

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту

(повна назва)

Кафедра прикладної математики

(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Розробка нечіткої системи передбачення витрат палива автомобіля  
на основі даних про стиль водіння та параметри дороги

(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи САУМ-22-1

Задрикін А.О.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 124 Системний аналіз

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системний аналіз і управління

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Матвієнко О.І.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ПМ

(підпис)

Сидоров М.В.

(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту

Кафедра прикладної математики

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 124 Системний аналіз

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системний аналіз і управління

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри ПМ \_\_\_\_\_

(підпис)

“06” листопада 2023 р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Задрикіну Анатолію Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка нечіткої системи передбачення витрат палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметри дороги

затверджена наказом по університету від 2 листопада 2023 р. № 1277 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 7 січня 2024 р.

3. Вихідні дані до роботи дані про стиль водіння та параметри дороги

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі \_\_\_\_\_

1. Системний аналіз предметної області

2. Вибір і обґрунтування методу розв'язання

3. Програмна реалізація

4. Результати обчислювального експерименту

5. Аналіз можливих застосувань

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій \_\_\_\_\_

1. Актуальність теми роботи \_\_\_\_\_

2. Постановка задачі \_\_\_\_\_

3. Системний аналіз предметної області \_\_\_\_\_

4. Метод чисельного аналізу \_\_\_\_\_

5. Результати обчислювального експерименту \_\_\_\_\_

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір та вивчення технічної літератури за темою роботи	6 – 12 листопада 2023 р.	виконано
2	Вибір та обґрунтування методу	13 – 26 листопада 2023 р.	виконано
3	Розробка алгоритму і програми	27 листопада – 10 грудня 2023 р.	виконано
4	Проведення аналітичних досліджень та розрахунків	11 грудня – 24 грудня 2023 р.	виконано
5	Робота над текстом пояснювальної записки	25 грудня 2023 р. – 6 січня 2024 р.	виконано
6	Представлення роботи на рецензію в ЕК	7 січня 2024 р.	виконано

Дата видачі завдання 6 листопада 2023 р.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ доц. Матвієнко О.І.  
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 75 с., 2 табл., 22 рис., 1 дод., 15 джерел.

НЕЧІТКА ЛОГІКА, НЕЧІТКЕ ВИВЕДЕННЯ, МЕТОД МАМДАНІ,  
ВИТРАТИ ПАЛИВА, АВТОМОБІЛЬ, МОДЕЛЮВАННЯ.

Об'єкт дослідження – процес витрат палива автомобілем в залежності від стилю водіння та параметрів доріг.

Мета роботи – розробити ефективну модель для прогнозування витрат палива автомобілів.

Методи дослідження – методи нечіткої логіки, зокрема метод Мамдані.

У ході досліджень була розроблена нечітка математична модель для прогнозування витрат палива автомобілем на основі даних про стиль водіння та параметри дороги. Також було створено програмний продукт в математичному пакеті MATLAB для її реалізації. Порівняння результатів натурного та обчислювального експериментів показало ефективність розробленої моделі, а також шляхи її подальшого вдосконалення.

Отримана модель має потенціал використовуватися виробниками автомобілів для проведення аналізу та подальшого вдосконалення енергоефективності транспортних засобів. Крім того, вона може стати корисним інструментом для індивідуальних рекомендацій водіям з метою оптимізації їх стилю водіння.

Подальші дослідження можна направити на розробку більш інтегрованих систем управління транспортними засобами для максимального впливу на енергоефективність автомобільного парку.

## ABSTRACT

Introductory note: 75 pages, 2 tables, 22 figures, 1 appendix, 15 sources.

**KEYWORDS:** FUZZY LOGIC, FUZZY INFERENCE, MAMDANI METHOD, FUEL CONSUMPTION, AUTOMOBILE, MODELING.

The object of the study is the process of fuel consumption by a car depending on the driving style and road parameters.

The purpose of the work is to develop an effective model for forecasting fuel consumption of cars.

Research methods are methods of fuzzy logic, in particular, the Mamdani method.

In the course of research, a fuzzy mathematical model was developed for predicting fuel consumption by a car based on data on driving style and road parameters. A software product was also created in the MATLAB mathematical package for its implementation. A comparison of the results of natural and computational experiments showed the effectiveness of the developed model, as well as ways of its further improvement.

The resulting model has the potential to be used by car manufacturers to analyze and further improve the energy efficiency of vehicles. In addition, it can become a useful tool for individual recommendations to drivers in order to optimize their driving style.

Further research can be directed to the development of more integrated vehicle management systems for maximum impact on the energy efficiency of the vehicle fleet.

## ЗМІСТ

	С.
Перелік скорочень, умовних познач, одиниць і термінів .....	8
Вступ .....	9
1 Системний аналіз предметної області та постановка задач дослідження .....	12
1.1 Системний аналіз розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметрів доріг .....	12
1.2 Аналіз сценаріїв розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметрів доріг .....	14
1.3 Формальна та змістовна постановка задачі .....	15
1.4 Постановка задач дослідження .....	23
2 Вибір та обґрунтування методу розв’язання .....	25
2.1 Вибір методу розв’язання .....	25
2.1.1 Нейронні мережі зі зворотнім поширенням помилок .....	26
2.1.2 Метод опорних векторів .....	28
2.1.3 Метод на основі побудови випадкових лісів.....	30
2.1.4 Лінійна регресія.....	32
2.1.5 Градієнтний бустінг .....	34
2.1.6 Метод нечітких множин .....	36
2.2 Обґрунтування методу розв’язання .....	39
Висновки за розділом 2 .....	40
3 Програмна реалізація .....	41
3.1 Математичний пакет MATLAB .....	41
3.2 Алгоритм розв’язання задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметри доріг .....	42
3.3 Опис програми.....	43

	7
Висновки за розділом 3 .....	51
4 Результати обчислювального експерименту та їх аналіз .....	52
4.1 Обрані сценарії та вхідні дані .....	52
4.2 Результати прогнозування витрати палива .....	55
4.3 Аналіз результатів .....	61
4.4 Порівняння із експериментальними даними .....	62
Висновки за розділом 4 .....	65
Висновки .....	67
Перелік джерел посилання .....	68
Додаток А Лістинг програми .....	70

**ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ**

BPNN – Backpropagation Neural Networks;

SVM – Support Vector Machines;

RBF – Radial Basis Function.

## ВСТУП

**Актуальність теми.** У сучасному суспільстві, де важливою стає свідомість щодо енергоефективності та екологічної безпеки, проблема оптимізації витрат палива у транспортних засобах стає однією з найактуальніших. Зокрема, розробка нечіткої моделі прогнозування витрат палива на основі даних про стиль водіння та характеристики доріг визначається як важлива задача, оскільки вона спрямована не лише на підвищення ефективності використання пального, а й на зменшення негативного впливу автотранспорту на навколишнє середовище.

Сучасні вимоги до транспортних засобів визначають необхідність розробки інноваційних методів та моделей, які дозволяють більш точно прогнозувати витрати палива. Врахування стилю водіння водія та особливостей дорожнього покриття стають ключовими аспектами у цьому процесі.

Актуальність теми дослідження обумовлена кількома ключовими факторами в сучасному світі.

По-перше, з огляду на глобальні екологічні вимоги та стрімке зростання цін на паливо, оптимізація споживання палива стає критично важливою для економічності та екологічності автомобільного транспорту. Використання нечітких математичних моделей дозволяє розробити більш точні та адаптивні системи прогнозування, які можуть враховувати різноманітність умов експлуатації та індивідуальні особливості стилю водіння.

По-друге, зростання технологічних можливостей автомобілів, включаючи їх електронізацію та інтеграцію різних датчиків, створює передумови для збору та аналізу великої кількості даних про роботу автомобіля та умови дорожнього руху. Це відкриває нові можливості для створення більш точних моделей прогнозування витрати палива, які можуть враховувати такі фактори, як стиль водіння, стан доріг, погодні умови тощо.

Третім важливим аспектом є постійне зростання екологічних вимог до транспортних засобів. Ефективні системи прогнозування витрати палива

можуть допомогти виробникам автомобілів та водіям краще розуміти та оптимізувати споживання палива, що сприятиме зменшенню викидів шкідливих речовин.

Нарешті, у контексті постійного прагнення до підвищення рівня безпеки та комфорту під час водіння, забезпечення точного прогнозування витрати палива є важливим фактором, який може впливати на рішення водіїв щодо вибору маршрутів та стилю водіння.

Таким чином, розробка нечіткої моделі прогнозування витрат палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметри доріг відповідає актуальним потребам сучасного автомобільного транспорту, забезпечуючи важливий внесок у його економічність та екологічність.

**Мета і завдання кваліфікаційної роботи.** Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка та валідація нечіткої моделі для прогнозування витрат палива автомобіля, заснованої на аналізі даних про стиль водіння та параметри доріг. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- знайомство з наявними дослідженнями та методами прогнозування витрат палива в автомобілях з використанням нечіткої логіки;
- збір та аналіз даних про стиль водіння та дорожні умови для використання у моделі;
- розробка математичної моделі, що використовує нечітку логіку для прогнозування витрати палива;
- тестування розробленої моделі на реальних або симульованих даних;
- аналіз отриманих результатів, оцінка точності прогнозів моделі та її придатності для практичного застосування.

*Об'єктом дослідження* у даній роботі є процеси витрати палива в автомобілях, враховуючи вплив стилю водіння та різноманітних умов дорожнього руху.

*Предметом дослідження* є використання нечіткої логіки для розробки моделі, здатної аналізувати та прогнозувати витрат палива автомобіля на основі комплексного аналізу даних про стиль водіння та параметри доріг.

**Методи дослідження.** У роботі використовуються наступні методи дослідження: математичне моделювання, експериментальне тестування, статистичний аналіз, комп'ютерне моделювання, методи нечіткої логіки.

**Публікації.** Результати, отримані у кваліфікаційній роботі, було представлено на 27-му Міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті» (м. Харків, 10-12 травня 2023 р.) [1].

# 1 СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ДОСЛІДЖЕННЯ

## 1.1 Системний аналіз задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрат палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметрів доріг

Розробка нечіткої моделі прогнозування витрати палива вимагає комплексного підходу, що включає аналіз різноманітних факторів, які впливають на споживання палива. Системний аналіз полягає у вивченні та оцінці цих факторів, їх взаємодії та впливу на кінцеві результати прогнозування.

Ключові компоненти системи.

Компонента 1. Система "Умови експлуатації" – охоплюють типи доріг (міські, шосейні), наявність підйомів та спусків, якість дорожнього покриття. Різні умови вимагають різного рівня споживання палива.

Елементи системи: тип доріг (міські, шосейні), наявність підйомів та спусків, якість дорожнього покриття.

Залежність елементів. Взаємодія факторів умов експлуатації формує загальні умови, які впливають на витрати пального.

Умова 1. Типи доріг.

Характеристики: міські дороги (багато зупинок, низька швидкість), шосейні дороги (висока швидкість, менше зупинок).

Вплив на витрати пального: швидша їзда на шосейних дорогах може призводити до збільшення витрат пального. Але часті зупинки у місті теж викликають збільшення витрати палива.

Умова 2. Наявність підйомів та спусків.

Характеристики: круті підйоми можуть вимагати більше зусиль від двигуна, спуски можуть викликати роботу систем гальмування.

Вплив на витрати пального: підйоми можуть збільшувати витрати, а спуски можуть дозволяти автомобілю рухатися з меншим використанням пального.

Умова 3. Якість дорожнього покриття.

Характеристики: гладке чи пошкоджене покриття, якість асфальту.

Вплив на витрати пального: погане дорожнє покриття може збільшувати опір та витрати пального через підвищений опір коченню.

Компонента 2. Система «Стиль водіння» – включає агресивне водіння, постійну швидкість, часте прискорення та гальмування. Стиль водіння може істотно змінювати витрати палива.

Елементи системи: агресивне водіння, постійна швидкість, часте прискорення та гальмування.

Залежність елементів: взаємодія між аспектами стилю водіння визначає загальний вплив на витрати пального.

Умова 1. Параметри агресивного водіння.

Характеристики: різке пересування між смугами, велика швидкість в русі, інтенсивний обгін.

Вплив на витрати пального: збільшення опору повітря та неефективне використання енергії при гальмуванні.

Умова 2. Постійна швидкість.

Характеристики: рух зі стабільною швидкістю без суттєвих змін.

Вплив на витрати пального: зі збільшенням швидкості зростає опір повітря та енергія, необхідна для подолання його. Зменшення коливань швидкості може сприяти ефективнішому споживанню пального.

Умова 3. Часте прискорення та гальмування.

Характеристики: часті та різкі зміни швидкості, нестабільне прискорення та гальмування.

Вплив на витрати пального: збільшення енергетичних втрат під час різких змін швидкості.

Взаємодія компонентів:

– врахування умов експлуатації – аналіз, як зміна умов дороги впливає на витрату палива;

– інтеграція стилю водіння – поєднування даних про стиль водіння з іншими параметрами для точнішого прогнозування.

Методи аналізу:

- використання нечіткої логіки: розробка правил і функцій належності для інтеграції різноманітних даних у модель;
- моделювання взаємозв'язків: побудова комплексної моделі, що відображає залежності між різними аспектами і впливом на витрату палива.

Системний аналіз дозволяє глибоко зрозуміти взаємодію між різними аспектами споживання палива та розробити комплексну, адаптивну модель прогнозування. Це забезпечує більш точні та надійні прогнози, адаптовані до реальних умов експлуатації автомобіля.

## 1.2 Аналіз сценаріїв розробки нечіткої моделі прогнозування витрат палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметрів доріг

Розробка нечіткої моделі прогнозування витрат палива автомобіля вимагає ретельного аналізу різних сценаріїв, що враховують стиль водіння та параметри доріг. Кожен із цих сценаріїв представляє собою унікальний підхід до розв'язання задачі. Їх розгляд допомагає визначити оптимальну стратегію для моделювання:

а) базова модель нечіткої логіки. Перший сценарій полягає у створенні простої нечіткої моделі, яка фокусується на основних технічних характеристиках автомобіля, таких як потужність двигуна та маса автомобіля. Цей підхід може бути ефективним для загальних прогнозів, але має обмежену точність через недостатнє врахування динамічних умов водіння;

б) розширена модель з додатковими параметрами. Другий сценарій включає розширення моделі за рахунок введення додаткових параметрів, таких як стиль водіння та умови дорожнього покриття. Цей підхід дозволяє збільшити точність прогнозування, але вимагає більш складного аналізу та більших обчислювальних ресурсів;

в) інтеграція з даними телематики. Третій сценарій передбачає інтеграцію моделі з даними телематики, які надають інформацію про реальні умови водіння та стан автомобіля. Цей підхід може значно підвищити точність прогнозування, але вимагає розгляду питань конфіденційності та безпеки даних;

г) гібридні моделі з використанням машинного навчання. Останній сценарій включає розробку гібридної моделі, яка поєднує нечітку логіку з методами машинного навчання. Така модель може аналізувати великі обсяги даних та виявляти складні залежності, що значно підвищує точність прогнозів. Проте, цей підхід вимагає значних обчислювальних ресурсів та ретельного тестування.

Кожен з цих сценаріїв має свої переваги та недоліки, і вибір конкретного підходу залежить від специфічних цілей дослідження та доступних ресурсів. Важливо знайти оптимальний баланс між точністю, складністю та практичною реалізованістю моделі.

Для розв'язання задач даної роботи було обрано другий сценарій: розширена модель з додатковими параметрами.

### 1.3 Формальна та змістовна постановка задачі

Теоретичний фундамент цього дослідження ґрунтується на двох важливих концепціях: нечіткій логіці та моделях прогнозування витрати палива. Ці концепції відкривають нові можливості для розвитку та вдосконалення систем прогнозування витрат палива, особливо в умовах неоднозначності та нечіткості вхідних даних.

Один із ключових внесків в цю область належить Лотфі Заде [2], який у 1965 році вперше визначив концепцію нечітких множин. Його внесок полягає у створенні математичної моделі для представлення та обробки нечітких або неоднозначних інформаційних значень. Це дозволило розширити можливості

моделювання складних систем, де точні дані можуть бути обмеженими чи невизначеними.

Використання нечіткої логіки в моделях прогнозування витрати палива виявляється особливо корисним в умовах, коли точні вимірювання важко отримати або коли існує значний рівень невизначеності. Моделювання таких систем за допомогою нечіткої логіки дозволяє враховувати різноманітність можливих варіантів та неоднозначності у вхідних даних.

Застосування концепцій Лотфі Заде в цьому контексті дозволяє науковцям та інженерам створювати ефективні та надійні моделі для прогнозування витрат палива. Це може мати велике практичне значення в автомобільній промисловості, авіації та інших сферах, де ефективне управління паливними ресурсами є критичним аспектом технічної ефективності та сталої розвитку.

Важливим етапом у розвитку нечіткої логіки стало введення методу Мамдані [3], який був представлений у 1974 році. Цей метод визначає нечіткі правила та ступені належності, надаючи можливість моделювати реальні умови та пристосовувати їх до змін.

Основні етапи методу Мамдані.

Розмивання (Fuzzification). На цьому етапі вхідні змінні (у нашому випадку, параметри стилю водіння та умови доріг) перетворюються на нечіткі значення за допомогою функцій приналежності. Кожне нечітке значення представлене нечіткою множиною, де кожен елемент вказує на ступінь належності конкретного значення відповідному терму (наприклад, "низька", "середня", "висока").

Виведення за допомогою нечітких правил (Inference with Fuzzy Rules). На цьому етапі визначаються нечіткі правила, що описують взаємодію між вхідними змінними та вихідною змінною. Кожне правило має вигляд "ЯКЩО [умови], ТО [висновок]". Наприклад, "Якщо швидкість висока І агресивність маневрів висока, ТО витрати палива високі."

Агрегація правил (Rule Aggregation). Всі нечіткі висновки, отримані внаслідок застосування нечітких правил, об'єднуються для отримання

агрегованого висновку. Це часто виконується за допомогою операції максимізації, тобто обирається максимальне значення серед усіх висновків.

Дефазифікація (Defuzzification). На останньому етапі нечітке виведення конвертується у чітке значення. Дефазифікація може виконуватися різними методами, і одним з найпоширеніших є метод центру ваги (COG), який визначає середнє значення ваги для обчислених висновків.

Метод Мамдані широко використовується в системах керування та прогнозування, особливо там, де правила можуть бути виражені мовою людини та вхідні дані мають нечітку або неоднозначну природу. У випадку прогнозування витрати палива для автомобілів, метод Мамдані дозволяє моделювати реальні умови на дорозі, враховуючи різноманітні фактори стилю водіння та умов дороги.

Дослідження в галузі нечіткого керування набуло додаткового імпульсу завдяки роботі вчених, таких як Мічіо Сугено [4], який в 1985 році разом з Есінгом Мамдані представив модель нечіткого керування, яка отримала їхні імена.

Його робота дозволила створити алгоритми та моделі, які враховують нечіткість та неоднозначність в процесах прийняття рішень. Це має велике значення в контексті систем, де точні чи деталізовані вхідні дані можуть бути обмеженими або неповними.

Практичне застосування цих підходів в прогнозуванні та керуванні стало надзвичайно важливим у багатьох галузях. Наприклад, в промисловості та автоматизації вони знаходять застосування в управлінні виробничими процесами, де нечіткість та невизначеність можуть виникати через змінні умови виробництва. Також важливо відзначити, що нечітке керування використовується у робототехніці та штучному інтелекті для створення систем, які можуть адаптуватися до змінних умов та середовищ.

Аналіз існуючих досліджень також виявив зацікавленість деяких авторів у використанні нечіткої логіки для моделювання витрати палива для автомобілів, зокрема в роботах Keller та ін. (2000) [5], а також Ying (2000) [6].

Паралельно із нечіткою логікою, існують інші підходи до математичного моделювання витрати палива, які включають роботи Timothy J. Ross (2010) [7].

Також, розробка систем телематики та автоматизованого управління в автомобільній промисловості зазначена в праці Prokop та Piegat (2002) [8].

Отже, цей теоретичний огляд ставить контекст для подальшого розгляду та розвитку математичних аспектів розробленої моделі прогнозування витрати палива для автомобілів.

Вхідними даними для задачі розробки моделі для прогнозування витрат палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметри доріг є: швидкість, частота гальмувань, агресивність маневрів; тип дорожнього покриття, наявність підйомів і спусків, міське чи шосейне водіння.

Вихідні даними задачі є оцінка витрат палива (наприклад, літрів на 100 км) з урахуванням стилю водіння та умов доріг.

Змістовна постановка задачі.

Задача полягає у розробці математичної моделі, яка здатна точно оцінювати витрати палива, виходячи з даних про стиль водіння водія та специфічні умови дорожнього покриття. Особлива увага приділяється аналізу динамічних та непередбачуваних аспектів водіння, таких як різкість маневрів та частота гальмувань, а також різноманітності дорожніх умов, включаючи наявність підйомів, спусків та типу дорожнього покриття. Модель повинна бути гнучкою та адаптивною, здатною враховувати ці змінні фактори для точного прогнозування витрат палива.

Алгоритм розв'язання задачі:

- визначення лінгвістичних змінних;
- розробка функцій приналежності для категоризації стилю водіння та дорожніх умов;
- визначення правил виводу, що інтегрують різні вхідні параметри для формування прогнозу витрати палива;
- використання методів дефазифікації для отримання кінцевої оцінки витрати палива.

Як вхідні змінні розглянемо лінгвістичні змінні: «швидкість», «агресивність маневрів», «частота гальмувань», «тип дорожнього покриття»,

«міське/шосейне водіння», «наявність підйомів та спусків» з відповідними термами (наприклад для швидкості «низька», «середня», «висока»), що формалізуються нечіткими трикутними та трапецеїдальними числами, визначеними на відповідній універсальній множині.

Вхідні змінні.

Лінгвістичні змінні, що описують стиль водіння:

- швидкість (V): {низька, середня, висока};
- агресивність маневрів (A): {низька, середня, висока};
- частота гальмувань (B): {рідкісне, помірне, часте}.

Лінгвістичні змінні, що описують умови доріг:

- тип дорожнього покриття (T): {гладке, середнє, складне};
- міське/шосейне водіння (D): {міське, змішане, шосейне};
- наявність підйомів і спусків (H): {немає, помірні, значні}.

Вихідна змінна:

- витрати палива (F): {низькі, середні, високі}.

Для моделювання функцій приналежності спочатку необхідно визначити діапазони для кожної вхідної змінної, виходячи з реальних умов водіння. Наприклад, розглянемо наступні діапазони:

- швидкість (V) вимірюється в км/год: {0-50 (низька), 30-80 (середня), 60-120 (висока)};
- агресивність маневрів (A): {0-3 (низька), 2-6 (середня), 5-10 (висока)};
- частота гальмувань (B) за 10 хвилин водіння: {0-5 (рідкісне), 4-15 (помірне), 10-30 (часте)}.

Формули функцій приналежності для швидкості (V):

а) низька швидкість ( $V_{low}$ ):

$$\mu_{V_{low}}(v) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{50-v}{50-30}\right)\right), \quad (1.1)$$

де  $v$  – поточна швидкість;

б) середня швидкість ( $V\_medium$ ):

$$\mu_{V\_medium}(v) = \begin{cases} \frac{v-30}{50-30}, & \text{якщо } v < 50; \\ \frac{80-v}{80-50}, & \text{якщо } v \geq 50; \end{cases} \quad (1.2)$$

в) висока швидкість ( $V\_high$ ):

$$\mu_{V\_high}(v) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{v-60}{120-60}\right)\right). \quad (1.3)$$

Формули функцій приналежності для агресивності маневрів ( $A$ ):

а) низька агресивність ( $A\_low$ ):

$$\mu_{A\_low}(a) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{3-a}{3-2}\right)\right), \quad (1.4)$$

де  $a$  – інтенсивність агресивності;

б) середня агресивність ( $A\_medium$ ):

$$\mu_{A\_medium}(a) = \begin{cases} \frac{a-2}{3-2}, & \text{якщо } a < 3; \\ \frac{6-a}{6-3}, & \text{якщо } a \geq 3; \end{cases} \quad (1.5)$$

в) висока агресивність ( $A\_high$ ):

$$\mu_{A\_high}(a) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{a-5}{10-5}\right)\right). \quad (1.6)$$

Формули функцій приналежності для частоти гальмувань (В):

а) рідкісне гальмування (В\_rare):

$$\mu_{B\_rare}(b) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{5-b}{5-4}\right)\right), \quad (1.7)$$

де  $b$  – частота гальмувань;

б) помірне гальмування (В\_moderate):

$$\mu_{B\_moderate}(b) = \begin{cases} \frac{b-4}{5-4}, & \text{якщо } b < 5; \\ \frac{15-b}{15-5}, & \text{якщо } b \geq 5; \end{cases} \quad (1.8)$$

в) часте гальмування (В\_frequent):

$$\mu_{B\_frequent}(b) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{b-10}{30-10}\right)\right). \quad (1.9)$$

Умови доріг можна оцінити за типом дорожнього покриття, міським або шосейним водінням, та наявністю підйомів і спусків. Для кожного параметра припустимо діапазон від 0 до 10 (універсальна множина).

Тип дорожнього покриття (Т):

– гладке (Т\_smooth): 1-4 (гладкі, добре вимощені дороги без значних нерівностей);

– середнє (Т\_medium): 3-7 (дороги з деякими нерівностями, місцями зносу або невеликими пошкодженнями);

– складне (Т\_rough): 6-10 (складні дорожні умови з багатьма нерівностями, ями, можливо неасфальтовані або гравійні дороги).

Формули аналогічні до агресивності маневрів, замінюючи  $a$  на  $t$  (тип дорожнього покриття).

Міське/Шосейне водіння (D):

- міське (D\_city): 1-4 (переважно міське водіння з частими зупинками та повільним рухом);
- змішане (D\_mixed): 3-7 (комбінація міського та шосейного водіння);
- шосейне (D\_highway): 6-10 (переважно шосейне водіння з високою швидкістю та рідкісними зупинками).

Формули аналогічні до агресивності маневрів, замінюючи  $a$  на  $d$  (тип водіння).

Наявність підйомів і спусків (H):

- немає (H\_none): 1-3 (переважно рівні дороги без значних перепадів висот);
- помірні (H\_moderate): 2-6 (наявність помірних підйомів та спусків, але не надто крутих);
- значні (H\_steep): 5-10 (дороги з крутими підйомами та спусками, складні дорожні умови).

Формули аналогічні до агресивності маневрів, замінюючи  $a$  на  $h$  (тип наявність підйомів і спусків).

Для кожної з цих функцій належності графік може бути побудований на площині, де горизонтальна вісь представляє значення змінної (наприклад, швидкість), а вертикальна вісь – ступінь належності від 0 до 1. Наприклад графік належності швидкості (рис. 1.1).

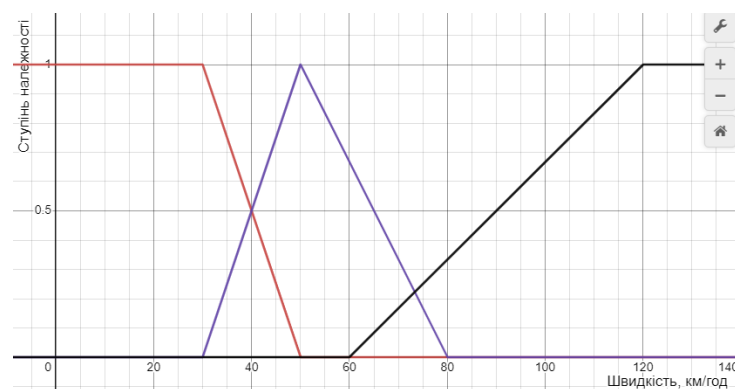


Рисунок 1.1 – Графік приналежності швидкості

Введені лінгвістичні змінні будуть використані для подальшого аналізу і прогнозування витрати палива.

#### 1.4 Постановка задач дослідження

У рамках розробки нечіткої моделі прогнозування витрат палива автомобіля, зосереджуючись на стилі водіння та умовах доріг, визначаємо наступні ключові задачі дослідження:

а) аналіз існуючих підходів та теорій:

1) вивчення та аналіз існуючих моделей прогнозування витрат палива;

2) огляд теорій та практик використання нечіткої логіки в контексті автомобільної індустрії;

б) дослідження впливу стилю водіння на витрати палива:

1) аналіз впливу різних аспектів стилю водіння (швидкість, агресивність маневрів, частота гальмувань) на витрати палива;

2) розробка методів для квантифікації та класифікації стилів водіння;

в) аналіз впливу дорожніх умов: вивчення, як різні умови доріг (тип дорожнього покриття, міське або шосейне водіння, наявність підйомів і спусків) впливають на витрати палива;

г) розробка нечіткої моделі: створення математичної моделі, що використовує принципи нечіткої логіки для інтеграції даних про стиль водіння та умови доріг для прогнозування витрати палива;

д) тестування та валідація моделі:

1) проведення серії експериментів для оцінки ефективності та точності розробленої моделі;

2) аналіз результатів тестування для виявлення потенційних поліпшень моделі;

е) аналіз результатів та висновки:

- 1) оцінка отриманих результатів тестування;
- 2) формулювання висновків щодо ефективності моделі та її придатності для практичного застосування.

## 2 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДУ РОЗВ'ЯЗАННЯ

### 2.1 Вибір методу розв'язання задачі прогнозування витрат палива автомобілем

Прогнозування витрат палива автомобілем – це важлива задача, і для її вирішення використовуються різні методи, включаючи традиційні та сучасні підходи. Ось кілька методів, які часто використовуються для прогнозування витрат палива:

- нейронні мережі зі зворотнім поширенням помилок (Backpropagation Neural Networks): використовують штучні нейронні мережі для вивчення залежностей між різними факторами та витратами палива. Вони вчаться за допомогою алгоритму зворотного поширення помилок;

- метод опорних векторів (Support Vector Machines - SVM): використовується для виявлення оптимального розділу між різними класами даних. У випадку прогнозування витрат палива може бути використаний для визначення оптимальної границі між різними умовами водіння;

- метод на основі побудови випадкових лісів (Random Forests): використовує ансамбль дерев рішень для прогнозування. Кожне дерево навчається на різних підмножинах даних, і результат об'єднується для отримання кінцевого прогнозу;

- лінійна регресія (Linear Regression): простий метод, що враховує лінійну залежність між вхідними факторами та витратами палива;

- градієнтний бустінг (Gradient Boosting): комбінує декілька слабких моделей для отримання сильної моделі. Може бути використаний для точного прогнозування витрат палива;

- метод нечітких множин (Fuzzy Logic): використовує нечітку логіку для моделювання невизначеності та нечіткості в даних. Дозволяє враховувати неоднозначність у витратах палива, пов'язану, наприклад, з різними стилями водіння.

Це лише кілька прикладів. Існують інші методи, такі як глибокі нейронні мережі, генетичні алгоритми та інші, які також можуть бути використані для прогнозування витрат палива автомобілем, залежно від конкретного контексту та доступності даних.

Ці методи можуть використовуватися як самостійно, так і в комбінації, залежно від конкретних вимог завдання та доступності даних. Важливо враховувати, що вибір методу також може залежати від розміру та характеру набору даних, а також від специфічних умов задачі прогнозування витрат палива.

Кожен з цих методів має свої переваги та обмеження, тому розглянемо їх більш докладніше.

### 2.1.1 Нейронні мережі зі зворотнім поширенням помилок

Нейронні мережі зі зворотнім поширенням помилок (Backpropagation Neural Networks або просто BPNN) – це тип штучних нейронних мереж, які використовуються для моделювання складних залежностей між вхідними факторами та витратами палива автомобіля. Вони складаються зі штучних нейронів, організованих в шарах, і мають здатність навчатися завдяки алгоритму зворотного поширення помилок.

Процес роботи.

Вхідний шар: на першому шарі розташовані нейрони, які представляють вхідні фактори, такі як швидкість автомобіля, оберти двигуна, вага та інші параметри.

Приховані шари: велика кількість шарів нейронів між вхідним і вихідним шарами. Кожен нейрон у цих шарах отримує ваги з попереднього шару та вводить ваги в наступний.

Вихідний шар: нейрони на цьому шарі визначають прогнозовані витрати палива.

Зворотне поширення помилок: після прогнозування витрат палива, порівнюються прогнози з реальними значеннями. Алгоритм зворотного поширення помилок визначає помилку і використовує її для корекції ваг нейронів у всіх шарах мережі.

Навчання: процес повторюється декілька разів (epoch), поки помилка не зменшиться до прийняттого рівня. Це означає, що мережа навчилася відповідати вхідним даним з високою точністю.

Приклад: припустимо, у нас є дані про швидкість автомобіля, режим водіння та стан дороги. Ми хочемо прогнозувати витрати палива. Нейронна мережа навчиться встановлювати ваги, що визначають, як кожен фактор впливає на витрати палива. Нам потрібно побудувати модель для прогнозування витрат палива на основі цих факторів.

Підготовка даних:

- розбивка даних на тренувальний та тестовий набори;
- нормалізація даних, щоб усунути різницю в шкалах факторів.

Створення нейронної мережі:

- визначення кількості входів (швидкість, режим, стан);
- визначення кількості нейронів у прихованих шарах;
- визначення кількості виходів (витрати палива).

Ініціалізація ваг: ваги нейронів ініціалізуються випадковим чином.

Процес навчання (Backpropagation):

- подається тренувальний набір даних на вхід мережі;
- мережа робить прогноз витрат палива;
- розраховується помилка між прогнозами та реальними значеннями;
- використовуючи алгоритм зворотного поширення помилок, коригуються ваги так, щоб зменшити помилку;
- процес повторюється для кількох epoch або до досягнення визначеного рівня точності.

Тестування моделі: після навчання моделі використовується тестовий набір даних для оцінки її прогностичної здатності.

Переваги та обмеження методу.

Переваги:

- здатність моделювати складні та нелінійні залежності;
- здатність автоматично вивчати внутрішні представлення даних.

Обмеження:

- потребує великої кількості даних для навчання;
- схильність до перенавчання (overfitting), особливо при великій кількості параметрів;
- обчислювально витратні при великих розмірах мережі.

Нейронні мережі зі зворотнім поширенням помилок залишаються ефективним інструментом для прогнозування витрат палива, особливо коли задача вимагає урахування складних взаємозв'язків між вхідними параметрами.

### 2.1.2 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (Support Vector Machines – SVM) є алгоритмом машинного навчання, який використовується для класифікації та регресії. Його основною ідеєю є пошук оптимальної гіперплощини (границі рішення), яка найкращим чином розділяє дані різних класів. В контексті прогнозування витрат палива, SVM може визначити оптимальну границю між різними умовами водіння, що впливають на споживання палива.

Процес роботи.

Вхідні дані: вхідні дані включають різні фактори, такі як швидкість автомобіля, оберти двигуна, маса та інші параметри, які можуть впливати на витрати палива.

Вибір ядра: SVM використовує ядро для перетворення вхідних даних у багаторозмірний простір, де легше визначити границю рішення.

Тренування моделі: модель SVM навчається на тренувальному наборі даних, знаходячи оптимальну гіперплощину, яка максимально відокремлює класи.

Прогнозування: після тренування модель може прогнозувати витрати палива для нових наборів факторів, визначаючи, на якому боці гіперплощини знаходиться точка даних.

Приклад: нехай маємо набір даних, який включає в себе швидкість автомобіля, режим водіння, стан дороги та витрати палива для різних умов водіння. SVM може побудувати гіперплощину, яка ефективно розділить ці умови та дозволить прогнозувати витрати палива для нових значень швидкості.

Вхідні дані: розглянемо набір даних, який включає в себе інформацію про швидкість автомобіля (в км/год), режим водіння (наприклад, "спокійний" або "агресивний") та стан дороги (наприклад, "шосе" або "місто"). Кожен запис в наборі даних також містить відповідну величину витрат палива (в літрах на 100 км).

Вибір ядра та тренування моделі: використаємо SVM для побудови моделі, яка зможе прогнозувати витрати палива. Ми можемо вибрати ядро, наприклад, радіальну базисну функцію (RBF), яка дозволяє пристосуватися до складних залежностей між вхідними факторами та витратами палива.

Прогнозування для нового запису: припустимо, ми маємо новий запис інформації про автомобіль: швидкість – 80 км/год, режим водіння – "спокійний", стан дороги – "шосе". Застосовуючи навчену модель SVM, ми можемо передбачити його витрати палива.

Переваги:

- ефективність в багаторозмірних просторах: працює ефективно у великих розмірностях, що робить його корисним для великих наборів даних;
- гнучкість у виборі ядра: дозволяє вибирати різні ядра в залежності від характеру даних;
- ефективність в задачах з невеликою кількістю тренувальних зразків: працює добре, навіть якщо тренувальний набір має обмежену кількість зразків.

Обмеження:

- чутливість до шуму: вразливий до шуму в даних, що може призвести до перенавчання;

- потребує попередньої нормалізації: рекомендується нормалізувати вхідні дані для покращення результатів;
- може бути менш ефективним у випадках, коли класи перекриваються.

Цей підхід може бути використаний для оптимізації витрат палива, надаючи водіям рекомендації щодо ефективного режиму водіння для різних умов на дорозі. Наприклад, водії можуть отримувати поради щодо того, як підтримувати економічніші витрати палива, враховуючи швидкість, режим водіння та стан дороги.

### 2.1.3 Метод на основі побудови випадкових лісів

Метод на основі побудови випадкових лісів (Random Forests) – це алгоритм машинного навчання, який використовує ансамбль дерев рішень для прогнозування. Основною ідеєю є те, що кілька слабких моделей можуть об'єднатися, утворюючи потужний та стійкий прогностичний інструмент.

Процес роботи.

Бутстреп-вибірка (Bootstrap Sampling). Для кожного дерева випадковий ліс вибирає випадковим чином підмножину даних із заміщенням. Це означає, що окремі екземпляри можуть бути вибрані більше одного разу, тоді як інші можуть бути пропущені.

Побудова дерева рішень. На кожному кроці побудови дерева випадкового лісу обирається випадковий піднабір функцій (зазвичай квадратний корінь від загальної кількості функцій). Далі, дерево будується, використовуючи цей піднабір функцій і бутстреп-вибірку.

Об'єднання результатів. Після побудови всіх дерев результати об'єднуються для формування кінцевого прогнозу. У випадку регресії це може бути середнє значення відповідей дерев, а в класифікації – голосування за більшість.

Розглянемо приклад.

Збір даних: представимо, що ми збираємо дані про різні автомобілі, які включають в себе швидкість автомобіля, режим водіння (спокійний, агресивний) та тип дороги (місто/шосе). Також у нас є виміряні значення витрат палива для кожного автомобіля.

Розбиття на тренувальний та тестовий набори: розділімо наш набір даних на тренувальний і тестовий для оцінки ефективності моделі.

Побудова Random Forests: бутстреп-вибірка (Bootstrap Sampling) – кожне дерево випадкового лісу вибирає випадковим чином підмножину даних, включаючи випадковий вибір автомобілів та їхніх витрат палива.

Побудова дерева рішень: для кожного дерева обирається випадковий піднабір функцій, таких як швидкість автомобіля, режим водіння та стан дороги. Далі, дерево рішень будується, враховуючи цей піднабір функцій і бутстреп-вибірку.

Об'єднання результатів.

Регресія. У випадку регресії для кожного дерева розраховується прогноз витрат палива. Кінцевий прогноз для нового автомобіля отримується як середнє значення прогнозів всіх дерев.

Класифікація. Якщо ми розглядаємо задачу класифікації (наприклад, визначення категорії ефективності витрат палива), то може використовуватися голосування за більшість прогнозів дерев.

Прогноз для нового автомобіля.

Припустимо, ми отримали нові дані про автомобіль з відомою швидкістю 60 км/год, режимом водіння "спокійний" та типом дороги "шосе". Ми подаємо ці дані в нашу Random Forest модель.

Кожне дерево в лісі надає свій прогноз витрат палива для цього автомобіля відповідно до його конкретних характеристик. Кінцевий прогноз обчислюється як середнє (у випадку регресії) або голосування за більшість (у випадку класифікації) прогнозів.

Оцінка ефективності. Модель оцінюється за допомогою тестового набору даних для визначення її точності та ефективності.

#### Переваги:

- висока точність: Random Forests виявляється дуже ефективним для багатьох типів даних та завдань;
- відсутність перенавчання: схильність до перенавчання зменшується завдяки випадковому вибору даних та функцій для кожного дерева;
- можливість обробки великих об'ємів даних: добре справляється із завданнями на великих наборах даних.

#### Обмеження:

- велика обчислювальна складність: побудова та об'єднання багатьох дерев може вимагати значних обчислювальних ресурсів;
- важкі для інтерпретації: одна з особливостей Random Forests – це їхнє багатощарове дерево рішень, що може робити їх менш інтерпретованими порівняно з іншими методами;
- чутливість до нелінійності в даних: Random Forests можуть не завжди добре виявляти нелінійні залежності в даних порівняно з деякими іншими алгоритмами.

Метод на основі побудови випадкових лісів є потужним і часто використовується на практиці завдяки своїм перевагам у вирішенні різноманітних завдань, включаючи прогнозування витрат палива автомобілем.

#### 2.1.4 Лінійна регресія

Лінійна регресія (Linear Regression) – це статистичний метод, який використовується для вивчення залежностей між однією залежною змінною (в даному випадку, витрати палива) та однією чи декількома незалежними змінними (факторами). В основі лінійної регресії – припущення про лінійну природу залежностей, що дозволяє виразити залежну змінну як лінійну комбінацію незалежних.

Процес роботи.

Визначення математичної моделі, яка представляє витрати палива як лінійну функцію від незалежних факторів. Наприклад, якщо  $m$  – кількість факторів, то модель може виглядати так:

$$Y = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_m X_m + \varepsilon, \quad (2.1)$$

де  $Y$  – витрати палива;

$X_1, X_2, \dots, X_m$  – незалежні фактори;

$b_0, b_1, \dots, b_m$  – параметри моделі;

$\varepsilon$  – помилка.

Навчання: параметри моделі  $(b_0, b_1, \dots, b_m)$  визначаються так, щоб помилка ( $\varepsilon$ ) була мінімізована. Цей процес називається "навчанням" моделі і використовується метод найменших квадратів.

Прогнозування: після навчання модель може бути використана для прогнозування витрат палива для нових наборів факторів.

Приклад: нехай ми маємо дані про витрати палива та кілька факторів, таких як швидкість автомобіля, стан дороги, і т.д. Лінійна регресія допоможе визначити, як саме ці фактори впливають на витрати палива.

Ми визначаємо модель лінійної регресії:

$$\begin{aligned} \text{Витрати палива} = & b_0 + b_1 \cdot \text{Швидкість} + \\ & + b_2 \cdot \text{Стан дороги} + \dots + b_m X_m + \varepsilon. \end{aligned} \quad (2.2)$$

Навчання моделі: використовуючи метод найменших квадратів, ми оптимізуємо параметри  $b_0, b_1, \dots, b_m$ , щоб мінімізувати суму квадратів відхилень помилок для всіх спостережень у наборі даних.

Прогнозування: після навчання ми можемо використовувати модель для прогнозування витрат палива для нових автомобілів, вказуючи їхню швидкість та кількість обертів двигуна.

Переваги:

- простота: лінійна регресія - простий метод, який легко інтерпретується;
- ефективність: добре працює в тих випадках, коли залежність між факторами і витратами палива дійсно лінійна.

Обмеження:

- обмежена гнучкість: не враховує складні нелінійні залежності в даних;
- чутливість до викидів: може бути чутливим до викидів в даних;
- припущення про нормальний розподіл помилок: вимагає припущення, що помилки розподілені нормально.

Лінійна регресія є потужним і простим інструментом, але успішність його застосування залежить від відповідності даних припущенням лінійності.

### 2.1.5 Градієнтний бустінг

Градієнтний бустінг (Gradient Boosting) є потужним ансамблевим методом машинного навчання, який комбінує декілька слабких моделей для створення сильної прогностичної моделі. В контексті прогнозування витрат палива, градієнтний бустінг може бути використаний для уточнення прогнозів та моделювання складних залежностей в даних.

Процес роботи.

Базові моделі (Weak Learners): градієнтний бустінг використовує базові моделі, такі як дерева рішень, як слабкі моделі. Кожна базова модель навчається на частині даних, і її задача - виправляти помилки попередньої моделі.

Ваги помилок (Gradient Descent): алгоритм спочатку навчає першу модель і обчислює помилки прогнозів. Потім ваги цих помилок використовуються для

навчання наступної моделі. Градієнтні методи оптимізації використовуються для зменшення цих помилок.

Ансамблювання (Boosting): прогнози базових моделей об'єднуються в ансамбль, де кожна нова модель спрямована на коригування помилок попередніх моделей. Цей процес повторюється, поки не буде досягнута задовільна точність.

Регуляризація: додаткові параметри, такі як швидкість навчання та глибина дерев, використовуються для контролю процесу навчання та підтримки стабільності моделі.

Розглянемо приклад. Для прогнозування витрат палива, градієнтний бустінг може використовувати вхідні параметри, такі як швидкість автомобіля, стан дороги, агресивність водіння та інші. Кожна базова модель буде намагатися виправити помилки попередніх моделей, уточнюючи прогнози та враховуючи неоднорідності в даних.

Вхідні параметри:

– швидкість автомобіля. Швидкість може суттєво впливати на витрати палива через збільшення аеродинамічного опору та ефективність роботи двигуна;

– стан дороги. Дорожні умови, такі як якість покриття, наявність ям та нахил можуть впливати на опір руху та ефективність передачі;

– агресивність водіння. Стиль водіння, який включає гостру акселерацію, гальмування та різкі маневри, може призводити до більшого споживання палива.

Процес моделювання.

Перша модель (Дерево рішень). Перша модель може навчатися на основі швидкості автомобіля та базових даних про витрати палива. Ваги помилок обчислюються, і модель спрямовується на їх виправлення.

Друга модель (Дерево рішень). Друга модель вивчається на даних, включаючи швидкість, стан дороги та помилки попередньої моделі. Вона виправляє залишкові помилки та додає свої власні корекції.

Третя модель (Дерево рішень): модель продовжується, враховуючи агресивність водіння, а також попередні помилки. Кожна нова модель уточнює прогнози та враховує додаткові аспекти впливу.

Ансамблювання (Агрегація). Прогнози всіх моделей об'єднуються, кожен з їх вагою, враховуючи їхню ефективність та узгодженість. Це створює сильну модель, здатну точно прогнозувати витрат палива в залежності від введених параметрів.

Переваги:

- висока точність: градієнтний бустінг зазвичай дозволяє досягти високої точності прогнозування;

- можливість врахування нелінійних залежностей: даний метод може ефективно моделювати складні та нелінійні залежності в даних.

Обмеження:

- час навчання: градієнтний бустінг може вимагати значного часу для навчання, особливо якщо використовуються глибокі дерева та велика кількість моделей;

- схильність до перенавчання: якщо не контролювати параметри, може виникнути перенавчання, особливо на невеликих наборах даних.

Градієнтний бустінг дозволяє автоматично вивчати інтеракції між різними вхідними параметрами та прогнозами витрат палива. Використання декількох моделей дерев рішень у ансамблі дозволяє ефективно моделювати нелінійні та взаємодіючі ефекти, що може бути важливим для точного прогнозування витрат палива в різних умовах водіння.

## 2.1.6 Метод нечітких множин

Метод нечітких множин (Fuzzy Logic) використовує математичну теорію нечіткої логіки для моделювання нечіткості та невизначеності в системах. У контексті прогнозування витрат палива, цей метод дозволяє враховувати різні

ступені істотності чи відносності при визначенні залежностей між факторами та витратами палива.

Процес роботи.

Визначення лінгвістичних змінних. Ідентифікація та визначення нечітких лінгвістичних змінних, які відображають фактори, що впливають на витрати палива. Наприклад, можуть бути визначені змінні "швидкість", "стиль водіння", "стан дороги" і т. д.

Створення нечітких правил. Визначення правил, які встановлюють взаємозв'язки між вхідними лінгвістичними змінними та вихідною змінною (витрати палива). Наприклад, правило може мати вигляд: "Якщо швидкість велика і стиль водіння агресивний, то витрати палива високі".

Визначення функцій приналежності. Встановлення форм та параметрів нечітких функцій приналежності для кожної лінгвістичної змінної. Ці функції визначають, наскільки кожна змінна відповідає певному ступеню істотності.

Використання інференційної системи. Застосування інференційної системи для обчислення вихідних значень на основі заданих правил та вхідних даних.

Дефазифікація результатів. Перетворення нечітких висновків у конкретні числові значення, які можна використовувати для прогнозування витрат палива.

Приклад: нехай маємо лінгвістичні змінні "швидкість" та "стиль водіння". Правило може виглядати так: "Якщо швидкість велика і стиль водіння агресивний, то витрати палива високі". Функції приналежності для швидкості та стилю водіння визначають ступені істотності для кожної категорії.

Лінгвістичні змінні:

– швидкість (Speed). Ця змінна може бути представлена нечіткими термами, такими як "низька", "середня", "велика". Функція приналежності для "великої" швидкості може бути, наприклад, трикутною формою з піковим значенням навколо 100 км/год;

– стиль водіння (Driving Style). Ця змінна може мати терми, такі як "спокійний", "звичайний", "агресивний". Функція приналежності для

"агресивного" стилю водіння може бути, наприклад, трикутною формою з піковим значенням близько до 0.8.

Правило: "Якщо швидкість велика і стиль водіння агресивний, то витрати палива високі."

Це правило визначає зв'язок між двома вхідними змінними та вихідною змінною.

Функції приналежності: для лінгвістичної змінної "швидкість" може використовуватися трикутна функція приналежності, де "велика" швидкість має високий ступінь істотності навколо 100 км/год.

Для лінгвістичної змінної "стиль водіння" також використовується трикутна функція приналежності, де "агресивний" стиль має високий ступінь істотності близько до 0.8.

Процес інференції.

Якщо вводяться конкретні значення для швидкості (наприклад, 110 км/год) та стилю водіння (наприклад, 0.7), то використовуючи функції приналежності, можна визначити ступінь істотності для обох змінних.

"Велика" швидкість при значенні 110 км/год може мати ступінь істотності, наприклад, 0.6.

"Агресивний" стиль водіння при значенні 0.7 може мати ступінь істотності, наприклад, 0.8.

Отже, вихідним значенням буде висока ступінь істотності для "високих" витрат палива. Це може інтерпретуватися як висока ймовірність великих витрат палива в разі великої швидкості та агресивного стилю водіння.

Переваги:

- моделювання нечіткості: дозволяє ефективно враховувати невизначеність та нечіткість в вхідних даних;
- легкість інтерпретації правил: логіка базується на правилах, які легко інтерпретувати та визначати експертами;
- ефективність при обробці невизначених даних: працює добре в умовах обмеженої та невизначеної інформації.

Обмеження:

– вимоги до даних: потребує великої кількості даних для точного навчання та моделювання;

складність при визначенні правил: визначення точних правил може бути важким завданням і вимагати експертного досвіду;

чутливість до шуму в даних: метод може бути вразливим до випадкових аномалій або шуму в даних.

Метод нечітких множин залишається потужним інструментом для моделювання систем, де невизначеність та нечіткість грають ключову роль, також він успішно використовується в задачах прогнозування витрат палива.

## 2.2 Обґрунтування методу розв'язання

Ключовими вимогами для нової моделі будуть збалансованість та точність прогнозування, враховуючи різноманітні умови експлуатації автомобіля.

Використання нечіткої логіки у сучасних системах управління автомобілями виявляється як перспективний напрямок, особливо при прогнозуванні витрати палива. Нечітка логіка дозволяє ефективно враховувати неоднозначність та невизначеність у визначенні параметрів, таких як стиль водіння чи дорожні умови.

Важливою перевагою нечіткої моделі є її здатність до адаптації до середовища, що змінюється, та урахування неструктурованих даних. Це дозволяє побудувати гнучку систему, яка може ефективно працювати в умовах реального світу, де умови та фактори можуть бути динамічними.

Зазначений аналіз створює основу для розробки нової нечіткої моделі, яка поєднує переваги обох світів – статистичного та машинного навчання, використовуючи нечітку логіку для адаптації до різноманітних умов та невизначеностей.

Обґрунтування вибору:

а) здатність до обробки нечітких даних. Нечітке моделювання є ідеальним для аналізу ситуацій, де дані не є чітко визначеними або де існує неоднозначність. В контексті водіння автомобіля, багато факторів, таких як стиль водіння та дорожні умови, мають суб'єктивний характер і не можуть бути точно квантифіковані;

б) гнучкість і адаптивність. Метод нечіткого моделювання дозволяє гнучко налаштовувати правила та логіку моделі залежно від зміни умов чи нових даних. Це особливо важливо в ситуаціях, де умови доріг та стилі водіння можуть швидко змінюватися;

в) інтуїтивність та зрозумілість. Нечіткі моделі використовують лінгвістичні змінні та правила, що наближені до людського сприйняття, роблячи модель більш інтуїтивно зрозумілою для аналітиків та інженерів;

г) висока точність та надійність. Незважаючи на свою гнучкість, нечітке моделювання може забезпечити високу точність прогнозів, особливо у складних системах з великою кількістю взаємозалежних змінних;

д) широке застосування. Метод нечіткого моделювання вже широко використовується у різних галузях, включаючи автомобільну індустрію, що свідчить про його ефективність та надійність.

Вибір методу нечіткого моделювання для розв'язання поставленої задачі обґрунтовано його здатністю ефективно обробляти нечіткі та суб'єктивні дані, його гнучкістю, інтуїтивністю, високою точністю та перевіреною надійністю в автомобільній галузі.

Висновки за розділом 2

У другому розділі були розглянуті існуючі методи розв'язання поставленої задачі, проведено їх зрівняння. Також зроблено обґрунтування вибраного методу .

## 3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

### 3.1 Математичний пакет MATLAB

MATLAB (MATrix LABoratory) – це потужний інтерактивний інструментарій для наукових обчислень та розробки програм. У кваліфікаційній роботі використано MATLAB для моделювання і фазифікації системи визначення витрати палива автомобіля на основі різних вхідних параметрів.

Основною перевагою MATLAB для цієї роботи є легкість використання. MATLAB має інтуїтивний інтерфейс, що полегшує введення даних та визначення лінгвістичних змінних; вбудовані функції для обчислень, статистики та аналізу даних, що спрощує роботу з числовими даними. Завдяки потужним інструментам для візуалізації результатів, MATLAB дозволяє легко створювати графіки та діаграми для аналізу результатів; легко визначати та використовувати лінгвістичні змінні, що є ключовим елементом у визначенні фазифікованих правил; MATLAB надає можливість легко реалізувати алгоритми інтерполяції правил та агрегації в зручному вигляді.

Fuzzy Logic Toolbox є потужним інструментарієм в MATLAB, який надає засоби для роботи з нечіткою логікою. Цей інструментарій значно спрощує моделювання та імплементацію систем, що використовують нечітку логіку для прийняття рішень [9].

Розглянемо деякі ключові аспекти та функціональність Fuzzy Logic Toolbox.

Fuzzy Logic Toolbox надає інтерактивний редактор для визначення нечітких систем. Користувач може визначати лінгвістичні змінні, терми та правила, що визначають поведінку системи. Пакет містить вбудовані функції для визначення та роботи з лінгвістичними змінними, такими як "trimf" (трикутна функція приналежності), "trapmf" (трапецієдальна функція приналежності) та інші. Ці функції дозволяють визначати, як вхідні дані належать різним категоріям.

Fuzzy Logic Toolbox надає інструменти для визначення систем нечіткого виведення. Користувач може визначити правила, які вказують, як система повинна реагувати на конкретні вхідні параметри.

Вбудовані функції спрощують фазифікацію (визначення ступеня приналежності кожної лінгвістичної змінної) та дефазифікацію (отримання конкретного числового значення на виході системи) результатів.

Інструментарій надає можливості для симуляції та візуалізації поведінки нечітких систем. Графічні засоби, такі як графіки приналежності, допомагають аналізувати та налаштовувати систему.

MATLAB також дозволяє оптимізувати параметри нечітких систем та навчати їх за допомогою алгоритмів машинного навчання.

Використання Fuzzy Logic Toolbox у MATLAB дозволяє розробникам швидко та ефективно реалізовувати системи, які використовують нечітку логіку, спрощуючи процес визначення та оптимізації правил системи. Це особливо корисно для задач, де правила поведінки не можуть бути чітко визначені та вимагають експертного досвіду.

MATLAB є добре визнаним інструментом в наукових колах і вирішує задачі чисельного аналізу та моделювання, що робить його ідеальним для розробки імплементації систем визначення витрати палива на основі фазифікованих правил. Легкість використання та широкий функціонал MATLAB роблять його відмінним вибором для використання в кваліфікаційній роботі з моделювання систем управління та прогнозування витрат палива в автомобільних технологіях.

### 3.2 Алгоритм розв'язання задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрат палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметри доріг

Алгоритм розв'язання задачі можна розділити на кілька основних етапів.

Етап 1. Введення вхідних даних: користувач вводить дані, такі як швидкість, агресивність маневрів, частота гальмувань, гладкість дорожнього покриття, міське/шосейне водіння та наявність підйомів і спусків.

Етап 2. Лінгвістичні змінні: визначення лінгвістичних змінних для кожного введеного параметра (швидкість, агресивність, частота гальмувань, тощо) та їх термів.

Етап 3. Функції приналежності: визначення ступеня приналежності введених точок даних до лінгвістичних змінних, формалізація функцій приналежності.

Етап 4. Правила: визначення правил для кожної лінгвістичної змінної і агрегація їх вагових значень для отримання загальної приналежності до низького, середнього та високого рівнів.

Етап 5. Дефазифікація: застосування дефазифікації для визначення кінцевого значення витрати палива на основі агрегованих функцій приналежностей.

Етап 6. Виведення результатів: виведення прогнозу витрати палива та візуалізація приналежності витрати палива на графіку.

Цей алгоритм використовує математичні та лінгвістичні концепції для моделювання системи та прийняття рішень на основі введених параметрів.

### 3.3 Опис програми

Давайте розглянемо кожну частину коду докладніше.

Для початку роботи нам необхідно ввести дані у програму, які у подальшому будемо використовувати (рис. 3.1).

```

fprintf('\nВведення даних для відрізка %d:\n', segment);
prompt = {'Швидкість (км/год):', 'Агресивність маневрів (1-10):', 'Частота гальмувань за 10 хвилин (1-30):',
          'Гладкість дорожнього покриття (1-10):', 'Міське/шосейне водіння (1-10):',
          '|Наявність підйомів і спусків (1-10):', 'Довжина відрізка (км):'};
dlg_title = sprintf('Введення даних для відрізка %d', segment);
num_lines = 1;
default_answer = {' ', ' ', ' ', ' ', ' ', ' ', ' '}; % Початкові значення
answer = inputdlg(prompt, dlg_title, num_lines, default_answer);

```

Рисунок 3.1 – Код запити даних по відрізку маршруту

На рис 3.1 програма створює масив рядків «prompt» з питаннями, які будуть відображені у вікні введення даних. Далі вона створює заголовок вікна введення даних і використовує функцію «sprintf» для форматування тексту з номером відрізка. Наступним кроком програма задає початкові значення для відповідей користувача. У даному випадку, всі значення порожні. І останньою строкою викликає функцію «inputdlg» для відображення вікна введення даних і очікує відповіді користувача. Введені дані зберігаються у змінну «answer».

Цей код дозволяє користувачеві ввести дані для певного відрізка, такі як швидкість, агресивність маневрів, частота гальмувань і т. д. Введені дані зберігаються у масиві «answer» для подальшого використання в програмі.

В результаті роботи такого коду отримаємо вікно з запитом вхідних даних (рис. 3.2).

Рисунок 3.2 – Запит даних по відрізку маршруту

Лінгвістичні змінні.

На цьому етапі програми визначаються лінгвістичні змінні, які є ключовими для моделювання нечітких категорій параметрів водіння. Ці змінні визначаються за допомогою функцій приналежності, які визначають ступінь відносності кожного значення параметра до конкретної категорії.

Таким чином ці лінгвістичні змінні визначають, як кожен параметр входить в певні нечіткі категорії. Наприклад, для швидкості можливі три категорії: "Низька", "Середня" та "Висока".

Швидкість (V):

- V\_low: низька швидкість від 0 до 50 км/год;
- V\_medium: середня швидкість від 30 до 80 км/год;
- V\_high: висока швидкість від 60 до 140 км/год.

Це можна записати як показано на рис 3.3.

```
% Лінгвістичні змінні для стилю водіння
V = 0:1:140;
V_low = trimf(V, [0 0 50]);      % Низька швидкість: 0-50 км/год
V_medium = trimf(V, [30 50 80]); % Середня швидкість: 30-80 км/год
V_high = trapmf(V, [60 120 140 140]); % Висока швидкість: 60-120 км/год
```

Рисунок 3.3 – Визначення лінгвістичних змінних

Де «trimf» та «trapmf» - це функції для визначення трикутних та трапецієвидних функцій належності відповідно.

Аналогічно до швидкості (V), але враховуючи відповідні інтервали та категорії, записуємо інші лінгвістичні дані для агресивності маневрів А, частоти гальмувань за 10 хвилин В, гладкості дорожнього покриття Т, міського чи шосейного водіння D, наявності підйомів і спусків Н.

Пізніше ці категорії використовуються для визначення нечітких правил, що визначають витрати палива.

Функції приналежності.

На цьому етапі програма визначає ступінь належності введених користувачем даних до кожної з лінгвістичних змінних. Основна ідея полягає в

тому, що кожен введений параметр (швидкість, агресивність, тощо) призначається відповідній лінгвістичній змінній, і визначається ступінь його приналежності до конкретної категорії. Наприклад, для швидкості програма визначає, наскільки вона відповідає категоріям "Низька", "Середня" та "Висока".

Реалізується це наступним кодом, який показано на рис. 3.4.

```
% Виведення належності введених точок даних до лінгвістичних змінних
membership_speed_low = min(trimf(point_speed, [0 0 50]));
membership_speed_medium = min(trimf(point_speed, [30 50 80]));
membership_speed_high = min(trapmf(point_speed, [60 120 140 140]));
```

Рисунок 3.4 – Визначається ступінь належності

У цих рядках коду визначається ступінь приналежності введеної користувачем швидкості («point\_speed») до різних лінгвістичних змінних, які визначаються за допомогою функцій приналежності.

Це важливий крок для подальшого визначення нечітких правил та визначення прогнозу витрати пального.

Також тут в програмі відбувається візуалізація лінгвістичних змінних для кожного введеного параметра. На кожному графіку також відображається точка, яка представляє введене користувачем значення для кожного параметра.

Так для швидкості, наприклад, 45км/год ми отримуємо графік (рис. 3.5).

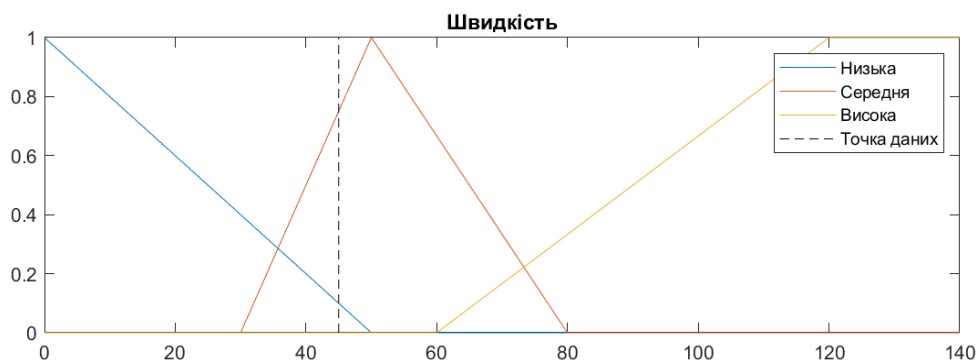


Рисунок 3.5 – Візуалізація лінгвістичних змінних

Наступний фрагмент коду виконує інтерполяцію правил, що є одним з етапів в процесі фазифікації входів для системи нечіткого управління. Це

важливий крок у системі нечіткої логіки, де визначаються вагові коефіцієнти для кожного правила на основі лінгвістичних змінних.

Використовуючи нечітку логіку Мамдані, система прогнозування витрати пального визначається за допомогою набору правил. Виглядатиме це так:

– якщо швидкість низька, агресивність маневрів низька, і частота гальмувань рідкісна, то при гладкій дорозі, міському/шосейному водінні та відсутності підйомів і спусків, то витрата пального є низькою;

– якщо швидкість низька, агресивність маневрів середня, і частота гальмувань рідкісна, то при гладкій дорозі, міському/шосейному водінні та відсутності підйомів і спусків, то витрата пального є низькою;

– якщо швидкість низька, агресивність маневрів висока, і частота гальмувань рідкісна, то при гладкій дорозі, міському/шосейному водінні та відсутності підйомів і спусків, то витрата пального є низькою.

Далі продовжується аналогічно.

Такі правила встановлені для кожної комбінації лінгвістичних змінних, і кожне правило зробить свій внесок у визначення загального ступеня приналежності до групи "низька", "середня" чи "висока" витрата пального.

Програма використовує набори правил у власному форматі для визначення мінімального ступеня приналежності до кожної лінгвістичної змінної, такої як швидкість (`membership_speed_low`), агресивність (`membership_aggressiveness_low`) та частота гальмування (`membership_brake_frequency_rare`). Кожен рядок коду відповідає за створення правила, і використовується функція "min", щоб обрати мінімальне значення серед переданих їй значень. Це важливо для нечіткої логіки, де акцент робиться на найменшому значенні при інтерполяції правил.

Наприклад, розглянемо перше правило `rule1`, яке в програмі реалізовано як показано на рис 3.6.

```
% Інтерполяція правил
rule1 = min([membership_speed_low, membership_aggressiveness_low, membership_brake_frequency_rare]);
```

Рисунок 3.6 – Інтерполяція правил

Тут `membership_speed_low`, `membership_aggressiveness_low`, і `membership_brake_frequency_rare` – це ступені приналежності до відповідних лінгвістичних змінних. Функція «min» обирає найменше значення серед цих трьох, що і визначає ступінь приналежності до даного правила.

Кожен «ruleX» відповідає одному правилу в системі нечіткої логіки. У цьому конкретному випадку, «X» варіюється від 1 до 51.

Таким чином, кожне правило визначає, наскільки конкретна ситуація відповідає певному лінгвістичному опису в контексті нечіткої логіки.

Ці правила використовують ступені приналежності, обчислені на попередніх етапах, і об'єднують їх за допомогою функції min. Це обумовлено тим, що при використанні логічних правил "І" в нечіткій логіці, результатом є мінімальний ступінь приналежності серед усіх входів правила.

Цей процес інтерполяції правил готує дані для подальшого використання їх в фазифікації та визначенні вагового центру наступного етапу нечіткого контролю.

Далі ми проводимо агрегацію правил (фазифікацію).

Агрегація правил – це процес комбінування вихідних значень, які були отримані з різних правил, для отримання одного сукупного вихідного значення. У випадку системи нечіткої логіки, це може включати в себе обчислення максимального значення або інші методи комбінації.

Наша реалізація показана на рис 3.7.

```
% Агрегація правил
aggregated_membership_low = max([rule1, rule2, rule3, rule4, rule5, rule6, rule7, ...
    rule8, rule9, rule28, rule29, rule30, rule39, rule40, rule41, rule44, rule50]);
aggregated_membership_medium = max([rule10, rule11, rule12, rule13, rule14, rule15, ...
    rule16, rule17, rule18, rule31, rule32, rule33, rule42, rule43, rule45, rule46, ...
    rule47, rule48, rule49, rule51]);
aggregated_membership_high = max([rule19, rule20, rule21, rule22, rule23, rule24, ...
    rule25, rule26, rule27, rule34, rule35, rule36, rule37, rule38]);
```

Рисунок 3.7 – Агрегація правил

У цьому коді кожна з трьох вихідних змінних (низька, середня, висока) обчислюється як максимальне значення ступенів належності, отриманих з

відповідних правил. «max» використовується для обчислення максимального значення.

Отримані значення цих агрегованих ступенів належності використовуються далі для дефазифікації та визначення окремих вихідних значень системи.

Дефазифікація в нечіткій логічній системі.

Важливим етапом нечіткої логічної системи є дефазифікація, яка перетворює нечіткі висновки, отримані в результаті використання правил і агрегації, в конкретні числові значення, зрозумілі та придатні для подальшого використання в реальних умовах.

Дефазифікація – це процес отримання конкретного числового значення з нечіткого виходу, який представляє ступінь належності в певному діапазоні. У випадку нечіткої логіки, коли виходи представлені нечіткими множинами, дефазифікація визначає точне числове значення або кристалічне значення для виходу системи.

В даній системі, використовуючи метод центра тяжіння, вагові коефіцієнти виводяться з агрегованих ступенів належності кожного лінгвістичного значення. Ці вагові коефіцієнти використовуються для обчислення зваженого значення вихідної змінної.

Такий метод дає можливість узагальнити нечіткі висновки і отримати конкретне числове значення, яке може бути використане для прийняття рішень чи подальших обчислень.

У результаті цього етапу ми отримуємо витрати пального, які можуть бути використані для аналізу та планування.

Практична реалізація показана на рис 3.8

```
% Дефазифікація за ваговим центром (центр тяжіння)
defuzzified_value = sum(Fuel .* [aggregated_membership_low, aggregated_membership_medium, aggregated_membership_high]) /
sum([aggregated_membership_low, aggregated_membership_medium, aggregated_membership_high]);
```

Рисунок 3.8 – Дефазифікація за ваговим центром

Отримане `defuzzified_value` представляє точне числове значення вихідної змінної системи (витрата палива).

Отже, дефазифікація в даному контексті використовує метод центра тяжіння для обчислення кінцевого значення витрати пального. Це значення є зваженою середньою вартістю витрати пального на основі ступенів належності до лінгвістичних категорій.

Кінцевий результат – це одне числове значення, яке вказує очікувану витрату пального для введених параметрів водіння на відрізку дороги. Такий підхід дозволяє приймати рішення на основі нечіткої логіки та експертного знання.

Заповнення та виведення результатів в матрицю.

На завершальному етапі матриця даних «`segment_data`» заповнюється інформацією для кожного відрізка. Ця матриця містить деталі кожного відрізка, такі як швидкість, агресивність маневрів, частота гальмувань тощо. Також в матрицю включаються прогноз витрати пального для кожного відрізка та фактична витрата пального на кожному відрізку.

Такий підхід дозволяє легко організувати та зберігати велику кількість даних, необхідних для подальшого аналізу та виведення результатів.

Графіки приналежності витрати пального є важливим етапом у візуалізації результатів нечіткої логіки. Ці графіки дозволяють аналізувати, як точки даних (витрати пального на кожному відрізку) належать різним лінгвістичним змінним: "низька", "середня" та "висока".

Результат показано на рис. 3.9.

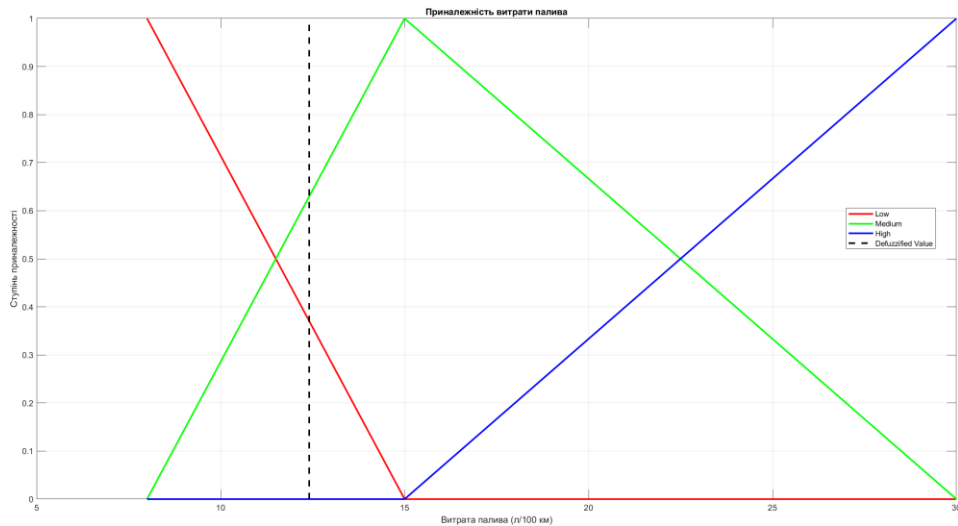


Рисунок 3.9 – Приналежність витрати палива

Далі створюється таблиця, яка містить деталі для кожного відрізка, включаючи прогноз витрати пального та загальну витрату пального для всіх відрізків.

Наступний фрагмент коду виводить рядок з текстом "Загальна витрата палива для всіх відрізків:" і числовим значенням загальної витрати пального з двома знаками після коми.

Ці кроки дозволяють якісно оцінити вплив різних факторів на витрату пального і приймати рішення з урахуванням цих впливів.

### Висновки до розділу 3

У третьому розділі роботи був проведений математичний опис нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля. Також були визначені лінгвістичні змінні та алгоритм розв'язання задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметри доріг. У цьому ж розділі виконано короткий опис програми розрахунку.

## 4 РЕЗУЛЬТАТИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ ТА ЇХ АНАЛІЗ

У цьому розділі представлені результати обчислювального експерименту, який був проведений для системи прогнозування витрати палива на основі фазифікованих правил та вхідних параметрів, що характеризують стиль водіння та умови доріг. Аналіз отриманих результатів дозволить зрозуміти, які впливи мають різні фактори на прогнозовану витрату палива та оцінити ефективність розробленої моделі.

Результати експерименту також дозволять провести оцінку ефективності розробленої моделі прогнозування. Визначаючи відповідність між прогнозованими та фактичними витратами палива, ми зможемо робити висновки про те, наскільки добре модель адаптується до реальних умов.

У підсумку, аналіз результатів обчислювального експерименту вказуватиме на успішність фазифікованих правил та вхідних параметрів у прогнозуванні витрати палива. Ці дані стануть основою для подальших вдосконалень та оптимізації моделі, з метою надання точних та надійних прогнозів в різних умовах водіння.

### 4.1 Обрані сценарії та вхідні дані

Для експерименту, з можливістю подальшого порівняння з реальними показниками витрати палива, було обрано маршрут між двома населеними пунктами загальною довжиною 130 км. Умовно його можна розбити на 5 ділянок з різними значеннями середньої швидкості, агресивності маневрів, частоти гальмування, гладкості дорожнього покриття, типу водіння та наявності підйомів та спусків.

Розберемо всі 5 сценаріїв (ділянок) маршруту.

Сценарій 1. Автомобіль рухається через населений пункт із швидкістю 45 км/год. Водій виявляє помірну агресивність у своїх маневрах, отримуючи

2 бали зі 10. Частота гальмувань становить приблизно 4 рази за кожні 10 хвилин, що свідчить про відносну активність на дорозі.

Дорожнє покриття визначається як достатньо гладке, отримуючи 6 балів з 10. Цей відрізок дороги має певні підйоми та спуски, оцінені в 6 балів зі 10. Так як рух у населеному пункті, то перемінна міське/шосейне водіння становить 2 бали.

Загальна довжина відрізка дороги, яку досліджуємо, становить 7 кілометрів.

Сценарій 2. Автомобіль рухається по приміській дорозі із швидкістю 80 км/год. Водій виявляє помірну агресивність у своїх маневрах, оцінюючись 3 балами зі 10. Частота гальмувань становить 3 рази за кожні 10 хвилин, що свідчить про помірну активність на дорозі.

Дорожнє покриття характеризується як доволі гладке, отримуючи 3 бали із 10. Відрізок дороги має невеликі підйоми та спуски, оцінені в 2 бали із 10. У зв'язку із зупинками за вимогами ПДД, оцінка міського/шосейного водіння складає 5 балів зі 10.

Загальна довжина відрізка дороги, який досліджується, становить 15 кілометрів.

Сценарій 3. На шосейному відрізку дороги автомобіль рухається із швидкістю 100 км/год. Водій виявляє високу агресивність у своїх маневрах, виконуючи обгони та отримуючи 5 балів зі 10. Частота гальмувань становить 3 рази за кожні 10 хвилин, що свідчить про середню активність на дорозі.

Дорожнє покриття визначається як доволі гладке, отримуючи 3 бали зі 10. Підйомів та спусків на ділянці практично нема, тому оцінені в 1 бал зі 10. З урахуванням того, що рух відбувається поза населеними пунктами, бал за міське/шосейне водіння становить 8 з 10.

Загальна довжина досліджуваного відрізка дороги складає 76 кілометрів.

Сценарій 4. Автомобіль прямує через приміську ділянку дороги протягом 25 кілометрів і рухається із середньою швидкістю 80 км/год. Водій виявляє високий рівень агресивності у своїх маневрах, отримуючи 8 балів зі 10. Частота

гальмувань є теж високою(здійснюючи 22 гальмувань за кожні 10 хвилин подорожі).

Щодо дорожнього покриття, воно вважається досить гладким, з рейтингом 7 балів з 10. Але ділянка дороги має багато підйомів та спусків, оцінені в 8 балів зі 10. Оскільки маршрут проходить через поза населеним пунктом, рівень міського/шосейного водіння становить 7 балів зі 10.

Сценарій 5. Автомобіль подорожує через населений пункт із середньою швидкістю 60 км/год. Водій виявляє помірну агресивність у своїх маневрах, отримуючи 2 бали зі 10. Авто часто гальмує, роблячи це близько 16 разів за кожні 10 хвилин, що свідчить про відносну активність на дорозі.

Дорожнє покриття визначається як достатньо гладке, отримуючи 5 балів з 10. Відрізок дороги має декілька підйомів та спусків, оцінених в 4 бали зі 10. Оскільки рух відбувається в населеному пункті, відзначається 4 бали за міське/шосейне водіння.

Загальна довжина відрізка дороги, яку досліджуємо, становить 7 кілометрів.

Кожен сценарій характеризувався конкретними значеннями швидкості, агресивності маневрів, частоти гальмувань, гладкості дорожнього покриття, типу водіння та наявності підйомів і спусків (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Сценарії експерименту

Сценарій	1	2	3	4	5
Швидкість, км/год	45	80	100	80	60
Агресивність маневрів, бал	2	3	5	8	2
Частота гальмувань, кількість за 10 хв	4	3	3	22	16
Гладкість дороги, бал	6	3	3	7	5
Міське/шосейне водіння, бал	2	5	8	7	4
Наявність підйомів/спусків, бал	6	2	1	8	4
Довжина відрізка, км	7	15	76	25	7

Таким чином, враховуючи ці параметри, можна сформулювати комплексну оцінку та розглянути вплив різних факторів на витрату палива по кожній ділянці дороги.

## 4.2 Результати прогнозування витрати палива

Після введення вхідних даних та застосування розробленої моделі отримали приналежність наших введених даних до лінгвістичних змінних та прогнозовані витрати палива для кожного сценарію, а також витрату палива на ділянці.

Перший сценарій.

Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних у першому сценарії показано на рис. 4.1.

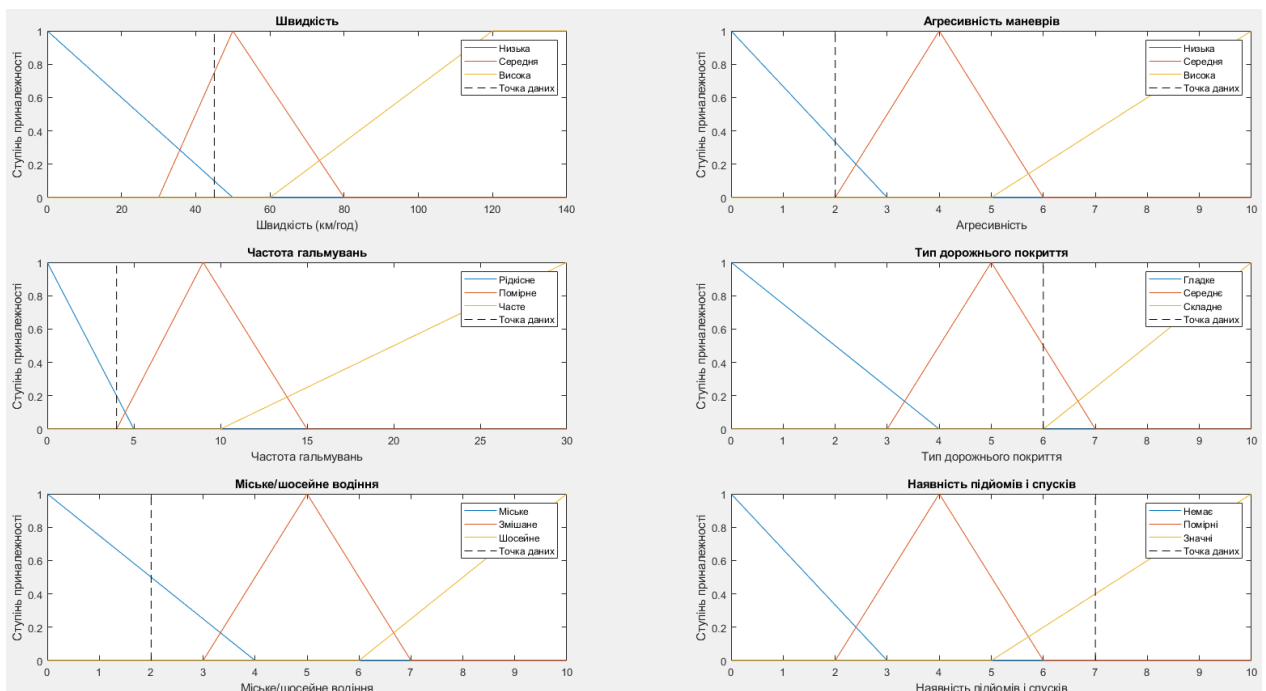


Рисунок 4.1 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

Прогнозована витрата пального за розрахунками програми показана на рис. 4.2.

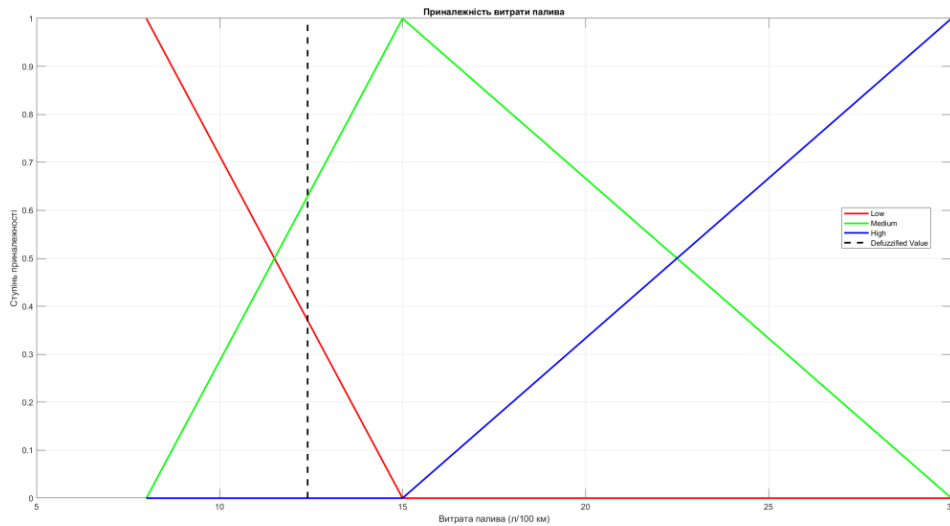


Рисунок 4.2 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Ми бачимо, що швидкість належить більш до середньої, агресивність – до низької, частота гальмувань теж до низької, тип дорожнього покриття – середній, але ближче до складного, водіння повністю міське, а підйоми та спуски – значні. Це показує, що прогнозована витрата пального буде більше за мінімальну, та ближче до середньої.

Прогнозована витрата палива для першого відрізка складає 12.41 літра на 100 кілометрів подорожі. На конкретному відрізку 1 очікується використання 0.87 літра пального. Ці результати отримані на основі введених даних та враховують розрахунки ефективності споживання палива.

Другий сценарій.

Графічне відображення лінгвістичних змінних, які були введені в програму наведено на рис. 4.3. Це включає в себе різні фактори, такі як швидкість руху, агресивність водіння, умови дороги та інші параметри, які впливають на прогнозовану витрату пального.

На рис. 4.4 відображено прогнозовану витрату пального згідно з розрахунками програми. Цей результат є сумою впливу різних факторів, які були враховані при обчисленнях. Графічне представлення прогнозованої витрати пального допомагає візуалізувати, як різні чинники впливають на ефективність використання пального під час подорожі.

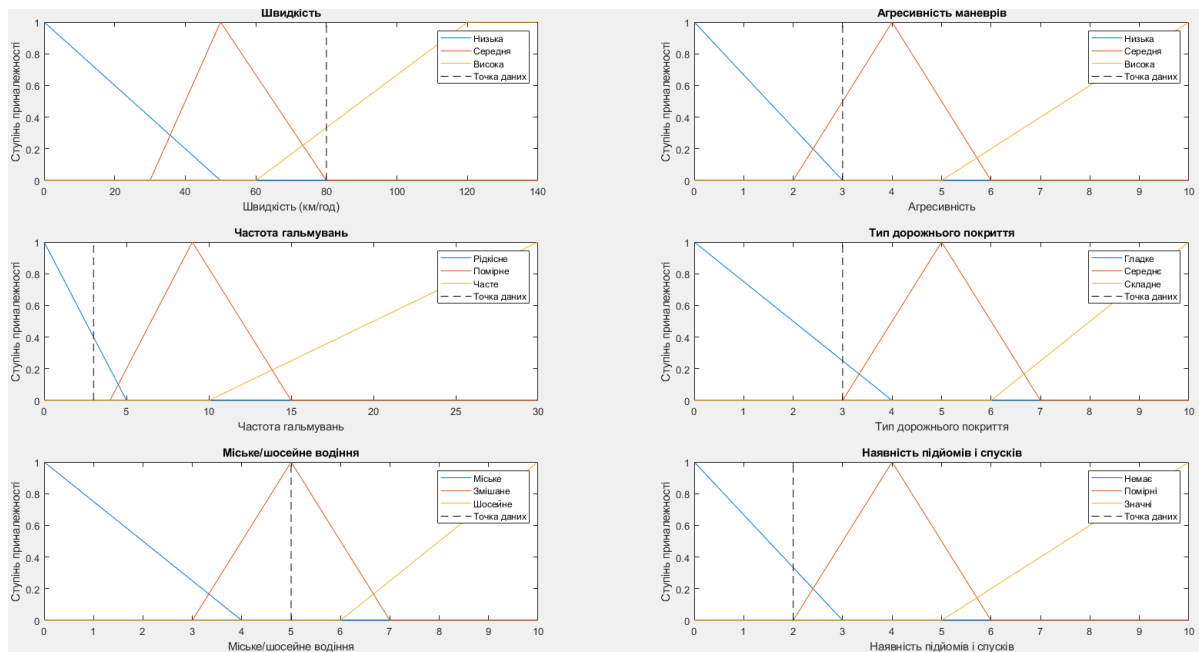


Рисунок 4.3 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

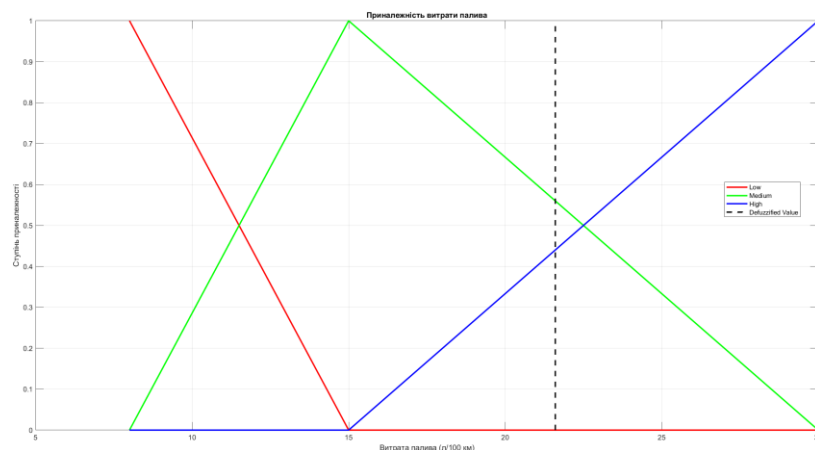


Рисунок 4.4 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Ми бачимо, що швидкість належить більш до високої, агресивність – до середньої, частота гальмувань до низької, тип дорожнього покриття – гладкий, але ближче до середнього, водіння змішаного типу міське/шосейне, а підйоми та спуски – не значні. Це показує, що прогнозована витрата пального буде більше за середню, та ближче до високої.

На основі введених даних програма видала результати:

- прогноз витрати палива для відрізка 2: 21.60 л/100 км;
- витрата палива на відрізок 2: 3.24 л.

Третій сценарій.

Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних у третьому сценарії показано на рис. 4.5, а прогнозована витрата пального на рис. 4.6.

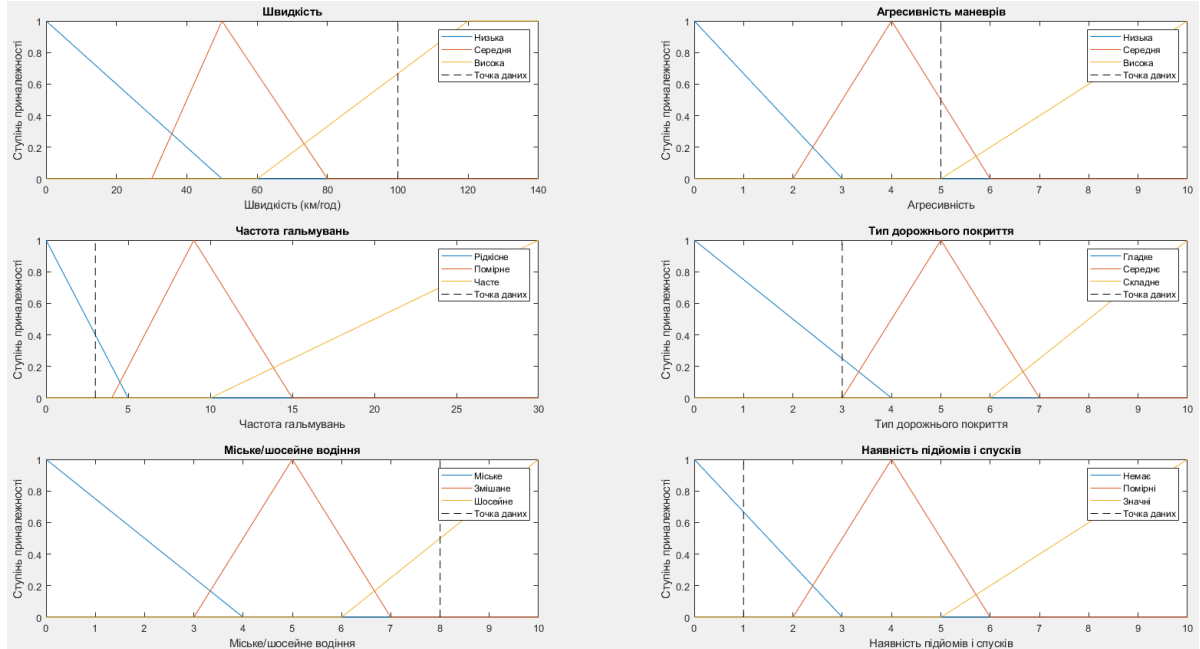


Рисунок 4.5 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

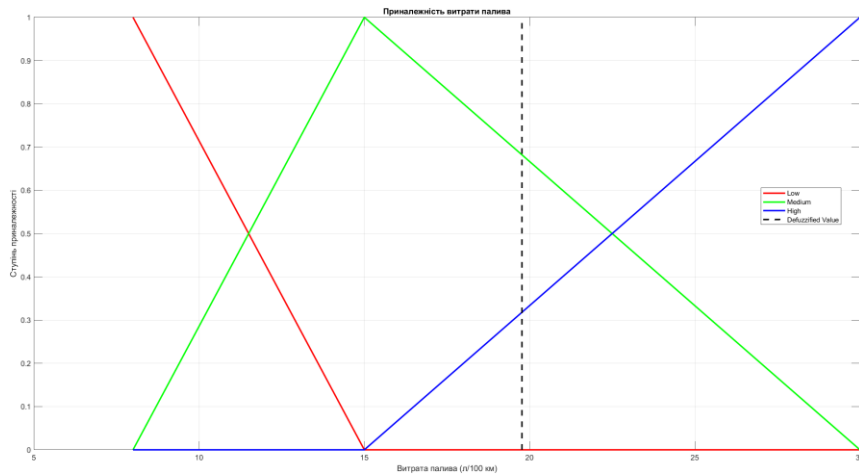


Рисунок 4.6 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Аналізуючи лінгвістичні змінні для третього відрізка, можна відзначити, що швидкість руху належить до високої категорії, що може вказувати на енергоефективність при великій швидкості. Агресивність водіння також є

вищою, але не на рівні екстремальної. Частота гальмувань є низькою, що може свідчити про плавність руху та відсутність різких зупинок. Тип дорожнього покриття описується як гладкий, хоча ближче до середнього рівня. Водіння повністю шосейне, і покриття майже не має підйомів та спусків.

Ці фактори свідчать про те, що прогнозована витрата пального для цього відрізка буде вищою, ніж середня витрата, але нижчою, ніж на попередній ділянці, де можливо, водій мав менш ефективні умови для збереження пального. Прогнозована витрата пального для третього відрізка становить 19.77 літра на 100 кілометрів і фактична витрата на цьому відрізку оцінюється у 15.02 літра.

#### Четвертий сценарій.

Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних у четвертому сценарії показано на рис. 4.7. На рис. 4.8 представлено прогнозовану витрату пального для даного сценарію відповідно до розрахунків програми.

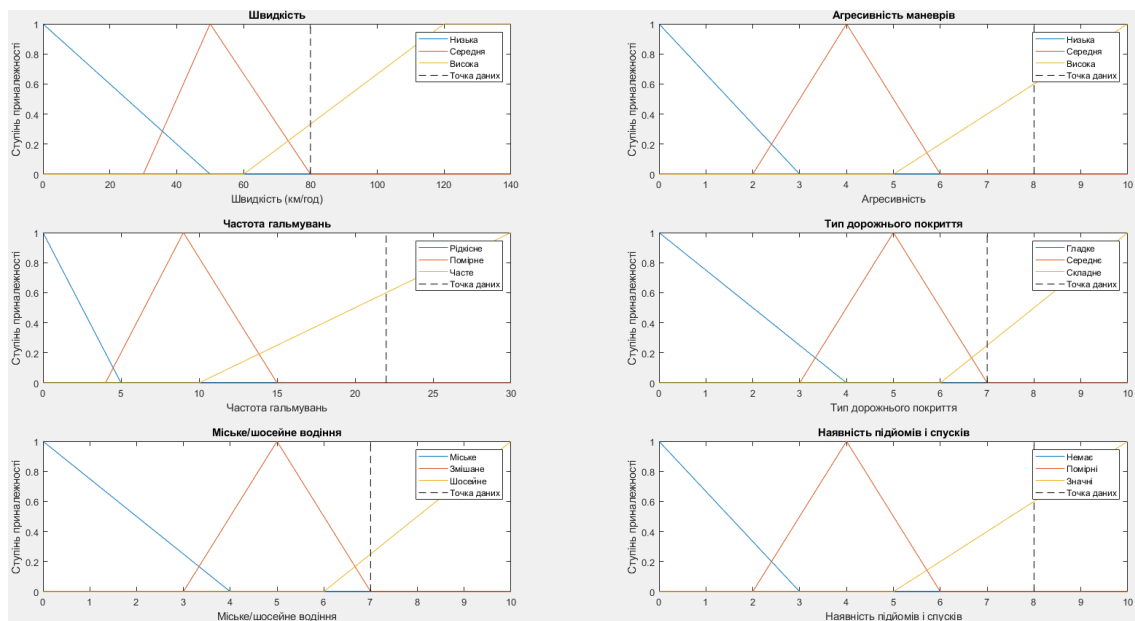


Рисунок 4.7 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

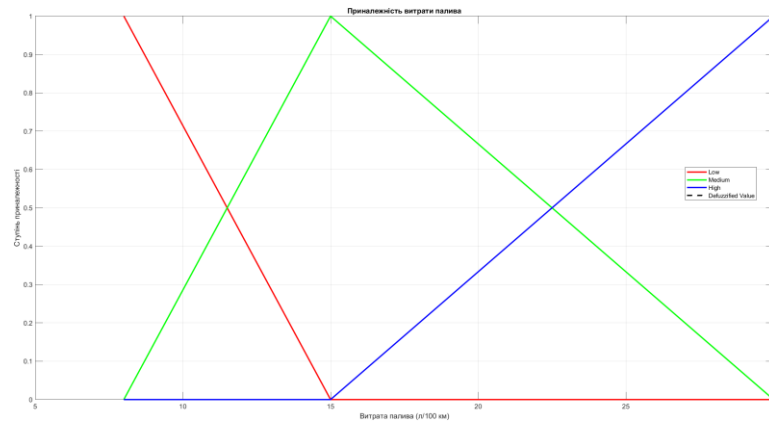


Рисунок 4.8 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Ми бачимо, що швидкість належить до високої, агресивність – до високої, частота гальмувань до дуже високої, тип дорожнього покриття – складний, водіння шосейне, ближче до змішаного, а підйоми та спуски – дуже значні.

На основі введених даних програма видала результати:

- прогноз витрати палива для відрізка 4: 30.00 л/100 км;
- витрата палива на відрізка 4: 7.50 л.

П'ятий сценарій.

Приналежність даних до лінгвістичних змінних показано на рис. 4.9.

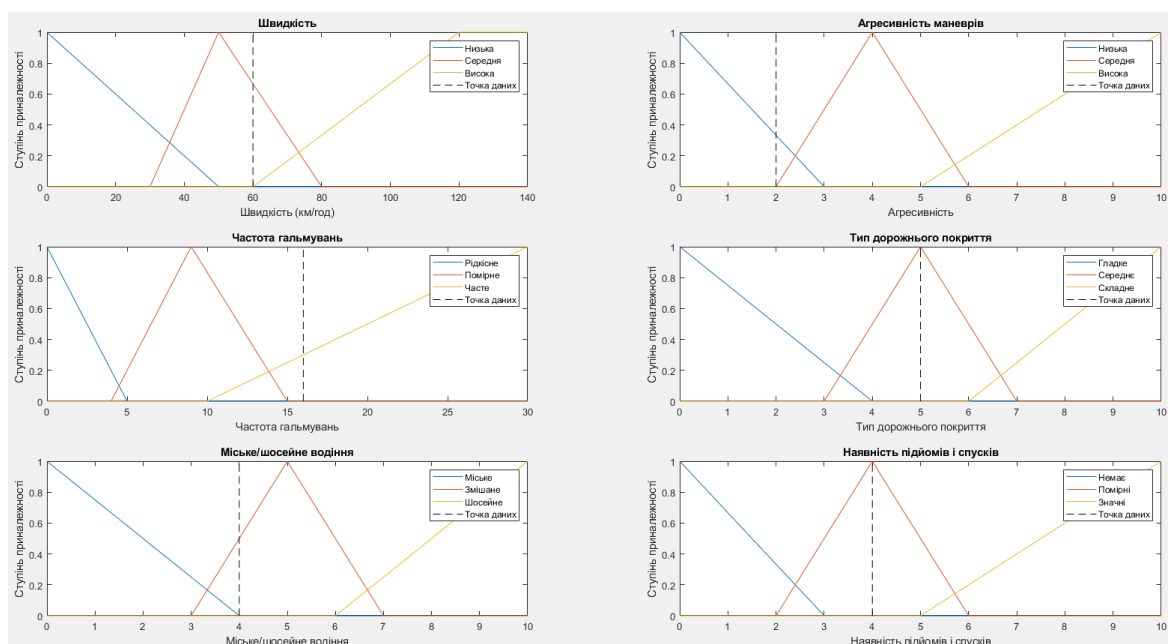


Рисунок 4.9 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

Прогнозована витрата пального за розрахунками програми показана на рис. 4.10.

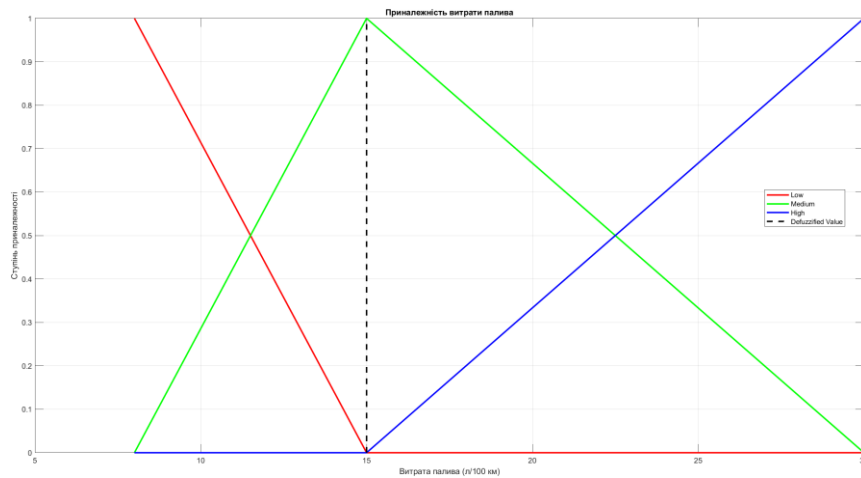


Рисунок 4.10 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Ми бачимо, що швидкість належить до середньої, агресивність – до низької, частота гальмувань до високої, тип дорожнього покриття – середній, водіння змішане, ближче до міського, а підйоми та спуски – помірні. Це показує, що прогнозована витрата пального може становити середню відмітку.

На основі введених даних програма видала результати:

- прогноз витрати палива для відрізка 5: 15.00 л/100 км;
- витрата палива на відрізку 5: 1.05 л.

### 4.3 Аналіз результатів

Програма об'єднала введені дані та результати своїх розрахунків в єдину таблицю, яка наведена на рис. 4.11. Таблиця створена з метою полегшення сприйняття і подальшої обробки інформації. У цьому вигляді дані стають більш структурованими та доступними для аналізу, що дозволяє користувачам здійснювати зручне порівняння та визначення ключових показників

ефективності, таких як загальна витрата пального, середня витрата на кожному відрізку та інші важливі параметри. Цей підхід допомагає спростити процес аналізу та прийняття рішень на основі отриманих даних.

	Відрізок №1	Відрізок №2	Відрізок №3	Відрізок №4	Відрізок №5
Швидкість, км/год	45	80	100	80	60
Агресивність, бал	2	3	5	8	2
Частота гальмувань, кількість за 10хв	4	3	3	22	16
Гладкість дороги, бал	6	3	3	7	5
Міське/шосейне водіння, бал	2	5	8	7	4
Наявність підйомів/спусків, бал	7	2	1	8	4
Довжина відрізу, км	7	15	76	25	7
Прогноз витрати, л/100км	12.4074	21.6000	19.7692	30	15
Витрата пального, л	0.8685	3.2400	15.0246	7.5000	1.0500

Рисунок 4.11 – Зведена таблиця даних

Загальна прогнозована витрата палива для всіх відрізків: 27.68 л.

Аналізуючи отримані результати, можна зробити декілька важливих висновків.

Вплив різних факторів: витрати палива суттєво змінюються в залежності від швидкості, агресивності маневрів та інших факторів, що підтверджує значущість кожного вхідного параметра.

Чутливість моделі: модель виявилася чутливою до змін у вхідних параметрах, що свідчить про її високу чутливість до стилю водіння та умов доріг.

Адаптивність: розроблена система демонструє адаптивність до різних умов, забезпечуючи адекватні прогнози витрат палива в залежності від сценарію.

#### 4.4 Порівняння із експериментальними даними

Порівняння прогнозованих витрат палива з експериментальними значеннями для конкретних умов доріг та стилю водіння дозволить оцінити точність моделі та її застосовність у реальних умовах.

Експеримент проводився з автомобілем HONDA PILOT з двигуном внутрішнього згоряння об'ємом 3,5л з одним пасажиром без вантажу.

Мета експерименту: визначення реальної паливної ефективності автомобіля Honda Pilot 3.5L під час руху на дорозі в різних умовах з можливістю подальшого порівняння з прогнозованими витратами палива, які розраховані нашою програмою.

Умови експерименту: автомобіль Honda Pilot 3.5L, один пасажир, без вантажу, паливо – бензин. Вимірювання витрат палива будуть проводитись під час руху автомобіля на різних ділянках маршруту.

Порядок проведення експерименту.

Крок 1. Заправити повний паливний бак автомобіля бензином до відсічі заправочного пістолету.

Крок 2. Обнулити показники одометра та витрат палива для точності вимірів.

Крок 3. Почати рух і прагнути утримувати однакову швидкість протягом кожної ділянки маршруту.

Крок 4. На кожній ділянці маршруту знімати дані з показників одометра та витрати палива.

Крок 5. При переході з однієї ділянки на іншу обнуляти показники для ізоляції витрат палива на кожній окремій ділянці.

Крок 6. По закінченню маршруту заправити автомобіль бензином до відсічі заправочного пістолету.

Аналіз результатів.

Етап 1. Розрахувати витрату палива на кожній ділянці маршруту та загальну витрату палива за весь маршрут.

Етап 2. Порівняти отримані дані з прогнозованими розрахунковими даними щодо очікуваних витрат палива.

Етап 3. Зробити висновки з урахуванням умов доріг, стилю водіння та інших факторів, які можуть впливати на витрату палива.

Після проведення експерименту були отримані дані по витратам палива на різних ділянках для конкретних умов доріг та стилю водіння. Також було

проведено розрахунки та отримано дані щодо кількості палива, витраченого на кожній ділянці дороги. Дані було зведено у таблицю (табл. 4.2) та діаграму (рис. 4.12).

Таблиця 4.2 – Прогнозована та реальна витрата палива

Сценарій	1	2	3	4	5	Витрати палива на весь маршрут, л
Прогноз витрати палива, л/100 км	12,407	21,6	19,769	30	15	
Прогноз витрати палива, л/відрізок	0,869	3,24	15,025	7,5	1,05	27,68
Витрати палива, л/100 км	11,8	20,7	19,2	28,9	14,5	
Витрати палива, л/відрізок	0,826	3,105	14,592	7,225	1,015	26,763

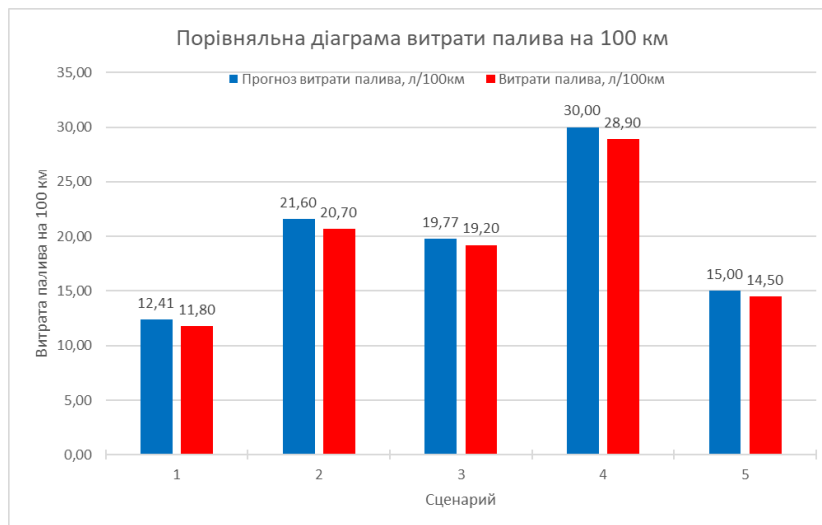


Рисунок 4.12 – Порівняльна діаграма витрати палива на 100 км

Витрати палива по розрахунках даних з автомобіля склали 26,763л на маршрут. У реальності після закінчення експерименту було залито 28 літрів пального до відсічі пістолета. Це доводить, що датчики показують трохи хибні значення. Також з таблиць видно, що є різниця між прогнозованими та експериментальними значеннями витрат палива. Це може бути викликано

різними факторами, такими як відхилення від стандартних умов тестування, неточність показань датчиків автомобіля, неврахування конкретних параметрів автомобіля, або неповна інформація про умови експлуатації.

Результати обчислювального експерименту впевнено свідчать про високу ефективність розробленої моделі у прогнозуванні витрат палива. Її успішність обумовлена чутливістю та адаптивністю, що робить її важливим інструментом для вивчення впливу різних факторів на споживання палива автомобілем.

Розробка моделі дозволяє не лише точно визначити прогнозовану витрату пального, але й аналізувати вплив різних чинників на цей показник. Чутливість моделі дозволяє виявити та врахувати малі зміни в умовах доріг, стилі водіння, чи інших параметрах, що можуть впливати на результати експерименту.

Адаптивність моделі є ключовою, оскільки вона в змозі пристосовуватися до різноманітних умов тестування, що робить її надзвичайно корисною для реальних умов експлуатації автомобілів. Можливість моделі ефективно адаптуватися до різних сценаріїв дозволяє отримувати точні та достовірні дані навіть в змінних умовах.

Аналіз результатів обчислювального експерименту надає науковцям та інженерам підстави для висновків та подальших досліджень. Виявлені розбіжності між прогнозованими та фактичними значеннями витрат пального можуть служити основою для подальших покращень у моделі, враховуючи невраховані фактори чи уточнюючи вхідні параметри.

Такий експеримент не лише визначає ефективність моделі, але й відкриває двері для розвитку нових технологій та підходів у вивченні споживання палива автомобілями.

#### Висновки до розділу 4

У четвертому розділі приведені результати обчислювального експерименту. Також розібрано всі 5 обраних для розрахунку сценаріїв

(ділянок) маршруту та вхідні дані. Показані отримані результати розрахунків та проведено їх аналіз. І в довершення зроблено порівняння із експериментальними даними, отриманими в реальних умовах.

## ВИСНОВКИ

Кваліфікаційна робота була спрямована на розробку системи прогнозування витрати пального для транспортних засобів з врахуванням різних факторів, що впливають на споживання пального. Для досягнення цієї мети було використано лінгвістичні змінні та правила нечіткої логіки, які враховують швидкість руху, агресивність маневрів, частоту гальмувань, гладкість дорожнього покриття, умови доріг та наявність підйомів і спусків.

Одержані результати свідчать про успішність моделювання та агрегації різних параметрів для прогнозу витрати пального. Важливо відзначити, що введення нових лінгвістичних змінних для умов доріг покращило точність системи прогнозування, роблячи її більш реалістичною та адаптованою до різних умов дорожнього руху.

З урахуванням сучасного рівня наукових та технічних знань, отримані результати демонструють придатність нечіткої логіки та системи прогнозування для вирішення завдань в галузі автотранспортної експлуатації. Це може бути корисно в області автомобільної техніки, де оптимізація витрат пального має велике значення для зниження витрат і покращення ефективності.

Можливі галузі використання отриманої системи прогнозування включають автопарки, транспортні підприємства, а також будь-які організації чи особи, що управляють автотранспортом. Врахування більшої кількості факторів може поліпшити точність прогнозування та сприяти більш ефективному використанню ресурсів.

З розвитком технологій та розширенням областей застосування автотранспорту, продовження досліджень у даній тематиці може сприяти подальшій оптимізації систем прогнозування витрат пального та розвитку нових методів, що враховують додаткові фактори та умови.

**ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Задрикін А.О. Розробка нечіткої системи передбачення витрати палива автомобіля на основі даних про стиль водіння та параметрів дороги. *27-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті»* : зб. матеріалів форуму. Т. 7. Харків : ХНУРЕ, 2023. С. 129–130.
2. Zadeh L.A. Fuzzy sets. *Information and control*. 1965. No. 8.3. P. 338-353.
3. Mamdani E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*. 1974. No. 121.12. P. 1585-1588.
4. Sugeno M. Industrial applications of fuzzy control. Elsevier, 1985. 278 p.
5. Keller H. B. Vehicle fuel efficiency modeling using fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*. 2000. No. 115.1. P. 121–133.
6. Ying H. Fuzzy control and modeling: Analytical foundations and applications. IEEE Press. 2000. 342 p.
7. Ross T. J. Fuzzy logic with engineering applications. John Wiley & Sons. 2010. 585 p.
8. Prokop W., Piegat A. Fuzzy modeling and control. Physica-Verlag HD. 2002.
9. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. Москва : Горячая линия – Телеком, 2007. 288 с.
10. Сохацький А. В., Трофімов О. В., Фірсов О. Д. Динаміка автомобільних та інших транспортних засобів. Ч. 1. Тягово-швидкісні властивості автотранспортних засобів. Паливна економічність : навч. посіб. Дніпро : Університет митної справи та фінансів, 2018. 56 с.
11. Флегонтов А. В., Вилков В. Б., Черных А. К. Моделирование задач принятия решений при нечетких исходных данных : монографія. Санкт-Петербург : Лань, 2020. 322 с.
12. Коньшева Л. К., Назаров Д. М. Основы теории нечетких множеств : Учебное пособие. Санкт-Петербург : Питер, 2011. 192 с.

13. Czogala E., Leski J. *Fuzzy and Neuro-Fuzzy Intelligent Systems*. Physica-Verlag HD. 2000.

14. Pahl J., Damrath R. *Mathematical foundations of fuzzy control*. Physica-Verlag HD. 2001.

15. Driankov D., Hellendoorn H., Reinfrank M. *An introduction to fuzzy control*. Springer Science & Business Media. 2013.