

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Розробка нечіткої системи прогнозування витрат палива автомобіля
на основі його технічних характеристик та умов експлуатації
(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи САУМ-22-1
Задрикін С.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 Сергію Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка нечіткої системи прогнозування витрат палива
автомобіля на основі його технічних характеристик та умов експлуатації

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 математична модель нечіткої системи прогнозування
витрат палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов
експлуатації

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: 62 с., 3 табл., 15 рис., 1 дод., 10 джерел.

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

Об'єкт дослідження – процеси витрати палива в автомобілях, зокрема механізми та фактори, які впливають на ефективність споживання палива в різних умовах експлуатації.

Мета роботи – розробка нечіткої системи передбачення витрати палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов експлуатації.

Методи дослідження – методи математичного та комп'ютерного моделювання, методи статистичного аналізу, методи нечіткої логіки.

В кваліфікаційній роботі проведені дослідження впливу технічних характеристик та умов експлуатації автомобіля на витрати ним палива. Розроблено модель нечіткого виведення на основі методу Мамдані. Ця модель призначена для апроксимації витрати пального в автомобілях, використовуючи нечіткі правила, які деталізують взаємодію різних вхідних змінних, таких як технічні характеристики автомобілю та умови експлуатації.

ABSTRACT

Introductory note: 62 pages, 3 tables, 15 figures, 1 appendix, 10 sources.

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

The object of research is fuel consumption processes in cars, in particular mechanisms and factors that affect the efficiency of fuel consumption in various operating conditions.

The purpose of the work is to develop a fuzzy system for predicting the fuel consumption of a car based on its technical characteristics and operating conditions.

Research methods – methods of mathematical and computer modeling, methods of statistical analysis, methods of fuzzy logic.

In the qualification work, studies of the influence of the technical characteristics and operating conditions of the car on its fuel consumption were carried out. A fuzzy inference model based on the Mamdani method was developed. This model is designed to approximate fuel consumption in cars using fuzzy rules that detail the interaction of various input variables, such as vehicle specifications and operating conditions.

ЗМІСТ

	С.
Вступ	8
1 Системний аналіз предметної області та постановка задач дослідження	11
1.1 Основні поняття нечіткої логіки	11
1.2 Системний аналіз розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі технічних даних автомобіля та умов експлуатації	14
1.3 Аналіз сценаріїв вирішення задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов експлуатації	15
1.4 Формальна та змістовна постановка задачі	16
1.4.1 Змістовна постановка задачі	16
1.4.2 Формальна постановка задачі	18
1.5 Постановка задач дослідження	23
2 Вибір та обґрунтування методу розв'язання	25
2.1 Нейронні мережі для прогнозування витрат палива з методом зворотного поширення помилки	25
2.2 Метод "випадкових лісів"	27
2.3 Метод нечітких моделей	28
Висновки за розділом 2	30
3 Програмна реалізація	31
3.1 Мова програмування Python та її бібліотеки NumPy та Matplotlib	31
3.2 Алгоритм розв'язання задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі його технічних та умов експлуатації	33
3.3 Опис програми	34
Висновки за розділом 3	40

	7
4 Результати обчислювального експерименту та їх аналіз	41
4.1 Розробка нечіткої системи передбачення витрати палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов	41
4.1.1 Перший сценарій	45
4.2.2 Другий сценарій	47
4.2.3 Третій сценарій	49
4.2 Аналіз результатів	51
4.3 Порівняння із експериментальними даними	51
Висновки за розділом 4	53
Висновки	55
Перелік джерел посилання	56
Додаток А. Лістинг програми	57

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасний світ стикається зі значними викликами, пов'язаними з енергетичною ефективністю та екологічною безпекою, особливо у сфері автомобільного транспорту. Ефективне управління витратами палива не лише знижує оперативні витрати, але й сприяє зменшенню викидів вуглекислого газу.

Задачею кваліфікаційної роботи є дослідження предметної області самостійної роботи, отримання знань про цю область та розуміння її основних концепцій.

Розробка нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля стає особливо важливою з ряду причин, враховуючи сучасні тенденції в автомобільній індустрії.

По-перше, зі зростанням цін на паливо та посиленням екологічних вимог, виробники автомобілів та споживачі намагаються максимізувати оптимізацію споживання палива, роблячи це ключовим аспектом в автомобільній сфері.

По-друге, завдяки технологічному прогресу в галузі автобудування, виникає потреба у нових методиках для точного прогнозування енергоспоживання. Сучасні автомобілі несуть на собі велику кількість електронних систем та додаткового обладнання, яке значно впливає на загальну ефективність витрати пального.

Третя причина актуальності – це зміна умов експлуатації автомобілів. Різноманітність дорожніх умов, стилів водіння, кліматичних умов вимагає адаптивних моделей, здатних точно прогнозувати витрату палива в різних сценаріях.

Нарешті, інтеграція нечіткої логіки у моделі прогнозування відкриває нові можливості для більш гнучкого та точного аналізу великої кількості даних. Це дає змогу краще враховувати неоднозначності та варіативність реальних умов експлуатації.

Враховуючи вищезазначене, розробка нечіткої моделі прогнозування витрати палива є важливим кроком у відповіді на сучасні виклики автомобільної індустрії, сприяючи створенню більш економічних та екологічно чистих транспортних засобів.

Мета і завдання кваліфікаційної роботи. Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка та валідація нечіткої моделі для прогнозування витрати палива автомобіля, базуючись на його технічних характеристиках та умовах експлуатації. Робота покликана зробити внесок у поліпшення розуміння та оптимізації витрат палива в автомобільній галузі, що має важливе практичне та теоретичне значення. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- провести аналіз літератури та існуючих підходів; вивчення наукових праць, пов'язаних з методами прогнозування витрати палива, з особливим акцентом на використання нечіткої логіки;
- зробити збір та обробку даних про технічні характеристики різних типів автомобілів та умови їх експлуатації;
- розробити модель прогнозування витрати палива, використовуючи алгоритми нечіткої логіки;
- протестувати модель для перевірки її точності та надійності в різних умовах;
- провести аналіз та інтерпретацію результатів, оцінити ефективність моделі.

Об'єктом дослідження в даній роботі є процеси витрати палива в автомобілях, зокрема механізми та фактори, які впливають на ефективність споживання палива в різних умовах експлуатації.

Предметом дослідження є методи прогнозування витрати палива в автомобілях, з акцентом на використанні нечіткої логіки для аналізу та обробки даних, пов'язаних з технічними характеристиками транспортних засобів та умовами їх використання.

Методи дослідження. У роботі використовуються методи математичного та комп'ютерного моделювання, статистичний аналіз, 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 Основні поняття нечіткої логіки

Нечітка логіка базується на теорії нечітких множин та нечітких правил. Основна ідея полягає в тому, щоб уникнути абсолютної істинності чи фальшивості та дозволити елементам бути частково істинними та частково фальшивими. Це важливо, оцінюючи витрату палива автомобіля, оскільки багато факторів може внести нечіткість у дані, такі як якість доріг, погодні умови, стан авто, стиль водіння тощо.

Лотфі Заде, інженер-електрик і комп'ютерний вчений, розробив теорію нечіткої логіки в середині 1960-х років. Він вперше впровадив поняття нечітких множин, які дозволяють враховувати ступінь належності елемента до певної множини. Його теорія виявилася особливо корисною для моделювання систем, які включають нечіткість та невизначеність, такі як управління транспортом.

У 1965 році Заде вперше представив поняття нечітких множин, які дозволяють елементам мати ступінь належності до множини, замість традиційної бінарної класифікації. Він визначив нечіткість як можливість існування між чіткими станами "істинності" та "фальшивості".

У 1973 році Лотфі Заде опублікував свою класичну роботу "Теорія нечіткої логіки", в якій відображено основні принципи та приклади застосування нової теорії. Нечітка логіка виявилася корисною в багатьох галузях, включаючи інженерію, прийняття рішень, системи управління та штучний інтелект [2].

Одним із ключових внесків в розвиток нечіткої логіки була робота Фуджі Мамдані в 1975 році. Фуджі Мамдані (Fuzzy Mamdani), британський інженер та математик, зробив важливий внесок в розвиток нечіткої логіки своєю роботою в області нечіткого керування. Він розробив нечіткі контролери та запропонував

модель для прийняття рішень на основі нечітких правил. Його система керування, відома як "Мамдані-призначення", стала важливим інструментом для застосування нечіткої логіки в практичних задачах, таких як автоматизоване керування та розпізнавання образів. Робота була опублікована в 1975 році і отримала широке визнання за створення практично застосовної системи керування на основі нечітких правил.

Головна ідея Мамдані полягала в тому, щоб використовувати нечіткі правила для моделювання поведінки системи та прийняття рішень. Його робота включала створення "Мамдані-призначення" (Mamdani fuzzy inference system), яка визначала як системи на основі нечітких правил можуть приймати нечіткі вхідні дані та генерувати нечіткі вихідні сигнали.

Основні компоненти "Мамдані-призначення".

Компонента 1. Розчленування.

Вхідні значення перетворюються в нечіткі змінні за допомогою функцій приналежності, які визначають ступінь належності кожного значення до різних лінгвістичних термів.

Функції приналежності можуть бути представлені трикутними, трапецієподібними або іншими формами, відображаючи нечіткість та невизначеність.

Компонента 2. Визначення нечітких правил.

Система правил визначає взаємозв'язок між нечіткими вхідними та вихідними змінними.

Кожне правило складається з умов (з використанням логічних операцій "І" або "АБО") та висновку, визначаючи ступінь приналежності.

Компонента 3. Інференція.

Використовує нечіткі правила для отримання нечіткого висновку або набору висновків для кожної вихідної змінної.

Використовує логічні операції для обчислення ступенів приналежності для кожного правила.

Компонента 4. Агрегація.

Об'єднує всі нечіткі висновки в один агрегований нечіткий висновок для кожної вихідної змінної.

Використовується максимум або середнє значення для агрегації.

Компонента 5. Дефазифікація.

Конвертує агреговані нечіткі висновки в чіткі значення для вихідних змінних. Для цього використовується центр тяжіння, середнє значення або інші методи для визначення чіткого вихідного значення.

Ці компоненти дозволяють системі нечіткого керування ефективно моделювати та реагувати на нечіткі вхідні дані, роблячи її придатними для застосувань у ситуаціях з невизначеністю та зміною умов.

Мамдані показав як ця система може бути успішно використана в таких областях як автоматизоване керування та прийняття рішень, де вхідні та вихідні дані можуть бути виражені нечітко. Його робота визначила практичне застосування нечіткої логіки і сприяла широкому розповсюдженню цього підходу в різних галузях техніки та науки.

Робота в області нечіткої логіки Сугено також відома як "Метод S" або "Метод Такагі-Сугено-Канг" є однією з варіацій нечіткого виведення, яке виникло в результаті подальшого розвитку в галузі нечіткої логіки. Цей метод був представлений Хірохіко Сугено у 1985 році та відзначався своєю здатністю надавати точні числові результати.

Основні характеристики роботи в області нечіткої логіки Сугено:

а) визначення правил.

Використовується для моделювання взаємодії між нечіткими вхідними та вихідними змінними за допомогою нечітких правил. Кожне правило складається з умов для вхідних змінних та висновку для вихідних змінних [3];

б) функції приналежності.

Використовується для опису ступенів приналежності вхідних значень до лінгвістичних термів за допомогою функцій приналежності. Функції приналежності можуть бути представлені трикутними, трапецієподібними чи іншими формами;

в) правила виведення.

Кожне правило має свою вагу, яка визначає важливість цього правила для визначення вихідного значення. Вихідне значення обчислюється як зважена сума висновків за всіма правилами;

г) дефазифікація.

Остаточне вихідне значення отримується за допомогою процесу дефазифікації, де обчислюється числове значення на основі агрегованих висновків та їх ваг.

Метод Сугено широко застосовується в системах керування, діагностиці, прийнятті рішень та інших галузях, де важлива точність та числовий результат. Він дозволяє ефективно моделювати складні системи та забезпечує гнучкість у визначенні правил та функцій приналежності для вхідних та вихідних змінних.

Протягом наступних десятиліть нечітка логіка знаходила все більше застосувань у різних галузях науки та техніки, успішно використовуючись для моделювання та управління системами, що мають велику ступінь невизначеності та неоднозначності вихідних даних.

Однією з таких областей є прогнозування витрати палива в залежності від технічних характеристик автомобіля та умов експлуатації. У цьому випадку, вхідні дані включають параметри, такі як потужність двигуна, вага, тип трансмісії, аеродинамічні властивості, а також умови експлуатації, такі як тип дорожнього покриття та погодні умови [4].

1.2 Системний аналіз розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі технічних даних автомобіля та умов експлуатації

Системний аналіз задачі включає вивчення та оцінку всіх компонентів, що впливають на витрату палива, і взаємодії між ними. Це включає технічні параметри автомобілів, різноманітність умов експлуатації та методи аналізу даних.

Компоненти системи:

- технічні характеристики автомобіля, що включають тип двигуна, об'єм, потужність, масу автомобіля, аеродинамічні властивості, тип трансмісії тощо;
- методи аналізу даних, що включають методи нечіткої логіки, статистичного аналізу та математичного моделювання для обробки та інтерпретації даних.

Взаємодія компонентів:

- залежність витрат палива від технічних характеристик, а саме – аналіз, яким чином різні технічні параметри впливають на ефективність споживання палива;
- використання методів нечіткої логіки для моделювання складних та неоднозначних взаємозв'язків у системі.

Системний аналіз вимагає цілісного підходу, який враховує всі аспекти проблеми, від збору даних до розробки та валідації моделі. Важливо інтегрувати та синтезувати інформацію з різних джерел для створення точної та ефективної моделі прогнозування.

1.3 Аналіз сценаріїв вирішення задачі розробки нечіткої моделі

прогнозування витрати палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов експлуатації

У контексті математичного аналізу задачі прогнозування витрати палива автомобіля, нечітка логіка відіграє ключову роль, пропонуючи різноманітні підходи та сценарії для вирішення цієї складної проблеми. Розглядаючи сценарії від базових моделей до більш складних інтегрованих систем, ми можемо оцінити, як кожен з них впливає на точність і ефективність прогнозування.

Спочатку ми можемо розглянути стандартну модель нечіткої логіки, яка в основному зосереджується на основних технічних параметрах автомобіля, таких як потужність двигуна та вага. Цей підхід, хоча і є відносно простим у

реалізації, має обмеження у точності через неврахування більш динамічних аспектів водіння.

На противагу цьому, розширена модель, яка включає додаткові параметри, такі як стиль водіння та умови дорожнього руху, дозволяє досягти більшої точності. Цей підхід вимагає складніших функцій належності та алгоритмів оптимізації, але винагороджує нас підвищеною адаптивністю та точністю моделі.

Далі, інтеграція моделі з даними телематики відкриває нові можливості для точного аналізу реальних умов експлуатації автомобіля. Цей метод дозволяє нам використовувати оперативні дані для більш точного прогнозування, хоча й порушує питання конфіденційності та безпеки даних.

Нарешті, гібридна модель, що комбінує нечітку логіку з методами машинного навчання, становить найбільш інноваційний підхід. Вона використовує переваги обох методологій для аналізу великих обсягів даних і виявлення складних залежностей, значно підвищуючи точність прогнозів. Хоча така модель вимагає значних обчислювальних ресурсів та ретельного тестування, вона відкриває нові горизонти у прогнозуванні витрат палива.

Кожен з цих сценаріїв представляє собою унікальний підхід до вирішення задачі, і вибір між ними залежить від специфічних потреб дослідження та доступних ресурсів. Важливо враховувати баланс між точністю, складністю та практичною доцільністю кожного підходу.

1.4 Формальна та змістовна постановка задачі

1.4.1 Змістовна постановка задачі

Дослідження базується на принципах застосування нечіткої логіки для створення моделей, які передбачають рівень споживання палива транспортними засобами.

Задача полягає у створенні нечіткої математичної моделі для прогнозування витрат палива автомобіля. Це включає аналітичну роботу із встановленням відносин між технічними параметрами транспортного засобу та його експлуатаційними характеристиками, що впливають на витрату палива. Задача вимагає розробки алгоритмів, що можуть адекватно обробляти нечітку інформацію та генерувати точні прогнози.

Традиційні методи моделювання часто недостатньо точні, оскільки вони не враховують нечіткість та невизначеність вихідних даних. У цьому контексті нечітка логіка, розроблена Лотфі Заде, виявляється потужним інструментом для обробки нечітких, невизначених даних та вирішення проблем прогнозування.

Основною метою завдання є створення гнучкої та адаптивної математичної моделі, яка здатна точно прогнозувати витрату палива в реальних умовах експлуатації автомобіля. Модель повинна враховувати технічні характеристики, а також зовнішні чинники, та бути здатною обробляти нечітку інформацію для надання корисних висновків водіям, автомобільним компаніям та інженерам для оптимізації витрати палива.

Вхідними даними для задачі є технічні характеристики: потужність двигуна, вага, тип трансмісії, аеродинамічні властивості тощо та умови експлуатації: тип дорожнього покриття, погодні умови.

Алгоритм розв'язання задачі:

- визначення вхідних та вихідних лінгвістичних змінних та їх термів;
- розробка і калібрування функцій приналежності для вхідних лінгвістичних змінних;
- визначення правил виводу для об'єднання різних вхідних даних;
- використання методів дефазифікації для отримання кінцевого прогнозу витрати палива.

Вихідними даними задачі є прогнозоване значення витрати палива (наприклад, літрів на 100 км).

Задача полягає у створенні математичної моделі, що здатна точно прогнозувати витрату палива автомобіля в реальних умовах експлуатації. Це

має включати аналіз широкого спектру технічних характеристик автомобіля, а також зовнішніх чинників, які можуть впливати на ефективність споживання палива.

Основною вимогою є забезпечення гнучкості та адаптивності моделі, щоб вона могла точно працювати в різних умовах, враховуючи невизначеність і різноманітність реального водійського досвіду. Модель має бути здатною обробляти нечітку інформацію та надавати корисні висновки для водіїв, автомобільних компаній та інженерів для оптимізації витрати палива.

1.4.2 Формальна постановка задачі

Для розробки моделі прогнозування витрати палива автомобіля на основі нечіткої логіки за методом Лотфі Заде, ми використовуємо підхід, що базується на теорії нечітких множин. Метод Лотфі Заде є фундаментальним у нечіткій логіці та використовується для розробки систем, здатних обробляти нечіткість та невизначеність. Він базується на теорії нечітких множин та вводить концепції лінгвістичних змінних та правил для моделювання реальних процесів. У контексті прогнозування витрати палива, метод Заде включає в себе визначення нечітких змінних, таких як “потужність двигуна”, і правил, що дозволяють вивести висновок про витрату палива на основі цих змінних. Це дозволяє системі ефективно враховувати неоднозначності та забезпечувати адаптивність в прогнозах. Модель буде включати визначення лінгвістичних змінних, функцій приналежності, формулювання нечітких правил та процедуру дефазифікації.

Кожен параметр розглядається як лінгвістична змінна з відповідними термами:

- потужність двигуна (P): 'Низька' (low), 'Середня' (medium), 'Висока' (high);
- вага (W): 'Легка' (W_light), 'Середня' (W_medium), 'Важка' (W_heavy);
- тип трансмісії (T): 'Механічна' (T_manual), 'Автоматична' (T_auto);

- аеродинамічні властивості (A): 'Неоптимальні' (A_poor), 'Середні' (A_average), 'Оптимальні' (A_good);
- тип дорожнього покриття (D): 'Тверде' (D_hard), 'М'яке' (D_soft), 'Слизьке' (D_slippery);
- погодні умови (C): 'Ясно' (C_clear), 'Хмарно' (C_cloudy), 'Дощ' (C_rainy).

Для кожного терму визначаються функції приналежності. Наприклад, для потужності двигуна можна використовувати трикутні функції приналежності:

- $\mu P_{low}(x)$ – функція приналежності для 'Низької' потужності;
- $\mu P_{medium}(x)$ – для 'Середньої';
- $\mu P_{high}(x)$ – для 'Високої'.

Ці функції можуть бути визначені математично. Наприклад для потужності двигуна (P):

$$\mu P_{low}(x) = e^{-\frac{(x - c_{P_{low}})^2}{2\sigma_{P_{low}}^2}}, \quad (1.1)$$

де $c_{P_{low}}$ – центр функції;

$\sigma_{P_{low}}^2$ – стандартне відхилення.

Аналогічно:

$$\mu P_{medium}(x) = e^{-\frac{(x - c_{P_{medium}})^2}{2\sigma_{P_{medium}}^2}}, \quad (1.2)$$

$$\mu P_{high}(x) = e^{-\frac{(x - c_{P_{high}})^2}{2\sigma_{P_{high}}^2}}. \quad (1.3)$$

При визначенні діапазонів для лінгвістичних змінних слід враховувати конкретні характеристики об'єкта моделювання. Наприклад, для потужності двигуна автомобіля можна визначити такі діапазони:

- 'Низька' потужність: 0 – 100 к.с.;
- 'Середня' потужність: 80 – 200 к.с.;
- 'Висока' потужність: 180 – 300+ к.с.

Для 'Середньої' потужності двигуна функція належності може бути визначена як:

$$\mu_{P_{medium}}(x) = e^{-\frac{(x-140)^2}{2 \cdot 30^2}}, \quad (1.4)$$

де 140 к.с. – центр функції (середнє значення);

30 – стандартне відхилення, що визначає, наскільки широко функція розподіляється навколо центрального значення.

Аналогічно визначаються функції належності для інших лінгвістичних змінних.

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

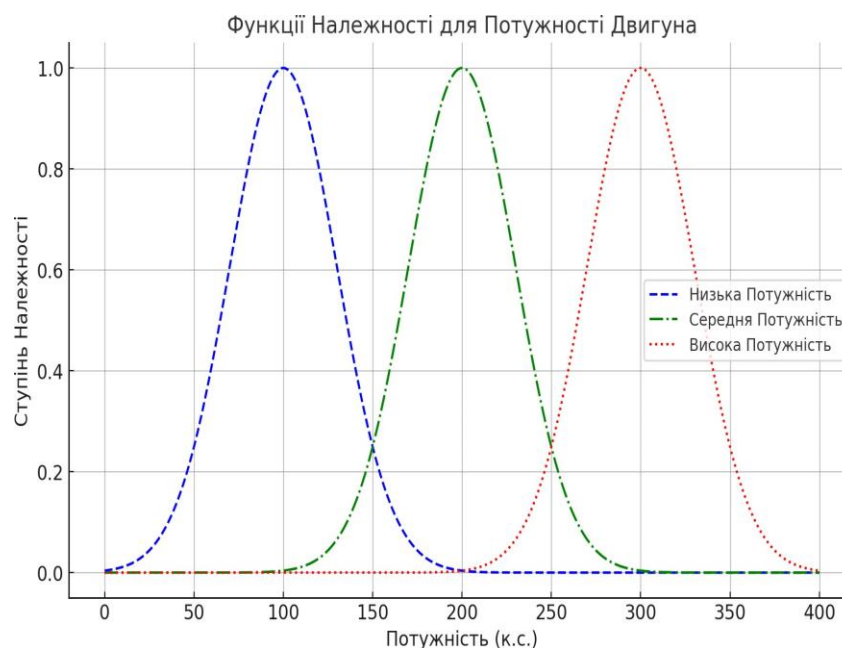


Рисунок 1.1 – Графік функції приналежності потужності

Ці формули дозволяють моделювати реальні умови водіння та дорожні умови у вигляді нечітких змінних, які можуть бути використані для подальшого аналізу і прогнозування витрати палива.

У моделюванні систем на основі нечіткої логіки, одним з ключових етапів є формування нечітких правил. Ці правила відіграють важливу роль у визначенні, як входи системи (наприклад, параметри автомобіля) перетворюються на виходи (наприклад, витрату палива). Правила нечіткої логіки формулюються на основі експертних знань та аналізу даних.

Сформулюємо деякі нечіткі правила.

Правило 1:

«Якщо Потужність Двигуна є 'Висока' (high) і Вага є 'Важка' (heavy), То Витрата Палива є 'Велика'»

Правило 2:

«Якщо Потужність Двигуна є 'Низька' (P_low) і Вага є 'Легка' (W_light), То Витрата Палива є 'Мала'»

Правило 3:

«Якщо Тип Трансмисії є 'Автоматична' (T_auto) і Аеродинамічні Властивості є 'Неоптимальні' (A_poor), То Витрата Палива є 'Велика'»

Правило 4:

«Якщо Тип Дорожного Покриття є 'Слизьке' (D_slippery) і Погодні Умови є 'Дощ' (C_rainy), То Витрата Палива є 'Велика'»

Правило 5:

«Якщо Потужність Двигуна є 'Середня' (P_medium) і Погодні Умови є 'Ясно' (C_clear), То Витрата Палива є 'Середня'»

Правило 6:

«Якщо Аеродинамічні Властивості є 'Оптимальні' (A_good) і Тип Трансмисії є 'Механічна' (T_manual), То Витрата Палива є 'Мала'»

Кожне з цих правил використовує лінгвістичні терми та функції приналежності, визначені для кожної змінної, для формування висновку про витрату палива. Використання цих правил у моделі нечіткої логіки дозволяє здійснювати прогнози, які враховують неоднозначність і нечіткість у вхідних даних, забезпечуючи тим самим більш точний та гнучкий підхід до визначення витрат палива.

Нечітке виведення в моделі прогнозування витрати палива включає застосування набору правил виводу до вхідних даних, отриманих з функцій приналежності, та перетворення цих даних у вихідні значення. Для цього ми використаємо метод нечіткого виведення Мамдані.

Нечітке виведення для кожного правила визначається за формулою:

$$\mu_{Fi} = \min(\mu_{Pj}, \mu_{Wk}, \mu_{Tl}, \mu_{Am}, \mu_{Dn}, \mu_{Co}), \quad (1.5)$$

де i, j, k, l, m, n, o представляють відповідні терми вхідних та вихідних змінних.

Розглянемо правило: "Якщо потужність двигуна є 'Висока', тоді витрата палива є 'Велика'". Припустимо, маємо функції приналежності $\mu_{P_{high}}(x)$ для 'Високої' потужності та $\mu_{W_{heavy}}(y)$ для 'Важкої' ваги. Ступінь виконання цього правила для конкретного значення потужності x визначається як:

$$\mu_{R}(x) = \min(\mu_{P_{high}}(x), \mu_{W_{heavy}}(y)). \quad (1.6)$$

Цей підхід дозволяє точно визначити, наскільки конкретні умови (наприклад, висока потужність двигуна) впливають на цільову змінну (наприклад, витрату палива), що є фундаментальним для прогнозування в системах нечіткої логіки.

Після обчислення вихідних значень для кожного правила, результати агрегуються для отримання загального вихідного значення. Це зазвичай виконується за допомогою операції максимізації:

$$\mu_{F_{agr}} = \max(\mu_{F_1}, \mu_{F_2}, \dots, \mu_{F_m}), \quad (1.7)$$

де μ_{F_i} – вихідне значення для i -го правила.

Інтегральна дефазифікація полягає у визначенні "центру мас" агрегованої функції приналежності. Формула для інтегральної дефазифікації:

$$F = \frac{\int_a^b x \cdot \mu_{output}(x) dx}{\int_a^b \mu_{output}(x) dx}, \quad (1.8)$$

де F – остаточне чітке значення (наприклад, витрата палива);

$\mu_{output}(x)$ – агрегована функція належності після агрегації всіх правил;

a та b – межі інтегрування.

Застосування цього методу у нечіткій логіці дозволяє перетворити нечіткі висновки в корисні та практичні результати, що є ключовим у багатьох практичних застосуваннях, включаючи прогнозування витрат палива.

1.5 Постановка задач дослідження

Для розробки та аналізу ефективності нечіткої моделі для прогнозування витрати палива автомобіля, яка враховує як технічні характеристики транспортного засобу, так і різноманітні умови його експлуатації, необхідно розв'язати такі задачі:

- провести аналіз літератури та існуючих підходів; вивчення наукових праць, пов'язаних з методами прогнозування витрати палива, з особливим акцентом на використання нечіткої логіки;

- зробити збір та обробку даних про технічні характеристики різних типів автомобілів та умови їх експлуатації;

- розробити модель прогнозування витрати палива, використовуючи алгоритми нечіткої логіки;
- протестувати модель для перевірки її точності та надійності в різних умовах;
- провести аналіз та інтерпретацію результатів, оцінити ефективність моделі;
- зробити висновки про дану роботу та проаналізувати можливі застосування проведених досліджень до реального життя.

2 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДУ РОЗВ'ЯЗАННЯ

Для розв'язання задач щодо прогнозування витрат палива найбільш ефективним є застосування підходів нейронних мереж, методу “випадкових лісів” та нечітке моделювання. Дані методи дозволяють забезпечити високу точність результатів прогнозування та їхню стійкість.

2.1 Нейронні мережі для прогнозування витрат палива методом зворотного поширення помилки

Нейронні мережі, які використовують метод зворотного поширення помилки, становлять операційну модель, що моделює функцію нейронів, передаючи інформацію до мозку. Цей метод відзначається самонавчанням та високою ефективністю при обробці нелінійних, неструктурованих та великих даних.

Алгоритм зворотного поширення помилки, який використовується у цих мережах, є широко використовуваним контрольованим алгоритмом навчання. Починаючи з випадкового вибору ваг, мережа оновлює їх за допомогою зворотного поширення помилки, мінімізуючи втрати та визначаючи ваги на синапсах мережі [5].

Для прогнозування витрат палива використовуються вхідні дані, такі як технічні характеристики автомобіля, що представлені як вхідні змінні. У прихованому шарі мережі використовуються 5 нейронів, а вихід визначає прогнозоване значення витрат палива.

Ваги з'єднань між шарами мережі визначаються як ω_{ij} для вхідного та прихованого шарів та ω_{jk} для прихованого та вихідного [6]. Після передачі вхідних даних через вхідний шар та їх трансформації за допомогою функції збудження, нейромережа генерує прогнози. У разі великої помилки між

прогнозами та фактичними значеннями, ваги коригуються зворотнім поширенням помилки.

Цей підхід дозволяє побудувати точну модель прогнозування, враховуючи невизначеність та різноманіття вхідних даних.

Існують два типи нейронних мереж, які використовують метод зворотного поширення помилки.

Тип 1. Статичне зворотне поширення помилки. Використовується для відображення і перетворення статичного входу нейромережі на статичний вихід. Цей вид алгоритму може бути ефективним при оптичному розпізнаванні символів.

Тип 2. Рекурентне зворотне поширення помилок. Використовується для аналізу даних, де спочатку відбувається передача вперед до досягнення фіксованого значення, а потім обчислюється та поширюється помилка назад. Відмінність полягає в тому, що він може бути менш стабільним при порівнянні зі статичним зворотнім поширенням.

Характеристики методу зворотного поширення помилки:

- спрощення структури мережі через зважені посилання;
- дослідження впливу вхідних значень на вихід мережі;
- представлення знань у вигляді правил;
- ефективність в глибоких нейронних мережах;
- застосування без попередніх знань про структуру мережі.

Недоліки методу:

- залежність від вхідних даних;
- чутливість до шумів у даних;
- використання матричного підходу для зворотного поширення.

Метод зворотного поширення помилки, не дивлячись на свої недоліки, є одним з найбільш широко використовуваних та ефективних алгоритмів навчання нейронних мереж. Він дозволяє створювати точні моделі прогнозування на основі великих баз даних, узагальнюючи та адаптуючи їх до різноманітних умов та вхідних даних [7].

2.2 Метод випадкових лісів

Перед тим як глибше вникати у метод випадкових лісів, розглянемо аспекти техніки ансамблювання. Ансамбль включає в себе об'єднання кількох моделей замість використання одного окремого класифікатора. При створенні ансамблів можна використовувати два типи методів:

а) *Bagging*. Створює новий навчальний набір на основі даних з вихідного навчального сету заміщенням. Кінцевий результат ґрунтується на голосуванні більшості. Прикладом є метод випадкових лісів.

б) *Boosting*. Являє собою перетворення "слабких учнів" в "сильних" шляхом створення послідовних моделей так, щоб остаточно має найвищу точність. Прикладами є ADA BOOST та XG BOOST.

Метод випадкових лісів діє за принципом методу *Bagging*. Цей алгоритм широко використовується в різних сферах, таких як електронна комерція, банківська справа, медицина та фондовий ринок. Наприклад, в банківській сфері його можна використовувати для визначення клієнтів, які можуть мають проблеми з погашенням кредиту.

Переваги методу випадкових лісів:

- застосовний для класифікації та регресії;
- уникає перенавчання, оскільки результат базується на голосуванні більшості або усередненні;
- ефективний при наявності нульових або відсутніх значень;
- підтримує паралельні алгоритми завдяки незалежності дерев прийняття рішень;
- стійкий результат класифікації або регресії через усереднення значень великої кількості дерев;
- підтримка неоднорідності через виключення деяких атрибутів прийняття рішень.

Недоліки методу випадкових лісів:

- складність обчислень порівняно з простими деревами прийняття рішень;

– довший час навчання через складність при прогнозуванні для кожного дерева.

Bagging, відомий як Bootstrap Aggregation, є технікою ансамблювання, на якій ґрунтується випадковий ліс. Bagging випадковим чином вибирає дані з існуючого набору. Кожна модель створюється за допомогою випадкового вибору зразків. Кожна модель навчається самостійно, а остаточний результат отримується шляхом голосування після об'єднання результатів всіх моделей. Цей процес відомий як агрегація.

Випадковий ліс є ефективним методом для задач прогнозування та класифікації. Він складається з великої кількості дерев прийняття рішень, де випадкові процеси застосовуються до векторів рядків і стовпців. Це дозволяє уникнути проблеми надмірності.

Основні етапи розрахунку алгоритму випадкової лісу для задачі регресії включають формування навчальних груп зразків, випадковий вибір ознак, побудову дерев рішень, декомпозицію вузлів та усереднення прогнозованих величин [8].

2.3 Метод нечітких моделей

Методика полягає у створенні системи, яка може аналізувати різноманітні технічні характеристики автомобіля, такі як потужність двигуна чи вага, і водночас враховувати умови його використання, наприклад стиль водіння або дорожні умови.

Центральним елементом такої системи є визначення та налаштування лінгвістичних змінних і відповідних функцій приналежності, які дозволяють моделі "розуміти" і обробляти різні ступені входів. Наприклад, вага автомобіля може бути класифікована як "легка", "середня" або "важка". Ці змінні, разом із відповідними функціями приналежності, формують основу для створення правил, які визначають, як входні дані впливають на витрату палива [9].

Використання гауссівських функцій приналежності для моделювання витрати палива автомобіля є оптимальним з кількох причин:

- гладкість переходів: гауссівські функції забезпечують плавні переходи між різними ступенями приналежності, що є критично важливим для моделювання реальних, часто неоднозначних даних, які характерні для витрат палива;

- гнучкість моделювання: завдяки можливості точного налаштування параметрів (центр і стандартне відхилення) гауссівських функцій, можна детально калібрувати модель під конкретні характеристики автомобіля та умови експлуатації;

- підвищена точність прогнозування: гауссівські функції дозволяють більш точно відобразити складні взаємозалежності між різними параметрами та витратою палива, забезпечуючи вищу точність прогнозів.

Ці характеристики роблять гауссівські функції приналежності ідеальними для вирішення задачі прогнозування витрат палива, де потрібно ефективно обробляти нечітку інформацію та забезпечити гнучкість моделі [10].

Після створення необхідних правил, система використовує методи нечіткого виведення для генерування прогнозів. Це включає оцінку того, як комбінації різних вхідних даних впливають на витрату палива. Останній крок – це дефазифікація, процес перетворення нечіткого виведення у чітке числове значення, яке дає змогу отримати конкретну прогнозовану величину витрати палива. Використання інтегральної дефазифікації забезпечує точність та згладжує результати, що отримані з різних нечітких правил. Тестування та валідація моделі на реальних або симульованих даних є важливим для забезпечення точності та надійності системи.

Переваги методу нечіткого моделювання для прогнозування витрати пального в автомобілі:

- гнучкість – здатність враховувати різні параметри та умови, що може бути важливим для прогнозування витрати пального;

- інтерпретованість – легкість інтерпретації правил та висновків, що полегшує роботу експертів та користувачів;

– адаптивність – здатність адаптуватися до змінних умов та нових даних.

Недоліки методу нечіткого моделювання для прогнозування витрати пального в автомобілі:

– потреба в експертних знаннях. Висока залежність від експертних знань для формулювання нечітких правил;

– складність розробки. Розробка складних нечітких систем може вимагати значних зусиль та ресурсів;

– велика кількість правил. При великій кількості вхідних та вихідних параметрів може виникнути складність управління великою кількістю правил.

Цей підхід не тільки дозволяє точно прогнозувати витрату палива, але й надає гнучкість у моделюванні складних взаємозв'язків і врахуванні неоднозначності та різноманітності вхідних даних. Для розв'язання задачі розробки нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля використання нечіткого моделювання є одним із найефективніших підходів.

Висновки за розділом 2

Висновки розділу підкреслюють, що для прогнозування витрат палива автомобіля найбільш доцільним є використання нечіткого моделювання. Цей метод вибрано через його універсальність у моделюванні невизначеностей та здатність адаптуватися до широкого спектру умов експлуатації автомобіля. Нечітке моделювання ефективно поєднує технічні параметри авто і варіативність умов їзди, використовуючи лінгвістичні змінні та функції приналежності для формування правил. Важливою перевагою є висока інтерпретованість моделі. Вибір саме цього методу зумовлений необхідністю врахування численних нюансів, пов'язаних із різними сценаріями використання.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

3.1 Мова програмування Python та її бібліотеки NumPy та Matplotlib

Python – це високорівнева, інтерпретована мова програмування, відома своєю читабельністю та простотою використання, що робить її ідеальною для дослідників, зокрема для моделювання математичних задач. Створена Гвідо ван Россумом у 1991 році, Python підтримує різні стилі програмування, включаючи об'єктно-орієнтоване, імперативне та функціональне, дозволяючи дослідникам легко адаптувати мову до своїх потреб. Її інтуїтивно зрозумілий синтаксис сприяє швидкому розвитку проектів і зменшує час на вивчення мови, що є важливим для швидко розвиваючихся дослідницьких сфер.

Станом на 2023 рік, остання версія Python – це Python 3.12.0, яка принесла значні зміни та нововведення у порівнянні з серією Python 2. Основні нововведення Python 3.12 включають більш гнучкий розбір f-рядків (PEP 701), підтримку протоколу буфера в Python коді (PEP 688), новий API для відладки/профілювання (PEP 669), підтримку ізольованих субінтерпретаторів з окремими Global Interpreter Locks (PEP 684), покращені повідомлення про помилки, підтримку Linux perf профайлера для відображення імен функцій Python у трасуваннях, багато великих і малих покращень продуктивності, які в цілому дають приблизно 5% покращення продуктивності, новий синтаксис для анотацій типів для узагальнених класів (PEP 695) та новий декоратор override для методів (PEP 698).

Ці зміни становлять значний відступ від Python 2, який був широко використовуваний, але мав обмеження, зокрема в обробці Unicode та новітніх можливостей програмування. Python 3 вніс значні покращення в роботу з рядками, ввів нові та покращені бібліотеки, а також спростив деякі аспекти синтаксису, щоб зробити мову більш зрозумілою та ефективною.

Python має широкий спектр наукових бібліотек, таких як NumPy для числових обчислень, SciPy для наукових та інженерних застосувань, Pandas для

обробки та аналізу даних, і Matplotlib для візуалізації даних. Ці бібліотеки надають потужні інструменти для математичного моделювання, статистичного аналізу та візуалізації, що робить Python особливо привабливим для наукових досліджень та розвитку складних математичних моделей. Її здатність інтегруватися з іншими мовами програмування та інструментами також значно розширює можливості для багатодисциплінарних досліджень.

NumPy, яка є скороченням від "Numerical Python", є фундаментальною бібліотекою для наукових обчислень у Python. Вона надає підтримку великим багатовимірним масивам і матрицям, а також великий набір високорівневих математичних функцій для роботи з цими масивами. Особливістю NumPy є ефективна обробка великих даних, що робить її важливим інструментом серед дослідників у різних наукових галузях.

Для дослідників, які займаються моделюванням і прогнозуванням, особливо в контексті нечітких систем, NumPy стає незамінним ресурсом. Нечіткі системи часто вимагають обробки великих даних та складних обчислень, де NumPy забезпечує потужні інструменти для векторизації та масивних операцій, що дозволяє зменшити використання великих циклів і оптимізувати обчислювальні процеси. Її здатність швидко виконувати операції з матрицями і масивами є особливо цінною для аналізу та обробки даних, необхідних для розробки і валідації нечітких моделей прогнозування.

Таким чином, NumPy є ключовим компонентом у наукових дослідженнях, особливо в областях, де необхідна висока точність обчислень і швидка обробка великих обсягів даних, як це часто буває при прогнозуванні за допомогою нечітких систем.

Matplotlib є однією з найпопулярніших бібліотек для візуалізації даних у Python, яка часто використовується дослідниками для представлення результатів обчислень і аналізу даних. Ця бібліотека надає широкий спектр інструментів для створення статичних, анімованих і інтерактивних візуалізацій в Python. Вона була створена Джоном Хантером і з тих пір стала стандартом для візуалізації даних у наукових дослідженнях.

Matplotlib дозволяє дослідникам легко створювати графіки, гістограми, спектри, діаграми розсіювання та інші види візуалізацій, що є критично важливими для аналізу та інтерпретації даних. Ця бібліотека відома своєю гнучкістю та можливістю налаштування, дозволяючи дослідникам тонко налаштовувати кожен аспект графіка або діаграми, від осей і міток до стилів ліній і кольорових схем. Її здатність інтегруватися з іншими науковими бібліотеками Python, такими як NumPy і Pandas, робить її особливо корисною для комплексного аналізу даних.

Matplotlib також має велику спільноту користувачів і розробників, які постійно доповнюють та покращують її можливості. Це робить Matplotlib надзвичайно цінним ресурсом для дослідників, які потребують як простих, так і складних візуалізацій для представлення своїх наукових висновків.

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

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

Етап 1. Введення та обробка вхідних даних.

На цьому етапі збираються та аналізуються вхідні дані, які можуть включати технічні характеристики автомобіля (наприклад, вага, потужність двигуна) та параметри доріг (наприклад, тип дорожнього покриття, умови руху).

Етап 2. Визначення лінгвістичних змінних.

На цьому етапі визначаються ключові лінгвістичні змінні, які будуть використовуватися в моделі. Це можуть бути, наприклад, "швидкість автомобіля", "інтенсивність трафіку" тощо.

Етап 3. Функції приналежності лінгвістичних змінних.

Розробляються функції приналежності для кожної лінгвістичної змінної та формуються нечіткі правила. Це включає визначення того, як вхідні дані відповідають різним ступеням лінгвістичних змінних.

Етап 4. Агрегація правил.

В цій фазі об'єднуються та оцінюються нечіткі правила для виведення висновків на основі вхідних даних.

Етап 5. Дефазифікація.

Цей крок перетворює нечіткі висновки на точне числове значення, яке може бути використане для прогнозування витрати палива.

Етап 6. Візуалізація одержаних результатів.

Результати прогнозування представляються у вигляді графіків чи інших візуальних форматах для зручності інтерпретації та аналізу.

3.3 Опис програми

На початку роботи програми необхідно здійснити введення вхідних даних, які будуть служити основою для розрахунків. Користувач вводить значення для різноманітних параметрів, таких як потужність двигуна, вага автомобіля, тип трансмісії, аеродинамічні властивості, тип дорожнього покриття та погодні умови через стандартні функції вводу `input()`. Ці дані зберігаються як числові значення, що використовуються для подальшого аналізу та розрахунків у моделі.

Для прикладу, введення потужності двигуна виглядає наступним чином (рис 3.1).

```
python
power = float(input('Enter Power (0-300): '))
```

Рисунок 3.1 – Приклад введення даних

Цей рядок коду запитує у користувача ввести потужність двигуна та конвертує отримане значення у змінну з плаваючою точкою для подальшого використання в розрахунках.

Аналогічно, інші параметри вводяться через виклики функції `input()` і конвертуються до відповідних типів даних. Це дає можливість формувати на основі введених даних нечіткий вивід відносно витрати палива.

Лінгвістичні змінні.

У цій частині програми задаються лінгвістичні змінні, які представляють собою ключові показники для нечіткого моделювання витрат палива автомобіля. Кожна змінна описується через функції приналежності, що дозволяють кількісні дані трансформувати у нечіткі категорії.

Наприклад, розглянемо змінну "Потужність двигуна" (P), яка може приймати значення "Низька", "Середня" та "Висока":

- P_low: низька потужність до 100 к.с.;
- P_medium: середня потужність від 100 до 200 к.с.;
- P_high: висока потужність понад 200 к.с.

Аналогічно, змінні "Вага автомобіля" (W), "Тип трансмісії" (T), "Аеродинамічні властивості" (A), "Дорожні умови" (D) та "Погодні умови" (C) визначаються наступним чином:

- W_low: вага до 1500 кг;
- W_medium: вага від 1500 до 2500 кг;
- W_heavy: вага понад 2500 кг;
- T_manual: ручна коробка передач;
- T_auto: автоматична коробка передач;
- A_poor, A_average, A_good: відповідно до аеродинамічних властивостей, оцінених у балах;
- D_hard, D_soft, D_slippery: тип дорожнього покриття, від твердого до слизького;
- C_clear, C_cloudy, C_rainy: погодні умови від ясної до дощової погоди.

Ці змінні слугують входами для функцій приналежності та подальшого формування нечітких правил, які будуть використані для прогнозування витрат палива. Функції приналежності визначаються за допомогою гауссових (гауссівських) розподілів, які забезпечують плавний перехід між категоріями та високу адаптивність моделі до вхідних даних.

Функції приналежності.

У цьому підрозділі програма визначає функції приналежності, які дозволяють класифікувати вхідні дані за лінгвістичними змінними, що описують витрату палива. Задіяні тут змінні визначають діапазон витрат палива від 8 до 30 літрів на 100 км.

Спочатку встановлюється діапазон можливих витрат палива і визначаються три лінгвістичні змінні: `Fuel_low`, `Fuel_medium`, та `Fuel_high`. Використовуючи гауссівські функції приналежності, кожній з цих змінних призначається форма, яка відображає розподіл можливих витрат палива. Гауссівські функції характеризуються центром та шириною, що дозволяє моделювати плавні переходи між різними категоріями.

Далі, для кожного введеного параметра, як наприклад `power`, `weight`, `transmission_type`, `aerodynamic`, `driving_conditions`, та `weather_conditions`, програма виконує пошук найближчої точки відносно введеного значення в діапазоні лінгвістичних змінних. Це дозволяє отримати ступінь приналежності до кожної категорії. Наприклад, використовуючи наступний код (рис 3.2):

```
import numpy as np

# Припустимо, що P, power і P_low є вашими вхідними масивами
index_of_nearest = np.abs(P - power).argmin()
membership_P_low = P_low[index_of_nearest]
```

Рисунок 3.2 - Ступінь приналежності до кожної категорії

Цей код визначає, наскільки введене значення потужності двигуна `power` відповідає змінній `P_low`, яка відображає низьку потужність.

Аналогічно обчислюються ступені приналежності для середньої та високої потужності.

Кожне обчислене значення ступеня приналежності виводиться на екран, що дозволяє користувачу бачити, наскільки введені параметри відповідають визначеним категоріям. Такі обчислення допомагають у формуванні правил нечіткої логіки для прогнозування витрат палива, які будуть обговорені далі.

Визначення правил.

Визначення правил є фундаментальним для системи нечіткого логічного управління, яка базується на програмі. Кожне правило представляє певну комбінацію вхідних параметрів, і вказує на відповідний рівень споживання палива.

У Python коді, правила формуються через об'єднання різних лінгвістичних змінних, використовуючи функцію `pr.min()`, яка дозволяє обрати найменше значення зі списку аргументів. Це відображає оператор "і" в нечіткій логіці, який визначає, що всі умови повинні бути задоволені для активації правила. Наприклад, `rule1` враховує комбінацію низької потужності, малої маси та ручної коробки передач, що веде до висновку про низьке споживання палива.

Після того, як визначено індивідуальні правила для низького, середнього та високого споживання палива, вони агрегуються з використанням функції `pr.max()`, що вибирає найбільше значення з набору агрегованих правил. Це відображає оператор "або" в нечіткій логіці, де для активації правила достатньо задоволення хоча б однієї умови.

Опис коду для "низького" споживання палива:

- `rule1` агрегує низьку потужність, малу масу та ручну коробку передач;
- `rule2` враховує ручну коробку передач, хороші аеродинамічні характеристики та ясну погоду;
- `rule3` і так далі для інших комбінацій.

Кожне з цих правил використовує функцію `pr.min()` для визначення ступеня приналежності до визначеної категорії споживання палива. Потім

`pr.max()`) використовується для агрегування всіх правил в одне вихідне значення для кожної категорії (низьке, середнє, високе).

Цей процес дозволяє програмі реагувати на різноманітність вхідних даних і виробляти виведення, які відображають комплексний вплив різних параметрів на споживання палива. Це є ключовим для забезпечення адаптивності та точності системи прогнозування в реальних умовах експлуатації.

Дефазифікація.

Ця частина програми здійснює перехід від нечітких висновків до точних числових величин, що можуть бути використані в практичних цілях, таких як контроль за споживанням палива автомобіля. Дефазифікація є ключовим кроком у процесі нечіткого логічного виведення, оскільки вона узагальнює нечіткі множини в конкретне число, яке відображає очікуване споживання палива.

В цьому етапі використовується метод центра тяжіння (Center of Gravity - CoG), який розраховує дефазифіковане значення як центр ваги під кривою функції належності. Це досягається шляхом множення кожного можливого значення споживання палива на його відповідний ступінь приналежності і сумування отриманих результатів, а потім ділення цієї суми на суму всіх ступенів належності.

Програмний код використовує масив `Fuel`, який представляє всі можливі значення споживання палива, та обчислює для них ступені приналежності, отримані після агрегації правил. Ступені приналежності для "низького", "середнього" і "високого" споживання палива визначаються окремими масивами. Чисельник формули розраховується як сума добутків кожного значення споживання на його ступінь приналежності, а знаменник як сума всіх ступенів приналежності. Результатом є одне числове значення `defuzzified_value`, яке є оцінкою витрат палива на основі введених параметрів.

При відсутності ступенів приналежності (коли знаменник дорівнює нулю), програма призначає дефазифіковане значення рівним нулю, уникаючи ділення на нуль.

Остаточне дефазифіковане значення, отримане в процесі, може бути використане для планування заправок, розрахунку оптимальних маршрутів, або для налаштування параметрів автомобіля з метою зниження споживання палива. Результат `'defuzzified_value'` надається користувачеві як кінцевий результат розрахунку витрат палива.

Виведення результатів.

У цьому розділі програми відбувається візуалізація кінцевих результатів обчислень. Це важливий крок, оскільки він дозволяє користувачеві візуально оцінити, як вхідні параметри впливають на прогнозоване споживання палива.

Програма використовує бібліотеку `Matplotlib` для створення графіка, який показує функції приналежності для низького, середнього та високого споживання палива. Ці функції представлені кривими різних кольорів: червоний для низького, зелений для середнього та синій для високого споживання палива.

Код створює графік за допомогою команд `'plt.plot'`, де на осі X відображається споживання палива (від 8 до 30 літрів на 100 км), а на осі Y - ступінь належності до кожної з категорій споживання палива. Вертикальна пунктирна лінія (`'--k'`) представляє дефазифіковане значення, яке вказує на очікуване споживання палива з урахуванням введених параметрів.

Назва графіка (`'Fuel Consumption Membership'`), мітки осей (`'Fuel Consumption (liters/100 km)'` та `'Membership Degree'`) та легенда, яка пояснює кольорове кодування кривих, допомагають користувачеві краще зрозуміти представлену інформацію.

Цей візуальний підхід дозволяє користувачам легко ідентифікувати, як введені параметри (такі як потужність, вага, аеродинамічні характеристики тощо) впливають на загальну витрату палива. Візуалізація також дає змогу відобразити складність нечіткої логіки, яка враховує численні варіації та їх взаємодію.

Нарешті, після візуалізації, програма виводить повідомлення `'done!'`, сигналізуючи про завершення виконання всіх обчислень і візуалізацій. Це

повідомлення дає знати користувачеві, що весь процес прогнозування витрат палива завершено і результати готові до аналізу.

Висновки за розділом 3

Розробка алгоритму для нечіткої моделі прогнозування витрати палива автомобіля на Python з використанням NumPy та Matplotlib є дуже доцільною з огляду на сильні сторони цих технологій. Python є мовою з легким для розуміння синтаксисом, що сприяє швидкому розвитку та легкості внесення змін у код. Її велика спільнота та наявність багатьох бібліотек роблять її відмінним вибором для розробки наукових додатків.

NumPy зі своєю потужною підтримкою багатовимірних масивів та широким спектром математичних операцій, дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних та здійснювати складні обчислення, необхідні для моделювання та аналізу витрат палива.

Matplotlib як інструмент для візуалізації надає можливість чітко представляти результати аналізу, що є критично важливим для інтерпретації та наочного відображення тенденцій у витратах палива. Візуалізація даних є ключовою для розуміння складних взаємозв'язків та сприяє кращому сприйняттю результатів моделювання.

Таким чином, використання Python у поєднанні з NumPy та Matplotlib створює потужне середовище для розробки, аналізу та візуалізації в моделях прогнозування витрат палива, забезпечуючи точність, ефективність та гнучкість у роботі з даними.

4 РЕЗУЛЬТАТИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ

У цьому розділі ми представляємо результати обчислювального експерименту, проведеного з метою оцінки системи прогнозування витрати палива. Система розроблена на основі фазифікованих (нечітких) правил, враховуючи ключові параметри, такі як потужність двигуна, вага автомобіля, тип трансмісії, аеродинамічні властивості, тип дорожнього покриття та погодні умови. Також у моделі враховуються фактори, пов'язані зі стилем водіння.

Аналіз результатів експерименту дозволяє зрозуміти, як різні фактори впливають на прогнозовану витрату палива, і таким чином оцінити ефективність та точність розробленої системи прогнозування. Це дає змогу краще зрозуміти взаємозв'язки між технічними характеристиками автомобіля, умовами експлуатації та витратою палива, що є цінною інформацією для водіїв, виробників автомобілів та дослідників у галузі автомобільної інженерії.

4.1 Розробка нечіткої системи передбачення витрати палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов експлуатації

У рамках експерименту для розробки нечіткої системи прогнозування витрат палива автомобіля були використані сценарії, які відображали варіативність у технічних характеристиках автомобілів та умовах їх експлуатації. Кожен сценарій був зосереджений на важливих параметрах, як-от потужність двигуна, вага автомобіля, тип трансмісії, аеродинамічні властивості, тип дорожнього покриття та погодні умови. Ці фактори були ключовими для визначення впливу на витрату палива, враховуючи різні умови експлуатації та характеристики автомобіля.

Розберемо 3 сценарії, які включають різні моделі авто та умови експлуатації.

Сценарій 1. Для вимірювання використовуємо дані про авто Honda Pilot. З технічних характеристик обраного авто, ми дізнаємося про його потужність двигуна, вагу, тип трансмісії, аеродинамічні властивості, що є основою для подальшого аналізу. Аналізуючи ці параметри, ми встановлюємо, що потужність двигуна становить 285 кінських сил, що забезпечує достатню тягу та прискорення для автомобіля вагою 2000 кг при умові, що за кермом знаходиться лише водій без пасажирів. Вибір автоматичної трансмісії сприяє плавності переключення швидкостей та може впливати на витрату палива в залежності від стилю водіння. Аеродинамічні характеристики, оцінені у 4 бали, вказують на те, що автомобіль має середній рівень опору повітря, що важливо для ефективності пального при високих швидкостях. Якість дорожнього покриття, яке ми оцінюємо в 2 бали, та суха погода, також оцінена в 2 бали, забезпечують оптимальні умови для водіння, що мінімізує додаткові витрати палива, пов'язані з поганими дорожніми умовами чи несприятливою погодою. Використання цих даних дозволяє нам розробити точний алгоритм для прогнозування витрат палива, що може бути використаний для розрахунку оптимальних маршрутів та планування поїздок з метою економії пального.

Сценарій 2. Для оцінки витрати палива використовуємо дані про автомобіль Seat Ibiza 1997 року випуску. Розглядаючи технічні характеристики цієї моделі, ми звертаємо увагу на наступне: двигун автомобіля має потужність 101 кінську силу, що є показником достатньої віддачі для легкого авто вагою 1090 кг, забезпечуючи при цьому задовільну динаміку руху. Механічна трансмісія вимагає від водія більш активної участі у процесі водіння, що може впливати на економічність палива, особливо при міському циклі руху з частими зупинками та розгонами.

Аеродинамічні властивості цього автомобіля оцінені у 6 балів, що вказує на покращену аеродинаміку порівняно з іншими моделями того ж періоду, це може сприяти зниженню опору повітря і, як наслідок, зменшенню витрат палива на високих швидкостях. Тип дорожнього покриття, оцінений у 3 бали, та погодні умови, також з оцінкою в 3 бали, говорять про наявність помірних

перешкод для руху, таких як нерівності або злегка волога поверхня, що може призвести до збільшення витрат палива через необхідність більшого зусилля на подолання опору коченню.

Використовуючи ці характеристики, ми розробляємо прогноз витрат палива, враховуючи, що Seat Ibiza 1997 року є менш потужним, але легшим автомобілем. Такий підхід допоможе власникам цієї моделі краще розуміти, як економічно використовувати свій транспортний засіб у повсякденних умовах, а також як планувати довші поїздки з мінімізацією витрат на пальне.

Сценарій 3. Для оцінки потенційного споживання палива використовуємо параметри автомобіля Toyota Sequoia. Вага цього великогабаритного авто становить 2780 кг, що свідчить про його масивність і потенційно вище споживання палива порівняно з легковими автомобілями. При цьому потужність двигуна в 478 кінських сил дозволяє легко маневрувати великою масою навіть на складних ділянках дороги.

Автоматична трансмісія спрощує управління транспортним засобом, забезпечуючи комфортніше переміщення без потреби вручну перемикаєти передачі. Оцінка аеродинамічних властивостей у 4 бали вказує на адекватну ефективність у зниженні повітряного опору, хоча великі розміри авто можуть певною мірою збільшити споживання палива на швидкісних трасах.

Щодо умов дорожнього покриття та погоди, оцінених у 4 бали, можна припустити, що вони забезпечують добрі умови для водіння без значних перешкод, що сприятиме стабільності споживання палива. Покриття такої якості, зазвичай, не вимагає додаткових зусиль від двигуна для подолання кочення, а умови з рівнем комфорту 4 бали говорять про відсутність екстремальних погодних умов, які б могли негативно вплинути на витрати пального.

Використання цих даних дозволить розробити модель, яка допоможе власникам Toyota Sequoia зрозуміти, як різні експлуатаційні фактори впливають на витрату палива, і як оптимізувати її для забезпечення економічного та ефективного використання автомобіля в різних умовах.

Кожен сценарій характеризувався конкретними значеннями потужності двигуна, ваги автомобіля, типу трансмісії, аеродинамічних властивостей, типу дорожнього покриття та погодних умов (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Сценарії експерименту

Сценарій	1	2	3
Потужність Двигуна (к.с.)	285	101	478
Вага (кг)	2000	1090	2780
Тип Трансмісії (а/м)	а	м	а
Аеродинамічні Властивості (бали)	4	6	4
Тип Дорожного Покриття (бали)	2	3	4
Погодні Умови (бали)	2	3	4

Вхідні дані для кожного із сценаріїв необхідно завантажити у розроблену систему прогнозування. Для цього використовуємо створені поля вводу. Введення вхідних даних для Honda Pilot наведено на рис. 4.1, для Seat Ibiza наведено на рис. 4.2, для Toyota Sequoia наведено на рис. 4.3.

```
.10.exe' 'c:\Users\user\.vscode\extensions\ms-python.python-2023.22.1\python
rive\Documents\Univer\VGFM\DNN+RNN\mcfly.py'
Enter Power (0-300): 285
Enter weight (1000 to 3500): 2000
Enter transimition type 0 for manual, 1 for automatic: 1
Enter aerodinamic coficient (1-3 poor, 2-6 avarage, 5-10 good): 4
Enter driving condition (1-4 for hard, 3-7 for soft, 6-10 for slippery): 2
Weather conditions (1-4 for clear, 3-7 cloudy, 6-10 rain): 2
```

Рисунок 4.1 – Введення вхідних даних для Honda Pilot

```
Enter Power (0-300): 101
Enter weight (1000 to 3500): 1090
Enter transimition type 0 for manual, 1 for automatic: 0
Enter aerodinamic coficient (1-3 poor, 2-6 avarage, 5-10 good): 6
Enter driving condition (1-4 for hard, 3-7 for soft, 6-10 for slippery): 3
Weather conditions (1-4 for clear, 3-7 cloudy, 6-10 rain): 3
```

Рисунок 4.2– Введення вхідних даних для Seat Ibiza

```

Enter Power (0-300): 478
Enter weight (1000 to 3500): 2780
Enter transimtion type 0 for manual, 1 for automatic: 1
Enter aerodinamic coficient (1-3 poor, 2-6 avarage, 5-10 good): 4
Enter driving condition (1-4 for hard, 3-7 for soft, 6-10 for slippery): 4
Weather conditions (1-4 for clear, 3-7 cloudy, 6-10 rain): 4

```

Рисунок 4.3– Введення вхідних даних для Toyota Sequoia

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.

4.1.1 Перший сценарій

Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних у першому сценарії показано на рис. 4.4, а прогнозована витрата пального на рис. 4.5.

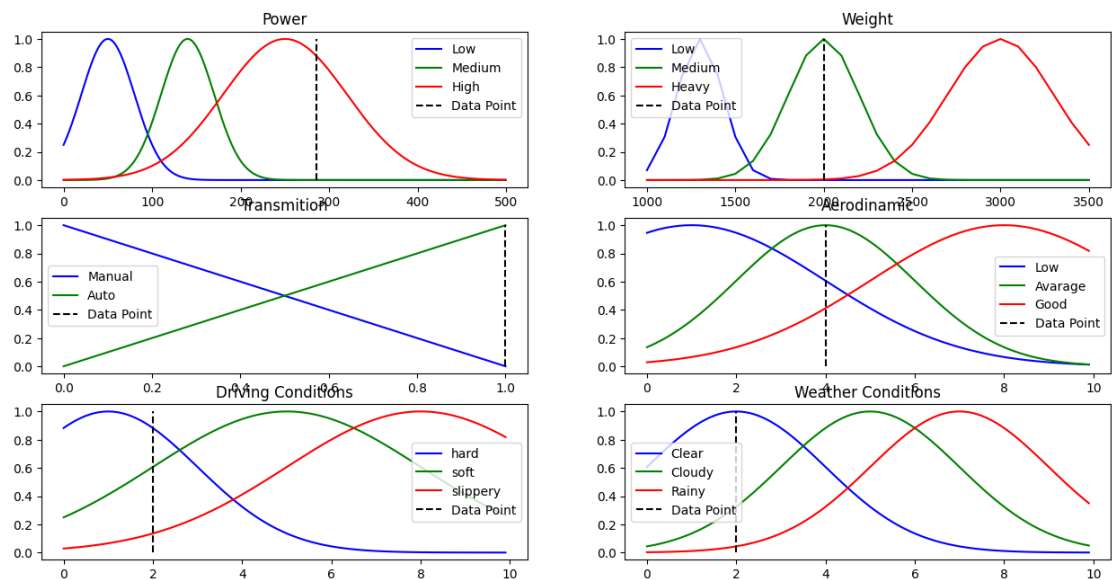


Рисунок 4.4 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

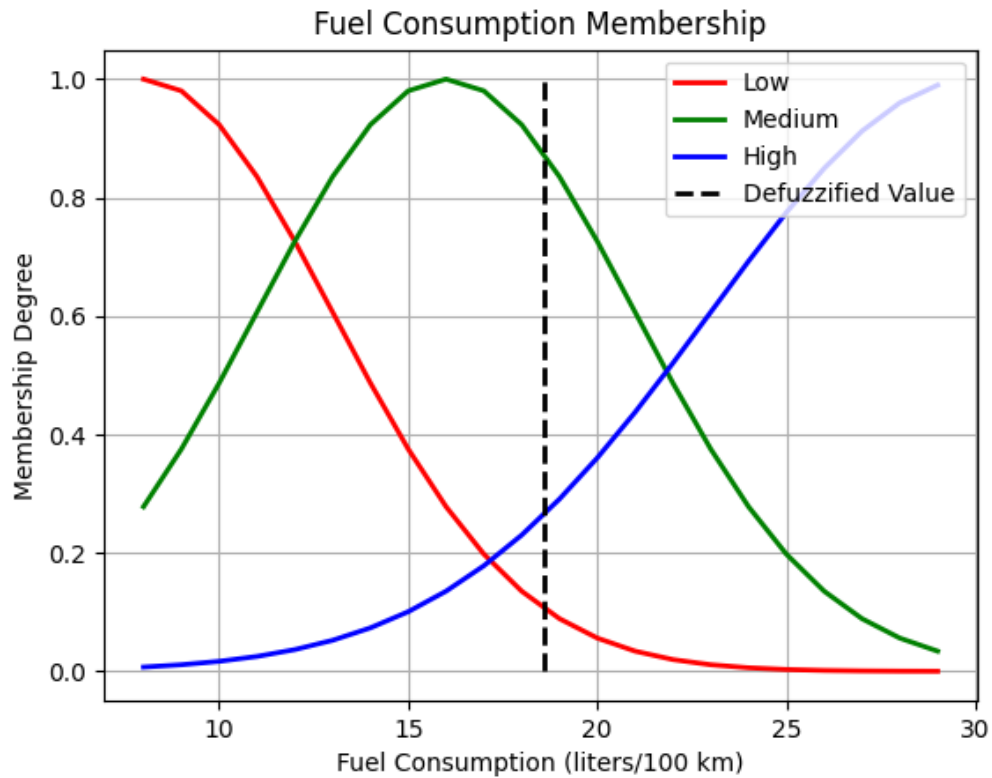


Рисунок 4.5 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Розрахунок програми наведено на рис. 4.6.

```

The value of membership_P_low at point power is: 4.7380977962881125e-14
The value of membership_P_medium at point power is: 8.456665968701106e-06
The value of membership_P_high at point power is: 0.8824969025845955
The value of membership_W_low at point weight is: 5.058420249208819e-07
The value of membership_W_medium at point weight is: 1.0
The value of membership_W_heavy at point weight is: 0.0038659201394728076
The value of membership_T_manual at point transimition type is: 0.0
The value of membership_T_auto at point transimition type is: 1.0
The value of membership_A_poor at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_A_average at point weight is: 1.0
The value of membership_A_good at point weight is: 0.41111229050718745
The value of membership_D_hard at point weight is: 0.8824969025845955
The value of membership_D_soft at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_D_slippery at point weight is: 0.1353352832366127
The value of membership_C_clear at point weight is: 1.0
The value of membership_C_cloudy at point weight is: 0.32465246735834974
The value of membership_C_rainy at point weight is: 0.04393693362340742
Defuzzified value: 18.578519113777073
Backend TkAgg is interactive backend. Turning interactive mode on.

```

Рисунок 4.6 – Розрахунок програми прогнозування витрати пального для Honda Pilot

На основі введених даних програма порахувала прогноз витрати палива для авто 1: 18.57 л/100 км.

4.1.2 Другий сценарій

Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних у другому сценарії показано на рис. 4.7, а прогнозована витрата пального на рис. 4.8.

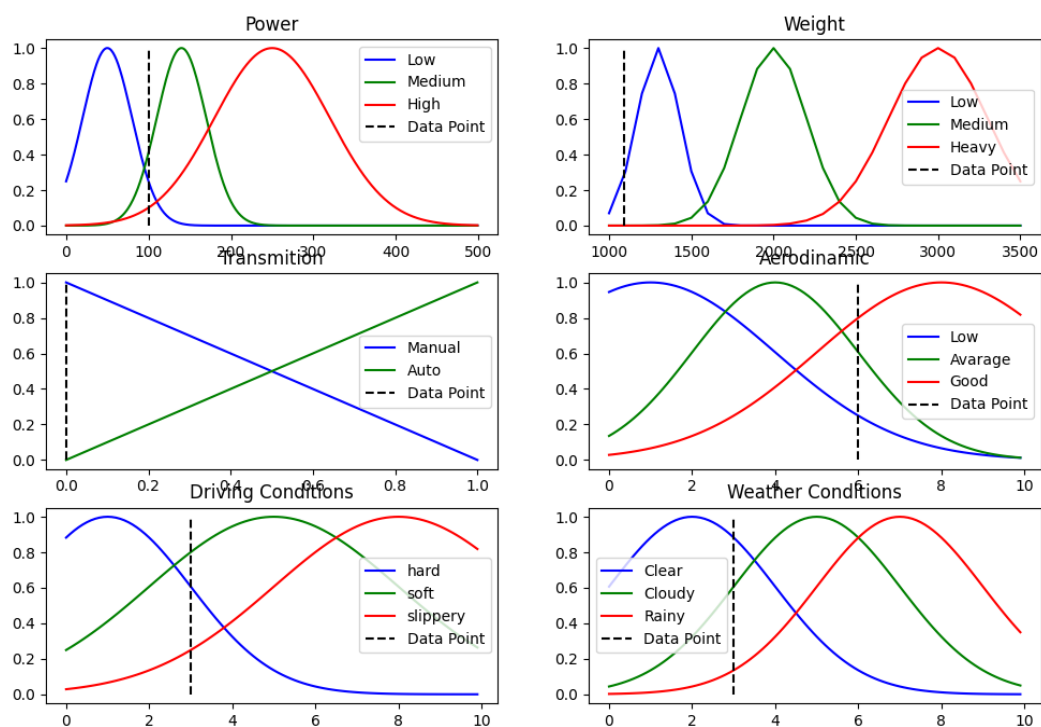


Рисунок 4.7 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

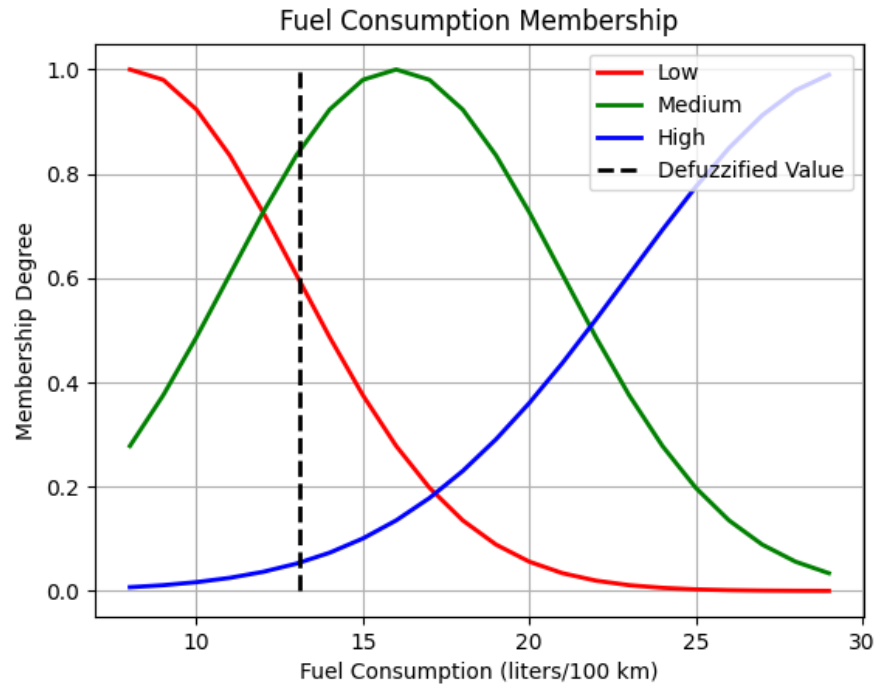


Рисунок 4.8 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Розрахунок програми наведено на рис. 4.9.

```
The value of membership_P_low at point power is: 0.23574607655586352
The value of membership_P_medium at point power is: 0.42955735821073915
The value of membership_P_high at point power is: 0.1037876635825845
The value of membership_W_low at point weight is: 0.30622598005804236
The value of membership_W_medium at point weight is: 4.006529739295107e-05
The value of membership_W_heavy at point weight is: 1.9497677860172307e-09
The value of membership_T_manual at point transimtion type is: 1.0
The value of membership_T_auto at point transimtion type is: 0.0
The value of membership_A_poor at point weight is: 0.24935220877729622
The value of membership_A_average at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_A_good at point weight is: 0.8007374029168081
The value of membership_D_hard at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_D_soft at point weight is: 0.8007374029168081
The value of membership_D_slippery at point weight is: 0.24935220877729622
The value of membership_C_clear at point weight is: 0.8824969025845955
The value of membership_C_cloudy at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_C_rainy at point weight is: 0.1353352832366127
Defuzzified value: 13.075589606290405
```

Рисунок 4.9 – Розрахунок програми прогнозування витрати пального для Seat Ibiza

На основі введених даних програма порахувала прогноз витрати палива для авто 2: 13.07 л/100 км.

4.1.3 Третій сценарій

Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних у третьому сценарії показано на рис. 4.10, а прогнозована витрата пального на рис. 4.11.

На основі введених даних програма порахувала прогноз витрати палива для авто 3: 18.15 л/100 км.

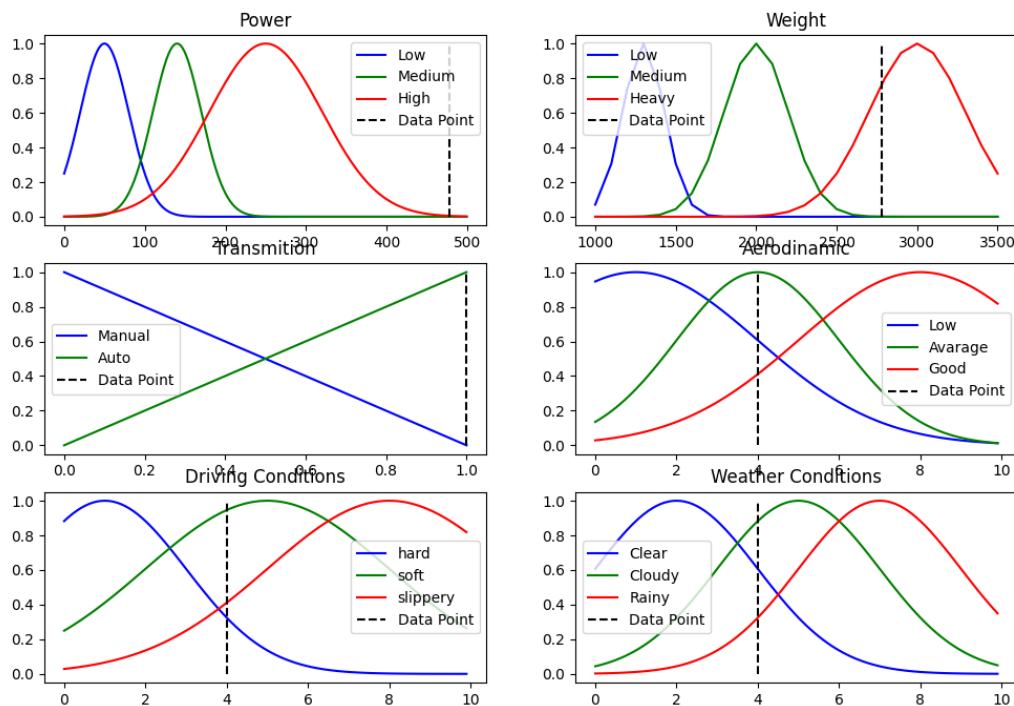


Рисунок 4.10 – Приналежність введених даних до лінгвістичних змінних

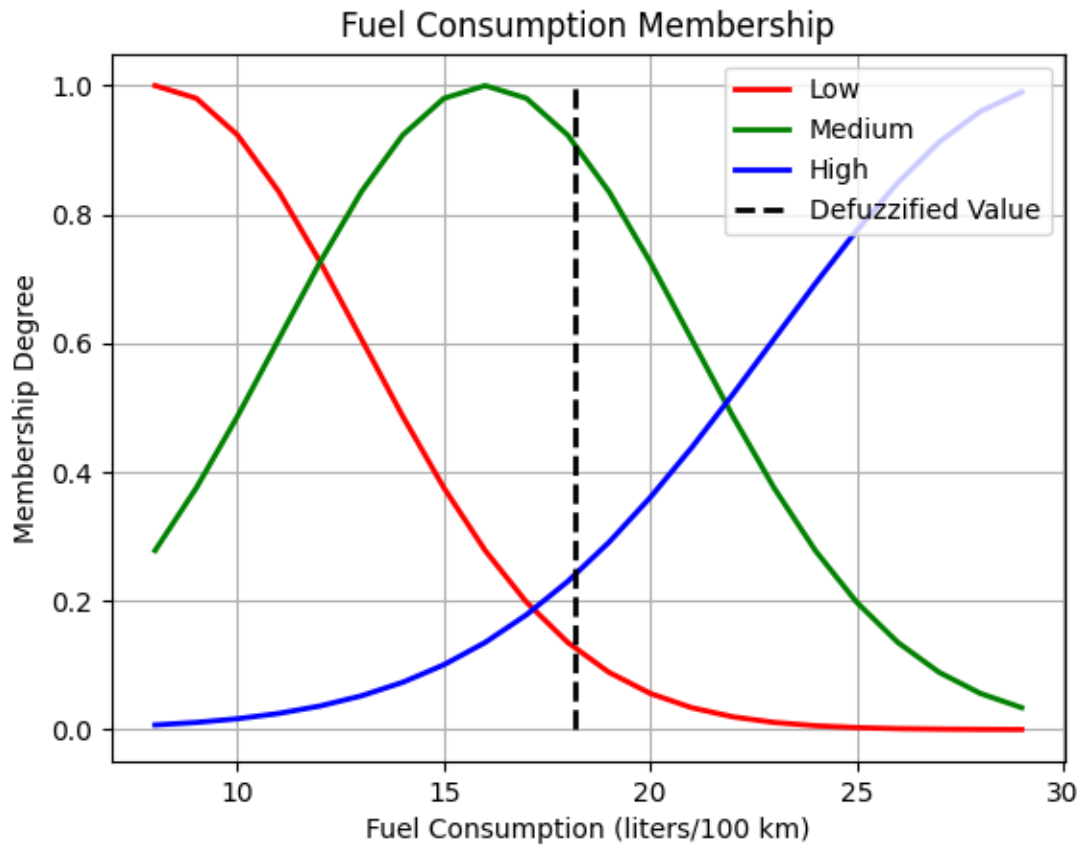


Рисунок 4.11 – Приналежність прогнозованої витрати пального до лінгвістичних змінних

Розрахунок програми наведено на рис. 4.12.

```
The value of membership_P_low at point power is: 6.343561083407495e-45
The value of membership_P_medium at point power is: 2.7277953393769657e-28
The value of membership_P_high at point power is: 0.004969232904692312
The value of membership_W_low at point weight is: 1.2298846193148288e-29
The value of membership_W_medium at point weight is: 0.00033546262790251185
The value of membership_W_heavy at point weight is: 0.8007374029168081
The value of membership_T_manual at point transmission type is: 0.0
The value of membership_T_auto at point transmission type is: 1.0
The value of membership_A_poor at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_A_average at point weight is: 1.0
The value of membership_A_good at point weight is: 0.41111229050718745
The value of membership_D_hard at point weight is: 0.32465246735834974
The value of membership_D_soft at point weight is: 0.9459594689067654
The value of membership_D_slippery at point weight is: 0.41111229050718745
The value of membership_C_clear at point weight is: 0.6065306597126334
The value of membership_C_cloudy at point weight is: 0.8824969025845955
The value of membership_C_rainy at point weight is: 0.32465246735834974
Defuzzified value: 18.15077435418472
```

Рисунок 4.12 – Розрахунок програми прогнозування витрати пального для Toyota Sequoia

4.2 Аналіз результатів

Результати розрахунків зведено до однієї таблиці (табл. 4.2), для зручності та подальшої обробки.

Таблиця 4.2 – Прогнозована та реальна витрата палива

Сценарій	1	2	3
Прогноз витрати палива, л/100км	18.57	13,07	18,15

Аналізуючи отримані результати, можна зробити декілька важливих висновків.

Вплив різних факторів: витрати палива суттєво змінюється в залежності від потужності, ваги 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 технічних характеристик авто та умов експлуатації.

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

4.3 Порівняння із експериментальними даними

Порівняння прогнозованих витрат палива з експериментальними значеннями для конкретних умов доріг та стилю водіння визначатиме точність моделі та реальну її застосовність у різноманітних сценаріях експлуатації.

Основна мета нашого експерименту полягає в отриманні об'єктивної інформації щодо паливної ефективності автомобілів, зокрема Honda Pilot, Seat Ibiza та Toyota Sequoia, під час руху на дорозі в різних умовах експлуатації. Цей експеримент дозволить нам отримати надійні дані про реальні витрати палива

кожного з цих автомобілів. Наша програма прогнозування витрат палива виконує розрахунки на основі великої кількості факторів, таких як технічні характеристики авто, умови доріг тощо. Умови експерименту: кожен з автомобілей, один пасажир, без вантажу.

Паливо: бензин.

Вимірювання витрати палива будуть проводитись під час руху автомобіля на ділянці руху довжиною 10 км.

Порядок проведення експерименту.

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

Крок 2. Обнулити показники одометра та витрати палива.

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

Крок 4. На кінці ділянки маршруту зняти дані з витрати палива.

Крок 5. По закінченню маршруту заправити автомобіль бензином до відсічі заправкового пістолету.

Крок 6. Записати фактичне значення витрати палива.

Аналіз результатів.

Етап 1. Розрахувати витрату палива.

Етап 2. Порівняти з розрахунковими даними прогнозованої витрати палива.

Етап 3. Зробити висновки за отриманими даними.

Після проведення експерименту були отримані дані по витраті палива для кожного з авто з певними умовами експлуатації. Дані було зведено у таблицю (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 – Прогнозована та реальна витрата палива

Сценарій	1	2	3
Прогноз витрати палива, л/100км	18,57	13,07	18,15
Витрата палива, л/100км	17,3	12,8	20,1

З аналізу таблиці випливає, що існують відмінності між передбаченими та фактичними даними щодо споживання палива. Можливі причини такої невідповідності включають нестандартні умови під час проведення випробувань, потенційні неточності у показниках вимірювальних пристроїв транспортного засобу, недооцінку певних характеристик автомобіля, чи неповний облік реальних умов використання.

Висновки за розділом 4

Результати комп'ютерного моделювання однозначно підтверджують, що створена модель ефективно прогнозує рівень споживання палива. Модель відрізняється здатністю до детекції та адаптації, перетворюючись на цінний засіб для аналізу впливу різноманітних чинників на паливну ефективність транспортного засобу. Створення моделі виходить за рамки простого визначення витрат палива, надаючи змогу глибше оцінювати, як різні умови впливають на споживання палива. Модель чутлива до нюансів технічних характеристик авто та умов експлуатації, що відіграє роль в експериментальних даних. Гнучкість моделі критично важлива, адже вона дозволяє пристосуватися до широкого спектру тестових умов, стаючи незамінною при адаптації до реальних умов використання автомобілів. Здатність моделі до адаптації під різні ситуації забезпечує високу точність та надійність отриманих даних. Обчислювальний експеримент пропонує науковому та інженерному співтовариству базу для висновків та подальшої наукової роботи. Виявлені

розбіжності між очікуваними та реальними показниками споживання палива вказують на можливість удосконалення моделі через інтеграцію додаткових факторів чи уточнення існуючих даних.

Цей експеримент не тільки підтверджує ефективність існуючої моделі, але й стимулює розвиток нових методик та технологічних рішень у сфері оцінки паливної економічності автомобілів.

ВИСНОВКИ

Кваліфікаційна робота зосереджувалась на створенні механізму передбачення рівня споживання палива в автомобілях, враховуючи множину параметрів, які визначають витрату пального. Завдяки застосуванню принципів нечіткої логіки, розроблена модель демонструє здатність до адаптації і враховує різноманітність параметрів, що охоплюють як властивості самого автомобіля, так і його умови експлуатації.

Проведена робота охоплювала збір інформації, аналітичну обробку даних, ідентифікацію ключових лінгвістичних змінних, а також розробку відповідних функцій приналежності. Була здійснена формалізація нечітких правил, яка сприяла створенню комплексних прогнозів витрат палива. Для перетворення нечітких результатів у точні числові дані була застосована дефазифікація. Точність та ефективність моделі підтверджено серією тестів.

Розроблена модель може бути впроваджена для підвищення ефективності прогнозування витрат палива, оптимізації роботи автомобільних двигунів, зниження екологічного впливу та економії в експлуатації транспортних засобів. Окрім цього, набуті знання та досвід можуть бути використані для подальшого вдосконалення в галузі наукових досліджень та інженерії.

По мірі технологічного прогресу та поширення застосування автомобільного транспорту, продовження наукових досліджень може посилити вдосконалення методик прогнозування споживання пального, а також спонукати до розробки нових стратегій, що інтегрують додаткові впливові чинники та оперативні умови.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Задрикін С.О. Розробка нечіткої системи прогнозування витрат палива автомобіля на основі його технічних характеристик та умов експлуатації. *27-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті»* : зб. матеріалів форуму. Т. 7. Харків : ХНУРЕ, 2023. С. 131–132.
2. Mamdani E. H., Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*. 7.1, 1975. P. 1-13.
3. Бондаренко М. Ф., Петренко А. І. Основи теорії нечітких множин та їх застосування. Львів : Видавництво Національного університету "Львівська Політехніка", 2018.
4. Сохацький А. В., Трофімов О. В., Фірсов О. Д. Динаміка автомобільних та інших транспортних засобів: Ч. 1. Тягово-швидкісні властивості автотранспортних засобів. Паливна економічність. Університет митної справи та фінансів, 2018. 56 с.
5. Czogala E., Leski J. *Fuzzy and Neuro-Fuzzy Intelligent Systems*. Physica-Verlag HD, 2000.
6. Флегонтов А. В., Вилков В. Б., Черных А. К. Моделирование задач принятия решений при нечетких исходных данных. Лань, 2020. 329 с.
7. Zadeh L.A. Fuzzy sets. *Information and control* 8.3, 1965. P. 338-353.
8. Карпов А. О., Московкин В. М. Адаптивные системы управления: нечеткие системы и нейронные сети. Киев: Техніка. 2006. 144 с.
9. Ross Timothy J. *Fuzzy logic with engineering applications*. McGraw-Hill, 2010. 652 p.
10. Klir George J., Yuan Bo. *Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications*. Prentice Hall, 1995. 574 p.