

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Інтелектуальні методи для моделювання
розпізнавання дорожньої ситуації»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Комп'ютерні науки
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання
на відповідне джерело*


(підпис)

Євген ЩЕРБАКОВ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача)

Виконав:
здобувач вищої освіти
група КНДМ-61

Євген Щербаков

Керівник:
науковий ступінь,
вчене звання

Юрій КАТКОВ
д.т.н., професор

Рецензент:
науковий ступінь,
вчене звання

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Київ 2024

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**
Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Комп'ютерних наук

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

Освітньо-професійна програма Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри Комп'ютерних наук

_____ Віктор ВИШНІВСЬКИЙ
«_____» _____ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Щербакову Євгену Миколайовичу
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Інтелектуальні методи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації

керівник кваліфікаційної роботи Юрій КАТКОВ д.т.н., професор,
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «15» 10.2024 р. №320

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «15» грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи:

3.1. Науково-технічна література з питань, пов'язаних із дослідженням інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації;

3.2. Практичний досвід застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації в системах Tesla Vision; Waymo Driver; Perception System та ін.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

4.1 Аналіз застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації

4.2 Дослідження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації

4.3 Розробка практичних рекомендацій щодо впровадження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

5. Перелік графічного матеріалу — *презентація*:

- 1) Тема дипломної роботи
- 2) Мета роботи. Об'єкт дослідження. Предмет дослідження.
- 3) Завдання дослідження.
- 4) Методи застосування Sensor Fusion
- 5) Аналіз інтелектуальних методів визначення об'єктів на дорозі
- 6) Дослідження інтелектуальних методів застосування комп'ютерного зору
- 7) Результати дослідження.
- 8) Висновки
- 9) Апробація результатів дослідження.

6. Дата видачі завдання «10» вересня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури	10.09-15.10.24	виконано
2	Аналіз специфіки та характеристик інтелектуальних методів для побудови систем моделювання	16.10-12.11.24	виконано
3	Дослідження інтелектуальних методів, видів систем для машинного навчання	13.11-19.11.24	виконано
4	Розробка практичних рекомендацій щодо застосування алгоритмів прийняття рішень	20.11-25.11.24	виконано
5	Основні розділи.	27.11-03.12.24	виконано
6	Розробка обов'язкових матеріалів.	04.12-09.12.24	виконано
7	Попередній захист роботи.	10.12-14.12.24	виконано
8	Пред'явлення роботи в деканат.	15.12-29.12.24	виконано

Здобувач вищої освіти


(підпис)

Євген ЩЕРБАКОВ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник

кваліфікаційної роботи


(підпис)

Юрій КАТКОВ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина бакалаврської роботи: 94 с., 2 табл., 9 рис., 43 джерел.

Наукове завдання – Розроблення рекомендацій щодо покращення застосування інтелектуальних методів в системах для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації, їх критичні аспекти під час впровадження інтелектуальних методів.

Мета роботи: Підвищити ефективність та безпеку автономних транспортних систем шляхом застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації..

Об'єкт дослідження: Процес застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Предмет дослідження: Інтелектуальні методи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Метод дослідження. Метод дослідження заснований на відомих методах системного підходу, а саме: аналітично-розрахунковий, теоретичного аналізу з використанням моделювання, реконструювання і типологізації на основі аналізу емпіричних даних.

Короткий зміст роботи: Проведено аналіз сучасних технологій статистичного аналізу даних та їх відображення. Розглянуто шляхи вдосконалення теперішніх методів. Розроблено прототип системи автоматизації процесів для статистичного аналізу даних та їх відображення. Результатом розробки є прототип системи, за допомогою якої можна проводити попередній перегляд та аналіз даних.

Сфера застосування — інформаційні системи для автопрому України.

Ключові слова: Інтелектуальні методи, моделювання, розпізнавання дорожньої ситуації, глибоке навчання, машинне навчання

ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 94 pages, 2 tables, 9 figures, 43 references.

Scientific task is to develop recommendations for improving the application of intelligent methods in systems for modeling road situation recognition, as well as addressing their critical aspects during the implementation of intelligent methods.

Goal of the work is to enhance the efficiency and safety of autonomous transport systems by applying intelligent methods for modeling road situation recognition.

Object of research – The process of applying intelligent methods for modeling road situation recognition.

Subject of research – Intelligent methods for modeling road situation recognition.

Research methods – The research method is based on established systems approaches, including analytical and computational methods, theoretical analysis with the use of modeling, reconstruction, and typologization based on the analysis of empirical data.

Summary of the work: An analysis of modern technologies for statistical data analysis and their visualization was conducted. Approaches for improving existing methods were examined. A prototype system for automating the processes of statistical data analysis and visualization was developed. The outcome of the development is a prototype system enabling preliminary data preview and analysis.

Field of application: Information systems for the automotive industry in Ukraine.

Keywords: Intelligent methods, modeling, road situation recognition, deep learning, machine learning.

ЗМІСТ

	Ст.
ВСТУП.....	11
1 АНАЛІЗ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ СИСТЕМ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ	14
1.1 Класифікація інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації	14
1.2 Порівняння інтелектуальних методів, які застосовуються для моделювання дорожньої ситуації	18
1.3 Критичні аспекти під час впровадження інтелектуальних методів моделювання дорожньої ситуації.	19
1.4 Аналіз досвіду застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації в системі Tesla Vision, Waymo Driver, Perception System.....	22
1.4.1 Основні характеристики Tesla Vision.....	22
1.4.2 Основні характеристики Waymo Driver.....	25
1.4.3 Основні характеристики Perception System.....	28
2 ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ В СИСТЕМАХ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ.	32
2.1 Види систем для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій..	32
2.2 Аналіз систем для моделювання різних аспектів дорожнього руху	34
2.3 Аналіз систем для симуляції поведінки транспортних засобів на дорогах.....	37
2.4 Аналіз систем для машинного навчання, що використовується для розпізнавання об'єктів на дорозі.....	39
2.5 Аналіз систем для розробки роботизованих і автономних систем,	

що використовується для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій.....	43
3 РОЗРОБКА ПРАКТИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ	47
3.1 Алгоритми для моделювання дорожньої ситуації	47
3.2 Рекомендації щодо застосування інтелектуальних систем і алгоритмів для моделювання дорожньої ситуації.....	50
3.3 Пропозиції щодо реалізації алгоритмів прийняття рішень у системах автопілота	53
3.4 Пропозиції щодо реалізації алгоритмів прогнозування руху	56
3.5 Пропозиції щодо створення 3D-карт і моделювання навколишнього середовища	59
3.6 Пропозиції щодо інтеграції алгоритмів для комплексного розпізнавання дорожньої ситуації	62
3.7 Особливості застосування алгоритму A-star та Дейкстри для моделювання дорожньої ситуації.....	66
ВИСНОВКИ.....	81
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	83
Копії обов'язкових креслень (Презентація)	88

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА ТЕРМІНІВ

- AI – Artificial Intelligence (Штучний інтелект);
- CARG – Compound annual growth rate (сукупний середньорічний темп зростання);
- CAVs - Connected and Autonomous Vehicles (Підключені та автономні транспортні засоби);
- CPM - повідомлення колективного сприйняття;
- CSMA/CA – Carrier-sense Multiple Access with Collision Avoidance (численний доступ з сенсом перевізника з уникненням зіткнень);
- eFoV - effective Field of View (ефективне поле зору);
- FSW – Forward Collision Warning (попередження про зіткнення попереду);
- IMA – Integrated Motor Assist (вбудована система допомоги в русі);
- LOS - line-of-sight (межі лінії видимості);
- LOS – Line-of-Sight (пряма видимість);
- LTA – Lane Tracing Assist (система допомоги відстеження смуги руху);
- MV – Moving Vehicle (рухомий транспортний засіб);
- PRR – Packet Reception Rate (швидкість приймання пакетів);
- RFID – Radio Frequency Identification (ідентифікація радіочастот);
- RSSI – Receive Signal Strength Indicator (показник рівня прийнятого сигналу);
- RSU – Road Side Units (придорожні знаки);
- SMI – Switching and Management Infrastructure (інфраструктура комутації та управління);
- SV – Stationary Vehicle (статичний транспортний засіб);
- SUMO - Simulation of Urban Mobility (Симуляція міської мобільності);
- WSN - Wireless Sensor Networks (Бездротові сенсорні мережі);
- ITS – інтелектуальні транспортні системи;

ВСТУП

В атестаційній роботі магістра розглядається актуальна проблема впровадження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації для сучасного транспорту.

Обґрунтування вибору теми та її актуальність. Актуальність теми обумовлена швидким розвитком технологій штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж, алгоритмів машинного навчання та комп'ютерного зору. Удосконалення систем розпізнавання дорожньої ситуації є ключовим кроком у забезпеченні безпеки дорожнього руху та підвищенні ефективності автономного транспорту. Таким чином, створення інтелектуальних методів моделювання дорожньої ситуації є актуальним і своєчасним завданням.

Формулювання завдання. Розглядається проблема впровадження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації. Треба проаналізувати застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації, виконати дослідження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації на основі чого виконати розробку практичних рекомендацій щодо впровадження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Ступінь вивченої проблеми. Проблема використання інтелектуальних методів у системах розпізнавання дорожньої ситуації активно досліджується у сучасній науці, розробці та літературі [1, 2, 3, 4, 5]. Відомі підходи, засновані на нових інформаційних та інтелектуальних технології з використанням нейронних мереж, алгоритмів машинного навчання та методів комп'ютерного зору, демонструють значний потенціал, але не позбавлені обмежень. Особливої уваги потребує інтеграція цих методів у реальні системи, що обумовлює актуальність проведеного дослідження.

Специфіка джерельної бази. Дослідження джерельної бази відзначає, що джерела інформації неоднорідні, їх треба перебрати за певними критеріями щодо

їх різновиду, а саме: до важливості, якості, унікальності та ін., щоб відмітити проблеми та недоліки.

Об'єкт дослідження: Процес застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації

Предмет дослідження: Інтелектуальні методи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Мета роботи: Підвищити ефективність та безпеку автономних транспортних систем шляхом застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Метод дослідження. Метод дослідження заснований на відомих методах системного підходу, а саме: аналітично-розрахунковий, теоретичного аналізу з використанням моделювання, реконструювання і типологізації на основі аналізу емпіричних даних.

Наукове завдання – Розробити рекомендації щодо покращення застосування інтелектуальних методів в системах для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації, їх критичні аспекти під час впровадження інтелектуальних методів.

Завдання роботи:

1. Виконати аналіз сучасних підходів до моделювання дорожньої ситуації з використанням інтелектуальних методів.
2. Обґрунтувати застосування інтелектуальних методів в системах для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації, їх критичні аспекти під час впровадження інтелектуальних методів.
3. Розробити практичні рекомендації щодо впровадження інтелектуальних методів в системах для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації для інтеграції досліджуваних алгоритмів у реальні системи автономного транспорту.

Результати дослідження. Розроблено рекомендації для практичного впровадження інтелектуальних методів у транспортних системах, що охоплює використання гібридних моделей для покращення ефективності розпізнавання в реальному часі; інтеграцію алгоритмів прогнозування у системи попередження аварій. Оцінено вплив інтеграції інтелектуальних систем на безпеку дорожнього

руху: зменшення ризику дорожніх аварій шляхом автоматичного реагування систем на зміну ситуації; підвищення надійності управління транспортними потоками.

Наукова новизна. Наукова новизна цього дослідження полягає в розгляді нових алгоритмічних рішень для покращення точності та швидкодії систем розпізнавання дорожніх ситуацій.

Практична значущість результатів дослідження. Практична значущість полягає в розробці практичних рекомендацій щодо застосування сучасних інтелектуальних систем для інтеграції досліджуваних методів і алгоритмів. Враховуючи потреби сучасного автобудівництва таке завдання є актуальним та своєчасним.

Апробація результатів надається в 1 статті, 2 тезисах в рецензованих наукових журналах і виданнях.

Стаття: Щербаков Є. М. Дослідження критичності інтелектуальних методів у розпізнаванні дорожньої ситуації/ Щербаков Є. М., Катков Ю.І. // Наукові записки Державного університету телекомунікацій №1, 2025, Подано до друку.
<https://journals.dut.edu.ua/index.php/sciencenotes/issue/archive>

Тези доповідей:

1. Щербаков Є.М., Катков Ю.І. АНАЛІЗ КРИТИЧНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ КІБЕРБЕЗПЕКИ ПІД ЧАС МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ / Всеукраїнська науково-практична конференція «Актуальні проблеми кібербезпеки» Тези доповідей 25 жовтня 2024 р. С. 202-208 https://duikt.edu.ua/uploads/p_2661_48963150.pdf

2. Щербаков Є.М., ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ НА ОСНОВІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НРЕ/ Міжнародна НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ «Сучасні досягнення компанії Hewlett Packard Enterprise в галузі ІТ та нові можливості їх вивчення і застосування» Тези доповідей 14 грудня 2024 р. С <https://duikt.edu.ua/ua/2661-konferencii-2024-roku-konferencii-ta-seminari>

1 АНАЛІЗ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ

1.1 Класифікаціям інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації

Класифікація інтелектуальних методів для моделювання та розпізнавання дорожньої ситуації базується на використанні сучасних підходів до обробки даних, штучного інтелекту (ШІ) та алгоритмів машинного навчання (ML). Основні категорії таких методів включають:

1. Методи класичного машинного навчання

Ці методи ефективно використовуються для аналізу структурованих даних, отриманих від датчиків.

- Регресія (лінійна, логістична) – для моделювання взаємозв'язків між змінними.
- Методи класифікації:
 - Метод опорних векторів (SVM);
 - Баєсівські класифікатори.
- Кластеризація – для групування схожих дорожніх ситуацій (наприклад, метод k-середніх).
- Рішення дерев та ансамблеві методи:
 - Random Forest;
 - Gradient Boosting (XGBoost, CatBoost).

2. Методи глибокого навчання (Deep Learning)

Ці методи використовують нейронні мережі для аналізу складних багатовимірних даних, таких як зображення, відео чи дані з ЛІДАРів.

- Конволюційні нейронні мережі (CNN) – для розпізнавання об'єктів на зображеннях (наприклад, пішоходи, автомобілі, дорожні знаки).

- Рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх розширення (LSTM, GRU) – для аналізу часових рядів (дані з датчиків або відео).
- Генеративні моделі:
 - Variational Autoencoders (VAE);
 - Генеративно-змагальні мережі (GANs) – для симуляції складних дорожніх ситуацій.

3. Гібридні методи

Поєднання різних підходів для підвищення точності та адаптивності системи:

- Інтеграція CNN з RNN для розпізнавання об'єктів у динаміці (наприклад, аналіз відео).
- Використання глибоких навчальних моделей з класичними класифікаторами для обробки специфічних задач.

4. Евристичні та експертні системи

Ці методи базуються на правилах і знаннях, створених людьми:

- Експертні системи для ідентифікації сценаріїв (наприклад, аварійні ситуації).
- Фаззі логіка для обробки нечітких або неточних даних.

5. Методи підсиленого навчання (Reinforcement Learning)

Застосовуються для прийняття рішень у реальному часі:

- Q-learning – для адаптації до нових дорожніх умов.
- Deep Reinforcement Learning (DRL) – для навчання моделей на основі симуляцій дорожніх ситуацій.

6. Мультиmodalальні підходи

Використання даних з різних джерел (камери, радар, ЛІДАРи, GPS):

- Злиття даних (data fusion) для інтеграції інформації з різних сенсорів.
- Аналіз кореляцій між джерелами для забезпечення надійності моделі.

7. Методи з використанням великих даних (Big Data)

Збір та аналіз великих обсягів інформації з систем моніторингу дорожнього руху:

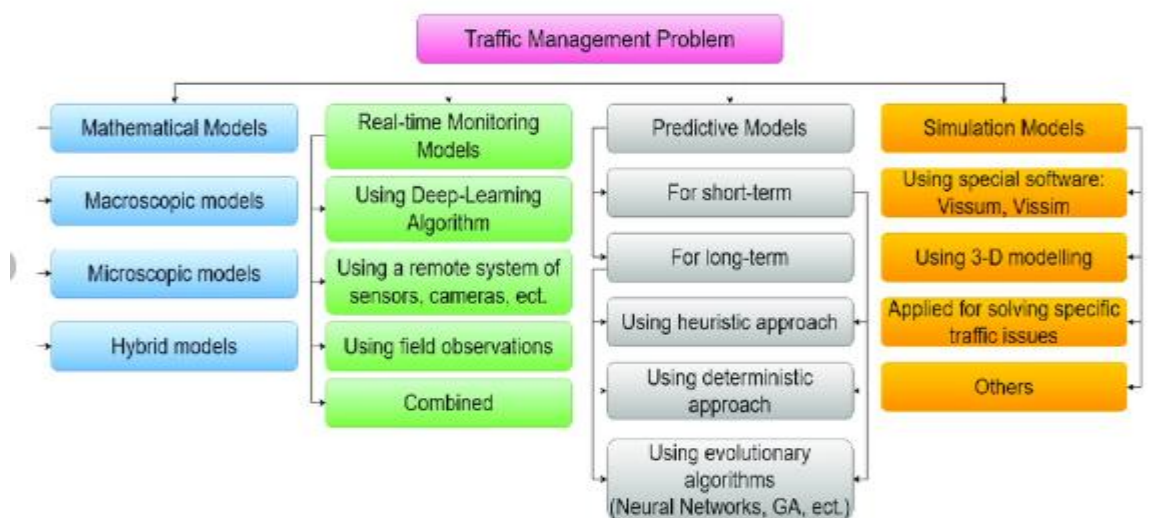
- Використання клауд-комп'ютіну для обробки даних у реальному часі.
- Аналіз патернів дорожніх ситуацій за допомогою кластеризації або прогнозування.

8. Алгоритми оптимізації

Методи знаходження найкращих рішень для управління дорожньою ситуацією:

- Генетичні алгоритми;
- Алгоритм рою частинок (PSO);
- Методи "імітації відпалу".

Кожен із цих методів вибирається залежно від специфіки задачі, типу даних та вимог до точності та швидкості розпізнавання (рис. 1.1).



Classification of methods and models for solving traffic management problems.

Рисунок 1.1 - Класифікація методів та моделей рішення завдань управління дорожнім рухом [2]

На рис. 1.1 показані методи та моделі рішення завдань управління дорожнім рухом. Оцінка стійкості транспортного потоку є важливим аспектом якісного розв'язання проблем організації руху. Тому управління повинно базуватися на

відповідних критеріях з урахуванням різних факторів, що характеризують стійкість транспортного потоку. Тому вкрай важливо встановити ступінь впливу кожної групи факторів на критерій стійкості. Значення критерію надійності дозволяє виконувати рейтинг впливу вхідних факторів на стійкість транспортного потоку. Усі фактори, що впливають на стійкість транспортного потоку, поділяються на три групи.

За результатами моделювання наведено оцінку факторів, що впливають на величину запасу стійкості транспортного потоку. Довжина і вага автомобілів займають перше місце за ударністю на втрату стійкості транспортного потоку. На другому місці за впливом на втрату стійкості є група тимчасових факторів і група факторів, яка враховує інфраструктуру дорожнього середовища.

Таким чином, результати можуть бути використані для аналізу стійкості транспортних потоків на контрольованих ділянках мережі автомагістралей і розробки заходів для збільшення резерву стійкості.

1.2 Порівняння інтелектуальних методів, які застосовуються для моделювання дорожньої ситуації

Для порівняння інтелектуальних методів моделювання дорожньої ситуації слід врахувати кілька ключових критеріїв, таких як точність, швидкість обробки, потреба в даних, адаптивність до змін, і складність реалізації. Нижче наведено порівняльний аналіз основних категорій інтелектуальних методів:

Таблиця 1.1 Порівняння інтелектуальних методів, які застосовуються для моделювання дорожньої ситуації

Категорія методів	Переваги	Недоліки	Сфери застосування
Класичне машинне навчання	- Простота реалізації - Висока швидкість обробки структурованих даних - Хороша інтерпретація	- Обмеженість в аналізі складних даних (зображення, відео) - Залежність від інженерії ознак	Аналіз даних сенсорів, виявлення базових патернів
Глибоке навчання (DL)	- Висока точність для обробки зображень і відео - Автоматичне виявлення ознак	- Високі обчислювальні витрати - Потребує великих обсягів даних для тренування	Розпізнавання об'єктів, прогнозування поведінки транспортних засобів
Евристичні методи	- Легкість реалізації в специфічних сценаріях - Ефективність для задач з обмеженими даними	- Відсутність гнучкості до нових сценаріїв - Низька масштабованість	Реалізація правил для вузькоспеціалізованих задач
Методи підсиленого навчання (RL)	- Можливість навчання на основі симуляцій - Хороша адаптація до динамічних умов	- Трудомістке налаштування середовища - Непередбачуваність у реальному світі	Управління автономними транспортними засобами
Гібридні підходи	- Поєднання переваг кількох методів - Висока точність і адаптивність	- Підвищена складність реалізації - Потреба у великих ресурсах	Складні системи для управління трафіком
Мультимодальні підходи	- Інтеграція даних з різних джерел - Збільшення точності завдяки об'єднанню різних типів інформації	- Висока складність інтеграції даних - Залежність від наявності якісних сенсорів	Системи підтримки водія (ADAS), прогнозування аварійних ситуацій
Алгоритми оптимізації	- Ефективне знаходження рішень у складних системах - Низькі вимоги до обсягів даних	- Обмежена точність у моделях з високою варіативністю - Залежність від правильної постановки задачі	Оптимізація маршрутів, управління сигналами світлофорів
Big Data й аналітика	- Обробка великих обсягів інформації - Виявлення складних патернів і кореляцій	- Високі ресурси для обробки даних - Потреба у збереженні та очищенні великих масивів даних	Аналіз трафіку, довгострокове планування

Основні висновки:

1. Класичне машинне навчання добре підходить для задач із чіткими вхідними даними, але менш ефективно для мультимедійних даних.
2. Глибоке навчання є ідеальним для складних задач, таких як розпізнавання зображень або відео, але потребує великих обчислювальних ресурсів.
3. Підсилене навчання та гібридні підходи підходять для динамічних сценаріїв, де важлива адаптивність.
4. Евристичні методи найкраще працюють у випадках з добре визначеними правилами.
5. Мультимодальні підходи забезпечують високу точність завдяки інтеграції різноманітних джерел даних.

Вибір методу залежить від вимог до системи, доступних даних і обчислювальних ресурсів.

1.3 Критичні аспекти під час впровадження інтелектуальних методів моделювання дорожньої ситуації

Впровадження інтелектуальних методів моделювання дорожньої ситуації супроводжується кількома критичними аспектами, які необхідно враховувати для досягнення точності, надійності та ефективності системи. Основні аспекти такі:

1. Якість та доступність даних

- Збір даних: Недостатня кількість або якість даних (наприклад, шум у даних, відсутність сенсорів) може знизити ефективність алгоритмів.
- Різноманітність даних: Необхідність врахування різних типів даних, таких як відео, зображення, GPS, дані з радарів і ЛІДАРів.
- Анотація: Дані мають бути правильно розмічені (наприклад, визначення об'єктів на зображеннях).

Рішення: Використання методів очищення даних, синтетичної генерації даних або моделей трансферного навчання.

2. Обчислювальні ресурси та інфраструктура

- Високі обчислювальні витрати: Глибокі нейронні мережі та обробка великих обсягів даних потребують значної обчислювальної потужності.
- Інфраструктура: Необхідність створення локальної або хмарної інфраструктури для обробки даних у реальному часі.

Рішення: Оптимізація моделей (наприклад, використання прунингу або квантованих нейронних мереж), а також застосування розподілених обчислень.

3. Надійність та безпека

- Аварійні сценарії: Модель повинна коректно обробляти рідкісні, але критичні сценарії (наприклад, несподівану появу пішохода).
- Захист від зловмисних дій: Атаки на моделі машинного навчання, наприклад, додавання шуму до зображень, можуть призвести до неправильних рішень.

Рішення: Тестування моделі на критичних сценаріях і впровадження захисту від атак (adversarial defense).

4. Масштабованість і адаптивність

- Зміни в середовищі: Дорожні умови, кліматичні зміни або поява нових типів транспорту можуть вплинути на точність моделей.
- Масштабованість: Зростання обсягу даних і необхідність роботи в різних регіонах із різними правилами дорожнього руху.

Рішення: Регулярне оновлення моделі, використання методів онлайн-навчання або динамічної адаптації.

5. Інтерпретованість та пояснюваність моделей

- Прозорість рішень: Користувачі та регуляторні органи повинні розуміти, як модель приймає рішення.
- Складність глибоких моделей: Нейронні мережі важко пояснити через їхню "чорну скриньку".

Рішення: Використання інструментів для пояснення рішень моделей (наприклад, LIME, SHAP) та вибір більш інтерпретованих методів, якщо це можливо.

6. Етичні та правові питання

- **Приватність:** Використання даних водіїв або пішоходів може порушувати їхню приватність.
- **Регулювання:** Система має відповідати місцевим і міжнародним стандартам (наприклад, ISO 26262 для безпеки автомобілів).
- **Етичні наслідки:** Моделі повинні приймати рішення, які мінімізують ризик для життя людей, навіть у конфліктних ситуаціях.

Рішення: Впровадження прозорих політик збору даних і відповідність етичним принципам (наприклад, "етика штучного інтелекту").

7. Реалізація у реальному часі

- **Затримка обробки:** Для безпечного управління транспортом важливі швидкість і точність роботи моделей у реальному часі.
- **Інтеграція сенсорів:** Дані з різних сенсорів мають оброблятися синхронно.

Рішення: Використання апаратних прискорювачів (наприклад, TPU, GPU) та алгоритмів для потокової обробки даних.

8. Користувацький досвід

- **Зручність використання:** Система має бути інтуїтивно зрозумілою для кінцевих користувачів.
- **Інформативність:** Система повинна надавати релевантну інформацію, не перевантажуючи водія.

Рішення: Впровадження зрозумілих інтерфейсів користувача (HMI) і механізмів сповіщення.

Врахування цих аспектів допомагає створювати інтелектуальні системи, які є ефективними, безпечними та адаптованими до реальних умов.

1.4 Аналіз досвіду застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації в системі Tesla Vision, Waymo Driver, Perception System

Аналіз досвіду застосування інтелектуальних методів у системах **Tesla Vision**, **Waymo Driver**, та **Perception System** дає уявлення про те, як провідні компанії інтегрують штучний інтелект для розпізнавання дорожніх ситуацій. Нижче наведено порівняння їх підходів, сильних сторін і викликів. Для аналізу досвіду застосування інтелектуальних методів у моделях розпізнавання дорожньої ситуації в системах Tesla Vision, Waymo Driver і Perception System, розглянемо ключові аспекти кожної з цих платформ:

1.4.1 Основні характеристики Tesla Vision. Tesla Vision є однією з найбільш інноваційних систем, орієнтованих на майбутнє, яка покладається на доступні технології, але стикається з викликами в умовах екстремального середовища. Tesla Vision є комп'ютерним зором, орієнтованим на обробку даних тільки з камер, без використання ЛІДАРів чи радарів.

1. Технологічна основа

- Відмова від LIDAR і радарів: Tesla Vision покладається виключно на камери (зорові сенсори) та алгоритми комп'ютерного зору.
- Комп'ютерний зір: Головний елемент системи, що використовує нейронні мережі для обробки відео в реальному часі.
- Джерела даних: Високороздільні камери з повним круговим оглядом.
- Інтелектуальні методи:
 - Конволюційні нейронні мережі (CNN) для аналізу відеопотоку.
 - Системи глибокого навчання для розпізнавання об'єктів, смуг руху, дорожніх знаків і сигналів світлофорів.

- Спеціалізовані моделі для прогнозування динаміки об'єктів на дорозі.

2. Структура сенсорів

- Камери: Восьмикамерна система забезпечує 360-градусний огляд.
 - Фронтальні, бокові та задні камери для покриття всіх напрямків.
 - Камери працюють на різних фокусних відстанях для точнішого сприйняття.
- Відсутність додаткових сенсорів: Відсутність LIDAR і радарів знижує вартість виробництва, але покладається на аналіз зображень.

3. Інтелектуальні методи

- Нейронні мережі (Deep Neural Networks):
 - Використання глибоких згорткових нейронних мереж (CNNs) для розпізнавання об'єктів.
 - Semantic segmentation для розділення сцени на категорії (автомобілі, пішоходи, велосипедисти, дорога тощо).
- Технологія Vision-only:
 - Обробка відеопотоку з камер у реальному часі для прогнозування динаміки дорожньої ситуації.
 - Алгоритми трекінгу об'єктів для передбачення їх руху.
- Reinforcement Learning: Моделі навчання з підкріпленням для покращення управління автомобілем у різних умовах.

4. Програмна платформа

- Tesla Neural Net:
 - Обчислювальні ресурси зосереджені у власному чипі Tesla FSD (Full Self-Driving) Computer.
 - Паралельна обробка великих обсягів даних для швидкого прийняття рішень.
- Over-the-Air (OTA) Updates:

- Постійне оновлення програмного забезпечення для покращення продуктивності системи.

5. Основні функції

- Автопілот (Autopilot):
 - Допомога водію: утримання смуги, адаптивний круїз-контроль, автоматична зміна смуги.
- Повний автопілот (Full Self-Driving, FSD):
 - Здатність рухатися в місті, зупинятися на світлофорах і знаках, виконувати паркування та викликати автомобіль через додаток.
- Розпізнавання об'єктів:
 - Автомобілі, пішоходи, велосипедисти, дорожні розмітки, світлофори, дорожні знаки.

6. Технологічний підхід:

- Tesla Vision базується виключно на обробці даних від камер без використання LIDAR або радарів.
- Використовує нейронні мережі для аналізу зображень, зокрема для розпізнавання об'єктів, дорожньої розмітки та оцінки швидкості інших транспортних засобів.

7. Основні методи:

- Глибоке навчання (Deep Learning): багатошарові згорткові нейронні мережі (CNNs) для класифікації та сегментації об'єктів.
- Алгоритми комп'ютерного зору для виявлення рухомих і нерухомих об'єктів.
- Інтеграція часових даних через рекурентні архітектури (наприклад, LSTM).

8. Особливості

Переваги:

- Модель забезпечує високу деталізацію розпізнавання дорожньої ситуації без дорогих сенсорів.
- Постійне оновлення через ОТА (over-the-air) для покращення точності.
- Низька вартість реалізації через відмову від дорогих сенсорів.
- Здатність працювати на основі лише камер.
- Постійне вдосконалення завдяки великим даним, зібраним з автомобілів користувачів.

9. Обмеження:

- Зниження ефективності в умовах поганої видимості (туман, сильний дощ, ніч).
- Залежність від якості даних, отриманих з камер.

10. Виклики:

- Залежність від якості зображень із камер.
- Складнощі в умовах низької видимості (туман, дощ, нічний час).

1.4.2 Основні характеристики Waymo Driver. Waymo Driver є однією з найбільш інноваційних систем, орієнтованих на майбутнє. Waymo Driver 6-го покоління — це сучасна система автономного водіння, розроблена компанією Waymo (дочірнє підприємство Alphabet). Вона створена для використання в широкому спектрі транспортних засобів і має на меті підвищення безпеки, ефективності та доступності транспорту. Ось основні функції і призначення Waymo Driver 6-го покоління:

1. Технологічна архітектура

- Основні методи:
 - Машинне навчання (Machine Learning): виявлення і класифікація об'єктів.
 - Гібридні моделі, які поєднують алгоритми на основі CNNs для аналізу зображень та PointNet для обробки даних LIDAR.

- Використання reinforcement learning для прогнозування поведінки учасників руху.
- Технологічний підхід:
 - Використовує багатосенсорний підхід, який включає LIDAR, камери та радари.
 - Інтеграція даних з усіх сенсорів для побудови високоточної 3D-моделі навколишнього середовища.
- Багатосенсорна система:
 - LIDAR: Високоточна побудова 3D-карт середовища для розпізнавання об'єктів та відстаней.
 - Камери: Застосовуються для розпізнавання дорожньої розмітки, знаків, світлофорів, транспортних засобів та пішоходів.
 - Радари: Забезпечують надійність у складних погодних умовах та оцінюють швидкість рухомих об'єктів.
 - GPS і IMU: Для навігації та локалізації транспортного засобу.

2. Основні методи розпізнавання та прогнозування

- Sensor Fusion: Інтеграція даних із різних сенсорів для створення єдиної картини навколишнього середовища.
- Глибоке навчання: Використання CNN (Convolutional Neural Networks) для аналізу зображень і класифікації об'єктів.
- PointNet: Аналіз даних від LIDAR для визначення форми та розташування об'єктів.
- Reinforcement Learning: Навчання моделей для прогнозування динамічної поведінки учасників руху.

3. Інтелектуальні функції

- Semantic Segmentation: Розподіл сцени на зрозумілі категорії, такі як дорога, тротуари, пішоходи, транспортні засоби.
- Побудова траєкторій: Прогнозування майбутніх траєкторій руху інших учасників дорожнього руху.

- SLAM (Simultaneous Localization and Mapping): Одночасна локалізація автомобіля та побудова карти.

4. Безпека та надійність

- Система функціонує із використанням надлишкових сенсорів, що підвищує надійність у разі відмови одного з пристроїв.
- Застосування сценарного моделювання (Simulation) для тестування мільйонів дорожніх сценаріїв.

5. Продуктивність у реальних умовах

- Надійність у складних середовищах: Waymo Driver успішно функціонує в міських умовах із великою кількістю учасників руху.
- Виявлення унікальних сценаріїв: Включає реагування на нетипові ситуації, такі як аварії, пішоходи в незвичних місцях тощо.
- Робота в умовах обмеженої видимості: Інтеграція сенсорів дозволяє працювати в туман, дощ або вночі.

6. Високоточні HD-карти

- Використання попередньо створених HD-карт для полегшення навігації. Карти містять детальну інформацію про дорожню інфраструктуру, включаючи смуги руху, світлофори, дорожні знаки тощо.

7. Інфраструктурна підтримка

- Хмарні обчислення: Обробка великих обсягів даних і постійне вдосконалення алгоритмів через сервери Waymo.
- ОТА-оновлення (Over-The-Air): Безперервне вдосконалення системи шляхом оновлення програмного забезпечення дистанційно.

8. Вартість та інтеграція

- Значна вартість обладнання через використання LIDAR і інших сенсорів.
- Високі вимоги до обчислювальних ресурсів, що може бути обмеженням для широкомасштабного впровадження.

9. Застосування

- Технологія Waymo Driver використовується у робототаксі та комерційних транспортних засобах, забезпечуючи автономний рух без втручання водія.

Переваги Waymo Driver

- Надійність і точність завдяки багатосенсорній архітектурі.
- Можливість обробляти складні дорожні сценарії.
- Адаптація до різних середовищ і погодних умов.

2. Переваги:

- Висока надійність у складних умовах.
- Широке покриття сценаріїв, включаючи міське середовище.

3. Виклики:

- Висока вартість обладнання.
- Значний обсяг даних потребує потужної обчислювальної інфраструктури.
- Висока вартість реалізації.
- Потреба у створенні та підтримці HD-карт для кожного регіону.
- Великі обчислювальні ресурси для реального часу.

Waymo Driver залишається однією з найпросунутіших автономних систем завдяки своїй технологічній складності та ефективності.

1.4.3 Основні характеристики Perception System. Perception System — це ключовий модуль у системах автономного водіння, який відповідає за сприйняття навколишнього середовища. Основні характеристики Perception System такі:

1. Технологічний підхід:

- Це загальний термін, що використовується для опису модулів сприйняття в автономних транспортних системах, які часто включають камери, LIDAR, радары та інші сенсори.
- Інтеграція даних із сенсорів у реальному часі.

2. Основні методи:

- Злиття сенсорних даних (sensor fusion) для підвищення точності розпізнавання.
- Semantic segmentation для поділу сцени на зрозумілі категорії (дорога, пішоходи, транспорт).
- Використання алгоритмів SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) для побудови карти навколишнього середовища.

1. Сенсорна інтеграція

- Багатосенсорність: Використовує кілька джерел даних, таких як:
 - Камери (RGB, монохромні, інфрачервоні).
 - LIDAR (для створення тривимірної карти).
 - Радар (для оцінки відстані та швидкості).
 - GPS та IMU (для локалізації).
- Fusion (злиття даних): Інтегрує інформацію з різних сенсорів для створення єдиної моделі оточення.

2. Алгоритми розпізнавання

- Semantic Segmentation: Дозволяє розділяти зображення на категорії, такі як дорога, транспорт, пішоходи, перешкоди.
- Object Detection: Виявлення та класифікація об'єктів, включаючи транспортні засоби, пішоходів, тварин та інфраструктурні елементи.
- Object Tracking: Відстеження рухомих об'єктів у часі для прогнозування їхнього руху.
- SLAM (Simultaneous Localization and Mapping): Створення динамічної карти навколишнього середовища одночасно з локалізацією автомобіля.

3. Обробка даних

- Реальний час: Потребує високооптимізованих алгоритмів для обробки даних у режимі реального часу.

- Точність і масштабування: Система має враховувати широке різноманіття сценаріїв: міський рух, шосе, перехрестя, а також погодні умови.
- Великі обсяги даних: Здатна працювати з великими потоками даних від сенсорів із мінімальними затримками.

4. Прогнозування

- Behavior Prediction: Прогнозує рух пішоходів, велосипедистів та транспортних засобів.
- Trajectory Planning: Генерує й оптимізує траєкторію руху автомобіля з урахуванням розпізнаних об'єктів та їхньої динаміки.

5. Взаємодія з іншими модулями

- Decision-Making System: Дані від Perception System передаються до модулів прийняття рішень, які генерують відповідні команди для керування автомобілем.
- Mapping System: Інтегрується з картографічними даними для точного визначення місця розташування.

6. Використовувані технології

- Глибоке навчання (Deep Learning): Використання згорткових нейронних мереж (CNN) для обробки зображень.
- Machine Learning: Для аналізу й узагальнення даних.
- Edge Computing: Обчислення безпосередньо на борту транспортного засобу для зниження затримки.

7. Виклики Perception System

- Низька видимість: Туман, дощ, сніг, нічні умови можуть знижувати якість сенсорних даних.
- Складні міські сценарії: Велика кількість динамічних об'єктів у міському середовищі.
- Обчислювальні ресурси: Потреба у високопродуктивних обчисленнях для реального часу.

8. Вимоги до ефективності

- Точність розпізнавання: Мінімізація помилок у класифікації об'єктів і розпізнаванні ситуацій.

- Стійкість: Забезпечення стабільної роботи в різних умовах.

- Швидкість: Реагування на зміну дорожньої ситуації менш ніж за 100 мс.

3. Переваги:

- Модульність: легка адаптація для різних транспортних платформ.

- Можливість інтеграції новітніх сенсорів.

4. Виклики:

- Складність інтеграції даних від численних джерел.

- Велика залежність від обчислювальної потужності.

Perception System є серцем автономних транспортних платформ, забезпечуючи базу для безпечної та ефективної навігації в реальному світі.

Таблиця 1.2 Порівняльний аналіз

Характеристика	Tesla Vision	Waymo Driver	Perception System
Тип сенсорів	Камери	LIDAR, Камери, Радари	Залежить від системи
Інтелектуальні методи	CNN, Deep Learning	Sensor Fusion, RL	Sensor Fusion, SLAM
Точність	Висока, залежить від камер	Дуже висока	Залежить від інтеграції
Складність реалізації	Помірна	Висока	Висока
Вартість	Низька	Висока	Варіюється

Таким чином:

- Tesla Vision підходить для масштабного розгортання через низьку вартість, але має обмеження в умовах низької видимості.

- Waymo Driver забезпечує найвищу точність та надійність, проте є значно дорожчим і складнішим у реалізації.

- Perception System надає універсальні можливості, які залежать від специфіки інтеграції.

2 ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ В СИСТЕМАХ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ

2.1 Види систем для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій

Системи для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій використовуються в автономних транспортних засобах та допоміжних системах водіння (ADAS). Вони класифікуються за різними критеріями, зокрема за типом сенсорів, використовуваними алгоритмами, а також за архітектурою та областю застосування. Розглянемо основні види таких систем:

1. За типом використовуваних сенсорів

1.1. Камерні системи (Vision-Based Systems): Використовують RGB, монохромні або інфрачервоні камери. Моделювання ситуацій виконується на основі обробки зображень. Приклади: Tesla Vision. Переваги: Висока деталізація. Відносно низька вартість обладнання. Недоліки: Залежність від умов освітлення (туман, ніч).

1.2. LIDAR-системи (Light Detection and Ranging): Створюють тривимірну карту навколишнього середовища за допомогою лазерних імпульсів. Приклади: Waymo Driver. Переваги: Висока точність у будь-яких умовах освітлення. Недоліки: Висока вартість і складність інтеграції.

1.3. Радарні системи (Radar-Based Systems): Використовують радіохвилі для оцінки відстані до об'єктів та їхньої швидкості. Переваги: Надійність у складних погодних умовах. Недоліки: Низька деталізація порівняно з камерами або LIDAR.

1.4. Гібридні системи (Multi-Sensor Systems): Поєднують дані з камер, LIDAR, радарів та інших сенсорів (sensor fusion). Переваги: Висока надійність завдяки інтеграції різних типів даних. Недоліки: Висока вартість і складність обчислень.

2. За типом використовуваних алгоритмів

2.1. Системи на основі правил (Rule-Based Systems): Використовують заздалегідь визначені правила для аналізу дорожніх ситуацій. Переваги: Простота реалізації. Недоліки: Обмеженість у складних ситуаціях.

2.2. Системи на основі машинного навчання (Machine Learning-Based Systems): Навчаються розпізнавати об'єкти та ситуації на основі великих наборів даних. Алгоритми: Random Forest, SVM, KNN. Переваги: Гнучкість і здатність адаптуватися. Недоліки: Потреба у великих обсягах даних для навчання.

2.3. Системи на основі глибокого навчання (Deep Learning-Based Systems): Використовують нейронні мережі для розпізнавання об'єктів, сегментації сцен, відстеження руху. Алгоритми: CNN, RNN, Transformer. Переваги: Висока точність. Недоліки: Високі обчислювальні витрати.

2.4. Системи з використанням SLAM (Simultaneous Localization and Mapping): Поєднують побудову карти й локалізацію для моделювання середовища. Переваги: Особливо ефективні в умовах невідомого середовища. Недоліки: Складність реалізації.

3. За рівнем автономності

3.1. Частково автономні системи (ADAS): Підтримують водія, надаючи інформацію про дорожню ситуацію. Приклади: Lane Keeping Assist, Adaptive Cruise Control. Переваги: Підвищення безпеки. Недоліки: Залежність від дій водія.

3.2. Повністю автономні системи (Autonomous Driving Systems): Самостійно моделюють ситуацію та приймають рішення. Приклади: Waymo Driver, Cruise. Переваги: Повна незалежність. Недоліки: Високі вимоги до сенсорів і алгоритмів.

4. За сферою застосування

4.1. Міські умови: Орієнтовані на розпізнавання складних динамічних ситуацій (пішоходи, велосипедисти, світлофори). Вимоги: висока точність та здатність до швидкого реагування.

4.2. Шосе: Зосереджені на прогнозуванні руху автомобілів і підтримці траєкторії. Вимоги: довгострокове прогнозування.

4.3. Спеціалізовані умови: Наприклад, автономні системи для вантажівок, будівельної техніки, сільського господарства. Вимоги: адаптація до конкретного середовища.

Таким чином вибір системи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації залежить від багатьох факторів: умов експлуатації, вимог до точності, бюджету та технологічної готовності. Гібридні системи з використанням глибокого навчання та багатосенсорного підходу є найбільш перспективними завдяки їхній універсальності та надійності.

2.2 Аналіз систем для моделювання різних аспектів дорожнього руху

Аналіз систем для моделювання різних аспектів дорожнього руху містить в собі вивчення різних підходів і технологій, що використовуються для аналізу, прогнозування та управління дорожніми ситуаціями. Ці системи можуть варіюватися від простих інструментів для оцінки потоку руху до складних автономних систем, що використовують штучний інтелект для гарантування безпеки на дорозі. Ось основні аспекти систем моделювання дорожнього руху:

1. Системи моніторингу та аналізу потоку транспорту.

- Типи систем: Камери спостереження, сенсори, детектори руху, GPS-датчики на транспортних засобах.
- Функціональність: Збір даних про кількість транспортних засобів, швидкість, пробки. Використання алгоритмів обробки відео для виявлення порушень, визначення швидкості. Переваги: Миттєве відображення ситуації на дорозі. Можливість збору статистики для планування міської інфраструктури. Недоліки: Висока вартість встановлення та обслуговування. Проблеми з обробкою даних у реальному часі при великому потоці інформації.

2. Системи прогнозування дорожніх ситуацій

- Типи систем: Моделі машинного навчання та глибокого навчання, які використовують історичні дані для прогнозування.
- Функціональність: Аналіз історичних даних і прогнозування майбутніх заторів, аварій, змін у дорожньому русі. Використання даних про погоду, час доби, свята та інші змінні. Переваги: Допомогає оптимізувати маршрути для зменшення часу в дорозі. Поліпшення управління потоками транспорту. Недоліки: Не завжди точність через непередбачувані фактори, як-от аварії або непередбачена погода.

3. Системи управління інфраструктурою та дорожнім рухом

- Типи систем: Інтелектуальні транспортні системи (ITS), системи управління світлофорами, змінні дорожні знаки.
- Функціональність: Регулювання світлофорів на основі реального часу. Використання змінних дорожніх знаків для інформування водіїв про поточну ситуацію. Переваги: Поліпшення потоків транспортних засобів та зниження заторів. Зменшення ризику аварій завдяки гнучкому управлінню рухом. Недоліки: Потреба в інфраструктурі та регулярному технічному обслуговуванні. Вартість впровадження та інтеграції нових технологій.

4. Системи для автономного водіння та допоміжні системи водіння (ADAS)

- Типи систем: Автономні системи (наприклад, Tesla Autopilot, Waymo Driver), системи допомоги водієві (ADAS).
- Функціональність: Виявлення об'єктів, розпізнавання дорожніх знаків і розмітки, виявлення пішоходів, прогнозування їхнього руху. Застосування штучного інтелекту для адаптивного управління автомобілем у складних ситуаціях. Переваги: Підвищення безпеки завдяки автоматизації процесу водіння. Зменшення людського фактора. Недоліки: Високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Проблеми з адаптацією до нових дорожніх умов і ситуацій.

5. Системи для моделювання аварійних ситуацій

- Типи систем: Моделі симуляції аварій, системи прогнозування зіткнень.
- Функціональність: Використання моделей фізики для аналізу потенційних аварійних ситуацій. Створення сценаріїв для тренування систем автономного водіння. Переваги: Поліпшення навчання систем автономного водіння. Можливість прогнозування наслідків аварій і розробка стратегій для запобігання. Недоліки: Обмеження точності залежно від моделей і даних. Висока складність моделювання рідкісних ситуацій.

6. Системи для аналізу поведінки водіїв

- Типи систем: Відеокамери з аналізом поведінки водіїв, системи моніторингу водіння на основі даних з датчиків автомобіля.
- Функціональність: Виявлення порушень, втомлених водіїв, поведінки, що створює загрозу. Переваги: Поліпшення безпеки шляхом раннього виявлення проблем. Можливість навчання водіїв для покращення їхньої поведінки на дорозі. Недоліки: Питання приватності та захисту персональних даних. Може потребувати значних обчислювальних потужностей для аналізу відео.

Таким чином системи для моделювання різних аспектів дорожнього руху мають різні цілі та застосування, від збору даних про потік транспорту до прогнозування аварійних ситуацій і підтримки автономного водіння. Найсучасніші системи інтегрують різні технології, такі як сенсорні дані, штучний інтелект і обчислювальні потужності, що дозволяє підвищувати ефективність і безпеку дорожнього руху. Водночас впровадження таких систем потребує значних інвестицій і підтримки інфраструктури.

2.3 Аналіз систем для симуляції поведінки транспортних засобів на дорогах.

Аналіз систем для симуляції поведінки транспортних засобів на дорогах передбачає використання різних технологій і підходів для моделювання, оцінки та прогнозування руху транспортних засобів у реальних чи змодельованих умовах. Ці системи мають важливе значення для розробки автономних транспортних засобів, планування міської інфраструктури та гарантування безпеки дорожнього руху. Ось ключові аспекти та види систем для симуляції поведінки транспортних засобів:

1. Типи систем для симуляції поведінки транспортних засобів

1.1. Моделі на основі фізики: Принцип роботи: Використання фізичних моделей для моделювання руху транспортних засобів, враховуючи сили, що впливають на них (тертя, гравітація, інерція тощо). Застосування: Симуляція аварій, розрахунок впливу швидкості на поведінку транспортних засобів, оцінка гальмування. Переваги: Точність при розрахунках за заданими фізичними параметрами. Може бути використана для детальних сценаріїв з точними результатами. Недоліки: Може бути складною у впровадженні, особливо при масштабуванні. Залежність від якості моделей та початкових умов.

1.2. Моделі на основі агентного моделювання (Agent-Based Modeling): Принцип роботи: Транспортні засоби розглядаються як агенти, що взаємодіють між собою і з навколишнім середовищем, приймаючи рішення на основі визначених правил. Застосування: Моделювання поведінки водіїв у різних умовах, створення сценаріїв для навчання систем автономного водіння. Переваги: Гнучкість у створенні складних сценаріїв. Може моделювати індивідуальні рішення водіїв. Недоліки: Вимагає значних обчислювальних потужностей. Залежність від якості алгоритмів для імітації поведінки водіїв.

1.3. Моделі на основі статистичних даних. Принцип роботи: Використання історичних даних та статистичних методів для прогнозування поведінки транспортних засобів. Застосування: Оцінка потоку транспорту, прогнозування

заторів і вибір оптимальних маршрутів. Переваги: Швидкість обробки та реалізація. Підходить для великих масштабів, таких як міські транспортні системи. Недоліки: Може бути менш точним у випадках, що не відповідають історичним даним. Обмежене застосування у складних ситуаціях.

2. Технології для симуляції поведінки транспортних засобів

2.1. Системи на основі віртуальної реальності (VR) та доповненої реальності (AR): Принцип роботи: Використання VR/AR для створення візуальних сценаріїв, що дозволяють водіям та системам автономного водіння взаємодіяти з моделлю. Застосування: Навчання водіїв, тестування систем автономного водіння, дослідження поведінки транспортних засобів. Переваги: Імерсивний досвід для тестування. Можливість створення реалістичних умов для симуляцій. Недоліки: Високі витрати на обладнання та розробку. Потреба в спеціалізованих інтерфейсах та пристроях.

2.2. Системи на основі моделювання з використанням штучного інтелекту (AI): Принцип роботи: Використання машинного навчання та глибокого навчання для створення моделей поведінки транспортних засобів на основі аналізу великих даних. Застосування: Автономне водіння, адаптивні системи управління транспортом, прогнозування дорожніх ситуацій. Переваги: Висока точність і можливість адаптації до нових даних. Може враховувати багато змінних і сценаріїв одночасно. Недоліки: Вимагає великих обчислювальних потужностей. Потребує великих обсягів даних для навчання моделей.

2.3. Системи симуляції з використанням CAD та спеціалізованих програм: Принцип роботи: Створення моделей транспортних систем за допомогою програмного забезпечення для комп'ютерного моделювання. Застосування: Дослідження архітектури та інфраструктури дорожнього руху, симуляція взаємодії транспортних засобів з дорожніми умовами. Переваги: Висока точність геометричних даних. Зручність у зміні та оновленні сценаріїв. Недоліки: Може бути менш гнучким у сценаріях реального часу. Не завжди ефективний для моделювання складних ситуацій.

3. Використання систем у реальних сценаріях

3.1. Тестування автономних систем: Використання симуляцій для тестування автономного водіння, що дозволяє виявляти потенційні проблеми перед реальними випробуваннями.

3.2. Планування міської інфраструктури: Моделювання потоків транспорту для оптимізації розташування світлофорів, розширення доріг та інших заходів для поліпшення дорожнього руху.

3.3. Навчання водіїв: Використання систем симуляцій для навчання водіїв і перевірки їхніх реакцій у різних умовах.

Таким чином системи для симуляції поведінки транспортних засобів є важливим інструментом у сучасному транспортному секторі, що дозволяє покращувати безпеку, планування та ефективність дорожнього руху. Вибір відповідної системи залежить від цілей, вимог до точності, масштабів симуляції та бюджету. Інтеграція сучасних технологій, таких як AI та VR/AR, забезпечує високий рівень реалізму і можливість створення складних сценаріїв для перевірки автономних систем і планування міської інфраструктури.

2.4 Аналіз систем для машинного навчання, що використовується для розпізнавання об'єктів на дорозі

Аналіз систем для машинного навчання, що використовуються для розпізнавання об'єктів на дорозі, включає вивчення алгоритмів, моделей та підходів, які дозволяють автономним транспортним системам і водіям з високою точністю ідентифікувати та класифікувати об'єкти, що зустрічаються в дорожньому середовищі. Ці системи грають ключову роль у безпеці та ефективності транспортних систем. Ось детальний аналіз таких систем:

1. Основні типи моделей машинного навчання для розпізнавання об'єктів

1.1. Конволюційні нейронні мережі (CNN): Принцип роботи: CNN складаються з кількох шарів згортки, підвибірки (пулінгу) і повнозв'язних шарів, що дозволяє ефективно обробляти зображення, витягуючи важливі ознаки та класифікуючи об'єкти. Застосування: Використовуються для базових завдань розпізнавання об'єктів, таких як ідентифікація пішоходів, інших транспортних засобів, дорожніх знаків і перешкод. Переваги: Висока точність у розпізнаванні зображень завдяки здатності виявляти ознаки на різних рівнях абстракції. Легкість у масштабуванні та адаптації для складніших завдань. Недоліки: Може потребувати великих обсягів даних для навчання. Високі обчислювальні вимоги для тренування моделей.

1.2. Сегментаційні мережі: Принцип роботи: Використовують моделі, такі як U-Net і DeepLab, для поділу зображень на різні області, що дозволяє більш детально розпізнавати об'єкти на зображенні. Застосування: Створення карти розташування об'єктів, що допомагає в розпізнаванні меж між об'єктами та визначенні їх розташування. Переваги: Може використовуватись для точного виявлення об'єктів у складних сценах, таких як міські середовища. Недоліки: Вимагає багато обчислювальних ресурсів і часу для тренування. Складність у реалізації та налаштуванні.

1.3. Рекурентні нейронні мережі (RNN) і Long Short-Term Memory (LSTM): Принцип роботи: RNN і LSTM використовуються для обробки послідовних даних, що дозволяє моделювати динаміку і поведінку об'єктів у часі. Застосування: Аналіз потоку транспорту, відстеження руху об'єктів у реальному часі та прогнозування їхніх майбутніх позицій. Переваги: Добре працюють при моделюванні динамічних сцен. Недоліки: Може бути менш ефективним при

обробці дуже великих обсягів даних без попередньої обробки. Потребує додаткових алгоритмів для уникнення проблеми затухання градієнта.

2. Підходи до навчання моделей

2.1. Навчання з учителем (Supervised Learning). Принцип роботи: Моделі тренуються на позначених даних, де кожне зображення або кадр має етикетку (наприклад, "пішохід", "автомобіль", "дорожній знак"). Застосування: Використовується для створення базових моделей розпізнавання об'єктів. Переваги: Підвищена точність при наявності якісних та великих даних для навчання. Недоліки: Потребує значних обсягів даних з розміченими прикладами, що може бути дорогим і трудомістким процесом.

2.2. Навчання без учителя (Unsupervised Learning): Принцип роботи: Моделі самостійно виявляють структури та патерни у даних без попередніх міток. Застосування: Використовується для кластеризації даних, знаходження нових патернів або ознак, що можуть бути корисними для навчання. Переваги: Зменшує потребу у великій кількості розмічених даних. Недоліки: Може бути менш точним у специфічних завданнях розпізнавання об'єктів у порівнянні з навчанням з учителем.

2.3. Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning). Принцип роботи: Модель вчиться взаємодіяти з середовищем та отримувати винагороди за виконання певних завдань, що дозволяє їй покращувати свою поведінку. Застосування: Може використовуватись для розвитку систем, що реагують на об'єкти та змінюють свою поведінку на основі обставин. Переваги: Може навчатися адаптуватися до нових ситуацій у реальному середовищі. Недоліки: Потребує великих обчислювальних ресурсів і часу для навчання.

3. Платформи та інструменти для розробки

3.1. TensorFlow та PyTorch: Використовуються для створення та навчання моделей глибокого навчання. TensorFlow добре підтримує масштабування на різні

пристрої, а PyTorch — зручний для наукових досліджень завдяки своєму гнучкому коду.

3.2. OpenCV: Бібліотека для комп'ютерного зору, яка забезпечує базові функції для обробки зображень, виявлення об'єктів та аналізу сцен.

3.3. YOLO (You Only Look Once). Модель для реального часу, що дозволяє швидко виявляти об'єкти на зображеннях. YOLO має кілька версій, що забезпечують різну точність і швидкість роботи.

3.4. SSD (Single Shot MultiBox Detector). Модель для розпізнавання об'єктів, яка оптимізована для швидкої роботи у реальному часі та забезпечує високу точність на основі одноразового проходу по зображенню.

3.5. Faster R-CNN. Модель, що поєднує високу точність з відносно високими обчислювальними витратами. Застосовується для завдань, де необхідна точна локалізація об'єктів.

4. Виклики та обмеження

- **Різноманіття середовищ:** Моделі повинні бути здатні працювати в різних умовах, таких як зміни освітлення, погода та динаміка дорожнього руху.
- **Обчислювальні ресурси:** Тренування складних моделей потребує потужних графічних процесорів (GPU) та значних обсягів пам'яті.
- **Збір та розмітка даних:** Якісні дані з мітками необхідні для навчання моделей, але їх збір і розмітка є складними та дорогими процесами.
- **Загрози алгоритмічних упереджень:** Моделі можуть страждати від упереджень, якщо дані для навчання не є репрезентативними для реального світу.

Таким чином системи машинного навчання для розпізнавання об'єктів на дорозі відіграють важливу роль у розробці автономних транспортних систем. Вибір відповідної моделі залежить від конкретних цілей, умов і ресурсів. Конволюційні нейронні мережі, сегментаційні моделі, RNN/LSTM і методи навчання з підкріпленням є важливими інструментами для досягнення високої точності виявлення та класифікації об'єктів. Виклики, зокрема з обчислювальними потужностями.

2.5 Аналіз систем для розробки роботизованих і автономних систем, що використовуються для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій

Аналіз систем для розробки роботизованих і автономних систем, що використовуються для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій, містить в собі розгляд технологій, алгоритмів, датчиків та програмних платформ, які допомагають створювати, навчати та тестувати автономні транспортні системи. Ось основні аспекти й компоненти таких систем:

1. Системи розпізнавання та аналізу даних. Ці системи відповідають за отримання, обробку й аналіз даних, необхідних для розпізнавання дорожніх ситуацій. Вони включають:

1.1. Сенсорні системи:

- Камери (RGB, RGB-D, тепловізійні): Застосовуються для зображення та аналізу об'єктів у середовищі, включаючи розпізнавання дорожніх знаків, пішоходів та інших транспортних засобів.
- Лідари (LiDAR): Використовуються для створення 3D-карт середовища, що допомагає виявляти відстань до об'єктів та створювати точні моделі сцени.
- Радари: Застосовуються для виявлення об'єктів за допомогою радіохвиль і добре працюють у поганих погодних умовах.
- Гіроскопи та акселерометри: Визначають орієнтацію та рух транспортного засобу, що допомагає в корекції позиції та стабільності.

1.2. Алгоритми комп'ютерного зору та обробки даних

- Завдання: Включають виявлення об'єктів, сегментацію зображень, класифікацію та трасування об'єктів.
- Технології:
 - Глибоке навчання (Deep Learning): Використання нейронних мереж для обробки зображень (наприклад, CNN — згорткові нейронні мережі) для розпізнавання об'єктів на основі навчання на великій кількості даних.

- Сегментація зображень: Використання алгоритмів, як-от U-Net або Mask R-CNN, для виділення об'єктів на зображеннях.

1.3. Моделі машинного навчання для прогнозування та прийняття рішень.

- **Методи:**

- Рішення на основі дерева рішень: Використовуються для прийняття рішень у простих сценаріях.
- Глибокі нейронні мережі (DNN): Для складніших завдань, таких як розпізнавання комбінацій дорожніх ситуацій.

- **Завдання:**

- Прогнозування поведінки інших учасників дорожнього руху.
- Оцінка потенційних ризиків та прийняття рішень у реальному часі.

2. Системи для моделювання дорожніх ситуацій. Системи для моделювання дорожніх ситуацій дозволяють створювати реалістичні середовища, у яких автономні системи можуть навчатися та тестуватися.

2.1. Симулятори автономного водіння

Приклади:

- CARLA: Відкритий симулятор для автономного водіння, який дозволяє створювати реалістичні міські середовища для тестування та тренування.
- LG SVL Simulator: Використовується для тестування та перевірки автономних систем у різних умовах, таких як денний/нічний час, погодні умови та сценарії дорожнього руху.

Переваги:

- Можливість створення складних сценаріїв і перевірка їх у віртуальному середовищі.
- Висока гнучкість у зміні параметрів середовища.

Недоліки:

- Обмежена реалістичність у порівнянні з реальним світом.

- Потреба в потужних обчислювальних ресурсах для реалістичної симуляції.

2.2. Моделювання за допомогою фізичних моделей: Принцип роботи: Використання фізичних моделей для симуляції взаємодії транспортних засобів у дорожньому середовищі. Застосування: Оцінка впливу швидкості, гальмування, маневрів на безпеку та ефективність. Переваги: Точність в прогнозуванні поведінки при стандартних умовах. Недоліки: Може не враховувати всі непередбачені обставини та людський фактор.

3. Технології та платформи для розробки

Платформи:

- TensorFlow, PyTorch: Використовуються для створення моделей машинного навчання для розпізнавання та прогнозування.
- OpenCV: Бібліотека для комп'ютерного зору, яка застосовується для обробки зображень.
- ROS (Robot Operating System): Використовується для створення систем управління роботами та симуляції віртуальних середовищ.

Інструменти для розробки:

- Gazebo: Симулятор для робототехніки, який інтегрується з ROS.
- Unity та Unreal Engine: Використовуються для створення реалістичних 3D-середовищ для тренування систем автономного водіння.

4. Проблеми та виклики

- Складність у створенні реалістичних сценаріїв: Навіть сучасні симулятори мають обмеження у створенні реалістичних умов і взаємодій на дорозі.
- Проблеми з інтеграцією даних: Збирання та обробка даних з різних сенсорів часто вимагає інтеграції різних технологій і стандартів.
- Високі вимоги до обчислювальних потужностей: Тренування моделей глибокого навчання та симуляції у реальному часі потребують значних обчислювальних ресурсів.

Таким чином системи для розробки роботизованих і автономних систем, що використовуються для моделювання розпізнавання дорожніх ситуацій, включають передові сенсорні технології, алгоритми комп'ютерного зору, симуляційні платформи та моделі машинного навчання. Розвиток у цій галузі дозволяє створювати ефективні системи автономного водіння, які можуть аналізувати складні дорожні ситуації, адаптуватися до змінних умов і покращувати безпеку на дорогах. Водночас ці технології стикаються з викликами, зокрема з високими вимогами до обчислювальних потужностей і необхідністю інтеграції різних технологій.

3 РОЗРОБКА ПРАКТИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ

3.1 Алгоритми для моделювання дорожньої ситуації

Алгоритми для моделювання дорожньої ситуації є основою для створення автономних транспортних систем і систем підтримки водія. Вони забезпечують аналіз та передбачення поведінки об'єктів у дорожньому середовищі, що включає транспортні засоби, пішоходів, велосипедистів, дорожні знаки та інші елементи. Ось огляд основних алгоритмів, які використовуються для моделювання дорожніх ситуацій:

1. Алгоритми розпізнавання об'єктів. Ці алгоритми дозволяють системам розпізнавати та класифікувати об'єкти на зображеннях або у відеопотоці.

1.1. Конволюційні нейронні мережі (CNN): Принцип роботи: CNN використовуються для виявлення об'єктів на зображеннях завдяки їх здатності витягати ознаки різних рівнів абстракції (краї, форми, об'єкти). Застосування: Використовуються для розпізнавання автомобілів, пішоходів, дорожніх знаків тощо. Відомі моделі: AlexNet, VGG, ResNet, YOLO, SSD, Faster R-CNN.

1.2. Моделі глибокої сегментації (Deep Segmentation Models): Принцип роботи: Ці моделі, такі як U-Net і DeepLab, сегментують зображення на різні області, що дозволяє точніше визначати межі об'єктів. Застосування: Використовуються для створення карти сцени, що показує розташування кожного об'єкта на зображенні. Переваги: Вища точність виявлення об'єктів у складних умовах, таких як змінене освітлення.

2. Алгоритми для відстеження об'єктів. Ці алгоритми дозволяють системам відстежувати рух об'єктів у реальному часі й прогнозувати їхнє майбутнє положення.

2.1. Алгоритми Калмана. Принцип роботи: Фільтри Калмана використовуються для оцінки стану об'єкта (позиції та швидкості) на основі

шумних вимірювань. Застосування: Використовуються для відстеження об'єктів, таких як автомобілі та пішоходи, у реальному часі. Переваги: Ефективність у роботі з шумними даними та можливість прогнозування майбутніх положень. Недоліки: Може бути менш ефективним у випадках з високою динамікою чи складними рухами.

2.2. Моделі на основі глибокого навчання для відстеження. Принцип роботи: Моделі, такі як Deep SORT, використовують CNN для виявлення об'єктів і алгоритм SORT (Simple Online and Realtime Tracking) для їх відстеження. Застосування: Використовуються для комплексного відстеження кількох об'єктів у реальному часі. Переваги: Можливість відстеження кількох об'єктів одночасно з високою точністю. Недоліки: Потребує значних обчислювальних потужностей.

3. Алгоритми прогнозування поведінки. Прогнозування поведінки об'єктів є ключовим для безпеки автономного водіння та планування маршруту.

3.1. Лінійні та нелінійні регресійні моделі. Принцип роботи: Використовуються для моделювання зв'язку між поточними станами об'єкта (швидкість, напрямок) та його майбутніми позиціями.. Застосування: Застосовуються для передбачення простих траєкторій, таких як рух у прямій лінії.

3.2. Глибокі нейронні мережі (DNN) для прогнозування. Принцип роботи: Використовують архітектуру, що включає кілька шарів, для навчання складних зв'язків між входами (поточний стан) і виходами (майбутній стан). Застосування: Моделювання поведінки інших водіїв, прогнозування траєкторій об'єктів у міському середовищі. Переваги: Вища точність при навчанні на великих даних. Недоліки: Може потребувати великих обсягів обчислювальних ресурсів і тривалого навчання.

3.3. Моделі на основі агентів (Agent-Based Models). Принцип роботи: Симулюють взаємодію між об'єктами як агенти, які мають свої власні правила поведінки й реагують на зміну середовища. Застосування: Моделювання дорожніх ситуацій із взаємодією кількох учасників (автомобілі, пішоходи, велосипедисти). Переваги: Може враховувати складні сценарії, коли об'єкти

взаємодіють між собою. Недоліки: Висока складність моделювання та потреба в значних обчислювальних потужностях.

4. Алгоритми для планування траєкторій. Ці алгоритми використовуються для розрахунку оптимальних траєкторій руху транспортного засобу з урахуванням навколишніх об'єктів і дорожніх умов.

4.1. Алгоритми A і Dijkstra*. Принцип роботи: Використовують графи для пошуку найкоротшого шляху між вузлами, враховуючи різні обмеження (дороги, затори тощо). Застосування: Планування маршрутів у GPS-системах та системах автономного водіння. Переваги: Простота реалізації та ефективність для не складних завдань. Недоліки: Може бути неефективним для великих і складних середовищ.

4.2. Алгоритм RRT (Rapidly-exploring Random Tree). Принцип роботи: Генерує дерева для пошуку шляхів у просторі можливих траєкторій, що дозволяє швидко знаходити рішення для складних середовищ. Застосування: Підходить для планування траєкторій у робототехніці та автономному водінні. Переваги: Здатний швидко знаходити траєкторії у великих та складних просторах. Недоліки: Може не гарантувати оптимальні рішення.

5. Алгоритми для симуляцій дорожніх ситуацій. Для симуляції дорожніх ситуацій використовуються спеціальні програмні середовища та платформи, такі як:

- SUMO (Simulation of Urban MObility): Система для моделювання міського руху, яка дозволяє змодельовати інтеракцію між транспортними засобами та інфраструктурою.
- VISSIM: Платформа для моделювання транспортних потоків і прогнозування заторів.
- CARLA: Віртуальне середовище для тестування автономних систем в умовах, наближених до реальних.

Таким чином алгоритми для моделювання дорожніх ситуацій охоплюють широкий спектр підходів і методів від простих регресійних моделей до складних

нейронних мереж і систем на основі агентів. Вибір алгоритму залежить від вимог до точності, швидкості роботи та обчислювальних ресурсів.

3.2 Рекомендації щодо застосування інтелектуальних систем і алгоритмів для моделювання дорожньої ситуації

Рекомендації щодо застосування інтелектуальних систем і алгоритмів для моделювання дорожньої ситуації включають кращі практики, вибір алгоритмів залежно від конкретних умов та потреб, а також способи інтеграції цих систем у транспортні засоби та інфраструктуру. Ось ключові рекомендації:

1. Вибір систем і алгоритмів залежно від задач

- Розпізнавання об'єктів: Для точного розпізнавання об'єктів на дорозі рекомендується використовувати глибокі нейронні мережі (CNN), такі як YOLO або Faster R-CNN, які демонструють високу ефективність у реальних умовах. Моделі сегментації, такі як DeepLab або U-Net, слід застосовувати для створення детальних карт сцени.

- Відстеження об'єктів: Для трекінгу об'єктів у реальному часі можна використовувати алгоритм Deep SORT у поєднанні з CNN для розпізнавання, що дозволяє ефективно відстежувати кілька об'єктів одночасно.

- Прогнозування поведінки: Для прогнозування траєкторій об'єктів у дорожньому середовищі рекомендується використовувати глибокі нейронні мережі (DNN) з рекурентними шарами (наприклад, LSTM) або моделі на основі агентів, які можуть моделювати складні взаємодії між учасниками дорожнього руху.

- Планування траєкторій: Для планування траєкторій і ухилення від перешкод оптимальними є алгоритми, як RRT (Rapidly-exploring Random Tree), а також моделі, що використовують методи оптимізації, наприклад, алгоритм A* і Dijkstra для знаходження найкоротших шляхів у простих умовах.

2. Інтеграція з системами автономного водіння

- Інтелектуальні системи повинні бути інтегровані з іншими компонентами систем автономного водіння, такими як сенсори (камери, радар, LIDAR), для забезпечення збору та обробки даних у реальному часі.

- Важливо застосовувати модулі обробки даних для попередньої обробки інформації (наприклад, фільтрація шуму, корекція освітлення), що підвищить точність розпізнавання і прогнозування.

-

3. Урахування реальних умов і складності середовища

- Системи моделювання повинні бути здатні адаптуватися до різних дорожніх умов, таких як погані погодні умови, нічний час, змінне освітлення та заторів. Використання моделей з адаптивним навчанням допомагає поліпшити ефективність у складних умовах.

- Рекомендується використовувати системи симуляції, як CARLA, для тестування і перевірки алгоритмів у віртуальних середовищах перед їхньою інтеграцією в реальні системи.

4. Підвищення точності та швидкодії

- Використання паралельної обробки й високопродуктивних обчислювальних ресурсів (наприклад, GPU, FPGA) для прискорення процесу навчання та реалізації алгоритмів.

- Для підвищення точності моделей важливо застосовувати трансферне навчання, використовуючи попередньо натреновані моделі, щоб скоротити час навчання та покращити здатність до генералізації.

5. Безпека та етика

- Всі інтелектуальні системи повинні дотримуватись норм безпеки та етичних стандартів. Це включає регулярні тести на надійність і стабільність, а також впровадження механізмів для відновлення системи в разі збою.

- Важливо застосовувати методи інтерпретації моделей, щоб розуміти, як і чому алгоритм приймає ті чи інші рішення, особливо у складних ситуаціях, які можуть вплинути на безпеку.

6. Оновлення та підтримка

- Регулярне оновлення програмного забезпечення з урахуванням нових даних і змін у дорожньому середовищі. Системи повинні мати механізм самонавчання для покращення ефективності на основі нових реальних ситуацій.

- Важливо створювати інтерфейси для зворотного зв'язку з користувачем і забезпечувати можливість додавання нових сценаріїв для тестування та вдосконалення алгоритмів.

7. Збір та обробка даних

- Великий обсяг даних є необхідним для тренування та валідації моделей. Збір даних повинен здійснюватись за допомогою різних типів сенсорів і камер для створення багатословових наборів даних.

- Використання методів аугментації даних для штучного збільшення розміру навчальних вибірок, що підвищує стійкість моделей до різних ситуацій на дорозі.

Таким чином застосування інтелектуальних систем і алгоритмів для моделювання дорожніх ситуацій має бути обґрунтоване потребами конкретного проєкту та умовами використання. Важливо дотримуватись найкращих практик у розробці та інтеграції, щоб забезпечити високий рівень безпеки та ефективності автономних транспортних систем.

3.3 Пропозиції щодо реалізації алгоритмів прийняття рішень у системах автопілота

Реалізація алгоритмів прийняття рішень у системах автопілота є важливою складовою автономного управління транспортними засобами. Ці алгоритми повинні забезпечувати безпеку, ефективність і адаптивність у різних дорожніх ситуаціях. Ось кілька ключових пропозицій щодо реалізації таких алгоритмів:

1. Моделювання сценаріїв та управління ризиками.

- Принцип роботи: Використання систем моделювання дорожніх ситуацій, які враховують різні можливі сценарії (наприклад, зміна смуги, об'їзд перешкод, взаємодія з іншими учасниками дорожнього руху).
- Методика: Застосування алгоритмів сценарного планування для передбачення можливих ризиків і вибору оптимального шляху чи маневру.
- Переваги: Підвищення надійності системи шляхом симуляції реальних ситуацій та тестування рішень у віртуальних середовищах, таких як CARLA чи SUMO.
- Застосування: Використання таких алгоритмів у системах автоматичного гальмування, системах допомоги водієві та плануванні траєкторій.

2. Інтеграція алгоритмів з глибоким навчанням

- Принцип роботи: Використання глибоких нейронних мереж для прийняття рішень на основі даних, отриманих від сенсорів (камер, радарів, LIDAR).
- Методика: Застосування глибоких Q-мереж (Deep Q-Learning) для створення політик прийняття рішень, що дозволяють адаптуватися до змін середовища.
- Переваги: Можливість навчання на основі великої кількості даних і самоорганізація у складних дорожніх ситуаціях.
- Застосування: Автоматичне об'їздження перешкод, регулювання швидкості, зміну смуги руху.

3. Алгоритми планування траєкторій

- Принцип роботи: Планування траєкторій для обрання оптимального шляху з урахуванням дорожньої ситуації, перешкод та правил дорожнього руху.
- Методика: Використання алгоритму A^* та його модифікацій (наприклад, Θ^* або Dijkstra) для пошуку коротших і безпечніших маршрутів.
- Переваги: Гарантія знайдення оптимальних траєкторій і зниження часу в дорозі.
- Застосування: Використання в системах для планування траєкторій на перехрестях і для ухилення від перешкод.

4. Моделі на основі агентів для інтерактивного планування

- Принцип роботи: Моделювання взаємодії між транспортними засобами як агентами, які реагують один на одного і змінюють свою поведінку залежно від середовища.
- Методика: Застосування моделей на основі агентів, що дозволяють системі «навчатися» взаємодії з іншими учасниками дорожнього руху.
- Переваги: Вища адаптивність і реалізація складних сценаріїв, де автопілот взаємодіє з іншими водіями, пішоходами та велосипедистами.
- Застосування: Системи змінення смуги руху, прийняття рішень в умовах заторів та ситуацій з непередбачуваною поведінкою учасників дорожнього руху.

5. Алгоритми для обробки та злиття даних (Sensor Fusion)

- Принцип роботи: Злиття даних з різних сенсорів для створення повної картини ситуації навколо транспортного засобу.
- Методика: Використання фільтрів Калмана та методів глибокого навчання для обробки і поєднання даних, отриманих від камер, LIDAR, радарів і ультразвукових сенсорів.
- Переваги: Підвищена точність і надійність інформації для прийняття рішень.

- Застосування: Системи автоматичного паркування, розпізнавання об'єктів у нічний час, виявлення пішоходів і велосипедистів.

6. Алгоритми з врахуванням адаптивного навчання

- Принцип роботи: Використання методів адаптивного навчання для постійного вдосконалення алгоритмів на основі нових даних, отриманих у реальних умовах.
- Методика: Використання навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) для оптимізації політики управління у дорожньому середовищі.
- Переваги: Постійне вдосконалення системи без необхідності повторного навчання від початку.
- Застосування: Системи, які адаптуються до нових дорожніх ситуацій, наприклад, при зміні розмітки дороги або появі нових дорожніх знаків.

7. Врахування етики та соціальних аспектів

- Принцип роботи: Визначення алгоритмів, що враховують не лише безпеку, а й соціальні норми та етичні аспекти при прийнятті рішень.
- Методика: Впровадження алгоритмів, що дозволяють системі враховувати моральні рішення (наприклад, при ухиленні від наїзду на пішохода).
- Переваги: Забезпечення довіри до систем автономного водіння серед користувачів.
- Застосування: Сценарії, де необхідне ухилення від можливих аварій за рахунок змін у поведінці транспортного засобу.

8. Тестування і перевірка алгоритмів

- Принцип роботи: Використання віртуальних середовищ, таких як CARLA, для тестування та валідації алгоритмів в умовах, наближених до реальних.
- Методика: Використання симуляційних платформ для моделювання різних дорожніх ситуацій і тестування алгоритмів на їхню ефективність.
- Переваги: Зниження ризику помилок і поліпшення безпеки систем.

- Застосування: Тестування нового програмного забезпечення перед його впровадженням у реальних умовах.

Таким чином реалізація алгоритмів прийняття рішень у системах автопілоту повинна бути комплексною і враховувати всі аспекти, від обробки даних до адаптивного навчання та етичних норм. Важливо вибрати алгоритми, які забезпечують оптимальний баланс між швидкістю, точністю і безпекою для досягнення найкращих результатів у різних умовах.

3.4 Пропозиції щодо реалізації алгоритмів прогнозування руху

Реалізація алгоритмів прогнозування руху є важливою для автономних систем, оскільки вона дозволяє системам передбачати майбутню поведінку інших учасників дорожнього руху та ухилятися від потенційних небезпек. Ось кілька ключових пропозицій для реалізації таких алгоритмів:

1. Використання моделей глибокого навчання

- Принцип роботи: Застосування нейронних мереж, зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN), таких як LSTM (Long Short-Term Memory), або GRU (Gated Recurrent Units) для обробки послідовних даних і прогнозування майбутньої поведінки.

- Методика: Навчання моделей на великих наборах даних, які включають інформацію про траєкторії інших транспортних засобів, пішоходів та велосипедистів у різних дорожніх ситуаціях.

- Переваги: Можливість прогнозування на основі динамічних даних, облік часових залежностей і взаємодій між об'єктами.

- Застосування: Прогнозування зміни смуги руху, об'їзду перешкод, зміни швидкості та маневрів інших учасників дорожнього руху.

2. Алгоритми на основі методів машинного навчання

- Принцип роботи: Використання класичних методів машинного навчання, таких як градієнтні бустингові моделі (наприклад, XGBoost), для прогнозування короткострокових змін у поведінці.

- Методика: Навчання моделей на основі даних з сенсорів, таких як камери, радар та LIDAR, а також облік статистичних даних і правил дорожнього руху.
- Переваги: Легкість у реалізації та можливість швидкої адаптації до нових даних, висока інтерпретованість моделей.
- Застосування: Прогнозування змін у швидкості руху, ухилення від перешкод, реакція на зміну траєкторії інших транспортних засобів.

3. Моделювання на основі агентів

- Принцип роботи: Використання методів моделювання на основі агентів, де кожен учасник дорожнього руху розглядається як окремий агент, який приймає рішення на основі своїх цілей та обмежень.
- Методика: Створення моделей, що включають правила поведінки (наприклад, алгоритми соціального впливу, інтелектуальне планування) для прогнозування того, як об'єкти взаємодіють і змінюють свою траєкторію.
- Переваги: Можливість відтворення складних і непередбачуваних ситуацій, які можуть виникати на дорозі.
- Застосування: Симуляція поведінки водіїв, що відображає людське ухвалення рішень у реальних ситуаціях, прогнозування колективних маневрів (наприклад, утворення заторів).

4. Злиття даних (Sensor Fusion)

- Принцип роботи: Комбінування даних з різних сенсорів для отримання більш точного прогнозу.
- Методика: Застосування фільтрів Калмана та розширених фільтрів Калмана для обробки даних і отримання зведеної інформації про місцеположення та швидкість інших об'єктів.
- Переваги: Підвищення точності прогнозів за рахунок використання даних з різних джерел, таких як LIDAR, радар і камери.
- Застосування: Виявлення об'єктів і їхньої швидкості, прогнозування їхнього переміщення в реальному часі.

5. Алгоритми прогнозування з використанням симуляцій

- Принцип роботи: Застосування симуляційних моделей для перевірки алгоритмів прогнозування в різних умовах дорожнього руху.
- Методика: Використання платформ, таких як CARLA або SUMO, для створення і тестування віртуальних сценаріїв, що відображають реальні ситуації.
- Переваги: Можливість перевірити ефективність алгоритмів у безпечному середовищі перед їхньою інтеграцією в реальні системи.
- Застосування: Тестування алгоритмів прогнозування для об'їзду перешкод, прогнозування поведінки пішоходів, велосипедистів і інших транспортних засобів.

6. Моделі на основі трансферного навчання

- Принцип роботи: Використання моделей, натренованих на одному наборі даних, і перенесення їх на інші, схожі ситуації для поліпшення результатів прогнозування.
- Методика: Застосування глибоких нейронних мереж і фреймворків трансферного навчання, щоб забезпечити адаптивність до нових умов і середовища.
- Переваги: Скорочення часу навчання і поліпшення результатів у нових умовах.
- Застосування: Моделювання складних ситуацій, коли система повинна адаптуватися до нових сценаріїв дорожнього руху.

7. Використання оптимізаційних методів

- Принцип роботи: Застосування алгоритмів оптимізації, таких як метод градієнтного спуску або методи на основі еволюційних алгоритмів для поліпшення результатів прогнозування та ухвалення рішень.
- Методика: Використання оптимізаційних підходів для знаходження найбільш ефективної траєкторії на основі прогнозів інших учасників руху.

- Переваги: Підвищення ефективності рішень і зниження ймовірності аварійних ситуацій.
- Застосування: Розрахунок оптимальних траєкторій для уникнення перешкод, змінення смуги руху та маневрів об'їзду.

Таким чином реалізація алгоритмів прогнозування руху повинна бути інтегрованою і включати використання сучасних методів машинного навчання, симуляційних платформ, злиття даних, моделювання на основі агентів та оптимізаційних методів. Важливо також регулярно перевіряти та адаптувати алгоритми на основі нових даних і змін дорожніх умов, щоб забезпечити максимальну безпеку та ефективність систем автономного управління.

3.5 Пропозиції щодо створення 3D-карт і моделювання навколишнього середовища

Створення 3D-карт і моделювання навколишнього середовища є важливими аспектами для розробки систем автономного управління, а також для створення реалістичних симуляцій для тестування і навчання. Ось кілька ключових пропозицій щодо реалізації 3D-карт і моделювання навколишнього середовища:

1. Збір даних за допомогою сенсорів

- Принцип роботи: Використання сенсорів, таких як LIDAR, камери, GPS та інерціальні вимірювальні системи (IMU), для збору даних про навколишнє середовище.
- Методика: Створення багатокамерних систем сканування для збору інформації про відстань і структуру місцевості, а також використання фотограмметрії для генерації текстурованих 3D-моделей.
- Переваги: Забезпечення високої точності та деталізації карт, що відображають реальні умови.
- Застосування: Побудова точних 3D-карт для автономного водіння, створення моделей для тестових симуляцій.
-

2. Використання програмного забезпечення для створення 3D-моделей

- Принцип роботи: Застосування спеціалізованого програмного забезпечення для створення і редагування 3D-карт та моделей, таких як Blender, Autodesk Maya, Unity 3D та Unreal Engine.
- Методика: Використання інструментів моделювання для створення об'єктів, нанесення текстур і створення анімаційних ефектів для відображення змін у середовищі.
- Переваги: Гнучкість у створенні середовища, можливість інтеграції даних реального світу та віртуального контенту.
- Застосування: Створення інтерактивних 3D-моделей для симуляцій, візуалізація різних дорожніх умов, створення інтерфейсів для систем автономного водіння.

3. Системи для генерації та оновлення карт

- Принцип роботи: Використання алгоритмів генерації карт на основі даних, отриманих від сенсорів, а також алгоритмів оновлення карт у реальному часі.
- Методика: Застосування SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) для створення та оновлення карт під час руху транспортного засобу, а також інтеграція даних із камер і радарів для точності.
- Переваги: Здатність адаптувати карти до змін у середовищі, таких як нові перешкоди або зміни у розмітці доріг.
- Застосування: Системи автономного водіння, що використовують дані у режимі реального часу для адаптації до змін у середовищі.

4. Створення фотореалістичних моделей за допомогою фотограмметрії

- Принцип роботи: Використання методів фотограмметрії для створення точних 3D-моделей на основі фотографій.
- Методика: Фільмування великої кількості фотографій місцевості з різних ракурсів, потім використання програмного забезпечення (наприклад, Agisoft Metashape або Pix4D) для створення 3D-моделей.

- Переваги: Висока деталізація та текстурованість моделей, що допомагає візуалізувати середовище у симуляціях.
- Застосування: Тестування і навчання систем автономного управління у реальних умовах, створення карт для роботизованих систем.

5. Інтеграція даних з хмарних платформ

- Принцип роботи: Використання хмарних платформ для обміну, зберігання та оновлення 3D-карт у реальному часі.
- Методика: Використання технологій хмарного обчислення для обробки великих обсягів даних та створення інтерактивних карт, що оновлюються автоматично.
- Переваги: Можливість інтеграції даних від багатьох джерел, швидке оновлення інформації, підтримка великих масштабів обробки.
- Застосування: Системи автономного водіння з можливістю доступу до актуальних 3D-карт, інтеграція з іншими системами для обміну даними про дорожні умови.

6. Використання систем штучного інтелекту для автоматизації створення карт

- Принцип роботи: Застосування штучного інтелекту для автоматичного аналізу зібраних даних та створення 3D-моделей на їх основі.
- Методика: Використання конволюційних нейронних мереж (CNN) для виявлення об'єктів на зображеннях та генеративних моделей для створення 3D-моделей на основі зображень.
- Переваги: Швидка та автоматизована обробка даних, здатність навчатися на основі великої кількості даних для створення точних карт.
- Застосування: Автоматичне оновлення карт для автономного управління, створення 3D-моделей для симуляцій.

7. Розробка інтерактивних 3D-середовищ для тестування

- Принцип роботи: Використання ігрових рушіїв, таких як Unity і Unreal Engine, для створення інтерактивних середовищ, що симулюють реальні дорожні ситуації.
- Методика: Створення моделей дорожніх умов з урахуванням змін погоди, часу доби, навантаження на дороги та інших факторів.
- Переваги: Можливість створення реалістичних тестових середовищ для перевірки алгоритмів автономного управління.
- Застосування: Симуляції для перевірки алгоритмів автоматичного водіння, навчання систем розпізнавання об'єктів і прийняття рішень.

Таким чином створення 3D-карт і моделювання навколишнього середовища є основою для розробки автономних систем управління. Важливо використовувати поєднання методів збору даних, використання програмного забезпечення, інтеграції з хмарними платформами та алгоритмів штучного інтелекту для створення точних і актуальних моделей середовища. Це дозволяє забезпечити безпеку та ефективність автономних систем, а також забезпечити реалістичні умови для їх тестування.

3.6 Пропозиції щодо інтеграції алгоритмів для комплексного розпізнавання дорожньої ситуації

Інтеграція алгоритмів для комплексного розпізнавання дорожньої ситуації є важливим аспектом розвитку систем автономного управління, оскільки вона дозволяє системам ефективно аналізувати дані з різних сенсорів і приймати обґрунтовані рішення в реальному часі. Ось кілька пропозицій щодо інтеграції таких алгоритмів:

1. Комбінування сенсорів для злиття даних

- Принцип роботи: Інтеграція даних, що надходять від різних сенсорів (камер, LIDAR, радарів, GPS, IMU), для отримання повної інформації про навколишнє середовище.

- Методика: Використання алгоритмів сенсорного злиття (наприклад, фільтр Калмана, розширений фільтр Калмана, багатосенсорне злиття), що дозволяє узгоджувати і об'єднувати дані з різних джерел для створення єдиної карти ситуації.
- Переваги: Підвищення точності розпізнавання об'єктів та зменшення впливу шуму від окремих сенсорів.
- Застосування: Виявлення перешкод, розпізнавання пішоходів, інших транспортних засобів, а також уточнення геометрії середовища.

2. Глибоке навчання для розпізнавання об'єктів

- Принцип роботи: Використання глибоких нейронних мереж, зокрема конволюційних нейронних мереж (CNN), для обробки зображень та визначення об'єктів у середовищі.
- Методика: Навчання моделей на великих наборах даних, що включають реальні зображення доріг і ситуацій, з метою розпізнавання пішоходів, велосипедистів, транспортних засобів та інших об'єктів.
- Переваги: Висока точність і здатність до розпізнавання складних об'єктів у складних умовах.
- Застосування: Застосування моделей для виявлення об'єктів і прогнозування їхньої поведінки, а також для класифікації ситуацій на дорозі (наприклад, перехрестя, трафік).

3. Алгоритми прогнозування на основі історичних даних

- Принцип роботи: Використання алгоритмів машинного навчання, таких як рекурентні нейронні мережі (RNN) або LSTM (Long Short-Term Memory), для аналізу історичних даних про рух і прогнозування поведінки об'єктів у майбутньому.
- Методика: Навчання моделей на даних про попередні траєкторії руху інших транспортних засобів, що дозволяє прогнозувати їхні майбутні дії.

- Переваги: Здатність передбачати можливі сценарії розвитку ситуації, що дає системі можливість підготуватися і ухвалити рішення.
- Застосування: Прогнозування змін у русі інших учасників дорожнього руху для уникнення зіткнень або інших небезпек.

4. Поглинання, злиття або об'єднання (фузія) даних для багаторівневого розпізнавання

- Принцип роботи: Використання мультимодальних алгоритмів для комбінування даних на різних рівнях (низький рівень — обробка сенсорних даних, середній рівень — розпізнавання об'єктів, високий рівень — розпізнавання ситуацій).
- Методика: Обробка даних з сенсорів для створення різномірних представлень інформації (наприклад, зображення, карти глибини, траєкторії руху) і інтеграція результатів для отримання загальної картини дорожньої ситуації.
- Переваги: Забезпечення комплексного аналізу даних, що покращує точність і надійність розпізнавання.
- Застосування: Створення 3D-карт дорожнього середовища з можливістю виявлення потенційних небезпек, таких як інші транспортні засоби, пішоходи та перешкоди.

5. Розпізнавання ситуацій за допомогою ансамблів моделей

- Принцип роботи: Використання ансамблів моделей для покращення точності розпізнавання дорожніх ситуацій.
- Методика: Застосування кількох різних моделей (наприклад, CNN для обробки зображень і RNN для прогнозування руху) і комбінація їхніх вихідних результатів для ухвалення остаточного рішення.
- Переваги: Підвищення точності прогнозів та стійкість до помилок окремих моделей.

- Застосування: Створення систем для виявлення складних дорожніх ситуацій, таких як заплутані перехрестя, раптові зміни трафіку, а також взаємодія між транспортними засобами.

6. Інтерактивні алгоритми для обробки реальних сценаріїв

- Принцип роботи: Використання інтерактивних алгоритмів, які адаптуються до нових ситуацій у реальному часі.

- Методика: Застосування методів посилення навчання (reinforcement learning) для навчання агентів у симуляціях, щоб вони могли розпізнавати та реагувати на нові ситуації на основі зворотного зв'язку.

- Переваги: Здатність адаптуватися до змін у середовищі та покращувати поведінку за допомогою інтерактивного навчання.

- Застосування: Автономні транспортні засоби, які навчаються розпізнавати ситуації, наприклад, повороти на перехрестях, динамічні зміни швидкості руху та уникнення небезпечних маневрів.

7. Обробка даних у реальному часі з використанням edge-комп'ютингу

- Принцип роботи: Використання edge-комп'ютингу для обробки даних безпосередньо на транспортному засобі, що знижує затримки і забезпечує швидке ухвалення рішень.

- Методика: Розподіл обробки даних між центральним процесором і спеціалізованими модулями (наприклад, GPU, FPGA) для оптимізації продуктивності та швидкості реакції.

- Переваги: Зниження затримок і забезпечення високої швидкості реагування на дорожні ситуації.

- Застосування: Автономні системи, які повинні швидко реагувати на зміну умов на дорозі, таких як об'їзд перешкод чи швидке ухвалення рішень для уникнення аварій.

Таким чином, інтеграція алгоритмів для комплексного розпізнавання дорожньої ситуації потребує використання багатьох технологій і підходів, таких

як глибоке навчання, фузія даних, прогнозування, посилене навчання та edge-комп'ютинг. Використання комбінованих методів дозволяє створити систему, яка здатна ефективно обробляти інформацію, прогнозувати потенційні ризики та ухвалювати обґрунтовані рішення в реальному часі, що є ключовим для гарантування безпеки автономного водіння.

3.7 Особливості застосування алгоритму A-star та Дейкстри для моделювання дорожньої ситуації

У сучасних задачах автономної навігації та планування маршруту важливою є здатність знаходити найкоротший шлях між двома точками на карті чи у графі. Для розв'язання таких задач широко використовуються алгоритми пошуку шляху, серед яких найпопулярнішими є A* та Дейкстри.

A* (A-star) є вдосконаленим методом пошуку найкоротшого шляху, який поєднує переваги алгоритму Дейкстри. Він належить до класу інформованих алгоритмів завдяки використанню евристики — оцінки відстані від поточної вершини до цілі. Використовується в автономному керуванні транспортом, де автомобіль планує оптимальний маршрут із врахуванням змін дорожніх умов, а також як навігація персонажів у відеоіграх для обходу перешкод.

Принцип роботи

Основою роботи A* є функція вартості $f(x)$, яка оцінює доцільність вибору кожної вершини x під час пошуку шляху. Ця функція визначається як сума двох компонентів:

$$f(x)=g(x)+h(x), \quad (3.1)$$

1. Загальна оцінка вартості шляху через вершину x $f(x)=g(x)+h(x)$: Алгоритм використовує цю формулу для вибору наступної вершини. Він вибирає вершину, для якої значення $f(x)$ є мінімальним серед усіх доступних.

2. Вартість шляху від початкової вершини до поточної вершини x - $g(x)$: Це фактична відстань (або вартість) шляху, який вже пройдено. Алгоритм отримує цю інформацію шляхом підсумовування ваг ребер на шляху, який він обирає. Наприклад, якщо алгоритм переміщується від A до C через ребро з вартістю 2, то $g(C)=g(A)+2=2$.

3. Евристична оцінка відстані від вершини x до цільової вершини - $h(x)$: Це передбачення, наскільки "далеко" поточна вершина знаходиться від цілі. Для цього зазвичай використовується деяка функція, яка апроксимує реальну відстань.

Наприклад:

- У задачах на площині $h(x)$ може бути прямою (евклідовою) відстанню.
- У графах може використовуватися відстань за кількістю ребер, або навіть спеціальна модель оцінювання.

Ідея пошуку:

Алгоритм A^* починає з початкової вершини та поступово вибирає вершини з найменшим значенням $f(x)$. Після чого аналізуються її сусіди, додаючи до відкритої множини (Open Set): список вершин, які ще потрібно обробити. Це дозволяє рухатися в напрямку цілі, оцінюючи як пройдений шлях $g(x)$, так і перспективу $h(x)$. Обчислення значень $g(x)$ та $h(x)$ дозволяє алгоритму не тільки враховувати вже пройдений шлях, але й прогнозувати найкращий напрямок для продовження. Процес повторюється, доки не буде знайдено кінцеву вершину або не будуть розглянуті всі можливі шляхи, — замкнута множина (Closed Set): список вершин, які вже були оброблені, та не потребують повторного аналізу.

Особливості алгоритму

Евристика $h(x)$ грає ключову роль у швидкості роботи A^* . Якщо вона є допустимою (не переоцінює відстань до цілі) та послідовною (задовольняє нерівність трикутника), алгоритм завжди знаходить оптимальний шлях. Наприклад, для задачі на площині можна використовувати евклідову або мангеттенську відстань як евристику.

Як алгоритм "знає", що сусідня вершина краще? Це залежить від функції оцінки $f(x)$, яка залежить від точності:

- *Фактичної вартості $g(x)$* : Алгоритм має повну інформацію про всі ваги ребер у графі, тому $g(x)$ завжди точно визначає, скільки "коштував" шлях до поточної вершини.
- *Евристичної функції $h(x)$* : Ця функція надає приблизну інформацію про відстань до цільової вершини. Чим точніша евристика, тим ефективніше працює алгоритм.

Алгоритм Дейкстри є одним із найважливіших методів в обчислювальній математиці та теорії графів, який використовується для пошуку найкоротшого шляху в графах. Його розробив Едсгер Дейкстра у 1956 році, і з того часу він став основою для багатьох алгоритмів, що застосовуються у транспортній інженерії — маршрутизація в транспортних мережах для пошуку найкоротших шляхів між вузлами; робототехніці та комп'ютерних мережах — протоколи маршрутизації даних, такі як OSPF. Завдяки своїй простоті й універсальності, алгоритм залишається актуальним навіть у контексті сучасних задач навігації.

Принцип роботи алгоритму

Алгоритм Дейкстри є одним із класичних методів пошуку найкоротшого шляху від однієї заданої вершини до всіх інших у графі з невід'ємними вагами ребер. На відміну від A^* , він є неінформованим, тобто не використовує евристику для прогнозування майбутнього шляху. Він ґрунтується на ідеї поступового зменшення відстаней, обчислюючи мінімальну вартість шляху від стартової точки до кожної вершини. У процесі роботи алгоритм поступово обробляє всі вершини графа, вибираючи на кожному кроці ту, яка наразі має найменшу вартість шляху.

Ключовою особливістю алгоритму є його детермінованість: він гарантує знаходження оптимального шляху, якщо всі ребра графа мають невід'ємні ваги. Він не потребує додаткової евристики, що робить його універсальним, але менш

ефективним для задач із великими графами, де важливо швидко звужити область пошуку.

Основні етапи

Робота алгоритму починається зі стартової вершини, якій присвоюється нульова вартість шляху $g(start)=0$. Усі інші вершини ініціалізуються як недосяжні, тобто їхня вартість встановлюється нескінченною. Алгоритм поступово аналізує сусідів кожної обробленої вершини $g(n)$, розраховуючи потенційно коротший шлях через неї. Якщо новий шлях є коротшим за вже відомий, значення оновлюється.

На кожному кроці алгоритм вибирає вершину з найменшою вартістю серед невідвіданих — всі вершини графа, які ще не були оброблені алгоритмом. Після обробки вона позначається як оброблена, і цей процес повторюється, доки всі вершини не будуть опрацьовані або доки не стане очевидним, що до решти вершин немає досяжного шляху.

Приклад роботи

Уявімо граф із вершинами A , B , C , D та E , де вага ребер відповідає відстані між вершинами. Наприклад, шлях з A до B має вагу 4, з A до C — 2, а з C до E — 4. Алгоритм Дейкстри починає з вершини A і поступово оновлює найкоротші шляхи до інших вершин.

Спочатку A має нульову вартість шляху, а всі інші вершини вважаються недосяжними. Розглядаються сусіди A , і для них обчислюються вартості: B отримує 4, а C — 2. Далі C обробляється першою, оскільки її вартість менша, і це призводить до оновлення вартості для її сусідів, наприклад, для вершини E . Процес триває, доки всі вершини не будуть оброблені або доки не буде знайдено найкоротший шлях до кінцевої точки.

Застосування

Алгоритм Дейкстри широко застосовується в задачах, що потребують пошуку найкоротших шляхів. У транспортних системах він використовується для

визначення оптимального маршруту між пунктами, наприклад, у GPS-навігації. У комп'ютерних мережах алгоритм лежить в основі протоколів маршрутизації, таких як OSPF, де він забезпечує найкоротший шлях для передачі даних між вузлами. В робототехніці його можна застосовувати для планування руху роботів у відомих середовищах, таких як склади чи виробничі лінії.

Порівняння з іншими алгоритмами

Попри свою ефективність, алгоритм Дейкстри має обмеження. Він не підходить для графів із від'ємними вагами ребер, адже це може призвести до помилок у розрахунках. У таких випадках використовуються альтернативи, як-от алгоритм Беллмана-Форда. Крім того, у задачах, де потрібно знайти найкоротший шлях лише до однієї цільової вершини, більш ефективним є A^* завдяки використанню евристики.

Алгоритм Дейкстри є одним із класичних методів пошуку найкоротшого шляху. На відміну від A^* , він є неінформованим, тобто не використовує евристику для прогнозування майбутнього шляху.

На перший погляд, алгоритми Дейкстри та A^* можуть здаватися схожими, оскільки обидва шукають найкоротший шлях у графі, але вони відрізняються у підходах до оцінювання вершини, яку слід обробити наступною. Головна різниця полягає у використанні евристики в алгоритмі A^* .

Основні відмінності у критерій вибору наступної вершини. Дейкстра завжди вибирає вершину з найменшою накопиченою вартістю $g(x)$ — тобто найкоротший шлях від стартової вершини до поточної. Це означає, що алгоритм не враховує відстань до цілі під час вибору вершини. Він обробляє всі вершини графа, навіть якщо вони знаходяться далеко від цілі.

Дейкстра ідеально підходить, коли потрібно знайти найкоротші шляхи до всіх вершин у графі або якщо цільова вершина невідома. Наприклад: розрахунок мінімальних витрат у транспортній мережі.

A^* застосовується, коли відома цільова вершина, і потрібно знайти шлях лише до неї. A^* використовує комбіновану оцінку $f(x)=g(x)+h(x)$. A^* завдяки евристиці намагається рухатися в напрямку до цільової вершини, що скорочує кількість перевірених вершин.

Уявімо, що ви шукаєте найшвидший шлях у місті. Дейкстра буде ретельно перевіряти кожну дорогу, навіть ті, які йдуть у протилежному напрямку від вашої цілі. A^* - це як мати карту з маркером, що показує, де знаходиться ваша ціль, і рухатися у її напрямку, але все одно перевіряти доступні дороги (рис. 3.1).

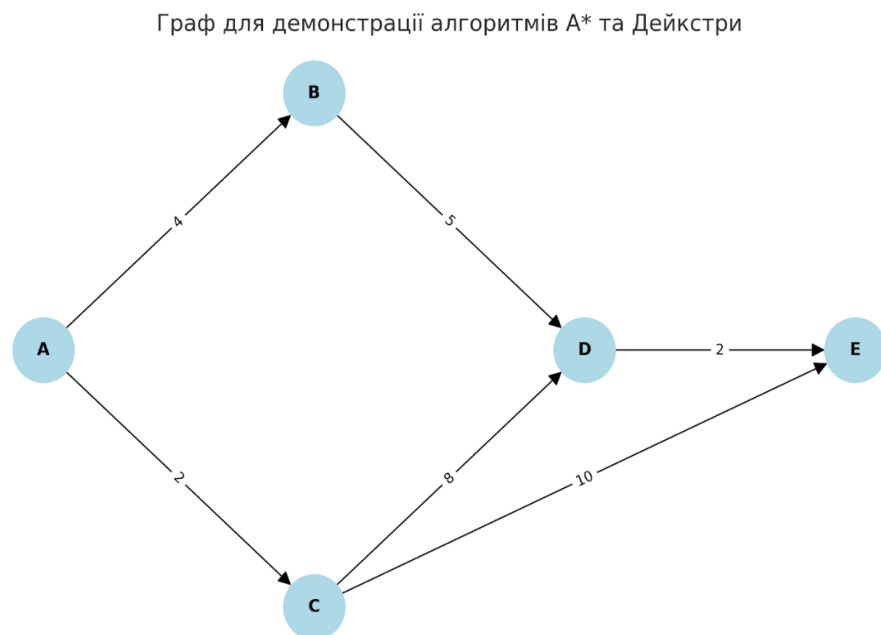


Рисунок 3.1 – Граф для демонстрації роботи алгоритмів [40, 42, 43]

На основі цього графа можна крок за кроком проілюструвати, як кожен алгоритм знаходить найкоротший шлях, порівнюючи їхні підходи. Вершини позначено літерами A, B, C, D, E , а ребра між ними мають ваги, що відповідають вартості переходу. Вершина A є стартовою, а вершина E — цільовою.

Пояснення роботи алгоритму Дейкстри

Відстані між вершинами такі:

- $A \rightarrow B = 4$
- $A \rightarrow C = 2$
- $B \rightarrow D = 5$
- $C \rightarrow D = 8$
- $C \rightarrow E = 10$
- $D \rightarrow E = 2$

Мета — знайти найкоротший шлях із вершини A до E.

Кроки роботи алгоритму:

Починаємо з вершини A, тому його відстань до себе $g(A) = 0$.

Для інших вершин відстань поки що вважається нескінченною (∞), оскільки їх ще не розглядали:

$$g(A)=0, \quad g(B)=\infty, \quad g(C)=\infty, \quad g(D)=\infty, \quad g(E)=\infty \quad (3.2)$$

Крок 1: Обробка сусідів A (рис. 3.2):

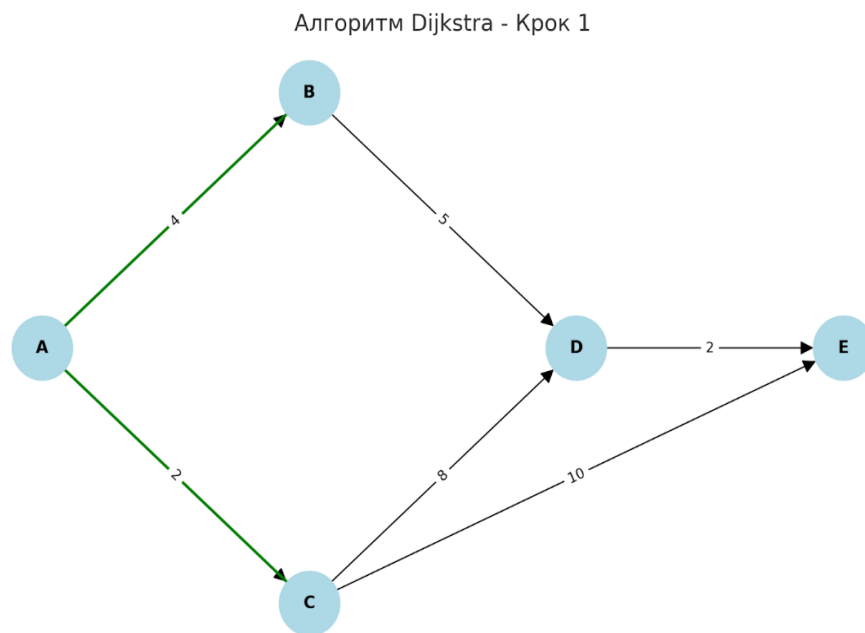


Рисунок 3.2 – Алгоритм починає з вершини A і додає всіх її сусідів (B та C) до множини оброблюваних вершин [42, 43]

З вершини A можна потрапити: до B із вартістю 4; до C із вартістю 2.

Оновлюємо відстані для цих вершин, додаючи вагу переходу з A :

$$g(B)=0+4=4, \quad g(C)=0+2=2 \quad (3.3)$$

Позначаємо A як оброблене (повертатися до нього більше не будемо).

Відстані:

$$g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=\infty, \quad g(E)=\infty \quad (3.4)$$

Крок 2: Вибираємо найближчу вершину C :

Серед ще необроблених вершин C має найменшу вартість $g(C)=2$.

Обробляємо сусідів: D через C вартість буде $2+8=10$, E через C вартість буде $2+10=12$.

Оновлюємо ці значення:

$$g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=10, \quad g(E)=12 \quad (3.5)$$

Крок 3: Вибираємо наступну вершину B (рис. 3.3):

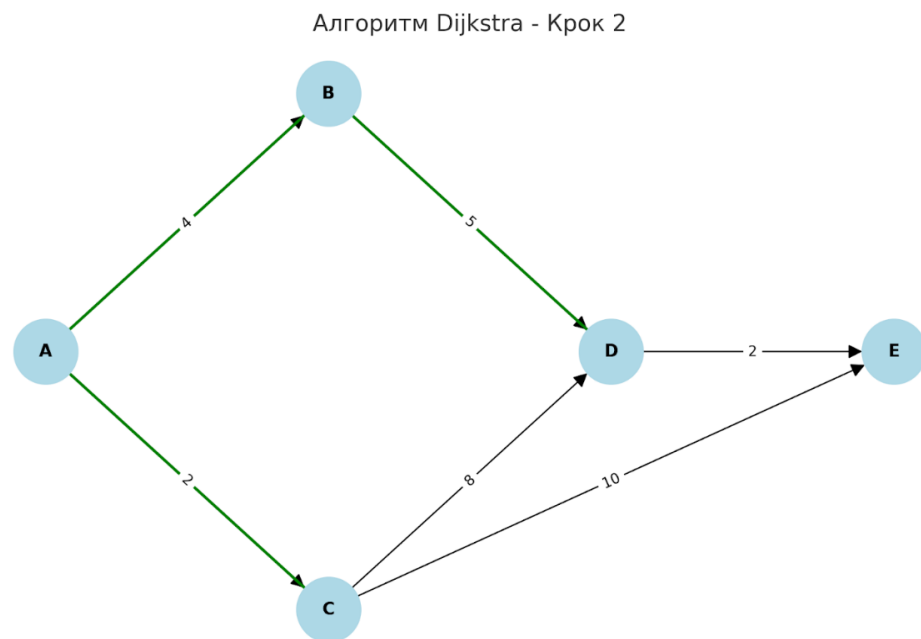


Рисунок 3.3 – Обробка наступної вершини B [42, 43]

B має найменшу вартість $g(B)=4$.

Обробляємо сусіда D . Через B вартість буде $4+5=9$, що менше за попереднє значення $g(D)=10$.

Оновлюємо відстань для D :

$$g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=9, \quad g(E)=12 \quad (3.6)$$

Крок 4: Вибираємо наступну вершину D (рис. 3.4):

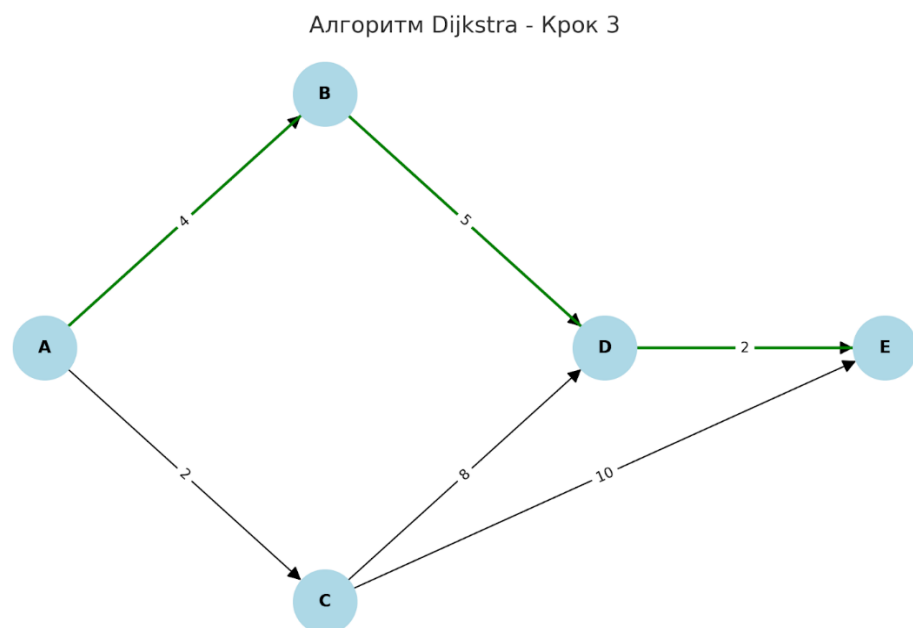


Рисунок 3.4 – Прохід до кінцевої вершини [42, 43]

Обробляється вершина B , потім D , і нарешті досягається E .

D має найменшу вартість $g(D)=9$.

Обробляємо сусіда E . Через D вартість буде $9+2=11$, що менше за попереднє значення $g(E)=12$.

Оновлюємо відстань для E :

$$g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=9, \quad g(E)=11 \quad (3.7)$$

Крок 5: Обробка E :

Залишається лише цільова вершина E , і його вартість більше не зміниться $g(E)=11$.

Алгоритм завершено.

Результат:

Найкоротший шлях від A до E :

$A \rightarrow B \rightarrow D \rightarrow E$ із загальною вартістю 11.

Таким чином алгоритм Дейкстри систематично розглядає всі можливі шляхи, обираючи найкоротший з доступних на кожному кроці. Він гарантує, що відстань до кожної вершини обчислена правильно до моменту її обробки.

Пояснення роботи алгоритму A^*

Зберігаються ті ж самі умови, але додаємо евристичну функцію $h(x)$, яка оцінює найкоротшу відстань від кожної вершини до цілі E :

$$h(A)=10h, \quad h(B)=6h, \quad h(C)=8, \quad h(D)=2, \quad h(E)=0. \quad (3.8)$$

Кроки роботи алгоритму:

Початок:

Починаємо в A , тому його фактична вартість $g(A)=0$.

Для інших міст $g(x) = \infty$.

Функція оцінки $f(x)=g(x)+h(x)$ дозволяє алгоритму рухатися до цілі. На початку:

$$f(A)=g(A)+h(A)=0+10=10. \quad (3.9)$$

Крок 1: Обробка A (рис. 3.5):

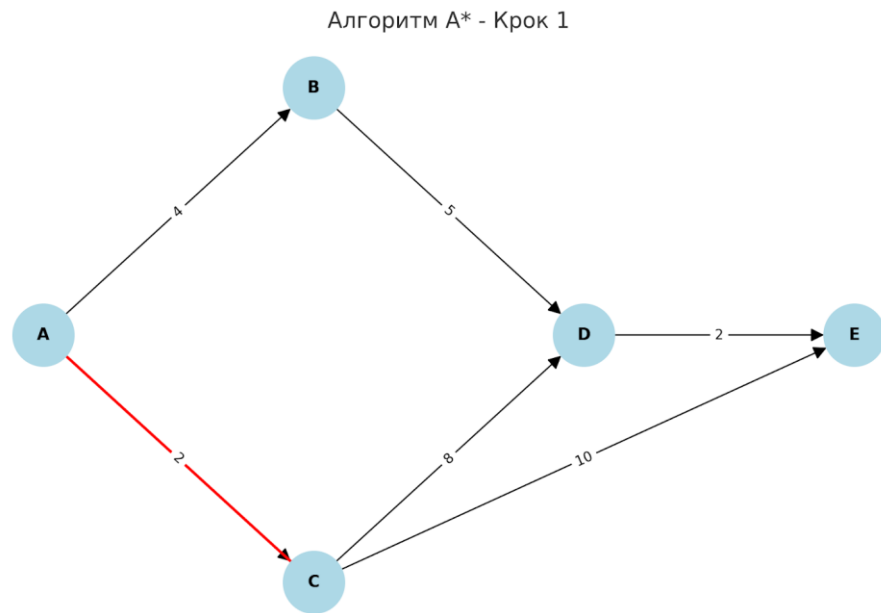


Рисунок 3.5 - Алгоритм обирає вершину C, яка має найменше значення [39, 40, 41]

Маємо наступний вираз:

$$f(x)=g(x)+h(x). \quad (3.10)$$

З вершини A можна потрапити:

$$\text{до } B \text{ — } g(B)=g(A)+4=4, \quad (3.11)$$

$$\text{до } C \text{ — } g(C)=g(A)+2=2. \quad (3.12)$$

Оцінюємо $f(x)$ для цих вершин:

$$f(B)=g(B)+h(B)=4+6=10, \quad (3.13)$$

$$f(C)=g(C)+h(C)=2+8=10 \quad (3.14)$$

Обираємо C (якщо оцінки рівні, вибір довільний).

Робимо оцінку:

$$g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=\infty, \quad g(E)=\infty \quad (3.15)$$

$$\text{де } f(A)=10, \quad f(B)=10, \quad f(C)=10$$

Крок 2: Обробка C (рис. 3.6):

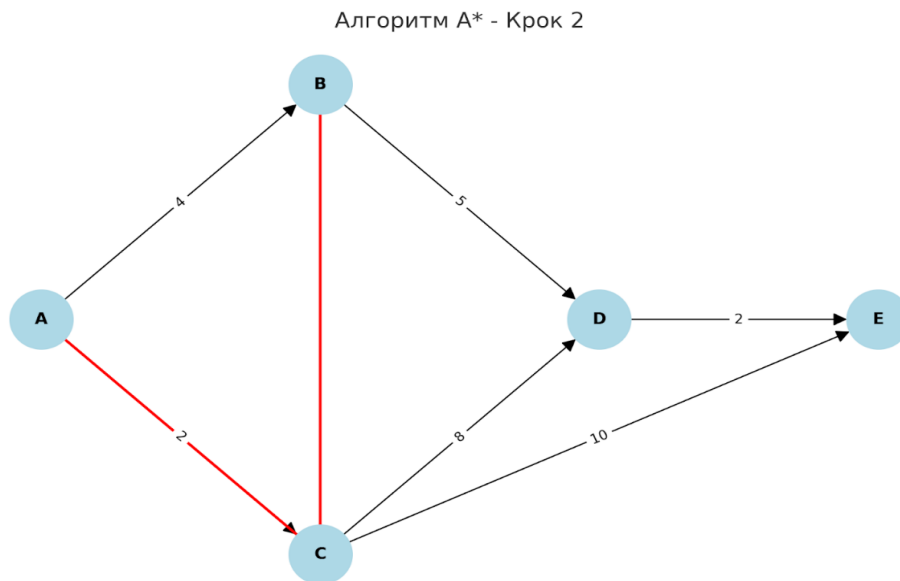


Рисунок 3.6 - Від вершини C оцінюються сусіди, але обробляється вершина B, бо її $f(x)$ менша за інших [39, 40, 41]

З вершини C можна потрапити:

$$\text{до } D \text{ — } g(D)=g(C)+8=2+8=10, \quad (3.16)$$

$$\text{до } E \text{ — } g(E)=g(C)+10=2+10=12. \quad (3.17)$$

Оцінюємо $f(x)$:

$$f(D)=g(D)+h(D)=10+2=12, \quad (3.18)$$

$$f(E)=g(E)+h(E)=12+0=12 \quad (3.19)$$

Обираємо B , оскільки вона ще необроблена й має найнижчу $f(B)=10$.

Робимо оцінку:

$$\begin{aligned} g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=10, \quad g(E)=12 \\ f(A)=10, \quad f(B)=10, \quad f(C)=10, \quad f(D)=12, \quad f(E)=12 \end{aligned} \quad (3.20)$$

Крок 3: Обробка B (рис.3.7):

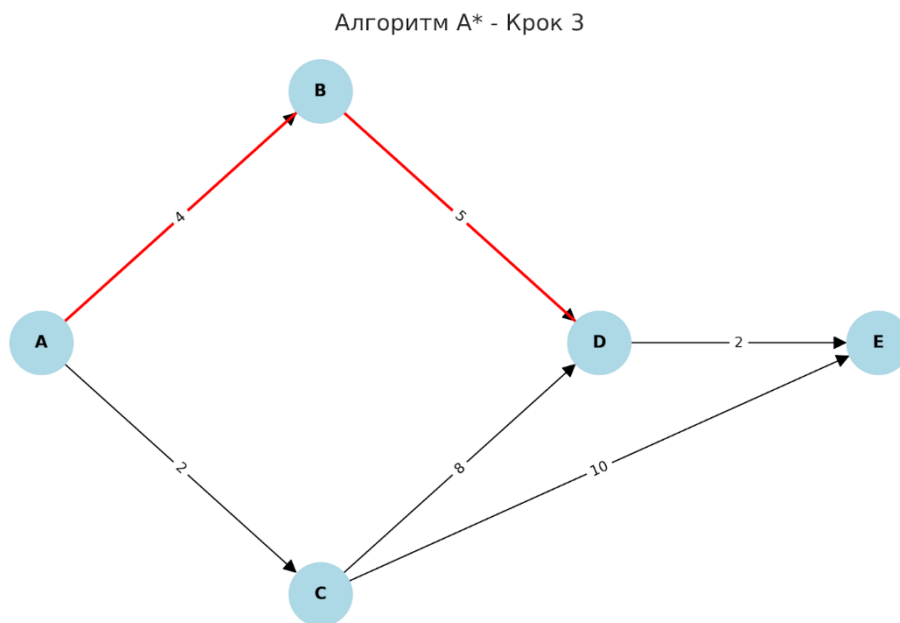


Рисунок 3.7 - Алгоритм обирає вершину D , яка найкраще відповідає оцінці
[39, 40, 41]

З вершини B можна потрапити:

$$\begin{aligned} \text{до } D \text{ — } g(D)=g(B)+5=4+5=9 \\ (\text{менше за попереднє значення } g(D)=10). \end{aligned} \quad (3.21)$$

Оновлюємо $f(D)$:

$$f(D)=g(D)+h(D)=9+2=11 \quad (3.22)$$

Серед вершин із найнижчим $f(x)$ обираємо D .

Робимо оцінку:

$$\begin{aligned} g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=9, \quad g(E)=12 \\ f(A)=10, \quad f(B)=10, \quad f(C)=10, \quad f(D)=11, \quad f(E)=12 \end{aligned} \quad (3.23)$$

Крок 4: Обробка D (рис. 3.8):

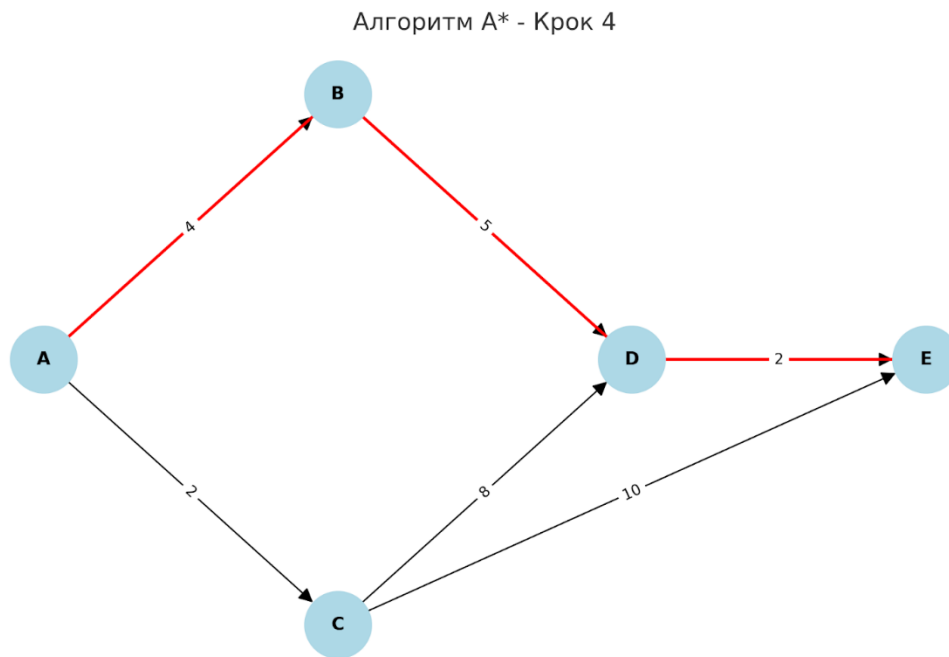


Рисунок 3.8 – Досягається цільова вершина E , і найкоротший шлях завершений [39, 40, 41]

З вершини D можна потрапити:

$$\text{до } E \text{ — } g(E)=g(D)+2=9+2=11 \quad (3.24)$$

(менше за попереднє значення $g(E)=12$).

Оновлюємо $f(E)$:

$$f(E)=g(E)+h(E)=11+0=11 \quad (3.25)$$

Обираємо E — це цільова вершина.

Робимо оцінку:

$$\begin{aligned} g(A)=0, \quad g(B)=4, \quad g(C)=2, \quad g(D)=9, \quad g(E)=11 \quad (3.26) \\ f(A)=10, \quad f(B)=10, \quad f(C)=10, \quad f(D)=11, \quad f(E)=11 \end{aligned}$$

Крок 5: Ціль досягнута (E):

Найкоротший шлях знайдено: $A \rightarrow B \rightarrow D \rightarrow E$

Загальна вартість: $g(E)=11$.

Таким чином алгоритм A^* скористався евристикою $h(x)$, щоб уникнути обробки непотрібних вершин. Наприклад, він швидше обрав перспективний шлях через $B \rightarrow D$, уникаючи зайвого обходу. Це робить A^* ефективнішим для задач, де відома ціль.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі досліджено інтелектуальні методи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації, що є актуальним напрямом у контексті розвитку автономного транспорту та інтелектуальних систем управління. В процесі дослідження було виконано аналіз сучасних підходів, що базуються на машинному навчанні, глибоких нейронних мережах (CNN, RNN), методах комп'ютерного зору та алгоритмах оптимізації. Ці технології дозволяють розпізнавати дорожні об'єкти, аналізувати навколишнє середовище та прогнозувати поведінку інших учасників руху в реальному часі.

Розглянуто практичний досвід застосування інтелектуальних методів у системах Tesla Vision та Waymo Driver. Tesla Vision демонструє можливість ефективного використання камер та нейронних мереж для аналізу дорожньої ситуації без залучення дорогих сенсорів, як-от лідара. Натомість система Waymo Driver використовує комбінований підхід, який включає камери, лідари та радари, забезпечуючи високу точність розпізнавання об'єктів навіть у складних умовах, таких як погана видимість чи несприятливі погодні умови. Це порівняння показало, що вибір методів та технологій для автономного транспорту є залежним від специфічних задач, бюджету та умов застосування.

На основі проведеного дослідження запропоновано рекомендації щодо інтеграції інтелектуальних методів у сучасні системи автономного транспорту. Зокрема, було визначено, що поєднання гібридних моделей з методами злиття сенсорних даних дозволяє значно підвищити точність розпізнавання дорожніх об'єктів та забезпечити швидку обробку інформації для ухвалення рішень. Використання прогнозування траєкторій руху та аналізу вільного простору сприяє зниженню ризиків аварійних ситуацій та оптимізації планування маршруту.

Практичне значення роботи полягає у можливості застосування отриманих результатів для розробки систем сприйняття навколишнього середовища та ухвалення рішень в автономних транспортних засобах. Запропоновані

рекомендації можуть бути використані для вдосконалення існуючих технологій у реальних умовах експлуатації, а також для розробки нових алгоритмічних рішень, які дозволять підвищити ефективність і безпеку дорожнього руху.

Таким чином, робота підтверджує, що інтелектуальні методи на основі глибокого навчання, комп'ютерного зору та злиття даних із сенсорів є перспективними для вирішення завдань моделювання та розпізнавання дорожньої ситуації. Подальші дослідження в цьому напрямі повинні бути спрямовані на оптимізацію обчислювальних ресурсів, підвищення точності алгоритмів в реальних умовах і розробку рішень, що враховують динамічні та нестандартні ситуації на дорогах.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. What is intelligent automation?. URL: <https://www.ibm.com/topics/intelligent-automation/> (дата звернення: 29.11.2024).
2. Classification of methods and models for solving traffic management problems. URL: https://www.researchgate.net/figure/Classification-of-methods-and-models-for-solving-traffic-management-problems_fig1_373201802 (дата звернення: 29.11.2024).
3. Empirical Evaluation and Analysis of YOLO Models in Smart Transportation. URL: https://www.researchgate.net/publication/386150346_Empirical_Evaluation_and_Analysis_of_YOLO_Models_in_Smart_Transportation (дата звернення: 29.11.2024).
4. Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) for Autonomous Driving: Concept and Analysis. URL: https://www.researchgate.net/publication/368706674_Simultaneous_Localization_and_Mapping_SLAM_for_Autonomous_Driving_Concept_and_Analysis (дата звернення: 30.11.2024).
5. DeepTest: Automated Testing of Deep-Neural-Network-driven Autonomous Cars. URL: <https://ar5iv.org/html/1708.08559#S2.F3> (дата звернення: 30.11.2024).
6. A closed-loop ML-based planning benchmark for autonomous vehicles. URL: <https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2106.11810#S2.T1> (дата звернення: 30.11.2024).
7. How Google's Self-Driving Cars Work - Fritz ai. URL: <https://fritz.ai/how-googles-self-driving-cars-work/> (дата звернення: 30.11.2024).
8. LGSVL Simulator: A High Fidelity Simulator for Autonomous Driving. URL: <https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2005.03778> (дата звернення: 01.12.2024).
9. Autopilot | Tesla. URL: <https://www.tesla.com/autopilot> (дата звернення: 01.12.2024).

10. Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions. URL: <https://www.mdpi.com/2073-431X/12/5/91> (дата звернення: 01.12.2024).
11. Computer Vision at Tesla for Self-Driving Cars. URL: <https://www.thinkautonomous.ai/blog/computer-vision-at-tesla/> (дата звернення: 02.12.2024).
12. Advanced Sensor Technologies in CAVs for Traditional and Smart Road Condition Monitoring: A Review. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/19/8336> (дата звернення: 02.12.2024).
13. Google's Self-Driving Car Caused Its First Crash | WIRED. URL: <https://www.wired.com/2016/02/googles-self-driving-car-may-caused-first-crash/> (дата звернення: 02.12.2024).
14. Inside Tesla's FSD: Patent Explains How FSD Works. URL: <https://www.notateslaapp.com/news/2362/inside-teslas-fsd-patent-explains-how-fsd-works> (дата звернення: 02.12.2024).
15. Multi-Directional Long-Term Recurrent Convolutional Network for Road Situation Recognition. URL: https://www.researchgate.net/publication/382352363_Multi-Directional_Long-Term_Recurrent_Convolutional_Network_for_Road_Situation_Recognition (дата звернення: 03.12.2024).
16. HDM-RRT: A Fast HD-Map-Guided Motion Planning Algorithm for Autonomous Driving in the Campus Environment. URL: https://www.researchgate.net/publication/367170407_HDM-RRT_A_Fast_HD-Map-Guided_Motion_Planning_Algorithm_for_Autonomous_Driving_in_the_Campus_Environment (дата звернення: 03.12.2024).
17. Evaluation Method of Deep Learning-Based Embedded Systems for Traffic Sign Detection. URL: https://www.researchgate.net/publication/353471302_Evaluation_Method_of_De

- [ep Learning-Based Embedded Systems for Traffic Sign Detection](#) (дата
звернення: 03.12.2024).
18. Model predictive control for unprotected left-turn based on sequential convex
programming - ScienceDirect. URL:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2949855424000479> (дата
звернення: 04.12.2024).
19. Perception, Planning, Control, and Coordination for Autonomous Vehicles.
URL: <https://www.mdpi.com/2075-1702/5/1/6#:~:text=Perception%20refers%20to%20the%20ability,relevant%20knowledge%20from%20the%20environment> (дата звернення: 04.12.2024).
20. Fusion of 3D-LIDAR and camera data for scene parsing - ScienceDirect. URL:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1047320313001211> (дата
звернення: 04.12.2024).
21. A Review of Research on Traffic Conflicts Based on Intelligent Vehicles | IEEE
Journals & Magazine. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8974265> (дата
звернення: 04.12.2024).
22. LiDAR and Camera Fusion Approach for Object Distance Estimation in Self-
Driving Vehicles. URL: <https://www.mdpi.com/2073-8994/12/2/324> (дата
звернення: 05.12.2024).
23. Autonomous Driving Vehicle System Using LiDAR Sensor. URL:
[https://www.researchgate.net/publication/358910737_Autonomous_Driving_Veh
icle_System_Using_LiDAR_Sensor#pfe](https://www.researchgate.net/publication/358910737_Autonomous_Driving_Vehicle_System_Using_LiDAR_Sensor#pfe) (дата звернення: 05.12.2024).
24. Linear vs Non-Linear Regression: Which Model Fits Best? URL:
[https://dataheadhunters.com/academy/linear-vs-non-linear-regression-which-
model-fits-best/](https://dataheadhunters.com/academy/linear-vs-non-linear-regression-which-model-fits-best/) (дата звернення: 05.12.2024).
25. Comparison of two non-linear model-based control strategies for autonomous
vehicles. URL:
[https://www.researchgate.net/publication/320321749_Comparison_of_two_non-
linear_model-based_control_strategies_for_autonomous_vehicles](https://www.researchgate.net/publication/320321749_Comparison_of_two_non-linear_model-based_control_strategies_for_autonomous_vehicles) (дата
звернення: 06.12.2024).

26. Simulation Software for Traffic Engineering | by MD TAWKIR AHMED | Medium. URL: <https://medium.com/@tawkir.ahmed.018/simulation-software-for-traffic-engineering-1f191d5a4d9c> (дата звернення: 06.12.2024).
27. Intelligent Traffic Analysis System Using Deep Learning. URL: https://www.researchgate.net/publication/381457771_Intelligent_Traffic_Analysis_System_Using_Deep_Learning (дата звернення: 06.12.2024).
28. Sensor Fusion Techniques in Autonomous Vehicle Navigation: Delving into various methodologies and their effectiveness. URL: <https://chaklader.medium.com/sensor-fusion-techniques-in-autonomous-vehicle-navigation-delving-into-various-methodologies-and-c95acc67e3af> (дата звернення: 06.12.2024).
29. What is Sensor Fusion for Autonomous Driving Systems? – Part 1. URL: <https://blog.rgbsi.com/sensor-fusion-autonomous-driving-systems-part-1> (дата звернення: 07.12.2024).
30. Fundamentals of Sensor Fusion and Perception – FAQ. URL: <https://leddartech.com/sensor-fusion-perception-technology-fundamentals-faq/> (дата звернення: 07.12.2024).
31. The structure of Multi-Sensor Data Fusion (MSDF) framework for n given... | Download Scientific Diagram. URL: https://www.researchgate.net/figure/The-structure-of-Multi-Sensor-Data-Fusion-MSDF-framework-for-n-given-sensors-It_fig3_349498440 (дата звернення: 07.12.2024).
32. Traffic Sign Recognition Using Multi-Task Deep Learning for Self-Driving Vehicles. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/11/3282> (дата звернення: 08.12.2024).
33. Deep Learning Sensor Fusion for Autonomous Vehicle Perception and Localization: A Review. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/15/4220> (дата звернення: 08.12.2024).
34. Vision-Based Autonomous Vehicle Systems Based on Deep Learning: A Systematic Literature Review. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/14/6831> (дата звернення: 08.12.2024).

35. Exploring the challenges and opportunities of image processing and sensor fusion in autonomous vehicles: A comprehensive review. URL: <https://www.aimspress.com/article/doi/10.3934/electreng.2023016> (дата звернення: 08.12.2024).
36. Artificial Intelligence-Driven Vehicle Fault Diagnosis to Revolutionize Automotive Maintenance: A Review. URL: <https://www.techscience.com/CMES/v141n2/58171/html> (дата звернення: 09.12.2024).
37. A Review of Machine Learning and Deep Learning for Object Detection, Semantic Segmentation, and Human Action Recognition in Machine and Robotic Vision. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7080/12/2/15> (дата звернення: 09.12.2024).
38. Autonomous Vehicle Perception: Enabling Self-Driving Cars. URL: <https://dorleco.com/autonomous-vehicle-perception/> (дата звернення: 09.12.2024).
39. A* Search Algorithm - GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/a-search-algorithm/> (дата звернення: 10.12.2024).
40. A* search algorithm. URL: https://adacomputerscience.org/concepts/path_a_star (дата звернення: 10.12.2024).
41. A* search algorithm - Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/A*_search_algorithm (дата звернення: 10.12.2024).
42. Dijkstra's algorithm - Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Dijkstra's_algorithm (дата звернення: 10.12.2024).
43. Logical Constraints : How to express symmetry in a graph? - Stack Overflow. URL: <https://stackoverflow.com/questions/35297207/logical-constraints-how-to-express-symmetry-in-a-graph> (дата звернення: 10.12.2024).



**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

1

ДИПЛОМНА РОБОТА
на ступінь вищої освіти магістр
із спеціальності 122 Комп'ютерні науки

**Інтелектуальні методи для моделювання
розпізнавання дорожньої ситуації**

Виконав: студент 6 курсу, групи КНДМ-61

Щербаков Євген Миколайович

Керівник: д.т.н., професор, Катков Ю.І.

Київ - 2024

2

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ

Тема	Інтелектуальні методи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації
Мета дослідження	Підвищити ефективність та безпеку автономних транспортних систем шляхом застосування інтелектуальних методів
Наукове завдання	Розробити практичні рекомендації щодо впровадження інтелектуальних методів в системах для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації для інтеграції досліджуваних алгоритмів у реальні системи автономного транспорту
Об'єкт дослідження	Процес застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації
Предмет дослідження	Інтелектуальні методи для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації

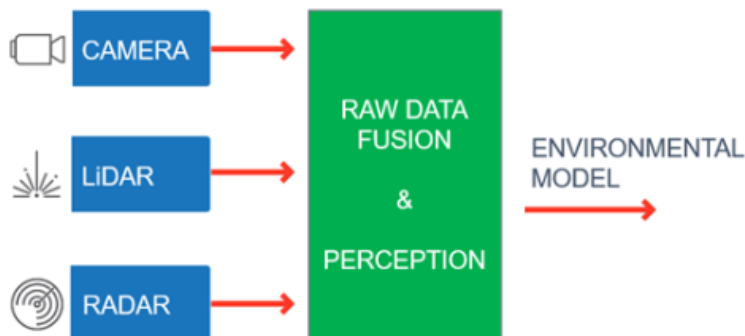
Завдання дослідження.

Розглядається проблема впровадження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Треба:

- проаналізувати застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.
- виконати обґрунтування доцільності застосування інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.
- виконати розробку практичних рекомендацій щодо впровадження інтелектуальних методів для моделювання розпізнавання дорожньої ситуації.

Методи застосування Sensor Fusion



Злиття даних з сенсорів — це процес об'єднання інформації від різних пристроїв, таких як камери, LiDAR і радари, для створення точної моделі оточення.

Цей підхід забезпечує:

- Комплексний аналіз середовища.
- Підвищення точності ідентифікації об'єктів.
- Інтеграцію даних у реальному часі для ухвалення рішень.

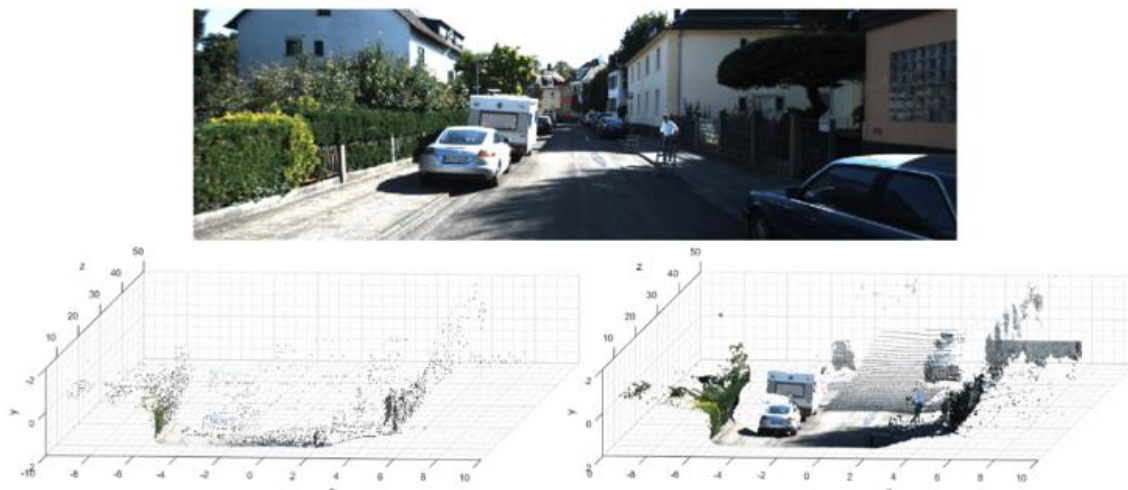
Переваги Raw Data Fusion (злиття необроблених даних)

Об'єднання даних на рівні “сирих” вимірювань дозволяє покращити продуктивність систем:

- Точніше виявлення об'єктів через використання додаткової інформації.
 - Менша залежність від дорогих сенсорів, таких як LiDAR.
 - Зменшення кількості хибних тривог у складних умовах.
- Цей метод дозволяє інтегрувати недорогі сенсори без втрати якості.

Підхід злиття необроблених даних дозволяє об'єднувати вимірювання з усіх сенсорів до прийняття рішень. Це покращує точність виявлення, зменшує хибні тривоги та дозволяє використовувати дешевші сенсори. Наприклад, дешевий LiDAR із 32 променями може забезпечити продуктивність дорогого LiDAR із 64 променями.

3D-реконструкція



3D-реконструкція створює точну модель середовища:

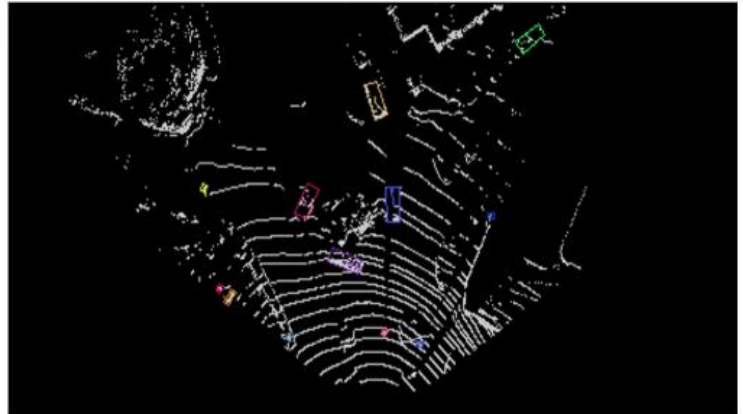
- Відокремлює статичні та динамічні об'єкти.
- Використовується для аналізу об'єктів і розпізнавання смуг руху.
- Забезпечує інтеграцію даних у тривимірну карту для планування маршруту.

Виявлення та класифікація об'єктів



Ця технологія дозволяє системам сприйняття:

- Розпізнавати об'єкти, визначаючи їх координати, розміри та орієнтацію.
- Класифікувати транспортні засоби, пішоходів, велосипедистів та інші об'єкти.
- Використовувати RGBD-аналіз для уникнення помилкових ідентифікацій.



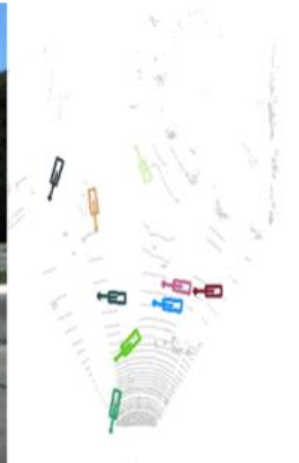
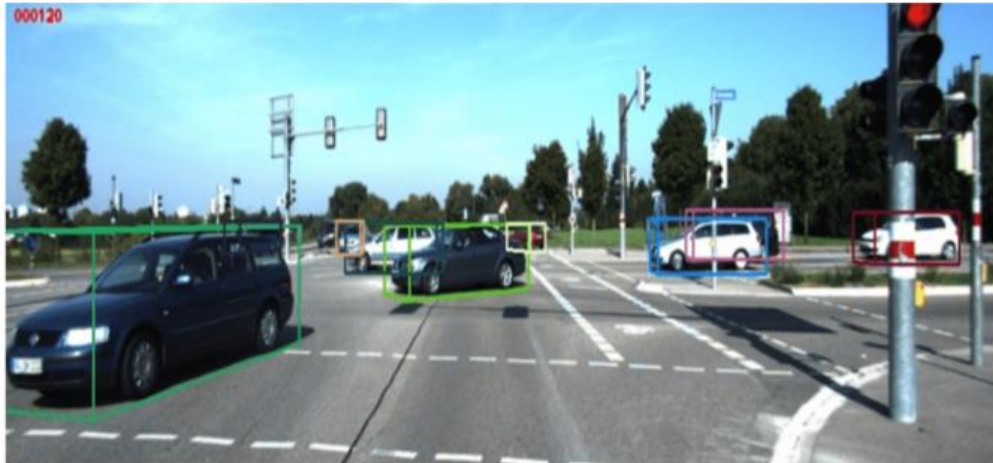
Виявлення малих об'єктів



Злиття даних сенсорів дозволяє:

- Виявляти дрібні перешкоди, наприклад, каміння чи сміття.
- Забезпечувати високу точність ідентифікації на великих відстанях.
- Підвищувати рівень безпеки, особливо під час руху на високих швидкостях.

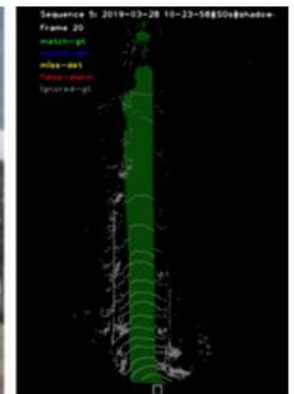
Оцінка траєкторій



Система розраховує тривимірні траєкторії об'єктів:

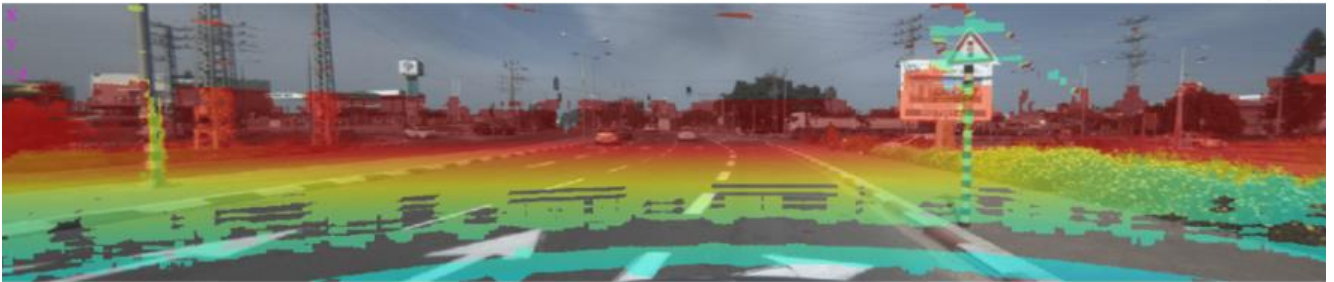
- Визначає їх швидкість і напрямок.
- Розділяє статичні об'єкти (будівлі, дерева) та динамічні (автомобілі, пішоходи).
- Забезпечує точне планування маршруту з урахуванням усіх об'єктів на дорозі.

Виявлення вільного простору



Технології аналізу дорожнього покриття дозволяють:

- Визначати придатність поверхні для руху.
- Використовувати нейронні мережі для точного моделювання простору.
- Забезпечувати безпечне планування маршруту навіть у складних умовах.



Інтеграція сенсорних даних забезпечує:

- Визначення точного положення автомобіля в реальному часі.
- Роботу навіть у складних умовах, таких як тунелі.
- Використання GNSS, камер і LiDAR для підтримки стабільної навігації.



Результати дослідження

Розроблено:

- рекомендації для практичного впровадження інтелектуальних методів у транспортних системах, що включає в себе використання гібридних моделей для покращення ефективності розпізнавання в реальному часі; інтеграцію алгоритмів прогнозування у системи попередження аварій.

- оцінено вплив інтеграції інтелектуальних систем на безпеку дорожнього руху, а саме: зменшення ризику дорожніх аварій за рахунок автоматичного реагування систем на зміну ситуації; підвищення надійності управління транспортними потоками.

Висновки

Об'єднання необроблених даних датчиків і 3D-реконструкція надають більше інформації, що дозволяє алгоритмам виявляти дрібні об'єкти на більшій відстані, які в іншому випадку залишилися б непоміченими.

Нова технологія виявлення на основі RGBD від LeddarVision використовує глибинні характеристики перешкод, що дозволяє розпізнавати раніше невидимі перешкоди.

Рішення також зменшує кількість хибних тривог, наприклад, тих, що можуть виникати через зміну кольору на дорозі, віддзеркалення або помилки LiDAR.

Апробація результатів

Стаття: Щербаков Є. М. Дослідження критичності інтелектуальних методів у розпізнаванні дорожньої ситуації/ Щербаков Є. М., Катков Ю.І. // Наукові записки Державного університету телекомунікацій №1, 2025, Подано до друку.
<https://journals.dut.edu.ua/index.php/sciencenotes/issue/archive>

Тези доповідей:

1. Щербаков Є.М., Катков Ю.І. АНАЛІЗ КРИТИЧНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ КІБЕРБЕЗПЕКИ ПІД ЧАС МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ / Всеукраїнська науково-практична конференція «Актуальні проблеми кібербезпеки» Тези доповідей 25 жовтня 2024 р. С. 202-208 https://duikt.edu.ua/uploads/p_2661_48963150.pdf

2. Щербаков Є.М., ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ СИТУАЦІЇ НА ОСНОВІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НРЕ/ Міжнародна НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ «Сучасні досягнення компанії Hewlett Packard Enterprise в галузі іт та нові можливості їх вивчення і застосування» Тези доповідей 14 грудня 2024 р. С <https://duikt.edu.ua/ua/2661-konferencii-2024-roku-konferencii-ta-seminari>