



Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

Кафедра комп'ютерних систем та мереж

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри Осухівська Г.М.

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 р.

**ЗАВДАННЯ**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня магістр  
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(шифр і назва спеціальності)

студенту Мельнику Юрію Романовичу  
(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема проекту (роботи) Комп'ютерна система аналізу і прогнозування витрат палива на основі інформації про рух автомобіля

Керівник проекту (роботи) Яцишин Василь Володимирович, к.т.н., доц.  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «28» жовтня 2021 року № 4/7-916

2. Термін подання студентом завершеної роботи \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до роботи Протоколи обміну даних автомобіля, принцип передачі даних по Bluetooth, моделі прогнозування витрат палива

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1. Аналіз особливостей обміну даними між пристроями та сенсорами в автомобілі

2. Проектування системи збору даних та моделей прогнозування витрат палива на основі поведінки руху автомобіля 3. Реалізація системи збору даних та прогнозування витрат палива автомобіля в залежності від поведінки його руху. 4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях. Висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність і мета дослідження. 2. Задачі дослідження, об'єкт і предмет, наукова новизна і практична цінність дослідження. 3. Принцип функціонування та управління CAN-шини автомобіля. 4. Підсистема збору даних комп'ютерної системи. 5. Структурна схема системи прогнозування витрат палива. 6. Архітектура комп'ютерної системи прогнозування витрат палива на основі інформації про рух автомобіля. 7. Модель прогнозування витрат палива реалізована у комп'ютерній системі 8. Висновки

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>Осухівська Г.М.</i>		
	<i>Стадник І.Я.</i>		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1.	<i>Аналіз особливостей обміну даними між пристроями та сенсорами в автомобілі</i>	<i>28.10.2021-04.11.2021</i>	<i>виконано</i>
2.	<i>Проектування системи збору даних та моделей прогнозування витрат палива на основі поведінки руху автомобіля</i>	<i>04.11.2021 – 15.11.2021</i>	<i>виконано</i>
3.	<i>3. Реалізація системи збору даних та прогнозування витрат палива авто в залежності від поведінки його руху</i>	<i>15.11.2021 – 23.11.2021</i>	<i>виконано</i>
4.	<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>23.11.2021 – 03.12.2021</i>	<i>виконано</i>
5.	<i>Оформлення пояснювальної записки</i>	<i>04.12.2021-07.12.2021</i>	<i>виконано</i>
6.	<i>Оформлення графічного матеріалу</i>	<i>06.12.2021-09.12.2021</i>	<i>виконано</i>
7.	<i>Попередній захист кваліфікаційної роботи магістра</i>	<i>14.12.2021</i>	<i>виконано</i>
8.	<i>Захист кваліфікаційної роботи магістра</i>		

Студент

\_\_\_\_\_  
(підпис)*Мельник Ю.Р.*\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

Керівник проекту (роботи)

\_\_\_\_\_  
(підпис)*Яцишин В.В.*\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Комп'ютерна система аналізу і прогнозування витрат палива на основі інформації про рух автомобіля // Кваліфікаційна робота // Мельник Юрій Романович // ТНТУ, комп'ютерна інженерія, група СІм-61 // Тернопіль, 2021 // с. – 91, рис. – 40, табл. – 7, аркушів А1 – 8, додат. – 1, бібліогр. – 27.

Ключові слова: метод, прогнозування, паливо, комп'ютерна система, поведінка, автомобіль.

У кваліфікаційній роботі магістра досліджено методи і засоби проектування комп'ютерних систем для прогнозування витрат палива, які враховують поведінку руху автомобіля з використанням сенсорів телефонів мобільного зв'язку та діагностичних сканерів.

Проведено аналіз особливостей обміну даними між електронним блоком управління автомобіля та сенсорами, у результаті якого визначено принципи функціонування CAN-шини, проаналізовано стандарт OBD II, який передбачає підтримку п'яти базових протоколів обміну повідомленнями та досліджено структуру його інтерфейсу.

Розроблено алгоритм та процедури збору даних із сенсорів автомобіля з використанням смартфона, як мобільного терміналу та діагностичного пристрою, сумісного з OBD інтерфейсом, обґрунтовано підходи до прогнозування витрат палива та побудовано відповідні моделі з використанням методів машинного навчання.

Розроблено алгоритм та спроектовано архітектуру комп'ютерної системи збору та прогнозування витрат палива з використанням спеціалізованого програмного забезпечення Torque PRO (працює з OBD пристроями) та Real Time GPS Tracker (працює на смартфоні), а також баз даних для зберігання переданих від кінцевих пристроїв даних та формування результатів прогнозування витрат палива.

## ABSTRACT

The computer system for analysis and forecasting of fuel consumption based on information about the movement of the car /Master thesis / Melnyk Yurii Romanovych/ TNTU, computer engineering, group CIm -61 // Ternopil, 2021// pp. - 91, fig. – 40, table. – 8, Sheets A1 – 8, Add – 1, Ref. – 27.

Keywords: method, forecasting, fuel, computer system, behavior, car.

The master's thesis explores methods and tools for designing computer systems for fuel consumption forecasting, which take into account the behavior of the car using mobile phone sensors and diagnostic scanners.

The peculiarities of data exchange between the electronic control unit of the car and sensors are analyzed, as a result of which the principles of CAN bus operation are determined, the OBD II standard is analyzed, which provides support for five basic messaging protocols and the structure of its interface is studied. An algorithm and procedures for collecting data from car sensors using a smartphone as a mobile terminal and a diagnostic device compatible with the OBD interface have been developed, approaches to fuel consumption forecasting have been substantiated and appropriate models have been built using machine learning methods.

An algorithm has been developed and the architecture of a computer system for collecting and forecasting fuel consumption has been designed using specialized software Torque PRO (works with OBD devices) and Real Time GPS Tracker (works on a smartphone), as well as databases for storing data transmitted from end devices and formation of fuel consumption forecasting results.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ .	8
ВСТУП .....	9
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ ОБМІНУ ДАНИМИ МІЖ ПРИСТРОЯМИ ТА СЕНСОРАМИ В АВТОМОБІЛІ.....	13
1.1. Аналіз особливостей взаємодії електронного блоку управління автомобіля з іншими пристроями .....	13
1.2. Аналіз стандарту OBD II .....	22
1.3. Аналіз протоколів передачі даних у сучасних системах електронного управління пристроями автомобілів .....	24
1.3.1. Протоколи SAE J1850 PWM та SAE J1850 VPW.....	24
1.3.2. Протоколи стандартів ISO 9141-2 та ISO 14230 .....	26
РОЗДІЛ 2 ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ ТА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ ПАЛИВА НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКУ РУХУ АВТОМОБІЛЯ.....	29
2.1. Проектування підсистеми збору даних про поведінку руху автомобіля та витрати палива.....	29
2.2. Обґрунтування моделей і методів прогнозування витрат палива автомобілем.....	35
2.2.1. Нейронні мережі прогнозування витрат палива з методом навчання на основі зворотного поширення помилки.....	36
2.2.2. Метод опорних векторів при прогнозуванні витрат палива.....	39
2.2.3. Метод «випадкових лісів».....	42
2.3. Обґрунтування метрик для оцінювання моделей регресії.....	46
РОЗДІЛ 3 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ ПАЛИВА АВТОМОБІЛЯ В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД ПОВЕДІНКИ ЙОГО РУХУ .....	51
3.1. Визначення ознак поведінки автомобіля, що впливають на витрати палива	51

3.2. Розробка алгоритму та проектування архітектури комп'ютерної системи збору даних при прогнозуванні витрат палива автомобілем.....	56
3.3. Побудова моделей прогнозування та оцінювання результатів прогнозу витрат палива автомобілем.....	65
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ .....	75
4.1. Охорона праці.....	75
4.2. Використання комп'ютерної техніки для оцінки можливої обстановки .....	78
ВИСНОВКИ.....	81
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	83
Додаток А Тези конференцій .....	86

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ,  
СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ

BP	Back Propagation
SVR	Support Vector Regression
SVM	Support Vector Machine
RF	Random Forest
RBF	Radial Base Function
БД	База Даних
КС	Комп'ютерні Системи
ПЗ	Програмне Забезпечення
CNN	Convolution Neural Network
UML	Unified Modeling Language



## ВСТУП

**Актуальність теми.** Важливими факторами якості здоров'я населення та сталого розвитку міського транспорту в урбанізованих населених пунктах є кількість споживання енергії автомобілем та викиди забруднюючих речовин.

Враховуючи те, що автомобілі в Україні стають все більш доступними (зумовлено можливістю їх придбання закордоном за значно нижчими цінами, зокрема, у Європі, США, Кореї, Канаді), їхня кількість зростає в рази. Із збільшенням кількості авто на дорогах міста, зростає кількість викидів отруйних речовин, а зважаючи на те, що інфраструктура міста змінюється дуже повільно, то це негативно впливає на здоров'я мешканців.

Для прикладу, за статистичними даними у Китаї за період з 2005 по 2015 рік споживання палива приватних автомобілів зріс у 4,2 рази, що в еквіваленті становить 68,34 млн тон стандартного вугілля. Виходячи зі зростання популяції Китаю, ВВП та частки вторинної та третинної промисловості, можна передбачити тенденцію майбутнього споживання енергії на транспорті.

Споживання енергії приватними автомобілями буде продовжувати зростати й надалі. У 2020 році споживання досягнуло 117,38 млн тон в еквіваленті стандартного вугілля [1]. Тому скорочення споживання енергії набуло важливого значення не тільки для Китаю, а й для інших густонаселених країн та України зокрема.

Серед багатьох факторів, що впливають на енергоспоживання транспортних засобів варто вирізнити поведінку водія за кермом.

Дослідження, проведені Ford Motor Company [2], показують, що покращення поведінки водіння авто може покращити економію палива на 25% у короткостроковій перспективі. Надання водіям постійного зворотного зв'язку щодо екологічного водіння в довгостроковій перспективі може призвести до скорочення споживання палива на 10%.

Дослідженню поведінки стилю водіння автомобіля та його впливу на екологію присвячено багато наукових і прикладних робіт. Важливими

результатами, які при цьому одержано є визначення впливу поведінки водія на споживання палива і встановлено, що надання водіям зворотного зв'язку щодо інформації про витрати палива може покращити економію споживання на 10%.

Крім того, інструкції щодо екологічного водіння, надані водіям, можуть покращити економію палива приблизно на 15%. У дослідженнях закордонних вчених проаналізовано вплив вибору маршруту водіями на споживання палива автомобілем, і результати показали, що споживання енергії та викиди вихлопних газів значно зменшуються за рахунок мінімізації агресивної поведінки водія з високим рівнем викидів.

Таким чином, важливо дослідити кореляцію між поведінкою руху автомобіля та споживанням енергії, і при цьому використати поведінку водія для прогнозування витрат палива. Для цього потрібно запропонувати методи і засоби прогнозування витрат палива, а також забезпечити проект архітектури комп'ютерної системи збору даних.

**Мета кваліфікаційної роботи.** Метою кваліфікаційної роботи магістра є дослідження методів і засобів прогнозування витрат палива, які враховують поведінку руху автомобіля з використанням сенсорів телефонів мобільного зв'язку та діагностичних сканерів.

**Задачі дослідження:**

- аналіз наукових і практичних результатів щодо впливу стилю водіння авто на кількість споживання ним палива;
- виявлення поведінкових факторів, які корелюють з витратою палива;
- обґрунтування методів і моделей прогнозування кількості витрат палива автомобілем, як реакції на зміну стилю водіння авто;
- розробка архітектурного рішення щодо можливості збору та аналізу витрат палива в залежності від стилю водіння автомобіля;
- перевірка ефективності і точності результатів прогнозування щодо витрат палива.

**Об'єкт дослідження:** процеси збору і прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля.

**Предмет дослідження:** моделі, методи і засоби збору і прогнозування витрат палива автомобілем.

**Методи дослідження:** Для розв'язку поставлених задач використано методи: аналіз – при аналітичному огляді літературних джерел; моделювання, машинне навчання – при побудові моделі прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля; проектування та програмування – при розробці програмної моделі прогнозування витрат палива; тестування – при перевірці запропонованих рішень.

**Наукова новизна** одержаних результатів:

– уперше запропоновано метод збору даних та архітектурне рішення для проектування комп'ютерної системи прогнозування витрат палива з врахуванням показників поведінки руху автомобіля, що на апаратному рівні використовує пристрій діагностики ELM 327 і смартфон, а зберігання та опрацювання даних виконується на хмарних сервісах і дає змогу в реальному часі збирати інформацію про споживання палива, а також приймати рішення щодо екологічності та ефективності навиків водія.

– набули подальшого розвитку моделі і методи прогнозування витрат палива на основі нейронних мереж із зворотним поширенням помилки, метод опорних векторів та випадкових лісів, що дає змогу на основі визначених за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона важливих факторів виконувати прогнозування витрат палива, використовуючи при цьому лише мобільний термінал типу смартфон.

**Практичне значення результатів кваліфікаційної роботи.** Реалізовано програмний засіб моделі прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля, що дає змогу оптимізувати процес управління споживанням палива для різного роду організацій.

**Публікації.** Результати кваліфікаційної роботи апробовані на X міжнародній науково - технічній конференції молодих учених і студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» (24-25 листопада 2021 р.) Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя та на IX науково-технічній конференції

Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (8-9 грудня 2021 року) як тези конференцій.

1. Луцків А.М., Волощук А.В., Мельник Ю.Р. Принципи організації розумних електричних мереж. Матеріали X міжнародної науково - технічної конференції молодих учених і студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» (24-25 листопада 2021 р.) Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя. Тернопіль: ТНТУ. 2021. С. 104.

2. Яцишин В.В., Мельник Ю.Р., Волощук А.В. Компоненти комп'ютерної системи прогнозування поведінки руху автомобіля. Матеріали ІХ науково-технічної конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (8-9 грудня 2021 року). Тернопіль: ТНТУ. 2021. С. 137.

**Структура роботи.** До складу кваліфікаційної роботи магістра входить розрахунково-пояснювальна записка та графічний матеріал. Розрахунково-пояснювальна записка містить вступ, 4 розділи, загальні висновки, список використаної літератури і додатки. Обсяг роботи: розрахунково-пояснювальна записка – 91 арк. формату А4, графічна частина – 8 аркушів формату А1.

## РОЗДІЛ 1

### АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ ОБМІНУ ДАНИМИ МІЖ ПРИСТРОЯМИ ТА СЕНСОРАМИ В АВТОМОБІЛІ

1.1. Аналіз особливостей взаємодії електронного блоку управління автомобіля з іншими пристроями

CAN-протокол створений фірмою Bosch з метою використання в автомобілебудуванні та промислових електронних пристроях. У стандарті OBDII передбачено використання каналів CAN-High і CAN-Low. На сьогодні цей протокол обміну повідомленнями для авто є найбільш швидким і надійним, тому його підтримка передбачена практично у всіх сучасних автомобілях. Характерною особливістю стандарту CAN є те, що він не регламентує та не накладає обмеження на швидкість функціонування шин передачі даних в автомобілях, а також типи використовуваних контролерів. В залежності від типу використовуваного контролера швидкість обміну пакетами даних може коливатись в межах: 20 Кбіт/с – 1 Мбіт/с.

Протокол CAN («Controller Area Network») – представляє собою сукупність правил, що створені і широко впроваджені в автомобілебудівній галузі і є свого роду стандартом при проектуванні вузлів систем керування автомобілями та іншого виду транспорту.

На основі протоколу CAN можна формувати мережі зв'язку, що володіють розвинутими засобами фіксації та моніторингу помилок та швидкістю передачі даних <1 Мбіт/с. При цьому розмір пакетів не перевищує 8 Б.

Протоколом CAN строго не визначено параметрів фізичного середовища передачі даних, тому ефективно можуть застосовуватись для обміну повідомленнями між вузлами мережі, для прикладу, вита пара або оптичні канали зв'язку. Даний протокол формує канальний рівень передачі даних, тобто забезпечує створення пакетних повідомлень, «обмежень на поширення помилок», арбітражу та підтвердження приймання пакетів.

Для взаємодії електронних пристроїв автомобіля від різних виробників на прикладному рівні можуть також використовуватися і протоколи по типу CANopen. Однак, коли такої необхідності немає, то більш оптимально застосовувати власний внутрішній набір правил.

Вузол мережі CAN включає в себе:

- зовнішній мікроконтролер;
- CAN-контролер;
- приймач;

Структура такого типового вузла наведена на рис. 1.1.



Рис. 1.1. Вузол мережі CAN

На сьогодні широкої популярності набувають мікроконтролери з інтегрованим CAN контролером, що дає змогу спрощувати схеми та забезпечувати ефективність схемотехнічних рішень. Однак для вирішення спеціалізованих задач можуть використовуватись автономні CAN-контролери, які мають інтерфейс SPI

(«MCP2510»). Пристрій, що може виступати в якості приймача або передавача, під'єднується до витої пари через термінатори з опором 120 Ом на обох її кінцях.

При генеруванні логічної одиниці на обидва провідники витої пари потрібно подати номінал напруги, який дорівнює  $1/2$  різниці напруги між «0» та «VCC». Логічний нуль формується шляхом подачі на виту пару диференціальної напруги (рис. 1.2).

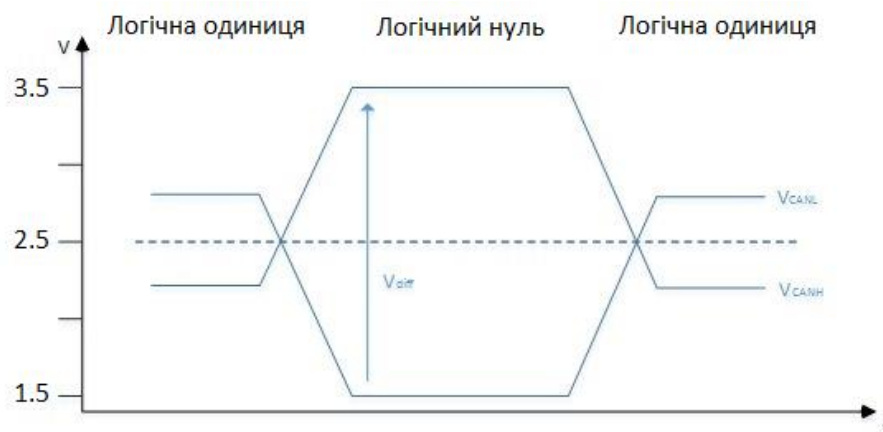


Рис. 1.2. Логічні рівні сигналу на CAN-шині

Для забезпечення передачі даних шиною CAN зі швидкістю 1 Мбіт/с повинно використовуватись не більше 40 м витої пари. У джерелах [1-3] показано, що зменшивши швидкість до 10 Кбіт/с можна використовувати мережу довжиною до 1,5 км.

Структура пакету повідомлення CAN показана на рис. 1.3.



Рис. 1.3. Структура пакету повідомлення CAN

CAN контролер безпосередньо створює повідомлення, а прикладне програмне забезпечення тільки встановлює його унікальний ідентифікатор, довжину і надає байти даних. Повністю розглядати пакет не доцільно, оскільки змінювати його внутрішню структуру не можна. Розглянемо параметри, які можна змінювати при використанні CAN-шини (табл. 1.1).

Таблиця 1.1

### Налаштовувані параметри CAN шини

Поле	Діапазон
Ідентифікатор (11 – біт)	0 – 0x7FF
Ідентифікатор (29 – біт)	0 – 0x1FFFFFFF
Довжина повідомлення	0 – 8
Дані пакету	від 0 до 8 байт даних у пакеті

Основна функція ідентифікатора повідомлення полягає у забезпеченні унікальності даних, які містяться у відправленому пакеті. Будь-яке відправлене повідомлення надсилається до усіх вузлів мережі, а власне ідентифікатор дає змогу визначити який конкретний пристрій повинен його опрацювати.

Для забезпечення високої пропускної здатності шини, що відповідає вимогам CAN протоколу, можна зменшити максимальний розмір повідомлення, який повинен бути меншим за 8 Б.

Особливістю CAN шини є те, що вищий пріоритет завжди у повідомлення з найменшим ідентифікатором.

Швидкість передачі даних по CAN шині налаштовується за рахунок формування квантів часу, а не як у багатьох інших протоколах послідовної передачі даних за рахунок дільника швидкості.

У більшості випадків використовуються швидкості 10 Кбіт/с, 20 Кбіт/с, 50 Кбіт/с, 100 Кбіт/с, 125 Кбіт/с, 500 Кбіт/с, 800 Кбіт/с, 1М Baud і настройки для цих швидкостей вже порашовані. На рис 1.4 зображено вікно вибору швидкості в програмі PcanView.



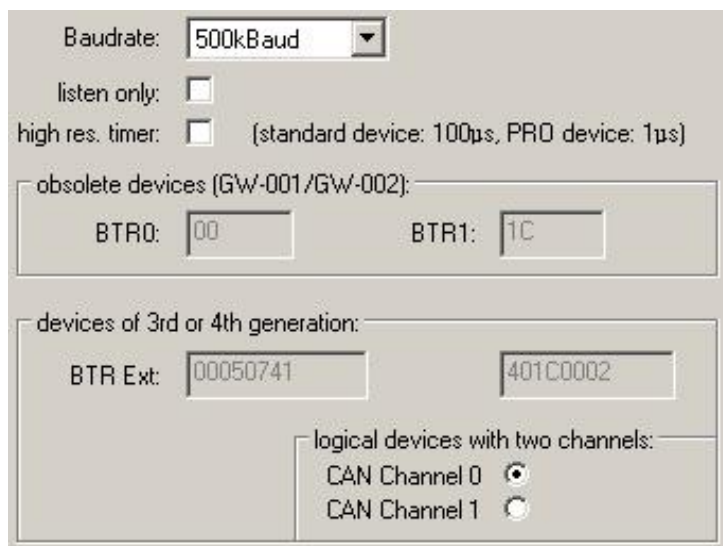


Рис. 1.4. Вибір швидкості передачі даних в програмі PcanView

Як видно з рис. 1.4, при встановленні стандартної швидкості, налаштування проставляються автоматично, але бувають випадки, коли необхідно використовувати іншу швидкість передачі даних.

Наприклад, бортовий CAN автомобіля може працювати зі швидкістю 83 Кбіт/с. У цьому випадку доведеться провести розрахунок параметрів самостійно або знайти спеціалізований калькулятор швидкості. Для самостійного розрахунку швидкості необхідно розуміти, що для передачі одного біта повідомлення використовується кілька квантів, а інтервал передачі складається з трьох сегментів (рис. 1.5).

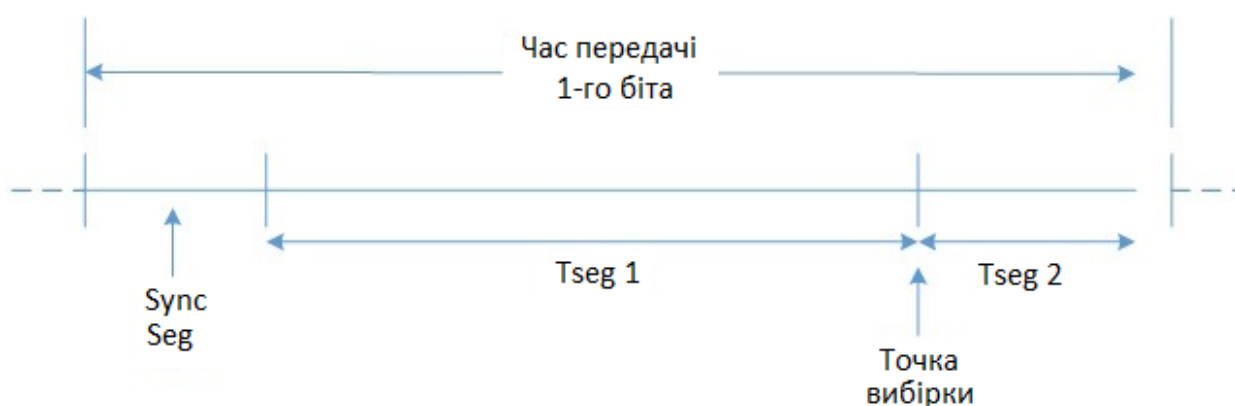


Рис. 1.5. Сегменти при передачі даних

Перший сегмент завжди фіксований і дорівнює одному кванту. Далі йде два сегменти:  $T_{seg1}$  і  $T_{seg2}$  і кількість квантів в кожному сегменті визначається користувачем і може дорівнювати від 8 до 25.

Точка семплювання знаходиться між  $T_{seg1}$  і  $T_{seg2}$ , тобто в кінці першого і на початку другого сегмента. Так само користувач може визначити ширину стрибка синхронізації ( $S_{LW}$ ) для налаштування бітової швидкості пристрою одержувача, який може бути в діапазоні 1 – 4 квантів часу.

Наведемо формулу розрахунку швидкості для CAN контролера SJA1000:

$$SDT = Fclk / (D * (1 + TS1 + TS2)) \quad (1.1)$$

де  $SDT$  – швидкість передачі даних;

$Fclk$  – частота роботи CAN контролера;

$D$  – значення дільника частоти генератора швидкості передачі;

$TS1$  – перший сегмент;

$TS2$  – другий сегмент.

Для апробації припустимо, що значення частоти генератора швидкості передачі  $D = 125$  Кбіт/с і спробуємо отримати настройки вручну. Значення  $Fclk$  буде рівне 16 МГц.  $SDT = 16 / (125 * (1 + TS1 + TS2))$ .

Після цього необхідно підібрати інтервал передачі одного біта, що належить діапазону 8 – 25 квантів часу, так що б вийшло ціле значення  $SDT$ .

У даному випадку, якщо припустити, що  $(1 + TS1 + TS2) = 16$ , то  $SDT$  буде рівна 30. Далі потрібно підібрати співвідношення між  $TS1$  і  $TS2$ , яке дасть нам бажане положення точки вибірки (семплювання) ( $S_p$ ).

$$S_p = ((1 + TS1 + TS2) * 70) / 100 \quad (1.2)$$

Наступний крок полягає у розрахунку відповідного значення, тобто одержуємо  $16 * 0,7 = 11,2$ . Це відповідає відношенню  $TS1 = 10$ ,  $TS2 = 5$ , тобто  $1 + 10 + 5 = 16$ .

Якщо  $TS2 \geq 5$ , то  $S_{JW} = 4$ , якщо  $TS2 < 5$ , то  $S_{JW} = (TS2 - 1)$ . У розглянутому випадку  $S_{JW} = 4$ . Разом для отримання швидкості 125Кбіт/с необхідно в параметрах вказати,  $BRP = 30$ ,  $Tseg1 = 10$ ,  $Tseg2 = 5$ ,  $SJW = 4$ . P.S. Конфігурація baud rate значно відрізняється між старими модулями USB-CANmodul (GW-001 і GW-002) з контролером SJA1000 і новими модулями sysWORXX з контролером AT91SAM7A3. У статті описує роботу з бортовим CAN автомобіля на швидкості 83кбіт/с наведено розрахунок швидкості для контролера AT91SAM7A3.

Для підключення до CAN-адаптера доволі часто використовують програмне забезпечення по типу PcanView компанії SYSTEC. В якості прикладу, можна розглянути підключення до CAN-шини у салоні автомобіля. При цьому швидкість передачі даних становить 125Кбіт/с. Сучасні автомобілі оснащені високотехнологічними засобами для управління пристроями, як всередині, так і зовні авто, зокрема електронним регулювання сидінь, поворотом дзеркал зовнішнього огляду, ABS-системами, кондиціонером і клімат контролем. В якості експерименту можна дослідити реакцію на стан сидінь при підміні даних з комп'ютера. Для цього потрібно проаналізувати схему конкретного автомобіля і знайти зручний для підключення роз'єм, що містить каналів CANH і CANL. У випадку, коли такий роз'єм відсутній, або до нього не зручно підключатися, то можна використати безпосередньо лінії зв'язку, які ведуть до модуля керування станом сидінь.

Підключившись до каналів CANH і CANL у програмному забезпеченні повинні бути видимими пакети, які передаються. Якщо ж після усіх налаштувань з включеним замком запалювання пакети не надходять, то в першу чергу варто спробувати змінити тип підключення між відповідними лініями.

Після цього необхідно запустити програму PcanView, де налаштувати значення параметра «Baudrate = 125Кбіт/с» (рис. 1.4), а після цього встановити

значення параметра «Message filter = Standard» з діапазоном адрес від [000; 7FF], як показано на рис. 1.6.

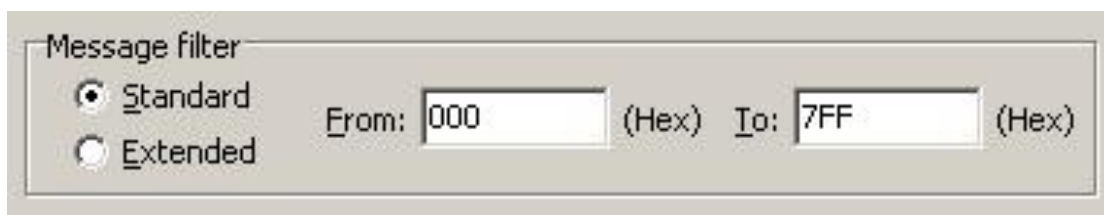


Рис. 1.6. Налаштування параметра «Message filter»

У випадку успішності виконання усіх операцій, одержимо повідомлення від сидінь, як показано на рис. 1.7.

Message	Length	Data	Period	Count	RTR-Per.	RTR-Cnt.
001h	8	42 C1 9F A0 AA 00 37 F0	151	157		0
3BDh	3	00 09 00	501	47		0
41Ah	8	FC 1A 3F FF FF FF FF FF	1000	23		0

Рис. 1.7. Повідомлення з електронного блоку управління сидіннями

При натисненні елемента керування, що відповідає за кут нахилу спинки автомобіля, на пульті керування можна одержати повідомлення, яке показано на рис. 1.8. Дане повідомлення має адресу 1F4, що надходить від пульта керування до сидіння.

Message	Length	Data	Period	Count	RTR-Per.	RTR-Cnt.
001h	8	42 C1 9F A0 AA 00 37 F0	177	1489		0
1F4h	3	40 80 00	13	212		0
3BDh	3	00 09 00	501	453		0
41Ah	8	FC 1A 3F FF FF FF FF FF	1000	226		0

Рис. 1.8 Повідомлення від пульта керування до сидіння авто

Провівши такий дослід, одержано інформацію про адресу, довжину і самі дані, які містяться у пакеті CAN. Далі можна їх використовувати для емуляції і підміни шляхом застосування зовнішніх пристроїв, зокрема ноутбука, на якому

встановлено PscanView. Для цього, перейшовши на вкладку Transmit потрібно створити нову подію шляхом натиснення кнопки «NEW» і у вікні, що з'явилося створити аналог пакету «1F4» з характеристиками:

- «ID = 1F4»;
- «Length = 3»;
- «Data = 40 80 00».

Параметр «Period» можна залишити рівним 0 мс, що означатиме, що пакети з повідомленнями відправлятимуться при натисненні клавіші «Space» (рис. 1.9).

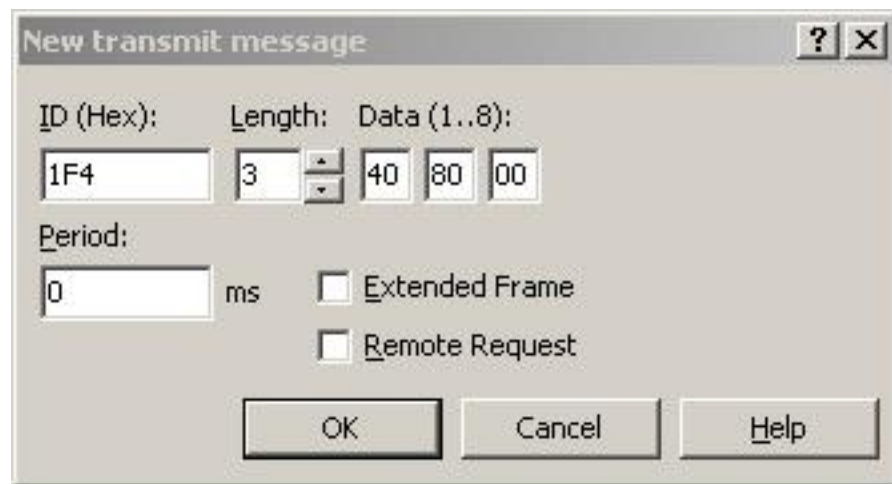


Рис. 1.9. Підміна штатного CAN-повідомлення

На рис. 1.10 показано значення, які одержано у полі «Transmit», зокрема, усі надіслані повідомлення в CAN та службову інформацію про пакет. Якщо виділити потрібне повідомлення і натиснути клавішу «Space», то виконується відправлення пакету у CAN-мережу і як наслідок сидіння повинно відреагувати на зміну положення у заданому напрямку.

Message	Length	Data	Period	Count	Trigger
1F4h	3	40 80 00	Wait	5	Manual

Рис. 1.10. Значення, що зберігається у полі «Transmit»

Таким чином, можна здійснювати збір та управління електронними системи автомобіля на основі високотехнологічного протоколу CAN.

## 1.2. Аналіз стандарту OBD II

Для діагностики стану автомобіля на сьогодні широкого використання набув стандарт OBD II, який передбачає підтримку п'яти базових протоколів обміну повідомленнями між електронним блоком управління автомобіля і сканером. Для фізичного підключення сканера до електронного блоку управління використовується роз'єм DLC (Diagnostic Link Connector). Даний роз'єм розроблений у відповідності до вимог стандарту SAE J1962. Зовнішній вигляд Diagnostic Link Connector показано на рис. 1.11.

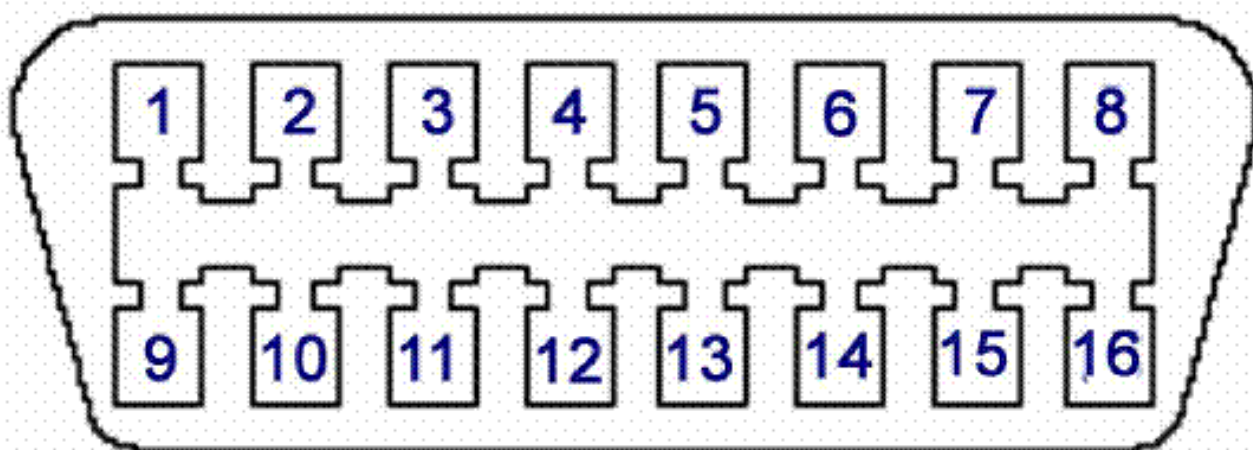


Рис. 1.11. Роз'єм DLC

Як видно з рис. 1.11, до складу даного роз'єму входить 16 контактів, що розміщені у два ряди по 8 в кожному. Призначення кожного з контактів, які показані на рис. 1.11 наведено у табл. 1.2.

### Призначення контактів роз'єму DLC

№ контакту	Призначення	Примітка
1	Протокол виробника автомобіля (ОЕМ)	При включенні замка запалювання – комутація +12 В
2	Шина + (Bus positive Line)	2SAE-J1850 PWM, SAE-1850 VPW.
3	-	-
4	Заземлення	Заземлення від кузова автомобіля
5	Сигнальне заземлення	
6	Лінія CAN-High високошвидкісної шини CAN Highspeed	ISO 15765-4, SAE-J2284
7	K-Line.	ISO 9141-2 та ISO 14230
8		
9	Лінія CAN-Low, низькошвидкісної шини CAN Lowspeed	
10	Шина – (Bus negative Line)	SAE-J1850 PWM, SAE –1850 VPW
11		
12		
13		
14	Лінія CAN-Low високошвидкісної шини CAN	ISO 15765-4, SAE-J2284
15	L-Line	ISO 9141-2 та ISO 14230
16	Живлення +12 В від акумуляторної батареї	

Як видно з табл. 1.2, у роз'ємі DLC наявні контакти, призначення яких не вказано. Саме ці контакти є специфічними для кожного виробника і можуть використовуватися на їхній розсуд.

Загальною ергономічною вимогою до розміщення DLC-роз'єму є те, що він повинен знаходитися на відстані до 61 см від керма. Інколи бувають ситуації, коли роз'єм стандарту OBD-II встановлюється на авто, у яких не передбачена підтримка жодного з протоколів, передбачених даним стандартом.

Для забезпечення можливості зчитування даних з електронного блоку управління таких автомобілів використовуються особливі сканери спеціального призначення, орієнтовані на підтримку заводських протоколів виробника. Прикладом таких автомобілів є деякі моделі фірми Opel, а також інших європейських заводів.

Проте, бувають ситуації, коли протоколи стандарту OBD-II реалізовані в автомобілі, однак сам роз'єм не відповідає DLC. Проведемо аналіз формату пакетів даних і функціонування фізичного рівня для протоколів взаємодії, визначених стандартом OBD II.

1.3. Аналіз протоколів передачі даних у сучасних системах електронного управління пристроями автомобілів

#### 1.3.1. Протоколи SAE J1850 PWM та SAE J1850 VPW

На практиці використовується два варіанти протоколу J1850. Аббревіатура PWM вказує на те, що даний тип протоколу є високошвидкісним, що здійснює передачу даних на рівні 41,6 Кбайт/с. Протокол SAE J1850 PWM впроваджено компаніями, які виготовляють автомобілі Mazda, Jaguar та Ford. У ньому трансфер сигналів відбувається по двох лініях зв'язку, які з'єднані з другим і десятим контактами DLC. Структура сигналу, передбачена протоколом SAE J1850 PWM показана на рис. 4.2 і містить:

- SOF – частина сигналу, що вказує на початок фрейму і характеризується високим імпульсом;
- Header – вказує на початок заголовку повідомлення і складає 1 байт;
- CRC – фрагмент сигналу, що містить циклічний надлишковий код довжиною 1 байт;
- EOD – фрагмент, який вказує на закінчення даних і характеризується низьким імпульсом.





Рис. 1.12. Структура сигналу протоколу SAE J1850 PWM

Більш детальна структура пакету даних у протоколі SAE J1850 PWM показана на рис. 1.13.

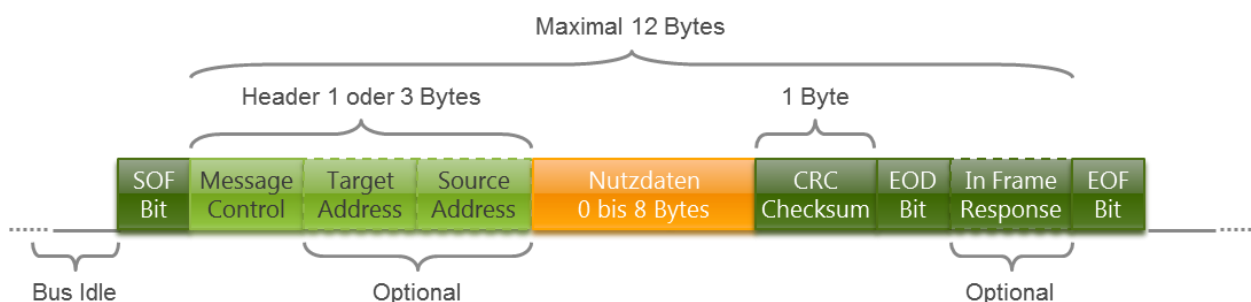


Рис. 1.13. Детальна структура повідомлення SAE J1850 PWM

Реальний приклад сигналу протоколу J1850 PWM показано на рис. 1.14.

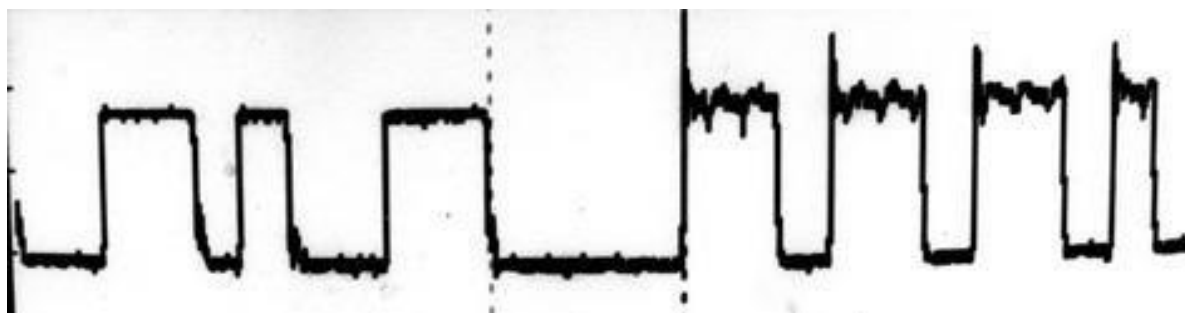


Рис. 1.14. Реальний приклад сигналу, що відповідає вимогам протоколу J1850 PWM

Протоколом SAE J1850 VPW передбачено швидкість передачі даних на рівні 10,4 Кбайт/с. Структура пакету цього протоколу аналогічна до того, який показано на рис. 1.12. Він впроваджений на моделях автомобілів General Motors і Chrysler. Характерною і відмінною рисою SAE J1850 VPW є те, що обмін повідомленнями

відбувається з використанням одного провідника, який з'єднаний з контактом 2 роз'єму DLC, а максимальна довжина при цьому становить до 35 м.

### 1.3.2. Протоколи стандартів ISO 9141-2 та ISO 14230

Протокол ISO 9141-2 створений всесвітньою організацією зі стандартизації, і на відміну від попередніх розглянутих протоколів, не зобов'язує застосування особливих комунікаційних мікропроцесорів. Проте, швидкість передачі даних при впровадженні цього протоколу становить 10 Кбайт/с.

Як протокол ISO 9141, так і ISO 14230, подібні за фізичною реалізацією способу передачі інформації, однак сфера їхнього застосування відрізняється. Особливістю діагностичних пристроїв при роботі з такими протоколами є те, що сканер ISO 9141 сумісний і може зчитувати інформацію з шини, що відповідає вимогам протоколу ISO 14230, однак не навпаки.

Протоколом ISO 9141-2 передбачено, що сигнали передаються через два провідники, які з'єднанні з сьомим контактом (так званий К-канал) та опційно може бути задіяний п'ятнадцятий контакт (L-канал).

Канал К є двонаправленим, а отже забезпечує передачу даних в обох напрямках, а L-канал є одностороннім і в основному призначений для обміну повідомленнями з електронним блоком управління та діагностичним пристроєм. При підключенні до вказаних пристроїв автомобіля канал L перебуває у стані логічної одиниці.

Суть передачі даних на фізичному рівні, який передбачено правилами протоколів ISO 9141 й ISO 14230 полягає в одночасному надсиланні електронним модулем керування 8-бітного коду заданого зразка через канали К та L. Швидкість передачі інформації при цьому становить 5 Б/сек.

У випадку, коли надісланий код правильний, то електронний блок управління надсилає до діагностичного пристрою код з восьми бітів та зі швидкістю наступного з'єднання. Після цього відбувається надсилання ще двох блоків коду з даними про тип подальшого з'єднання та з розміщенням К-каналу та L-каналу. Далі

діагностичний пристрій формує відповідь програмних кодів до блоку електронного управління автомобіля. Таким чином відбувається розпізнавання повідомлень від електронного модуля керування та діагностичним сканером і навпаки. У загальному випадку процес формування і передачі повідомлення протоколів стандарту ISO 9141 та ISO 14230 наведено відповідно на рис. 1.15 та на рис. 1.16.

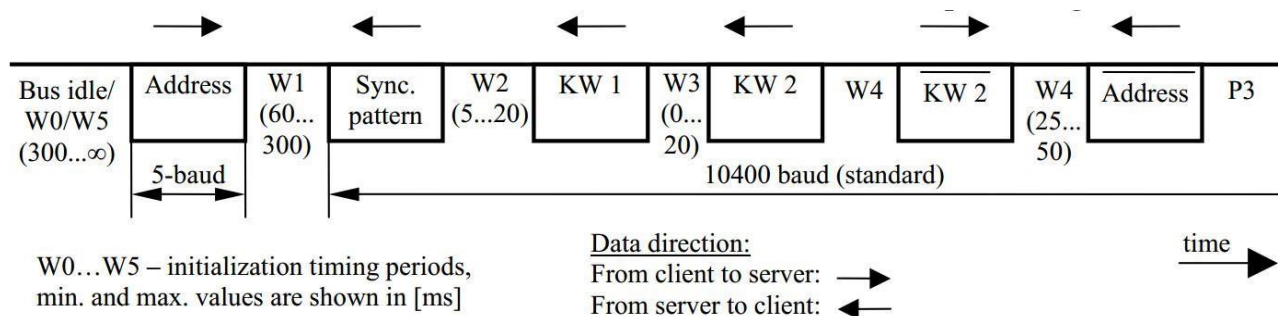


Рис. 1.15. Ініціалізація повідомлення у протоколах стандартів ISO 9141 та ISO 14230

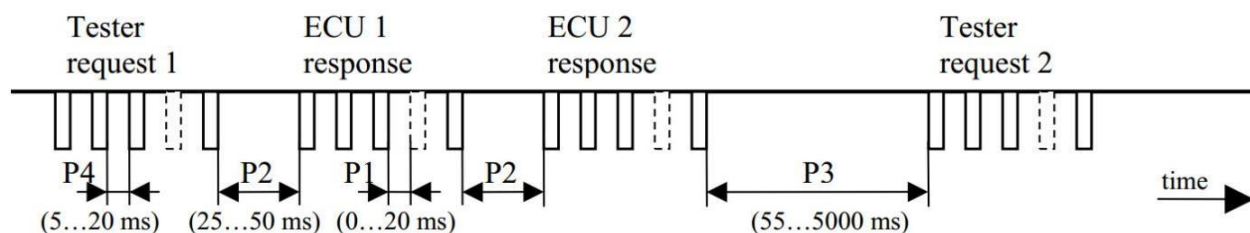


Рис. 1.16. Передача даних

У результаті проведеного аналізу встановлено, що для діагностики стану автомобіля, а саме для збору даних в реальному часі може використовуватись багато протоколів, які відрізняються за своєю структурою і швидкістю обміну повідомленнями. Для розв'язання задач щодо збору даних для прогнозування розходу палива та аналізу поведінки руху автомобіля доцільно використовувати пристрої з підтримкою стандарту OBD II, які підключаються до роз'єму DLC. Окрім цього, важливим є аналіз рельєфу, по якому рухається автомобіль. Тому доцільно з економічної і технологічної точок зору використовувати два пристрої:

сканер по типу ELM327 та мобільний телефон з функціями гіроскопа, акселерометра, GPS та ін.

Основні результати даного розділу кваліфікаційної роботи магістра полягають в наступному:

1. Проведено аналіз особливостей обміну даними між електронним блоком управління автомобіля та сенсорами, у результаті якого визначено принципи функціонування CAN-шини і відповідних протоколів передачі даних для подальшого забезпечення моніторингу стану різних систем автомобіля, а також проведення прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля.

2. Проаналізовано стандарт OBD II, який передбачає підтримку п'яти базових протоколів обміну повідомленнями та досліджено структуру його інтерфейсу, що дозволяє підключити пристрої діагностики для формування статистичних даних відносно поведінки руху автомобіля та споживання витрат палива у режимі реального часу.

3. Досліджено принцип передачі даних і структуру пакетів у протоколах SAE J1850 PWM, SAE J1850 VPW, ISO 9141-2, ISO 14230, що дало можливість визначити потенційні можливості щодо швидкості збору даних із сенсорів автомобіля, провести в подальшому їх декодування та опрацювання при прогнозуванні витрат палива в залежності від поведінки руху автомобіля.

## РОЗДІЛ 2

### ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ ТА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ ПАЛИВА НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКУ РУХУ АВТОМОБІЛЯ

2.1. Проектування підсистеми збору даних про поведінку руху автомобіля та витрати палива

У даний час існує значний обсяг досліджень щодо моделей прогнозування споживання палива на основі поведінки водія. Ху та ін. [5] провели деякі реальні випробування транспортних засобів та опитувальник, щоб вивчити вплив стилю водіння на споживання палива електромобілями на міських дорогах та побудували модель прогнозування споживання палива електромобілями.

У [6] автори побудували два види моделей прогнозування споживання палива з вантажівок, використовуючи дані про поведінку водія, отримані з журналу моніторингу транспортних засобів. Динамічний зв'язок між споживанням пального вантажівки та поведінкою водіїв вантажівок був описаний за допомогою індексу споживання енергії, а також була створена узагальнена модель нейронної мережі для розв'язання задачі регресії при прогнозуванні споживання палива.

У [7] побудовано модель прогнозування витрат палива на ділянках міських доріг на основі поведінки водія, застосувавши алгоритм машинного навчання, і модель могла інтуїтивно показати характеристики розподілу споживання палива на базових ділянках пекінської швидкісної дороги.

Джерела даних, що підтверджують дослідження прогнозу витрати палива, переважно базуються на даних, зібраних з головного контролера транспортного засобу, та бортової діагностичної системи.

Контролер та діагностичний сканер обмежені вартістю встановлення обладнання та готовністю водіїв до встановлення, тому можуть реалізувати лише невелике управління даними для невеликих територій та з високою достовірністю.

Форма збору даних анкети також не має гнучкості, і важко гарантувати якість даних. Зі стрімким розвитком технології мобільних терміналів пропонується застосування вбудованих сенсорів мобільних телефонів. Термінали мобільних телефонів можуть використовуватися для збору даних про поведінку водія і сигналізувати про небезпечний стиль водіння.

У [8] запропонували систему, яка використовує динамічну деформацію часу (DTW) та злиття датчиків на основі смартфонів для виявлення неагресивної та агресивної поведінки водія, яка давала звуковий зворотний зв'язок при виявленні агресивного водіння.

У [9] використовували дані відстеження транспортного засобу з датчиків смартфонів для оцінки ефективності безпеки водіння (включаючи швидкість уповільнення, щоб уникнути ДТП, та час до зіткнення), а також проаналізували ризики ДТП на різних дорогах. Застосування терміналу мобільного телефону для забезпечення безпеки водіння зіграло важливу роль в оцінці споживання палива автомобілем. Оскільки дані про поведінку водія, зібрані мобільними терміналами, більш детальні та прості у використанні, вони закладають основу для нарощування баз даних про споживання палива в умовах міського циклу. Наразі дані про витрати палива та викиди, які відстежуються платформою статистичного моніторингу транспорту, переважно базуються на пристроях діагностики автомобіля. Об'єктами збору даних є переважно таксиста, водії автобусів та водіїв вантажівок, і вони не охоплюють усі транспортні підприємства. Витрати палива не можуть бути безпосередньо зібрані терміналами мобільного телефону, але це можна передбачити, дослідивши кореляцію між даними мобільного телефону та діагностичного сканера.

У той же час на дані про поведінку водія, зібрані мобільним телефоном, впливають типи, розташування, вібрація, викликана нерівністю дорожнього покриття та використання водієм телефону. Ці фактори призводять до нестабільності даних про поведінку водія, тому над даними потрібно виконати багато робіт з калібрування.

Побудувавши модель прогнозування споживання палива, застосування даних мобільних телефонів можна було б використати для розрахунку споживання палива транспортними засобами, що економить витрати на встановлення обладнання діагностичних сканерів та забезпечує теоретичну основу для відділів управління дорожнім рухом для більш точного моніторингу споживання палива в міському транспорті.

У роботі пропонується метод прогнозування витрати палива автомобіля на основі даних глобальної системи позиціонування (GPS), зібраних зі смартфона. Експеримент доцільно проводити на автомобілях таксі. Співставляючи дані про поведінку водія, одержаних з мобільного телефону та дані про витрату палива на терміналі OBD, потрібно перевірити фактори (індекси) поведінки водія, які впливають на витрату палива. Після одержання таких даних потрібно побудувати моделі прогнозування споживання палива з використанням алгоритмів машинного навчання.

Модель прогнозування індивідуального споживання палива водіями на основі даних мобільного телефону може не тільки додатково покращити базу даних споживання палива в режимі реального часу з високою стійкістю до помилок, але й забезпечити технічну підтримку макроконтролю споживання енергії міським транспортом.

Оскільки мобільні телефони не можуть безпосередньо отримати дані про споживання палива транспортними засобами, дані про поведінку водія, зібрані з мобільних телефонів, а також споживання палива, одержані із діагностичного сканера, потрібно порівняти та побудувати модель прогнозування споживання палива.

У процесі побудови моделі були використані дані, одержані з мобільних телефонів (смартфонів) та діагностичних пристроїв. Після того, як буде побудована модель, можна передбачити масштабне споживання палива для дорожнього руху, використовуючи лише дані про поведінку водія, зібрані з мобільних телефонів. Архітектуру системи збору даних показано на рис. 2.1.

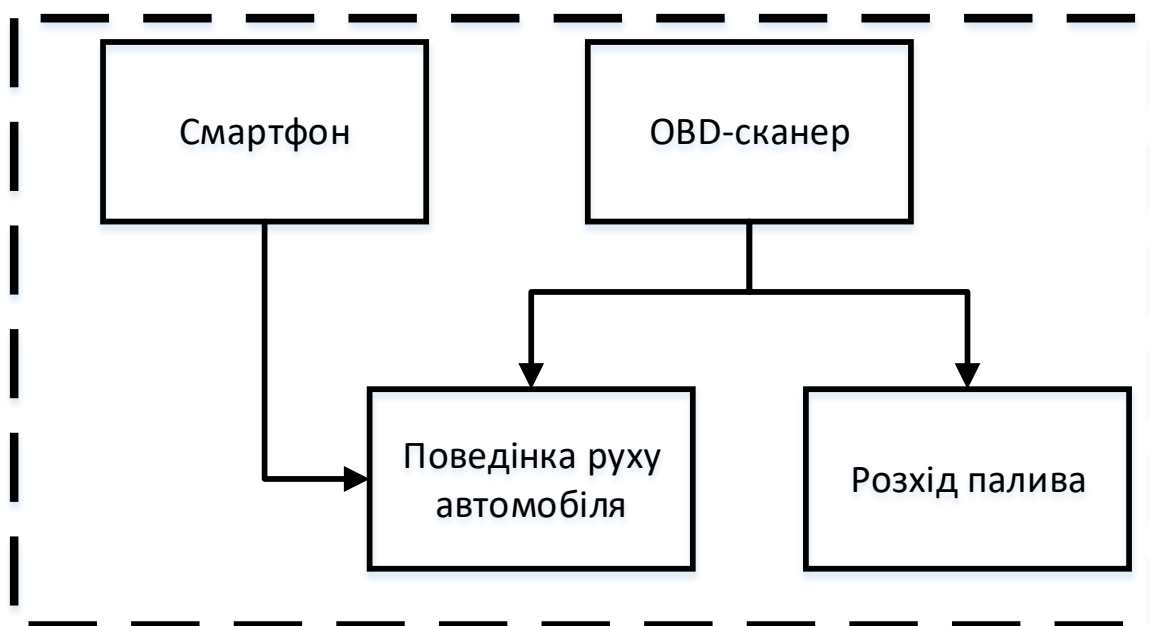


Рис. 2.1. Підсистема збору даних для прогнозування витрат палива автомобілем

Для прогнозування витрат палива необхідно виконати наступні кроки.

Збір даних – інформація про поведінку водія або кількох водіїв, що може бути одержана за допомогою вбудованого GPS-пристрою, лінійного акселерометра, гіроскопа та інших сенсорів телефонів мобільного зв'язку.

У той же час дані про витрати палива автомобіля в режимі реального часу потрібно одночасно одержувати за допомогою терміналів діагностичних пристроїв, які встановлені в автомобілі.

Параметри, які в подальшому будуть враховані у моделі прогнозування витрат палива в залежності від джерела одержання інформації показано на рис. 2.2.

Наступний крок полягає у визначенні важливих і тих параметрів, які впливають на розхід палива. Це можна зробити за допомогою порівняння та об'єднання даних мобільних телефонів та терміналів діагностичних пристроїв. Порівнюючи узгодженість та відмінність даних поведінки водія з двох пристроїв, можна добути індекси для прогнозування споживання палива автомобілем на основі даних мобільного телефону.



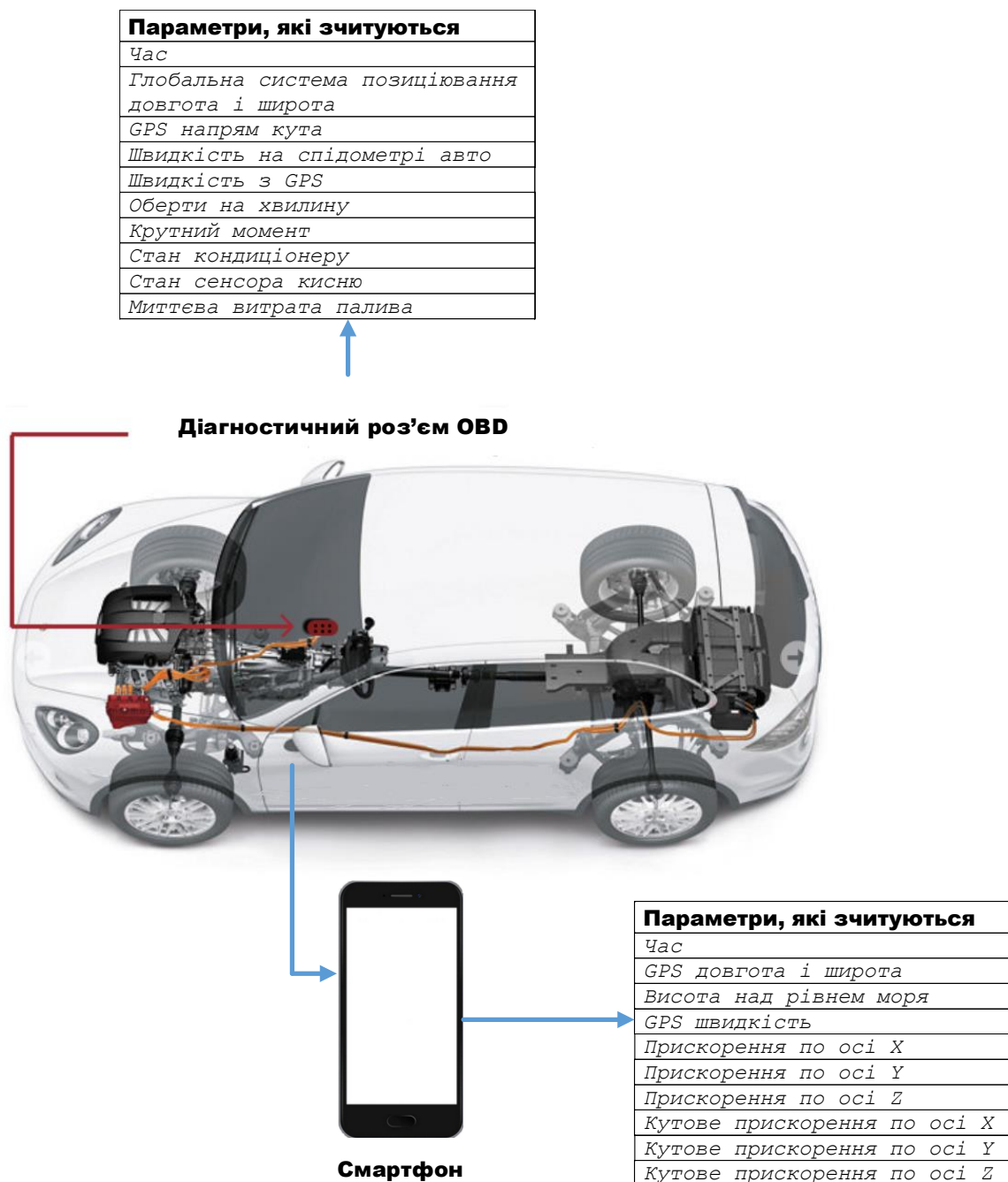


Рис. 2.2. Збір параметрів з різних джерел інформації

Третій крок полягає у побудові моделі. Він передбачає формування навчальної вибірки і тестового набору, які формуються випадковим чином, а модель прогнозування витрат палива може бути реалізована у вигляді моделі нейронної мережі на основі зворотного поширення помилок, методу опорних векторів та випадкового лісу.

Оцінювання ефективності моделей можна провести шляхом побудови моделей прогнозування споживання палива декілька разів та порівняти точності та ефективності трьох моделей прогнозування використовуючи різні методи, пропонується найкращий метод прогнозування споживання палива автомобілем на основі мобільних терміналів.

Після збору даних, наступний етап полягає у встановленні кореляцій між параметрами поведінки водія, які впливають на споживання пального автомобіля та обґрунтованому виборі найбільш важливих з них.

На рис. 2.3 показано принцип визначення важливих факторів, на основі яких в подальшому буде здійснюватися прогнозування розходу палива автомобілем.

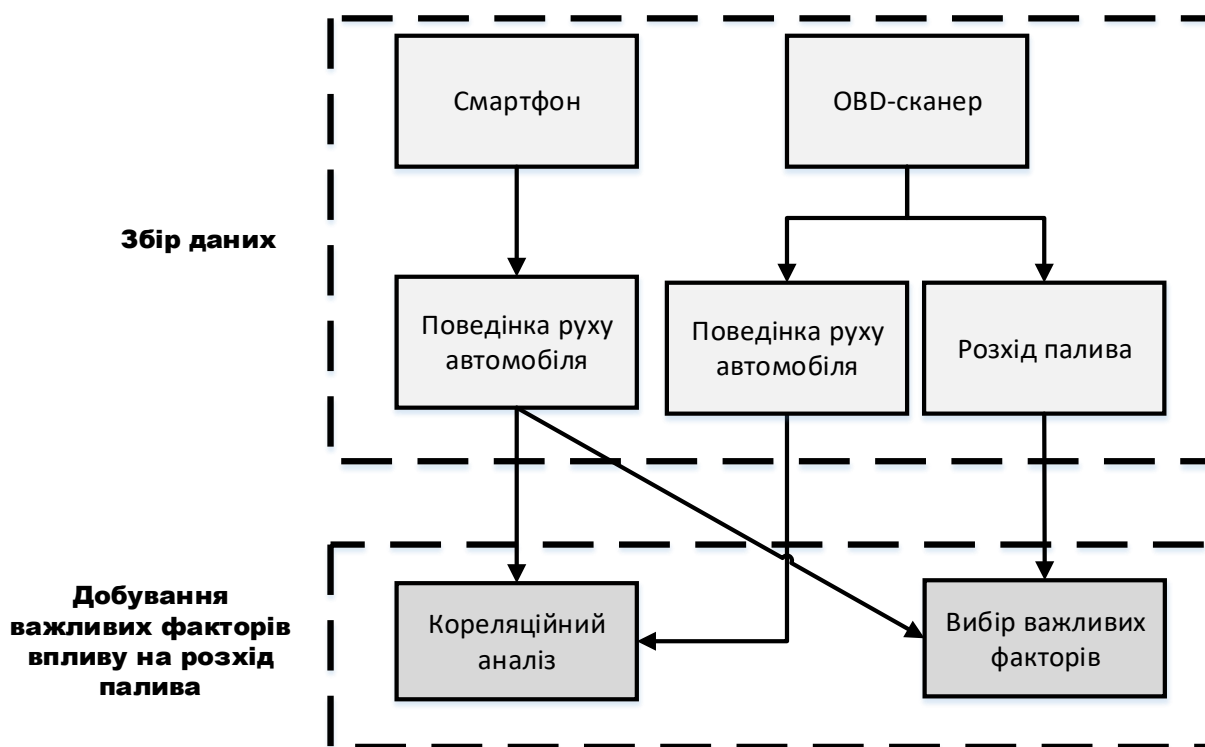


Рис. 2.3. Процедура визначення важливих факторів впливу на розхід палива автомобіля

Одержавши результати кореляційного аналізу щодо впливу різних факторів поведінки водія автомобіля та відібравши найбільш вагомні з них, необхідно перейти до безпосередньої побудови моделей прогнозування із застосуванням методів машинного навчання.

## 2.2. Обґрунтування моделей і методів прогнозування витрат палива автомобілем

З метою забезпечення точності і стійкості результатів прогнозування витрат палива автомобілем пропонується використати три найбільш ефективні підходи:

- нейронні мережі зі зворотним поширенням помилок;
- метод опорних векторів;
- метод на основі побудови випадкових лісів.

Процедура побудови моделей прогнозування витрат палива автомобілем показана на рис. 2.4.

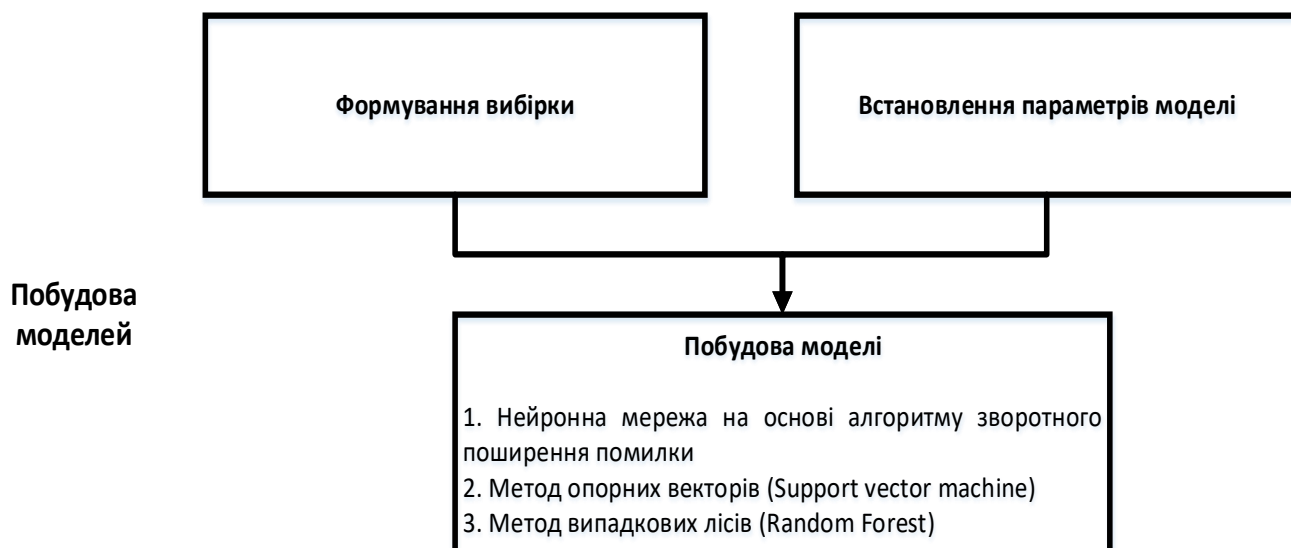


Рис. 2.4. Процедура побудови моделей прогнозування витрат палива

Для розв'язання задач щодо прогнозування витрат палива найбільш ефективним є застосування підходів нейронних мереж, методу опорних векторів та дерев прийняття рішень. Дані методи дозволяють забезпечити високу точність результатів прогнозування та їхню стійкість.

### 2.2.1. Нейронні мережі прогнозування витрат палива з методом навчання на основі зворотного поширення помилки

Нейронні мережі, в онові яких лежить принцип зворотного поширення помилки, представляє собою операційну модель, яка імітує процес функціонування нейронів, які передають перцептивну інформацію до мозку людини.

Цей метод має характеристики самонавчання та високу ефективність при обробці нелінійних, неструктурованих та великих вибірок даних. Алгоритм поширення помилок [10] є одним з найбільш широко використовуваних контрольованих алгоритмів навчання у штучних нейронних мережах.

Після того, як ваги мережі вибираються випадковим чином, нейромережа використовує метод зворотного поширення помилок для їхнього оновлення. Це дозволяє мінімізувати втрати, і, нарешті, визначити ваги на синапсах мережі.

Після перевірки прогнозних показників споживання палива,  $n$  індексів визначаються як вхідні змінні і представляють собою значення параметрів, які впливають на розхід палива. У прихованому шарі є 5 нейронів, а вихід  $y$  – змінна, що відповідає за прогнозоване значення витрат палива.

Вага з'єднання між вхідним шаром і прихованим шаром становить  $\omega_{ij}$ , а вага з'єднання між прихованим шаром і вихідним шаром становить  $\omega_{jk}$ . По -перше, вибірка передається через вхідний шар, і дані перетворюються в нелінійний масив у певному діапазоні за допомогою функції збудження. Потім нелінійний масив досягає вихідного шару шляхом зважування та виводить результати. Якщо помилка між вихідним споживанням палива та фактичним споживанням палива перевищує задану очікувану похибку, ваговий коефіцієнт виправляється шляхом зворотного поширення. Мережа повторно навчається, поки помилка не буде в межах очікуваної похибки, і остаточно буде побудована модель прогнозування витрати палива автомобіля на основі нейронної мережі на основі алгоритму зворотного поширення помилки. На рис. 2.5 показано архітектуру нейронної мережі, що буде використана при прогнозуванні витрат палива автомобілем.

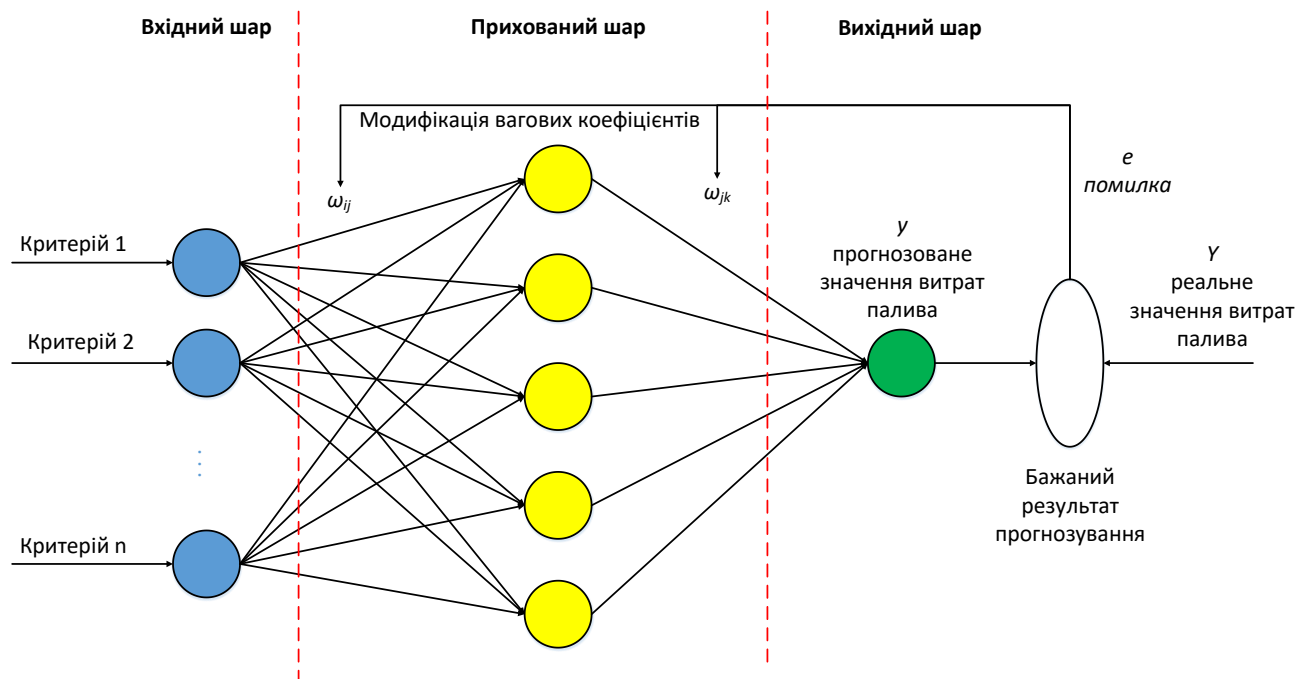


Рис. 2.5. Архітектура нейронної мережі при прогнозуванні витрат палива

Як видно з рис. 2.5, нейронна мережа представляє собою групи пов'язаних між собою блоків вводу/виводу, де кожне з'єднання володіє певним ваговим коефіцієнтом. Це допомагає будувати моделі прогнозування на основі великих баз даних. Модель будь-якої нейронної мережі емулює нервову систему людини. Алгоритм зворотного поширення помилки є одним з методів навчання нейронних мереж, що передбачає точне налаштування ваг нейронної мережі на основі частоти помилок, одержаної з попередньої ітерації. Правильне формування вагових коефіцієнтів дозволяє зменшити частоту помилок і забезпечити надійність моделі шляхом узагальнення. Метод зворотного поширення помилки дає змогу обчислити градієнт функції втрат по відношенню до всіх ваг у мережі, але по суті він розраховує градієнт функції втрати для однієї ваги за правилом ланцюжка.

Даний алгоритм забезпечує високу ефективність шляхом проведення обчислень в одному шарі за один раз, на відміну від власних прямих обчислень у нейронній мережі. Хоча даний алгоритм і повертає значення градієнта, але він не визначає того, яким чином він використовується і лише узагальнює обчислення за дельта правилом.

Найбільш помітними перевагами алгоритму зворотного поширення помилки при навчанні нейронної мережі є:

- швидкість, простота розуміння та реалізації;
- відсутність параметрів для налаштування, окрім нейронів вхідного шару;
- гнучкість, що проявляється у можливості навчання без попередніх знань про структуру нейронної мережі.

Існує два типи нейронних мереж з реалізацією алгоритму навчання на основі зворотного поширення помилки: статичне зворотне поширення помилки та рекурентне зворотне поширення помилки.

Статичне зворотне поширення помилки є одним з видів навчання нейронної мережі, що виконує відображення і перетворення статичного входу нейронної мережі для статичного виходу. Такий вид алгоритму зворотного поширення помилки може ефективно використовуватися при оптичному розпізнаванні символів.

Рекурентне зворотне поширення помилок при аналізі даних передбачає спочатку поширення вперед до досягнення деякого фіксованого значення, а після цього помилка обчислюється і поширюється назад. Основна відмінність обох цих методів полягає в тому, що відображення є швидким при використанні статичного зворотного поширення помилки, і нестабільним при рекурентному.

Основні принципи та ефекти при застосуванні методу зворотного поширення помилки:

- спрощення структури нейронної мережі за допомогою елементів зважених посилянь, які мають найменший вплив на навчену мережу;
- необхідність дослідження групи вхідних та активаційних значень функції для забезпечення зв'язку між вхідними та прихованими одиничними шарами, що дає змогу оцінити вплив конкретної вхідної змінної на вихід мережі;
- знання, одержані у результаті аналізу, повинні бути представлені у вигляді правил;
- ефективне застосування при використанні глибоких нейронних мереж, що схильні до появи помилок.

– зворотне поширення помилки використовує переваги ланцюжка, а строгі правила дозволяють застосовувати даний метод для нейронних мереж з будь-якою кількістю виходів.

До недоліків використання нейронних мереж з методом навчання на основі зворотного поширення помилки володіє також і рядом недоліків:

- фактична ефективність зворотного поширення помилки щодо конкретної проблеми залежить від вхідних даних;
- даний алгоритм при опрацюванні даних може бути досить чутливим до шумів у даних;
- використовується матричний підхід для зворотного поширення замість міні-пакетів.

#### 2.2.2. Метод опорних векторів при прогнозуванні витрат палива

Метод опорних векторів («Support Vector Machine») – це набір контрольованих методів навчання, які використовуються для розв’язання задач класифікації, регресії та виявлення викидів («anomaly detection»). До переваг методу опорних векторів можна віднести таку характеристику як ефективність, що включає в себе:

- ефективність результатів прогнозування у просторах великих розмірів.
- ефективність використання у випадках, коли кількість вибірок більша за кількість даних.
- ефективність використання ресурсів пам’яті – використовує підмножину навчальних точок у функції прийняття рішень (так званих опорних векторах), тому забезпечується ефективність роботи з пам’яттю.

Ще однією важливою перевагою методу опорних векторів є те, що він універсальний. Універсальність цього методу полягає у тому, що для функції прийняття рішення можуть бути вказані різні ядерні функції.

До недоліків методу опорних векторів потрібно віднести:

- низька ефективність при наявності великого обсягу ознак та малої кількості вибірок;
- вирішальне значення покладається на регуляризатори та ядерні функції;
- SVM безпосередньо не надають оцінок ймовірності, оскільки розраховуються за допомогою дорогої п'ятикратної перехресної перевірки.

Для розв'язання задачі прогнозування витрат палива, що належить до класу регресійних задач, метод опорних векторів доцільно використовувати, оскільки він дає змогу перетворити нелінійні задачі у лінійні задачі у багатовимірному просторі шляхом побудови ядерних функцій. Це дозволяє одержати геометричне пояснення результатів прогнозування. Структура моделі прогнозування витрат палива автомобілем на основі методу опорних векторів показано на рис. 2.6.

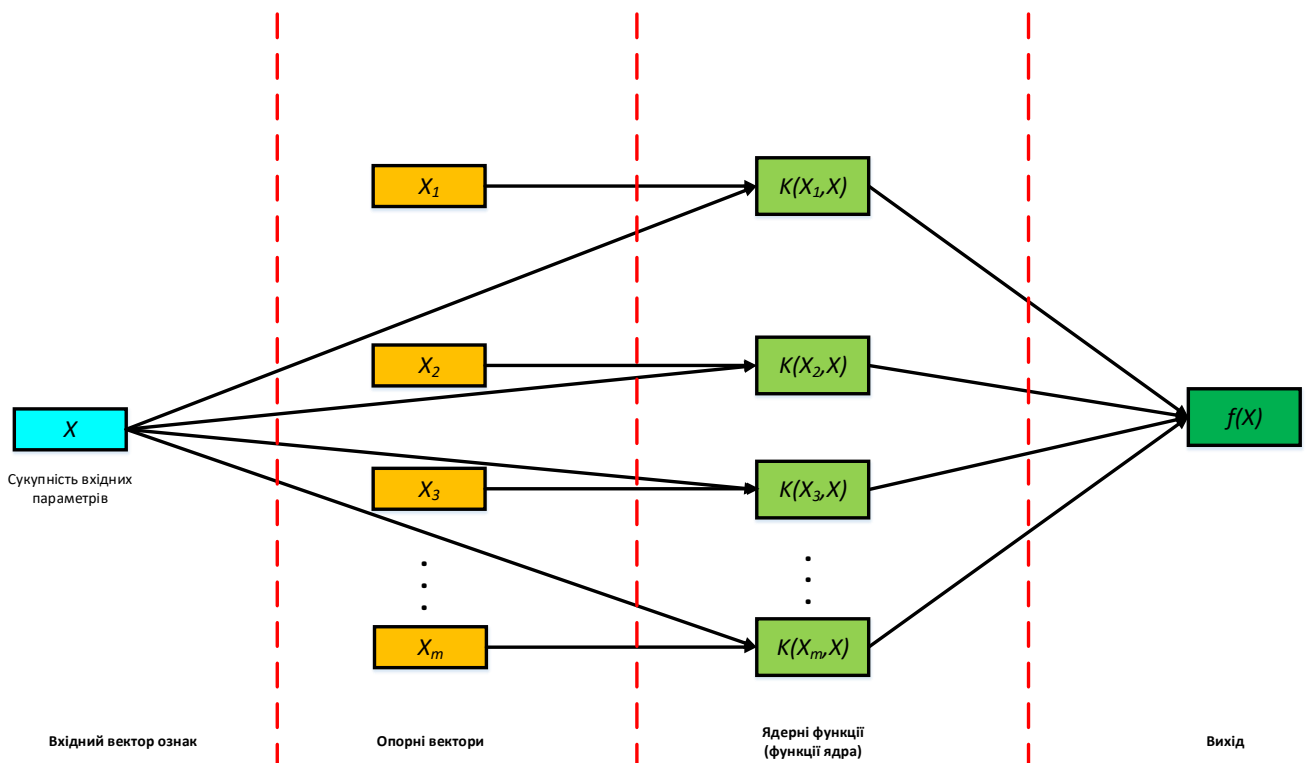


Рис. 2.6. Алгоритм прогнозування витрат палива на основі методу опорних векторів

Для заданого набору вибірок  $\{X_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, m$ , де  $X$  –  $n$ -вимірний вхідний вектор, що сформований з індикаторів поведінки водія, а  $y$  – змінна, що відповідає



за витрату палива. Вхідний вектор ознак відображається у багатовимірний простір вищої розмірності, і вихід у можна обчислити наступним чином:

$$f(X) = \omega * \varphi(X) + b, \quad (2.1)$$

де  $\omega$  – вектор вагових коефіцієнтів;

$\varphi(X)$  – функція, яка відображає вхідний вектор у багатовимірний простір ознак, і є членом зміщення

$b$  – коефіцієнт впевненості прийняття рішення.

Додавши проблему опуклої оптимізації та коефіцієнт релаксації, задачу регресії на основі методу опорних векторів можна перетворити на таке еквівалентне представлення:

$$\min\left\{\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \hat{\xi}_i)\right\} \quad (2.2)$$

$$\begin{cases} f(X_i) - \omega^T * \varphi(X_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i, \\ \omega^T * \varphi(X_i) + b - f(X_i) \leq \varepsilon + \hat{\xi}_i \end{cases}$$

$$\hat{\xi}_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n, C > 0$$

$\hat{\xi}_i, \xi_i$  – змінні, що відповідають за варіацію;

$C$  – коефіцієнт штрафу, що відображає важливість викидних моментів.

$\varepsilon$  – коефіцієнт чутливості функцій втрат, який може ігнорувати помилку істинного значення в певному діапазоні та впливати на кінцеву кількість опорних векторів.

При використанні алгоритму SVR для прогнозування витрати палива автомобіля слід визначити три параметри,  $\varepsilon$ ,  $C$  та функцію ядра. Вхідним вектором є  $n$  показників, необхідних для прогнозування споживання палива, а вихідним – витрата палива автомобіля. Параметри  $\varepsilon$  та  $C$  визначається шляхом поділу їх на кілька невеликих комірок за певними правилами. Після цього обчислюється

помилка моделі, що відповідає значенню змінної кожної комірки, а в подальшому вибираються такі значення змінних, які володіють мінімальною похибкою.

Радіальна базисна функція (RBF) має кращі показники при застосуванні методу опорних векторів для розв'язання задач регресії [10, 11]. Отже, функцією ядра при прогнозуванні витрат палива є RBF, а метод розрахунку полягає в наступному:

$$K(X, X') = e^{-\|X-X'\|^2/\sigma^2} \quad (2.3)$$

де  $\sigma$  - гіперпараметр ядра RBF, який здатний визначати діапазонні характеристики вхідних даних та ступінь кореляції між опорними векторами.

### 2.2.3. Метод «випадкових лісів»

Перш ніж перейти до безпосереднього застосування методу «випадкового лісу» проведемо аналіз техніки ансамблювання. Ансамбль передбачає поєднання кількох моделей. Тому при прогнозуванні буде використовуватися колекція моделей, а не одна окрема модель. При побудові ансамблів можна використовувати два типи методів:

1. Bagging – формує іншу навчальну вибірку на основі даних з навчального даних сету із заміною, а кінцевий результат базується на голосуванні більшості, наприклад, випадковий ліс;

2. Boosting – суть полягає у формуванні перетворення «слабких учнів» у сильних, шляхом створення послідовних моделей таким чином, щоб остаточною моделлю мала найвищу точність, наприклад, ADA BOOST, XG BOOST.

На рис. 2.7 показано у графічному вигляді моделі Bagging та Boosting.

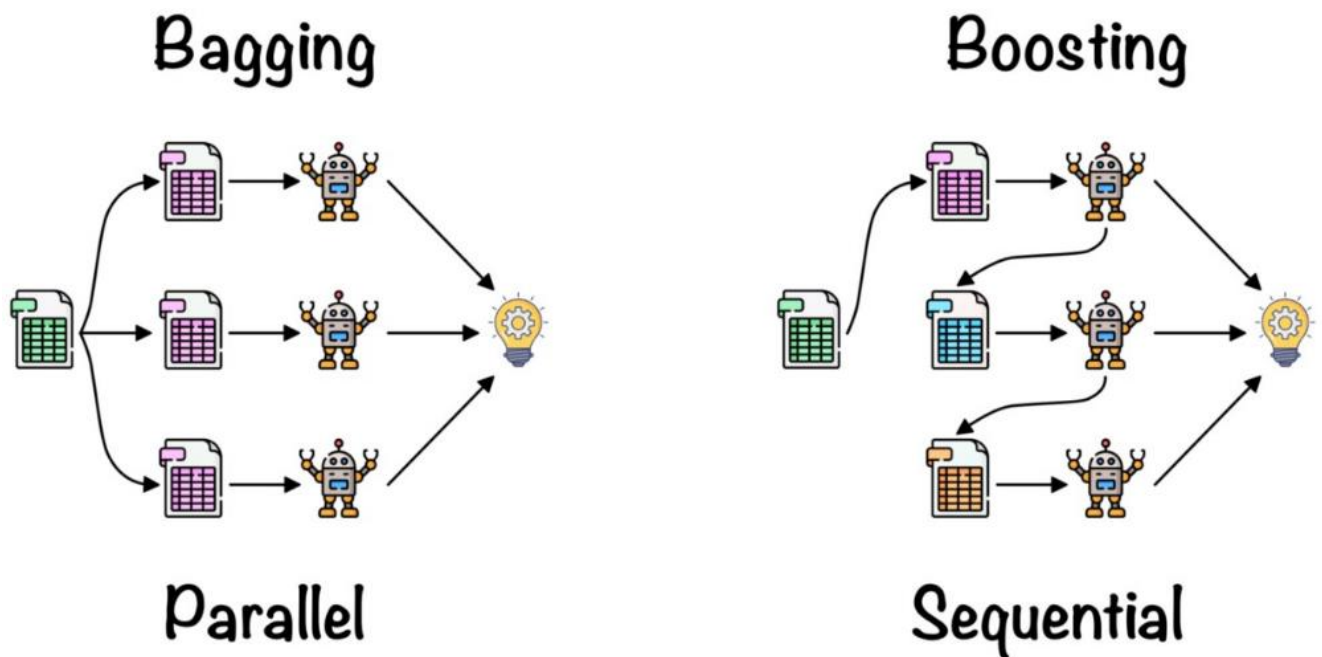


Рис. 2.7. Методи Bagging та Boosting

Метод «випадкових лісів» працює за принципом методу Bagging.

Цей алгоритм широко використовується в електронній комерції, банківській справі, медицині, фондовому ринку тощо. Наприклад: у банківській індустрії його можна використовувати для визначення того, який клієнт не в змозі погасити кредит. До переваг методу випадкових лісів належить:

- можливість застосування для розв’язання задач класифікації і регресії;
- уникнення проблеми перенавчання, оскільки результат базується на голосуванні більшістю або усередненні;
- ефективність одержаних результатів за наявності нульових або відсутніх значень;
- можливість реалізації алгоритмів паралелізації за рахунок незалежності дерев прийняття рішень;
- стійкість результатів класифікації або регресії за рахунок усереднених значень великої кількості дерев;
- підтримка неоднорідність за рахунок того, що не всі атрибути враховуються під час прийняття рішення кожним деревом, хоча це не є правильно для всіх випадків;

- стійкість до «прокляття розмірності», що пов'язано з тим, що кожне дерево не враховує всіх атрибутів і за рахунок цього простір функцій зменшується;
- відсутність процедур поділу даних на навчальну і тестову вибірки, оскільки завжди буде 30% даних, які не відображаються в дереві рішень, згенерованому з вибірки.

До недоліків «лісу дерев» можна віднести:

- складність обчислень у порівнянні з простими деревами прийняття рішень, де рішення можна приймати рухаючись по структурі дерева.
- час навчання більший у порівнянні з іншими моделями за рахунок складності, тобто під час прогнозування кожне дерево прийняття рішень повинно генерувати вихідні дані для набору вхідних даних.

Bagging, також відомий як Bootstrap Aggregation — це техніка ансамблювання на якій базується випадковий ліс (рис. 2.8). Bagging випадковим чином здійснює вибір даних з існуючого набору. Отже, кожна модель генерується з вибірок (зразків початкового набору) шляхом заміни рядків, тобто застосовується так званий bootstrap. Тепер кожна модель навчається самостійно та формує відповідні результати. Остаточний результат одержується шляхом голосування після об'єднання результатів усіх моделей. Цей крок, який передбачає об'єднання всіх результатів та створення результатів на основі голосування більшістю, відомий як агрегація.

Випадковий ліс («Random Forest») є ефективним методом при вирішенні задач прогнозування та класифікації [12]. Випадковий ліс складається з великої кількості дерев прийняття рішень. На основі дерев прийняття рішень до векторів рядків і стовпців додаються випадкові процеси, які дозволяють уникнути потенційної проблеми їх надмірності.

Для кожного дерева формується навчальна вибірка із заміною, а дані поза пакетом у кожному дереві становлять приблизно 37% від загальної кількості даних.

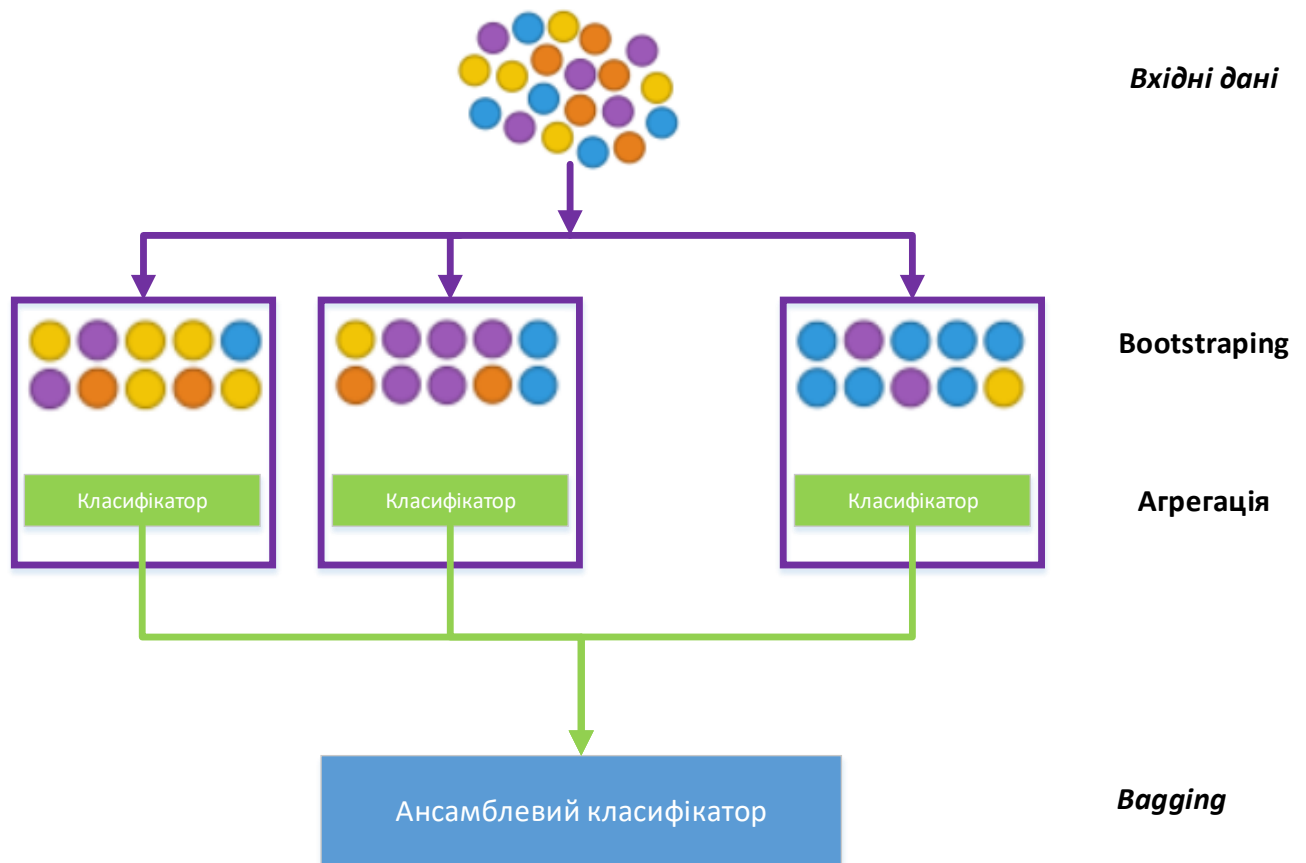


Рис. 2.8. Структура алгоритму класифікації Bagging

Основні етапи розрахунку алгоритму випадкової лісу для розв'язання задачі регресії полягають в наступному:

- формування  $k$  груп навчальних наборів зразків шляхом застосування підходу із заміною;
- формування  $m$  ознак випадковим чином з  $n$  ознак у кожному навчальному наборі як вузлів декомпозиції і побудова  $k$ -дерев рішень;
- декомпозиція вузлів кожного дерева прийняття рішень за принципом мінімальної середньої квадратичної помилки, що дає змогу мінімізувати суму середньоквадратичних відхилень двох груп наборів даних після декомпозиції;
- обчислення прогнозованої витрати палива для автомобіля шляхом усереднення прогнозованої величини  $k$ -дерев прийняття рішень.

Структура моделі прогнозування витрат палива автомобілем на основі випадкового лісу показана на рис. 2.9.

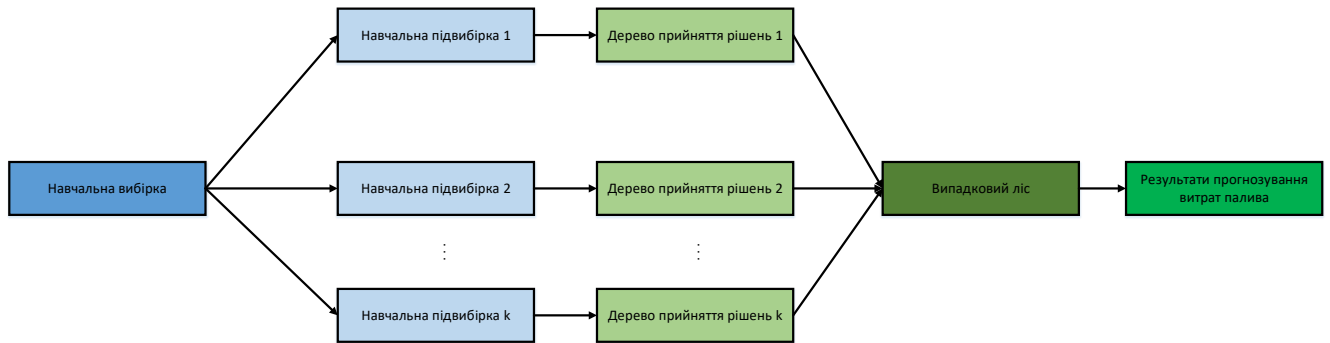


Рис. 2.9. Модель прогнозування витрат палива автомобілем на основі випадкового лісу

Три розглянутих у даному розділі моделі споживання палива мають свої переваги та недоліки, що показують різну ефективність на різних наборах даних. Наступний крок полягає у виборі метрик якості моделей прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля.

### 2.3. Обґрунтування метрик для оцінювання моделей регресії

Більшість початківців і практиків протягом виконання проектів в галузі штучного інтелекту спочатку не зважають на показник продуктивності моделі. Мова йде про побудову добре узагальненої моделі, модель машинного навчання не може мати 100-відсоткову ефективність, інакше вона буде видавати упереджені результати, тобто для неї характерне явище перенавчання або запам'ятовування.

У цьому випадку потрібно отримати необхідну точність на наборі даних, але також важливо отримати справжній і приблизний результат на невідомих даних, інакше модель не буде корисною. Отже, щоб побудувати та розгорнути узагальнену модель, потрібно оцінити модель за різними показниками, що допоможе краще оптимізувати продуктивність, налаштувати її та отримати кращий результат.

Однією з метрик, що використовуються при розв'язанні задач регресії, і може бути використана при оцінюванні моделі прогнозування витрат палива є середня абсолютна помилка (MAE). Дана метрика є дуже простою та орієнтована на

обчислення абсолютної різниці між фактичними та прогнозованими значеннями. Щоб краще зрозуміти суть середньої абсолютної помилки, розглянемо наступний приклад. Для прогнозування якогось показника у фахівця машинного навчання є вхідні та вихідні дані, і припустимо він використовує модель лінійної регресії. Тепер потрібно знайти середню абсолютну помилку моделі як різницю між фактичним і прогнозованим значенням. Вона формується шляхом обчислення суми всіх помилок, поділена на загальну кількість спостережень.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum |Y - \hat{Y}|, \quad (2.4)$$

де  $N$  – кількість експериментів;

$Y$  – реальне значення прогнозованого показника;

$\hat{Y}$  – одержане прогнозоване значення показника.

До переваг використання метрики MAE можна віднести:

- значення результату метрики одержують в тих же одиницях вимірювання, що й прогнозований показник;
- метрика MAE стійка до викидів.

Основним недоліком метрики MAE є те, що вона не диференційована, тому вимагає застосування різних оптимізаторів по типу градієнтного спуску.

Інша метрика, яка може використовуватись при оцінюванні ефективності моделі прогнозування – середня квадратична помилка (MSE).

MSE є найбільш використовуваним і дуже простим показником, що полягає у знаходженні квадрату різниці між фактичним і прогнозованим значенням.

Дана метрика представляє собою квадрат відстані між фактичними і прогнозованими значеннями. У даному випадку піднесення до квадрату використовується для уникнення негативних доданків, і це є перевагою MSE.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (y - \hat{y})^2 \quad (2.5)$$

Перевагою використання метрики середньоквадратичного відхилення є те, що вона диференційована і її можна використовувати як функцію втрат.

До недоліків застосування метрики MSE належить те, що після її обчислення результат одержують в одиницях відмінних від одиниць вимірювання прогнозованого показника. Крім того, якщо у наборі даних наявні викиди, то штрафи викидів будуть значно більшими, ніж при використанні MAE, що негативно впливає на стійкість результатів прогнозування.

Ще однією метрикою, що характеризує ефективність моделі при розв'язанні задач регресії є RMSE. Як зрозуміло з самої назви, це метрика, яку можна обчислити шляхом застосування операції добування квадратного кореня із середньоквадратичної помилки MSE.

До переваг використання RMSE належить те, що одержаний результат прогнозування відображається у тих же одиницях вимірювання, що й прогнозований показник, а це в свою чергу дає змогу спростити інтерпретацію втрат.

Недолік застосування цієї метрики полягає у тому, що вона менш стійка до викидів, ніж MAE.

У більшості випадків розробники використовують RMSE як показник оцінки ефективності нейромережових моделей при використанні методів глибокого навчання.

Метрика  $R^2$  – це показник, який описує продуктивність моделі машинного навчання, а не втрати в абсолютному сенсі того, скільки позитивних результатів одержано за допомогою моделі. метрики MAE та MSE залежать від контексту, тоді як оцінка  $R^2$  не залежить від нього. Отже, за допомогою  $R^2$ - метрики можна одержати базову модель для порівняння з іншими моделями, яку не надає жодна з інших метрик. Те ж саме стосується задач класифікації, які передбачають визначення деякого порогового значення, що фіксується на рівні 0,5. Таким чином, в основному  $R^2$  обчислює, наскільки лінія регресії повинна бути кращою, ніж середня лінія.



$R^2$  –метрика також відома як коефіцієнт детермінації або іноді її називають добротністю відповідності.

$$R^2 = 1 - \frac{SSr}{SSm}, \quad (2.6)$$

де  $SSr$  – квадрат суми помилок лінії регресії;

$SSm$  – квадрат суми помилок середньої лінії.

Припустимо, що оцінка  $R^2$  дорівнює нулю, то наведена вище лінія регресії за середньою лінією дорівнює 1, тож 1-1 дорівнює нулю. Отже, у цьому випадку обидві лінії перекриваються, а це означає, що продуктивність моделі найгірша, оскільки вона не здатна визначити перевагу вихідного результату.

Тепер другий випадок, коли оцінка  $R^2$  дорівнює 1, це означає, що результат ділення дорівнює нулю, і це станеться, коли лінія регресії не допустить жодної помилки, вона ідеальна. У реальному світі це неможливо. Отже, можна зробити висновок, що, коли лінія регресії рухається до ідеальної лінії, показник  $R^2$  наближається до одиниці. І продуктивність моделі покращується. Нормальний випадок – це коли оцінка  $R^2$  коливається в межах від нуля до одиниці, наприклад 0,8, що означає, що модель здатна пояснити 80 відсотків дисперсії даних.

Метрика MAPE є мірою того, наскільки точною є система прогнозу. Дана метрика оцінює точність у відсотках і може бути розрахована як середня абсолютна відсоткова помилка для кожного періоду часу мінус фактичні значення, поділені на фактичні значення

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|, \quad (2.7)$$

де  $A_t$  – реальне значення прогнозованого показника;

$F_t$  – прогнозоване значення.

MAPE є найпоширенішим показником, який використовується для прогнозування помилки, і найкраще працює, якщо в даних немає екстремумів або нулів.

У цьому розділі кваліфікаційної роботи одержано наступні наукові й практичні результати:

1. Розроблено алгоритм та процедури збору даних із сенсорів автомобіля з використанням смартфона, як мобільного терміналу та діагностичного пристрою, сумісного з OBD інтерфейсом, що дало змогу в режимі реального часу одержувати дані про зміни у швидкості руху автомобіля та відповідні витрати палива і сформувати вибірку даних для виявлення важливих факторів впливу на розхід палива.

2. Обгрунтовано підходи до прогнозування витрат палива та побудовано відповідні моделі з використанням таких методів машинного навчання як нейронні мережі із зворотним поширенням помилки, методи опорних векторів та випадкових лісів, що дало змогу в подальшому забезпечити високу стійкість та точність результатів прогнозування.

3. Обгрунтовано застосування функціоналів якості RMSE, MAPE та  $R^2$  для оцінювання ефективності моделей прогнозування витрат палива, що дозволяє забезпечити адекватність одержаних результатів та інтерпретувати їх в термінах предметної області.

## РОЗДІЛ 3

## РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ЗБОРУ ДАНИХ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ ПАЛИВА АВТОМОБІЛЯ В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД ПОВЕДІНКИ ЙОГО РУХУ

3.1. Визначення ознак поведінки автомобіля, що впливають на витрати палива

Експериментальні дані для розв'язання задачі прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля проводились шляхом їх збору з терміналів OBD, які підключались до автомобілів-таксі, а також до терміналів мобільних телефонів. Інтервал зчитування даних становить 1 с.

Для формування статистичної вибірки щодо витрат палива використовувались автомобілі Hyundai Elantra з чотири циліндровими двигунами об'ємом 1600 см<sup>3</sup>. Даний автомобіль відповідає вимогам щодо викидів вихлопних газів Євро V. Участь в експерименті взяли двадцять водіїв протягом п'ятнадцяти днів у Китаї [12].

Під час експерименту у кожному автомобілі таксі встановлені бортові діагностичні прилади, які підтримують протокол OBD II для збору даних про поведінку водія і дані про витрату палива. Пристрої OBD II широко використовуються у пекінських компаніях таксі протягом більше п'яти років для моніторингу споживання палива та викидів за допомогою платформи статистичного моніторингу [14].

Миттєва витрата палива транспортних засобів, зібраних з БД, обчислюється відповідними параметрами, такими як швидкість завантаження двигуна, частота обертання двигуна, піковий приплив повітря та коефіцієнт коригування палива.

Порівнюючи витрату палива, розраховану за допомогою OBD, з витратою палива, зібраною за допомогою шини CAN (розраховану за шириною імпульсу впорскування палива), похибка миттєвої витрати палива коливається в межах  $\pm 3\%$ , а похибка середньої витрати палива на 100 км - 0,74% [15].

У табл. 3.1 наведено показники, які збирались в автоматичному режимі для прогнозування показників витрат палива з пристроїв ELM327 та мобільних телефонів.

Таблиця 3.1

**Показники, які одержано з терміналів OBD II та мобільних телефонів**

Пристрій	Показник
ELM 327	Час
	Глобальна система позиціювання довгота і широта
	Кут напрямку GPS
	Швидкість автомобіля на спідометрі
	Оберти двигуна
	Крутний момент
	Стан кондиціонера
	Стан кисневих сенсорів
	Миттєва витрата палива
Мобільний телефон	Час
	Довгота і широта з GPS модуля телефону
	Висота над рівнем моря
	Швидкість з GPS модуля
	Прискорення авто по осі X
	Прискорення авто по осі Y
	Прискорення авто по осі Z
	Кутове прискорення авто по осі X
	Кутове прискорення авто по осі Y
Кутове прискорення авто по осі Z	

На мобільний телефон водіїв таксі встановлено спеціальне програмне забезпечення, що дозволяє збирати і передавати дані та продовжувати працювати під час руху для збору даних GPS. Програмне забезпечення Real Time GPS Tracker базується на системі Android і спеціально розроблене для збору даних GPS з датчиків мобільного телефону та розрахунку поведінки водія (рис. 3.1, рис. 3.2). Два типи даних були зібрані та завантажені в хмару одночасно.

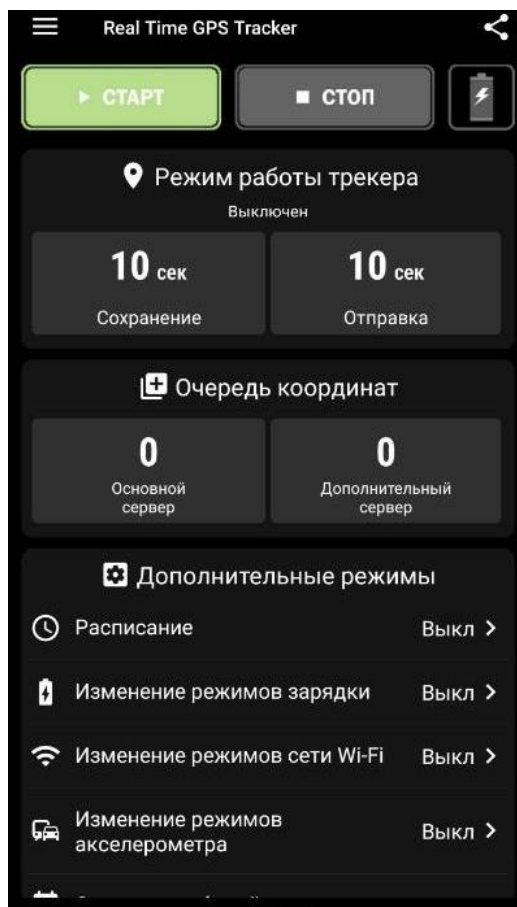


Рис. 3.1. Головне меню програмного забезпечення Real Time GPS Tracker

При проведенні експерименту використано тримач для мобільного телефону. При цьому екран телефону був розміщений перпендикулярно горизонтальній лінії. До тесту були застосовані датчики напрямку мобільного телефону, щоб переконатися, що місцезнаходження мобільного телефону фіксоване та уніфіковане, а водії повинні були тримати телефони у відповідному місці під час руху.

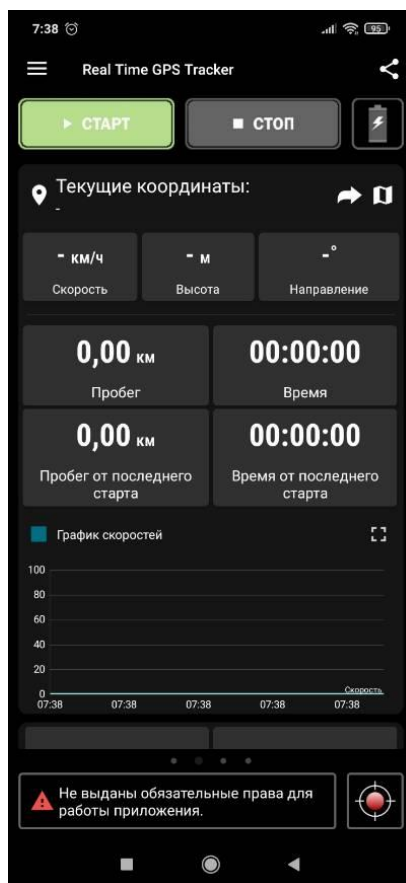


Рис. 3.2. Показники моніторингу руху автомобіля

Хоча і OBD, і мобільний телефон мають GPS, і водії зобов'язані розмістити мобільний телефон у фіксованому положенні під час водіння, результати одержаних даних з GPS-модулів, зібраних з OBD та мобільного телефону, різні, що може бути спричинено струсом мобільного телефону, коли автомобіль піддається вібрації або відмінності типу мобільного телефону.

У реальному процесі водіння тремтіння мобільного телефону та відмінності в типі мобільного телефону неминучі. Тому припускається, що побудова моделі прогнозування споживання палива може зменшити вплив помилок даних, зібраних мобільними телефонами, і точно передбачити витрату палива без пристрою OBD.

Порівнюючи дані, зібрані з терміналів OBD і мобільного телефону, можна отримати щоденну поведінку кожного водія та відповідні показники витрат палива. Існує багато факторів поведінки водія, які впливають на споживання палива автомобілями [16]. Для прогнозування споживання палива було обрано сім

показників, які можна обчислити за даними мобільного телефону. Типи та визначення показників наведені в табл. 3.2.

Таблиця 3.2

## Розширені показники, враховані при прогнозуванні витрат палива

Показник	Опис	Одиниці вимірювання
Середня швидкість	$V_{avg} = (1/T) \sum_{i=1}^T v_i,$ де $v_i$ – швидкість під час $i$ -ої секунди; $T$ – загальний час руху за один день.	км/ГОД
Середня швидкість без врахування холостого ходу	$V'_{avg} = (1/T') \sum_{i=1}^{T'} v_i,$ $T'$ – загальний час руху за один день без врахування холостого ходу	км/ГОД
Середнє прискорення	$a^+ = (1/t_a) \sum_{i=1}^{t_a} a_i,$ де $a_i$ – прискорення на $i$ -ій секунді; $t_a$ – час руху авто з прискоренням за один день.	м/с <sup>2</sup>
Середнє уповільнення	$a^- = (1/t_d) \sum_{i=1}^{t_d} a_i,$ де $t_d$ – час руху авто з уповільненням за один день.	м/с <sup>2</sup>
Відносний час прискорення	$P_a = \left(\frac{t_a}{T}\right) * 100\%$	%
Відносний час уповільнення	$P_d = \left(\frac{t_d}{T}\right) * 100\%$	%
Відносний час крейсерського руху	$P_c = \left(\frac{t_c}{T}\right) * 100\%,$ де $t_c$ – час використання круїз контролю за один день	%
Витрати палива	$FC = \sum_{i=1}^T FC_i / dist,$ де $FC_i$ – миттєва витрата палива за $i$ -ту секунду; $dist$ – відстань, яку подолав авто за один день	л/100 км

Умова прискорення визначається як прискорення більше, ніж  $0,1 \text{ м/с}^2$ , умова уповільнення інтерпретується як прискорення менше  $-0,1 \text{ м/с}^2$ . Рух в режимі круїз-контролю визначається як абсолютне значення прискорення менше  $0,1 \text{ м/с}^2$ . У середньому за 15 днів поведінки 20 водіїв можна отримати в цілому 300 наборів даних.

Хоча дорожні умови, погода та інші фактори також мають великий вплив на витрату палива, однак їх не враховано при прогнозуванні витрат палива автомобілем у даній роботі. Основний акцент цього дослідження зроблено на оцінку щоденного моніторингу поведінки кермування водіїв таксі, що дозволило б приймати управлінські рішення щодо стимулювання та покращення навичок керманців таксі, а також зменшення витрат палива за рахунок правильної та екологічної їзди у сфері громадського транспорту. Для цього пропонується проводити щоденну середньодобову витрату палива для таксистів.

Оскільки кожен таксист щодня їде різним маршрутом, важко підрахувати всі типи доріг протягом дня. Хоча ігнорування впливу дорожніх умов та інших факторів призводить до зниження точності прогнозування споживання палива, метод, запропонований у даній роботі, є більш адаптивним до широкого кола умов та в перспективі зможе оцінити щоденний екологічний рівень водіїв. Метод також забезпечує техніко-економічне обґрунтування для прогнозування споживання палива в майбутньому.

### 3.2. Розробка алгоритму та проектування архітектури комп'ютерної системи збору даних при прогнозуванні витрат палива автомобілем

Перед тим, як перейти до безпосередньої організації комп'ютерної системи збору та прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля необхідно побудувати алгоритм роботи системи з інтеграцією уже визначених ітерацій, принципів і методів інтелектуального формування прогнозів. Для цього побудовано комплексний алгоритм збору даних та їхнього опрацювання, який показано на рис. 3.3.



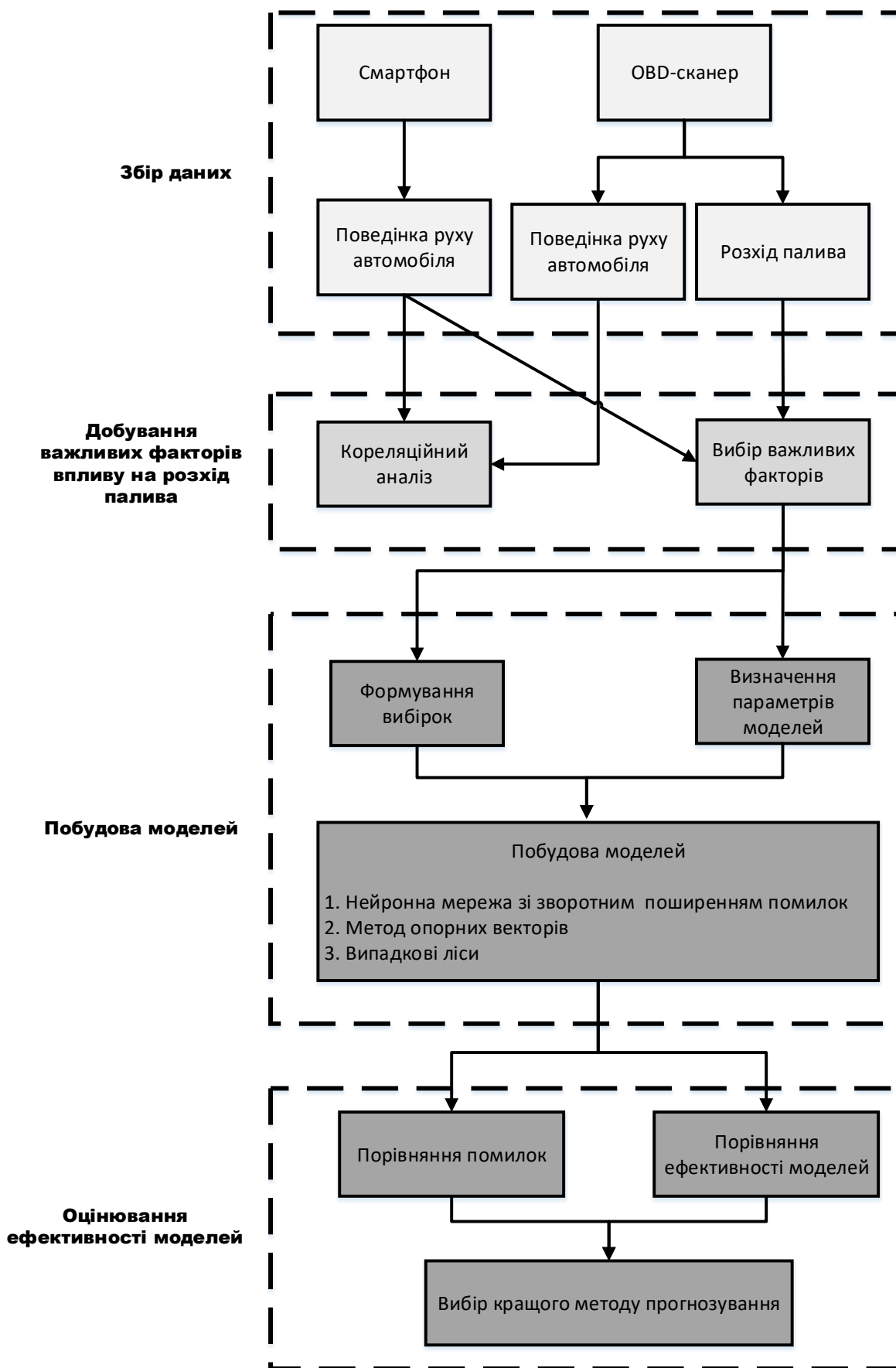


Рис. 3.3. Алгоритм проектування комп'ютерної системи прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля

Як видно з рис. 3.3, алгоритм реалізації процесу прогнозування витрат палива з врахуванням поведінкових факторів руху авто включає чотири стадії:

- збір даних;
- добування важливих факторів впливу на розхід палива;
- побудова моделей прогнозування;
- оцінювання ефективності моделей.

Як зазначалось раніше збір даних пропонується виконати на основі двох пристроїв:

- термінал з підтримкою OBD II (ELM 327);
- термінал мобільного телефону з наявністю сенсорів фіксації GPS координат.

ELM 327 представляє собою пристрій діагностики, що виконує функції своєрідного моста і з'єднує порти бортової діагностики (OBD) з послідовним інтерфейсом RS 232. У даному апаратно-програмному пристрої реалізовано можливість:

- автоматичного визначення та інтерпретації дев'яти протоколів OBD,
- підтримки високошвидкісного зв'язку,
- підтримки режиму сну, що забезпечує низький рівень енергоспоживання,
- підтримки J1939 стандарту, що використовується у вантажівках і автобусах;
- здатність повного налаштування з метою адаптації для потреб користувача.

ELM327 передбачає тип з'єднання з ПК через послідовний інтерфейс RS232. Хоча сучасні комп'ютери, зазвичай, не забезпечують підтримки такої послідовної передачі даних, однак існує кілька способів створення «віртуального послідовного порту».

Найпоширенішими пристроями для комунікації ELM327 з персональним комп'ютером є перехідники USB/RS232. Окрім цього, можна застосовувати й деякі інші але їх є кілька інших, такі як спеціальні картки ПК, пристрої Ethernet або

адаптери Bluetooth. На рис. 3.4 показано типову схему з'єднання та призначення виводів сканера ELM327.

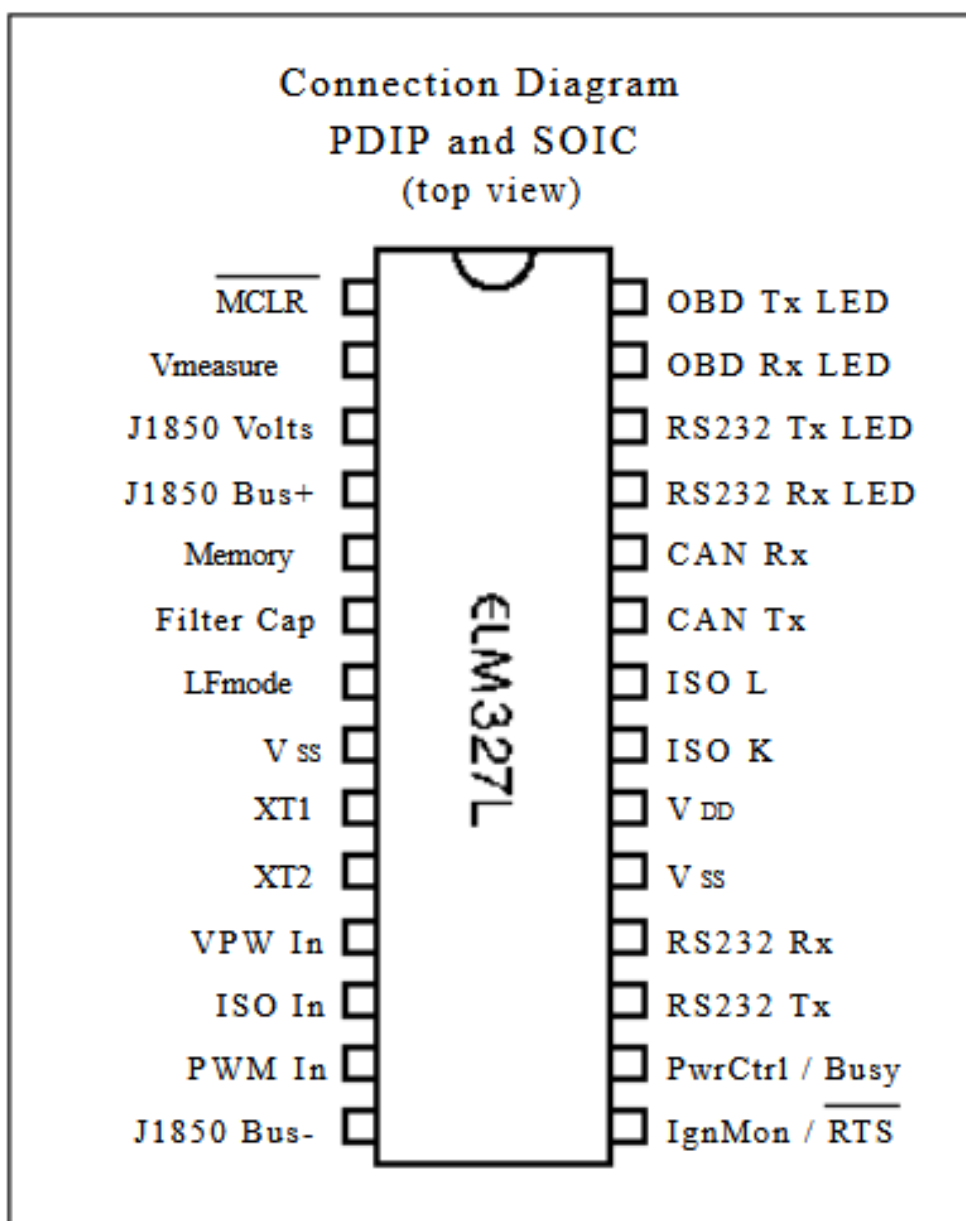


Рис. 3.4. Виводи ELM 327

Незалежно від того, як фізично підключатися до ELM327, необхідно визначити спосіб надсилання та отримання даних. Найпростішим методом є використання однієї з багатьох доступних «термінальних» програм (HyperTerminal, ZTerm тощо), щоб дозволити вводити символи безпосередньо з клавіатури.

Щоб використовувати термінальну програму, потрібно налаштувати кілька параметрів. По-перше, переконайтеся в тому, що програмне забезпечення налаштовано на застосування потрібного COM-порту і що задано правильну швидкість передачі даних. В залежності від того, який вивід задіяний, наприклад на 6 пін подається напруга зі значенням 0 при включеному запалюванні авто, то це означає, що швидкість передачі даних буде на рівні 9600 baud або 38400 baud – у випадку, коли PP 0C не змінено.

Якщо обрати неправильний COM-порт, то не буде забезпечено можливість надсилання чи отримання даних. У випадку неправильного вибору швидкості передачі даних, інформація, яка надсилається або отримується, буде спотвореною та нечитабельною для ПК чи ELM327. На рис. 3.5 показано функціональну схему ELM 327.

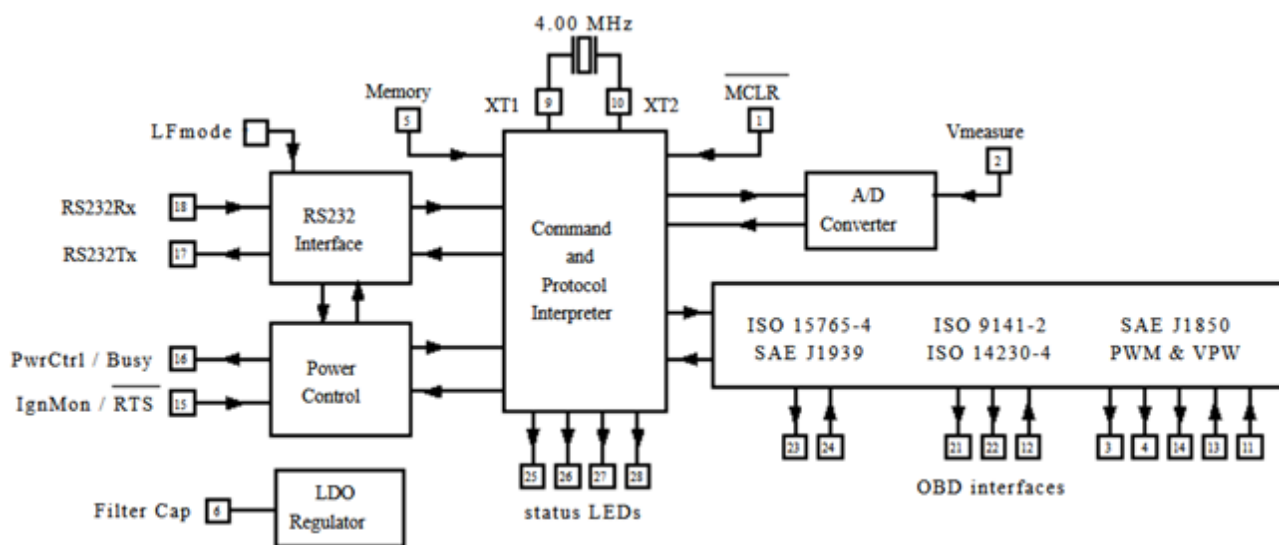


Рис. 3.5. Функціональна схема ELM 327

Важливо також налаштувати 8-ми бітне підключення без бітів парності та 1 стоповий біт, а також для правильний режим «кінець лінії».

Усі відповіді від ELM327 завершуються одним символом повернення каретки та, за бажанням, символом переведення рядка (залежно від налаштувань). При правильному підключенні та живленні ELM327 подає живлення на чотири

світлодіодні виходи послідовно (як тест лампи), а потім надсилає повідомлення: «ELM327 v2.1 > ».

Крім цього, для ідентифікації версії прошивки ELM 327, відображення наведеного вище рядку є хорошим способом підтвердити, що комп'ютерні з'єднання та налаштування програмного забезпечення терміналу правильні (однак на даний момент жодного зв'язку з транспортним засобом не було, тому стан цього з'єднання поки невідомо).

Символ «>», який відображається у другому рядку, є символом підказки ELM327. Це вказує на те, що пристрій перебуває в стані очікування, готовий до прийому символів на порт RS232.

Якщо ідентифікаційний рядок відсутній, потрібно спробувати скинути ІС знову за допомогою команди «ATZ» (скидання). Для цього треба ввести літери А, Т і Z (пробіли необов'язкові), а потім натиснути клавішу повернення: >ATZ. Це повинно призвести до того, що світлодіоди знову блиматимуть, а ідентифікаційний рядок буде виведений на екран. Якщо на екрані показано невідомі символи, то потрібно перевірити швидкість передачі даних – ймовірно, вона встановлена не неправильно.

Символи, надіслані з комп'ютера, можуть бути призначені або для внутрішнього використання ELM327, або для переформатування та передачі в автомобіль.

ELM327 може швидко визначити, куди мають бути спрямовані отримані символи, відстежуючи зміст повідомлення. Команди, призначені для внутрішнього використання ELM327, починатимуться з символів «АТ», тоді як команди OBD для автомобіля можуть містити лише коди ASCII у шістнадцятковій системі числення (від 0 до 9 і від А до F). Незалежно від того, чи є це внутрішня команда типу «АТ» або шістнадцятковий рядок для шини OBD, усі повідомлення до ELM327 повинні закінчуватися символом повернення каретки (шістнадцятковий «0D»), перш ніж буде виконано дію. Єдиним винятком є випадки, коли надсилається неповний рядок, а повернення каретки не відображається.

У цьому випадку внутрішній таймер автоматично скасовує неповне повідомлення приблизно через 20 секунд, а ELM327 виведе один знак питання (“?”), щоб показати, що введене повідомлення не було зрозумілим.

В загальному випадку архітектуру комп’ютерної системи збору і прогнозування витрат палива з врахування факторів поведінки автомобіля показано на рис. 3.6.

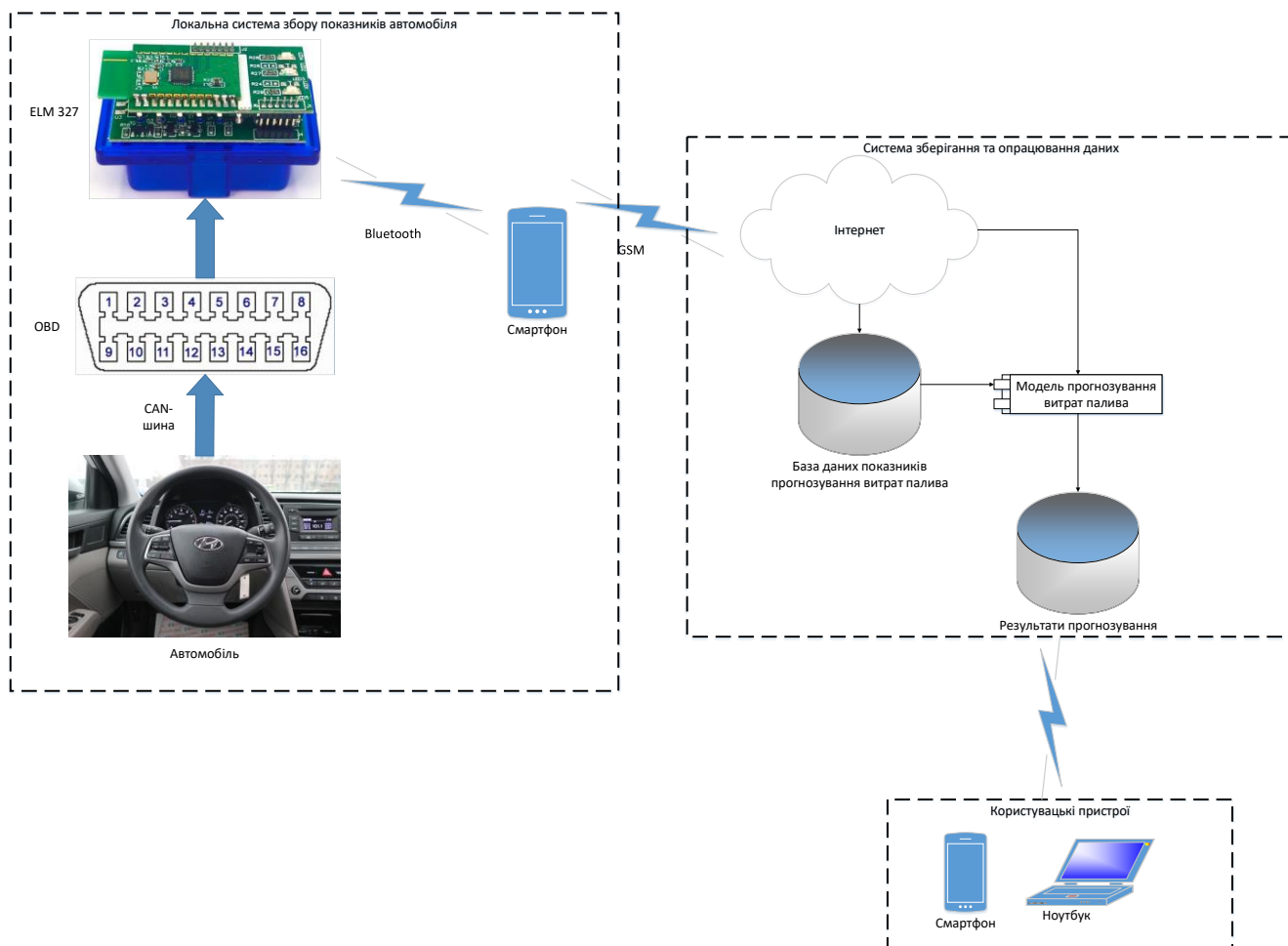


Рис. 3.6. Концептуальна архітектура комп’ютерної системи збору та прогнозування витрат палива

З рис. 3.6 видно, що архітектурні блоки комп’ютерної системи можна поділити на три підсистеми:

- локальна система збору показників автомобіля;
- система опрацювання даних;

– система аналізу результатів прогнозування витрат палива користувачами.

До структури локальної системи збору показників автомобіля належать діагностичний пристрій ELM 327 та мобільний термінал у вигляді смартфона. Комунікація між ELM 327, що підключений до OBD роз'єму, і мобільним терміналом забезпечується технологією передачі даних Bluetooth.

Після цього трансфер зібраних показників виконується за допомогою GSM каналу зв'язку, тобто мобільних даних, які передають їх до системи опрацювання показників.

До складу системи опрацювання показників входить база даних, що забезпечує зберігання даних, програмна реалізація моделей прогнозування витрат палива та база даних для зберігання результатів прогнозування.

Обидві бази даних належать до класу реляційних, тобто зберігання даних виконується у вигляді таблицю. СКБД, які використано для зберігання даних – MS SQL Server. Реалізація програмних моделей прогнозування витрат палива виконано за допомогою мови програмування Python та відкритих бібліотек.

Користувачі можуть одержати доступ до спрогнозованих результатів витрат палива автомобілем на основі відповідності прав доступу та ролей на рівні системи керування базами даних.

Для одержання показників щодо витрат палива та інших факторів впливу на мобільний термінал можна встановити спеціальне програмного забезпечення. У даному випадку для їх одержання використовувалась Torque Pro. Загальний вигляд інтерфейсу програми показано на рис. 3.7.

На рис. 3.7 показано меню налаштування програмного забезпечення Torque Pro, що включає такі основні пункти:

- пошук несправностей;
- додати на екран графік функціонування певного пристрою (рис. 3.8.);
- надсилання логів на електронну пошту;
- очищення логів;
- налаштування акселерометра;
- налаштування з'єднання з OBD та ін.

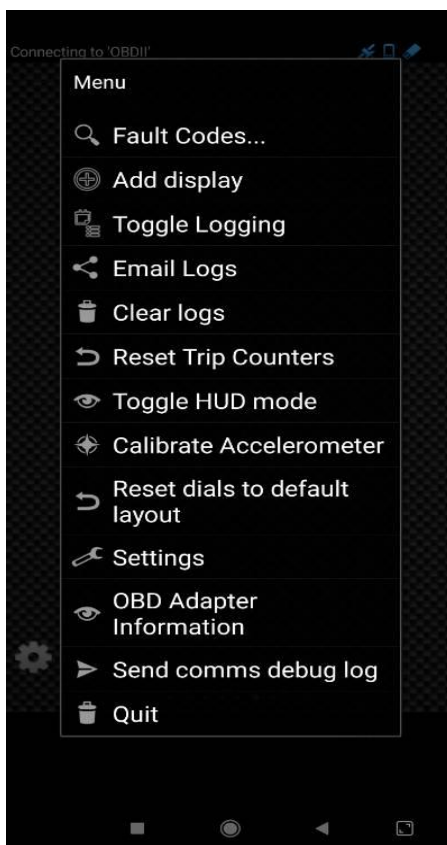


Рис. 3.7. Меню програмного забезпечення Torque PRO



Рис. 3.8. Екран показників GPS програми Torque PRO



### 3.3. Побудова моделей прогнозування та оцінювання результатів прогнозу витрат палива автомобілем

Перед тим, як перейти до безпосередньої побудови моделей прогнозування необхідно визначити кореляцію показників, які одержано за допомогою двох пристроїв: ELM 327 та мобільний термінал (смартфон). Для визначення коефіцієнта кореляції між даними щодо витрат палива можна використати програмний код мовою програмування Python у середовищі Spyder, який приведений у лістингу 3.1.

#### Лістинг 3.1. Визначення коефіцієнта кореляції Пірсона

```

"""Correlation matrix of features"""
#Compute the correlation matrix
correlation_matrix = df.corr(method='pearson')
#Visualization of correlation matrix
sns.heatmap(correlation_matrix, linewidths=.2)

```

У результаті виконання програмного коду, наведеного у лістингу 3.1, можна одержати результат, як показано на рис. 3.9.



Рис. 3.9. Матриця залежності на основі коефіцієнта кореляції Пірсона

Кореляційний аналіз Пірсона був прийнятий для перевірки кореляції між даними про поведінку водіння з терміналів OBD і мобільних телефонів, і результати наведені в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3

**Коефіцієнти кореляції показників, одержаних з ELM 327 та мобільного телефону**

Показник	Коефіцієнт кореляції	Значущість критеріїв (p-value)
Середня швидкість $V_{avg}$	0,975	<0.001
Середня швидкість без врахування холостого ходу $V'_{avg}$	0,936	<0.001
Середнє прискорення	0,793	<0.001
Середнє сповільнення	0,670	<0.001
Відсоток часу прискорення	0,662	<0.001
Відсоток часу сповільнення	0,662	<0.001
Відносний час крейсерського руху	0,060	0,467

Можна побачити, що, за винятком відносного часу крейсерського руху, інші показники поведінки руху автомобіля, одержані за допомогою OBD і мобільних телефонів, значно корелюють, оскільки значення коефіцієнта кореляції більше за 0,6. Причина різниці у відсотках крейсерського часу полягає в тому, що існують деякі відмінності щодо точності вибірки, отриманих за допомогою мобільного телефону та OBD, тому значення швидкості та прискорення, розраховані за даними GPS, зібраними з мобільних телефонів і OBD, не зовсім однакові.

Значна кореляція кількох показників вказує на те, що метод використання даних мобільного телефону для прогнозування витрат палива є доцільною. Щоб перевірити кореляцію між даними, зібраними локальною підсистемою за допомогою терміналів ELM 327 і смартфона та отримати відповідні індекси для прогнозування витрат палива побудовано відповідні графіки (рис. 3.10- 3.13).

На рис. 3.9 показано залежність витрати палива автомобілями та показників середньої швидкості і середнього швидкості без врахування холостого ходу.

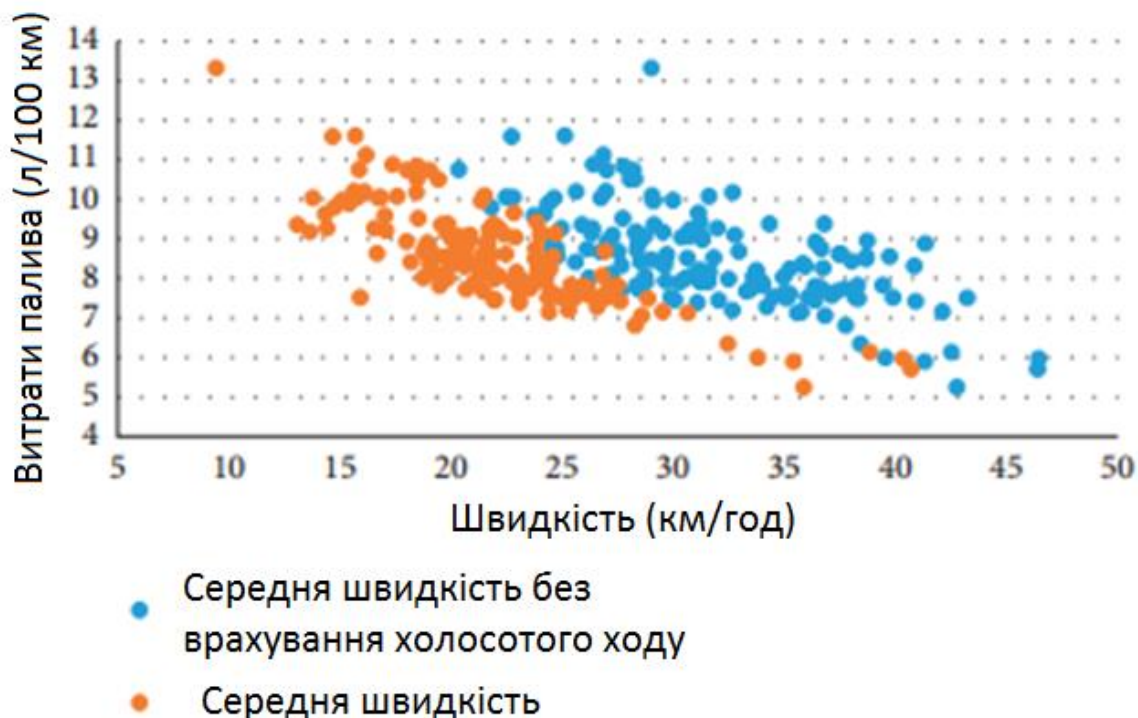


Рис. 3.10. Залежність витрати палива автомобілями та показників середньої швидкості і середнього швидкості без врахування холостого ходу

Як видно з рис. 3.9, чим вища середня швидкість руху автомобіля, тим менша витрата палива, тобто існує «сильна» кореляція між середньою швидкістю та витратою палива. Оскільки, показник описує середню швидкість авто кожного дня, максимальна середня швидкість не перевищує 50, а залежність між витратою палива та швидкістю є лінійною.

З точки зору миттєвої швидкості (прискорення), витрата палива зростає, коли вона перевищує 80 км/год, а відношення між швидкістю і витратою палива описується U-подібними кривими. Співвідношення між середнім прискоренням/уповільненням і витратою палива показано на рис. 3.11 та рис. 3.12.



Рис. 3.11. Залежність між середнім прискоренням та витратою палива

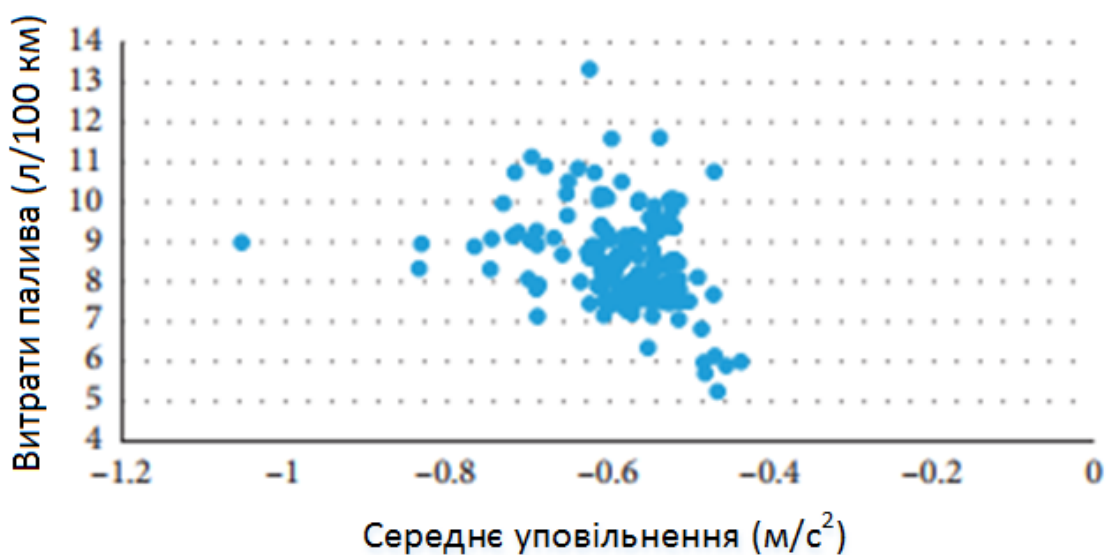


Рис. 3.12. Залежність між середнім уповільненням та витратою палива

Результати показують, що водій із сильним прискоренням або уповільненням протягом дня водіння споживає більше палива.

На рис. 3.13 показано співвідношення між відсотком часу розгону, відсотком часу уповільнення, відсотком часу крейсерського руху та витратою палива.

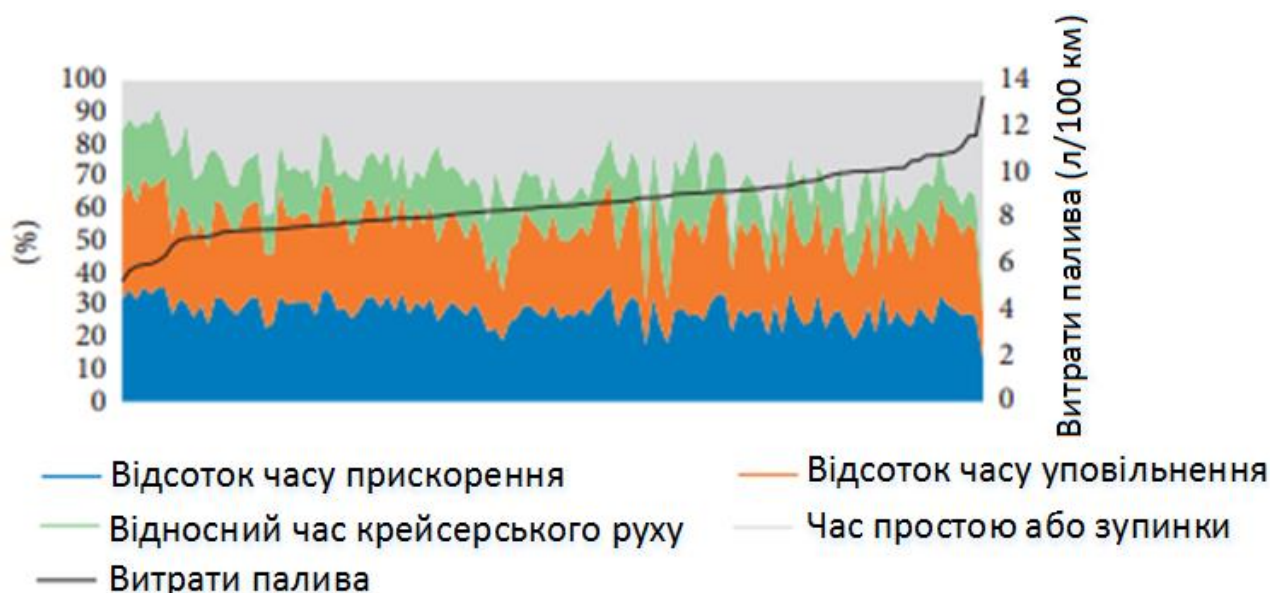


Рис. 3.13. Залежність витрат палива від часових показників поведінки руху автомобіля

Результати показують, що характерним для поїздки з меншою витратою палива є час руху з круїз-контролем, який займає більшу частку і при цьому авто менше рухається на холостому ході. Подорож з високим споживанням палива зазвичай показує поведінку руху автомобіля, що відноситься до простою або зупинок протягом тривалого часу.

Відсоток часу і витрата палива також показують певну кореляцію, але ці тенденції не настільки очевидні, як вплив значення швидкості або прискорення на витрати палива. Щоб перевірити вплив різних ознак поведінки водіння автомобіля на витрату палива та вибрати відповідні індекси прогнозування споживання палива.

Кореляція Пірсона – це поширений метод вибору ознак на основі фільтрації. Аналізуючи кореляцію Пірсона між даними про поведінку водіння, зібраними мобільними телефонами, і даними про споживання палива одержаними з OBD, можна вибрати ключові ознаки поведінки водіння, які впливають на споживання палива транспортним засобом за допомогою фільтрації. Результати такої фільтрації показані у табл. 3.4.

**Результати кореляційного аналізу впливу факторів поведінки руху авто  
на витрати палива**

Показник	Коефіцієнт кореляції	Значущість критеріїв (p-value)
Середня швидкість $V_{avg}$	-0,800	<0.001
Середня швидкість без врахування холостого ходу $V'_{avg}$	-0,659	<0.001
Середнє прискорення	0,515	<0.001
Середнє сповільнення	0,314	<0.001
Відсоток часу прискорення	-0,363	<0.001
Відсоток часу сповільнення	-0,293	<0.001
Відносний час крейсерського руху	-0,229	0,005

Усі ознаки поведінки руху авто суттєво корелюють із витратою палива ( $P < 0,05$ ). Перш за все, для прогнозування витрати палива вибираються показники середньої швидкості, середньої швидкості без врахування холостого ходу, середнього прискорення, середнього уповільнення, відсотку часу розгону, відсотку часу уповільнення та відсотка часу крейсерського руху.

Процес побудови моделі прогнозування витрат палива на основі даних щоденної поведінки руху автомобілів наведено на рис. 3.14.

З одного боку, показники, що визначають щоденну поведінку руху кожного автомобіля були розраховані з використанням значень даних, зібраних з терміналу мобільного телефону. З іншого боку, миттєвий розхід палива одержаний через термінал OBD і перетворений у дані щоденного споживання палива. Два джерела даних (дані про поведінку водіння та дані про щоденне витрати палива) були зіставлені протягом часу збору. З усіх зібраних даних 75% були випадковим чином відібрані як навчальні вибірки, а решта даних були тестовими.

Моделі прогнозування споживання палива побудовані на основі нейронної мережі зі зворотним поширенням помилок, на основі методу опорних векторів та випадкового лісу.

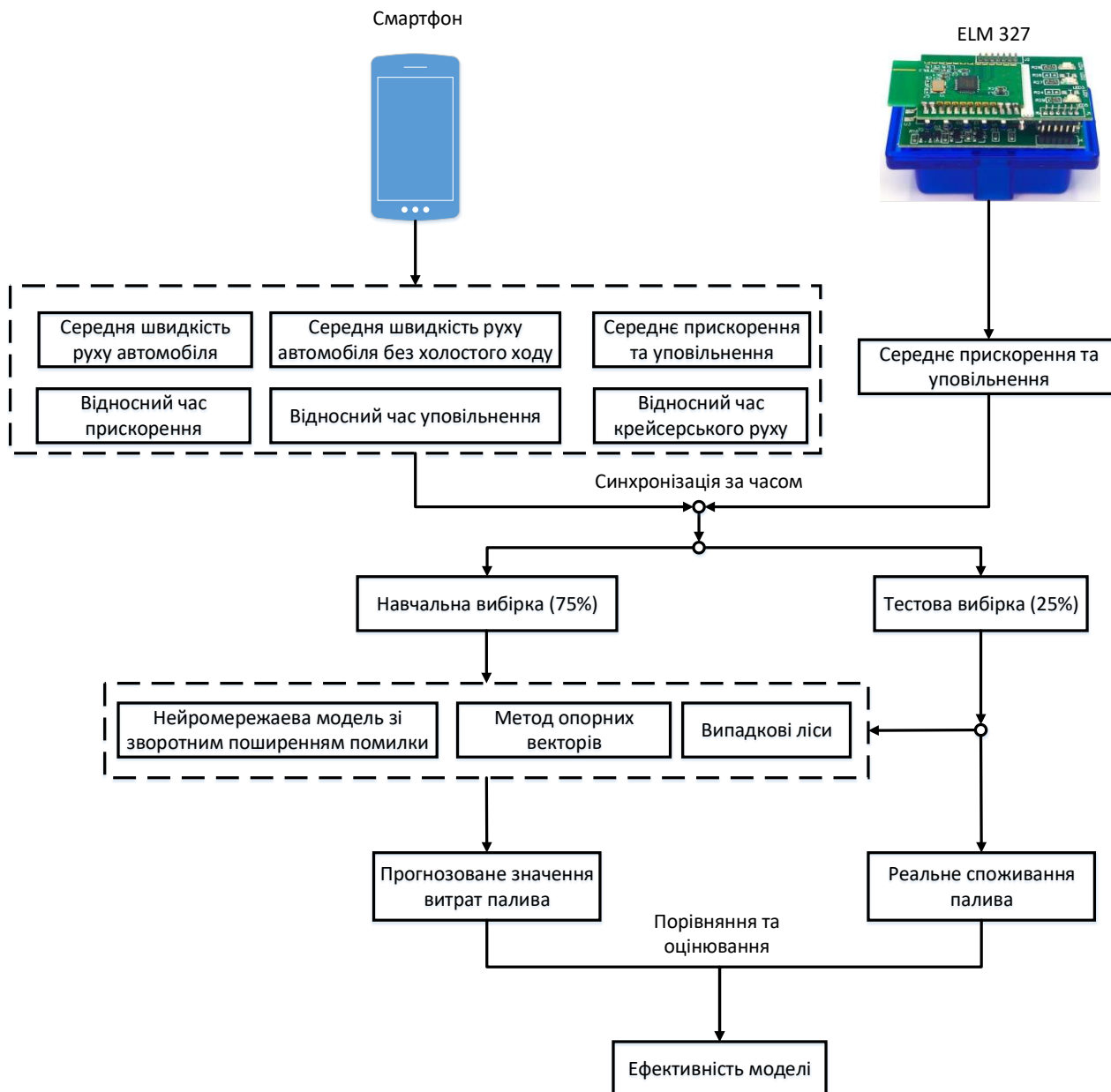


Рис. 3.14. Процес побудови моделі прогнозування витрат палива

Для забезпечення точності та стабільності моделі прогнозування експеримент та навчання моделі проведено 10 разів. Порівнюючи різницю в передбачуваний і фактичній витраті палива між трьома моделями, була оцінена точність використання даних мобільного телефону для прогнозування споживання

палива транспортним засобом. У моделі прогнозування витрати палива на основі нейронної мережі для навчання використовувався алгоритм “trainlm”, для функції збудження – логарифмічна функція “tansig”, а для передатної функції вузла – лінійна функція “purelin”. Час навчання моделі визначено як 100 епох, а умова збіжності – як похибка моделі, яка менша за 0,001.

На основі моделі прогнозування споживання палива SVR значення нечутливої функції втрат і параметра штрафу було використано на вичерпному методі, а оптимальне значення двох коефіцієнтів було розраховано шляхом обмеження кількості ітерації, щоб зробити помилку меншою за певне абсолютне значення. Радіальна базисна функція (RBF) була прийнята як функція ядра моделі SVR.

На основі моделі прогнозування споживання палива випадкового лісу побудовано 50 дерев регресії для навчання. Можна побачити, що зі збільшенням кількості дерев регресії помилка моделі зменшується, а модель збігється, коли є близько 50 дерев регресії. Результати прогнозування витрати палива одного навчального процесу за трьома моделями показані на рис. 3.15.

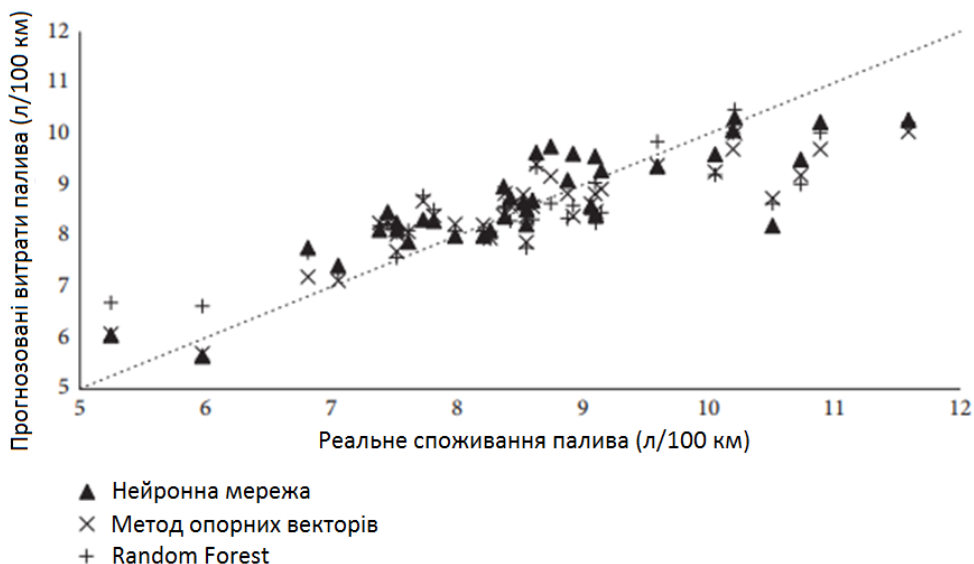


Рис. 3.15. Результати прогнозування витрат палива за трьома моделями

На рис. 3.15 показано ступінь наближення між трьома результатами прогнозування споживання палива і фактичним споживанням палива. Як видно з



рис. 3.15, деякі точки з більшим відхиленням є результатами прогнозування моделі нейронної мережі. Проте, в цілому всі три моделі володіють хорошими результатами прогнозування; результати прогнозу в основному розподілені по обидві сторони прямої  $y = x$  у з високим ступенем наближення. Щоб оцінити точність та ефективність трьох моделей прогнозування витрат палива, порівнювалися чотири функціонали якості, а саме середньоквадратична помилка (RMSE), середня абсолютна відсоткова помилка  $K$ ,  $R^2$  і час роботи моделі.

Результати оцінки моделі наведені у табл. 3.5.

Таблиця 3.5

### Оцінювання ефективності моделей прогнозування

Метод прогнозування	RMSE	$K$	$R^2$	Час (с)
Нейронна мережа зі зворотним поширенням помилки	0,872	0,075	0,547	0,724
Метод опорних векторів	0,888	0,073	0,519	0,933
Випадковий ліс (Random Forest)	0,783	0,069	0,635	0,140

З результатів, наведених у табл. 3.5 можна побачити, що всі три моделі демонструють високу точність прогнозування. RMSE становить 0,78–0,89, абсолютна відносна похибка становить 6,9%–7,5%, а  $R^2$  більше 0,5, що вказує на те, що три моделі можуть точно передбачити витрату палива транспортними засобами з даних, зібраних за допомогою мобільних телефонів.

Порівнюючи помилки та ефективність між трьома моделями, можна зробити висновок про те, що модель, яка використовує випадковий ліс, має вищу точність, ніж нейронна мережа або метод опорних векторів, а час роботи моделі випадкового лісу набагато нижчий, ніж у нейронній мережі та SVR. Тому модель прогнозування витрат палива, побудова на випадковому лісі, є ефективною для прогнозів на основі поведінки індивідуальних водіїв, зібраних з мобільних телефонів, і більше підходить для практичних застосувань до більших наборів даних.

До основних результатів, які одержані в даному розділі належать:

1. На основі кореляційного аналізу із застосування коефіцієнта кореляції Пірсона визначено фактори впливу на розхід палива з двох джерел: ELM 327 і смартфона, що дало змогу в процесі експерименту визначити найбільш важливі ознаки поведінки автомобіля, які впливають на розхід палива.

2. Розроблено алгоритм та спроектовано архітектуру комп'ютерної системи збору та прогнозування витрат палива з використанням спеціалізованого програмного забезпечення Torque PRO (працює з OBD пристроями) та Real Time GPS Tracker (працює на смартфоні), а також баз даних для зберігання переданих від кінцевих пристроїв даних та формування результатів прогнозування витрат палива, що дало змогу забезпечити необхідний рівень функціональності та прозорості доступу до даних при прогнозуванні витрат палива.

3. Побудовано та програмно реалізовані засобами мови Python моделі прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля, що дало змогу встановити найбільш оптимальну серед запропонованих – модель прогнозування на основі методу випадкових лісів з точністю 0,783 та швидкість формування результатів на рівні 0,140 с.

## РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

### 4.1. Охорона праці

У кваліфікаційній роботі магістра розроблено комп'ютерну систему аналізу і прогнозування витрат палива на основі інформації про рух автомобіля. Усі дослідження проводились з використанням комп'ютеризованих засобів, а робоче місце і приміщення відповідали вимогам щодо охорони праці при організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно обчислювальних машин (ВДТ). У даному підрозділі проводиться аналіз умов у приміщенні, де розроблялася кваліфікаційна робота.

Приміщення у якому проводилися дослідження щодо проектування комп'ютерної системи прогнозування витрат палива на основі інформації про рух автомобіля відповідають санітарним нормам ДБН В.2.5-28:2018 [22].

Денне (природне) освітлення приміщення відбувається за системою однобічного бічного освітлення. Природне світло проникає у приміщення через три віконні отвори. Також наявні жалюзі з можливістю захисту працюючих від прямого попадання сонячних променів і регулювання рівня освітленості в приміщенні. Вікна приміщення орієнтовані на північний схід. Оскільки будинок розташований у відносній віддаленості від прилеглих будівель, то які-небудь перешкоди природному освітленню розглянутого приміщення відсутні.

Всередині приміщення стіни обклеєні світлими шпалерами, стеля побілена (переважає білий колір).

В приміщенні використовується система загального рівномірного штучного освітлення. У приміщенні наявні внутрішні джерела постійного шуму:

- вентилятори блоків ЕОМ;
- принтери;
- дисководи.

Це відповідає нормам державних санітарних правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин

ДСанПН 3.3.2.007-98, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10 грудня 1998 року № 7 [23]. Шум, створюваний усіма перерахованими джерелами, можна кваліфікувати як постійний.

Фактичний вимірний рівень шуму в робочій зоні склав 43 дБА, що задовольняє нормативному рівню шуму (не повинний перевищувати 50 дБА), та не перевищує санітарних норм виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку ДСН 3.3.6.037-99, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 01 грудня 1999 року № 37 [24].

Аналіз стану електробезпеки в робочому приміщенні де проводяться дослідження комп'ютерної системи збору і прогнозування витрат палива автомобіля показав що:

- усі прилади в кабінеті використовують напругу 220 В;
- електропроводка захована і ізольована від працівників спеціальним коробом;
- кожне робоче місце з ПЕОМ обладнане окремими розетками по 220 В;
- у приміщенні знаходяться наступні споживачі електроенергії: 4 ПЕОМ, 4 візуально дисплейні термінали та 8 світильників (по 4 лампи);
- відносна вологість повітря – 60%, температура повітря +22 - +24 °С, струмопровідний пил і хімічно активні речовини в повітрі відсутні;
- підлога: ізолююча – лінолеум.

Проаналізувавши наведене вище, можна сказати, що кабінет відноситься до приміщень без підвищеної електробезпеки.

ПЕОМ, що використовуються в даному кабінеті підключаються до трифазної мережі і мають захисне занулення (за допомогою окремого захисного нульового провідника). Корпуси ВДТ та принтера виготовлені з пластику і не являються струмопровідними. Щодо корпусів самих ПЕОМ, вони виготовлені зі струмопровідного матеріалу, крім передньої панелі, що виготовлена з пластику.

До роботи не допускаються особи, які не пройшли навчання з техніки безпеки. Даний кабінет задовольняє вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я

працівників під час роботи з екранними пристроями що, відображені в НПАОП 0.00-7.15-18 [25].

З огляду на можливість виникнення пожежі слід з'ясувати, які речовини і матеріали можуть горіти. У приміщенні, що розглядається, можуть горіти вироби з дерева, пластмас, тканини і паперу. Горючі рідини, пил та волокна у приміщенні не використовуються і не виділяються. Тому приміщення, що аналізується, відноситься, відповідно до нормативної документації, до зони П-Па і до категорії пожежної небезпеки В.

Експлуатація ліній електромережі практично повністю унеможливорює виникнення електричного джерела загоряння в наслідок короткого замикання та перевантаження проводів. Застосовуються дроти з важкогорючою і негорючою ізоляцією.

Приміщення має один вихід, оскільки в ньому працює менше 25 чоловік. Ширина проходу між робочими місцями у приміщенні перевищує 1 м. Будинок має три виходи – головний і 2 запасних. Коридор між приміщеннями має два виходи на різні сходи, одні з яких ведуть до головного виходу, а другі - до спеціального евакуаційного виходу.

Для гасіння пожежі кімната обладнана ручними вуглекислотними вогнегасниками ВВК-1,4. У загальному коридорі встановлені пінні вогнегасники ВВП. На сходах присутній спеціальний щит пожежного гідранта з відповідним рукавом. Розглянуте приміщення обладнане датчиками централізованої системи пожежної сигналізації.

У даному підрозділі проаналізовано основні проблеми охорони праці, що можуть виникнути під час виконання проекту кваліфікаційної роботи. Виділено основні вимоги до приміщення, де проводяться дослідження щодо створення комп'ютерної системи збору та прогнозування витрат палива на основі інформації про рух автомобіля, мікроклімату в приміщенні, освітлення та основних ергономічних характеристик.

#### 4.2. Використання комп'ютерної техніки для оцінки можливої обстановки

XXI століття недаремно називають ерою інформації. Електронні інформаційні технології дедалі ближче підступають до людини не лише на виробництві, й у побуті як надійний помічник та універсальний інструмент для вирішення багатьох найскладніших завдань [23].

Електронній “розум” з властивими йому технічними функціональними перевагами давно ефективно працює у сферах, де потрібні точність, оперативність, багатоплановий аналіз і прогноз. До таких галузей передусім можна віднести і діяльність Міністерства з питань надзвичайних ситуацій та у справах захисту населення від наслідків Чорнобильської катастрофи [23].

До завдань Інформаційно-аналітичного управління МНС належить [23]:

- оперативне забезпечення керівництва Міністерства інформацією щодо потенційних передумов виникнення НС та хід ліквідації їх наслідків, здійснення інформаційної взаємодії з міністерствами, відомствами, іноземними та міжнародними структурами з метою забезпечення керівництва оперативною інформацією з питань НС;

- розроблення рекомендацій щодо планування та організації заходів з попередження НС для територіальних структур МНС, інших центральних органів виконавчої влади;

- організація заходів щодо аналізу, впровадження, розвитку та забезпечення урядової інформаційно-аналітичної системи з питань надзвичайних ситуацій (УІАС НС), виконання робіт, пов'язаних з формуванням і реалізацією єдиної науково-технічної політики в галузі створення та впровадження сучасних інформаційних технологій тощо.

Управління забезпечує роботу Кризового центру, який є керівною ланкою в ланцюзі сегментів інформаційно-аналітичної системи з питань надзвичайних ситуацій [23].

У випадку НС у Кризовому центрі діють оперативні групи Міністерства; міжгалузеві оперативні групи; Урядова комісія з ліквідації НС, включаючи фахівців та експертів.

Кризовий центр, у технічному плані, у завершеному вигляді має становити територіально-розподільчий комплекс технічних засобів та систем програмного забезпечення. Для виконання функцій інформаційного аналізу в систему вводяться найрізноманітніші бази даних. Серед яких, зокрема: загальнодержавний класифікатор НС, загальнодержавний паспортний реєстр техногенне та екологічно небезпечних об'єктів, оперативної інформації про надзвичайні ситуації, що сталися, дані нормативно-правового забезпечення, інформація щодо методик аналізу і прогнозування НС та їх наслідків, дані про забруднення довкілля внаслідок НС і т. ін [23].

Для інформаційного аналізу також передбачаються електронні картографічні дані з тематичними планами розміщення техногенне небезпечних об'єктів енергетики, зв'язку, хімічних підприємств, транспортних магістралей, нафто- і продуктопроводів, гідроспоруд, АЕС, великих промислових підприємств і т. ін. Крім того - характеристики стану техногенне та екологічно небезпечних об'єктів інженерних споруд, магістралей, а також інформація про надзвичайні ситуації, пов'язані з пожежами та екологією, метеоумовами, прогнозним станом водних ресурсів, газовими родовищами, зсувними зонами тощо.

В Інформаційно-аналітичному управлінні відкрито інформацій-ний сервер МНС. В Інтернеті доступ до нього мають усі бажаючі. Таким чином, журнали і газети, які видаються Міністерством, а також інформацію про надзвичайні ситуації за місяць, квартал, півроку, рік - сьогодні вже сканують 400 браузерів з п'ятдесяти країн світу.

Нині проводиться велика робота з паспортизації потенційно небезпечних об'єктів та створення Державного реєстру аварійне небезпечних об'єктів.

Створені електронні карти для інформаційного аналізу і прогнозування ситуацій. Проте не таких масштабів, як це необхідно сьогодні для ефективної роботи. У Кризовому центрі є три масштаби таких карт (1:1 000 000, 1:4 000 000, 1:5 000 000).

На електронній карті можливо простежити всі дороги, залізниці, нафтопроводи, аміакопроводи, енергомережі, річки.

Останнім часом розпочата активна робота над створенням атласу карт надзвичайних ситуацій, що стались в областях. У ньому буде уміщено інформацію про потенційно небезпечні техногенні і природні об'єкти. Карти забезпечуватимуться описами і діаграмами. Картографічна основа залишатиметься стабільною, а інформаційна складова - заходи і т. ін. - буде змінюватись. На картах, зокрема, будуть позначені техногенне небезпечні об'єкти паливно-енергетичного комплексу, пожежонебезпечні об'єкти, хімічно- і вибухонебезпечні об'єкти та ін.

Потрібно класифікувати всю Україну - окремі карти відобразатимуть стан екологічної безпеки в Україні, кількість НС техногенного та природного характеру на тій чи тій території, аварії на шахтах і водних об'єктах.

Завершивши роботу над картами із загальним відображенням техногенне небезпечних об'єктів і НС техногенного характеру, потрібно готувати карти за галузевим принципом. Транспорт, енергетика, хімічна, видобувна промисловість і т. ін.

Наступними будуть карти розташування потенційно небезпечних об'єктів природного характеру. Знову ж узагальнені дані про природні об'єкти підвищеної небезпеки. Потім - окремо про стихійно-метеорологічні явища (сніг, ожеледь, хуртовини, паводки, землетруси, селі, зсуви).

Над картою підтоплень уже працюють. Дещо використовується з того, що вже створено іншими відомствами, зокрема Екологічною лігою України та іншими державними і громадськими організаціями.

Загалом функції Управління значно ширші, пов'язані, в першу чергу, з оперативним інформаційним забезпеченням заходів, спрямованих на запобігання і ліквідацію НС, які, на жаль, ще часто виникають в Україні.



## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі магістра досягнуто поставленої мети та розв'язано наступні задачі, зокрема:

1. Проведено аналіз особливостей обміну даними між електронним блоком управління автомобіля та сенсорами, у результаті якого визначено принципи функціонування CAN-шини і відповідних протоколів передачі даних для подальшого забезпечення моніторингу стану різних систем автомобіля, а також проведення прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля.

2. Проаналізовано стандарт OBD II, який передбачає підтримку п'яти базових протоколів обміну повідомленнями та досліджено структуру його інтерфейсу, що дозволяє підключити пристрої діагностики для формування статистичних даних відносно поведінки руху автомобіля та споживання витрат палива у режимі реального часу.

3. Досліджено принцип передачі даних і структуру пакетів у протоколах SAE J1850 PWM, SAE J1850 VPW, ISO 9141-2, ISO 14230, що дало можливість визначити потенційні можливості щодо швидкості збору даних із сенсорів автомобіля, провести в подальшому їх декодування та опрацювання при прогнозуванні витрат палива в залежності від поведінки руху автомобіля.

4. Розроблено алгоритм та процедури збору даних із сенсорів автомобіля з використанням смартфона, як мобільного терміналу та діагностичного пристрою, сумісного з OBD інтерфейсом, що дало змогу в режимі реального часу одержувати дані про зміни у швидкості руху автомобіля та відповідні витрати палива і сформувати вибірку даних для виявлення важливих факторів впливу на розхід палива.

5. Обґрунтовано підходи до прогнозування витрат палива та побудовано відповідні моделі з використанням таких методів машинного навчання як нейронні мережі із зворотним поширенням помилки, методи опорних векторів та випадкових

лісів, що дало змогу в подальшому забезпечити високу стійкість та точність результатів прогнозування.

6. Обґрунтовано застосування функціоналів якості RMSE, MAPE та R2 для оцінювання ефективності моделей прогнозування витрат палива, що дозволяє забезпечити адекватність одержаних результатів та інтерпретувати їх в термінах предметної області.

7. На основі кореляційного аналізу із застосування коефіцієнта кореляції Пірсона визначено фактори впливу на розхід палива з двох джерел: ELM 327 і смартфона, що дало змогу в процесі експерименту визначити найбільш важливі ознаки поведінки автомобіля, які впливають на розхід палива.

8. Розроблено алгоритм та спроектовано архітектуру комп'ютерної системи збору та прогнозування витрат палива з використанням спеціалізованого програмного забезпечення Torque PRO (працює з OBD пристроями) та Real Time GPS Tracker (працює на смартфоні), а також баз даних для зберігання переданих від кінцевих пристроїв даних та формування результатів прогнозування витрат палива, що дало змогу забезпечити необхідний рівень функціональності та прозорості доступу до даних при прогнозуванні витрат палива.

9. Побудовано та програмно реалізовані засобами мови Python моделі прогнозування витрат палива з врахуванням поведінки руху автомобіля, що дало змогу встановити найбільш оптимальну серед запропонованих – модель прогнозування на основі методу випадкових лісів з точністю 0,783 та швидкість формування результатів на рівні 0,140 с.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. G. Guido, A. Vitale, V. Astarita, F. Saccomanno, V. P. Giofr e, and V. Gallelli, “Estimation of safety performance measures from smartphone sensors,” *Procedia—Social and Behavioral Sciences*, vol. 54, pp. 2012. 1095–1103.
2. W. J. Zhang, S. X. Yu, Y. F. Peng, Z. J. Cheng, and C. Wang, “Driving habits analysis on vehicle data using error backpropagation neural network algorithm,” in *Computing, Control, Information and Education Engineering*, vol. 55, CRC Press, Guilin, China, 2015.
3. H. Drucker, J. C. Chris, L. Kaufman, A. Smola, and V. Vapnik, “Support vector regression machines,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press, Cambridge, MA, USA. pp. 155–161, 1997.
4. H.-l. Feng, “Study on prediction model of ecological security index in Chongqing city based on SVR model,” *Computer Science*, vol. 40, no. 8. 2013. pp. 245–248.
5. Z. Ramedani, M. Omid, A. Keyhani, S. Shamshirband, and B. Khoshnevisan, “Potential of radial basis function based support vector regression for global solar radiation prediction,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 39. 2014. pp. 1005–1011
6. S. Wickramanayake and H. M. N. D. Bandara, “Fuel consumption prediction of fleet vehicles using machine learning: a comparative study,” in *Proceedings of the 2016 Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)*, IEEE, Moratuwa, Sri Lanka, April 2016. pp. 90–95.
7. M. Kuhler and D. Karstens, “Improved driving cycle for testing automotive exhaust emissions,” in *Proceedings of the SAE International*, Dearborn, MI, USA, 1978.
8. D. Yang, M. Li, and X. Ban, “Real-time on-board monitoring method of gasoline vehicle fuel consumption based on OBD system,” *Journal of Automotive Safety and Energy*, vol. 7, no. 1. 2016. pp. 108–114.
8. Барабаш Ю. Л. Коллективные статистические решения при распознавании. М. : Радио и связь, 1983. 224 с.

9. Васильев В. И. Распознающие системы : справочник. К. : Наукова думка, 1983. 230 с.
10. Горелик А. Л. Методы распознавания. М. : Высшая школа, 1984. 219 с.
11. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен : пер. с англ. М. : Мир, 1978. 510 с.
12. Лукьяница А. А. Цифровая обработка видеоизображений. М. : Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. 518 с.
13. Форсайт Д. А. Компьютерное зрение. Современный подход : пер. с англ. М. : Вильямс, 2004. 928 с.
14. Шапиро Л. Компьютерное зрение : пер. с англ. БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
15. Beginner's Guide to Object Detection Algorithms. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/beginners-guide-to-object-detectionalgorithms-6620fb31c375> (дата звернення 01.12.2021).
16. Офіційна сторінка Open CV. URL: <https://opencv.org/about/> (дата звернення 10.10.2021).
17. Стаття «Automatic License Plate Detection & Recognition using deep learning». URL: <https://towardsdatascience.com/automatic-license-plate-detectionrecognition-using-deep-learning-624def07eaaf> (дата звернення 10.11.2021).
18. J. Carreira and C. Sminchisescu, "CPMC: Automatic Object Segmentation Using Constrained Parametric Min-Cuts," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 7. 2012. pp. 1312- 1328.
19. Sermanet P., Kavukcuoglu K., Chintala S., LeCun Y. Pedestrian detection with unsupervised multi-stage feature learning", Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog. 2013. pp. 3626-3633.
20. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. CoRR. pp.1409 – 1556, 2014.
21. Захарченко М. В. Асиметричні методи шифрування в телекомунікаціях О.: ОНАЗ, 2011. 184 с.

22. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., Испр.: Пер. с англ. Москва : ООО «И.Д. Вильямс ». 2006. 1104с.
23. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д., Пасічник В.В. Комп'ютерні мережі. Книга 2. Львів, «Магнолія 2006», 2014. 312 с.
24. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д. Телекомунікаційні системи та мережі. Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. 384 с.
25. НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями». Київ. 2018.
26. Катренко Л.А., Катренко А.В. Охорона праці в галузі комп'ютерингу. Львів: Магнолія-2006. 2012. 544 с.
27. Желібо Е.Н. Безпека життєдіяльності: Навчальний посібник Київ: «Каравела», Львів: «Новий світ - 2000», 2001. 320 с.

Додаток А  
Тези конференцій

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя (Україна)  
Університет імені П'єра і Марії Кюрі (Франція)  
Маріборський університет (Словенія)  
Технічний університет у Кошице (Словаччина)  
Вільнюський технічний університет ім. Гедимінаса (Литва)  
Білоруський національний технічний університет (Республіка Білорусь)  
Міжнародний університет цивільної авіації (Марокко)  
Наукове товариство ім. Т.Шевченка

# **АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**Збірник**  
тез доповідей  
**Том I**

**X Міжнародної науково-практичної  
конференції молодих учених та студентів**  
24-25 листопада 2021 року



**УКРАЇНА**  
**ТЕРНОПІЛЬ – 2021**

Матеріали X Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених та студентів

«АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ» – Тернопіль 24-25 листопада 2021 року

- |     |   |     |
|-----|---|-----|
| 14. | <b>Ю.З. Лецишин, О.О. Марушак</b><br>КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ОБЧИСЛЕННЯ ФАЗОВИХ ПАРАМЕТРІВ<br>ФОНОКАРДІОСИГНАЛІВ  | 102 |
| 15. | <b>Ю.З. Лецишин, В.Є. Петрусь</b><br>МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ПОБУДОВИ МУЛЬТИКАНАЛЬНОГО СЕРВЕРА<br>В СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»   | 103 |
| 16. | <b>А.М. Луцків, А.В. Волощук, Ю.Р. Мельник</b><br>ПРИНЦИПИ ОРГАНІЗАЦІЇ РОЗУМНИХ ЕЛЕКТРИЧНИХ МЕРЕЖ   | 104 |
| 17. | <b>І.А. Ляпандра, В.В. Івахів, В.С. Білоус</b><br>МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ОБРОБКИ ВЕЛИКИХ ДАНИХ  | 105 |
| 18. | <b>Є. В. Масталярчук</b><br>СИСТЕМИ РОЗВІДКИ КІБЕРЗАГРОЗ У СЬОГОДЕННІ   | 107 |
| 19. | <b>М.В. Оконський, С.А. Лупенко, А.М. Паламар</b><br>КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ДЛЯ МОНІТОРИНГУ<br>МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ НА ОСНОВІ ІОТ  | 109 |
| 20. | <b>А.Я. Осадца, Є.В. Тиш</b><br>МЕТОДИ ТА КОМП'ЮТЕРИЗОВАНІ ЗАСОБИ РОЗРОБКИ БЛОКУ<br>КЕРУВАННЯ ТА ІНДИКАЦІЇ ДВОДЗЕРКАЛЬНОЇ АНТЕНИ  | 110 |
| 21. | <b>О.А. Пастух, В.І. Васишин, Х.М. Демида</b><br>АНАЛІЗ РІВНІВ ЗРІЛОСТІ ВИМОГ ПРИ РОЗРОБЦІ ПРОГРАМНОГО<br>ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ  | 111 |
| 22. | <b>О.А. Пастух, Х.М. Демида, В.І. Васишин</b><br>ХАРАКТЕРИСТИКИ ЯКОСТІ ДАНИХ ПРИ ФУНКЦІОНУВАННІ<br>ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ З БАЗАМИ ДАНИХ І ЗНАТЬ                                  | 112 |
| 23. | <b>Т.В. Попко, Л.П. Яцишин, І.Р. Козбур, В.Р. Медвідь</b><br>ДОСЛІДЖЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ<br>ПРИЙНЯТТЯ ОПТИМАЛЬНИХ РІШЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ<br>АНАЛІЗУ ІЄРАРХІЙ | 113 |
| 24. | <b>Р. Ремез, Ю. Околіта, Р. Трембач</b><br>ВИКОРИСТАННЯ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ<br>УДОСКОНАЛЕННЯ РОБОТИ ТОРГІВЕЛЬНОГО ЦЕНТРУ   | 115 |
| 25. | <b>Д.В. Романов, Г.М. Осухівська, А.М. Паламар</b><br>СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ЗОВНІШНІМ ОСВІТЛЕННЯМ НА ОСНОВІ<br>ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ   | 117 |
| 26. | <b>В. І. Саламандра, В. А. Готович</b><br>ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ<br>СПРОЩЕННЯ АНІМАЦІЇ ПЕРСОНАЖІВ   | 118 |
| 27. | <b>Ю. М. Сеньків</b><br>ЛЮДСТВО – МАЛА ЧАСТИНА ВЕЛИКОГО ПРОЦЕСУ   | 119 |
| 28. | <b>І.І. Сех, М.Б. Герович, Л.В. Федисів, О.А. Пелешак</b><br>БАЗИ ДАНИХ АТАК ДЛЯ НАВЧАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ<br>ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ВИЯВЛЕННЯ ВТОРГНЕНЬ                               | 121 |
| 29. | <b>А.В. Скрєнкович, І.В. Струтинська</b><br>ВЕБ АНАЛІТИКА – ЕФЕКТИВНИЙ ІНСТРУМЕНТ ЦИФРОВОЇ<br>АДАПТАЦІЇ БІЗНЕСУ   | 123 |
| 30. | <b>М. В. Солтис</b><br>ГНУЧКІ НАВИЧКИ ЯК ВАЖЛИВА ЧАСТИНА ІТ   | 124 |
| 31. | <b>І.В. Струтинська, Р.П. Зозуля</b><br>РЕОРГАНІЗАЦІЯ НАЦІОНАЛЬНОЇ СИСТЕМИ СТАТИСТИКИ –<br>ГАРМОНІЗАЦІЯ ЦИФРОВОГО РИНКУ УКРАЇНИ З РИНКАМИ ЄС  | 126 |

УДК 004.031.42

Луцків А.М. канд. техн. наук, доцент, Волощук А.В., Мельник Ю.Р.  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

## ПРИНЦИПИ ОРГАНІЗАЦІЇ РОЗУМНИХ ЕЛЕКТРИЧНИХ МЕРЕЖ

Lutskiv A.M. PhD, Assoc. Prof., Voloshchuk A.V., Melnyk Yu.R.

## PRINCIPLES OF SMART ELECTRICITY GRIDS ORGANIZATION

Значне зростання рівня споживання електричної енергії спричинене рядом факторів. Найбільш вагомими серед них є збільшення чисельності населення та впровадження і використання нових типів обладнання. Це спричинило великі виклики як для енергетичної безпеки, так і для навколишнього середовища. Сьогодні існує потреба у тому, щоб споживачі могли відстежувати своє щоденне, місячне та щорічне використання енергоносіїв та розуміти стандарти споживання для кращої організації власного домогосподарства, досягнення фінансової та енергетичної ефективності.

З удосконаленням технології розумних мереж для кращого постачання електричної енергії, почали широко застосовувати розумний лічильник, що на відміну від типового класичного пристрою обліку енергії, володіє додатковими функціями. До таких функцій можуть належати управління розумним обладнанням, забезпечення двонаправленого зв'язку постачання і споживання електроенергії, що в свою чергу дозволяє інтегрувати користувацькі пристрої у розумну мережу з постачання та обліку споживання електрики.

Розумні лічильники є найбільш фундаментальними компонентами розумних електромереж. Крім того, лічильники, які використовуються з системою управління можуть бути застосовані для моніторингу та управління побутовою технікою та іншими пристроями відповідно до потреб користувачів. При цьому технічне рішення щодо організації та інтеграції «розумних лічильників» у єдину систему повинно забезпечувати ефективність та економічний ефект як для надавачів послуг, так і для кінцевих споживачів.

Ще однією важливою функцією «розумних» систем обліку електричної енергії є здатність моніторингу споживання енергоносіїв кінцевими користувачами, при цьому надаючи корисну інформацію щодо якості цієї енергії. Інформація, одержана з мережі розумних лічильників електричної енергії може використовуватися операторами для підвищення рівня енергопостачання, планування задіяних потужностей, управління попиту, а також контролю неінтрузивного навантаження.

Інтернет речей (IoT) стає надзвичайно популярним у сфері управління розумним розподілом та споживанням енергії при проектуванні різних сценаріїв функціонування розумних систем. Для кінцевих споживачів, як і для надавачів послуг, важливим є організація системи збору та прогнозування електронавантаження на мережі та відповідно споживання електричної енергії.

Розумна електрична мережа представляє собою не просто сукупність розумних лічильників, що використовується при виробництві і споживанні електроенергії. Для того, щоб запрацював весь комплекс, існують різні технології, які дозволяють інтегрувати, взаємодіяти та контролювати кожен окремий компонент мережі з визначеним рівнем якості постачання. Розумна електрична мережа надаватиме інформацію в режимі реального часу та майже миттєвий баланс попиту та пропозиції, а також двосторонній потік електроенергії і дані, що використовується для контролю всієї мережі.



**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ТЕРНОПЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ**

**МАТЕРІАЛИ**

**ІХ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ**

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,  
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



**8–9 грудня 2021 року**

**ТЕРНОПЛЬ  
2021**

<b>А.М. Луцків, Г.А. Абоах, Р.К. Рувімбо, В.М. Соболю</b> РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СЕРЕДОВИЩАХ ІЗ РОЗПОДІЛЕНОЮ ПАМ'ЯТТЮ <b>A.M. Lutskiy, H.A. Aboah, R.K. Ruwimbo, V.M. Sobol</b> RESOLVING MACHINE LEARNING TASKS IN DISTRIBUTED MEMORY ENVIRONMENT	130
<b>С.В. Соленко, Р.О. Жаровський канд. техн. наук</b> МОЖЛИВОСТІ СЕРЕДОВИЩА PLUTUS PLAYGROUND ДЛЯ НАПИСАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ СМАРТ-КОНТРАКТІВ <b>S. Solenko, R. Zharovskyi Ph.D.</b> PLUTUS PLAYGROUND ENVIRONMENT CAPABILITIES FOR WRITING AND TESTING SMART CONTRACTS	131
<b>Д.В. Кунинець, Ю.З. Лещинин</b> ЗАСТОСУНОК ДЛЯ МОНИТОРИНГУ ДАНИХ РОЗУМНОГО БУДИНКУ <b>D. Kunynets, Ph.D. Yu. Z. Leshchyshyn</b> SMART HOME DATA MONITORING APPLICATION	133
<b>В. Хвостівський, Г. Осухівська, Л. Хвостівська</b> ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ОПРАЦЮВАННЯ МЕРЕЖЕВОГО ТРАФІКУ <b>V. Khvostivskyy, H. Osukhivska, L. Khvostivska</b> NETWORK TRAFFIC PROCESSING SYSTEM SOFTWARE	134
<b>Н. Шаблій, А. Шаблій</b> АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ МЕТОДІВ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ ЗА КЛАВІАТУРНИМ ПОЧЕРКОМ <b>N. Shabliy, A. Shabliy</b> ANALYSIS OF INFORMATION TECHNOLOGIES OF BIOMETRIC AUTHENTICATION METHODS KEYSTROKE DYNAMICS	135
<b>Н. Шаблій, А. Шаблій</b> АРХІТЕКТУРА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ ЗА КЛАВІАТУРНИМ ПОЧЕРКОМ <b>N. Shabliy, A. Shabliy</b> ARCHITECTURE OF BIOMETRIC AUTHENTICATION INFORMATION SYSTEM KEYSTROKE DYNAMICS	136
<b>В.В. Яцишин, Ю.Р. Мельник, А.В. Волощук</b> КОМПОНЕНТИ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОВЕДІНКИ РУХУ АВТОМОБІЛЯ <b>V.V. Yatsyshyn, Yu.R. Melnyk, A.V. Voloshchuk</b> COMPONENTS OF COMPUTER SYSTEM FOR CAR MOVEMENT BEHAVIOR PREDICTION	137
<b>І.М. Митчик</b> ДО ПРОБЛЕМИ ТРАСУВАННЯ ПРОВОДОВОГО МОНТАЖУ <b>I.M. Mytchik</b> ON A PROBLEM ON TRACING OF WIRE ASSEMBLING	138

УДК 004.383.8

**В.В. Яцишин канд. техн. наук, доцент, Ю.Р. Мельник, А.В. Волощук**  
(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

### КОМПОНЕНТИ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОВЕДІНКИ РУХУ АВТОМОБІЛЯ

UDC 004.383.8

**V.V. Yatsyshyn PhD, Assoc. Prof., Yu.R. Melnyk, A.V. Voloshchuk**

### COMPONENTS OF COMPUTER SYSTEM FOR CAR MOVEMENT BEHAVIOR PREDICTION

Співставляючи дані про поведінку водія, одержаних з мобільного телефону та дані про витрату палива на терміналі OBD, потрібно перевірити фактори (індекси) поведінки водія, які впливають на витрату палива. Після одержання таких даних потрібно побудувати моделі прогнозування споживання палива з використанням алгоритмів машинного навчання. Модель прогнозування індивідуального споживання палива водіями на основі даних мобільного телефону може не тільки додатково покращити базу даних споживання палива в режимі реального часу з високою стійкістю до помилок, але й забезпечити технічну підтримку макроконтролю споживання енергії міським транспортом. Оскільки мобільні телефони не можуть безпосередньо отримати дані про споживання палива транспортними засобами, дані про поведінку водія, зібрані з мобільних телефонів, а також споживання палива, одержані із діагностичного сканера, потрібно порівняти та побудувати модель прогнозування споживання палива. У процесі побудови моделі були використані дані, одержані з мобільних телефонів (смартфонів) та діагностичних пристроїв. Після того, як буде побудована модель, можна передбачити масштабне споживання палива для дорожнього руху, використовуючи лише дані про поведінку водія, зібрані з мобільних телефонів. Архітектуру системи збору даних показано на рис. 1.

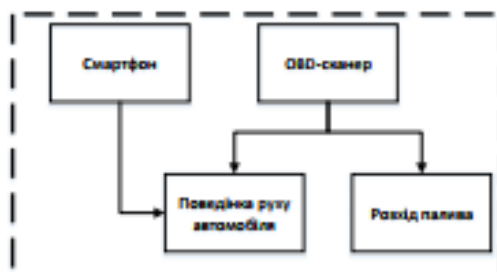


Рисунок 1. Підсистема збору даних витрат палива автомобілем

Для прогнозування витрат палива необхідно виконати наступні кроки.

Збір даних – інформація про поведінку водія або кількох водіїв, що може бути одержана за допомогою вбудованого GPS-пристрою, лінійного акселерометра, гіроскопа та інших сенсорів телефонів мобільного зв'язку. У той же час дані про витрати палива автомобіля в режимі реального часу потрібно одночасно одержувати за допомогою терміналів діагностичних пристроїв, які встановлені в автомобілі. Наступний крок полягає у визначенні важливих і тих параметрів, які впливають на розхід палива. Це можна зробити за допомогою порівняння та об'єднання даних мобільних телефонів та терміналів діагностичних пристроїв. Порівнюючи узгодженість та відмінність даних поведінки водія з двох пристроїв, можна добути індекси для прогнозування споживання палива автомобілем на основі даних мобільного телефону.