

Центральноукраїнський національний технічний університет
Факультет будівництва, транспорту та енергетики
Кафедра «Автоматизації виробничих процесів»

«Допущено до захисту»

Зав. кафедри АВП

к.т.н., доцент

_____ Олександр ДІДИК

« ____ » _____ 2024 р.

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА за другим (магістерським) рівнем вищої освіти

на тему

**«Розробка та дослідження системи оцінювання маси
автомобіля при динамічному поосному зважуванні»**

Виконав здобувач II курсу групи АК-23М-2
ОПП «Автоматизація та комп'ютерно-
інтегровані технології»
спеціальності 174 «Автоматизація,
комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка»

_____ Андрій ПАНЧЕНКО

« ____ » _____ 2024 р.

Керівник проекту

доцент, канд.техн.наук

_____ Олександр ДІДИК

« ____ » _____ 2024 р.

Рецензент

_____ Іван САВЕЛЕНКО

« ____ » _____ 2024 р.

м. Кропивницький

Центральноукраїнський національний технічний університет

Факультет будівництва, транспорту та енергетики

Кафедра автоматизації виробничих процесів

Рівень вищої освіти магістр

Галузь знань 17 Електроніка, автоматизація та електронні комунікації

Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Освітньо-професійна програма «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри Дідик О.К.

“ ” _____ 2024 року

**ЗАВДАННЯ НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ
ЗА ДРУГИМ (МАГІСТЕРСЬКИМ) РІВНЕМ ВИЩОЇ ОСВІТИ
ЗДОБУВАЧА ВИЩОЇ ОСВІТИ**

Панченка Андрія Олександровича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка та дослідження системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні

2. Керівник роботи Дідик Олександр Костянтинович, канд. техн. наук, доцент,

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

3. Строк подання студентом роботи до захисту 02.12.2024 р.

4. Мета та завдання випускної кваліфікаційної роботи Розробити та дослідити автоматизовану систему динамічного поосного зважування автомобілів 1. Задача автоматизації процесу зважування автомобіля в русі; 2. Визначення можливих рубежів якості оцінювання маси рухомого автомобіля за допомогою нейронних мереж; 3. Проектування інтелектуальної комплексної системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні; 4. Практична реалізація інтелектуальної системи динамічного зважування автомобілів.

5. Консультанти по роботі, із зазначенням розділів роботи

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Жесан Р.В.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	<i>Задача автоматизації процесу зважування автомобіля в русі</i>	<i>15.10.24</i>	
2.	<i>Визначення можливих рубежів якості оцінювання маси рухомого автомобіля</i>	<i>30.10.24</i>	
3.	<i>Проектування системи оцінювання маси автомобіля при поосному зважуванні</i>	<i>15.11.24</i>	
4.	<i>Практична реалізація інтелектуальної системи динамічного зважування автомобілів</i>	<i>30.11.24</i>	

Дата видачі завдання 02.09.2024 р.

Керівник роботи _____ О.К. Дідик «____» _____ 2024 р.

Завдання прийнято до виконання

Здобувач _____ А.О. Панченко «____» _____ 2024 р.

Анотація

на випускну кваліфікаційну роботу студента групи АК-23М-2 Панченка Андрія Олександровича зі спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка» на тему: «Розробка та дослідження системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні».

Випускну кваліфікаційну роботу присвячено розробці методів та засобів підвищення точності процесу динамічного зважування двоосних автомобілів, які б забезпечували можливість оперативного отримання достовірної інформації про кількість продукції, що перевозиться. У роботі запропоновано для оцінювання маси автомобіля при динамічному зважуванні використовувати поєднання нейронної мережі та оптимальної багатовимірної фільтрації. На основі експериментальних даних та моделювання визначені динамічні характеристики сигналів, які виникають при зважуванні автомобіля. Проведено дослідження граничних рубежів якості оцінювання маси нейронною мережею в ідеальних умовах. Застосовано частковий метод синтезу багатовимірних систем фільтрації, який поширює ідеї комплексування на випадок, коли корисний сигнал – регулярний, а перешкода – багатовимірний стаціонарний випадковий процес. Визначено структуру та параметри оптимальних багатовимірних фільтрів, а також залежність даних параметрів від вагового коефіцієнта λ , який накладає обмеження на дисперсію випадкової складової помилки. Методом аналізу визначено значення λ , при якому інтелектуальна комплексна система, з відомою структурою, має найкращу якість оцінювання маси. Проведене моделювання підтвердило, що запропонована інтелектуальна система динамічного зважування може бути використана для автоматизації управління запасами на сільськогосподарському підприємстві.

Ключові слова: динамічне зважування, інтелектуальна комплексна система, нейронна мережа, багатовимірний фільтр.

Summary

on final qualification work of the student of group AK-23M-2 Andrii Panchenko on a speciality 174 «Automation, computer-integrated technologies and robotics» on the theme: «Development and research of a vehicle weight estimation system for dynamic axial weighing».

Master's thesis is devoted to development of methods and facilities of increase of the process precision of the dynamic weighing of motor vehicles to receive the reliable information regarding the volumes of products for automation of inventory control at an agricultural enterprise. It is suggested to use the combination of neuron network and optimum multidimensional filtration for the evaluation of motor vehicle mass at the dynamic weighing. On the basis of experimental data and modeling the characteristics of signals were shown during the weighing procedure. The research of maximum limits of precision of mass evaluation was conducted by a neuron network under perfect condition. The partial method of synthesis of the multidimensional systems of filtration was worked out, it disseminates the complex idea in a case when an useful signal is a regular one and interference is a multidimensional stationary accidental random process. A structure and parameters of optimum multidimensional filters were determined as well as the correlation between the given parameters and gross coefficient λ which limits dispersion of random component error. By the method of analysis the value λ was determined where the intellectual complex system with the certain structure has the highest precision of mass evolution. Running tests revealed the suggested intellectual system of the dynamic weighing of motor vehicles can be used for automation of inventory control at an agricultural enterprise.

Key words: dynamic weighing, intelligent complex system, neural network, multidimensional filter.

ЗМІСТ

Вступ.....	3
1 Задача автоматизації процесу зважування автомобіля в русі.....	6
1.1 Порівняльний аналіз статичного та динамічного способу зважування та огляд сучасного стану розробок	6
1.2 Порівняльний аналіз методів обробки вимірювальної інформації в системах динамічного зважування	10
1.3 Аналіз природи походження та характеру зміни сигналів, які виникають при поосному зважуванні автомобілів у русі	12
1.4 Задача динамічного поосного зважування автомобіля та етапи її рішення.....	16
2 Визначення можливих рубежів якості оцінювання маси рухомого автомобіля за допомогою нейронних мереж	19
2.1 Дослідження динамічних характеристик регулярних та випадкових складових навантаження	19
2.2 Визначення можливих рубежів якості оцінювання маси рухомого автомобіля нейронною мережею в ідеальних умовах	30
2.3 Аналіз якості роботи нейронної мережі при оцінюванні маси в умовах дії перешкод	43
3 Проектування інтелектуальної комплексної системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні	47
3.1 Метод синтезу оптимального багатовимірного фільтру для виділення регулярного сигналу на фоні випадкових перешкод	48
3.2 Синтез оптимального багатомірного стаціонарного фільтра для виділення корисної інформації при динамічному зважуванні автомобілів.....	53

3.3	Аналіз якості оптимальної багатомірної комплексної системи виділення корисної інформації при динамічному зважуванні автомобілів.....	59
3.4	Аналіз якості інтелектуальної комплексної системи оцінювання маси автомобіля при динамічному зважуванні	62
4	Практична реалізація інтелектуальної системи динамічного зважування автомобілів	69
4.1	Реалізація інтелектуальної системи оцінювання маси автомобіля....	71
4.5	Моделювання роботи системи.....	73
	Висновки.....	76
	Список літератури.....	78
	Додаток А	80

Вступ

Актуальність теми. У сучасних умовах в Україні спостерігається зростання конкуренції серед виробників сільськогосподарської продукції. Для успішного функціонування та розвитку агропідприємств на цьому ринку важливим фактором є ефективне управління. Одним з ключових аспектів організації виробництва є управління запасами. На етапі планування виробництва постає питання: скільки саме посіяти того чи іншого виду продукції, аби отримати максимальний прибуток. Це завдання ускладнюється обмеженістю земельних ресурсів, впливом непередбачуваних природних чинників на урожайність та коливаннями цін на продукцію з року в рік. Після збору врожаю виникає нова проблема: коли і в яких обсягах реалізовувати продукцію, щоб максимізувати дохід. З одного боку, очікування інфляції та зростання цін на продукцію можуть спонукати до утримання товару, з іншого — витрати на зберігання, необхідність погашення кредитів та ризик погіршення якості товару вказують на необхідність швидшої реалізації. Для прийняття оптимальних управлінських рішень важливо мати змогу оперативно та точно контролювати обсяги продукції, що надходить на склади та відвантажується покупцям.

На великих сільськогосподарських підприємствах проблема визначення маси вантажів зазвичай вирішується за допомогою ваговимірювальних станцій, що гарантують високу точність вимірювань. Однак для фермерських господарств встановлення великих стаціонарних ваг є економічно не вигідним, а розроблені мобільні ваги, які дозволяють визначати масу без зупинки транспортного засобу, не забезпечують необхідної точності. Для підвищення точності динамічного зважування в умовах, коли первинні датчики мають високу точність, важливо розробити нові, сучасні системи автоматизації процесу визначення маси. Ключовим аспектом таких систем є точність, але її досягнення ускладнюється різними факторами, зокрема коливаннями стану підвіски автомобіля, роботою двигуна, зміною швидкості руху через ваговий пристрій та станом шин. Таким чином, автоматизація процесу управління

запасами в сільському господарстві є складною і актуальною задачею, успіх вирішення якої значною мірою залежить від наявності мобільних і точних засобів для автоматичного оцінювання маси автомобіля в русі.

Мета дослідження полягає в підвищенні точності динамічного зважування автомобілів, наближаючи її до рівня точності статичних ваг. Це досягається шляхом розробки інтелектуальної комплексної системи, здатної функціонувати в умовах впливу регулярних сигналів та випадкових перешкод, а також за наявності невизначеності щодо стану автомобіля.

Для досягнення поставленої мети дослідження були сформульовані та вирішені наступні завдання:

- аналіз динамічних характеристик навантажень, що виникають на вагоприймальному пристрої при проїзді автомобіля;
- вивчення меж точності оцінки маси за допомогою нейронної мережі в ідеальних умовах та аналіз змін цих меж під час динамічного поосного зважування за наявності стохастичних перешкод і невизначеності стану автомобіля;
- розробка методу для визначення структури і параметрів оптимального багатовимірного фільтра для виділення корисного сигналу на фоні випадкових перешкод;
- синтез оптимального багатовимірного фільтра для різних параметрів кількості тензодатчиків та вагового коефіцієнта, що обмежує дисперсію випадкової складової похибки;
- проведення оцінки якості роботи системи в реальних умовах експлуатації.

Об'єктом дослідження є інтелектуальна система для динамічного поосного зважування автомобілів.

Предмет дослідження — методи та алгоритми, що забезпечують підвищення точності визначення маси в умовах стохастичних перешкод і невизначеності щодо стану автомобіля.

Методи дослідження ґрунтуються на принципах побудови інтелектуальних систем за допомогою нейронних мереж, оптимальної фільтрації в стохастичних умовах, математичної статистики, теорії випадкових процесів та спектрального аналізу. Для вивчення процесу оцінки маси та перевірки ефективності запропонованих методів у вирішенні поставленої задачі використовувалося імітаційне моделювання.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному:

- вирішено завдання інтеграції оптимального багатовимірного стохастичного фільтра та нейронної мережі для створення комплексної системи динамічного поосного зважування двоосних автомобілів;
- розширено застосування методу комп'ютерного імітаційного моделювання для вивчення потенційної точності визначення маси автомобіля інтелектуальною комплексною системою в умовах наявності регулярного корисного сигналу, стаціонарних випадкових перешкод та невизначеності щодо стану автомобіля та швидкості його руху.

Практичне значення отриманих результатів полягає в визначенні структур оптимальних багатовимірних фільтрів та встановленні закономірностей зміни їх параметрів залежно від обмежень на дисперсію випадкової складової похибки. Це дозволяє інженеру-конструктору знаходити рішення задач без необхідності виконувати аналогічні розрахунки, коли корисні сигнали та перешкоди наближені до тих, що розглянуті в дисертації.

Основні результати дослідження були представлені на Всеукраїнській науково-практичній онлайн-конференції «Проблеми енергоефективності та автоматизації в промисловості та сільському господарстві», що відбулася 13-14 листопада 2024 року. Публікації.

Основні результати дослідження викладені в одній науковій публікації.

1 Задача автоматизації процесу динамічного зважування автомобіля

1.1. Порівняльний аналіз статичних і динамічних методів зважування та огляд сучасних розробок у цій сфері

Для зважування вантажів, що перевозяться в нашій країні, наразі використовуються механічні та електромеханічні ваги. Однак останнім часом, завдяки швидкому розвитку електроніки та мікропроцесорних технологій, все більше вагових пристроїв переходить на застосування тензометричних датчиків для вимірювання ваги.

Згідно з [1, 2], існують два основні методи зважування транспортних засобів: статичний (з зупинкою автомобіля) та динамічний (без зупинки автомобіля), кожен з яких має свої переваги та недоліки. Обидва методи зважування можна поділити за розмірами вагоприймальної платформи: зважування всього автомобіля, поосне та поколісне зважування. Крім того, системи зважування можна класифікувати за способом установки платформи: врізні та підкладні системи.

В більшості вагового обладнання, що використовується в нашій країні, для визначення маси застосовується статичний метод зважування всього автомобіля. Цей метод забезпечує високу точність, проте має кілька суттєвих недоліків.

По-перше, це великі розміри вагоприймальної платформи та необхідність будівництва капітального фундаменту.

По-друге, низька пропускна здатність, що зумовлена такими технологічними особливостями:

- автомобіль повинен рухатися до платформи зі швидкістю не більше 5 км/год;
- зважування здійснюється тільки тоді, коли весь автомобіль знаходиться на платформі і коли відсутні коливання його частин;

- після розміщення автомобіля на ваги потрібно перевірити, чи немає на ньому людей або зайвих предметів;
- під час зважування двигун автомобіля повинен бути вимкнений.

У випадку динамічного зважування маса визначається під час руху вантажу через ваги, при цьому впливає випадкова динамічна перешкода, яка пригнічується за допомогою спеціальних засобів обробки сигналу від первинного перетворювача. Системи, побудовані за цим принципом, мають кілька переваг перед статичними вагами:

- компактні розміри вагоприймальної платформи;
- відсутність необхідності у будівництві капітального фундаменту та додаткових споруд;
- можливість швидкого монтажу та демонтажу обладнання;
- висока пропускна здатність.

Перші спроби розробити динамічні ваги продемонстрували складність, а в деяких випадках і неможливість досягнення такої точності, яку забезпечує статичне зважування, через вплив динамічних перешкод на результати вимірювань. Однак останнім часом, завдяки розвитку цифрових технологій та інтелектуальних систем, у цій галузі з'явилися суттєві досягнення. Проте на сьогоднішній день ще не знайдено рішення, яке б дозволило досягти точності зважування цінних вантажів, порівнянної зі статичним методом.

Однак переваги динамічного зважування транспортних засобів у порівнянні зі статичним настільки значні, що як провідні закордонні компанії, так і низка організацій в Україні активно працюють над створенням та удосконаленням динамічних ваг.

Ранні системи зважування в русі використовувалися, в основному, для контролю навантаження на вісь відповідно до норм експлуатації шосейних доріг та для підрахунку кількості автомобілів з метою визначення інтенсивності руху. Однак останнім часом все більше акцентується увага на перевагах зважування рухомих автомобілів для комерційних розрахунків. При цьому зменшується важливість компромісу між точністю і швидкістю

зважування, що дозволяє досягати більш високої точності без шкоди для ефективності процесу.

Для проведення порівняльного аналізу вагового обладнання згідно з [2] вводяться такі поняття: «максимальний межа зважування ваг» (НПВ) та «мінімальний межа зважування ваг» (НмПВ). В залежності від нормованих метрологічних характеристик ваги для зважування в русі поділяються на чотири класи точності: 0.2; 0.5; 1; 2. Межі допустимих погрешностей ваг при зважуванні автомобілів в русі наведені в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Допустимі межі погрешностей ваг в процесі експлуатації.

Клас точності	Межі допустимої погрешності в діапазоні	
	від НмПВ до 35 % НПВ включ., % від 35 % НПВ	більше 35 % НПВ, % від вимір. маси
0.2	± 0.2	± 0.2
0.5	± 0.5	± 0.5
1	± 1	± 1
2	± 2	± 2

Сучасна інформація про системи зважування в русі, їх метрологічні характеристики та методи перевірок в основному зводиться до списку технічних характеристик і функцій, що виконує система. Однак ця інформація все ж таки дає змогу отримати уявлення про останні досягнення в розробці систем динамічного зважування.

З аналізу конструкцій вагового обладнання та літературних джерел, що стосуються ваговимірювальної техніки [3-8], можна сформулювати узагальнену структуру (рис. 1.1). Вагоприймальний пристрій включає тензодатчики, які використовуються як первинний перетворювач. Сигнал від тензодатчиків надходить до системи обробки сигналу, де за допомогою відповідного методу обробки визначається маса. Результати відображаються

на індикаційному табло та передаються до обчислювальної системи, де зберігаються значення маси кожної осі та загальна маса автомобіля.

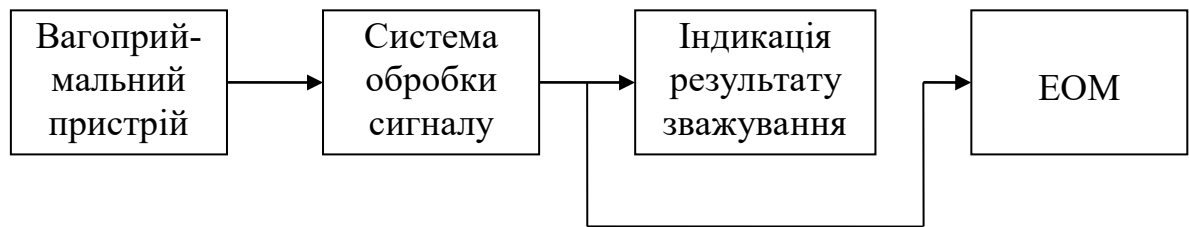


Рисунок 1.1 – Схема ваговимірювального комплексу.

На сьогодні вітчизняні та зарубіжні виробники пропонують широкий асортимент тензодатчиків. У автомобільних вагах найчастіше використовуються датчики стискання, чутливість яких може варіюватися від десятків кілограмів до десятків, а іноді й сотень тон. Загальна погрішність таких датчиків залежно від класу точності становить 0.02-0.03%. Водночас похибка системи в цілому може досягати 1-2%. Враховуючи це, можна стверджувати, що основний вплив на якість динамічного зважування має саме система обробки сигналу. Апаратна реалізація систем обробки для статичних і динамічних методів зважування є схожою, проте їх якісні характеристики значно відрізняються, що, безумовно, залежить від алгоритмів, що використовуються в цих системах.

Згідно з принципами прогресивної еволюції та етапного розвитку технічних систем [9, 10], підвищення точності визначення маси автомобіля при зважуванні в русі на сучасному етапі розвитку науки і техніки є доцільним через розробку нових методів або вдосконалення існуючих підходів до обробки інформації, отриманої від тензодатчиків.

Отже, розробка системи автоматизації визначення маси автомобіля з використанням динамічного поосного зважування є важливою та перспективною задачею. Для її вирішення необхідно провести аналіз існуючих методів усунення перешкод, що виникають під час вимірювань, з метою

обґрунтування вибору такого методу обробки інформації, який дозволить значно покращити точність динамічного зважування.

1.2 Порівняльний аналіз методів обробки вимірювальних даних у системах динамічного зважування

Задача аналізу методів обробки вимірювальної інформації в системах динамічного зважування полягає в тому, щоб на основі літературних джерел визначити умови застосування та експлуатаційні чинники, що впливають на загальну якість системи, а також виявити можливі напрямки для підвищення точності визначення маси автомобіля.

З точки зору теорії систем [9, 10], методи обробки вимірювальної інформації можна поділити на дві основні групи. Ці групи відрізняються підходами до формулювання задачі та принципами обробки даних.

Задача першої групи полягає в розробці алгоритму обробки, який на основі отриманої суміші корисного сигналу та перешкод дозволяв би отримати сталий сигнал, величина якого пропорційна вимірюваній масі або вазі.

Методи другої групи орієнтовані на ідентифікацію параметрів функції навантаження, яка виникає під час проїзду автомобіля через вагоприймальний пристрій і залежить від маси або ваги транспортного засобу.

До першої групи належать методи фільтрації та регресійного аналізу. З точки зору цих методів, сигнал, що надходить до системи обробки, є комбінацією корисного сигналу та перешкод:

$$X = X_{CT} + X_D + X_A + X_{TD}, \quad (1.1)$$

де X – загальний сигнал; X_{CT} – корисний сигнал, пропорційний статичній масі автомобіля; X_D – динамічна перешкода, що виникає через коливання підресореної та невідресореної маси автомобіля; X_A – перешкода, пов'язана з автомобілем (робота не вимкненого двигуна, нерівномірність округлості

колеса, система вторинного підресорювання та ін.); X_{TD} – похибка тензодатчика.

Динамічна перешкода є однією з найбільших проблем для розробників вагового обладнання при зважуванні в русі, оскільки при наїзді на платформу вона може становити 20–30% від корисного сигналу і включає низькочастотні квазіперіодичні коливання. Зменшити вплив цієї перешкоди важко, оскільки час для зважування обмежений.

Особливості процесу динамічного зважування, зокрема обмежений час перебування автомобіля на вагоприймальному пристрої та характер змін корисного сигналу і перешкод, ускладнюють використання методів першої групи для отримання оцінки маси осі автомобіля з мінімальною дисперсією похибки.

Методи другої групи набули застосування при розробці інтелектуальних систем [15-17], використання яких останнім часом активно розвивається у різних галузях науки та техніки.

З точки зору методів цієї групи, сигнал, який надходить до системи обробки, можна уявити наступним чином:

$$X = X_P + X_A + X_{TD}, \quad (1.2)$$

де $X_P = X_{CT} + X_D$ – регулярна складова сигналу, яку можна виразити як функціональну залежність від основного параметра, що підлягає оцінці – маси осі автомобіля, а також від ряду інших параметрів, характеристики яких заздалегідь невідомі, таких як швидкість руху, жорсткість ресор і коліс, коефіцієнти опору амортизаторів тощо. Тобто, X_P можна записати як

$$X_P = f(M, a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n), \quad (1.3)$$

де M – маса осі автомобіля; a_i – інші параметри, які впливають на регулярну складову сигналу.

Система обробки повинна, враховуючи можливі значення X_P і отриману криву зміни сигналу X під час проїзду автомобіля через вагоприймальний пристрій, визначити масу M , незалежно від значень параметрів a_i . Якість

роботи такої інтелектуальної системи залежить від того, наскільки повно охоплені можливі ситуації та від характеристик перешкод $X_A + X_{TD}$. Завдання створення системи обробки сигналів у межах інтелектуальних систем полягає в тому, щоб на основі аналізу множини можливих сигналів X_P сформувати образи ситуацій, які можуть виникнути при динамічному зважуванні, та визначити правила прийняття рішення щодо маси осі автомобіля М. Залежно від підходу до вирішення цієї задачі можна виділити наступні класи інтелектуальних систем: штучні нейронні мережі, системи нечіткої логіки (фузії-системи) та комбіновані нейро-фузії системи.

Порівняльний аналіз методів обробки вимірювальної інформації дозволяє зробити висновок, що в реальних умовах експлуатації жоден з наведених методів не гарантує досягнення найкращих результатів зважування. Тому доцільно застосовувати комбінацію різних методів. Вибір оптимальної комбінації можна здійснити на основі аналізу характеристик сигналів, що виникають у системі під час динамічного поосного зважування.

1.3 Аналіз походження та змін сигналів при поосному зважуванні автомобілів у русі допомагає оцінити їхній вплив на точність вимірювань

Якість динамічного зважування залежить від структури та параметрів системи обробки сигналу, за умови однакових характеристик тензодатчиків, конструкції вагоприймального пристрою та динаміки навантаження. Вибір методу обробки сумарного сигналу X визначається характеристиками корисного сигналу та перешкод, що виникають при динамічному поосному зважуванні автомобіля. Тому важливо з'ясувати природу та характер змін складових сумарного сигналу X (1.1).

Перш за все, розглянемо сигнал X_{CT} . В ідеальних умовах цей сигнал мав би вигляд прямокутного імпульсу, амплітуда якого пропорційна статичному навантаженню на вісь автомобіля.

$$P_{CT} = (m_{Pi} + m_i) \cdot g, \quad (1.4)$$

де $m_{\Pi i}$ та m_i — відповідно підресорена та непідресорена маси осі автомобіля; g — прискорення вільного падіння; а тривалість сигналу залежить від швидкості руху автомобіля V та довжини вагоприймальної платформи L в напрямку руху. Наприклад, для $L = 0.5$ м та $V = 5$ км/год, час існування сигналу складе $T = 0.36$ с.

У реальних умовах фронти імпульсу спотворені. Це головним чином через те, що колесо має контакт з поверхнею на певній площині [18]. Навантаження розподіляється по всій площині контакту, тому сигнал поступово наростає, поки все колесо не охопить вагоприймальний пристрій.

Друга складова, X_d , виникає внаслідок вертикальних коливань маси автомобіля і пропорційна динамічному навантаженню.

$$P_d = m_{\Pi i} \cdot \ddot{z}_i + m_i \cdot \ddot{\zeta}_i, \quad (1.5)$$

де $\ddot{z}_i$ та $\ddot{\zeta}_i$ — це прискорення коливань підресореної та непідресореної мас осі автомобіля відносно їх статичного положення.

Для визначення характеру змін прискорень скористаємося спрощеною моделлю коливань осі автомобіля (рис. 1.2), розробленою в роботі [19], де зроблені наступні припущення: підресорена маса $m_{\Pi i}$ розглядається як тверде тіло, до складу якого входять маси з вторинним підресорюванням (наприклад, двигун, сидіння тощо), а непідресорена маса $2m_i$ об'єднує масу мосту та лівого й правого колеса однієї осі. Непідресорена маса з'єднана з підресореною пружним елементом з жорсткістю $2c_{Pi}$ і амортизатором з коефіцієнтом опору $2k_{ai}$, який також враховує тертя в системі підвіски без змащувальних матеріалів. Переміщення підресореної маси відносно статичного положення описується координатою z_i , переміщення непідресореної маси — координатою ζ_i , а координата мікропрофілю дороги — q_i .

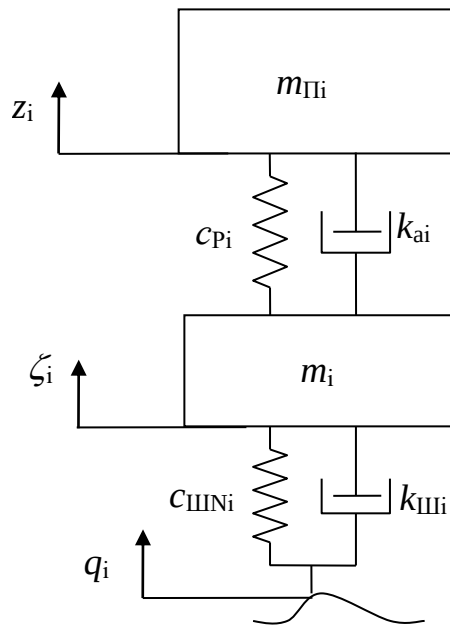


Рисунок 1.2 — Модель коливань осі автомобіля в спрощеному вигляді

Для першого наближення, при визначенні характеру зміни прискорень $\ddot{z}_i$ та $\ddot{\zeta}_i$, відхилення координат від статичного положення вважаються незначними, і прийняті наступні припущення:

- Колеса автомобіля мають точковий контакт із дорожньою поверхнею, при цьому координати точок контакту повністю відтворюють мікропрофіль q_i .
- Навантажувальні характеристики пружних елементів підвіски та амортизатора лінійні або лінеаризовані, з постійними коефіцієнтами жорсткості c_{Pi} та опору k_{ai} .
- Дисипативні сили підвіски, включаючи тертя, враховуються через еквівалентні коефіцієнти опору, що входять у величину k_{ai} .
- Шини моделюються як пружнодемпфуючі елементи з постійними коефіцієнтами $c_{ШNi}$, $k_{Шi}$;
- Характеристики та параметри підвіски та шин для правих і лівих коліс однакові: $c_{Pn} = c_{Pl}$; $c_{ШNn} = c_{ШNl}$; $k_{an} = k_{al}$; $k_{Шn} = k_{Шl}$;
- Сили опору коченню та опору повітря не враховуються.
- Мікропрофіль змінюється відносно основного горизонтального рівня, а автомобіль рухається з постійною швидкістю в горизонтальному напрямку.

З урахуванням наведених припущень, в роботі [19] була отримана система

рівнянь, яка описує вертикальні коливання мас автомобіля.

$$\ddot{z}_i + h_{\Pi i} \dot{z}_i + \omega_{\Pi i}^2 z_i - h_{\Pi i} \dot{\zeta}_i - \omega_{\Pi i}^2 \zeta_i = 0; \quad (1.6)$$

$$\ddot{\zeta}_i + h_{\Pi i} \dot{\zeta}_i + \omega_{\Pi i}^2 \zeta_i - h_{H0i} \dot{z}_i - \omega_{H0i}^2 z_i = \frac{1}{m_i} (2k_{\Pi i} \dot{q}_i + 2c_{\Pi i} q_i), \quad (1.7)$$

де

$$\omega_{\Pi i}^2 = 2c_{\Pi i}/m_{\Pi i}; \quad \omega_{H i}^2 = 2(c_{\Pi i} + c_{\Pi i})/m_i; \quad \omega_{H0i}^2 = 2c_{\Pi i}/m_i; \quad (1.8)$$

$$h_{\Pi i} = 2k_{\Pi i}/m_{\Pi i}; \quad h_{H i} = 2(k_{\Pi i} + k_{\Pi i})/m_i; \quad h_{H0i} = 2k_{\Pi i}/m_i.$$

Для визначення динамічного навантаження необхідно розв'язати цю систему рівнянь щодо величин $\ddot{z}_i$ та $\ddot{\zeta}_i$.

Залежно від конструктивних параметрів автомобіля, частоти вертикальних коливань підресореної та непідресореної маси знаходяться в діапазонах відповідно $\omega_{\Pi i} = 2...5$ Гц, $\omega_{H i} = 12...20$ Гц [18].

Для кожного окремого вимірювання складову сигналу X_d можна вважати регулярною, однак, як показано в рівняннях (1.5–1.8), характер зміни динамічного навантаження залежить від багатьох параметрів, які невідомі на момент зважування. Навіть для автомобілів однієї марки характеристики підвіски та коліс можуть варіюватися залежно від їхнього стану.

До третьої складової X_A відносяться навантаження, спричинені коливаннями підресореної та непідресореної мас осі автомобіля P_A , які виникають через роботу двигуна, трансмісії, інших механізмів, нерівність округлої форми колеса та системи вторинного підресорювання. Оскільки ці коливання зумовлені конструктивними особливостями відповідних елементів, їх розглядають як стаціонарний випадковий процес [20–22], чия потужність зосереджена на частотах понад 20 Гц. Середньоквадратичне відхилення таких коливань може досягати 1–2 % від величини корисного сигналу.

Остання складова X_{Td} обумовлена похибками тензодатчика. Вона виникає через різноманітні фактори [26], такі як теплові шуми, нелінійність та гистерезис навантажувальної характеристики, чутливість робочого

коефіцієнта передачі до температури, нестабільність джерела живлення, вплив електромагнітних полів та інші. Тензометричні системи застосовують різні методи компенсації цих похибок. Ці методи здатні майже повністю усунути регулярну складову інструментальної похибки, проте випадкова складова не може бути повністю скомпенсована [27]. Оскільки випадкова складова виникає через численні джерела з різними частотними діапазонами, її можна вважати "білим" шумом, інтенсивність якого визначається середньоквадратичною похибкою тензодатчика.

Аналіз складових сумарного сигналу X показав, що кожна з них має своє окреме джерело походження. Формування цього сигналу можна представити у вигляді функціональної схеми (рис. 1.3).

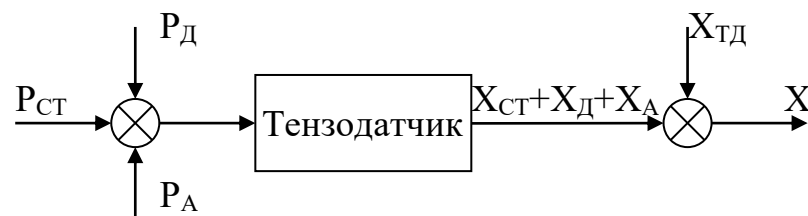


Рисунок 1.3 – Схема функціонального формування сумарного сигналу

Отже, сигнал X , що виходить з вагоприймального пристрою, є адитивною сумішшю регулярних і випадкових складових, джерела та точки прикладання яких не збігаються.

1.4. Задача динамічного поосного зважування автомобіля та етапи її вирішення

Аналіз розвитку сучасних систем визначення маси автомобіля показав, що для оперативного і економічного контролю руху матеріальних цінностей найефективнішими є системи для динамічного поосного зважування. Проте їх впровадження стримується через те, що точність вимірювання маси автомобіля в русі на порядок нижча, ніж при статичному зважуванні.

Згідно з рис. 1.4, на вагоприймальний пристрій впливає навантаження, яке складається з регулярних складових $P_{СТ}$ та $P_Д$, а також випадкової

складової P_A . Це навантаження сприймається кількома тензометричними системами TC_i , до складу яких входять первинний перетворювач та підсилювачі. На виході кожної ТС формується електричний сигнал, пропорційний навантаженню, до якого додається випадковий сигнал X_{TD} . Сигнал з кожної ТС передається на вхід багатовимірного фільтра G для виділення регулярного сигналу X_R на фоні випадкових перешкод. За кривою регулярного сигналу нейронна мережа оцінює масу осі автомобіля. Якість оцінки маси характеризується похибкою ε_2 , а якість виділення регулярного сигналу — похибкою ε_1 . Ці похибки можна визначити за умови відомих бажаних перетворень Φ_1 та Φ_2 .

Для розробки цієї системи необхідно вирішити низку ключових завдань:

- визначити динамічні характеристики складових навантажень на вагоприймальний пристрій, що виникають під час проїзду автомобіля;
- обґрунтувати потребу в створенні інтелектуальної комплексної системи автоматизації процесу поосного зважування автомобіля в русі;
- дослідити граничні межі точності оцінки маси, яку надає нейронна мережа в ідеальних умовах, та оцінити їх зміну при динамічному зважуванні в умовах стохастичних перешкод і невизначеності стану автомобіля;
- визначити структуру та параметри оптимального комплексного багатовимірного фільтра для виділення регулярного сигналу на фоні випадкових перешкод, а також провести його синтез;
- оцінити якість роботи системи в реальних експлуатаційних умовах;
- розробити рекомендації для впровадження інтелектуальної комплексної системи автоматизації процесу поосного зважування автомобілів у русі.

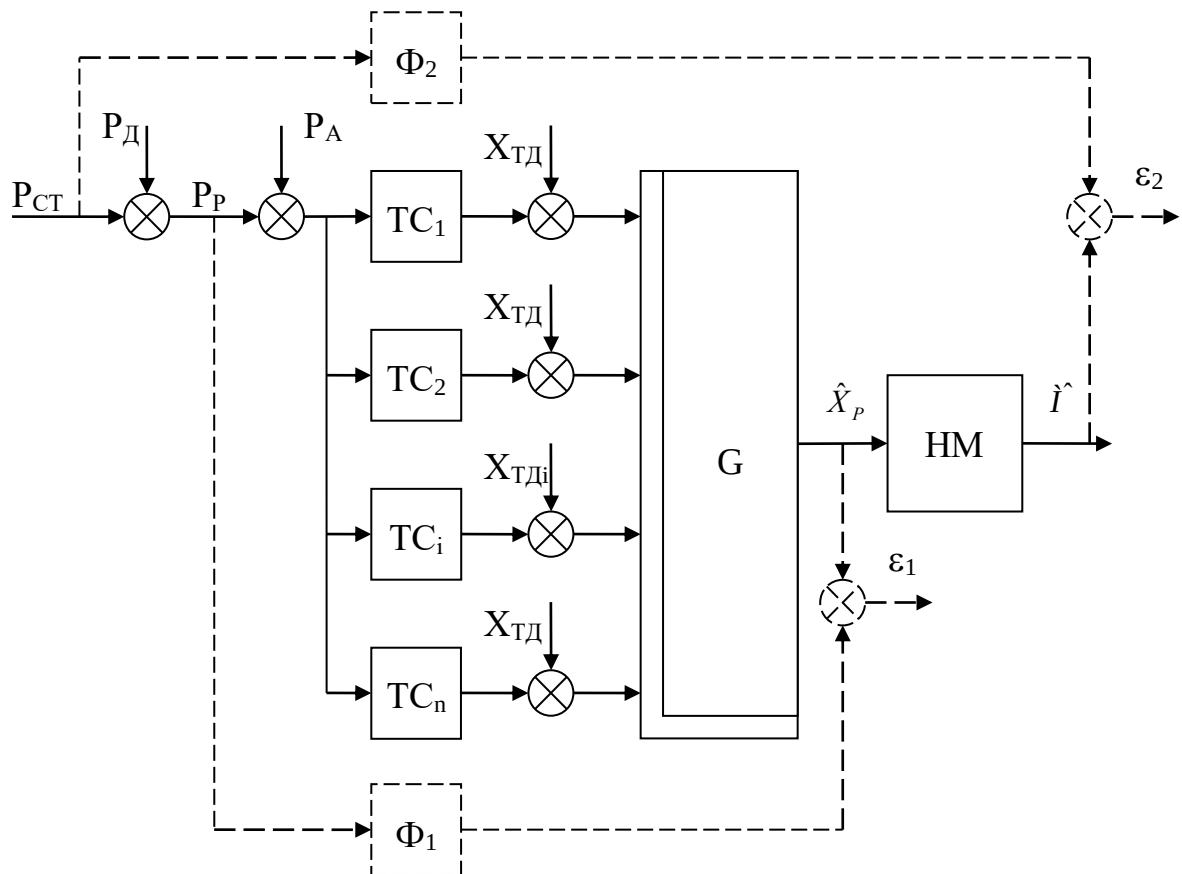


Рисунок 1.4 – Інтелектуальна система для динамічного зважування автомобілів

2 Оцінка потенційних меж точності визначення маси рухомого автомобіля за допомогою нейронних мереж

Основним критерієм якості системи автоматизації динамічного зважування автомобіля є точність визначення маси на основі спостереження змін у навантаженні вагоприймального пристрою. Тому ефективність роботи таких систем можна оцінити через математичне сподівання, середньоквадратичне відхилення та розподіл похибки при визначенні маси.

Задача визначення можливих меж якості оцінки маси полягає в установленні максимально досяжних показників точності при динамічному зважуванні двоосних автомобілів середньої вантажопідйомності та вивченні впливу випадкових перешкод, таких як $X_A(t)$, $X_{TD}(t)$, на точність вимірювань.

Для розв'язання поставленої задачі необхідно здійснити такі етапи досліджень:

- визначення динамічних характеристик регулярних та випадкових складових навантаження, що виникають при проходженні автомобіля через вагоприймальний пристрій;
- аналіз можливих меж точності оцінки маси рухомого автомобіля за допомогою нейронної мережі в ідеальних умовах;
- вивчення впливу випадкових перешкод на точність оцінки маси.

2.1. Дослідження динамічних властивостей регулярних і випадкових компонентів навантаження

Припустимо, що вагоприймальний пристрій розташований на рівній ділянці дороги, і до того, як автомобіль заїде на нього, навантаження не діє, тобто початкові умови рівні нулю. Маємо систему диференціальних рівнянь для вертикальних коливань автомобіля (1.6, 1.7). Контакт колеса з вагоприймальним пристроєм відбувається по площині. Швидкість руху автомобіля під час проїзду змінюється незначно і вважається сталою.

Потрібно встановити закон зміни регулярного навантаження P_p , яке виникає під час проїзду осі автомобіля через ваги.

Припустимо, що навантаження P_p є часовою функцією і складається з двох складових:

$$P_p(t) = P_{ст}(t) + P_{д}(t), \quad (2.1)$$

де $P_{ст}(t)$ — статичне навантаження, яке визначається за формулою (1.4) і залишається незмінним протягом часу зважування, якщо маса осі автомобіля не змінюється; $P_{д}(t)$ — динамічне навантаження, яке визначається за формулою (1.5) і пов'язане з коливаннями підресореної та непідресореної мас автомобіля.

Для визначення динамічного навантаження $P_{д}(t)$ потрібно розв'язати систему рівнянь (1.6, 1.7) щодо $\ddot{z}_i$ та $\ddot{\zeta}_i$. Оскільки початкові умови нульові, завдання визначення складової навантаження $P_{д}(t)$ на вагову платформу зводиться до пошуку реакції лінійного динамічного об'єкта на задане вхідне навантаження.

Як вхідне діяння для визначення динамічного навантаження використовують зміну рельєфу дороги $q_i(t)$ (рис. 1.2), яка виникає під час проїзду автомобіля через вагоприймальну платформу з відомими геометричними розмірами. У моделі коливань осі автомобіля припускається точковий контакт колеса з дорогою, але насправді, під час кочення колеса, контакт відбувається по площині. Тому необхідно внести корективи [18]. Для опису криволінійної опорної поверхні контактної площадки можна використовувати такі параметри: u — середня ордината контактної площадки; α , β — середні кути нахилу площадки в поздовжньому та поперечному напрямках відповідно; k_x , k_y — середня кривизна площадки в поздовжньому та поперечному напрямках. Оскільки в поперечному напрямі рельєф залишається сталим, для спрощення, згідно з методом, викладеним у [18], можна розглядати контакт колеса з дорогою як лінійний з довжиною $2l$. Параметри цієї лінії контакту визначаються так:

$$u(t) = \frac{1}{2l} \int_{-l}^l q(x,t) dx; \quad \alpha(t) = \frac{3}{2l^3} \int_{-l}^l q(x,t) x dx; \quad k_x(t) = \frac{24}{l^4} \int_0^l [q(x,t) - u(t) - \alpha(t)x] x dx, \quad (2.2)$$

де координата x вимірюється від центру лінії контакту.

З урахуванням цього, еквівалентне миттєве значення рельєфу, що залежить від параметрів u , α та k_x , можна визначити за допомогою такої формули:

$$q_e(t) = u(t) + \frac{r_0 \alpha(t)^2}{2} - \frac{k_x(t) l^2}{6}, \quad (2.3)$$

де r_0 – радіус колеса.

Як показано в [28], реакція лінійного динамічного об'єкта на визначене вхідне діяння при зазначених припущеннях має наступну форму:

$$P_d(s) = W(s) \cdot q_e(s), \quad (2.4)$$

де $P_d(s)$ — перетворення за Лапласом зміни динамічного навантаження;

$q_e(s)$ — перетворення за Лапласом зміни координати рельєфу;

$W(s)$ — передавальна функція, що описує залежність між зміною координати рельєфу та зміною динамічного навантаження.

Після перетворення системи диференціальних рівнянь (1.6, 1.7) з урахуванням співвідношення (1.5), передавальна функція приймає такий вигляд:

$$W(s) = \frac{P_d(s)}{q_e(s)} = \frac{\omega_{II}^2 \cdot s^2 ((h_{II} \cdot s + \omega_{II}^2) m_{II} + (s^2 + h_{II} \cdot s + \omega_{II}^2) m)}{((s^2 + h_H \cdot s + \omega_H^2)(s^2 + h_{II} \cdot s + \omega_{II}^2) - (h_{II} \cdot s + \omega_{II}^2)(h_{HO} \cdot s + \omega_{HO}^2))}. \quad (2.5)$$

У такому випадку закон зміни динамічного навантаження P_d можна визначити як:

$$P_d(t) = L^{-1} \{ W(s) \cdot q_e(s) \}, \quad (2.6)$$

де $L^{-1} \{ \} -$ операція зворотного перетворення Лапласа.

Оскільки виконати перетворення рівняння (2.6) в аналітичному вигляді неможливо, для визначення динамічного навантаження $P_d(t)$ та сумарного регулярного навантаження $P_p(t)$ було запропоновано використати метод імітаційного моделювання.

На основі наведених раніше міркувань була розроблена модель в середовищі Matlab (рис. 2.1) для визначення навантаження на вагоприймальний пристрій під час проїзду однієї осі автомобіля.

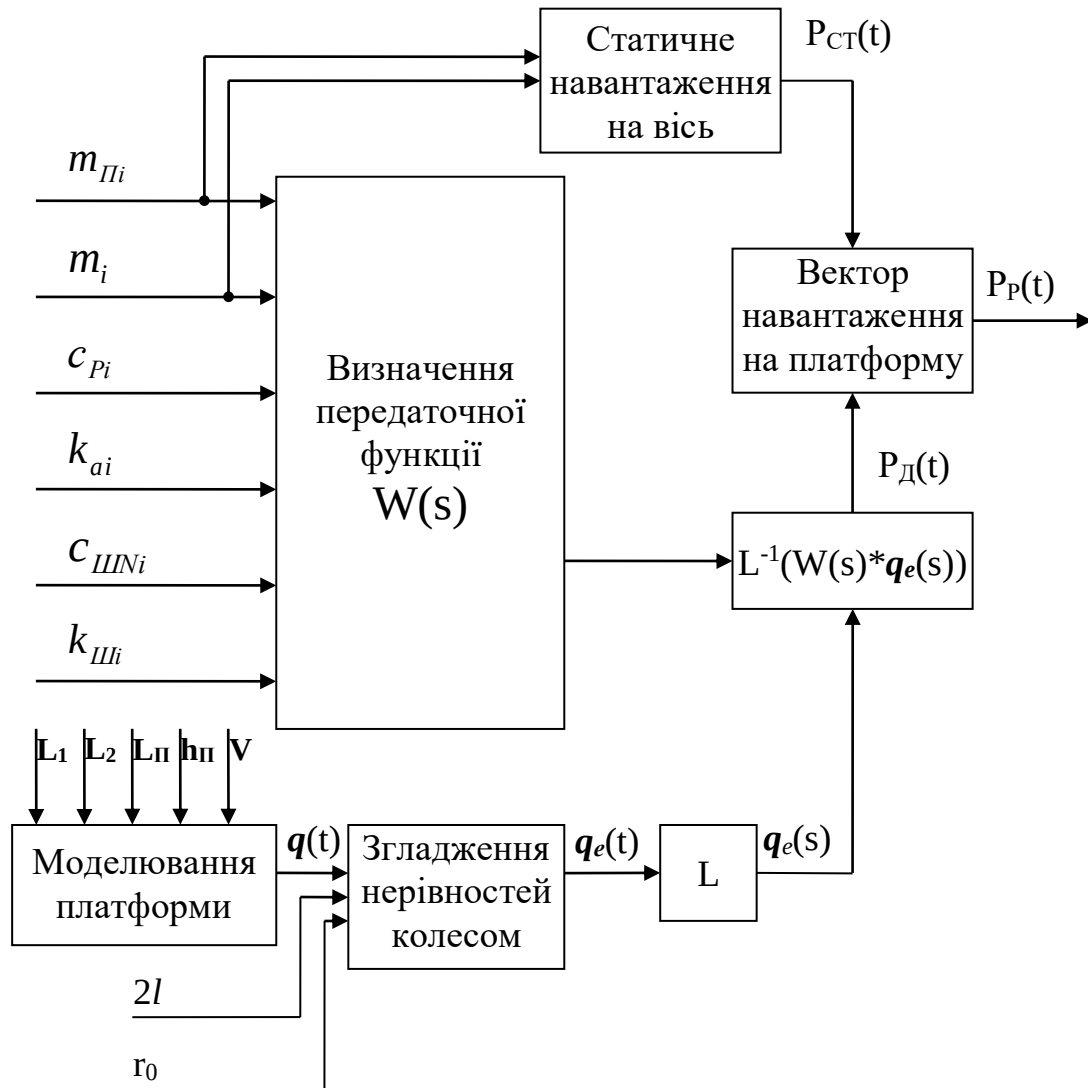


Рисунок 2.1 - Схема моделі для аналізу навантаження на вагоприймальний пристрій

Вхідними параметрами цієї моделі є: довжина заїзду та з'їзду вагоприймальної платформи (L_1 і L_2 відповідно), довжина платформи L_{II} , висота платформи h_{II} , швидкість руху автомобіля V , довжина лінії контакту колеса з платформою $2l$, радіус колеса r_0 , підресорена маса осі автомобіля, непідресорена маса m_i , жорсткість ресор, жорсткість шин колеса $2c_{III Ni}$, коефіцієнт опору амортизаторат $2k_{ai}$ та коефіцієнт опору шин колеса $2k_{III i}$.

Створена модель функціонує за наступним алгоритмом:

1. На основі розмірів платформи та швидкості руху автомобіля моделюється зміна координати рельєфу $q(t)$.

$$q(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } x < 0; \\ \frac{h_{II}}{L_1} \cdot x, & \text{при } 0 \leq x < L_1; \\ h_{II}, & \text{при } L_1 \leq x < L_1 + L_{II}; \\ \frac{h_{II}}{L_2} \cdot (L_1 + L_{II} + L_2 - x), & \text{при } L_1 + L_{II} \leq x < L_1 + L_{II} + L_2; \\ 0, & \text{при } L_1 + L_{II} + L_2 \leq x. \end{cases}$$

$$q(t) = q\left(\frac{x}{V}\right).$$

2. За допомогою формул (2.2, 2.3) розраховується еквівалентне значення зміни рельєфу $q_e(t)$, після чого проводиться перетворення Лапласа для цього значення.

3. Статичне навантаження $P_{CT}(t)$ визначається за формулою (1.4).

4. На основі конструктивних параметрів автомобіля, згаданих раніше, обчислюється передаточна функція $W(s)$ за формулами (1.8, 2.5).

5. Виконується зворотне перетворення Лапласа добутку $W(s) \cdot q_e(s)$, в результаті якого визначається динамічне навантаження $P_d(t)$.

6. Обчислюється сума динамічного та статичного навантажень, в результаті чого отримується сумарне регулярне навантаження $P_p(t)$.

В реальних експлуатаційних умовах заздалегідь відомими можуть бути лише розміри вагоприймальної платформи, в той час як інші параметри моделі, що впливають на вимірювання, зазвичай невідомі до початку процесу зважування. Ці параметри можуть змінюватися в межах певних діапазонів, які визначаються для кожного конкретного випадку. Наприклад, для автомобілів одного класу вантажопідйомності характеристики, такі як жорсткість ресор, коефіцієнт опору амортизатора та інші, можуть суттєво варіюватися. Навіть для автомобілів однієї марки конструктивні параметри можуть відрізнятися через різницю в технології виробництва, умовах експлуатації та ступені зносу механізмів.

Для дослідження впливу основних конструктивних параметрів автомобіля на форму кривої навантаження були використані параметри автомобіля ЗІЛ-130. Вхідні дані для моделі включають: довжини заїзду та з'їзду вагоприймальної платформи $L_1 = L_2 = 0,25$ м, довжину платформи $L_{\text{п}} = 0,5$ м, висоту платформи $h_{\text{п}} = 0,06$ м, швидкість руху автомобіля $V = 5$ км/год, довжину лінії контакту колеса з платформою $2l = 0,2$ м, радіус колеса $r_0 = 0,5$ м, підресорену масу осі автомобіля = 2000 кг, непідресорену масу = 1000 кг, жорсткість ресор = 420000 Н/м, жорсткість шин = 3000000 Н/м, коефіцієнт опору амортизатора = 20000 Н·с/м, коефіцієнт опору шин = 2000 Н·с/м.

Жорсткість ресор, жорсткість шин колеса $2c_{\text{шнi}}$, коефіцієнт опору амортизатора $2k_{\text{ai}}$ та коефіцієнт опору шин колеса $2k_{\text{шi}}$ змінювались в межах $\pm 10\%$ від заданих значень. Графіки, що відображають зміну навантаження на платформу, представлені на рисунках 2.2-2.5.

Аналіз отриманих графіків показує, що вони мають монотонний характер, тобто протягом часу зважування крива навантаження не здійснює жодного коливання навколо дійсного значення маси. Тривалість сигналу складає 0,36 с. Максимальне значення навантаження не дорівнює масі автомобіля, а перевищує її на приблизно 30%. Найбільший вплив на форму кривої навантаження мають параметри підвіски: жорсткість ресор $2c_{\text{pi}}$ і коефіцієнт опору амортизатора $2k_{\text{ai}}$. При зміні цих параметрів на $\pm 10\%$ графік навантаження в окремих точках відхиляється на 100-150 кг. Жорсткість шин колеса $2c_{\text{шNi}}$ має менший вплив на форму графіка, змінюючи навантаження на 30-50 кг, тоді як зміна коефіцієнта опору шин колеса $2k_{\text{шi}}$ майже не впливає на криву навантаження. Загальний сумарний вплив цих параметрів становить близько 300 кг.

Також було проведено порівняння зміни навантаження на вагоприймальний пристрій для автомобілів ЗІЛ-130 та ГАЗ-66. Графіки навантаження для двох різних транспортних засобів при однаковій масі осі $M = 3000$ кг представлені на рис. 2.6.

Як можна побачити, криві мають різний характер, що дозволяє зробити висновок, що зміна регулярної складової навантаження значною мірою залежить не тільки від маси, а й від інших конструктивних характеристик автомобіля.

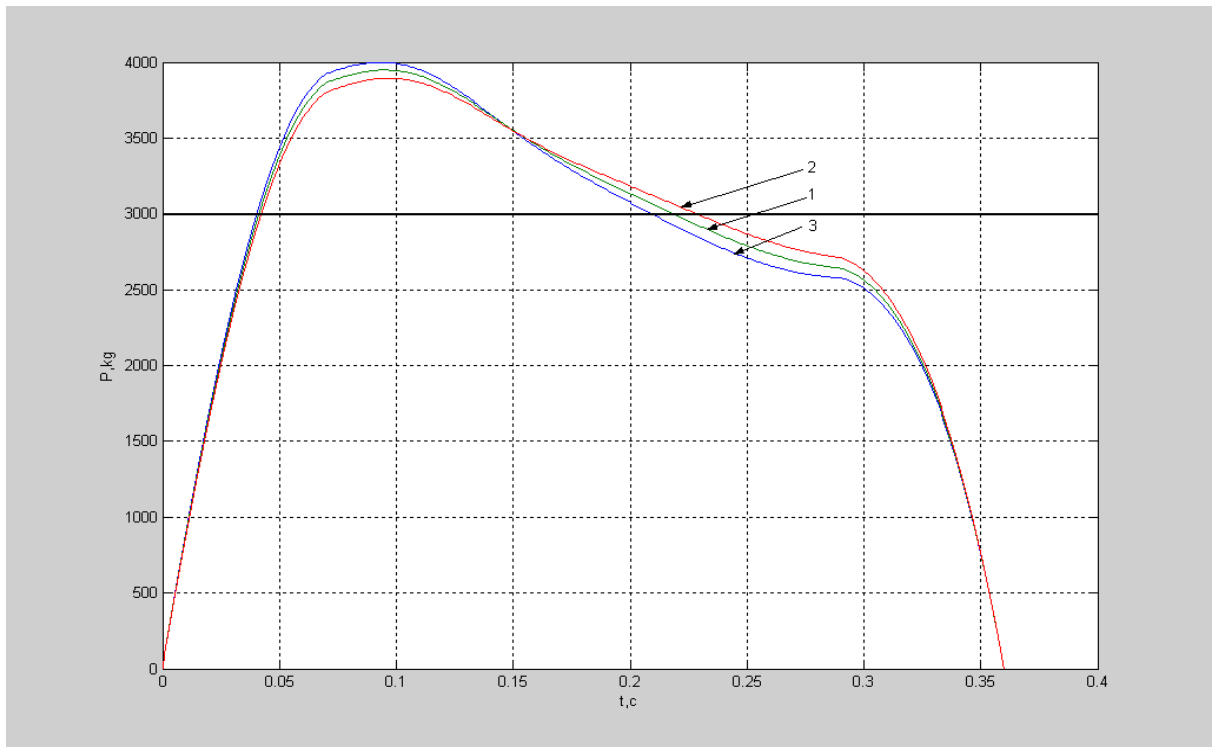


Рисунок 2.2 - Графіки зміни навантаження на платформу при різних значеннях коефіцієнта жорсткості ресор: 1 – $2c_p = 420000$ Н/м, 2 – $2c_p = 380000$ Н/м, 3 – $2c_p = 460000$ Н/м.

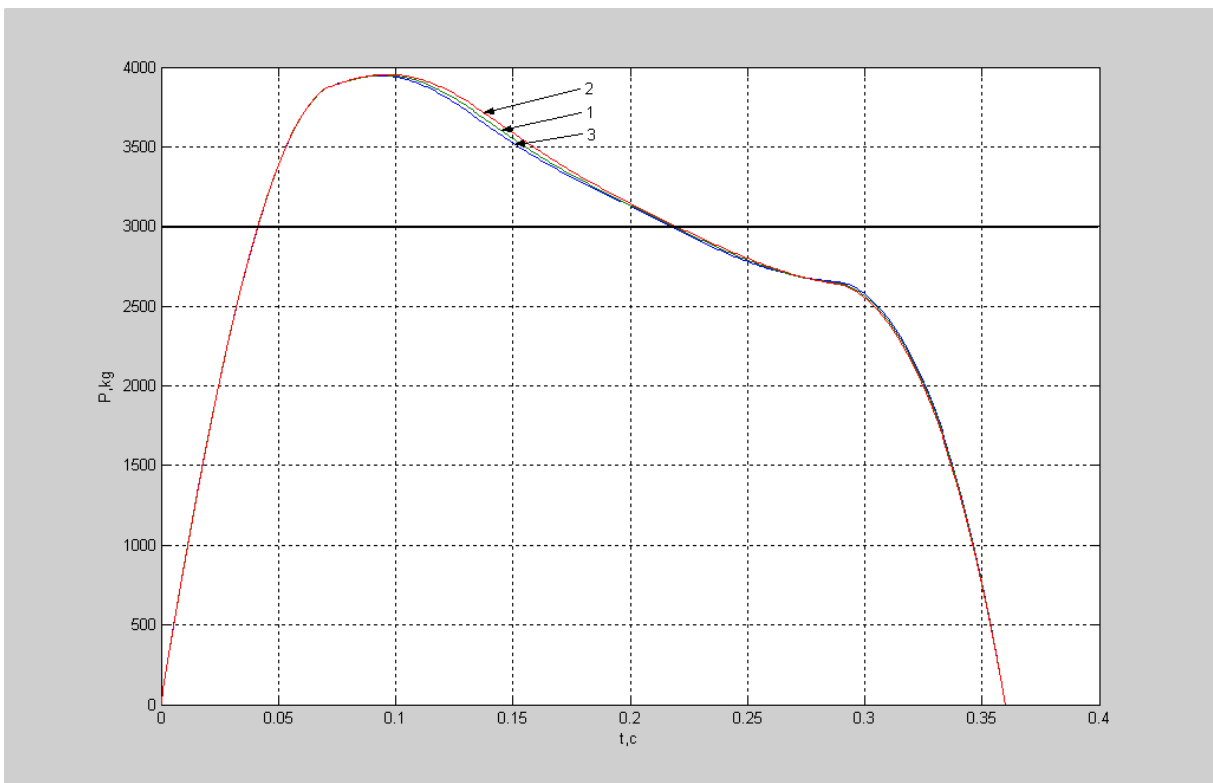


Рисунок 2.3 - Графіки зміни навантаження на платформу при різних значеннях коефіцієнта жорсткості колес: 1 – $2c_{шн} = 3000000$ Н/м, 2 – $2c_{шн} = 2700000$ Н/м, 3 – $2c_{шн} = 3300000$ Н/м.

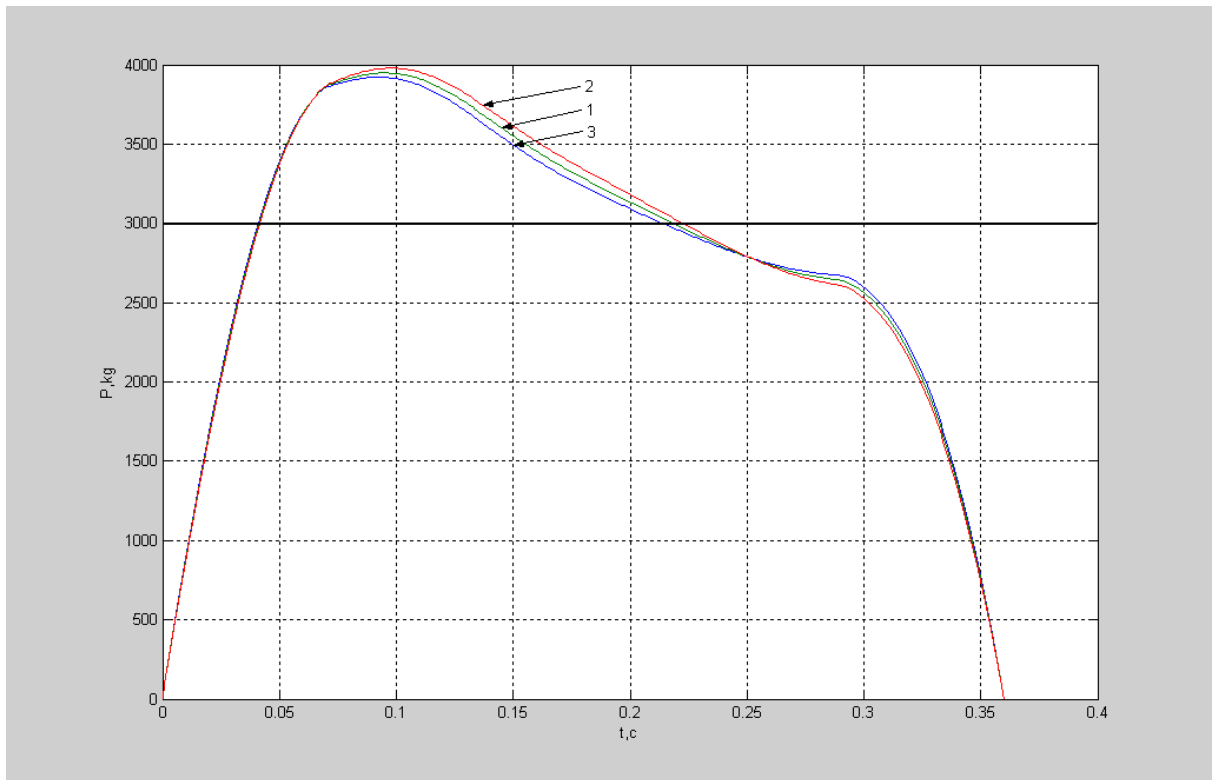


Рисунок 2.4 - Графіки зміни навантаження на платформу при різних значеннях коефіцієнта опору амортизатора: 1 – $2k_a = 20000 \text{ Н} \cdot \text{с/м}$, 2 – $2k_a = 18000 \text{ Н} \cdot \text{с/м}$, 3 – $2k_a = 22000 \text{ Н} \cdot \text{с/м}$.

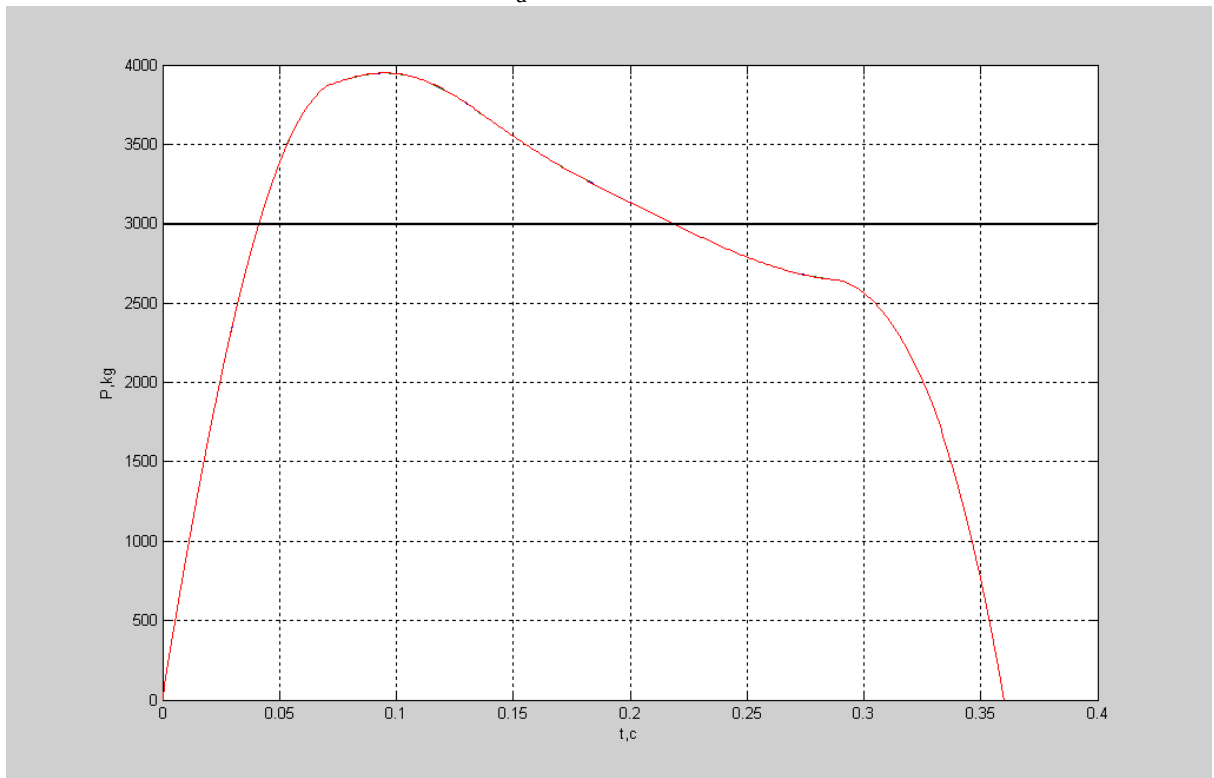


Рисунок 2.5 - Графіки зміни навантаження на платформу при різних значеннях коефіцієнта опору коліс: 1 – $2k_{ш} = 2000 \text{ Н} \cdot \text{с/м}$, 2 – $2k_{ш} = 1800 \text{ Н} \cdot \text{с/м}$, 3 – $2k_{ш} = 2200 \text{ Н} \cdot \text{с/м}$ (всі графіки збігаються).

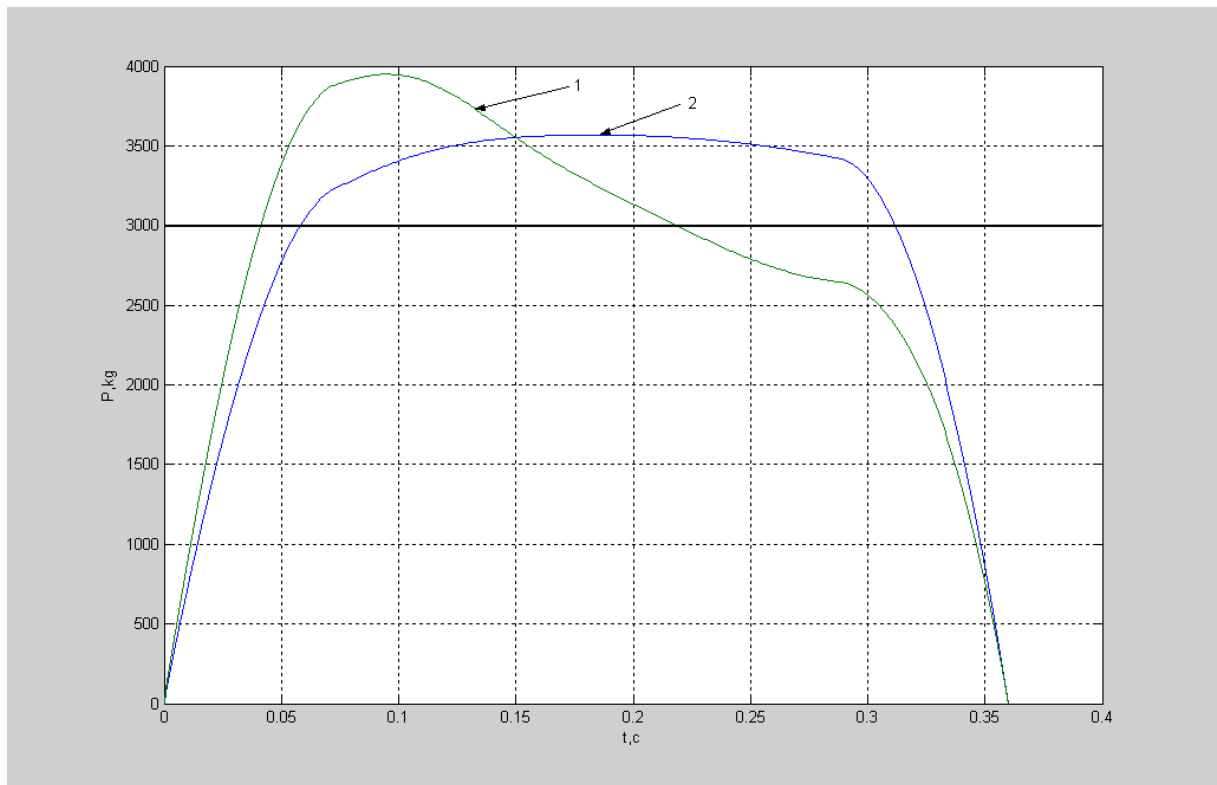


Рисунок 2.6 - Графіки зміни навантаження на платформу при масі $M = 3000$ кг для різних автомобілів: 1 – ЗИЛ-130, 2 – ГАЗ-66.

Було виконано аналіз спектра потужності регулярного навантаження $P_p(t)$ та вивчено, як змінюються коефіцієнти цього спектру залежно від маси, конструктивних характеристик автомобіля та швидкості його руху.

Для досягнення поставленої мети було виконано перетворення Фур'є кривих навантаження, отриманих у процесі моделювання, і визначено спектри потужності регулярного сигналу за допомогою алгоритму Блекмена-Тьюки [29]. Наприклад, для умов: $V = 5$ км/год, $2l = 0,2$ м, $r_0 = 0,5$ м, $m_{II} = 2000$ кг, $m_i = 1000$ кг, $2c_{pi} = 420000$ Н/м, $2c_{ини} = 3000000$ Н/м, $2k_{ai} = 20000$ Н·с/м, $2k_{ини} = 2000$ Н·с/м, був отриманий графік спектра потужності, що зображений на рис. 2.7. Після апроксимації цього графіку аналітичним виразом, використовуючи клас дробово-раціональних функцій комплексного аргументу $s = j \cdot \omega$, був отриманий наступний результат

$$S_{rr} = \frac{\sigma_r^2}{\pi} \cdot \left| \frac{(T_1^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_1 \cdot T_1 \cdot s + 1)}{(T_4^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_4 \cdot T_4 \cdot s + 1)(T_5^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_5 \cdot T_5 \cdot s + 1)} \right|^2 \times$$

$$\times \left| \frac{(T_2^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_2 \cdot T_2 \cdot s + 1)(T_3^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_3 \cdot T_3 \cdot s + 1)}{(T_6^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_6 \cdot T_6 \cdot s + 1)(T_7^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_7 \cdot T_7 \cdot s + 1)} \right|^2, \quad (2.7)$$

де $\sigma_r = 300$ кг, $T_1 = 0,05$ с, $T_2 = 0,0264$ с, $T_3 = 0,0196$ с, $T_4 = 0,083$ с, $T_5 = 0,05$ с, $T_6 = 0,031$ с, $T_7 = 0,0204$ с, $\xi_1 = 0,1$, $\xi_2 = 0,1$, $\xi_3 = 0,1$, $\xi_4 = 0,9$, $\xi_5 = 0,35$, $\xi_6 = 0,13$, $\xi_7 = 0,03$.

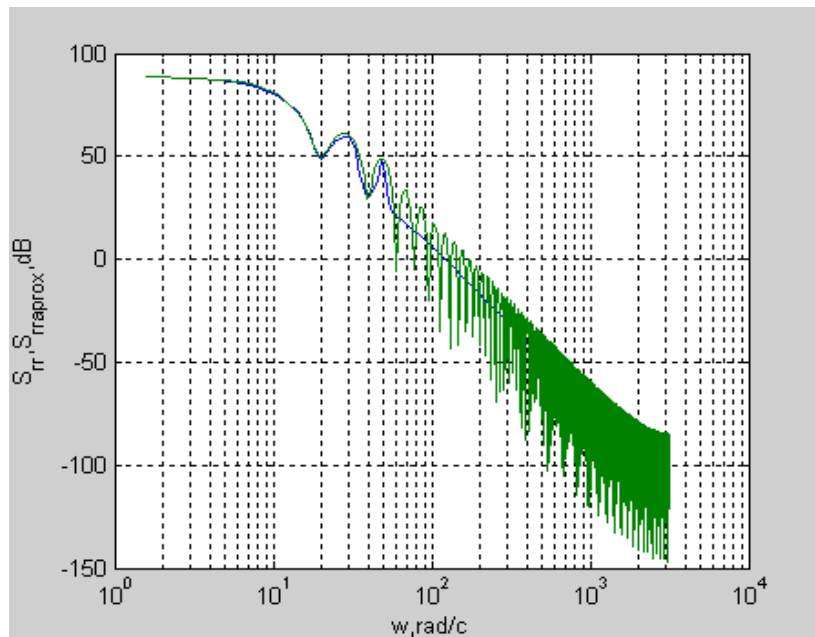


Рисунок 2.7 - Апроксимований та розрахований графік спектра потужності регулярного сигналу

Аналіз спектрів потужності коливань навантаження для різних значень конструктивних параметрів та мас автомобіля показав, що структура виразу спектра потужності сигналу залишалася незмінною. Постійні часу T_i та коефіцієнти демпфування ξ_i варіювались лише незначно, в межах ± 5 %. Середньоквадратичне відхилення σ_r пропорційно залежить від маси, що припадає на вісь автомобіля, і коливається в межах ± 5 % в залежності від конструктивних параметрів.

Як відомо, основними статистичними характеристиками стаціонарних випадкових сигналів є математичне сподівання μ , середньоквадратичне відхилення σ та спектральна щільність $S_{xx}(\omega)$. Аналіз випадкових сигналів,

проведений у попередньому розділі, виявив різноманітність джерел їх походження, тому використання аналітичних методів для визначення цих характеристик виявляється малоефективним.

Тому для подальших розрахунків була використана спектральна щільність випадкових перешкод, що супроводжують процес динамічного зважування, яка була визначена експериментально і представлена в [30]:

$$S_{X_B X_B} = \frac{0.32^2}{\pi} \cdot \left| \frac{(0.0125^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.65 \cdot 0.0125 \cdot s + 1)}{(0.0063^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.12 \cdot 0.0063 \cdot s + 1)} \right|^2 \times \\ \times \left| \frac{(0.004^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.6 \cdot 0.004 \cdot s + 1)(0.0003 \cdot s + 1)}{(0.0029^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.22 \cdot 0.0029 \cdot s + 1)(0.0017 \cdot s + 1)} \right|^2 \quad (2.8)$$

Цей вираз представляє спектральну щільність випадкових складових перешкод $X_B = X_A + X_{TD}$, які були розглянуті в розділі 1.

Оскільки випадкові перешкоди X_A та X_{TD} спричинені різними факторами, припускаємо, що вони не мають взаємного зв'язку (їхня взаємна спектральна щільність дорівнює нулю). Таким чином, можна дослідити вплив методичних та інструментальних перешкод на результати вимірювань. Спектральну щільність випадкових шумів було визначено на основі паспортних даних тензодатчика.

$$S_{X_{TD} X_{TD}} = \frac{0.3^2}{\pi}. \quad (2.9)$$

У цьому випадку, відповідно до теореми Вінера-Хінчина, спектральну щільність складової X_A можна визначити як:

$$S_{X_A X_A} = S_{X_B X_B} - S_{X_{TD} X_{TD}} \quad (2.10)$$

В результаті підстановки рівнянь (2.8) та (2.9) у рівняння (2.10) отримаємо:

$$S_{X_A X_A} = \frac{0.1^2}{\pi} \cdot \left| \frac{(0.0224^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.792 \cdot 0.0224 \cdot s + 1)}{(0.0063^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.12 \cdot 0.0063 \cdot s + 1)} \right|^2 \times \\ \times \left| \frac{(0.0041^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.597 \cdot 0.0041 \cdot s + 1)(0.00025 \cdot s + 1)}{(0.0029^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.22 \cdot 0.0029 \cdot s + 1)(0.0017 \cdot s + 1)} \right|^2. \quad (2.11)$$

Аналіз числових характеристик отриманих випадкових процесів дозволяє зробити висновок, що X_B є стаціонарним сигналом з математичним сподіванням $\mu \approx 0$ кг та середньоквадратичним відхиленням $\sigma \approx 70$ кг.

2.2. Визначення максимальних меж точності оцінки маси рухомого автомобіля за допомогою нейронної мережі в ідеальних умовах

Завдання нейронної мережі полягає в оцінці маси автомобіля на основі форми кривої навантаження на вагоприймальний пристрій під час проїзду автомобіля. Для розв'язання цієї задачі, як зазначено в розділі 1, було запропоновано використати мережу прямого поширення [15]. Така мережа є багат шаровою та не має зворотних зв'язків, де вихід кожного нейрона одного шару підключений до входів усіх нейронів наступного шару. Для перетворення вхідного збудження (постсинаптичного потенціалу) нейронів у вихідний сигнал застосовується активаційна функція. Поріг активації кожного нейрона реалізується через bias-нейрон, вихід якого завжди дорівнює 1, а вагові коефіцієнти зв'язків між нейронами налаштовуються в процесі навчання мережі.

Метою дослідження можливих меж якості оцінки маси рухомого автомобіля нейронною мережею є визначення математичного сподівання, середньоквадратичного відхилення та закону розподілу похибки при ідеальних умовах, тобто за відсутності випадкових перешкод.

Для вирішення поставленої задачі необхідно виконати такі етапи:

- підготувати масиви даних для навчання та тестування нейронної мережі;
- визначити різні архітектури нейронних мереж для дослідження їх ефективності в контексті оцінки маси;
- вибрати метод навчання, який найкраще налаштовує параметри мережі для задачі оцінки маси осі автомобіля при динамічному зважуванні;

- дослідити різні комбінації активаційних функцій та вибрати найбільш ефективне поєднання для вирішення поставленої задачі;
- методом аналізу визначити оптимальну кількість нейронів у вхідному та прихованому шарах, щоб забезпечити найкращу точність і узагальнюючі здатності мережі;
- обчислити математичне сподівання, середньоквадратичне відхилення та закон розподілу похибки оцінки маси осі автомобіля на основі регулярної складової навантаження, поданої на вхід нейронної мережі.

2.2.1. Підготовка набору даних для навчання та тестування нейронної мережі

Підготовка даних для навчання є критично важливим етапом у створенні нейронної мережі, оскільки від цього залежить ефективність її роботи. Формат та якість поданих даних мають значний вплив на процес навчання. Будь-яка помилка на цьому етапі може серйозно ускладнити або навіть унеможливити успішне вирішення поставленої задачі нейронною мережею.

Підготовка даних для навчання нейронної мережі проводилась за допомогою методу імітаційного моделювання, використовуючи модель (рис. 2.1) та метод статистичних випробувань [31]. В рамках цього підходу всі параметри задавались за допомогою генераторів випадкових чисел (ГВП) в заданих межах. У результаті моделювання було отримано вектор зміни навантаження на вагоприймальний пристрій і відповідне еталонне значення маси $M_i = m_{Pi} + m_i$.

Вхідні параметри моделі варіювались в досить широких межах, щоб охопити всі можливі діапазони значень, що відповідають експлуатаційним умовам та паспортним даним для різних автомобілів середнього класу вантажопідйомності. Для кожного параметру діапазон зміни був наступним: підресорена маса осі автомобіля $m_{Pi} = 1000...9000$ кг, швидкість руху автомобіля $V = 4...6$ км/год, довжина лінії контакту $2l = 0,1...0,3$ м, радіус

колеса $2l = 0,1...0,3$ м, невідресорена маса $m_i = 500...1000$ кг, жорсткість ресор $2c_{pi} = 200000...1000000$ Н/м, жорсткість шин колеса $2c_{шNi} = 600000...3000000$ Н/м, коефіцієнт опору амортизатора $2k_{ai} = 10000...30000$ Н·с/м, коефіцієнт опору шин колеса $2k_{ши} = 1000...5000$ Н·с/м.

Кількість елементів навчальних масивів, необхідних для досягнення найкращої точності та узагальнюючої здатності, важко визначити наперед. Тому було запропоновано перевірити три варіанти:

- $N = 1000$, де для маси осі автомобіля m_{Pi} за допомогою генератора випадкових чисел задавалось 40 значень, а для кожного значення маси — 25 різних значень інших параметрів моделі.

- $N = 2000$, де для маси осі m_{Pi} задавалось 50 значень, а для інших параметрів — 40.

- $N = 3000$, де для маси осі m_{Pi} задавалось 60 значень, а для інших параметрів — 50.

Ці варіанти дозволяють визначити оптимальну кількість даних для навчання нейронної мережі.

Аналогічно створювались масиви для тестування нейронної мережі. Оскільки вхідні параметри моделі задавались за допомогою генераторів випадкових чисел (ГВП), тестовий масив відрізняється від навчального. Для нейронної мережі цей тестовий масив буде сприйматись як новий, оскільки його дані не використовувались під час навчання. Таким чином, тестовий масив дає можливість оцінити узагальнюючу здатність навченої мережі, перевіряючи, наскільки добре вона здатна адаптуватися до нових, невідомих даних.

Для оптимізації навчання та ефективної роботи нейронної мережі необхідно виконати попередню обробку даних [15-17]. Це включає приведення значень вхідного та еталонного масивів до діапазону (0, 1). Зазвичай, така операція може бути лінійною або нелінійною, в залежності від

розподілу даних. Найпоширенішими методами нормалізації є лінійне, логарифмічне та "м'яке" (softmax) приведення даних до певних діапазонів. У нашому випадку максимальне значення маси становить $M = 10000$ кг, а маса може змінюватися в межах цього діапазону. Тому було застосовано лінійне нормалізування, при якому всі значення вхідних та еталонних масивів були поділені на максимальне значення $M = 10000$ кг, щоб привести їх до діапазону $(0, 1)$.

2.2.2. Вибір різних архітектур нейронних мереж для аналізу їх ефективності в дослідженні якості їх роботи

Процес побудови нейронної мережі є експериментальним, оскільки неможливо заздалегідь передбачити, яка архітектура забезпечить найкращий результат. Тому слід розробити набір архітектур мереж з різною складністю для вивчення впливу кількості нейронів на точність оцінки маси.

Єдине, що можна визначити заздалегідь, — це кількість нейронів у вихідному шарі. Оскільки мережа повинна видавати одне значення маси, що припадає на вісь автомобіля, для вихідного шару достатньо одного нейрона. Всі інші параметри, зокрема кількість нейронів у прихованих шарах, слід визначати експериментальним шляхом.

Кількість нейронів у вхідному шарі визначається часом існування сигналу навантаження, який залежить від швидкості руху автомобіля. Оскільки цей час обернено пропорційний швидкості, яку ми приймаємо в межах $V = 5 \pm 1$ км/год, при довжині вагоприймального пристрою $L_{\pi} = 0,5$ м час існування сигналу коливається в межах $t = 0,3...0,45$ с. Для дослідження було обрано два варіанти: 1) використовувати 15 точок кривої навантаження з періодом дискретизації $T = 0,02$ с, що дасть 15 нейронів у вхідному шарі; 2) використовувати 30 точок з періодом $T = 0,01$ с, що передбачає 30 нейронів у вхідному шарі.

Вибір кількості прихованих шарів та нейронів у них є складним завданням, що потребує досягнення балансу між точністю та узагальнюючою

здатністю мережі. З одного боку, кількість прихованих нейронів має бути достатньою для ефективного вирішення поставленої задачі, а з іншого боку, вона не повинна бути занадто великою, щоб уникнути перевищення здатності мережі до узагальнення та запобігти перенавчанню.

Пошук оптимальної кількості нейронів у прихованому шарі буде здійснюватися через розгляд чотирьох варіантів: $n_{пр} = 0; 10; 20; 30$.

2.2.3. Метод навчання обирається для оптимізації параметрів мережі та досягнення найкращих результатів

Для тренування мереж прямого поширення зазвичай застосовують різні варіанти методу зворотного поширення похибки [15]. Алгоритм цього методу можна описати таким чином:

1. Вхідний вектор з навчальної вибірки подається на вхід мережі.
2. Виконується прямий прохід через мережу, і обчислюється фактичний вихід для цього входу.
3. Отриманий вихід порівнюється з еталонним значенням для відповідного вхідного вектора, і визначається похибка на виході мережі.
4. Обчислюється похідна функції помилки по кожному ваговому коефіцієнту мережі.
5. Налаштовуються ваги таким чином, щоб зменшити похибку на виході мережі.
6. Процедура повторюється знову, починаючи з п.1, до досягнення припустимих меж похибки або до виконання заданої кількості ітерацій.

Існує багато різних методів навчання нейронних мереж [15-17], кожен з яких має свої переваги та недоліки. Для конкретної задачі потрібно обирати метод, який дасть найкращий результат. У даному випадку було вирішено дослідити методи, що застосовуються для задач, схожих на оцінювання маси. Дослідження проводилось для нейронної мережі з 15 нейронами на вході (сигмоїдальна активаційна функція) та 1 нейроном на виході (лінійна

функція), без прихованих шарів. Навчання мережі є тривалим процесом, і до досягнення оптимальних параметрів може знадобитися багато етапів навчання. Однак, спостерігаючи за динамікою точності визначення маси, можна оцінити, який метод навчання дасть кращий результат, не чекаючи досягнення оптимуму. Тому навчання проводилось протягом 500 епох. Якість оцінювалась за середньоквадратичним відхиленням σ виходу нейронної мережі від еталонного значення для всього навчального масиву. Результати цього процесу наведені в таблиці 2.1.

Як показано в таблиці 2.1, найкращі результати навчання нейронної мережі були досягнуті за допомогою трьох методів: квазі-Ньютонівського методу, методу Байєсівської регуляризації та методу Левенберга-Марквардта. З них для подальшого використання був обраний метод Левенберга-Марквардта. Цей метод є градієнтним методом другого порядку, що базується на використанні других похідних, зокрема матриці Гессе, для оптимізації.

Таблиця 2.1 – Аналіз методів навчання

Метод навчання	σ , кг
Квазі-Ньютонівський метод	18,57
Метод Байєсівської регуляризації	6,2
Метод зв'язаних градієнтів Пауела-Била	173,8
Метод зв'язаних градієнтів Флетчера-Пауела	99,2
Метод зв'язаних градієнтів Полака-Рібіра	174,8
Метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням	516,1
Метод Левенберга-Марквардта	4,25
Одноступінчатий метод січних	136,9
Алгоритм пружного зворотного розповсюдження	177,2

2.2.4. Аналіз впливу різних комбінацій активаційних функцій на ефективність нейронної мережі

Пропонується дослідити різні комбінації чотирьох активаційних функцій: лінійної (“purelin”), сигмоїдальної (“logsig”), гіперболічного тангенсу (“tansig”) та гаусової або радіально-базисної (“radbas”).

Оскільки процес навчання є досить тривалим, було вирішено спочатку протестувати комбінації різних активаційних функцій на найпростішій архітектурі мережі, що складається з 15 нейронів у вхідному шарі та 1 нейрона у вихідному шарі, без прихованого шару. Для відрізнення різних архітектур нейронних мереж було введено позначення „net15l_0_1p”, де 15l позначає 15 нейронів у вхідному шарі з сигмоїдальною активаційною функцією, 0 вказує на відсутність прихованого шару, а 1p – на 1 нейрон у вихідному шарі з лінійною активацією. Для активаційних функцій використовувалися такі позначення: „p” для лінійної функції (“purelin”), „l” для сигмоїдальної (“logsig”), „t” для гіперболічного тангенсу (“tansig”), „r” для гаусової або радіально-базисної функції (“radbas”). Було протестовано вісім різних комбінацій активаційних функцій, навчання проводилось протягом 500 епох. Оцінка якості здійснювалась на основі середньоквадратичного відхилення σ між виходом нейронної мережі та еталонним значенням для всього навчального набору. Результати експериментів представлені в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Дослідження ефективності нейронної мережі при різних комбінаціях активаційних функцій без застосування прихованого шару

Структура НМ	σ , кг
net15l_0_1p	4,25
net15l_0_1l	4,7
net15l_0_1r	5,68
net15r_0_1p	4,41
net15r_0_1l	3,89
net15r_0_1r	6,79

net15t_0_1p	7,01
net15t_0_1l	6,04

Аналіз отриманих результатів дозволяє зробити кілька висновків. По-перше, нейронні мережі з гіперболічною тангенсною активаційною функцією показали найгірші результати при оцінці маси, тому в подальших дослідженнях ця функція не буде використовуватися. По-друге, мережі з радіально-базисною функцією активації в вихідному шарі також не продемонстрували задовільних результатів, тому такі архітектури більше не будуть розглядатися.

Наступним етапом було проведення дослідження нейронних мереж з 10 нейронами в прихованому шарі. Аналізувалось шість варіантів поєднання активаційних функцій. Результати дослідження представлені в таблиці 2.3.

Як показано в таблиці 2.3, найкращі результати були отримані при наступній архітектурі нейронної мережі: 15 нейронів у вхідному шарі з радіально-базисною активаційною функцією, 10 нейронів у прихованому шарі з сигмоїдальною функцією, та 1 нейрон у вихідному шарі з сигмоїдальною функцією. Тому для подальших досліджень буде обрано саме таке поєднання активаційних функцій.

Таблиця 2.3 – Дослідження ефективності нейронної мережі з 10 нейронами в прихованому шарі при використанні різних комбінацій активаційних функцій

Структура НМ	σ , кг
net15l_10l_1l	3,32
net15l_10l_1p	4,86
net15r_10l_1l	2,21
net15r_10r_1l	2,97
net15l_10r_1l	11,68
net15r_10l_1p	2,79

2.2.5. Оцінка ефективності роботи нейронної мережі з різною кількістю нейронів та вибір оптимальної архітектури

Дослідження впливу кількості нейронів у прихованому шарі на точність та узагальнюючі властивості нейронної мережі проводилось за таким планом. Для різних розмірів навчального масиву ($N = 1000; 2000; 3000$), кількості нейронів у вхідному шарі $n_{вх} = 15; 30$ та варіантів кількості нейронів у прихованому шарі $n_{пр} = 0; 10; 20; 30$, були побудовані нейронні мережі (рис. 2.12) та здійснено їх навчання. Оскільки процес навчання займає значний час, було вирішено не перевіряти показники якості після кожної епохи. Замість цього контроль якості проводився після кожних $L = 100$ епох, при цьому вимірювались такі показники: математичне сподівання μ_e , середньоквадратичне відхилення σ_e абсолютної похибки оцінки маси для навчального масиву, а також аналогічні показники для тестового масиву σ_{te} , μ_{te} . Якщо під час навчання середньоквадратичне відхилення на тестовому масиві перестає суттєво зменшуватись або навіть починає зростати тобто, $\sigma_{t(e-1)} - \sigma_{te} < \varepsilon_1$, навчання припиняється, і зберігаються параметри та структура нейронної мережі, отриманої до цього етапу. У разі збільшення σ_t , тобто $\sigma_{t(e-1)} < \sigma_{te}$, зберігається попередня модель. Параметр $\varepsilon_1 = 0.01$ кг обраний через те, що це значення вважається допустимою похибкою вимірювань: якщо σ_t змінюється менше ніж на 0.01 кг після 100 епох навчання, подальше навчання вважається недоцільним. Завдяки цьому алгоритму були отримані статистичні показники для різних варіантів нейронних мереж, що дозволило визначити найбільш ефективну модель на тестовому масиві.

Результати цього дослідження представлені в таблицях 2.4 і 2.5, а також зображені на рисунках 2.9 і 2.10.

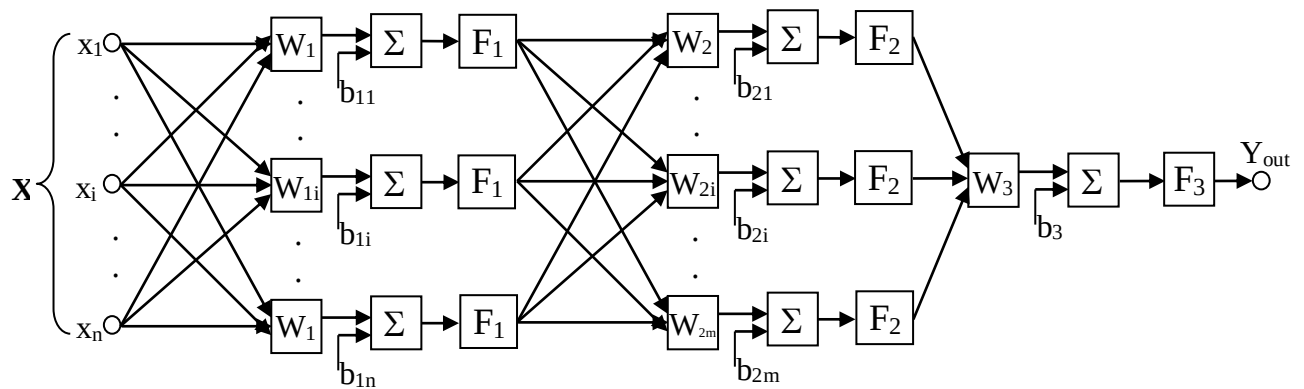


Рисунок 2.8 – Структура нейронної мережі:

X – вхідний вектор з елементами $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$; $W_{11}, \dots, W_{1i}, \dots, W_{1nx}, W_{21}, \dots, W_{2i}, \dots, W_{2nx}, W_3$ – ваги відповідно вхідного, прихованого та вихідного шарів; $b_{11}, \dots, b_{1i}, \dots, b_{1nx}, b_{21}, \dots, b_{2i}, \dots, b_{2nx}, b_3$ – зміщення для вхідного, прихованого та вихідного шарів; F_1, F_2, F_3 – активаційні функції для кожного з шарів; Y_{out} – вихід нейронної мережі.

Таблиця 2.4 – Оцінка якості роботи нейронної мережі при $n_{vx} = 15$ нейронах у вхідному шарі

Архітектура НМ	Показник якості	Кількість елементів навчального масиву N		
		1000	2000	3000
net15r_0_1l	σ , кг	2,013	2,504	2,984
	σ_t , кг	3,845	3,148	3,564
net15r_10_1l	σ , кг	0,994	1,245	1,467
	σ_t , кг	2,568	2,206	2,441
net15r_20_1l	σ , кг	0,627	0,768	0,845
	σ_t , кг	1,689	1,467	1,521
net15r_30_1l	σ , кг	0,534	0,693	0,726
	σ_t , кг	3,027	2,823	2,689

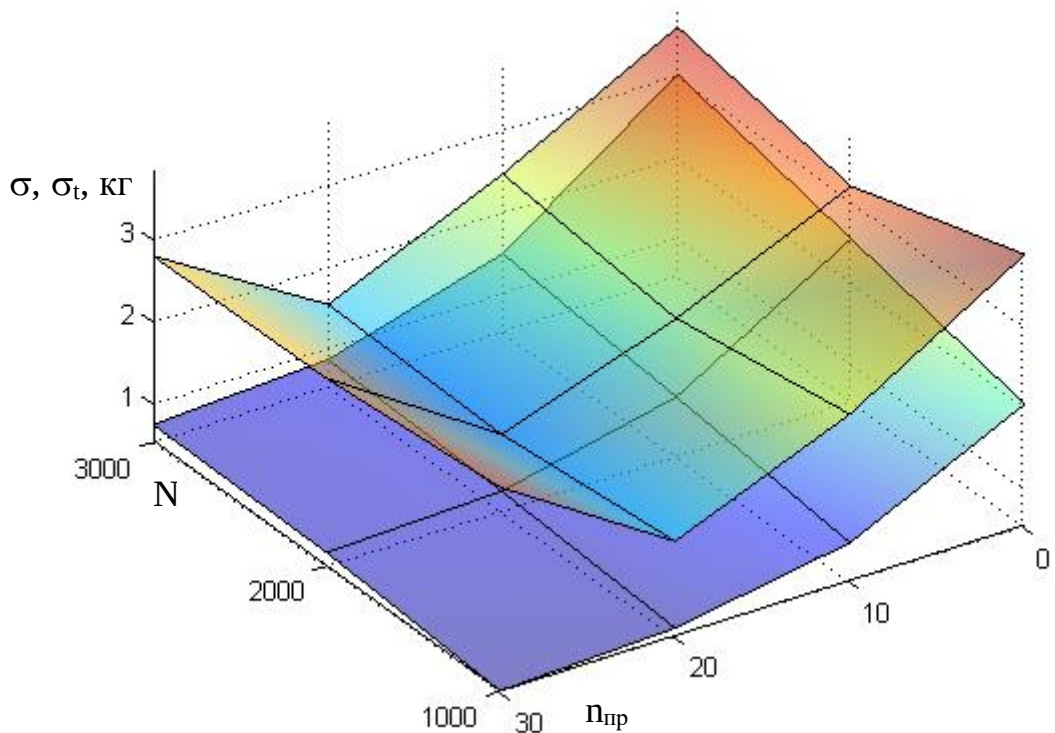


Рисунок 2.9 – Аналіз точності та узагальнюючої здатності нейронної мережі при $n_{вх} = 15$ нейронах у вхідному шарі.

Таблиця 2.5 – Оцінка якості роботи нейронної мережі при $n_{вх} = 30$ нейронах у вхідному шарі.

Архітектура НМ	Показник якості	Кількість елементів навчального масиву N		
		1000	2000	3000
Net30r_0_1l	σ , КГ	1,376	1,607	1,932
	σ_t , КГ	3,124	2,716	2,964
Net30r_10_1l	σ , КГ	0,512	0,584	0,645
	σ_t , КГ	1,891	1,772	1,786
Net30r_20_1l	σ , КГ	0,384	0,437	0,497
	σ_t , КГ	2,135	1,933	1,893
Net30r_30_1l	σ , КГ	0,245	0,282	0,332
	σ_t , КГ	2,346	2,102	2,021

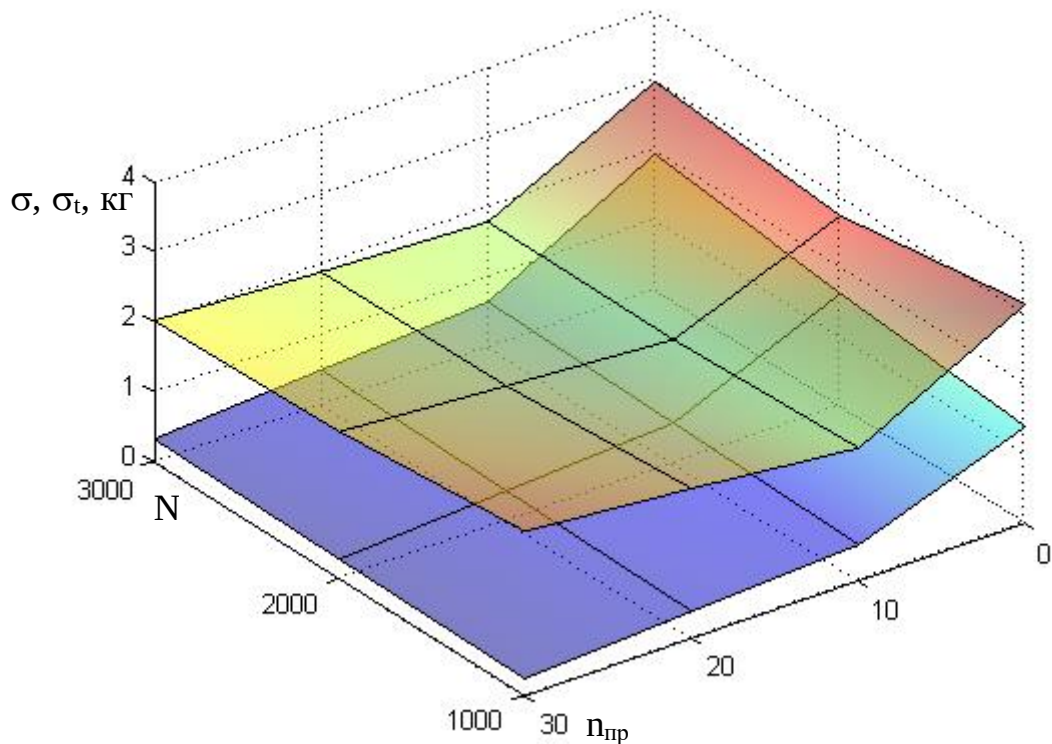


Рисунок 2.10 – Аналіз точності та узагальнюючої здатності нейронної мережі при $n_{вх} = 30$ нейронах у вхідному шарі.

Аналіз результатів, представлених у таблицях 2.4, 2.5 та на рисунках 2.9, 2.10, дозволяє зробити такі висновки:

- Найкращі результати для задачі оцінки маси дає нейронна мережа „net15r_20l_1l” з архітектурою: 15 нейронів у вхідному шарі з радіально-базисною активаційною функцією, 20 нейронів у прихованому шарі з сигмоїдальною функцією та 1 нейрон у вихідному шарі з сигмоїдальною функцією. Навчання мережі проводилось на масиві з 2000 даних.

- Для точного визначення маси достатньо використовувати 15 точок кривої навантаження з періодом дискретизації $T = 0,02$ с.

- Зменшення кількості нейронів у прихованому шарі погіршує точність мережі, оскільки недостатня кількість нейронів не дозволяє ефективно вирішити задачу.

- Збільшення кількості нейронів у прихованому шарі підвищує точність, але погіршує узагальнюючу здатність, оскільки мережа пристосовується до навчального масиву, не здатна екстраполювати отримані знання на нові дані.

- Зменшення розміру навчального масиву покращує точність, але також погіршує узагальнюючу здатність через недостатність даних для навчання.

- Збільшення навчального масиву, в свою чергу, може призвести до втрати як точності, так і узагальнюючої здатності, оскільки нейронна мережа не може оптимально налаштувати свої параметри.

- Для випадку з 30 нейронами у вхідному шарі спостерігається аналогічна ситуація, як і для 15 нейронів, де спостерігаються ті ж самі тенденції щодо точності та узагальнюючої здатності мережі.

2.2.6. Оцінка статистичних показників ефективності роботи нейронної мережі

Визначимо математичне сподівання μ_t , середньоквадратичне відхилення σ_t та функцію розподілу $f_t(x)$ абсолютної та відносної похибки між розрахованим і еталонним значеннями маси по всьому тестовому масиву.

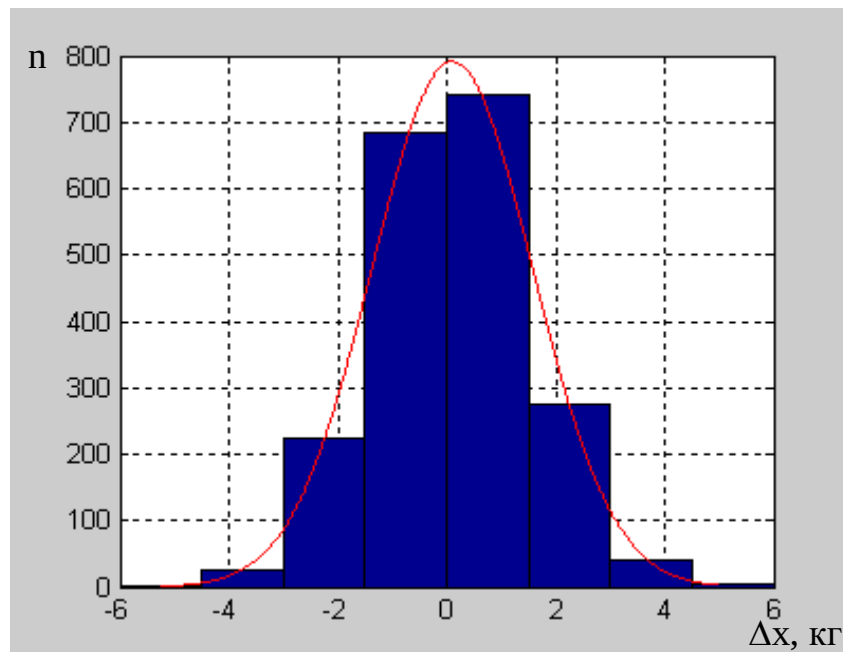


Рисунок 2.11 - Гістограма експериментальних даних та графік теоретичної функції розподілу значень абсолютних похибок під час тестування нейронної мережі.

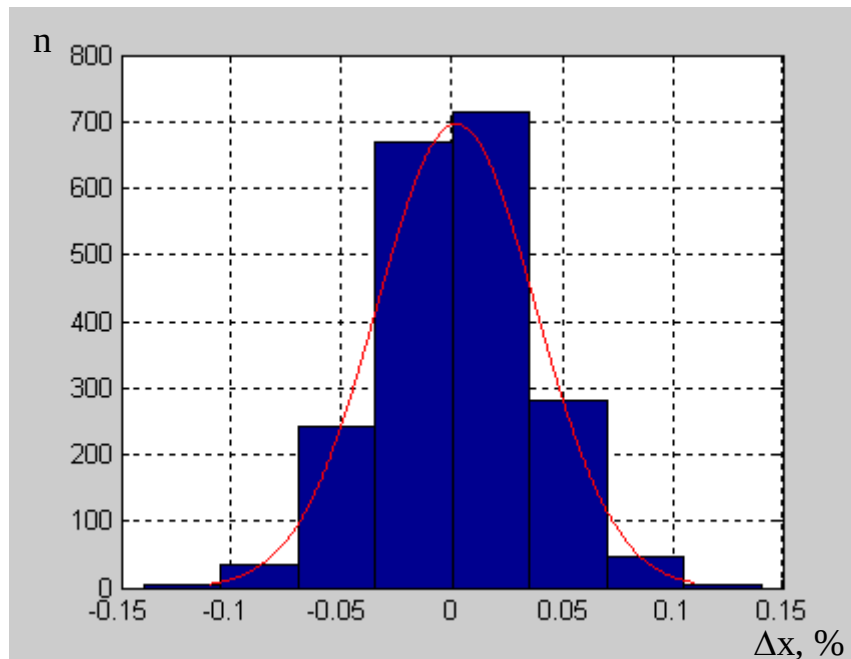


Рисунок 2.12 - Гістограма експериментальних даних та графік теоретичної функції розподілу відносних похибок під час тестування нейронної мережі.

Розрахунки показали такі результати: для абсолютної похибки значення математичного сподівання $\mu_t = 0,103$ кг та середньоквадратичного відхилення $\sigma_t = 1,467$ кг, а закон розподілу (рис. 2.11) відповідає нормальному

$f_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1.467} e^{\frac{-(x-0.103)^2}{2 \cdot 1.467^2}}$ розподілу за критерієм χ^2 для рівня значимості $\alpha =$

0,05. Для відносної похибки математичне сподівання $\mu_t = 0,002$ %, середньоквадратичне відхилення $\sigma_t = 0,036$ %, а закон розподілу (рис. 2.12)

також наближається до нормального $f_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 0.036} e^{\frac{-(x-0.002)^2}{2 \cdot 0.036^2}}$ за критерієм

χ^2 для рівня значимості $\alpha = 0,05$.

Проведені дослідження, що оцінюють потенційну точність нейронної мережі при визначенні маси рухомого автомобіля в ідеальних умовах, показали, що максимально досяжна точність складає $\sigma_t = 1,467$ кг для абсолютної похибки та $\sigma_t = 0,036$ % для відносної, причому похибка в обох випадках має нормальний розподіл. Однак важливо зазначити, що в реальних умовах вимірювання супроводжуються шумами, які можуть погіршити точність результатів, що було проаналізовано в попередньому підрозділі. Тому

слід дослідити, як нейронна мережа працює в умовах впливу випадкових перешкод.

2.3 Оцінка якості роботи нейронної мережі при визначенні маси в умовах впливу перешкод

В ідеальних умовах нейронна мережа продемонструвала високі результати, однак у реальних умовах вимірювання навантаження на вагоприймальний пристрій піддаються випадковим перешкодам. У попередньому підрозділі було встановлено, що ці перешкоди можна моделювати як стаціонарний випадковий процес зі спектральною щільністю виду (2.8).

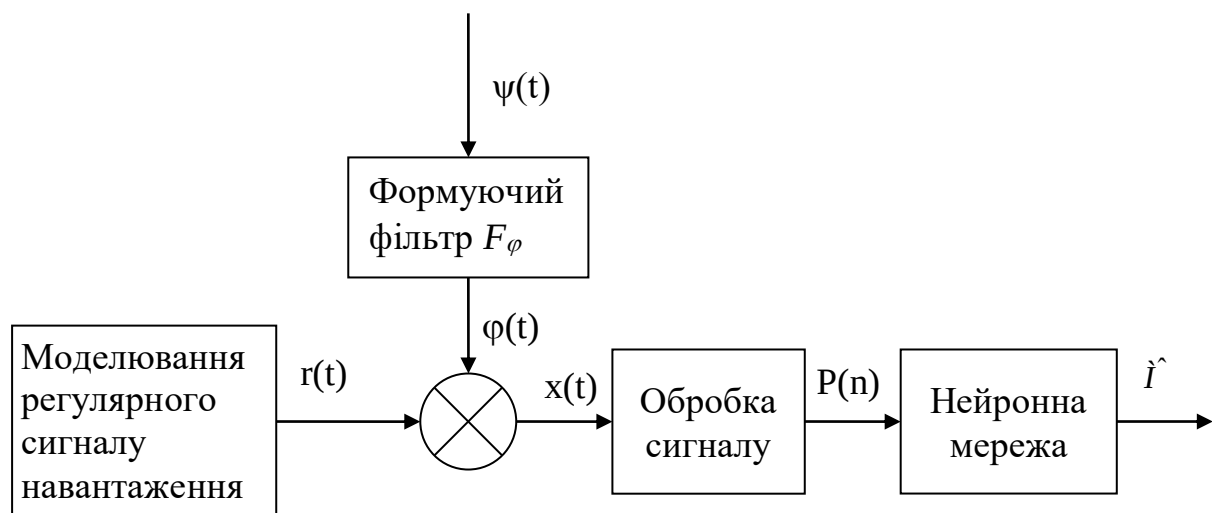


Рисунок 2.13 – Структурна схема для аналізу якості роботи нейронної мережі на зашумлених сигналах. Тут $r(t)$ – регулярна складова сигналу навантаження, отримана за допомогою моделі (рис. 2.1); $\psi(t)$ – „білий” шум; $\varphi(t)$ – сформований шум із спектральною щільністю (2.8); $x(t)$ – сумарний сигнал навантаження; $P(n)$ – сформований вектор, поданий на нейронну мережу; $\hat{i}$ – оцінка маси.

Для моделювання сигналу з перешкодами до регулярного сигналу навантаження, створеного за допомогою моделі (рис. 2.1), додається випадковий сигнал, що формується шляхом пропускання „білого” шуму через фільтр F_φ (рис. 2.13). Передавальна функція цього фільтра була отримана через факторизацію виразу спектральної щільності $S_{\varphi\varphi}$.

$$F_{\varphi} = \frac{0.32}{\sqrt{\pi}} \cdot \frac{(0.0125^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.65 \cdot 0.0125 \cdot s + 1)}{(0.0063^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.12 \cdot 0.0063 \cdot s + 1)} \times \frac{(0.004^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.6 \cdot 0.004 \cdot s + 1)(0.0003 \cdot s + 1)}{(0.0029^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.22 \cdot 0.0029 \cdot s + 1)(0.0017 \cdot s + 1)}. \quad (2.12)$$

Таким чином, після проведеного моделювання був отриманий тестовий масив для оцінки якості роботи нейронної мережі на зашумлених сигналах. Статистичний аналіз показав, що нейронна мережа „net15r_20l_1l”, яка була розроблена в попередньому підрозділі, не здатна правильно оцінювати масу, коли на її вхід подається сигнал з перешкодами у вигляді випадкового процесу. Це призводить до того, що середньоквадратичне відхилення σ_t абсолютної похибки між розрахованим і еталонним значенням маси стає на рівні кількох тисяч кілограм, а розподіл похибок перестає бути нормальним (рис. 2.14).

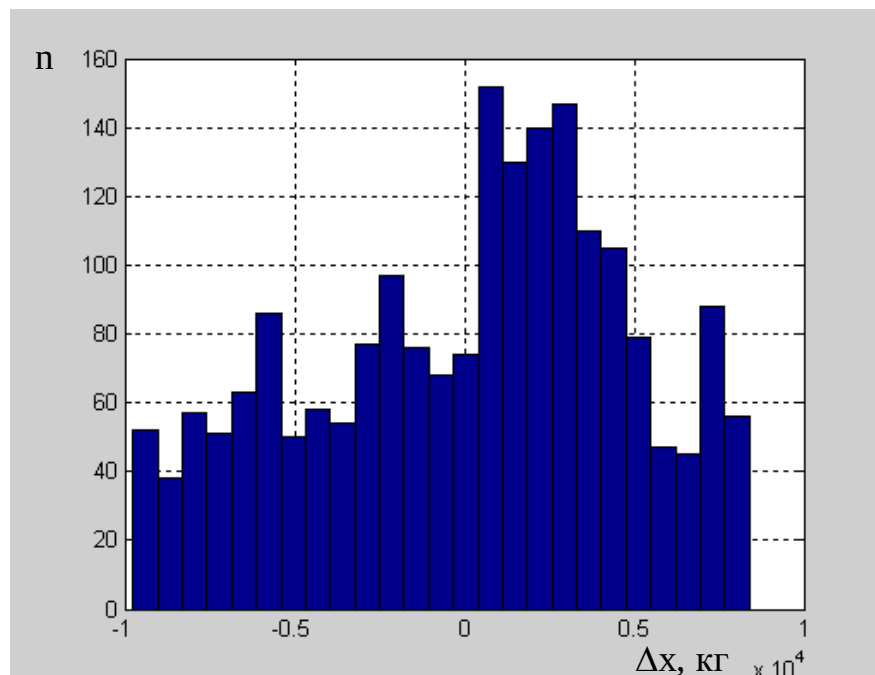


Рисунок 2.14 – Гістограма розподілу значень абсолютних похибок нейронної мережі, навчену на чистих сигналах, при тестуванні на зашумленому сигналі.

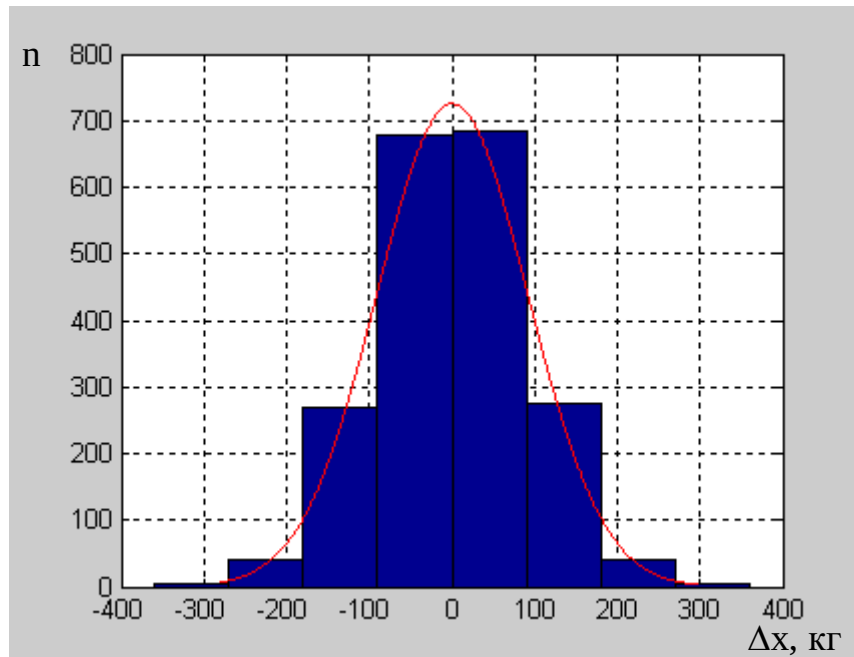


Рисунок 2.15 – Гістограма експериментального та теоретичного розподілу значень абсолютних похибок нейронної мережі, навчену на поєднанні регулярних та випадкових сигналів, при тестуванні на зашумленому сигналі.

Після навчання нейронної мережі з найкращими показниками якості (net15r_20l_1l) на зашумлених сигналах та її тестування були отримані наступні результати: математичне сподівання абсолютної похибки $\mu_t = 0,512$ кг, середньоквадратичне відхилення похибки $\sigma_t = 91,127$, а розподіл похибок (рис. 2.15) відповідає нормальному $f_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 91,127} e^{\frac{-(x-0,512)^2}{2 \cdot 91,127^2}}$ за критерієм χ^2 для рівня значимості $\alpha = 0,05$.

Отримані результати не відповідають вимогам точності, тому використання нейронної мережі для оцінки маси в умовах випадкових перешкод є неможливим без попередньої обробки сигналу для зменшення їхнього впливу.

3 Розробка інтелектуальної комплексної системи для оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні

Для покращення точності оцінки маси автомобіля потрібно розробити інтелектуальну комплексну систему динамічного зважування, структура та функціональні зв'язки якої зображені на рис. 1.5.

Одним з ключових елементів цієї системи є нейронна мережа, ефективність якої залежить як від змін сигналів, так і від структури та параметрів багатовимірної фільтру G . Як показали дослідження в розділі 2, випадкові компоненти сигналу X (1.1) значно впливають на математичне сподівання, середньоквадратичне відхилення та закон розподілу похибок ε_2 (рис. 1.5). У розділі 1 було продемонстровано, що усунення проблем з точністю роботи нейронної мережі в реальних умовах вимірювань вимагає розробки принципів інтеграції системи комплексної обробки сигналу G з інтелектуальною системою. Ці принципи базуються на аналізі якості комплексної інтелектуальної системи динамічного зважування при коригуванні структури та параметрів G .

Структура та параметри комплексної системи обробки сигналів залежать від характеру змін корисного сигналу, впливу перешкод, а також від кількості та метрологічних характеристик тензодатчиків. Визначення оптимальних параметрів G полягає у розв'язанні задачі комплексування [13,14]. Специфіка цієї системи обґрунтовує потребу в застосуванні алгоритму синтезу для систем такого типу.

Отже, задача проектування інтелектуальної комплексної системи для оцінки маси автомобіля під час динамічного поосного зважування полягає у визначенні структури та параметрів оптимального багатовимірної фільтра, що дозволяє виділити корисний регулярний сигнал на фоні стаціонарних випадкових перешкод. Крім того, потрібно оптимізувати параметри нейронної мережі в рамках цієї системи та провести аналіз показників її якості.

Рішення поставленої задачі потрібно шукати поетапно:

- огляд методу синтезу оптимального багатовимірного стаціонарного фільтра;
- виконання синтезу цього фільтра;
- аналіз отриманих результатів;
- навчання та тестування нейронних мереж з використанням отриманих фільтрів;
- оцінка якості інтелектуальної комплексної системи для визначення маси автомобіля.

3.1. Метод розробки оптимального багатовимірного фільтра для виділення корисного сигналу на фоні випадкових зашумлень

У термінах роботи [14] задачу синтезу комплексної системи виділення корисного регулярного сигналу можна сформулювати наступним чином: потрібно за допомогою багатовимірного стаціонарного фільтра обробити вхідні дані про один і той самий регулярний сигнал $r(t)$, отримані від кількох "неідеальних" вимірювачів, а потім передати оброблену інформацію на систему оцінювання.

Припустимо, що задано багатоканальну систему вимірювання (рис. 3.1), яка підключена до входу багатовимірної системи передачі даних. Динаміка цієї системи описується набором лінійних диференціальних рівнянь наступного вигляду:

$$Px = Mu + \psi, \quad (3.1)$$

де x — n -вимірний вектор вихідних координат; u — m -вимірний вектор управляючих координат; ψ — n -вимірний вектор збурень з нульовим математичним сподіванням і відомою дробово-раціональною матрицею спектральних щільностей $S_{\psi\psi}$; P та M — поліноміальні матриці відповідної розмірності, де $\det(P)$ є стійким.

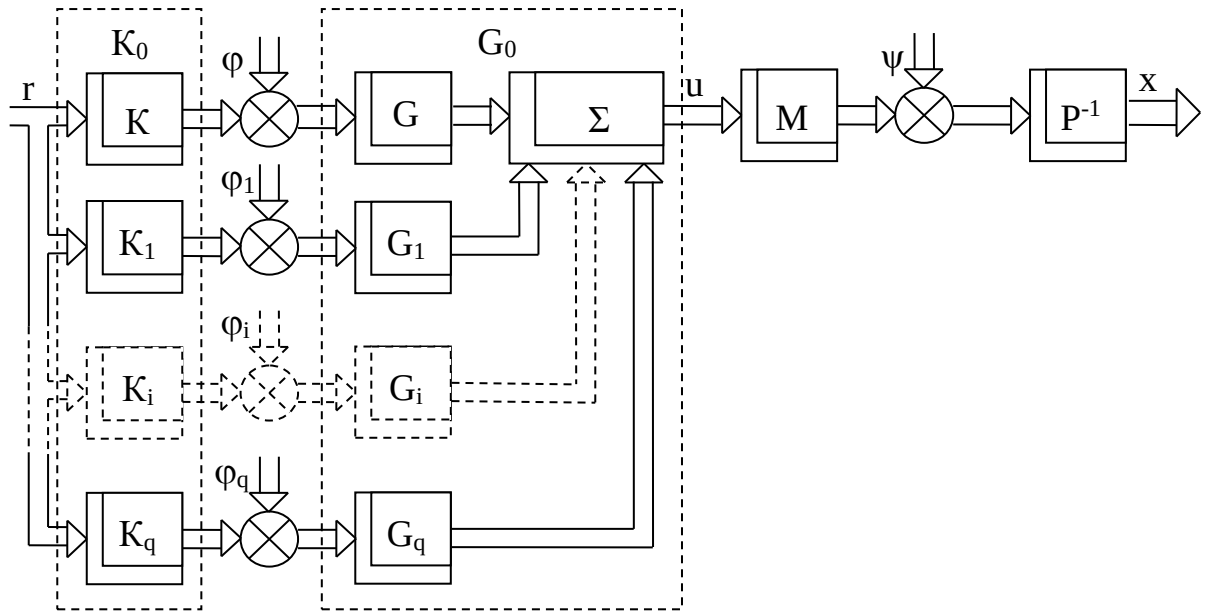


Рисунок 3.1 - Схема структури системи вимірювань

На вхід вимірювальної системи подається n -вимірний вектор вимірюваних сигналів $r(t)$, що складається з детермінованих функцій. Цей вектор потрапляє до основної групи "неідеальних" вимірювальних пристроїв, де основний канал вимірювання характеризується матрицею передаточних функцій K розмірності $n \times n$. Вектор $\varphi(t)$ представляє перешкоди, що супроводжують вимірювання, і є випадковим стаціонарним процесом з нульовим математичним сподіванням і відомою дробово-раціональною матрицею спектральних щільностей $S_{\varphi\varphi}$. Окрім цього, вектор $r(t)$ одночасно вимірюється q додатковими каналами, кожен з яких має відому матрицю передаточних функцій K_i розмірності $\nu_i \times n$, а також відповідний ν_i -й вектор перешкод вимірювань $\varphi_i(t)$, який є векторним стаціонарним випадковим процесом з нульовим математичним сподіванням і відомою дробово-раціональною матрицею спектральних щільностей $S_{\varphi_i\varphi_i}$. Нехай нумерація каналів упорядкована і дотримується умови

$$n \geq \nu_1 \geq \nu_2 \geq \dots \geq \nu_i \geq \nu_q \geq 1, \quad \nu = \sum_{i=1}^q \nu_i. \quad (3.2)$$

За аналогією з роботою [14] були введені наступні позначення:
сигнали, що надходять на вхід i -го вимірювального каналу

$$v_i = L_i r + \varphi_i, \quad (3.3)$$

де $L_i = [K_i, O_{v_i \times (n-v_i)}]$, $O_{n \times m}$ – Нульова матриця розмірності $n \times m$;

матриця передаточних функцій вимірювальних пристроїв.

$$K_o = [K', L']', \quad L = [L_1', L_2', \dots, L_q']'; \quad (3.4)$$

Вектор перешкод вимірювальних пристроїв

$$\varphi_o = [\varphi', \varphi_1', \dots, \varphi_q']'; \quad (3.5)$$

Матриця функцій передавання каналів фільтра

$$G_o = [G, G_1, \dots, G_q]_{m \times (n+v)}; \quad (3.6)$$

Матриця бажаних трансформацій сигналу $r(t)$.

$$\Phi_o = [\Phi K^{-1}, O_{n \times v_1}, \dots, O_{n \times v_q}], \quad (3.7)$$

де матрична передаточна функція Φ описує взаємозв'язок між вектором на вході основного вимірювача та вихідним сигналом ідеальної системи.

З цього можна зробити висновок, що управляючий сигнал $u(t)$, вихідний сигнал $x(t)$ та бажані $i(t)$ сигнали системи задаються рівняннями.

$$u = G_o(\rho_o + \varphi_o), \quad (3.8)$$

$$x = P^{-1} M G_o(\rho_o + \varphi_o) + P^{-1} \psi, \quad (3.9)$$

$$i = \Phi_o \rho_o, \quad (3.10)$$

У $\rho_o = K_o r$ цих рівняннях помилка в системі, що визначається як відхилення реального сигналу $x(t)$ від бажаного, має дві складові: регулярну ε та випадкову ζ , що відповідають наступному

$$\varepsilon = (-\Phi_o + P^{-1} M G_o) \rho_o, \quad (3.11)$$

$$\zeta = P^{-1} M G_o \varphi_o + P^{-1} \psi. \quad (3.12)$$

Отже, з урахуванням результатів, наведених у [13], інтегральним показником ефективності роботи системи є сума певним чином зважених

інтегральної квадратичної помилки оцінювання регулярного сигналу (3.11) та дисперсії випадкової складової помилки (3.12).

$$I_o = \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \left\{ A \varepsilon \varepsilon_* + 2\pi \lambda^2 A S'_{\zeta\zeta} \right\} ds, \quad (3.13)$$

Де $\text{tr} \{ \}$ — оператор взяття сліду матриці; $*$ — позначення Ермітового спряження; A — вагова матриця, елементи якої визначають ваги окремих координат у загальному критерії якості; λ — коефіцієнт, що задає обмеження на дисперсію випадкової складової помилки; $S_{\zeta\zeta}$ — матриця спектральних щільностей вектора ζ ; $'$ — позначення транспонування.

З урахуванням припущень, задача синтезу оптимальної багатовимірної багатоканальної системи для комплексного оцінювання регулярних сигналів на фоні багатовимірних стаціонарних перешкод полягає у визначенні такої стійкої та фізично здійсненної матриці передаточних функцій оптимального фільтра G_o . Для цього потрібно, використовуючи відомі матриці M , P , K_o та Φ_o , що описують динаміку певної частини системи, спектр потужності регулярного сигналу $\rho_o \rho_{o*}$ та матриці спектральних щільностей збурень $S_{\psi\psi}'$ і шумів вимірювачів $S_{\varphi_o\varphi_o}'$, знайти таку матрицю G_o , при якій функціонал якості (3.13) буде мінімізовано.

Припустимо, що сигнали φ_o та ψ некорельовані. У такому випадку для вирішення поставленої задачі розглянемо окремо доданки підінтегрального виразу функціоналу (3.13).

$$A \varepsilon \varepsilon_* = A \left[\left(-\Phi_o + P^{-1} M G_o \right) \rho_o \rho_{o*} \left(-\Phi_{o*} + G_{o*} M_* P_*^{-1} \right) \right] = A \Phi_o \rho_o \rho_{o*} \Phi_{o*} - \\ - A \Phi_o \rho_o \rho_{o*} G_{o*} M_* P_*^{-1} - A P^{-1} M G_o \rho_o \rho_{o*} \Phi_{o*} + A P^{-1} M G_o \rho_o \rho_{o*} G_{o*} M_* P_*^{-1}; \quad (3.14)$$

$$2\pi \lambda^2 A S'_{\zeta\zeta} = 2\pi \lambda^2 A P^{-1} M G_o S'_{\varphi_o\varphi_o} G_{o*} M_* P_*^{-1} + 2\pi \lambda^2 A P^{-1} S'_{\psi\psi} P_*^{-1}. \quad (3.15)$$

Підставивши вирази (3.14) та (3.15) у функціонал якості (3.13), отримуємо наступне

$$\begin{aligned}
I_0 = \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ & A\Phi_0 \rho_0 \rho_{0*} \Phi_{0*} - A\Phi_0 \rho_0 \rho_{0*} G_{0*} M_* P_*^{-1} - \\
& - AP^{-1} M G_0 \rho_0 \rho_{0*} \Phi_{0*} + AP^{-1} M G_0 \rho_0 \rho_{0*} G_{0*} M_* P_*^{-1} + \\
& + 2\pi\lambda^2 AP^{-1} M G_0 S'_{\varphi_0 \varphi_0} G_{0*} M_* P_*^{-1} + 2\pi\lambda^2 AP^{-1} S'_{\psi\psi} P_*^{-1} \} ds.
\end{aligned} \tag{3.16}$$

Мінімізація функціоналу (3.16) була здійснена за допомогою методу Вінера-Колмогорова. В рамках цього методу була обчислена перша варіація функціоналу (3.16)

$$\begin{aligned}
\delta I_0 = \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ & \delta G_{0*} [-M_* P_*^{-1} A\Phi_0 \rho_0 \rho_{0*} + M_* P_*^{-1} AP^{-1} M G_0 \rho_0 \rho_{0*} + \\
& + 2\pi\lambda^2 M_* P_*^{-1} AP^{-1} M G_0 S'_{\varphi_0 \varphi_0}] + [-\rho_0 \rho_{0*} \Phi_{0*} AP^{-1} M + \\
& + \rho_0 \rho_{0*} G_{0*} M_* P_*^{-1} AP^{-1} M + 2\pi\lambda^2 S'_{\varphi_0 \varphi_0} G_{0*} M_* P_*^{-1} AP^{-1} M] \delta G_0 \} ds,
\end{aligned} \tag{3.17}$$

де – варіація функції δG_0 , яка є аналітичною лише в правій півплощині комплексної змінної G_0 .

Введемо позначення:

$$\Gamma_* \Gamma = M_* P_*^{-1} AP^{-1} M; \tag{3.18}$$

$$DD_* = \rho_0 \rho_{0*} + 2\pi\lambda^2 S'_{\varphi_0 \varphi_0}, \tag{3.19}$$

$$N = N_0 + N_+ + N_- = \Gamma_*^{-1} M_* P_*^{-1} A\Phi_0 \rho_0 \rho_{0*} D_*^{-1}, \tag{3.20}$$

де Γ і D — матриці, отримані в результаті факторизації відповідних виразів, які є аналітичними тільки в правій півплощині (ППП) комплексної змінної s ; Γ_* і D_* — матриці, які є аналітичними тільки в лівій півплощині (ЛПП); N_0 — матриця, отримана після сепарації виразу (3.20), елементи якої є поліномами від аргументу s ; N_+ — матриця, елементи якої є правильними дробами від (s) , що мають полюси лише в ЛПП; N_- — матриця, елементи якої є правильними дробами від s , що мають полюси тільки в ППП.

З врахуванням виразів (3.18-3.20) варіація (3.17) набуває наступного вигляду:

$$\begin{aligned}
\delta I_0 = \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ & \delta G_{0*} \Gamma_* [\Gamma G_0 D - (N_0 + N_+ + N_-)] D_* + \\
& + D [D_* G_{0*} \Gamma_* - (N_0 + N_+ + N_-)_*] \Gamma \delta G_0 \} ds.
\end{aligned} \tag{3.21}$$

Таким чином, умова, за якої варіація (3.21) є тотожно нульовою, визначається наступним чином:

$$G_0 = \Gamma^{-1}(N_0 + N_+)D^{-1}. \quad (3.22)$$

Вирази (3.18)-(3.20) та (3.22) формулюють алгоритм розв'язання задачі синтезу оптимальної багатовимірної системи для комплексного оцінювання регулярних сигналів на фоні багатовимірних стаціонарних перешкод.

3.2. Синтез оптимального багатовимірного стаціонарного фільтра для виділення корисних даних при динамічному зважуванні автомобілів

Задача синтезу полягає в отриманні набору оптимальних фільтрів G_o для різних значень вагового коефіцієнта λ . Кількість тензодатчиків була обрана рівною 4, тому кількість додаткових вимірювачів $q = 3$.

Оскільки система передачі даних передає інформацію в цифровому вигляді і не змінює динаміку сигналів, можна припустити, що поліноми в рівнянні (3.1) залишаються незмінними

$$M(s) = P(s) = 1, \quad (3.23)$$

Оскільки помилки, що виникають через аналого-цифрове перетворення, є незначними, можна припустити, що спектральна щільність збурень залишатиметься майже незмінною

$$S_{\psi\psi} = 0. \quad (3.24)$$

Для зменшення порядку передаточних функцій, отриманих під час синтезу фільтрів, було проведено редукцію моделей як корисного регулярного сигналу (2.7), так і випадкових перешкод, що супроводжують вимірювання (2.11). Внаслідок цього спрощення модель корисного сигналу набула наступного вигляду:

$$S_{X_p X_p} = \frac{\sigma_r^2}{\pi} \cdot \left| \frac{1}{(T_1^2 \cdot s^2 + 2 \cdot \xi_1 \cdot T_1 \cdot s + 1)} \right|^2, \text{ кг}^2 \cdot \text{с/рад}, \quad (3.25)$$

Для розрахунків було використано такі параметри: $\sigma_r = 300$ кг, $T_1 = 0,083$ с, $\xi_1 = 0,9$, а модель випадкових перешкод мала такий вигляд:

$$S_{X_A X_A} = \frac{0.1^2}{\pi} \cdot \left| \frac{(0.028^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.771 \cdot 0.028 \cdot s + 1)(0.00025 \cdot s + 1)}{(0.005^2 \cdot s^2 + 2 \cdot 0.25 \cdot 0.005 \cdot s + 1)(0.002 \cdot s + 1)} \right|^2, \text{ кг}^2 \cdot \text{с/рад}. \quad (3.26)$$

Оскільки шум (3.24) впливає на вхід вимірювачів, для застосування алгоритму синтезу (3.22) потрібно передати цей шум на вихід тензодатчика. Згідно з теоремою Вінера-Хінчина [14], спектральну щільність загального випадкового сигналу, що впливає на систему, можна виразити наступним чином:

$$S_{\varphi_0 \varphi_0} = K_0 \cdot S_{X_A X_A} \cdot K_0^* + S_{X_{Td} X_{Td}} \cdot E_{q+1}, \quad (3.27)$$

де K_0 – матриця передаточних функцій вимірювачів (3.4); E_{q+1} – одинична матриця розміру $q+1$.

Для розрахунків були обрані наступні значення вагового коефіцієнта λ , що накладає обмеження на дисперсію випадкової складової помилки: $\lambda = 0,1; 0,5; 1; 5; 10; 20; 50; 100; 200; 500; 1000$.

Оскільки основна потужність як корисного сигналу, так і випадкових перешкод зосереджена в діапазоні низьких частот, а постійна часу тензодатчика $\tau \approx 0.001$ с, передаточну функцію вимірювача можна представити як пропорційну ланку. Оскільки моделі корисного сигналу (3.25) та випадкових перешкод (3.26) приведені до значень маси, було зроблено припущення, що елемент K на структурній схемі (рис. 3.1) включає тензодатчик разом з підсилювачем, а навантаження розподіляється між чотирма датчиками. Тому вектор K_0 має наступне значення:

$$K_0 = [1/4, 1/4, 1/4, 1/4]'. \quad (3.28)$$

Інші параметри, необхідні для розрахунків, будемо вважати наступними:

$$\Phi_0 = [4, 0]; A = 1; \lambda = 1. \quad (3.29)$$

Матриці для корисного сигналу та випадкових перешкод будуть мати такий вигляд:

$$\rho_0 \rho_{0*} = \left| \frac{6043.6}{(s^2 + 21.6s + 144)} \right|^2 \times \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.30)$$

$$S_{\varphi_0 \varphi_0} = \begin{bmatrix} S_1 & S_2 & S_2 & S_2 \\ S_2 & S_1 & S_2 & S_2 \\ S_2 & S_2 & S_1 & S_2 \\ S_2 & S_2 & S_2 & S_1 \end{bmatrix}, \quad (3.31)$$

де

$$S_1 = \left| \frac{0.0684(s + 3142)(s^2 + 91s + 4225)}{(s + 500)(s^2 + 100s + 4e004)} \right|^2;$$

$$S_2 = \left| \frac{0.053(s + 4042)(s^2 + 55.12s + 1279)}{(s + 500)(s^2 + 100s + 4e004)} \right|^2.$$

Після підстановки вхідних даних (3.23, 3.24, 3.28-3.31) в алгоритм (3.18-3.20, 3.22) були отримані такі результати:

$$DD_* = \begin{bmatrix} \Delta_1 & \Delta_2 & \Delta_2 & \Delta_2 \\ \Delta_2 & \Delta_1 & \Delta_2 & \Delta_2 \\ \Delta_2 & \Delta_2 & \Delta_1 & \Delta_2 \\ \Delta_2 & \Delta_2 & \Delta_2 & \Delta_1 \end{bmatrix}; \quad (3.32)$$

де

$$\Delta_1 = \left| \frac{0.1715(s + 3142)(s^2 + 232.3s + 1.672e004)(s^2 + 80.25s + 1.342e004)}{(s + 500)(s^2 + 21.6s + 144)(s^2 + 100s + 4e004)} \right|^2;$$

$$\Delta_2 = \left| \frac{0.1328(s + 4042)(s^2 + 234.5s + 1.684e004)(s^2 + 78.73s + 1.337e004)}{(s + 500)(s^2 + 21.6s + 144)(s^2 + 100s + 4e004)} \right|^2.$$

$$D = \begin{bmatrix} \Delta & -0.0768 & -0.0443 & -0.0313 \\ \Delta & 0.0768 & 0.0443 & -0.0313 \\ \Delta & 0 & 0.0886 & -0.0313 \\ \Delta & 0 & 0 & 0.0939 \end{bmatrix}; \quad (3.33)$$

де

$$\Delta = \frac{0.1435(s + 3745)(s^2 + 234s + 1.681e004)(s^2 + 79.11s + 1.338e004)}{(s + 500)(s^2 + 21.6s + 144)(s^2 + 100s + 4e004)}.$$

$$D^{-1} = \begin{bmatrix} \delta & \delta & \delta & \delta \\ -6.515 & 6.515 & 0 & 0 \\ -3.761 & -3.761 & 7.523 & 0 \\ -2.659 & -2.659 & -2.659 & 7.979 \end{bmatrix}; \quad (3.34)$$

де

$$\delta = \frac{1.7424(s + 500)(s^2 + 21.6s + 144)(s^2 + 100s + 4e004)}{(s + 3745)(s^2 + 234s + 1.681e004)(s^2 + 79.11s + 1.338e004)}.$$

$$\Gamma_* \Gamma = 1; \quad (3.35)$$

$$\Gamma = 1; \Gamma_* = 1; \quad (3.36)$$

$$N = [\eta \quad 0 \quad 0 \quad 0], \quad (3.37)$$

$$\text{де } \eta = \frac{1018256833 \cdot (s - 500) (s^2 - 100s + 4e004)}{(s^2 + 21.6s + 144)(s - 3745)(s^2 - 234s + 1.681e004)(s^2 - 79.11s + 1.338e004)}.$$

$$N_0 + N_+ = \begin{bmatrix} \frac{316.658(s + 75.1)}{(s^2 + 21.6s + 144)} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.38)$$

$$G_0 = \frac{551.742 (s + 500) (s + 75.1) (s^2 + 100s + 4e004)}{(s^2 + 234s + 1.681e004) (s^2 + 79.11s + 1.338e004) (s + 3745)} \times [1 \ 1 \ 1 \ 1]. \quad (3.39)$$

Синтез оптимальних фільтрів G_o для різних значень λ показав, що структура фільтра залишається незмінною, а змінюються лише окремі параметри:

$$G_0 = \frac{K(T_1s+1)(T_2s+1)(T_3^2s^2+2\xi_3T_3s+1)}{(T_4^2s^2+2\xi_4T_4s+1)(T_5^2s^2+2\xi_5T_5s+1)(T_6s+1)} \times [1 \ 1 \ 1 \ 1], \quad (3.40)$$

Параметри $T_1 = 0.002$ с, $T_3 = 0.005$ с, $\xi_3 = 0.25$, $T_6 = 2.67 \times 10^{-4}$ с залишаються незмінними і не залежать від λ , в той час як залежність інших параметрів від вагового коефіцієнта представлена в таблиці 3.1 і проілюстрована на рисунках 3.2-3.4.

Таблиця 3.1 – Вплив вагового коефіцієнта λ на параметри оптимального одномірного фільтра

λ	K	T_2	T_4	ξ_4	T_5	ξ_5
0.1	0.9980	0.0050	0.0039	0.8615	0.0057	0.2718
0.5	0.9901	0.0106	0.0065	0.8937	0.0076	0.3209
1	0.9834	0.0134	0.0077	0.8984	0.0086	0.3464
5	0.9548	0.0209	0.0122	0.9121	0.0127	0.3639
10	0.9339	0.0245	0.0147	0.9127	0.0150	0.3732
20	0.9053	0.0284	0.0176	0.9106	0.0178	0.3847
50	0.8502	0.0339	0.0223	0.9009	0.0221	0.4122
100	0.7877	0.0384	0.0269	0.8823	0.0259	0.4561
200	0.6940	0.0431	0.0333	0.8394	0.0294	0.5444
500	0.4886	0.0490	0.0515	0.8049	0.0290	0.6407
1000	0.2765	0.0524	0.0670	0.8431	0.0287	0.6480

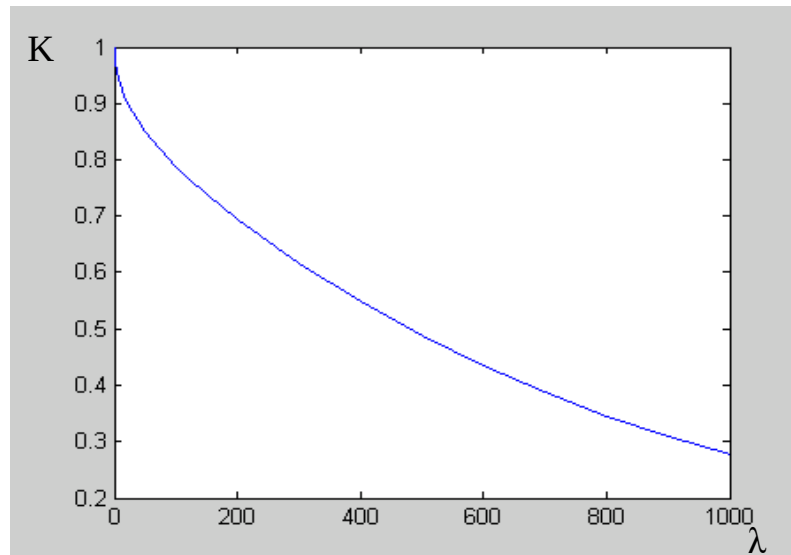


Рисунок 3.2 – Залежність коефіцієнта K від значення вагового коефіцієнта λ

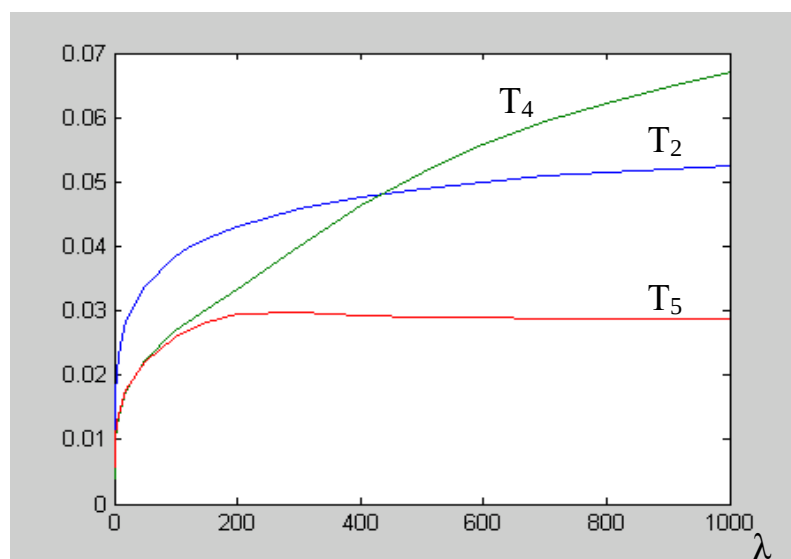


Рисунок 3.3 – Залежність постійних часу T_2 , T_4 , T_5 від значення вагового коефіцієнта λ

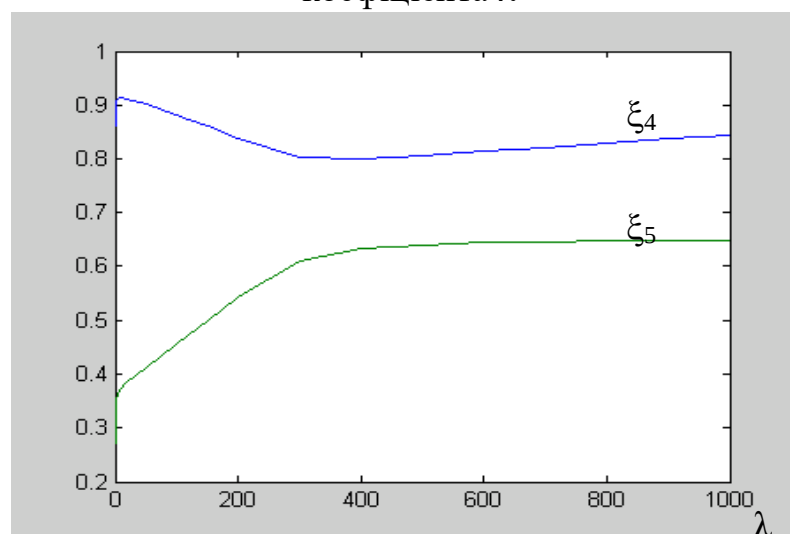


Рисунок 3.4 – Залежність коефіцієнтів демпфування ξ_4 , ξ_5 від значення вагового коефіцієнта λ

Аналіз графіків показує, що параметри K , T_2 , T_4 , ξ_4 , T_5 , ξ_5 змінюються монотонно в межах обраного діапазону значень λ .

Також була виконана апроксимація залежностей параметрів оптимального фільтра від вагового коефіцієнта λ з використанням пакету Curve Fitting Tool у середовищі Matlab. Одержані аналітичні вирази та середньоквадратичне відхилення помилки апроксимації σ наведені в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Апроксимація залежностей параметрів оптимального одномірного фільтра від вагового коефіцієнта λ .

Параметр	Аналітичний вираз	Середньоквадратичне відхилення помилки σ
K	$K(\lambda) = \frac{-0.409\lambda^2 + 987.9\lambda + 12216}{\lambda^2 + 1132\lambda + 12240}$	0.0022
T_2	$T_2(\lambda) = \frac{0.055\lambda^2 + 2.667\lambda + 0.1439}{\lambda^2 + 112.9\lambda + 94.9}$	0.0007
T_4	$T_4(\lambda) = \frac{0.1103\lambda^2 + 13.81\lambda + 3.082}{\lambda^2 + 842.3\lambda + 1362}$	0.0009
ξ_4	$\xi_4(\lambda) = \frac{0.8901\lambda^3 - 356.4\lambda^2 + 110026\lambda + 34547}{\lambda^3 - 355.7\lambda^2 + 119821\lambda + 40612}$	0.0024
T_5	$T_5(\lambda) = \frac{0.03\lambda^2 + 0.181\lambda + 0.0006}{\lambda^2 + 22.18\lambda + 0.7541}$	0.0008
ξ_5	$\xi_5(\lambda) = \frac{0.6361\lambda^3 + 15.13\lambda^2 + 20142\lambda + 5866}{\lambda^3 - 20.23\lambda^2 + 52663\lambda + 23497}$	0.0034

Отже, в процесі синтезу були отримані: набір оптимальних фільтрів для різних значень вагового коефіцієнта λ та аналітичні вирази залежностей параметрів оптимальних фільтрів від цього коефіцієнта. Для вибору фільтра, який забезпечує найкращі результати, необхідно здійснити аналіз якості виділення регулярного сигналу.

3.3. Аналіз ефективності оптимальної багатовимірної комплексної системи виділення корисної інформації при динамічному зважуванні автомобілів.

Для вибору найкращого фільтра з набору оптимальних комплексних фільтрів, отриманих у попередньому підрозділі, необхідно оцінити загальну якість системи оцінювання маси автомобіля, тобто в комбінації з нейронною мережею. Однак для цього потрібно пройти всі етапи побудови нейронної мережі (формування масиву для навчання та тестування, навчання та тестування НМ) для кожного варіанту оптимального фільтра. Оскільки цей процес є довготривалим, було запропоновано провести попередній аналіз якості виділення корисної інформації на фоні випадкових перешкод, щоб зменшити кількість фільтрів, на основі яких будуть створюватися нейронні мережі в подальшому.

Оскільки проектувана система є динамічною і функціонує в умовах стохастичних процесів, відповідно до [13], для оцінки її якості доцільно використовувати два ключових показники: інтегральну квадратичну помилку оцінки регулярного сигналу (3.11) та дисперсію випадкової складової помилки (3.12).

$$I_1 = \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ \varepsilon \varepsilon_* \} ds =$$

$$= \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ (-\Phi_0 + P^{-1} M G_0) \rho_0 \rho_{0*} (-\Phi_{0*} + G_{0*} M_* P_*^{-1}) \} ds;$$
(3.41)

$$I_2 = \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ 2\pi S_{\zeta\zeta}' \} ds =$$

$$= \frac{1}{2\pi j} \int_{-j\infty}^{j\infty} \text{tr} \{ 2\pi P^{-1} M G_0 S_{\varphi_0 \varphi_0}' G_{0*} M_* P_*^{-1} + 2\pi P^{-1} S_{\psi\psi}' P_*^{-1} \} ds.$$
(3.42)

Розрахунок цих показників якості здійснювався в середовищі Matlab з використанням функції norm.

Для розрахунку показників якості були використані дані, отримані в процесі синтезу (3.23, 3.24, 3.28-3.31), а також фільтри (3.40) з параметрами, наведеними в таблиці 3.1 для різних значень λ . Результати обчислень представлені в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Вплив вагового коефіцієнта λ на показники якості

λ	0.1	0.5	1	5	10	20	50	100	200	500	1000
$I_{1, \text{кг}^2}$	11.046	164.41	372.79	1763.6	3185.7	5684.2	12508	23416	42855	74420	87720
$I_{2, \text{кг}^2}$	3470.5	769.65	351.27	52.059	23.143	10.486	3.591	1.399	0.404	0.035	0.003

Як показано в таблиці 3.3, з ростом λ інтегральна квадратична помилка оцінки регулярного сигналу зростає, а дисперсія випадкової складової помилки зменшується, що відповідає очікуваним результатам. Ці результати також відображені на рисунках 3.5 та 3.6.

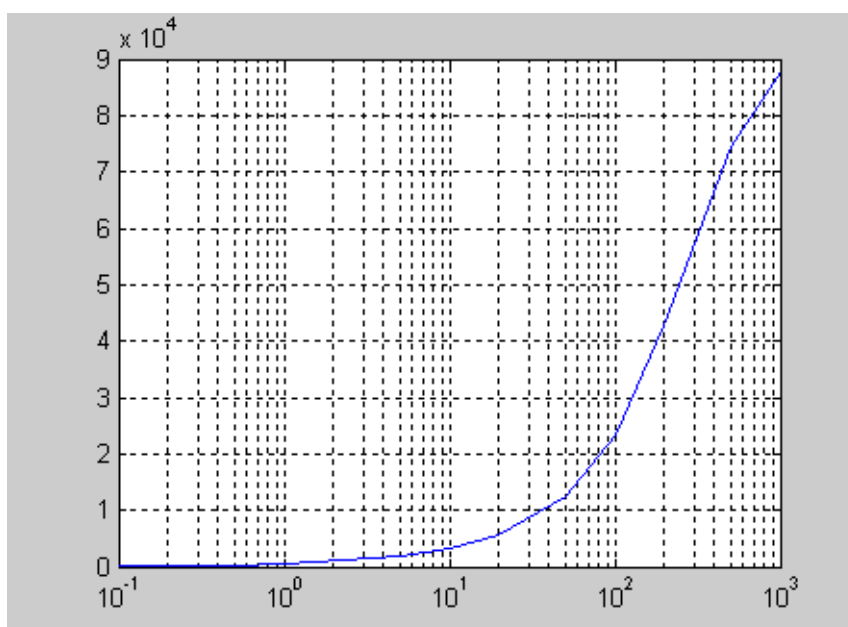


Рисунок 3.5 – Залежність інтегральної квадратичної помилки оцінки регулярного сигналу від значення вагового коефіцієнта λ

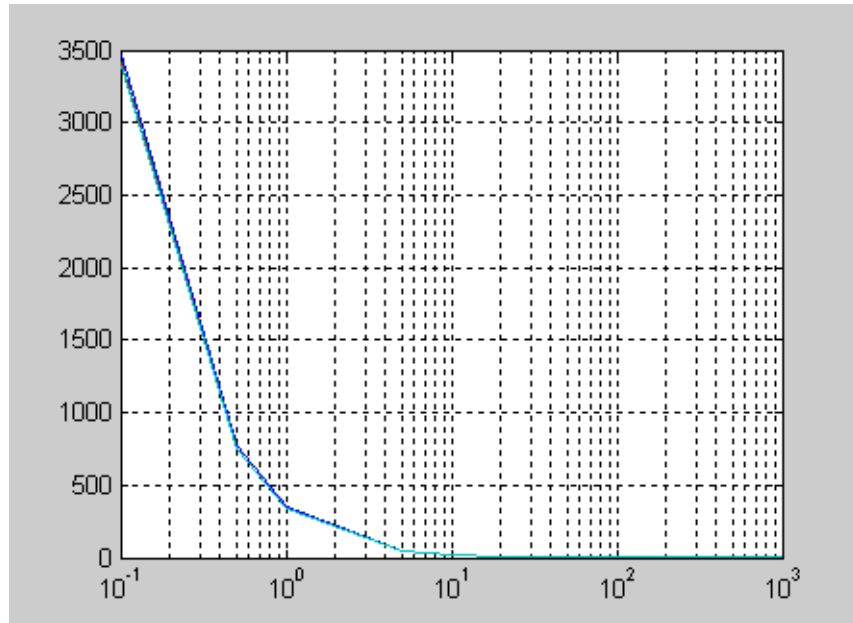


Рисунок 3.6 – Залежність дисперсії випадкової частини помилки від значення вагового коефіцієнта λ

Після аналізу отриманих результатів можна зробити висновок, що для значень $\lambda = 0.1; 0.5; 1$ дисперсія випадкової складової помилки є досить високою, тому оптимальні фільтри для цих значень не будуть враховуватись у подальшому аналізі. Оскільки навчання нейронної мережі буде здійснюватися на масивах даних, отриманих за допомогою цих фільтрів, то незначне спотворення регулярного сигналу не повинно суттєво вплинути на точність нейронної мережі. Проте для значень $\lambda = 500; 1000$ регулярний сигнал зазнає значного спотворення, тому ці фільтри також не будуть використовуватись в подальшому. Таким чином, набір оптимальних фільтрів, з якими буде проводитись аналіз роботи комплексної системи оцінювання маси автомобіля при динамічному зважуванні, скорочується. Однак за результатами лише цих показників якості неможливо визначити один фільтр, який дасть найкращий результат.

3.4. Оцінка ефективності роботи інтелектуальної комплексної системи для визначення маси автомобіля при динамічному зважуванні

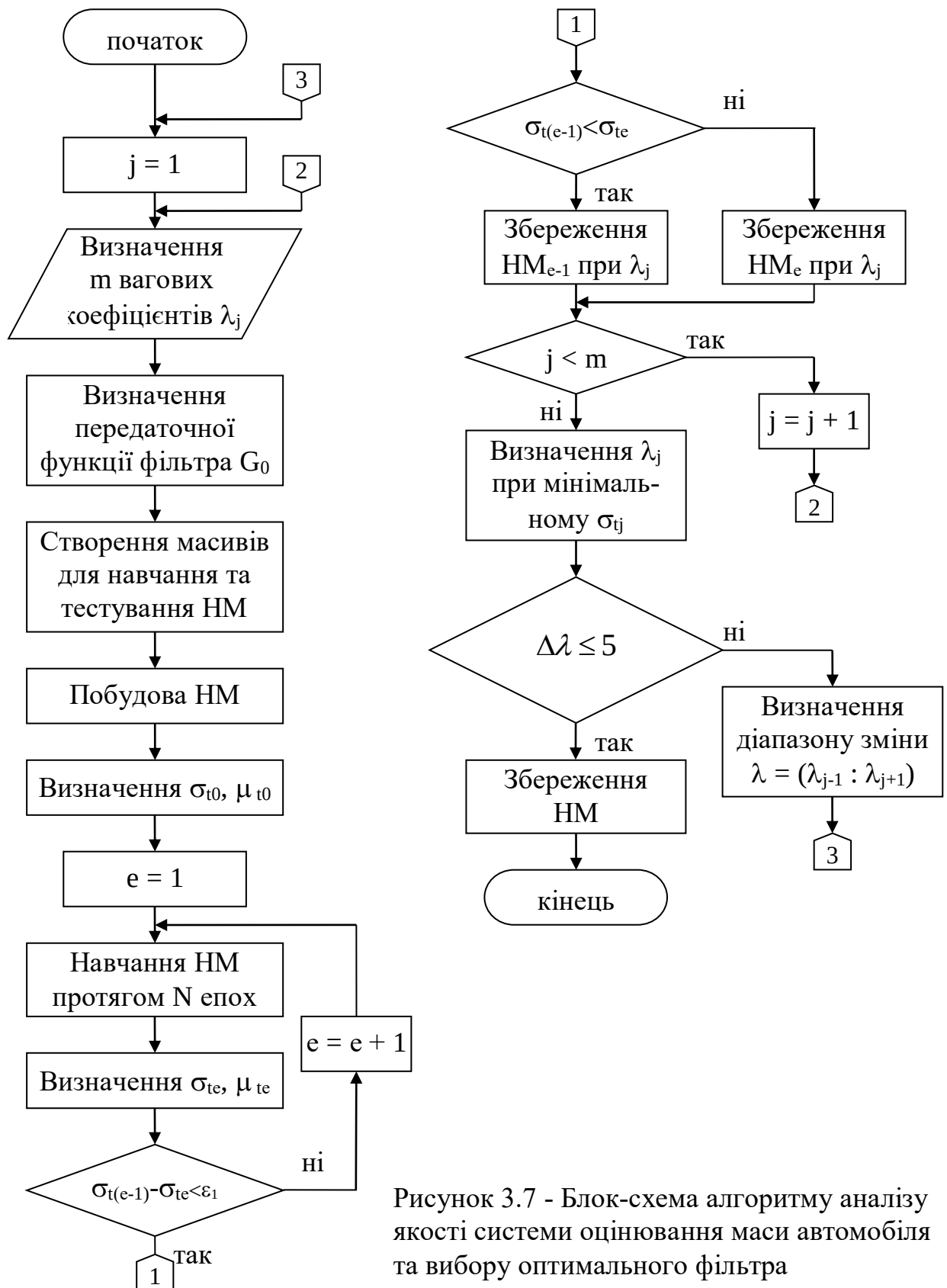
Метою цього аналізу якості є визначення параметрів оптимального фільтра, який, у комбінації з нейронною мережею, забезпечить найкращу точність оцінки маси автомобіля під час динамічного зважування.

Основним критерієм оцінки якості роботи інтелектуальної комплексної системи для зважування автомобіля в русі є відносна погрішність вимірювань. Для аналізу використовуються показники середньоквадратичного відхилення та математичного сподівання відносної похибки маси.

Для аналізу якості необхідно пройти всі етапи побудови нейронної мережі з попередньою оптимальною фільтрацією сигналу, використовуючи комплексні фільтри, отримані в результаті синтезу. Згідно з дослідженнями, представленими в розділі 2, найкращі результати досягаються при навчанні мережі на зашумлених сигналах. Однак при цьому виникає проблема перенавчання, оскільки нейронна мережа може почати адаптуватися до випадкових шумових компонентів сигналу. Тому важливо постійно оцінювати якість роботи мережі на тестовому наборі даних, щоб визначити оптимальний момент для зупинки навчання.

Для оцінки якості системи та вибору найбільш ефективного фільтра, який забезпечував би найкращі результати оцінювання маси, був розроблений відповідний алгоритм, блок-схема якого представлена на рисунку 3.7.

Розглянемо роботу цього алгоритму. У розділі 3.3 було визначено набір значень вагового коефіцієнта $\lambda = 5, 10, 20, 50, 100, 200$, для яких здійснюватиметься аналіз якості. Почнемо з першого значення $\lambda = 5$, для якого обчислюємо передаточну функцію одновимірного оптимального фільтра G_0 (3.40) з параметрами, наведеними в таблиці 3.1.



Для створення масиву даних для навчання нейронної мережі необхідно виконати наступні кроки. Як показано на рисунку 3.8, за допомогою моделі, зображеної на рисунку 2.1, формуються регулярні сигнали, що являють собою суму статичного та динамічного навантаження $r(t)$, а також значення маси осі автомобіля M , яке відповідає кожному сигналу. Далі, використовуючи формуючий фільтр (2.12), генерується сигнал шуму $\varphi(t)$, який додається до регулярного сигналу. Утворений сумарний сигнал $x(t)$ пропускається через оптимальний фільтр G_0 , в результаті чого отримуємо сигнал $u(t)$. З цього сигналу вибираються 15 точок з інтервалом $T = 0.02$ с. Отримані значення нормуються до діапазону $(0...1)$ шляхом ділення на 10000. Створений вектор $P(n)$ подається на вхід нейронної мережі. Цю процедуру повторюють $N = 2000$ разів, утворюючи масив даних для навчання, що містить вхідні вектори та еталонні значення маси осі автомобіля.

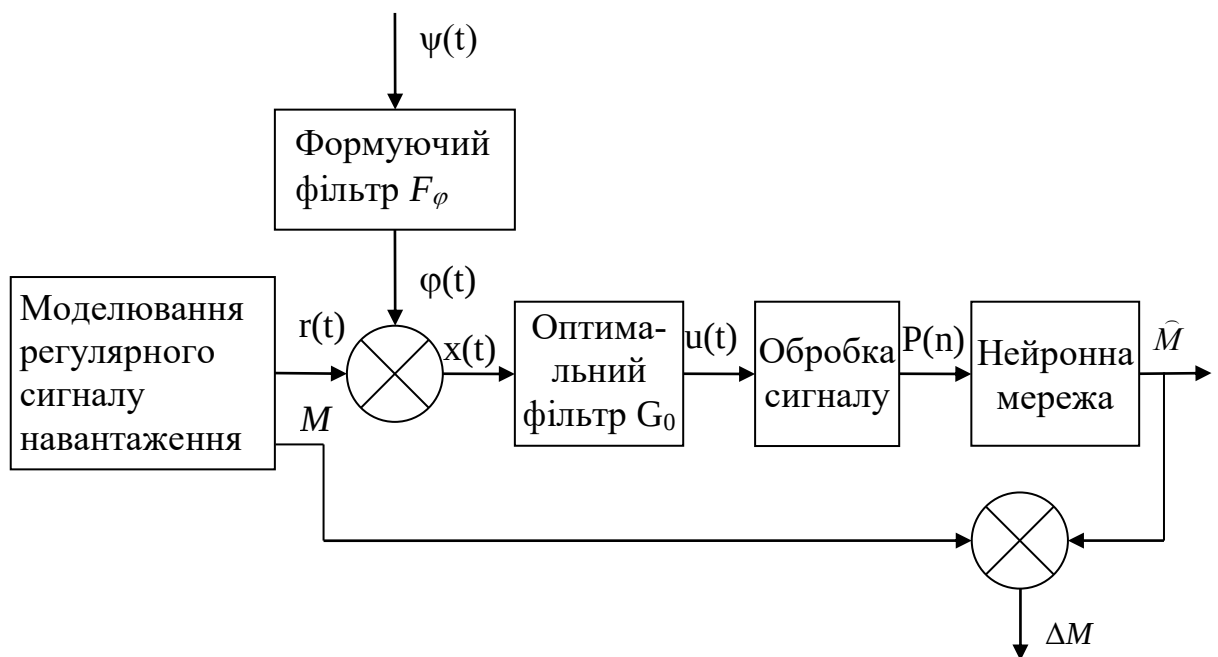


Рисунок 3.8 – Структурна схема аналізу якості роботи нейронної мережі в поєднанні з оптимальним фільтром, де $r(t)$ – регулярна складова сигналу навантаження, отримана за допомогою моделі (рис. 2.1); $\psi(t)$ – „білий” шум; $\varphi(t)$ – сформований шум з спектральною щільністю (2.10); $x(t)$ – сумарний сигнал навантаження; $u(t)$ – сигнал, оброблений оптимальним фільтром; $P(n)$ – сформований вектор для подачі на вхід нейронної мережі; $\hat{M}$ – оцінка маси.

Для контролю процесу навчання нейронної мережі та виявлення можливого перенавчання створюється тестовий масив даних за тією ж процедурою, що і для навчального масиву.

На основі результатів вибору структури нейронної мережі, виконаного в розділі 2, для аналізу якості була обрана структура "net15r_20l_1l". Це означає, що в мережі 15 нейронів у вхідному шарі з радіально-базисною функцією активації, 20 нейронів у прихованому шарі з сигмоїдною функцією активації та 1 нейрон у вихідному шарі з сигмоїдною функцією. Для цієї нейронної мережі навчання проводилося за методом Левенберга-Марквардта.

Для створеної нейронної мережі проводиться тестування з метою визначення початкових значень математичного сподівання μ_{t0} та середньоквадратичного відхилення σ_{t0} відносної похибки між розрахованим і еталонним значенням маси по всьому тестовому масиву. Після цього розпочинається навчання мережі. Оскільки цей процес є довготривалим, перевірка показників якості не проводиться після кожної епохи навчання. Контроль якості здійснюється після кожних $N = 100$ епох. Якщо під час навчання середньоквадратичне відхилення σ_t перестає суттєво зменшуватися або починає збільшуватися тобто $\sigma_{t(e-1)} - \sigma_{te} < \varepsilon_1$, навчання припиняється, а структура та параметри нейронної мережі зберігаються, якщо $\sigma_{t(e-1)} > \sigma_{te}$, або попередня модель зберігається, якщо σ_t починає зростати. Параметр $\varepsilon_1 = 0.001$ % було обрано з огляду на те, що середньоквадратичне відхилення σ_t є показником відносної похибки вимірювань, і якщо після 100 епох його зміна не перевищує 0.001 %, подальше навчання вважається недоцільним.

Результати тестування нейронної мережі з оптимальним фільтром при значенні $(\lambda = 5)$ в процесі навчання для аналізу явища перенавчання наведені в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Аналіз явища перенавчання для нейронної мережі при $\lambda = 5$

Кількість епох	100	200	300	400	500	600
σ_t , %	0.3884	0.3037	0.2988	0.2911	0.2844	0.3245
μ_t , %	-0.0053	-0.0158	-0.0136	-0.0117	-0.011	-0.0124

Як показано в таблиці 3.4, після 500 епох досягається мінімальне значення середньоквадратичного відхилення $\sigma_t = 0.2844$, а подальше навчання призводить до погіршення результатів. Це зумовлено тим, що нейронна мережа починає адаптуватися до навчального масиву, втрачаючи здатність до узагальнення.

Згідно з цим алгоритмом, був проведений аналіз якості роботи комплексної системи оцінювання маси автомобіля під час зважування в русі для оптимальних фільтрів при інших значеннях $\lambda = 10; 20; 50; 100; 200$.

Таблиця 3.5 – Результати оцінки якості

λ	5	10	20	50	100	200
Кількість епох	500	400	600	700	700	500
σ_t , %	0.2844	0.2273	0.1824	0.1401	0.1316	0.2204
μ_t , %	-0.011	-0.0134	-0.0087	0.0059	0.0044	0.0092

Проаналізувавши дані таблиці 3.5, можна зробити висновок, що найкращий результат досягається при значенні вагового коефіцієнта $\lambda = 100$. Для визначення оптимального значення λ , при якому досягається найкраща точність оцінювання маси, можна застосувати методи пошуку мінімуму на основі видалення інтервалів [32], якщо припустити, що залежність σ_t від λ є унімодальною. Серед цих методів варто відзначити метод ділення інтервалу пополам та метод золотого перерізу, кожен з яких має свої переваги та недоліки. Для цієї задачі було використано метод ділення інтервалу пополам. За цим методом на кожному кроці ітерації діапазон пошуку λ зменшується вдвічі. Цей метод також інколи називають трьохточковим пошуком на рівних інтервалах, оскільки він полягає у виборі трьох пробних точок, рівномірно розподілених по інтервалу пошуку. Пошук оптимального значення припиняється, коли інтервал досягає заданої мінімальної величини.

$$\Delta\lambda \leq 5. \quad (3.43)$$

Згідно з даними таблиці 3.5, початковий інтервал пошуку для λ вибираємо в межах $\lambda = 50 \dots 200$. Введемо нові значення вагового коефіцієнта $\lambda = 87.5, 125, 162.5$. Для обчислення передаточних функцій оптимальних фільтрів G_0 при цих значеннях λ будемо використовувати аналітичні вирази для апроксимації залежності параметрів оптимального одномірного фільтра від вагового коефіцієнта, наведені в таблиці 3.2.

Отже, використовуючи отримані фільтри, проведемо етапи побудови нейронних мереж та визначимо показники якості для нових значень λ , представлених у таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Результати оцінки якості

λ	50	87.5	125	162.5	200
Кількість епох	700	800	800	800	500
σ_t , %	0.1401	0.1214	0.1534	0.1857	0.2204
μ_t , %	0.0059	0.0078	0.0078	-0.0037	0.0092

Проаналізувавши дані таблиці 3.6, можна зробити висновок, що найкращий результат досягається при значенні $\lambda = 87.5$. Оскільки умова (3.43) не виконується, необхідно провести подальше дослідження для значень у діапазоні $\lambda = 50 \dots 125$. Далі здійснюється наступний крок ітерації за тим же методом.

На п'ятому кроці ітерації інтервал зменшується до $\Delta\lambda = 4.6875$, а мінімум досягається при значенні $\lambda \approx 83$. Графічне зображення пошуку мінімуму представлено на рисунку 3.9.

Отже, найкращий результат досягається з оптимальним фільтром при значенні $\lambda = 83$, і відповідні показники якості мають такі значення: математичне сподівання відносної похибки $\mu_t = -0.0053 \%$, середньоквадратичне відхилення відносної похибки $\sigma_t = 0.1026 \%$.

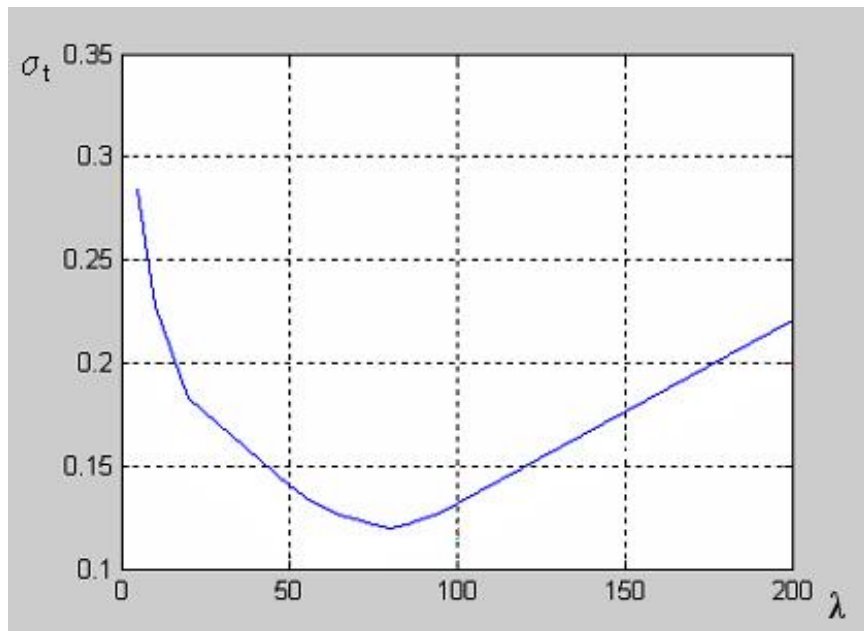


Рисунок 3.9 – Залежність середньоквадратичного відхилення σ_t відносної похибки вимірювань від λ .

Для подальших досліджень обирається нейронна мережа, яка була навчена з використанням попередньої обробки сигналу за допомогою комплексного оптимального багатомірного фільтра G_0 (3.44) при значенні вагового коефіцієнта $\lambda = 83$ та за участю чотирьох тензодатчиків у вагоприймальній платформі.

$$G_0 = \frac{K(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)(T_3^2 s^2 + 2\xi_3 T_3 s + 1)}{(T_4^2 s^2 + 2\xi_4 T_4 s + 1)(T_5^2 s^2 + 2\xi_5 T_5 s + 1)(T_6 s + 1)} \times [1 \ 1 \ 1 \ 1], \quad (3.44)$$

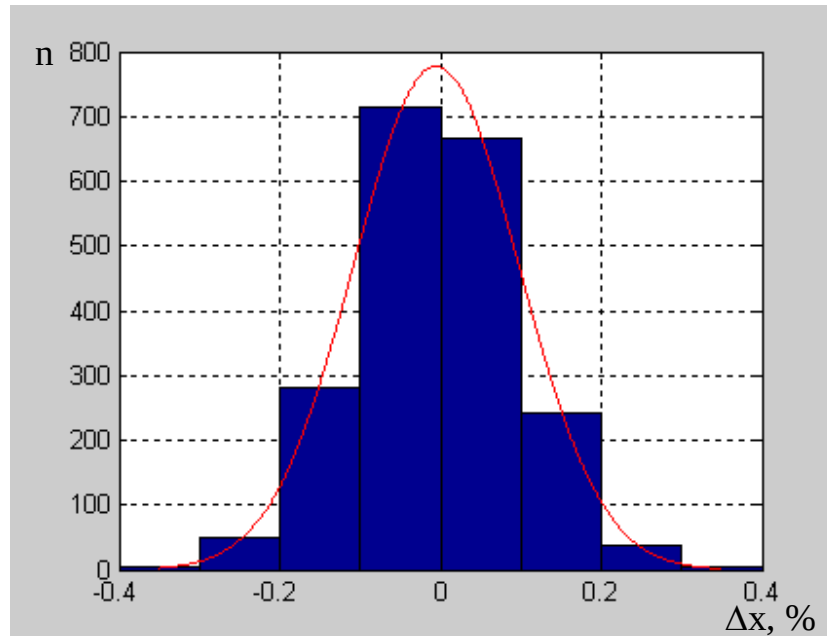
де $K = 0.8359$; $T_1 = 0.002$ с; $T_2 = 0.0347$ с; $T_3 = 0.005$ с; $T_4 = 0.0232$ с; $T_5 = 0.023$ с; $T_6 = 2.67 \times 10^{-4}$ с; $\xi_3 = 0.25$; $\xi_4 = 0.8972$; $\xi_5 = 0.421$.

Дослідження статистичних характеристик якості роботи обраної нейронної мережі дало такі результати: для відносної похибки, як зазначалося раніше, $\mu_t = -0.0053 \%$, $\sigma_t = 0.1026 \%$, при цьому розподіл (рис. 3.10) є

близьким до нормального $f_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 0.1026} e^{\frac{-(x-0.0035)^2}{2 \cdot 0.1026^2}}$ за критерієм χ^2 для рівня

значимості $\alpha = 0,05$; для абсолютної похибки $\mu_t = 0.132$ кг, $\sigma_t = 6.136$ кг і закон

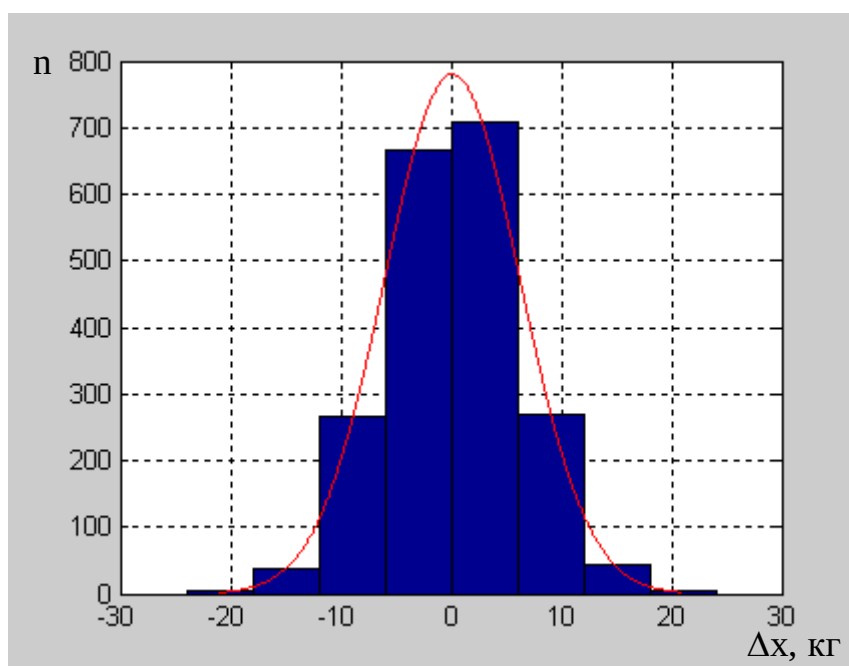
розподілу (рис. 3.11) також близький до нормального $f_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 6.136} e^{\frac{-(x-0.132)^2}{2 \cdot 6.136^2}}$



за χ^2 – критерієм для рівня значимості $\alpha = 0,05$.

Рисунок 3.10 – Гістограма експериментальних даних та графік теоретичного закону розподілу відносних похибок при тестуванні нейронної мережі

Рисунок 3.11 – Гістограма експериментальних даних та графік теоретичного закону розподілу абсолютних похибок при тестуванні нейронної мережі



4 Практична реалізація інтелектуальної системи для динамічного зважування автомобілів

Останнім часом, у зв'язку з активним розвитком технологій виробництва технічних засобів для автоматизації, як вітчизняні, так і закордонні компанії пропонують широкий асортимент обладнання та елементної бази для реалізації різноманітних пристроїв. Основний напрямок розвитку технологій орієнтований на підвищення якості роботи та зменшення розмірів обладнання. Це дозволяє розробляти нові та удосконалювати існуючі вимірювальні пристрої та системи обробки інформації, досягаючи нових рівнів точності.

На основі досліджень, проведених у попередніх розділах, для практичної реалізації інтелектуальної системи динамічного зважування автомобілів була розроблена функціональна схема (рис. 4.1).

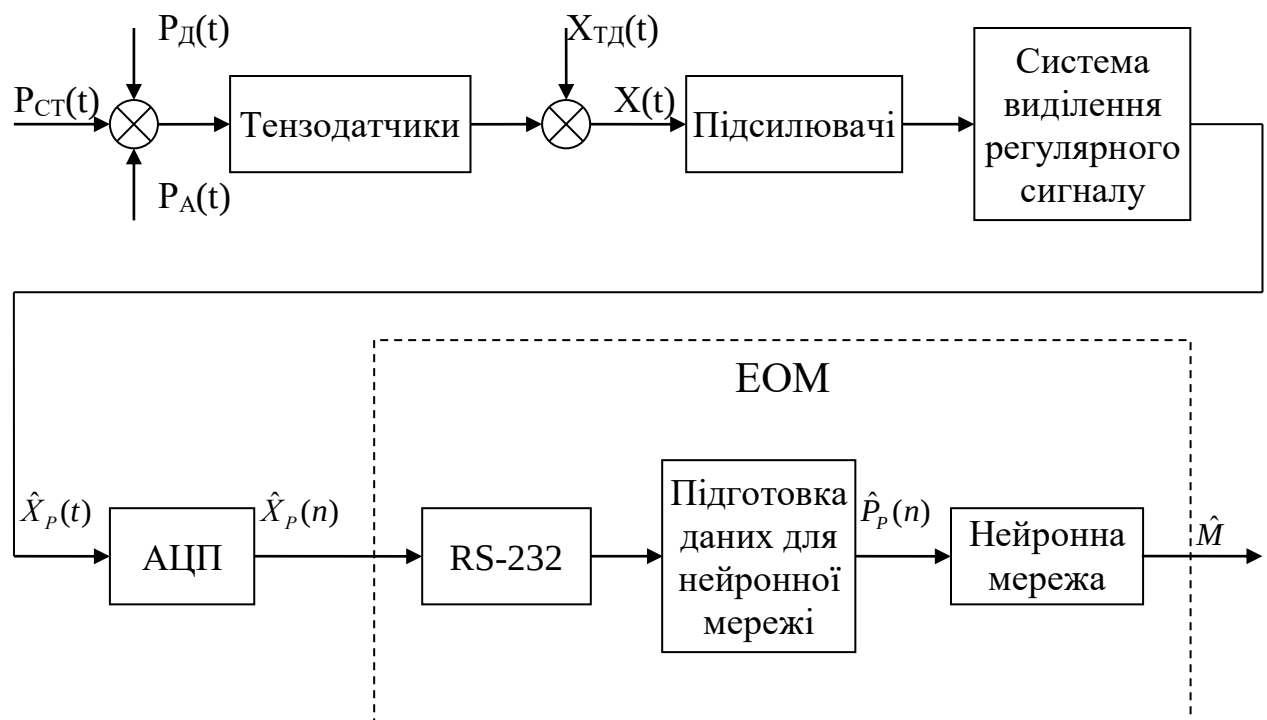


Рисунок 4.1 – Функціональна схема інтелектуальної системи для динамічного зважування автомобілів

Основною вимогою до системи є досягнення точності визначення маси автомобіля, яка б відповідала точності статичних ваг. Теоретичні розрахунки

та дослідження продемонстрували, що використання інтелектуальної системи у поєднанні з оптимальною комплексною фільтрацією дозволяє оцінювати масу автомобіля з середньоквадратичним відхиленням відносної помилки $\sigma = 0.1026 \%$.

При реалізації цієї системи основною вимогою до її елементів є висока стійкість до перешкод, а також мінімальні власні шуми і похибки.

4.1 Впровадження інтелектуальної системи для оцінки маси автомобіля

Алгоритм, реалізований за допомогою нейронної мережі, може бути виконаний як на звичайній універсальній ЕОМ, так і на спеціалізованих пристроях, таких як нейрочіпи. Останнім часом активно розвивається галузь приладобудування, орієнтована на розробку та впровадження нових пристроїв для реалізації різних архітектур нейронних мереж. Основною проблемою цього напрямку є швидкодія нейрочіпів, оскільки нейронна мережа виконує велику кількість операцій додавання та множення. Іншою проблемою є точність, що залежить від розрядної сітки даних пристроїв. Однак останні досягнення в цій галузі знаходять своє застосування в промисловому виробництві.

Нейронна мережа, розроблена в розділі 3, була реалізована на звичайній ЕОМ. Моделювання роботи мережі проводилось у середовищі Matlab з використанням пакету Neural Network, який дозволяє створювати моделі як простих, так і складних нейронних мереж з різними функціями активації. Введення даних до ЕОМ також здійснювалось через Matlab, який забезпечує управління ввідно-вивідними процесами через СОМ-порт комп'ютера. Для цього була розроблена спеціальна програма для керування зовнішнім АЦП і введення даних через послідовний порт RS 232, алгоритм якої зображений на рис. 4.2. Ця програма також виконувала попередню обробку даних, описану в розділі 2, для подальшої подачі їх на нейронну мережу.

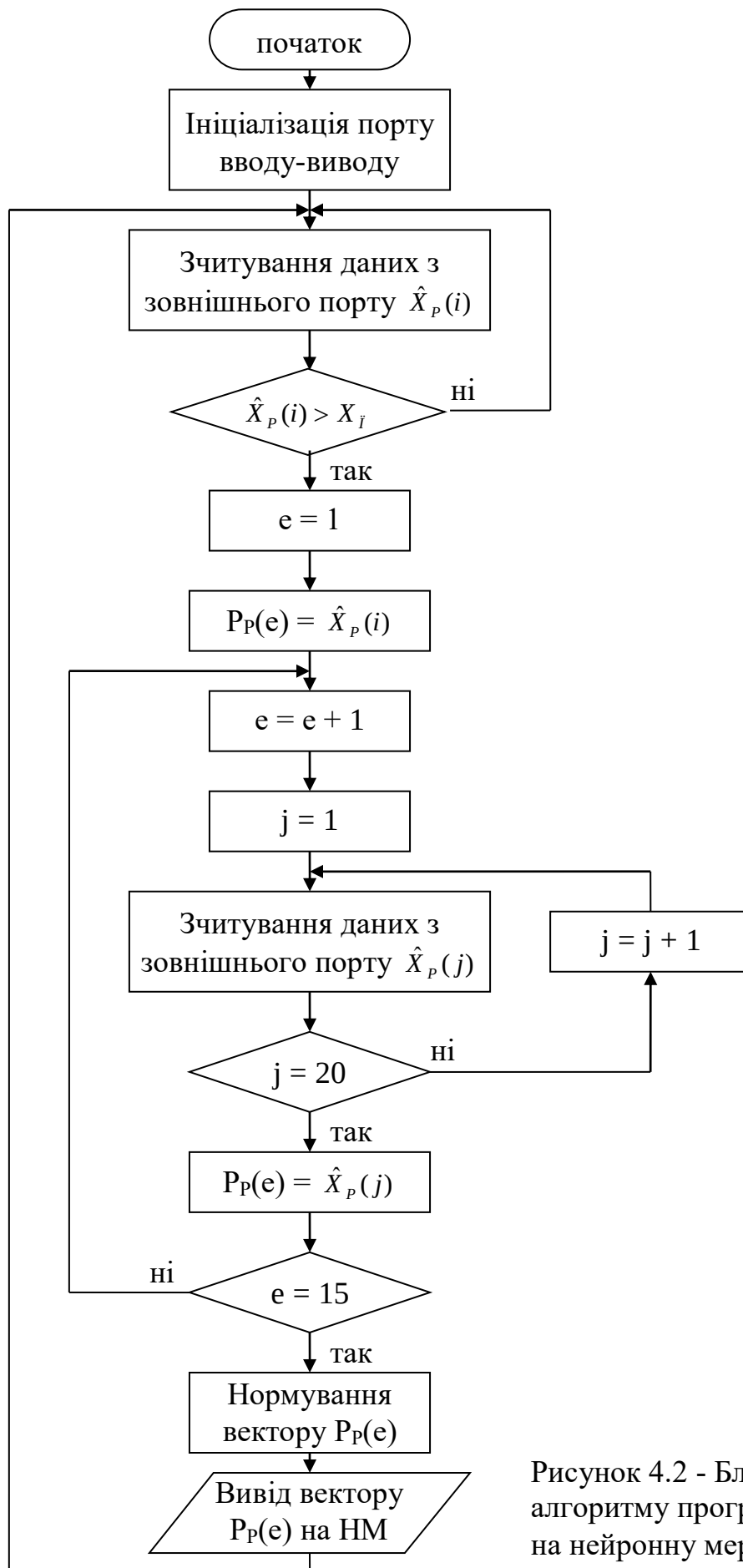


Рисунок 4.2 - Блок-схема алгоритму програми подачі даних на нейронну мережу

Згідно з алгоритмом програми, спочатку відбувається налаштування прийому сигналу через COM порт. Частота дискретизації встановлюється на рівні 1 кГц, і з цією частотою здійснюється опитування зовнішнього порту. Якщо сигнал перевищує порогове значення, що відповідає масі 100 кг, система сприймає це як наїзд колеса автомобіля, і значення фіксується як перший елемент вектора $P_p(e)$. Далі триває зчитування даних, і кожне двадцятье значення (що відповідає часовому інтервалу $T = 0.02$ с) записується. Після накопичення 15 значень, вектор $P_p(e)$ проходить процес нормування, як описано в розділі 2, шляхом ділення на 1000. Після цього цей нормований вектор подається на нейронну мережу, яка оцінює значення маси осі автомобіля.

4.2 Моделювання функціонування системи

Оцінка якості роботи розробленої системи визначення маси автомобіля під час зважування в русі проводилася за допомогою імітаційного моделювання.

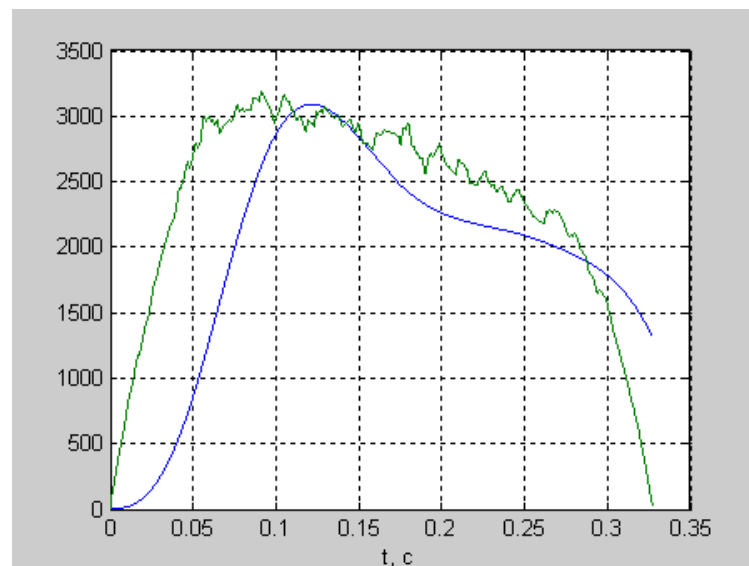


Рисунок 4.3 - Графік зміни навантаження на вагоприймальний пристрій, отриманий експериментально $P(t)$, та після виділення регулярної складової за допомогою оптимального фільтра $\hat{P}_p(t)$

Для моделювання використовувався пакет Simulink в середовищі Matlab. За допомогою цього пакету була створена модель, що імітує роботу системи оцінювання маси автомобіля, згідно з рис. 4.1. Для аналізу точності визначення маси використовувалися дані, отримані в результаті проведеного експерименту.

Експериментальні дані були подані на вхід комплексного оптимального фільтра, який виділяє регулярну складову сигналу (рис. 4.1). Як видно з графіків, фільтр викликає деяке запізнення сигналу і незначне спотворення. Однак оскільки нейронна мережа була навчена на наборі даних, отриманих з використанням цього фільтра, такі спотворення не мають суттєвого впливу на точність, як показано в розділі 3. Далі за алгоритмом, зображеним на рис. 4.2, формується вектор $\hat{P}_p(n)$, який подається на вхід нейронної мережі. В результаті її роботи отримуємо оцінку маси осі автомобіля. Результати моделювання представлені в таблиці 4.1. Як видно з таблиці, абсолютна погрішність визначення маси автомобіля не перевищує 30 кг, а відносна похибка $\varepsilon_M < 0.5 \%$.

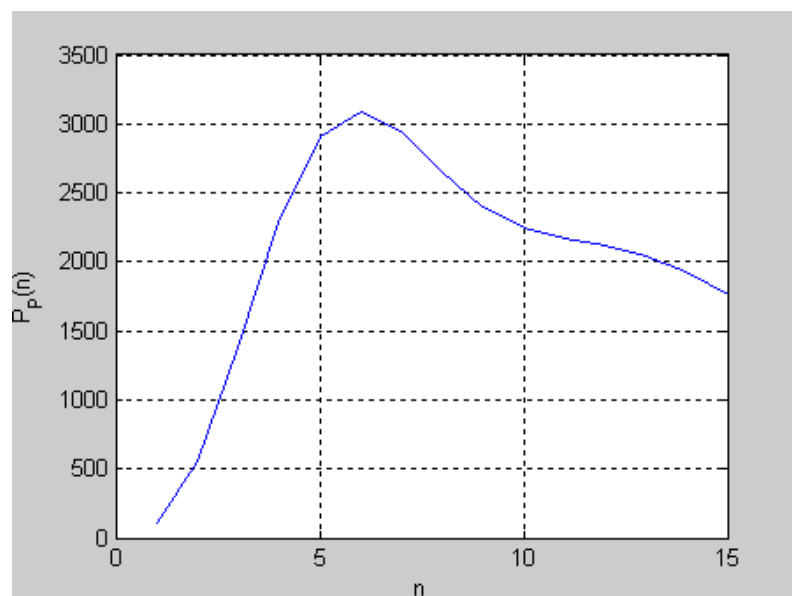


Рисунок 4.4 - Вектор навантаження $\hat{P}_p(n)$, який подається на нейронну мережу.

Таблиця 4.1 – Результати моделювання роботи системи для оцінки маси
автомобіля

№	M_{Π}	$\hat{M}_{\Pi}$	M_3	$\hat{M}_3$	M_{Π}	$\hat{M}_{\Pi}$	ΔM_{Π}	$\varepsilon_M, \%$
1	2250	2257	2950	2932	5200	5189	11	0.21
2	2250	2241	2950	2936	5200	5177	23	0.44
3	2450	2459	6250	6268	8700	8727	27	0.31
4	2450	2446	6250	6235	8700	8681	19	0.22

Отже, в результаті імітаційного моделювання роботи системи з використанням реальних сигналів, абсолютна погрішність оцінки маси автомобіля не перевищувала 30 кг, а відносна похибка $\varepsilon_M < 0.5 \%$.

Висновки

1. В результаті порівняльного аналізу сучасних методів обробки вимірювальних даних у системах динамічного зважування, а також характеристик корисних сигналів і перешкод в реальних умовах експлуатації, було встановлено, що досягнення поставленої мети можливе шляхом розробки інтелектуальної комплексної системи автоматизації процесу поосного зважування автомобіля. Така система повинна включати оптимальний багатовимірний фільтр для виділення корисного сигналу на фоні перешкод та нейронну мережу для компенсації невизначеностей, пов'язаних зі станом автомобіля.
2. Дослідження динамічних характеристик регулярної складової навантаження, що виникає під час проїзду автомобіля через вагоприймальний пристрій, виконане за допомогою комп'ютерного імітаційного моделювання, показало, що ці характеристики залежать не тільки від маси автомобіля, але й від його конструктивних параметрів. Було встановлено, що структура спектра потужності коливань навантаження залишається незмінною, а її параметри варіюються в межах $\pm 5 \%$ при зміні конструктивних параметрів автомобіля на $\pm 20 \%$.
3. Аналіз поведінки нейронної мережі, що складається з 15 нейронів у вхідному шарі з радіально-базисною функцією активації, 20 нейронів у прихованому шарі з сигмоїдною функцією та 1 нейрона у вихідному шарі з сигмоїдною функцією, при впливі на її вхід регулярного корисного сигналу та джерел невизначеності, показав, що вона здатна забезпечити відносну похибку вимірювання маси, яка розподіляється за нормальним законом з математичним сподіванням 0.002% та середньоквадратичним відхиленням 0.036% при швидкості руху автомобіля $V = 5 \pm 1$ км/год. Однак при впливі реальних випадкових перешкод якість оцінки знижується: математичне очікування похибки зростає приблизно в 5 разів, а середньоквадратичне відхилення – у 60 разів.

4. Застосування методу синтезу багатовимірних систем фільтрації дозволило визначити структуру та параметри оптимальних багатовимірних фільтрів, а також виявити закономірності зміни їх параметрів залежно від обмежень на дисперсію випадкової похибки.

5. Для інтеграції оптимального багатовимірного фільтра з нейронною мережею було використано системний підхід, що базується на методах аналізу систем, половинного ділення інтервалів та імітаційного моделювання. Завдяки їх застосуванню було визначено, що найкращі результати роботи інтелектуальної комплексної системи автоматизації поосного зважування автомобіля в русі досягаються за таких умов: система включає чотири тензодатчики, співвідношення між регулярною та випадковою складовими корисного сигналу і перешкоди складає $\lambda = 83$, нейронна мережа має 15 нейронів у вхідному шарі з радіально-базисною функцією активації, 20 нейронів у прихованому шарі з сигмоїдною функцією та 1 нейрон у вихідному шарі з сигмоїдною функцією, а навчання відбувається на зашумленому сигналі, який попередньо піддається фільтрації. В результаті, відносна похибка оцінки маси автомобіля має нормальний розподіл з математичним сподіванням -0.0053% та середньоквадратичним відхиленням 0.1026% , що підтверджено результатами імітаційного моделювання роботи системи.

Список літератури

1. ГОСТ 30414-96 Весы для взвешивания транспортных средств в движении. Общие технические требования.
2. ГОСТ 29329-92 Весы для статического взвешивания. Общие технические требования.
3. Кузнецов Ю.М., Луців І.В., Дубиняк С.Г. Теорія технічних систем .-К.: Тернопіль, 1998.-310с.
4. Шендрик Є.В. Інформаційна модель оцінки маси об'єкта при обмеженому часі зважування: Дис...канд. техн. наук. – Одесса, 2003. – 128 с.
5. Блохін Л.М., Буриченко М.Ю. Статистична динаміка систем управління: Підручник. – К.: НАУ, 2003. – 208 с.
6. Руденко О.Г., Бородянський Є.В. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник. – Харків: ТОВ „Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с.
7. Зайцев Г.Ф., Стеклов В.К., Бріцький О.І. Теорія автоматичного управління. – К.: Техніка, 2002. – 688 с.
8. Осадчий С.І., Дідик О.К. Дослідження якості комплексної системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні. // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка. Випуск 43 „Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України”. – Том 2. – Харків: ХНТУСГ, 2006. – С. 133 – 137.
9. Попович М.Г., Ковальчук О.В. Теорія автоматичного керування: Підручник. – 2-ге вид., – К.: Либідь, 2007. - 656 с.
10. Автоматизація технологічних процесів і виробництв харчової промисловості: Підручник/ Ладанюк А.П.,Трегуб В.Г., Ельперін І.В., Цюцюра В.Д. – К.: Аграрна освіта, 2001 – 224 с.
11. Matlab Documentation.[Електронний ресурс]. - Режим доступу: - <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/control>.

12. Simulink Documentation [Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/simulink>.
13. Жидецький В. Ц. Основи охорони праці : підруч. Львів : Афіша, 2005. 350 с.
14. Гогіташвілі Г. Г., Лапін В. М. Основи охорони праці : навч. посіб. 3-є вид., стереотипн. Львів : «Новий Світ – 2000». 2006. 232 с.
15. Босов Є. П., Жесан Р. В., Каліч В. М., Голик О. П., Зубенко В. О. Охорона праці при проектуванні систем автоматизації виробництва : навч. посіб. 2-е вид., перероб. і доп. Кропивницький : ЦНТУ, 2022. 208 с.
16. Конституція України. Київ : Андронум, 2020. 60 с.
17. Про охорону праці : Закон України. URL:
<https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/2694-12#Text> (дата звернення: 21.10.2024).
18. Основи законодавства України про охорону здоров'я : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2801-12#Text> (дата звернення 03.11.2024).
19. Про систему громадського здоров'я : Закон України. URL:
<https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2573-20#n840> (дата звернення 03.11.2024).
20. Про використання ядерної енергії та радіаційну безпеку : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/39/95-%D0%B2%D1%80> (дата звернення 29.10.2024).
21. Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1105-14> (дата звернення 24.10.2024).
22. Кодекс цивільного захисту України. URL:
<https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/5403-17#Text> (дата звернення: 17.11.2024).
23. Кодекс законів про працю України. URL:
<https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/322-08#Text> (дата звернення:

07.10.2024).

- 24.Правила улаштування електроустановок : вид. офіц. Київ : Міненерговугілля України, 2017. 617 с.
- 25.Вікіпедія. Вільна енциклопедія : веб-сайт. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/> (дата звернення: 31.09.2024).
- 26.Жидецький В. Ц., Джигирей В. С., Сторожук В. М., Туряб Л. В., Лико Х. І. Практикум з охорони праці. Львів : Афіша, 2000. 352 с.

ДОДАТОК А

ОХОРОНА ПРАЦІ

А.1 Законодавчі та нормативні акти України з питань охорони праці

Охорона праці (ОП) – це система правових, соціально-економічних, організаційно-технічних, санітарно-гігієнічних та лікувально-профілактичних заходів і засобів, спрямованих на збереження здоров'я та працездатності людини в процесі праці [13, 14, 15].

Охорона життя та здоров'я громадян у процесі їх трудової діяльності, створення безпечних і нешкідливих умов праці є одним із найважливіших державних завдань.

Правовими актами, у яких закріплено основні положення вітчизняного законодавства про ОП, є загальні закони, а також спеціальні нормативні та підзаконні акти.

Серед загальних законів, які утворюють правову основу з питань ОП, перш за все, слід відзначити: Конституцію України; Закони України: «Про охорону праці», «Основи законодавства України про охорону здоров'я», «Про систему громадського здоров'я», «Про використання ядерної енергії та радіаційну безпеку», «Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування»; Кодекс цивільного захисту України (КЦЗ); Кодекс законів про працю України (КЗпП) [13, 14, 15].

Спеціальними нормативними актами в галузі ОП є Нормативно-правові акти з ОП (НПАОП), Державні стандарти України (ДСТУ), Державні будівельні норми (ДБН), Санітарні норми, Правила пожежної безпеки, Правила улаштування електроустановок (ПУЕ) та інші нормативні документи [13, 14, 15].

В Основному Законі – Конституції України [16] питанням ОП присвячені декілька статей.

В статті 43 Конституції України записано: «Кожен має право на належні, безпечні і здорові умови праці, на заробітну плату, не нижчу від визначеної

законом».

Кожен, хто працює, має право на відпочинок (стаття 45 Конституції України).

У тексті статті 46 Конституції України вказано на те, що громадяни мають право на соціальний захист.

Основоположним законодавчим документом у галузі охорони праці є Закон України «Про охорону праці» [17], дія якого поширюється на всі підприємства, установи і організації, незалежно від форм власності та видів їх діяльності, на усіх громадян, які працюють.

З прийняттям у 1992 р. Закону України «Про охорону праці» принципово змінилися взаємовідносини власника підприємства і робітника у вирішенні проблем ОП. Власник підприємства почав нести повну відповідальність за створення безпечних умов праці, а за державою закріпилася функція нагляду за охороною праці, чим раніше опікалися профспілки.

В цьому Законі були задекларовані основні принципи державної політики в галузі ОП [17]:

- пріоритет життя і здоров'я працівників по відношенню до результатів виробничої діяльності підприємства;
- повна відповідальність роботодавця за створення безпечних і нешкідливих умов праці;
- повне відшкодування шкоди особам, які потерпіли від нещасних випадків на виробництві і професійних захворювань;
- здійснення навчання населення, професійної підготовки, підвищення кваліфікації працівників з охорони праці та ін.

Відповідно до статті 49 Закону України «Про охорону праці» [17], за порушення законодавчих та інших нормативних актів про ОП, створення перешкод для діяльності посадових осіб органів державного нагляду за ОП і представників професійних спілок винні притягаються до дисциплінарної, адміністративної, кримінальної відповідальності, згідно із законодавством.

Питання охорони здоров'я та гігієни праці регламентуються Законами

України «Основи законодавства України про охорону здоров'я» [18] та «Про систему громадського здоров'я» [19]. Вони визначають правові, організаційні, економічні та соціальні засади охорони здоров'я в Україні; регулюють суспільні відносини у цій галузі; передбачають розробку й реалізацію адміністрацією підприємств санітарних та протиепідемічних заходів; здійснення, в необхідних випадках, лабораторного контролю за дотриманням вимог санітарних норм стосовно рівнів шкідливих факторів виробничого середовища; формування органів та установ державної санепідеміологічної служби при надзвичайній події чи ситуації, що становлять небезпеку для здоров'я населення; відшкодування, в установленому порядку, працівникам та іншим громадянам збитків, яких завдано їх здоров'ю в результаті порушення санітарного законодавства.

Основними принципами державної політики в сфері використання ядерної енергії та радіаційного захисту, відображені у Законі України «Про використання ядерної енергії та радіаційну безпеку» [20], є:

- пріоритет захисту людини та навколишнього середовища від впливу іонізуючого випромінювання;
- забезпечення безпеки під час використання ядерної енергії;
- відкритість і доступність інформації, пов'язаної з використанням ядерної енергії і т. ін.

Основними принципами соціального страхування від нещасного випадку Закон України «Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування» [21] проголошує:

- обов'язковий порядок страхування працівників, а також учнів та студентів навчальних закладів;
- сплату страхових внесків тільки роботодавцями;
- своєчасне та повне відшкодування шкоди потерпілим;
- надання державних гарантій застрахованим у реалізації їх прав та ін.

КЦЗ України [22] регулює відносини, пов'язані із захистом населення, територій, навколишнього природного середовища та майна від надзвичайних ситуацій, реагуванням на них, функціонуванням єдиної державної системи

цивільного захисту, та визначає повноваження органів державної влади, Ради міністрів Автономної Республіки Крим, органів місцевого самоврядування, права та обов'язки громадян України, іноземців та осіб без громадянства, підприємств, установ та організацій незалежно від форми власності.

Одним із головних документів, який забезпечує чітке виконання службових обов'язків працівниками, є КЗпП України [23]. КЗпП трактує вимоги до трудової діяльності громадян в Україні і регулює трудові відносини всіх працівників, сприяючи зростанню продуктивності праці і поліпшенню її якості. Кодекс спрямований на охорону трудових прав працюючих.

В КЗпП України зазначені наступні положення [23]: забороняється залучати до надурочних робіт вагітних жінок і жінок, які мають дітей віком до трьох років (стаття 176), а також осіб молодших 18 років (стаття 192); забороняється застосування праці жінок на важких роботах і роботах із шкідливими або небезпечними умовами праці (стаття 174).

НПАОП, які до початку 2003 р. носили назву Державні нормативні акти про ОП (ДНАОП), – це правила, норми, положення, стандарти, інструкції та інші документи, обов'язкові до виконання [13, 14, 15]. Законодавством передбачено, що залежно від сфери дії НПАОП можуть бути міжгалузевими і галузевими. Реєстр ДНАОП, що діють на території України, виданий Держнаглядом праці в 1997 р. З 2003 р. ведеться реєстр НПАОП, який постійно поповнюється [15].

Серед НПАОП досить важливе місце посідають Державні стандарти України (ДСТУ) та Державні будівельні норми (ДБН) [13, 14]. ДСТУ почали розроблятися з 1992 р. і поступово вводилися в якості Національних стандартів у всіх сферах економіки, на заміну стандартам колишнього СРСР (Міждержавних стандартів ГОСТ). ДБН – нормативний акт технічного характеру, що встановлює обов'язкові вимоги до об'єкта нормування у будівництві. Об'єктами нормування у будівництві є: планування та забудова території, об'єкт будівництва, містобудування та архітектури і його складові частини, склад і зміст документації об'єктів будівництва, містобудування та архітектури тощо [13, 15].

Складовою частиною права в галузі гігієни праці є постанови та положення (норми) затверджені Міністерством охорони здоров'я України (наприклад, «Положення про медичний огляд працівників певних категорій», «Перелік важких робіт і робіт з шкідливими і небезпечними умовами праці, на яких забороняється застосування праці неповнолітніх»), Державні санітарні правила і норми (ДСанПіН) стосовно окремих факторів виробничого середовища, певних технологічних процесів і конкретних виробництв, Державні санітарні норми та правила (ДСНП), Державні санітарні норми (ДСН), Державні санітарні правила (ДСП) [13, 15].

Доповнюють право у в галузі пожежної безпеки Правила пожежної безпеки України, постанови Верховної Ради України, укази і розпорядження Президента України, декрети, постанови та розпорядження Кабінету Міністрів України, рішення органів державної виконавчої влади, місцевого та регіонального самоврядування, прийняті в межах їх компетенції [13, 15].

ПУЕ визначають будову, принципи улаштування, особливі вимоги до окремих систем, їх елементів, вузлів і комунікацій електроустановок. ПУЕ встановлюють вимоги до електроустановок загального призначення змінного струму напругою до 750 кВ та постійного струму напругою до 1,5 кВ [24].

Власники підприємств, установ, організацій, або уповноважені ними органи, розробляють, на основі НПАОП, і затверджують власні положення, інструкції та інші нормативні акти з ОП, що діють у межах підприємства, установи, організації [13, 14, 15].

До основних нормативних актів підприємства належать:

- Положення про систему управління ОП на підприємстві;
- Положення про службу ОП підприємства;
- Положення про комісію з питань ОП підприємства;
- Положення про роботу уповноважених трудового колективу з питань ОП;
- Положення про навчання, інструктаж і перевірку знань працівників з питань ОП;

- Положення про організацію і проведення первинного та повторного інструктажів, а також пожежно-технічного мінімуму;
- Наказ про порядок атестації робочих місць щодо їх відповідності нормативним актам про ОП;
- Положення про організацію попереднього і періодичного медичних оглядів працівників;
- Положення про санітарну лабораторію підприємства;
- Інструкції з ОП для працюючих за професіями і видами робіт;
- Загальнооб'єктові та цехові інструкції про заходи пожежної безпеки;
- Перелік робіт з підвищеною небезпекою;
- Перелік посад посадових осіб підприємства, які зобов'язані проходити попередню і періодичну перевірку знань ОП;
- Наказ про організацію безкоштовної видачі працівникам певних категорій лікувально-профілактичного харчування;
- Наказ про організацію безкоштовної видачі молока або інших рівноцінних харчових продуктів працівникам підприємства, що працюють у шкідливих умовах;
- Наказ про порядок забезпечення працівників підприємства спецодягом, спецвзуттям та іншими засобами індивідуального захисту.

Цей перелік може змінюватись і доповнюватись, залежно від специфіки кожного конкретного підприємства [14, 15].

Держава виступає гарантом створення безпечних і нешкідливих умов роботи для працівників підприємств, установ і організацій всіх форм власності.

A.2 Шкідливі та небезпечні фактори виробництва при експлуатації системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні

Шкідливий виробничий фактор – виробничий фактор, вплив якого на

працівника за певних умов призводить до захворювання або зниження працездатності [13].

Небезпечний виробничий фактор – виробничий фактор, дія якого на працівника, при певних умовах, призводить до травм або раптового різкого погіршення здоров'я [13].

Усі шкідливі та небезпечні фактори, що виникають у виробничих умовах, поділяються за природою дії на: фізичні, хімічні, біологічні, психофізіологічні [13, 14, 15].

До фізичних шкідливих та небезпечних виробничих факторів належать: рухомі машини та механізми; пересувні частини виробничого устаткування; підвищена запиленість та загазованість повітря робочої зони; підвищена чи понижена температура поверхонь устаткування; підвищений рівень шумів та вібрацій на робочому місці, підвищений або понижений барометричний тиск в робочій зоні та його різка зміна; підвищена або понижена: вологість повітря, іонізація повітря; небезпечне значення напруги в електричному колі; підвищена напруженість електричного чи магнітного полів; відсутність чи нестача природного світла; недостатня освітленість робочої зони та ін.

При недостатній увазі до особливостей виробничого обладнання та технологічного процесу, а також неправильному зберіганні горючих, паливо-мастильних та вибухонебезпечних речовин вони можуть стати джерелом вибуху або пожежі.

Вибух – швидкоплинний фізичний або фізико-хімічний процес, що відбувається в обмеженому об'ємі за короткий проміжок часу [25].

Пожежа – це неконтрольоване горіння поза спеціальним вогнищем, що розповсюджується в часі і просторі та створює загрозу життю і здоров'ю людей, навколишньому середовищу, призводить до матеріальних збитків [13, 15, 25]. В умовах пожежі підвищення температури середовища до 60°C вже є життєво-небезпечним для людини. Вдихання робітниками розігрітого повітря, разом із продуктами згорання, може призвести до ураження органів дихання та смерті. Крім того, коли людина перебуває в зоні впливу пожежі, то вона може потрапити

під дію наступних небезпечних та шкідливих факторів: токсичні продукти згорання; вогонь; підвищена температура середовища; дим; недостатність кисню; руйнування будівельних конструкцій; вибухи, витікання небезпечних речовин, що відбуваються внаслідок пожежі; паніка.

Ще одним суттєво небезпечним фактором є можливість враження персоналу підприємства природною електрикою (блискавкою) під час грози. Особливо небезпечним цей чинник є для підприємств, на території яких є висотні споруди (будинки, водонапірні башти, антени зв'язку, димові труби та інші будівельні конструкції), а також географічно і кліматично розташованих у місцевостях, з підвищеною грозовою активністю. Причому, блискавка здатна як завдавати людям враження високою напругою і, як наслідок, електротравм, так і стати причиною пожеж та вибухів.

Хімічний шкідливий та небезпечний виробничий фактор – це наявність на робочому місці хімічних речовини, які за характером дії на організм людини поділяються на: загальнотоксичні, дратівні, канцерогенні, мутагенні та такі, що впливають на репродуктивну функцію.

До біологічних шкідливих та небезпечних факторів виробництва відносять об'єкти, дія яких на робітників викликає травми або захворювання: патогенні мікроорганізми (бактерії, віруси, грибки, спори і пилок рослин та ін.), макроорганізми (рослини, комахи, тварини) і продукти життєдіяльності мікро- та макроорганізмів.

Психофізіологічні небезпеки та шкідливості – це нервово-психічні та емоційні перевантаження; фізичні перевантаження (статичні й динамічні); монотонність праці; розумове перенапруження; перенапруження аналізаторів, зокрема, стомлення зору працюючого.

За характером дії на організм людини шкідливі та небезпечні виробничі чинники поділяються на 4 класи [14]:

- 1-й – надзвичайно небезпечні;
- 2-й – високонебезпечні;
- 3-й – помірно небезпечні;

4-й – малонебезпечні.

Один і той же небезпечний та шкідливий виробничий фактор за природою своєї дії може належати одночасно до кількох різних груп [13, 14, 15].

Конкретні умови діяльності істотно впливають на психічні та життєво важливі функції людини. Якщо вплив факторів (з врахуванням їх взаємодії) в конкретних умовах діяльності такий, при якому забезпечується нормальне здійснення психічних та життєво важливих функцій організму, не виникає високого напруження компенсаторних систем організму і вдало виконується задана трудова діяльність, то такі умови можуть бути визначені як сприятливі, або комфортні, а в найкращих умовах – як оптимальні. Коли, в силу дії факторів, виникає високе напруження компенсаторних систем організму, то такі умови визначаються як несприятливі, або дискомфортні, а при вираженому несприятливому ефекті – як екстремальні.

А.3 Заходи з усунення або зменшення впливу шкідливих та небезпечних факторів виробництва при експлуатації системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні

Безпечність виробничого устаткування – це властивість виробничого устаткування відповідати вимогам безпеки праці під час монтажу (демонтажу) і експлуатації в умовах, установлених нормативною документацією.

Для усунення або зменшення впливу шкідливих та небезпечних факторів на автопідприємстві, де здійснюється динамічне зважування транспортних засобів, слід дотримуватись основних правил техніки безпеки та виробничої санітарії [13, 14]:

- територія підприємства має бути огорожена і доступ до неї стороннім особам заборонений;
- у місцях проведення вантажно-розвантажувальних робіт територія

повинна бути спланована і мати тверде покриття. Нахил площ повинен бути не більше 3°;

- на транспортних шляхах (залізничного, автомобільного та трубопровідного транспорту) мають бути встановлені попереджувальні знаки, вивішені плакати, які забороняють переходити шляхи у невстановленому місці;

- під час роботи всі працівники мають дотримуватись засобів колективної та особистої гігієни і виробничої санітарії.

Безпечність будь-якого виробничого устаткування забезпечується правильним вибором принципів дії, конструктивних схем, елементів конструкції; використанням засобів механізації, автоматизації та дистанційного керування; застосуванням у конструкції засобів захисту; дотриманням ергономічних вимог; включенням вимог безпеки в технічну документацію з монтажу, експлуатації, ремонту; транспортування та зберігання устаткування; використанням у конструкції устаткування безпечних та нешкідливих матеріалів.

Для того, щоб запобігти виникненню небезпеки при раптовому вимкненні джерел енергії всі робочі органи, а також пристрої, які використовуються для захоплення, затискування та підймання заготовок, деталей виробів, тощо, повинні оснащуватись спеціальними захисними пристосуваннями. Причому необхідно унеможливити самовільне вмикання робочих органів при відновленні подачі енергії.

Конструкції устаткування повинні забезпечувати захист людини від ураження електричним струмом, запобігати накопиченню статичної електрики в небезпечних кількостях. Устаткування має бути оснащене засобами сигналізації про порушення нормального режиму роботи, а в необхідних випадках (аваріях, небезпечних пошкодженнях, режимах близьких до небезпечних) – засобами автоматичної зупинки, гальмуванні та від'єднання від джерела енергії.

Для забезпечення пожежо- та вибухобезпеки на підприємстві передбачено наступні засоби пожежогасіння:

- внутрішній пожежний кран;

- вогнегасник хімічний;
- вогнегасна речовина – ящик з піском;
- вуглекислотний вогнегасник;
- пожежний щит: азбестове полотно, відра, лопати, сокира, багор.

Пожежна профілактика передбачає заходи з попередження та ліквідації пожеж, включаючи обмеження сфери розповсюдження вогню та забезпечення успішної евакуації людей та майна із приміщень, які горять.

Розміщення та улаштування складів для зберігання горючих та вибухонебезпечних речовин. на території підприємства виконуються із врахуванням протипожежних вимог (ДСТУ 2272-93).

При проектуванні устаткування необхідно враховувати умови його експлуатації з тим, щоб, при дії на нього різноманітних природних чинників: вологи, сонячної радіації, високих та низьких тисків і температур, а також механічних коливань, агресивних речовин тощо, устаткування не ставало небезпечним.

Для захисту будівлі підприємства, де розміщується персонал з обслуговування та налагодження системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні, від ураження природною електрикою (блискавкою) необхідно передбачити систему блискавкозахисту.

А.4 Розрахунок системи блискавкозахисту для будівлі підприємства, де розміщується персонал з обслуговування та налагодження системи оцінювання маси автомобіля при динамічному поосному зважуванні

Розрахуємо систему блискавкозахисту для будівлі, що має висоту 4 м та габарити в плані ($A \times B = 20 \times 10$) м, скориставшись методикою, викладеною у [15, 26].

1. Визначаємо очікувану на рік кількість вражень об'єкту блискавкою.

Для цього за таблицями [26] визначаємо середньорічну грозову діяльність $k = 60 \dots 80$ год.

Очікувана середньорічна кількість вражень блискавкою $n = 5,5$.

Отже, кількість вражень об'єкта блискавкою дорівнює:

$$\begin{aligned} N &= [(A + 6 \cdot h_x) \cdot (B + 6 \cdot h_x) - 7,7 \cdot h_x^2] \cdot n \cdot 10^{-6} = \\ &= [(20 + 6 \cdot 4) \cdot (10 + 6 \cdot 4) - 7,7 \cdot 4^2] \cdot 5,5 \cdot 10^{-6} = 0,20, \end{aligned}$$

де A, B – довжина і ширина споруди, м;

h_x – найбільша висота споруди, м;

n – середньорічне число вражень блискавкою на 1 км^2 території, в залежності від інтенсивності грозової діяльності в місці розташування споруди.

2. Встановлюємо потрібну категорію об'єкта за блискавкозахистом.

Споруда відноситься до класу вибухонебезпечних будівель (В-Іб, В-Іа, В-Іг). Отже, категорія захисту буде II. Вона передбачає захист споруд від прямих ударів блискавкою, від електростатичної та електромагнітної індукції.

3. Визначаємо зону захисту блискавковідводу.

Зона захисту блискавковідводу – частина простору, всередині якого споруда захищена від прямих ударів блискавкою.

Для об'єктів II категорії та для $N = 0,20 < 1$ передбачено блискавкозахист із зоною захисту типу Б (95 % перехоплення блискавок).

Основні габарити зони захисту типу Б визначаються наступним чином:

$$r_x = 1,5 \cdot (h - 1,25 \cdot h_x),$$

$$h_0 = 0,92 \cdot h.$$

З відомих h_x та r_x визначаємо висоту блискавковідводу:

$$h = (r_x + 1,63 \cdot h_x) / 1,5 = (24 + 1,63 \cdot 30) / 1,5 = 48,6 \approx 50 \text{ м},$$

$$h_0 = 0,92 \cdot 50 = 46 \text{ м}.$$

4. Обираємо тип і конструкцію блискавковідводу.

Виконаємо блискавкозахист за допомогою одинарного стержневого

блискавковідводу (рис. А.1).

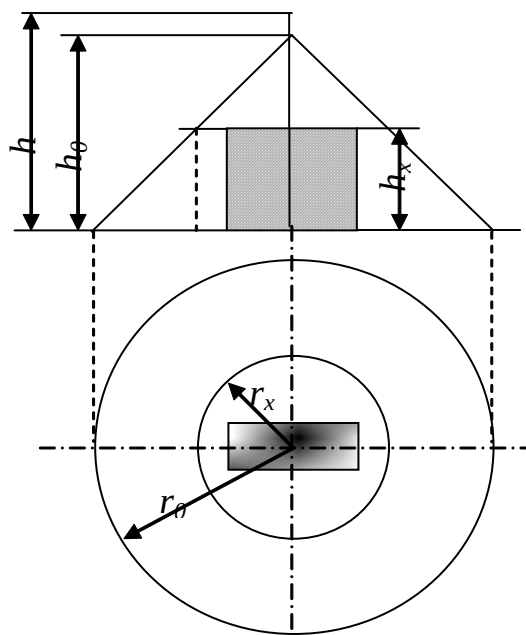


Рисунок А.1 – Зона захисту стержневого блискавковідводу:

h – висота блискавковідводу (з врахуванням блискавкоприймача),

r_x – радіус кола зони захисту на висоті споруди h_x , що захищається.

Блискавковідвід складається з опори, блискавкоприймача, струмовідводу та заземлювача.

Опори можна виконати із сталі або залізобетону.

Блискавкоприймачі виконують із сталі будь-якої марки різного профілю, перетином не менше 100 мм² та довжиною не менше 200 мм.

Струмовідвід виготовляють, наприклад, із сталі круглого ($\varnothing$ 6 мм) або прямокутного перетину (4 × 12 мм) перетину.

Заземлювачі, виконують, наприклад, заглиблені – із стрічкової або круглої сталі, вкладені на дні котлованів у вигляді протяжних елементів або контурів по периметру фундаменту на глибині не менше 0,6...0,8 м. Переріз елементів заземлювачів влаштовують з круглих ($\varnothing$ 10...20 мм) або прямокутних (160 мм², товщиною 4 мм) сталевих труб.