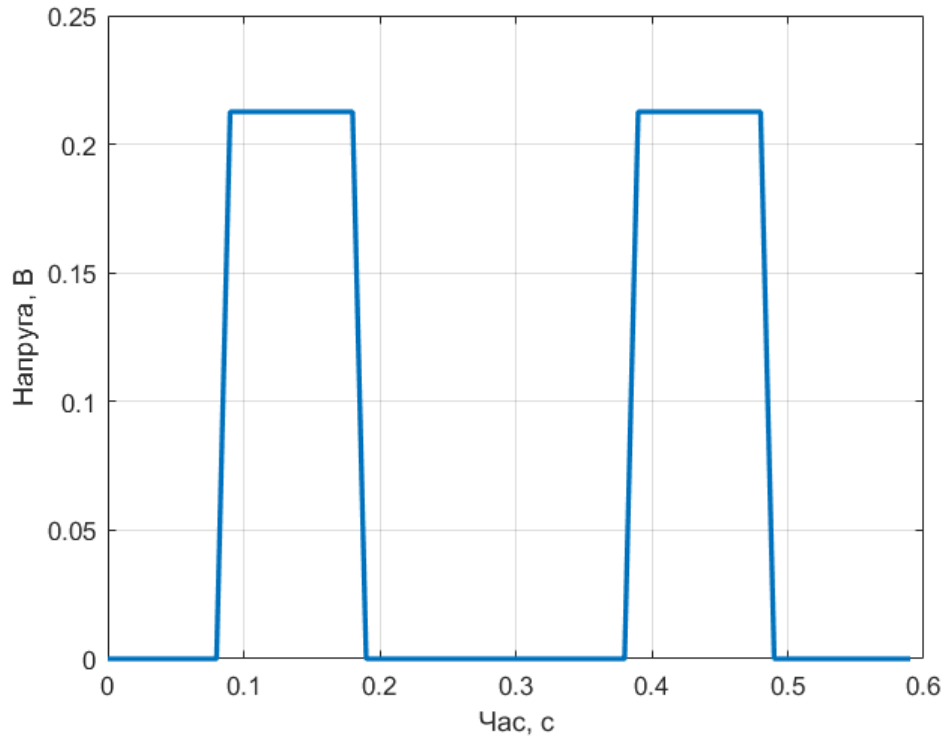


Рисунок 2.3. Залежність амплітуди вхідного сигналу від часу

Далі обчислюється абсолютна похибка нейронної мережі. Результат виводиться у вигляді графіка для візуальної оцінки точності моделі.

```
AbsPox = abs(check - targets);
figure;
plot(targets, AbsPox, 'o');
xlabel('Вага, τ');
ylabel('Абсолютна похибка, τ');
grid on;
```

Також обчислюється відносна похибка нейронної мережі. Результати виводиться у графічній формі.

```
VidnPox = abs((check - targets)./check.*100);
```

```

figure;
plot(targets, VidnPox, 'o');
xlabel('Вага, т');
ylabel('Відносна похибка, %');
grid on;

```

В подальшому здійснюється додаткове навчання нейронної мережі — вона тренується додатково ще 10 разів для можливого підвищення точності функції перетворення нейронної мережі. Після цього знову розраховуються абсолютна та відносна похибки.

```

for ii = 1:10
    net = train(net, inputs, targets);
end
check = net(inputs);
AbsPox = abs(check - targets);
figure;
plot(targets, AbsPox, 'o');
xlabel('Вага, т');
ylabel('Абсолютна похибка, т');
grid on;
VidnPox = abs((check - targets)./check.*100);
figure;
plot(targets, VidnPox, 'o');
xlabel('Вага, т');
ylabel('Відносна похибка, %');
grid on;

```

Із отриманих значень похибок визначається максимальне значення абсолютної та відносної похибок

```

MaxAbsPox = max(AbsPox);
MaxVidnPox = max(VidnPox);

```

а також обчислюється середнє значення абсолютної та відносної похибок.

```

sumAbs = 0;
for i = 1:length(AbsPox)
    sumAbs = sumAbs + AbsPox(i);
end
meanAbsPox = sumAbs / length(AbsPox);
sumVidn = 0;
for i = 1:length(VidnPox)
    sumVidn = sumVidn + VidnPox(i);
end
meanVidnPox = sumVidn / length(VidnPox);

```

У даному підрозділі розроблено та описано програмно-математична модель динамічної ваги, а також програму навчання та перевірки нейронної мережі. Данна програма використовується в подальшому для оптимізації функції перетворення нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки.

2.2. Дослідження похибки функції перетворення нейронної мережі для параметрів за замовчуванням

Проведено дослідження похибки функції перетворення НМ із використанням параметрів за замовчуванням. Побудовано програмну математичну модель проїзду двох колісного автомобіля через вимірювальну платформу, із використанням якої отримано вимірювальний сигнал у вигляді двох імпульсів однакової амплітуди. Сформовано масиви вхідних та вихідних

даних для навчання нейронної мережі (НМ). Визначено абсолютні та відносні похибки вимірювання ваги.

Дослідження проводилось за таких параметрів динамічної ваги:

- Швидкість автомобіля (V) – 5 м/с;
- Частота дискретизації ($f_{\text{ср}}$) – 100 Гц;
- Відстань від переднього кола автомобіля до початку і кінця вимірювальної платформи (L_1 , L_2 відповідно): – 0.5 м та 1 м відповідно;
- Ширина вимірюваної платформи – 0.5 м;
- Відстань між колесами автомобіля (L_m): – 1.5 м;
- $P_{\text{min}} = 1$ т;
- $P_{\text{max}} = 20$ т;
- $U_{\text{min}} = 0.1$ В;
- $U_{\text{max}} = 2$ В;
- $N_s = 50$; кількість сигналів для навчання нейронної мережі
- Тип нейронної мережі: `feedforwardnet(60)`;

Із використанням програмно-математичної моделі сформовано 50 сигналів проїзду автомобіля через вимірювальну платформу для різних значень ваги, яка змінювалася від P_{min} до P_{max} , та синтезовано 50 навчальних пар (масиви вхідних та вихідних даних), з використанням яких було проведено навчання нейронної мережі. На рисунку 2.2 представлено п'ятдесят сигналів проїзду автомобіля через вимірювальну платформу для ваги у діапазоні від 1 тони до 20 тон з кроком 0.39 тони.

Масив вхідних даних (`inputs`) та масив вихідних даних (`targets`) формувалися, як сигнали проїзду автомобіля через вимірювальну платформу та значення ваги відповідно. На рисунку 2.3 представлено масив даних `inputs` а на рисунку 2.4 значення масиву `targets`.

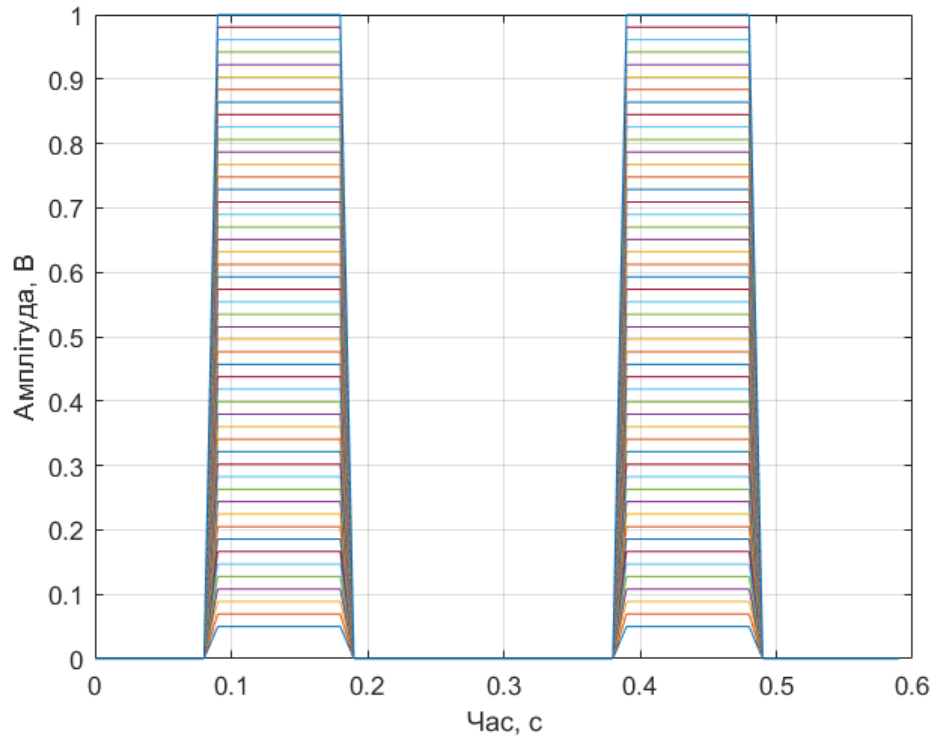


Рисунок 2.2. Сигнали проїзду автомобіля через вимірювальну платформу для ваги у діапазоні від 1 тони до 20 тон

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
11	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
12	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
13	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
14	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
15	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
16	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
17	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
18	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245
19	0.0500	0.0694	0.0888	0.1082	0.1276	0.1469	0.1663	0.1857	0.2051	0.2245

Рисунок 2.3. Масив вхідних даних (inputs)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1	1.3878	1.7755	2.1633	2.5510	2.9388	3.3265	3.7143	4.1020	4.4898	4.8776	5.2653
2												
3												
4												
5												
6												
7												
8												
9												
10												
11												
12												

Рисунок 2.4. Массив вихідних даних (targets)

Із використанням 50 навчальних пар проведено навчання нейронної мережі, а також розрахунок абсолютної та відносної похибки для кожного значення ваги.

Результати дослідження залежності абсолютної та відносної похибок функції перетворення НМ від ваги автомобіля представлено на рисунку 2.5 та на рисунку 2.6 відповідно.

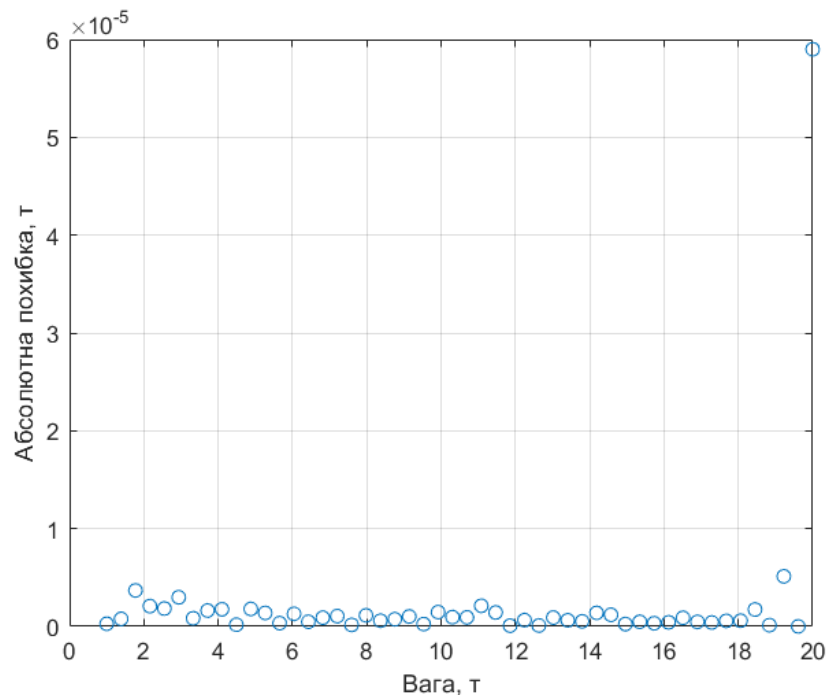


Рисунок 2.5. Залежність абсолютної похибки функції перетворення НМ від ваги автомобіля

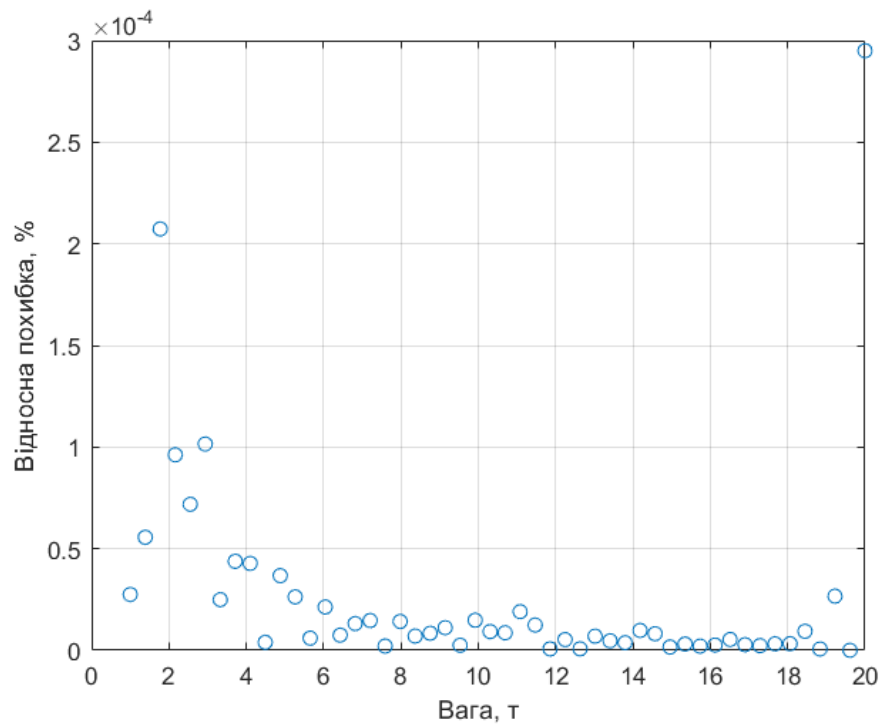


Рисунок 2.6. Залежність відносної похибки функції перетворення НМ від ваги автомобіля

За результатами проведеного дослідження похибки функції перетворення НМ для параметрів за замовчуванням максимальна абсолютна похибка становить $5.9 \times 10^{-5}т$, середня абсолютна похибка – $2.2 \times 10^{-6}т$, максимальна відносна похибка – $2.9 \times 10^{-4} \%$ та середня відносна похибка – $2.6 \times 10^{-5} \%$.

2.3 Дослідження похибки функції перетворення НМ в залежності від кількості даних для навчання НМ

В даному підрозділі проведено дослідження впливу кількості навчальних даних на похибку функції перетворення НМ. В основі дослідження лежить припущення, що існує певне значення кількості даних для навчання НМ, для якого можна отримати мінімальне значення функції перетворення.

Дослідження проводилося за таких параметрів динамічної ваги:

- Швидкість автомобіля (V): 5 м/с
- Частота дискретизації ($f_{\text{ср}}$): 100 Гц
- Відстань до початку та кінця вимірювальної платформи (L_1, L_2): 0.5 м та 1 м відповідно
- Відстань між колесами автомобіля (L_m): 1.5 м
- $P_{\text{min}} = 1$ т;
- $P_{\text{max}} = 20$ т;
- $U_{\text{min}} = 0.1$ В;
- $U_{\text{max}} = 2$ В;
- Тип нейронної мережі: feedforwardnet(60)

Під час дослідження змінювалась кількість навчальних даних від 10 до 1000 з кроком 50, тобто було сформовано серію навчальних вибірок розміром: $N_s = 10, 50, 100, \dots, 1000$.

В таблиці 2.1 представлено результати дослідження залежності абсолютної та відносної похибок функції перетворення НМ від кількості навчальних даних.

Таблиця 2.1. Результати дослідження залежності похибки функції перетворення нейронної мережі від кількості навчальних даних.

Ns,	Похибка			
	максимальна абсолютна	середня абсолютна	максимальна відносна	середня відносна
10	0.772	0.124	14.099	2.204
50	1.425×10^{-5}	5.716×10^{-5}	7.055×10^{-3}	1.000×10^{-3}
100	1.913×10^{-6}	8.356×10^{-7}	1.773×10^{-4}	1.695×10^{-5}
150	1.113×10^{-6}	4.203×10^{-7}	1.425×10^{-5}	4.633×10^{-6}
200	4.215×10^{-6}	3.903×10^{-7}	4.215×10^{-4}	1.091×10^{-5}
250	1.432×10^{-6}	3.208×10^{-7}	1.432×10^{-4}	7.018×10^{-6}
300	2.205×10^{-8}	9.091×10^{-9}	2.327×10^{-7}	9.727×10^{-8}
350	1.444×10^{-6}	2.949×10^{-7}	1.079×10^{-4}	4.065×10^{-6}

400	1.330×10^{-6}	2.456×10^{-7}	1.330×10^{-4}	4.727×10^{-6}
450	8.191×10^{-6}	6.433×10^{-7}	8.191×10^{-4}	1.931×10^{-5}
500	1.438×10^{-6}	1.861×10^{-7}	1.438×10^{-4}	4.701×10^{-6}
550	2.941×10^{-6}	1.112×10^{-6}	8.384×10^{-5}	1.494×10^{-5}
600	1.113×10^{-5}	2.350×10^{-6}	1.113×10^{-3}	4.303×10^{-5}
650	3.923×10^{-6}	7.479×10^{-7}	2.862×10^{-4}	1.240×10^{-5}
700	6.853×10^{-6}	1.221×10^{-6}	6.853×10^{-4}	2.483×10^{-5}
750	2.079×10^{-6}	1.806×10^{-7}	5.301×10^{-5}	2.513×10^{-6}
800	5.857×10^{-7}	1.271×10^{-7}	4.661×10^{-5}	1.822×10^{-6}
850	4.164×10^{-6}	5.008×10^{-7}	4.164×10^{-4}	1.214×10^{-5}
900	2.685×10^{-6}	2.479×10^{-7}	2.685×10^{-4}	6.457×10^{-6}
950	1.216×10^{-5}	1.591×10^{-6}	1.216×10^{-3}	3.282×10^{-5}
1000	1.162×10^{-6}	1.307×10^{-7}	1.162×10^{-4}	3.242×10^{-6}

На рисунку 2.7 представлено залежність максимальної та середньої абсолютних похибок функції перетворення НМ від кількості навчальних даних.

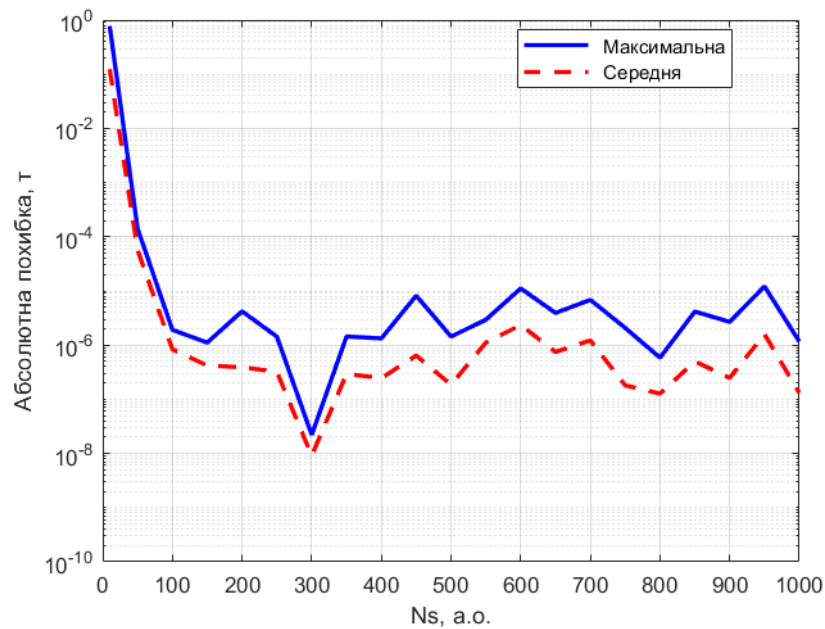


Рисунок 2.7. Залежність абсолютної похибки функції перетворення НМ від кількості навчальних даних

На рисунку 2.8 відображено залежність максимальної та середньої відносних похибок функції перетворення НМ від кількості навчальних даних.

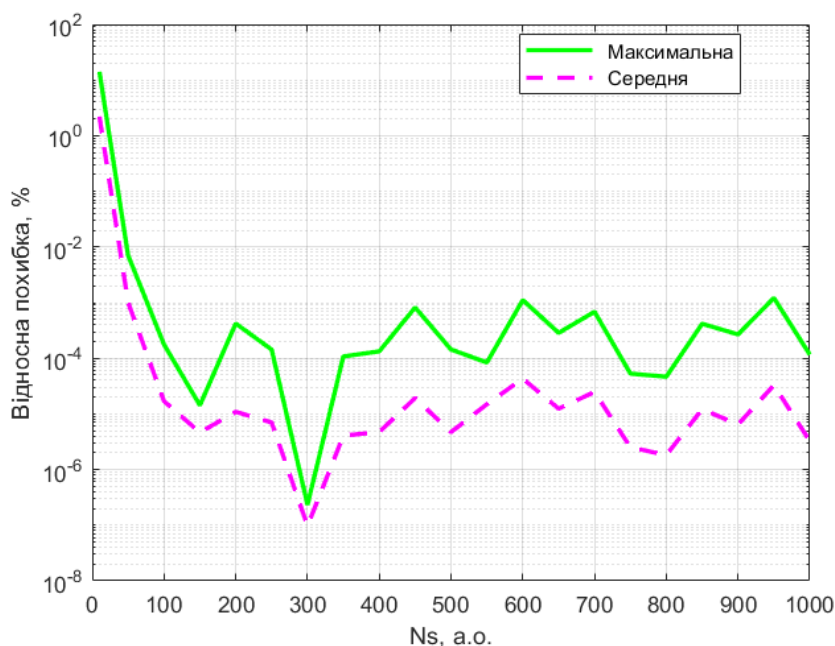


Рисунок 2.8. Залежність відносної похибки функції перетворення НМ від кількості навчальних даних

За результатами проведеного дослідження (рисунки 2.7 та 2.8) мінімум абсолютної та відносної похибок отримано для кількості навчальних даних, що рівна 300. Подальше збільшення навчальних даних не призводить до зменшення похибки, а навпаки – похибка не суттєво зростає. Таким чином, оптимальним для навчання НМ є використання трьохсот навчальних даних. При значенні $N_s = 300$ максимальна абсолютна похибка становить -2.205×10^{-8} т, середня абсолютна похибка -9.091×10^{-9} т, максимальна відносна похибка $-2.327 \times 10^{-7}\%$ та середня відносна похибка $-9.727 \times 10^{-8}\%$.

2.4 Дослідження похибки функції перетворення НМ в залежності від структури прихованих шарів.

Проведено дослідження похибки перетворення НМ в залежності від структури прихованих шарів НМ. Метою дослідження є визначення впливу прихованих шарів на точність обчислень та ефективність роботи НМ при фіксованій кількості навчальних даних.

Дослідження проводилося за таких параметрів динамічної ваги:

- Швидкість автомобіля (V): 5 м/с
- Частота дискретизації ($f_{\text{ср}}$): 100 Гц
- Відстань до початку та кінця вимірювальної платформи (L_1, L_2): 0.5 м та 1 м відповідно
- Відстань між колесами автомобіля (L_m): 1.5 м
- $P_{\text{min}} = 1$ т;
- $P_{\text{max}} = 20$ т;
- $U_{\text{min}} = 0.1$ В;
- $U_{\text{max}} = 2$ В;

Із використанням 1000 навчальних пар, проведено навчання НМ. Експерименти проводилися з використанням НМ типу `feedforwardnet` з такими структурами прихованих шарів:

`feedforwardnet([60, 60, 60, 60, 60])` – Рівномірна

`feedforwardnet([60, 50, 40, 30, 20])` – Спадна

`feedforwardnet([20, 30, 40, 50, 60])` – Розширювана

`feedforwardnet([60, 30, 10, 15, 20])` – Звужувальна

`feedforwardnet([60, 30, 60, 30, 60])` – Періодична.

В таблиці 2.2 представлено результати дослідження абсолютної та відносної похибок в залежності від структури прихованих шарів НМ.

Таблиця.2.2. Результати дослідження похибки в залежності від структури прихованих шарів НМ

Структура	максимальна абсолютна	середня абсолютна	максимальна відносна	середня відносна
Рівномірна	1.1255×10^{-7}	2.0187×10^{-8}	1.0193×10^{-6}	2.8742×10^{-7}
Спадна	1.5893×10^{-7}	2.5385×10^{-8}	2.3456×10^{-5}	5.2470×10^{-7}
Розширювана	1.4984×10^{-7}	2.6124×10^{-8}	2.5345×10^{-5}	5.9345×10^{-7}
Звужувальна	1.3289×10^{-7}	2.4396×10^{-8}	1.3875×10^{-5}	5.7889×10^{-7}
Періодична	1.2584×10^{-7}	2.2041×10^{-8}	6.8981×10^{-6}	4.6549×10^{-7}
Feedforwardnet(60)	2.205×10^{-8}	9.091×10^{-9}	2.327×10^{-7}	9.727×10^{-8}

На рисунку 2.9 представлено залежність максимальної та середньої абсолютних похибок функції перетворення НМ від структури прихованих шарів.

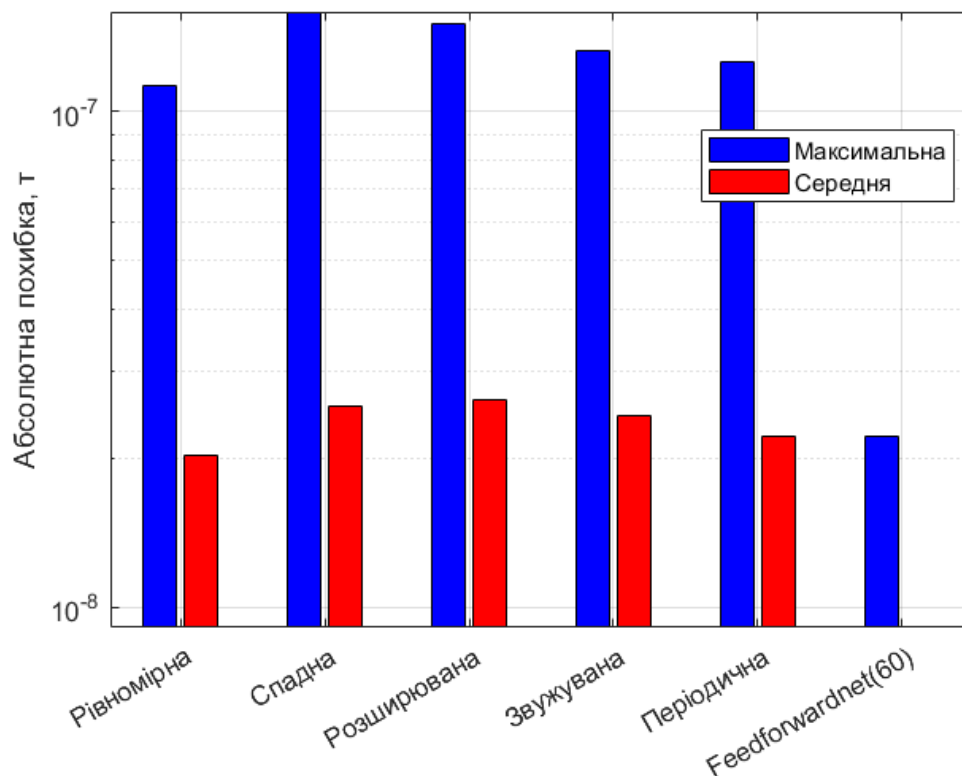


Рисунок 2.9. Залежність абсолютної похибки функції перетворення НМ від структури прихованих шарів

На рисунку 2.10 відображено залежність максимальної та середньої відносних похибок функції перетворення НМ від структури прихованих шарів.

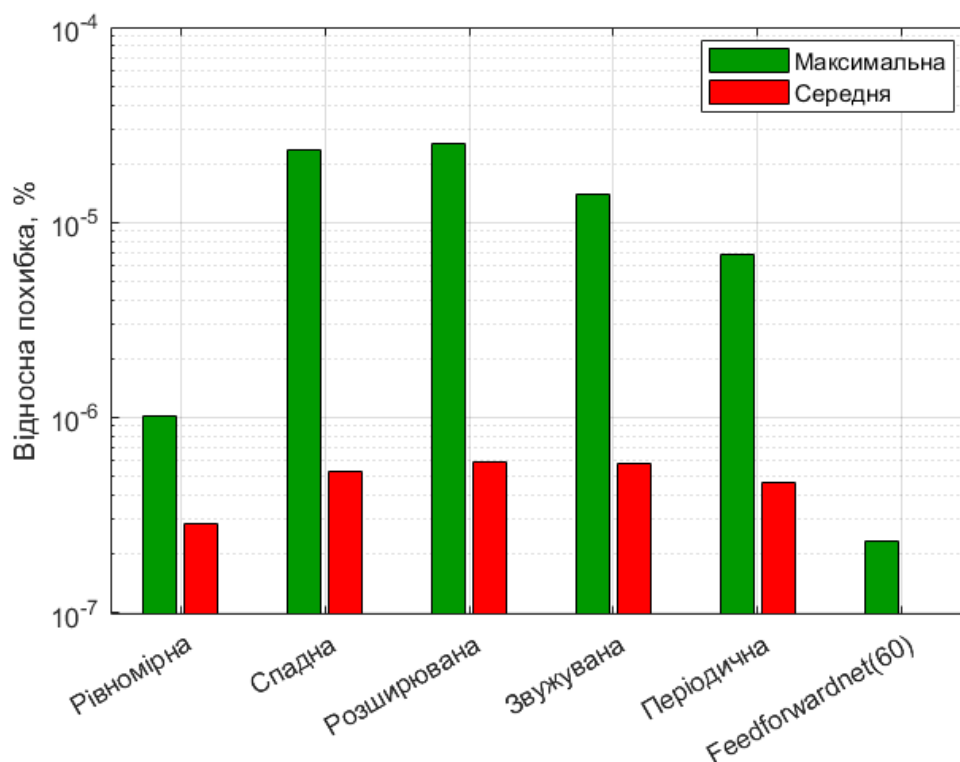


Рисунок 2.10. Залежність відносної похибки функції перетворення НМ від структури прихованих шарів

За результатами проведеного дослідження (рисунки 2.9 та 2.10) мінімальні значення абсолютної та відносної похибок отримано для структури НМ feedforwardnet(60). Інші структури з більшою кількістю прихованих шарів або змінною кількістю нейронів у шарах не забезпечили кращої точності. Навпаки — у деяких випадках спостерігалось незначне зростання похибки.

Таким чином, оптимальною з точки зору точності є структура НМ з одним прихованим шаром із 60 нейронами. При такій структурі максимальна абсолютна похибка становить – 2.205×10^{-8} т, середня абсолютна похибка – 9.091×10^{-9} т, максимальна відносна похибка – $2.327 \times 10^{-7}\%$ та середня відносна похибка – $9.727 \times 10^{-8}\%$.

2.5 Дослідження похибки функції перетворення НМ в залежності від швидкості руху транспортного засобу.

Проведено дослідження похибки перетворення НМ в залежності від швидкості руху транспортного засобу. Метою дослідження є визначення впливу швидкості руху транспортного засобу на точність обчислень та ефективність роботи НМ при фіксованій швидкості руху транспортного засобу.

Дослідження проводилося за таких параметрів динамічної ваги:

- Частота дискретизації ($f_{\text{ср}}$): 100 Гц
- Відстань до початку та кінця вимірювальної платформи (L_1, L_2): 0.5 м та 1 м відповідно
- Відстань між колесами автомобіля (L_m): 1.5 м
- $P_{\text{min}} = 1$ т;
- $P_{\text{max}} = 20$ т;
- $U_{\text{min}} = 0.1$ В;
- $U_{\text{max}} = 2$ В;
- $N_s = 300$; кількість сигналів для навчання нейронної мережі
- Тип нейронної мережі: `feedforwardnet(60)`;

Швидкість руху транспортного засобу в процесі дослідження змінювали від 2 м/с до 10 м/с із кроком 0.5 м/с, що дало змогу у цьому діапазоні швидкостей проаналізувати вплив цього параметра на точність функції перетворення НМ.

В таблиці 2.3 представлено результати дослідження абсолютної та відносної похибок в залежності від швидкості зміни руху транспортного засобу V .

Таблиця 2.3 Результати дослідження похибки в залежності від швидкості руху транспортного засобу V

V , м/с	максимальна абсолютна	середня абсолютна	максимальна відносна	середня відносна
2	1.709×10^{-6}	2.043×10^{-6}	9.509×10^{-5}	3.489×10^{-6}
2.5	6.249×10^{-7}	1.081×10^{-7}	6.249×10^{-5}	2.189×10^{-6}
3	4.664×10^{-6}	7.251×10^{-7}	4.664×10^{-4}	1.519×10^{-5}
3.5	2.178×10^{-6}	4.432×10^{-7}	9.067×10^{-5}	5.349×10^{-6}
4	4.255×10^{-7}	1.555×10^{-7}	1.277×10^{-5}	1.692×10^{-6}
4.5	6.225×10^{-6}	1.115×10^{-6}	6.225×10^{-4}	2.045×10^{-5}
5	2.205×10^{-8}	9.091×10^{-9}	2.327×10^{-7}	9.727×10^{-8}
5.5	1.027×10^{-6}	4.143×10^{-7}	3.241×10^{-5}	5.207×10^{-6}
6	1.416×10^{-6}	6.140×10^{-7}	1.179×10^{-4}	9.000×10^{-6}
6.5	2.141×10^{-6}	2.927×10^{-7}	1.100×10^{-4}	5.331×10^{-6}
7	2.632×10^{-6}	5.490×10^{-7}	2.632×10^{-4}	1.128×10^{-5}
7.5	1.206×10^{-5}	3.195×10^{-6}	1.206×10^{-3}	6.193×10^{-5}
8	2.692×10^{-6}	5.764×10^{-7}	4.732×10^{-5}	6.132×10^{-6}
8.5	9.192×10^{-6}	1.366×10^{-6}	6.067×10^{-5}	1.554×10^{-5}
9	1.282×10^{-5}	3.081×10^{-6}	3.071×10^{-4}	3.326×10^{-6}
9.5	3.758×10^{-6}	1.032×10^{-6}	3.758×10^{-4}	1.787×10^{-5}
10	4.664×10^{-6}	7.251×10^{-7}	4.664×10^{-4}	1.519×10^{-5}

На рисунку 2.11 відображено залежність максимальної та середньої абсолютних похибок функції перетворення НМ від швидкості руху транспортного засобу.

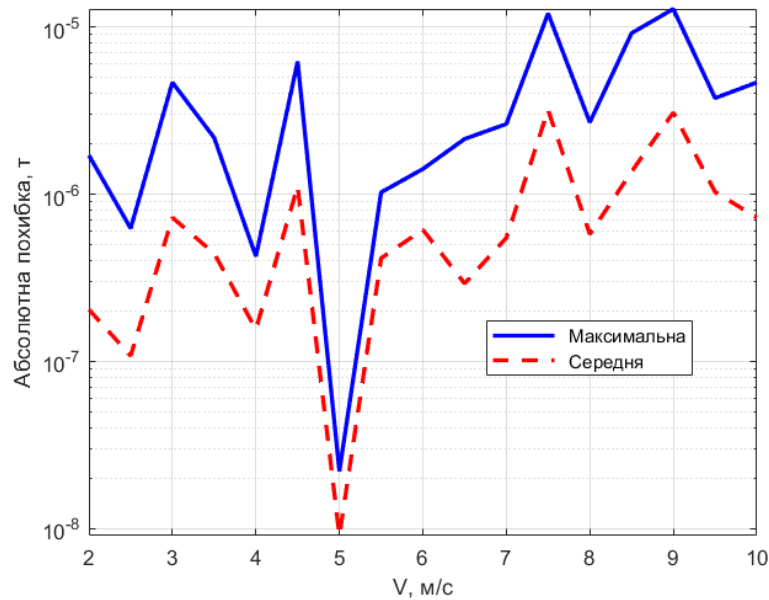


Рисунок 2.11. Залежність абсолютної похибки функції перетворення НМ від швидкості руху транспортного засобу

На рисунку 2.11 відображено залежність максимальної та середньої відносних похибок функції перетворення НМ від швидкості руху транспортного засобу.

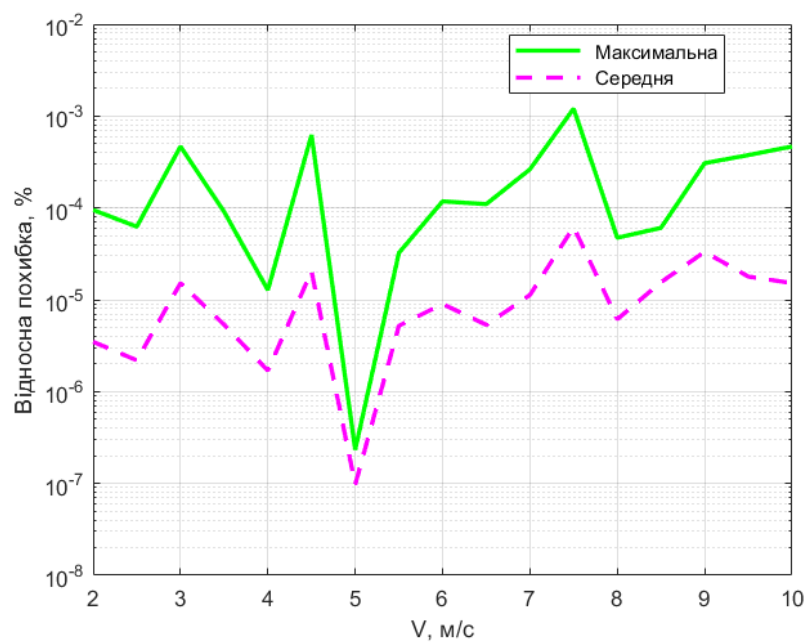


Рисунок 2.12. Залежність відносної похибки функції перетворення НМ від швидкості руху транспортного засобу

За результатами проведеного дослідження (рисунки 2.11 та 2.12) мінімальні значення абсолютної та відносної похибок спостерігаються при швидкості руху транспортного засобу $V=5$ м/с: Подальше збільшення або зменшення швидкості руху транспортного засобу не призводить до зменшення похибки, а навпаки – похибка суттєво зростає. При швидкості руху транспортного засобу максимальна абсолютна похибка становить – 2.205×10^{-8} т, середня абсолютна похибка – 9.091×10^{-9} т, максимальна відносна похибка – $2.327 \times 10^{-7}\%$ та середня відносна похибка – $9.727 \times 10^{-8}\%$.

2.6 Дослідження похибки функції перетворення НМ від залежності ширини зважувальної платформи.

Проведено дослідження похибки перетворення НМ від ширини зважувальної платформи. Метою дослідження є визначення впливу ширини зважувальної платформи на точність обчислень та ефективність роботи НМ при фіксованій ширині зважувальної платформи.

Дослідження проводилося за таких параметрів динамічної ваги:

- Швидкість автомобіля (V): 5 м/с
- Частота дискретизації ($f_{\text{ср}}$): 100 Гц
- Відстань між колесами автомобіля (L_m): 1.5 м
- $P_{\text{min}} = 1$ т;
- $P_{\text{max}} = 20$ т;
- $U_{\text{min}} = 0.1$ В;
- $U_{\text{max}} = 2$ В;
- $N_s = 300$; кількість сигналів для навчання нейронної мережі
- Тип нейронної мережі: `feedforwardnet(60)`;

Ширина зважувальної платформи в процесі дослідження змінювали від 0.6 м до 1.5 м із кроком 0.1 м, що дало змогу проаналізувати вплив цього параметра на точність функції перетворення НМ.

В таблиці 2.4 представлено результати дослідження абсолютної та відносної похибок функції перетворення НМ в залежності від ширини зважувальної платформи L2.

Таблиця 2.4. Результати дослідження похибки в залежності від ширини зважувальної платформи L2.

L2, м.	максимальна абсолютна	середня абсолютна	максимальна відносна	середня відносна
0.6	1.414×10^{-5}	1.806×10^{-6}	1.044×10^{-3}	3.776×10^{-5}
0.7	3.651×10^{-6}	7.016×10^{-7}	1.487×10^{-4}	8.990×10^{-6}
0.8	7.392×10^{-6}	1.644×10^{-6}	7.392×10^{-4}	3.392×10^{-5}
0.9	2.658×10^{-6}	5.100×10^{-7}	4.941×10^{-5}	6.532×10^{-6}
1	2.205×10^{-8}	9.091×10^{-9}	2.327×10^{-7}	9.727×10^{-8}
1.1	2.590×10^{-6}	3.915×10^{-7}	2.590×10^{-4}	8.107×10^{-6}
1.2	1.931×10^{-6}	3.847×10^{-7}	1.931×10^{-4}	7.594×10^{-6}
1.3	1.729×10^{-7}	4.583×10^{-8}	4.597×10^{-6}	7.377×10^{-7}
1.4	2.983×10^{-6}	3.838×10^{-7}	1.720×10^{-5}	4.630×10^{-6}
1.5	6.249×10^{-7}	1.081×10^{-7}	6.249×10^{-5}	2.189×10^{-6}

На рисунку 2.13 відображено залежність максимальної та середньої абсолютних похибок функції перетворення НМ від ширини зважувальної платформи.

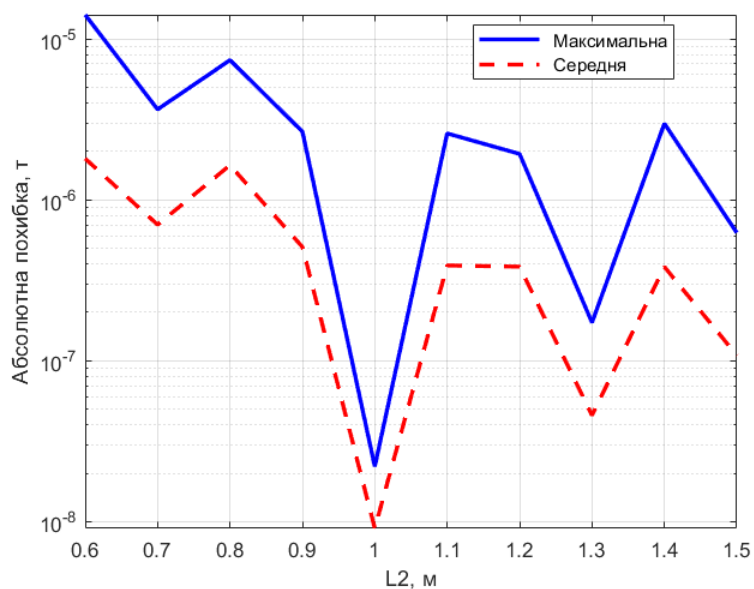


Рисунок 2.13. Залежність абсолютної похибки функції перетворення НМ від ширини зважувальної платформи L2

На рисунку 2.14 відображено залежність максимальної та середньої відносних похибок функції перетворення НМ від ширини зважувальної платформи.

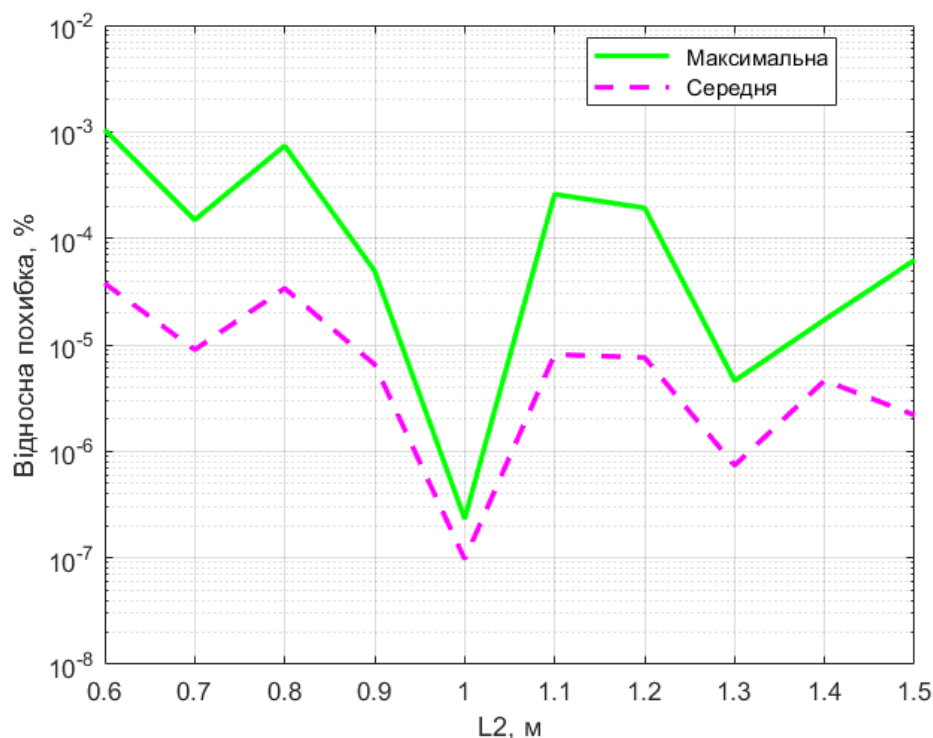


Рисунок 2.14. Залежність відносної похибки функції перетворення НМ від ширини зважувальної платформи L2

За результатами проведеного дослідження (рисунки 2.13 та 2.14) мінімальні значення абсолютної та відносної похибок спостерігаються при ширині зважувальної платформи $L2 = 1$ м: Збільшення або зменшення ширини зважувальної платформи відносно одного метра не призводить до зменшення похибки, а навпаки – похибка зростає. Таким чином оптимальним значенням ширини зважувальної платформи є 1 метр, при якій максимальна абсолютна похибка становить – 2.205×10^{-8} т, середня абсолютна похибка – 9.091×10^{-9} т, максимальна відносна похибка – $2.327 \times 10^{-7}\%$ та середня відносна похибка – $9.727 \times 10^{-8}\%$.

Висновки до 2 розділу

1. Розроблено структурну схему динамічної ваги з використанням нейронної мережі, яка забезпечує вимірювання ваги транспортного засобу під час руху.

2. Розроблено та описано програмно-математичну модель динамічної ваги, а також програму навчання та перевірки нейронної мережі.

3. За результатами проведеного дослідження похибки функції перетворення НМ для параметрів за замовчуванням максимальна абсолютна похибка становить $5.9 \times 10^{-5} \text{т}$, середня абсолютна похибка – $2.2 \times 10^{-6} \text{т}$, максимальна відносна похибка – $2.9 \times 10^{-4} \%$ та середня відносна похибка – $2.6 \times 10^{-5} \%$.

4. Проведено оптимізацію нейронної мережі за такими параметрами як кількість навчальних даних, структура прихованих шарів, швидкість руху транспортного засобу та ширини вимірювальної платформи. Для оптимізованої нейронної мережі максимальна абсолютна похибка функції перетворення НМ становить $2.2 \times 10^{-8} \text{т}$, середня абсолютна похибка – $9.1 \times 10^{-9} \text{т}$, максимальна відносна похибка – $2.3 \times 10^{-7} \%$, а середня відносна похибка – $9.7 \times 10^{-8} \%$.

5. Таким чином, проведена оптимізація параметрів НМ дозволила зменшити похибку функції перетворення НМ зменшити на 3 порядки.

РОЗДІЛ 3 ЕКОНОМІЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

Метою бакалаврської кваліфікаційної роботи є дослідження впливу параметрів динамічної ваги на точність вимірювання за допомогою нейронної мережі. Розробка високоточної системи динамічного зважування відкриває можливості для автоматизації контролю навантаження транспортних засобів під час руху та забезпечує ефективний моніторинг перевантажень на дорогах.

Актуальність цього дослідження зумовлена необхідністю підвищення ефективності транспортної інфраструктури та зменшення витрат, пов'язаних із передчасним зношенням дорожнього покриття. Запропоноване рішення має великий потенціал для впровадження в роботу служб зважування, логістичних компаній, а також підприємств, що займаються вантажоперевезеннями.

У цьому розділі проведено економічне обґрунтування розробки програмно-математичної моделі динамічної ваги, визначено витрати на її реалізацію та розраховано основні показники економічної ефективності. Оцінка вартості впровадження та експлуатації цієї системи дозволяє визначити її рентабельність і обґрунтувати доцільність подальшого практичного застосування.

3.1 Розрахунок витрат на виконання НДР

Витрати на виконання досліджень, проведених в цій роботі, розраховано шляхом визначення кошторисної вартості НДР за наступними статтями витрат:

- витрати на оплату праці;
- відрахування на соціальні заходи;
- витрати на використання комп'ютерної техніки;
- витрати на використання спецобладнання для наукових (експериментальних) робіт;

- накладні витрати;
- інші витрати.

Розрахунок всіх витрат виконується з точністю до сотих (до копійок).

3.2. Розрахунок витрат на оплату праці

До цієї статті належать витрати на основну та додаткову заробітну плату науковому керівнику, студенту, консультанту з питань економіки, обчислені за їх відповідними посадовими окладами та відрядними розцінками, включаючи преміальні виплати. Вихідні дані для розрахунку витрат на оплату праці знаходяться в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1. Вихідні дані для розрахунку витрат на оплату праці

п/п	Найменування та посади виконавців	Місячний оклад, грн.	Середньоденна ставка, грн.
1	Керівник БКР, професор, доктор наук	25000	1190,47
2	Консультант з економіки, Доцент, кандидат наук	23000	1095,24
3	Студент	2000	95,24

Середньоденна ставка зарплати (Cd_i) для кожного з виконавців (i) дорівнює:

$$Cd_i = 3\Pi_i / Fr,$$

де Fr – місячний фонд робочого часу в моєму випадку 21 день

Витрати на оплату праці розробників проекту визначаються за формулою:

$$B_{on} = \sum_i^N n_i \cdot t_i \cdot C\partial_i,$$

де n_i – чисельність розробників i -ої спеціальності, які приймають участь в проектуванні, осіб; t_i – час, котрий затрачений на розробку проекту співробітником i -ої спеціальності, днів; $C\partial_i$ – середньоденна заробітна плата виконавця i -ої спеціальності, грн/дн. Розрахунок витрат на оплату праці у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 Розрахунок витрат на оплату праці

п/п	Посада виконавців	Час розробки, год	Погоди на заробітна плата, грн.	Витрати на розробку, грн.
1	Керівник БКР, професор, доктор наук	18,5	198,41	3670,6
2	Консультант з економіки, доцент, кандидат наук	0,5	182,5	91,3
3	Студент	180	15,87	2856,6
Разом				6618,5

Відрахування на соціальні заходи

Величну єдиного соціального внеску визначають у відсотковому співвідношенні від суми основної та додаткової заробітної плати. Відповідно

до чинного нормативного законодавства, сума відрахувань до спеціальних державних фондів становить 22% від загальної суми заробітної плати:

$$B_{\phi} = \frac{22}{100} \cdot 6618,5 = 1417,18 \text{ грн}$$

Витрати на використання комп'ютерної техніки

Витрати на використання комп'ютерної техніки включають витрати на амортизацію комп'ютерної техніки, витрати на користування програмним забезпеченням, витрати на електроенергію, що споживається комп'ютером. За даними обчислювального центру НУ «Львівська політехніка» для ЕОМ типу IBM PC/ATX вартість години роботи становить 10,5 грн. Середній щоденний час роботи на комп'ютері не повинен перевищувати 4 години. Розрахунок витрат на використання комп'ютерної техніки в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3. Розрахунок витрат на використання комп'ютерної техніки

№ пп	Назва етапів робіт, при виконанні яких використовується комп'ютер	Час використання комп'ютера		Витрати на використання комп'ютера, грн.
		днів	годин	
1	Проведення досліджень та оформлення їх результатів	25	100	1050
2	Оформлення розділу "Економіка"	3	12	126
3	Оформлення БКР	16	80	168
Разом		41	216	2016

Інші витрати

Інші витрати є витратами, які не враховані в інших статтях. Укрупнено розмір цих витрат прийнято у розмірі 10% від загальних витрат на оплату праці зайнятих працівників.

В цій роботі інші витрати складуть:

$$I = \frac{10\%}{100\%} \cdot 3 = 0,1 \cdot 6618,5 = 661,85 \text{ грн}$$

Накладні витрати

В загальному випадку накладні витрати проектних організацій включають три групи видатків:

- 1) витрати, пов'язані з адміністративним управлінням та організацією діяльності підприємства;
- 2) витрати на отримання, обробку та використання науково-технічної інформації;
- 3) витрати на створення безпечних та комфортних умов праці, а також на заходи з охорони праці та техніки безпеки.

В укрупненому вигляді накладні витрати можуть бути розраховані за встановленими відсотками до загальних витрат на оплату праці усіх зайнятих виконанням НДР працівників, які складають, в середньому 150 – 200%.

Накладні витрати розраховуються у відсотках до витрат на оплату праці:

$$H = \frac{150\%}{100\%} * 3П = 1,5 \cdot 6618,5 = 9927,75 \text{ грн}$$

3.2. Розрахунок калькуляції кошторисної вартості НДР

Всі результати розрахунків, виконаних в попередніх пунктах, зведено в єдину таблицю – в загальний кошторис витрат на виконання НДР. Калькуляція кошторисної вартості НДР представлено в табл. 3.5.

Таблиця 3.4 Калькуляція кошторисної вартості НДР

п/п	Найменування елементів витрат	Сума витрат, грн.
1	Витрати на оплату праці	6618,5
2	Відрахування у спеціальні державні фонди	1417,18
3	Витрати на використання комп'ютерної техніки	2016
4	Накладні витрати	9927,75
5	Інші витрати	661,85
Разом		20641,28

3.3. Розрахунок договірної ціни та прибутку НДР

Величина договірної ціни повинна встановлюватися з врахуванням ефективності, якості і термінів виконання НДР на рівні, який відповідає економічним інтересам замовника (споживача) і виконавця.

Договірна ціна НДР встановлюється згідно домовленості між замовником та виконавцем і попередньо розраховується за формулою:

$$C = K \times (1 + p/100\%),$$

де C – договірна ціна, грн; K – кошторисна вартість проведення НДДКР, грн; p – рівень рентабельності витрат у виконавця НДДКР, %.

Тоді очікуваний прибуток (Π) від реалізації НДДКР розраховують за формулою:

$$П = Ц - К.$$

Ціна НДР (при рентабельності 0,2) складе:

$$Ц_{д} = 20641,28 \cdot (1 + 0,2) = 24769,54 \text{ грн}$$

Прибуток від реалізації НДР складе:

$$П = 24769,54 - 20641,28 = 4128,28 \text{ грн}$$

Оцінка наукової та науково-технічної результативності НДР

Оцінка наукової та науково-технічної ефективності для НДР проводиться за допомогою коефіцієнтів, які обчислюються за формулами:

$$k_{H.P.} = \sum_{i=1}^n k_{zn.i} * k_{\partial.i},$$

$$k_{H.T.P.} = \sum_{j=1}^m k_{zn.j} * k_{\partial.j},$$

де $k_{n.p.}$ та $k_{n.m.p.}$ – відповідно, коефіцієнти наукової та науково-технічної результативності; $k_{zn.i}$ – коефіцієнт значимості i -го фактору, використовуваного для оцінки; $k_{zn.j}$ – коефіцієнт значимості j -го фактору, використовуваного для оцінки; $k_{\partial.i}$ та $k_{\partial.j}$ – коефіцієнти досягнутого рівня i -го та j -го факторів відповідно; n , m – відповідно, кількість факторів наукової та науково-технічної результативності.

Відповідні дані щодо наукової результативності виконаної НДР наводимо в табл. 3.5, а дані щодо науково-технічної її результативності у табл. 3.6.

Розрахункові значення коефіцієнтів результативності складають:

- коефіцієнт наукової результативності:

$$k_{H.P.} = 0,5 \cdot 0,7 + 0,35 \cdot 0,6 + 0,15 \cdot 0,6 = 0,65$$

- коефіцієнт науково-технічної результативності:

$$k_{H.T.P.} = 0,5 \cdot 0,8 + 0,3 \cdot 0,8 + 0,2 \cdot 0,5 = 0,74$$

Таблиця 3.5. Характеристика чинників і ознак наукової результативності фундаментальних НДР

Чинник наукової результативності	Коефіцієнт значущості чинника	Якість чинника	Характеристика чинника	Коефіцієнт досягнутого рівня
Новизна отриманих або передбачуваних результатів	0,5	Середня	Виконано розрахунки, побудовано модель, проведено тести.	0.7
Глибина наукового опрацювання	0,35	Середня	Отримано нові підходи до обробки сигналу; застосовано сучасну модель нейронну мережу.	0.6
Міра вірогідності успіху	0,15	Помірна	Сформовано технічне завдання для впровадження	0.6

Таблиця 3.6. Характеристика чинників і ознак науково-технічної результативності фундаментальних НДР

Чинник наукової результативності	Коефіцієнт значущості чинника	Якість чинника	Характеристика чинника	Коефіцієнт досягнутого рівня
Перспективність використання результатів	0,5	Важлива	Може бути використано в системах контролю перевантаження ТЗ	0,8
Масштаб можливої реалізації результатів	0,3	Галузевий	Може впроваджуватись у вагових комплексах митної та логістичної сферах	0,8
Завершеність отриманих результатів	0,2	Достатня	Виконано розгорнутий аналіз похибки динамічної ваги; запропоновано рекомендації щодо оптимізації параметрів, реалізовано програмно-математичну модель з результатами симуляцій.	0,5

Висновки до 3 розділу

1. У розділі здійснено економічне обґрунтування доцільності розробки системи динамічного зважування транспортних засобів з використанням нейронної мережі як обчислювального елементу.

2. Проведено розрахунок загальної кошторисної вартості науково-дослідної роботи, яка склала 20641,28 грн. До складу витрат увійшли витрати на оплату праці, відрахування на соціальні заходи, експлуатацію комп'ютерної техніки, накладні та інші витрати.

3. На основі встановленої рентабельності 20% визначено прибуток у розмірі 4128,26 грн та розраховано договірну ціну виконання роботи.

4. Техніко-економічні показники підтверджують доцільність і ефективність реалізації даного проектного рішення в умовах сучасних вимог до транспортної інфраструктури.

ВИСНОВКИ

1. Проведено аналіз основних методів вимірювання ваги у динаміці: тензометричного, п'єзоелектричного, індуктивного, магнітного, візуального, оптичного та інерційного. Розглянуто їх переваги та недоліки.
2. Встановлено, що тензометричний і п'єзоелектричний методи є найбільш ефективними для реалізації засобів вимірювання ваги у динамічному режимі із забезпеченням відносно високої точності вимірювання.
3. Враховуючи переваги сучасних засобів комп'ютерних технологій запропоновано створити динамічну вагу на основі тензометричного методу та із використанням нейронної мережі як обчислювального елемента.
4. Розроблено структурну схему динамічної ваги з використанням нейронної мережі, яка забезпечує вимірювання ваги транспортного засобу під час руху.
5. Розроблено та описано програмно-математичну модель динамічної ваги, а також програму навчання та перевірки нейронної мережі.
6. За результатами проведеного дослідження похибки функції перетворення НМ для параметрів за замовчуванням максимальна абсолютна похибка становить $5.9 \times 10^{-5} \text{т}$, середня абсолютна похибка – $2.2 \times 10^{-6} \text{т}$, максимальна відносна похибка – $2.9 \times 10^{-4} \%$ та середня відносна похибка – $2.6 \times 10^{-5} \%$.
7. Проведено оптимізацію нейронної мережі за такими параметрами як кількість навчальних даних, структура прихованих шарів, швидкість руху транспортного засобу та ширини вимірювальної платформи. Для оптимізованої нейронної мережі максимальна абсолютна похибка функції перетворення НМ становить $2.2 \times 10^{-8} \text{т}$, середня абсолютна похибка – $9.1 \times 10^{-9} \text{т}$, максимальна відносна похибка – $2.3 \times 10^{-7} \%$, а середня відносна похибка – $9.7 \times 10^{-8} \%$.
8. Таким чином, проведена оптимізація параметрів НМ дозволила зменшити похибку функції перетворення НМ зменшити на 3 порядки.

9. Здійснено економічне обґрунтування доцільності розробки системи динамічного зважування транспортних засобів з використанням нейронної мережі як обчислювального елементу.
10. Проведено розрахунок загальної кошторисної вартості науково-дослідної роботи, яка склала 20641,28 грн. До складу витрат увійшли витрати на оплату праці, відрахування на соціальні заходи, експлуатацію комп'ютерної техніки, накладні та інші витрати.
11. На основі встановленої рентабельності 20% визначено прибуток у розмірі 4128,26 грн та розраховано договірну ціну виконання роботи.
12. Техніко-економічні показники підтверджують доцільність і ефективність реалізації даного проєктного рішення в умовах сучасних вимог до транспортної інфраструктури.

ВИКОРИСТАНІ ДЖЕРЕЛА

1. Saburdo, G.A., Topolev, V.P. (1964). *Investigation of dynamic errors in weighing loads in motion*. Measurement Techniques, 7, 1001–1004.
<https://doi.org/10.1007/BF00979623>
2. Wei Zhang, et al. (2017). *Research on Automotive Dynamic Weighing Method Based on Piezoelectric Sensor*. MATEC Web of Conferences.
<https://doi.org/10.1051/mateconf/201712202006>
3. Google Patents. *Piezoelectric sensor technologies for vehicle dynamic weighing*. <https://patents.google.com>
4. IMEKO TC3 & TC22 Proceedings. *Trends in dynamic force and weighing measurements*. <https://www.imeko.org>
5. Atlantis Press. *Optical sensor techniques for Weigh-in-Motion systems*.
<https://www.atlantis-press.com>
6. Atlantis Press. *Infrared Sensor Application for Axle Detection in Weigh-in-Motion Systems*. <https://www.atlantis-press.com>
7. IEEE Xplore. *Vehicle Classification Using Computer Vision and Machine Learning*. <https://ieeexplore.ieee.org>
8. MDPI Sensors. *A Review of Inertial Weight Estimation Techniques for Intelligent Vehicles*. <https://www.mdpi.com/journal/sensors>
9. VIS.UA. Цифровий тензодатчик НВМ С16і3 С3 30т. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://vis.ua/product/tsifrovoj-tenzodatchik-hbm-c16i3-c3-30t/>
10. ESIT. Тензометричні датчики STSC – стрижневий тип. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://esit.com.ua/shop/tenzometricheskie-datchiki-stsc/>
11. ESIT. ТВ – тензометричний датчик сили (балочний). [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://esit.com.ua/shop/tb/>
12. ESIT. SPA-100 / 200 / 350 – тензометричний датчик сили (S-подібний). [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://esit.com.ua/shop/spa-100-200-350/>
13. PiezoDisc. Piezoelectric Sensor. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ua.piezodisc.com/ultrasonic-sensor/ultrasound-sensor-wireless/piezoelectric-sensor.html>
14. Prom.ua. П'єзоелектричний датчик вібрації. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://prom.ua/ua/p2541784310-pezoelektricheskij-datchik-vibratsii.html>
15. Ultra Force. PE401 Piezoelectric Ring Force Transducers. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.ultraforce.com.tw/piezoelectric-ring-force-transducers/pe401-piezoelectric-ring-force-transducers>
16. Made-in-China. Piezoelectric Vibration Accelerated Velocity Sensor. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://es.made-in-china.com/co_njhjet2015/product_Piezoelectric-Vibration-Accelerated-Velocity-Sensor_rrshsiog.html

17. ПЕКО. Індуктивні датчики SICK [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://peko.com.ua/statti/inductive-sensors-sick>
18. Remix. Індуктивний датчик SND04 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://remix.in.ua/ua/p348052574-induktivnyj-datchik-snd04.html>
19. Svaltera. Магнітний датчик MDS-40-1 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.svaltera.ua/catalog/magnitnye_datchiki/10605.php
20. Svaltera. Магнітний датчик MDS-40-2 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.svaltera.ua/catalog/magnitnye_datchiki/10608.php
21. Svaltera. Магнітний датчик MDS-40-3 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.svaltera.ua/catalog/magnitnye_datchiki/10640.php
22. Kuebler. Магнітні лінійні датчики положення [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://kuebler.com.ua/?inc=products/02_linear/01_magnetic
23. Europrom Trading. Оптичний датчик O5D100 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://europromtrading.com.ua/O5D100>
24. Simat. Оптичний сенсор OTDK502A0002 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://simat.com.ua/product-otdk502a0002>
25. Doctor-H. Оптичний сенсор для посудомийної машини Indesit [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doctor-h.com.ua/optychnyi-sensor-dlia-posudomyinoi-mashyny-ntc-marquardt-indesit-482000032666-c00362214/>
26. Stack.in.ua. Оптичний датчик E3F [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://stack.in.ua/ua/p1564684077-opticheskij-datchik-e3f.html>
27. AliExpress. Інфрачервоний оптичний датчик [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.aliexpress.com/i/1005004343212025.html>
28. RS Components. Посібник із сенсорів зору [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://nz.rs-online.com/web/content/discovery/ideas-and-advice/vision-sensor-guide>
29. Autonics. Кольорові сенсори серії VG [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.autonics.com/in/series/VG-Color>
30. Quality Magazine. Trends in Machine Vision Sensors [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.qualitymag.com/articles/95830-trends-in-machine-vision-sensors>
31. Analog Devices. High-Performance Inertial Sensors [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.analog.com/en/resources/technical-articles/high-perf-inertial-sensors-propelling-internet-of-moving-things.html>
32. GPS World. LORD Sensing Inertial Sensors [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.gpsworld.com/lord-sensing-inertial-sensors-designed-for-dynamic-environments/>
33. VEX Robotics. Inertial Sensor [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.vexrobotics.com/276-4855.html>
34. SICK. Inertial Sensors TMS/TMM22 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.sick.com/dk/en/catalog/products/motion-control-sensors/inertial-sensors/tmstmm22/c/g555803>

**ДОДАТОК А. ПРОГРАМНО МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ
ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ПАРАМЕТРІВ ДИНАМІЧНОЇ ВАГИ НА
ПОХИБКУ ФУНКЦІЇ ПЕРЕТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.**

```

%Проект для проведення досліджень із навчанням нейронної мережі на
даних
% які згенеровані за лінійною залежністю.
% від швидкості руху
% від fscr?
% від випадкової завади
% від завади 50Гц(100Гц)

clear all;
close all;

% --- Параметри системи ---
V = 5; % Швидкість колеса (м/с) : швидкість міняєм від 2 - 10
fscr = 100; % Частота дискретизації АЦП
% Загальний час симуляції (с)
dt = 1/fscr; % Крок за часом (с)
L1 = 0.5; % Поріг 1 для активації сенсора
L2 = 1; % Поріг 2 для деактивації сенсора
dL = V * dt; % Максимальне положення
Lz = 1.5; % загальний шлях
Lm = 1.5; % Відстань між 2 колами

% Задання меж для P та U
Pmin = 1;
Pmax = 20;
Umin = 0.1;
Umax = 2;

% Діапазон значень Ns для дослідження : від 10 до 1000 з кроком 50
Ns = 1; % кількість сигналів для навчання нейронної мережі

deltaP = (Pmax-Pmin)/(Ns-1)
for j = 1:Ns
    P = Pmin + deltaP * (j-1);
    U = Umin + (Umax - Umin) / (Pmax - Pmin) * (P - Pmin);
    % % --- Симуляція ---
    n = (Lz+Lm)/dL; % Кількість кроків
    for i = 1:n

```

```

Lm1(i)= i* dL;
if Lm1(i) < L1
    Um1(i) = 0;
end
if Lm1(i) >= L1 && Lm1(i) < L2
    Um1(i) = U/2;
end
if Lm1(i) >= L2
    Um1(i) = 0;
end
Lm2(i)= i* dL - Lm;
if Lm2(i) < L1
    Um2(i) = 0;
end
if Lm2(i) >= L1 && Lm2(i) < L2
    Um2(i) = U/2;
end
if Lm2(i) >= L2
    Um2(i) = 0;
end

Us = Um1+Um2;

targets(j) = P;
for i = 1:length(Us)
    inputs(i,j) = Us(i);
end
end
end
for i = 1:n
    t(i) = (i-1)*dt;
end
figure;
plot(t, inputs); % inputs має містити сигнали, зокрема 1 т та 20 т
xlabel('Час, с');
ylabel('Амплітуда, В');
grid on;
% Легенду для цього графіка додавати не обов'язково
%%
% Створення нейронної мережі
% net = feedforwardnet([10, 10, 10, 8, 8, 8, 6, 6, 6, 4, 4, 4, 2]);

%    рівномірна – [9 9 9 9 9];
%    спадна – [8 7 6 5 4];

```

```

% розширювана – [9 14 18 11 4];
% звужувана – [9 5 2 3 4];
% періодична – [4 8 4 8 4].
% net = feedforwardnet([60, 60, 60, 60, 60]);
% net = feedforwardnet([60, 50, 40, 30, 20]);
% net = feedforwardnet([20, 30, 40, 50, 60]);
% net = feedforwardnet([60, 30, 10, 15, 20]);
% net = feedforwardnet([60, 30, 60, 30, 60]);
net = feedforwardnet(60);

% Тренування мережі
net = train(net, inputs, targets);

% Перевірка роботи нейронної мережі
check = net(inputs);

AbsPох = abs(check - targets);

figure;
plot(targets, AbsPох, 'o'); % Абсолютна похибка
xlabel('Вага, т');
ylabel('Абсолютна похибка, т');
grid on;

VidnPох = abs((check - targets)./check.*100);

figure;
plot(targets, VidnPох, 'o'); % Відносна похибка
xlabel('Вага, т');
ylabel('Відносна похибка, %');
grid on;

%%
for ii = 1:10
    % Дотренування мережі
    net = train(net, inputs, targets);
end

% Перевірка роботи нейронної мережі
check = net(inputs);

% Візуалізація результатів
% figure;
% plot(inputs, check, 'o'); % Отримані значення
% title('Результати передбачення');

```

```

AbsPox = abs(check - targets);

figure;
plot(targets, AbsPox, 'o'); % Абсолютна похибка після додаткового
навчання
xlabel('Вага, τ');
ylabel('Абсолютна похибка, τ');
grid on;

VidnPox = abs((check - targets)./check.*100);

figure;
plot(targets, VidnPox, 'o'); % Відносна похибка після додаткового
навчання
xlabel('Вага, τ');
ylabel('Відносна похибка, %');
grid on;

%%
%%Максимальна похибка AbsPox VidnPox

MaxAbsPox = max(AbsPox)
MaxVidnPox = max(VidnPox)

% Середнє значення AbsPox
sumAbs = 0;
for i = 1:length(AbsPox)
    sumAbs = sumAbs + AbsPox(i);
end
meanAbsPox = sumAbs / length(AbsPox);
disp(['Середнє значення AbsPox: ', num2str(meanAbsPox)])

% Середнє значення VidnPox
sumVidn = 0;
for i = 1:length(VidnPox)
    sumVidn = sumVidn + VidnPox(i);
end
meanVidnPox = sumVidn / length(VidnPox);
disp(['Середнє значення VidnPox: ', num2str(meanVidnPox)])

fprintf('%.3e %.3e %.3e %.3e', MaxAbsPox, meanAbsPox, MaxVidnPox,
meanVidnPox);

%%

```

```

%Зробити як в graphікроhubok.m З 2000 даних знайти макс і сер для
абсолютної та відносної похибки
close all;

```

```

Ns = 2000; %кількість сигналів для навчання нейронної мережі

```

```

for j = 1:Ns

```

```

    P = Pmin + rand *(Pmax - Pmin);

```

```

    U = Umin + (Umax - Umin) / (Pmax - Pmin) * (P - Pmin);

```

```

    % % --- Симуляція ---

```

```

    n = (Lz+Lm)/dL; % Кількість кроків

```

```

    for i = 1:n

```

```

        Lm1(i)= i* dL;

```

```

        if Lm1(i) < L1

```

```

            Um1(i) = 0;

```

```

        end

```

```

        if Lm1(i) >= L1 && Lm1(i) < L2

```

```

            Um1(i) = U/2;

```

```

        end

```

```

        if Lm1(i) >= L2

```

```

            Um1(i) = 0;

```

```

        end

```

```

        Lm2(i)= i* dL - Lm;

```

```

        if Lm2(i) < L1

```

```

            Um2(i) = 0;

```

```

        end

```

```

        if Lm2(i) >= L1 && Lm2(i) < L2

```

```

            Um2(i) = U/2;

```

```

        end

```

```

        if Lm2(i) >= L2

```

```

            Um2(i) = 0;

```

```

        end

```

```

        Us = Um1+Um2;

```

```

        targets(j) = P;

```

```

        for i = 1:length(Us)

```

```

            inputs(i,j) = Us(i);

```

```

        end

```

```

end

```

```
end

% for i = 1:n
%   t(i) = (i-1)*dt;
% end
% figure;
% plot(t,inputs, "o");
% disp(" ");

% Перевірка роботи нейронної мережі
check = net(inputs);

AbsPох = abs(check - targets);

figure;
plot(targets, AbsPох, 'o'); % Абсолютна похибка для Ns = 2000
xlabel('Вага, τ');
ylabel('Абсолютна похибка, τ');
grid on;

VidnPох = abs((check - targets)./check.*100);

figure;
plot(targets, VidnPох, 'o'); % Відносна похибка для Ns = 2000
xlabel('Вага, τ');
ylabel('Відносна похибка, %');
grid on;
```