

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Харківський національний університет радіоелектроніки
Факультет Комп'ютерних наук
Кафедра Програмної інженерії

КВАЛІФАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

другий (магістерський)
(рівень вищої освіти)

Дослідження методів керування безпілотними автомобілями

Виконав:

студент 2 курсу групи ІПЗм-21-1

Мамішев Е. І.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 121 – Інженерія програмного
забезпечення

Тип програми Освітньо-наукова

Керівник доц. Мельнікова Р. В.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. Кафедри

3.В. Дудар

2023

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
Кафедра _____ Програмної інженерії _____
Рівень вищої освіти _____ другий (магістрський) _____
Спеціальність _____ 121 – Інженерія програмного забезпечення _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-наукова програма _____
Освітня програма _____ Інженерія програмного забезпечення _____

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«23» лютого 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

студента _____ Мамішева Ельдара Іса огли _____
(прізвище ім'я по батькові студента)

1. Тема роботи «Дослідження методів керування безпілотними автомобілями» затверджена наказом університету від «29» лютого 2023 р. № 302ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії «22» травня 2023 р.
3. Вихідні дані до роботи електронні ресурси за обраною тематикою, існуючі моделі керування, методи навчання нейронних мереж, методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра.
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі аналітичний огляд, постановка задачі, аналіз існуючих методів, опис існуючих сенсорів, проведення дослідження, аналіз результатів дослідження, аналіз моделей керування транспортом, проектування власної моделі керування, аналіз можливостей використання результатів роботи.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд	30.01.2023	виконано
2	Постановка задачі	14.02.2023	виконано
3	Аналіз існуючих методів	14.02.2023	виконано
4	Опис існуючих сенсорів	21.02.2023	виконано
5	Проведення дослідження	21.02.2023	виконано
6	Аналіз результатів дослідження	14.04.2023	виконано
7	Аналіз моделей керування транспортом	14.04.2023	виконано
8	Проектування власної моделі керування	21.04.2023	виконано
9	Аналіз можливостей використання	30.04.2023	виконано
10	Написання пояснювальної записки	10.05.2023	виконано
11	Підготовка презентації та доповіді	13.05.2023	виконано
12	Перевірка на плагіат	14.05.2023	виконано
13	Нормконтроль та рецензування	15.05.2023	виконано
14	Попередній захист	20.05.2023	виконано
15	Допуск до захисту у зав. кафедри	22.05.2023	виконано

Дата видачі завдання _____ 23 січня _____ 2023 р.

Студент _____

(підпис)

Керівник роботи _____

доц. Мельнікова Р. В _____

(підпис)

(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Кваліфікаційна робота магістра містить: 67 с., 22 рис., 4 табл., 19 джерел.

АВТОНОМНІСТЬ, АВТОПІЛОТ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, РАДАР, ЛІДАР, ТЕСЛА, МЕРСЕДЕС БЕНЦ, ВЕЙМО, ОПЕН ДРАЙВ.

Об'єктом дослідження є системи безпілотного керування автомобілями.

Предметом дослідження є методи безпілотного керування.

Метою даної роботи є аналіз методів керування безпілотними автомобілями на прикладі існуючих моделей.

AUTONOMY, AUTOPILOT, COMPUTER VISION, NEURAL NET, RADAR, LIDAR, TESLA, MERCEDES BENZ, WAYMO, OPEN DRIVE.

The object of the study is the system of autonomous driving of the car.

The subject of research is the methods of autonomous control.

The purpose of this work is to analyse the methods of driving autonomous cars using the example of existing models.

Я, Мамішев Ельдар Іса огли,
(прізвище, ім'я, по-батькові)

студент групи ІІЗм-21-1 здобувач вищої освіти на другому (магістерському)
рівні

кафедра програмної інженерії,
(повна назва кафедри)

заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему

Дослідження методів керування безпілотними автомобілями,

що буде представлена до ЕК для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIArKhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений(а) з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналітичний огляд	9
1.1 Аналіз предметної галузі	9
1.2 Огляд патентної літератури	11
2 Постановка задачі.....	23
3 Аналіз існуючих методів	24
3.1 Метод компанії Tesla	25
3.2 Метод компаній Mercedes Benz та General Motors	28
4 Опис сенсорів аналізу навколишнього середовища	32
4.1 Сенсор лідар.....	32
4.2 Сенсори радар.....	33
4.3 Сенсори сонар.....	33
4.4 Камери й використання комп'ютерного зору	35
5 Опис проведених досліджень	36
6 Аналіз результатів дослідження	40
7 Аналіз спрощених моделей керування транспортом	42
8 Проектування власної моделі керування.....	47
9 Аналіз отриманих результатів	50
Висновки	52
Перелік джерел посилання	53
Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців кафедри програмної інженерії	55
Додаток А Звіт з результатами перевірки на унікальність тексту	56
Додаток Б Скан-копії тез з XXVII міжнародного молодіжного форуму «Радіоелектроніка та молодь у ххі столітті»	57
Додаток В Слайди презентації.....	59
Додаток Г Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимоги ДСТУ 3008:2015.....	67

ВСТУП

Ми живемо у час стрімкого технологічного зростання. Кожне нове десятиліття категорично відрізняється від минулого у питанні технологічного розвитку. Це проявляється й в розвитку побутових приладів, телевізорів, комп'ютерних складових (процесори, відео-процесори, модулі пам'яті і т.д.) та, звичайно, у розвитку автомобілів. Ще не так давно мало хто вірив у велике розповсюдження електромобілів, а зараз вони вже є конкурентними гравцями автомобільного ринку.

Те ж саме з технологіями безпілотного керування або з автопілотом. Технологія автопілоту вже давно використовується для керування літаками, оскільки у повітряному просторі кожен літак заздалегідь визначає свій маршрут, тому автопілот легко може лише слідувати йому, а пілоту залишається тільки корегувати курс та займатися відповідальними моментами (виліт, посадка та вихід/вхід до зони турбулентності).

Для автомобілів технологія автопілоту вже існує давно у деяких обмежених реалізаціях, як то круїз-контроль чи контроль виходу автомобіля за межі лінії (автономність 1 рівня за шкалою SAE). Нещодавно, лише приблизно 5 років тому була реалізована система автопілоту, коли автомобіль сам виконує основні функції, проте увага та втручання людини все ще необхідні. Водій все ще необхідний (автономність 2 рівня). Також на початку 2022 року компанія Mercedes Benz представила автопілот 3 рівня та наприкінці року отримала дозвіл від Федерального управління автомобільного транспорту Німеччини на використання системи паркування 4 рівня автономності для комерційних цілей [1].

В даній роботі розглянуто основні види автономності автомобілів та методи безпілотного керування автомобілями. А саме вже існуючі технології для досягнення другого та третього рівнів автономності авто та їх перевагу над методами 1 рівня автономності.

Актуальність роботи полягає у тому, що технології безпілотного управління автомобільним транспортом зараз знаходяться у стадії активного розвитку й ще до кінця не сформовані, оскільки в масовому виробництві є тільки 2 та 3 рівні

автономності, які потребують постійної уваги та інколи участі водія, а 4 і 5 рівні ще тільки у розробці.

Метою роботи є дослідження та порівняння різних методів безпілотного керування автомобілем для визначення переваг та недоліків кожного з них, побудова власної моделі на основі проведених досліджень.

Практичне значення дослідження полягає у визначенні найбільш доцільних методів керування авто для подальшого їх вивчення та розробки.

1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1 Аналіз предметної галузі

Для початку необхідно визначити основні терміни та поняття, які будуть розглядатися у ході аналізу.

Безпілотні або автономні автомобілі – це автомобілі, які можуть подорожувати без участі людини. Для цього можуть використовуватися різні технології (технології автопілоту або безпілотного керування), такі як радар, лідар, сонар, комп'ютерний зір та інші.

У існує 6 рівнів автономності залежно від кількості уваги та контролю, необхідних від водія.

Рівень 0 – відсутність автоматизації. Керування автомобілем здійснюється повністю водієм. Навіть системи попередження та втручання, такі як системи екстреного гальмування й контролю лінії, входять до цього рівня.

Рівень 1 – допомога водію («без ніг»). Система керує зміною швидкості або кермом, використовуючи інформацію про середовище. При цьому автомобіль «знає», що водій за кермом і самостійно реагує на зміни ситуації. Сюди входять всі машини з круїз-контролем на базі радара та системами контролю смуги.

Рівень 2 – часткова автоматизація («без рук»). В автомобілі цього рівня система може керувати рухом (плавними поворотами, зміною швидкості і гальмуванням), але інші аспекти динамічного водіння, такі як зміна смуги, виїзд на автостраду, повороти, потребують участі водія.

Рівень 3 – умовна автоматизація («без очей»). Це вже «автоматизована система керування», яка контролює всі аспекти руху автомобіля. Система контролює прискорення, гальмування та напрямок руху. Але водій все ще повинен бути уважним, щоб у випадку запиту втрутитися. Це вже майже повний автопілот, адже автомобіль може все робити сам використовуючи камери, лідари, датчики та штучний інтелект.

Рівень 4 – висока автоматизація («без уваги»). Повністю автоматизована система. Увага водія не потрібна, автомобіль може навіть не мати керма та педалей. Усі дії система виконує самостійно й у випадку помилки, система сама загальмує.

Але даний тип автомобілів буде обмежений географічною зоною та може залежати від погодних умов.

Рівень 5 – повна автоматизація («без водія»). Як найвищий рівень класифікації, передбачає повну автономність. Автомобіль має змогу при будь-яких умовах без жодного втручання людини [1].

Коротке підсумовування всіх рівнів автономності вказане на рисунку 1.

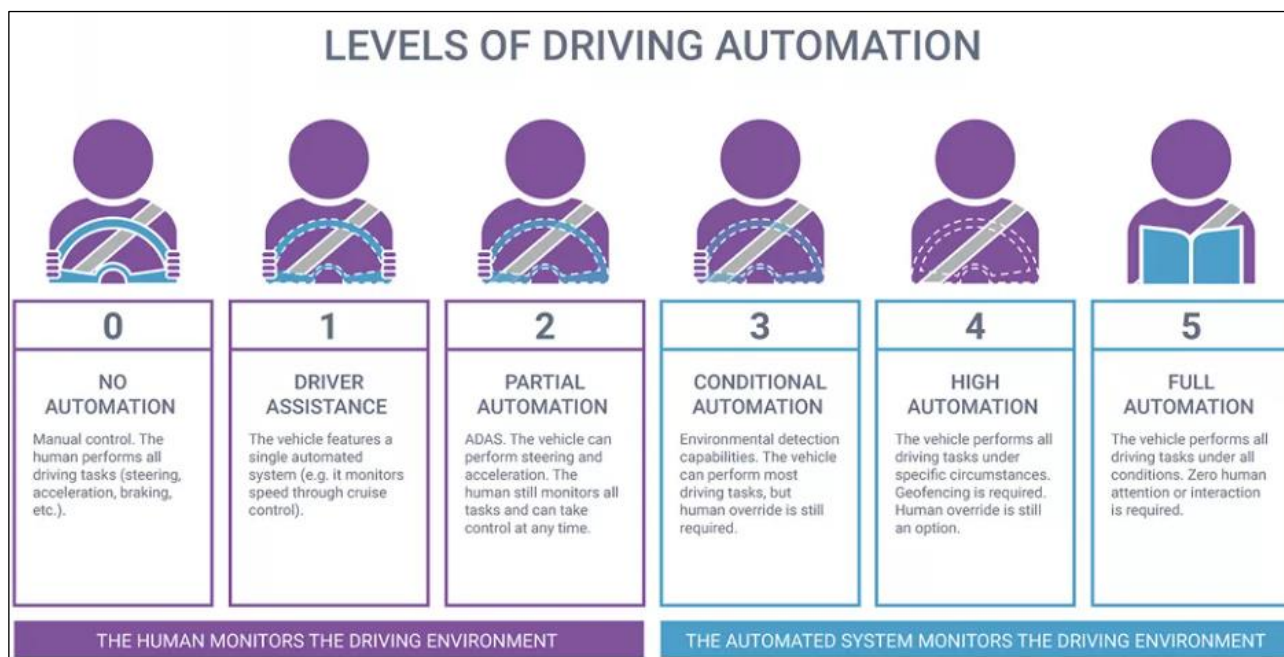


Рисунок 1 – Рівні автономності автомобіля [1]

На даний момент «автопілотом» називають системи 2 та 3 рівня автономності, що насправді є не зовсім правдою, адже вони потребують участі людини. Але саме системи цих двох рівнів зараз знаходяться у розробці й готуються або вже випущені у масове виробництво. Ці системи працюються на базі комп'ютерного зору, лідару, радару та інших датчиків.

На даний момент вже існує велика кількість проєктів від різних компаній по розробці технологій автономного керування засобами руху. Серед них проєкти компаній Tesla, General Motors, Ford, Mercedes Benz, Volkswagen і багатьох інших.

Компанія Tesla вже декілька років випускає у масове виробництво автомобілі з другим рівнем автономності й ходять чутки, що в них навіть готові технології

третього рівня, але вони ще їх не зробили доступними для водіїв, щоб дотестувати й отримати дозвіл.

Багато інших компаній також зайняті розробкою другого і навіть третього рівнів автономності, але серед них вигідно виділяється Mercedes Benz, яка вже розробила технологію третього рівня автономності й отримала дозвіл на масове виробництво автомобілів з її використання. Навіть більш того, у грудні 2022 року компанія надіслала запит й отримала дозвіл на виробництво автомобілів з технологією автономного паркування четвертого рівня автономності, чого до цього не досягала жодна інша компанія.

1.2 Огляд патентної літератури

Тематика автономного керування автомобільним транспортом є дуже актуальною й проходить свою стадію активної розробки, а тому має велике значення у винахідницькій діяльності. Далі розглянуто декілька запатентованих методів та моделей щодо керування авто та аналізу елементів навколишнього середовища на дорозі:

- система керування транспортом, автономне керування транспортом, метод керування транспортом [2];
- динамічна побудова маршруту для автономного транспорту [3];
- ефективний алгоритм для проектування світових точок на зображення з рухомою затворною системою [4].

У рамках патенту «Система керування транспортом, автономне керування транспортом, метод керування транспортом» було описано методи та алгоритми виявлення та уникнення небезпеки транспортним засобом. Коли небезпека передбачена, система керування транспортним засобом визначає, чи відхиляє автономна система керування втручання в режим автопілоту та проводить діагностику для визначення нормальної та аномальної роботи в автономному режимі. Далі, система керування транспортним засобом втручається в автономний режим керування для уникнення передбаченої небезпеки, коли автономна система керування не відхиляє втручання в автономний режим керування або коли

автономна система керування аномальна, навіть якщо автономна система керування відхиляє втручання в автономний режим керування. Однак, система керування транспортним засобом припиняє втручання в автономний режим керування, коли автономна система керування відхиляє втручання в автономний режим керування в стані, коли автономна система керування є нормальною.

Описана модель вказана на схемі на рисунку 2.

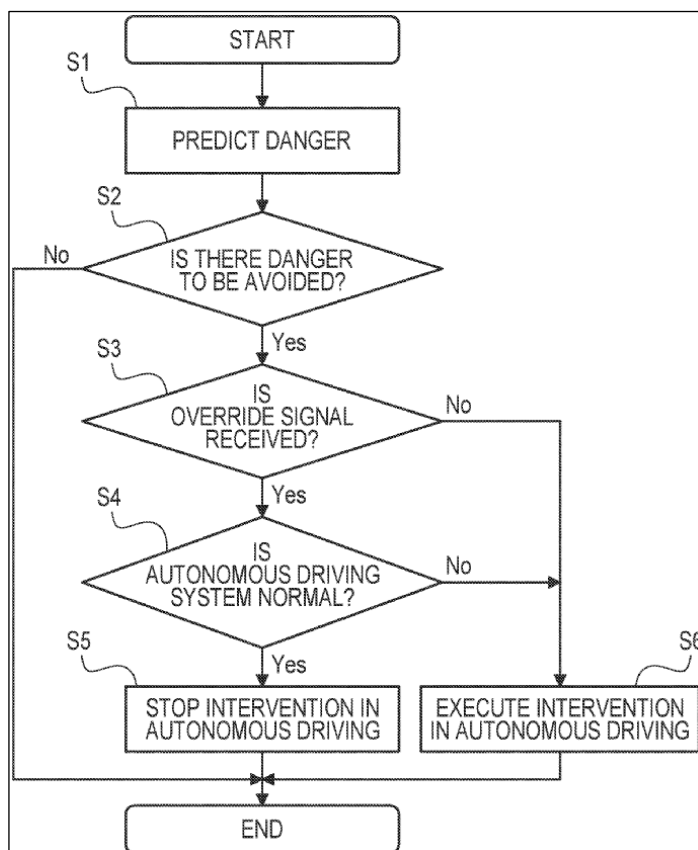


Рисунок 2 – Схема моделі роботи системи керування [2]

Спочатку система керування автомобілем передбачає небезпеку на основі інформації сенсорів, пов'язаної з навколишнім середовищем автономного автомобіля 2, яку отримує зовнішній сенсор (крок S 1). Далі, на основі результату передбачення у кроці S 1, система керування автомобілем визначає наявність або відсутність небезпеки, яку потрібно уникнути автономному автомобілю (крок S 2). Коли небезпеки немає, втручання в автономне керування взагалі не виконується, і залишні процеси пропускаються.

У випадку наявності небезпеки система керування автомобілем визначає, чи отримано сигнал скасування від автономної системи керування (крок S 3). Якщо сигнал скасування не отримано, автономна система керування не відхиляє втручання функції попередньої безпеки. Тому в цьому випадку система керування автомобілем виконує втручання в автономне керування функцією попередньої безпеки (крок S 6).

У випадку отримання сигналу скасування система керування автомобілем визначає, чи автономна система керування працює нормально чи ненормально за допомогою діагностичного методу, описаного нижче (крок S 4). У випадку ненормальної роботи автономної системи керування, наприклад, у випадку, коли згенерована траєкторія цілі перешкоджає перешкоді, навіть коли автономна система керування запитує скасування, запит на скасування не може бути дозволенним. Тому, в разі ненормальної роботи автономної системи керування система керування автомобілем відхиляє запит на скасування від автономної системи керування і виконує втручання в автономне керування функцією попередньої безпеки (крок S 6).

В результаті, небезпека може бути безпечно уникнута, а непотрібне втручання в автономне керування в ситуації, коли вимагається досягнення цільової траєкторії, може бути відхилено.

Далі зображено два приклади роботи системи керування та її взаємодію з системою автономного керування автомобілем.

На рисунку 3 зображено приклад скасування функції безпеки системою керування.

На верхній частині рисунку 3 показано приклад, коли автономний автомобіль (далі також просто називається автомобілем) 2 намагається обійти попередній автомобіль 3 за межами центральної лінії CL. У цьому випадку в автономній функції керування попередній автомобіль 3 розпізнається як ціль 4 за допомогою камери, лідару або подібного пристрою, і генерується траєкторія цілі (TR), щоб уникнути зіткнення з ціллю 4.

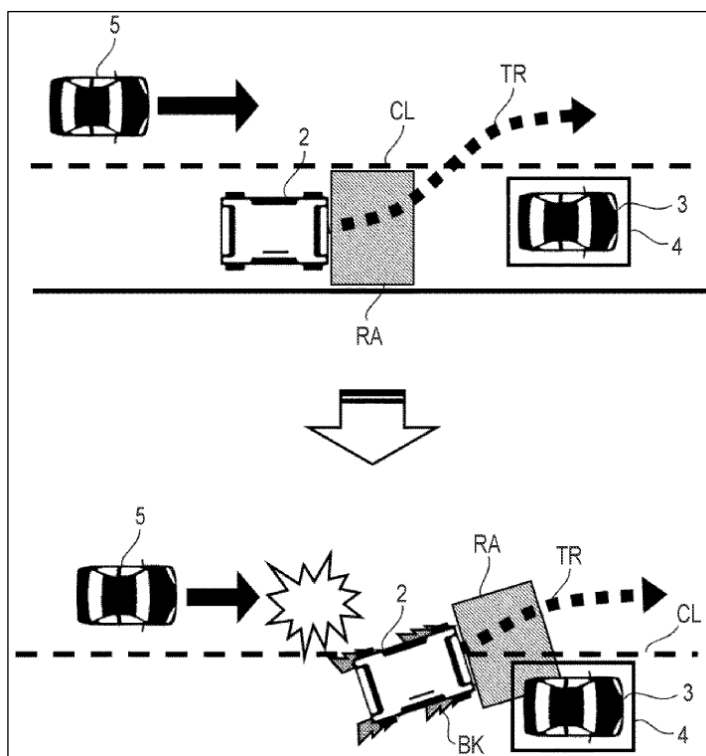


Рисунок 3 – Діаграма, що описує скасування функції безпеки системою керування [2]

Додатково, при генерації траєкторії цілі TR також враховується відносне положення та відносна швидкість наступного автомобіля 5 відносно автономного автомобіля 2, щоб уникнути перешкоди з наступним автомобілем 5, який рухається на сусідній смузі. З іншого боку, в системі попереджувальної безпеки (PCS) передній автомобіль 3 розпізнається камерою, радаром міліметрової хвилі або подібним пристроєм, і вимірюється бокове положення переднього автомобіля 3 відносно автономного автомобіля 2 і час до зіткнення (ТТС) переднього автомобіля 3 відносно власного автомобіля. Потім робиться висновок про те, чи входить передній автомобіль 3 в область реакції (RA), яка визначена правими і лівими граничними положеннями бокового положення і обмеженим часом ТТС.

У випадку, коли автономний автомобіль 2 намагається обійти передній автомобіль 3 та слідувати за траєкторією цілі TR, як показано на нижньому етапі рисунку 1, існує можливість того, що передній автомобіль 3 потрапляє в область реакції RA в залежності від взаємного положення між траєкторією цілі TR та переднім автомобілем 3. У цьому випадку функція попереджувальної безпеки

втручається в автономний режим керування, і застосовується гальмо (ВК) для уникнення зіткнення між автономним автомобілем 2 та попереднім автомобілем 3. В результаті траєкторія руху автономного автомобіля 2 відхиляється від траєкторії цілі, і існує можливість того, що автономний автомобіль 2 та наступний автомобіль 5 зійдуться, оскільки автономний автомобіль 2 раптово сповільнюється в стані перетинання центральної лінії CL, а також автономний автомобіль 2 не зможе обійти попередній автомобіль 3.

Інший випадок зображено на рисунку 4.

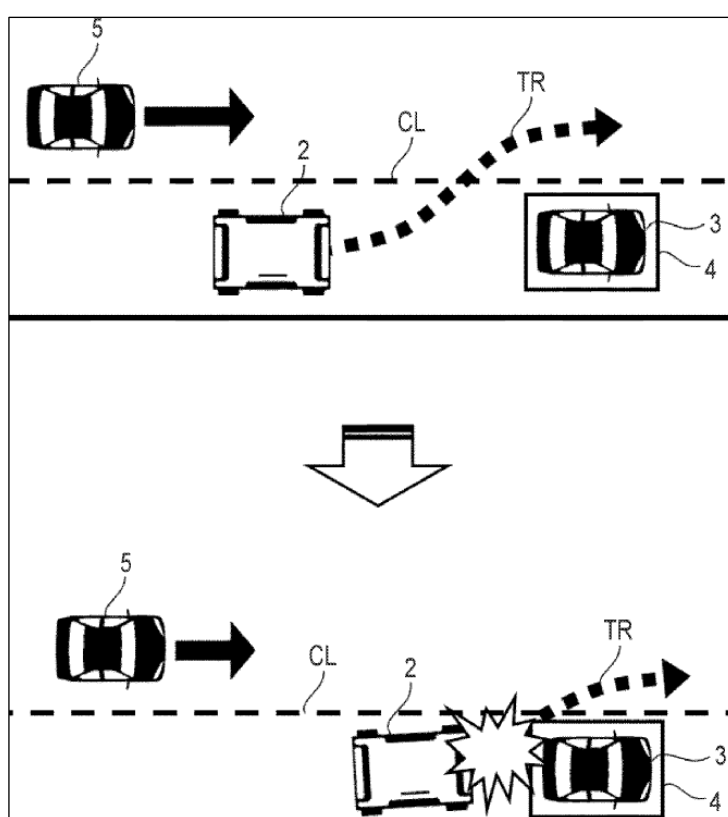


Рисунок 4 – Діаграма, що описує проблему скасування функції безпеки системою керування [2]

Для того, щоб уникнути ситуації описаної в минулому прикладі й змусити автономний автомобіль 2 рухатися по траєкторії цілі TR, визнається скасування функції безпеки автономною системою керування. Скасування – це функція відхилення втручання у автономний режим керування з боку функції попереджувальної безпеки в ситуації, коли передбачається активація попередньої

функції безпеки. На прикладі, показаному у верхній частині рисунку 2, у випадку, коли генерується траєкторія цілі TR для обгону попереднього автомобіля 3, автономна функція керування запитує скасування відносно попередньої функції безпеки. Коли цей запит надходить до попередньої функції безпеки, втручання попередньою функцією безпеки тимчасово припиняється. В результаті, автономний автомобіль 2 може обійти попередній автомобіль 3 та слідувати за траєкторією цілі TR без перешкод від втручання попередньою функцією безпеки.

Однак, не гарантується, що автономна функція керування завжди буде працювати нормально. У випадку, коли автономна функція керування не працює нормально, існує можливість того, що автономний автомобіль 2 не зможе рухатися за траєкторією цілі TR або згенерована траєкторія цілі TR заважає попередньому автомобілю 3. У такому випадку, не бажано дозволяти скасування для автономної функції керування з точки.

У рамках патенту «Динамічна побудова маршруту для автономного транспорту» описана модель планування маршруту для безпілотного транспортного засобу. Наприклад, автономний транспортний засіб може керуватися обчислювальною системою, що включає маршрутизаційну або навігаційну систему для генерації маршруту до пункту призначення (тобто довгострокового планування) та систему планування для генерації шляху вздовж маршруту (тобто короткострокового планування). Система маршрутизації визначає маршрут, посилаючись на граф доріг та ідентифікуючи серію ділянок дороги або смуг (ідентифікатор смуги, початок, кінець), які з'єднують поточне місцезнаходження транспортного засобу з місцем призначення. Система планування використовує цей маршрут як основу для визначення поворотів, смуг руху і т. д., щоб досягти пункту призначення. Дозволяючи системі планування генерувати шлях, який не слідує маршруту, автономний транспортний засіб може бути керований таким чином, що він більш реагує на поточне оточення транспортного засобу. Функціональна діаграма автомобіля згідно опису зображено на рисунку 5.

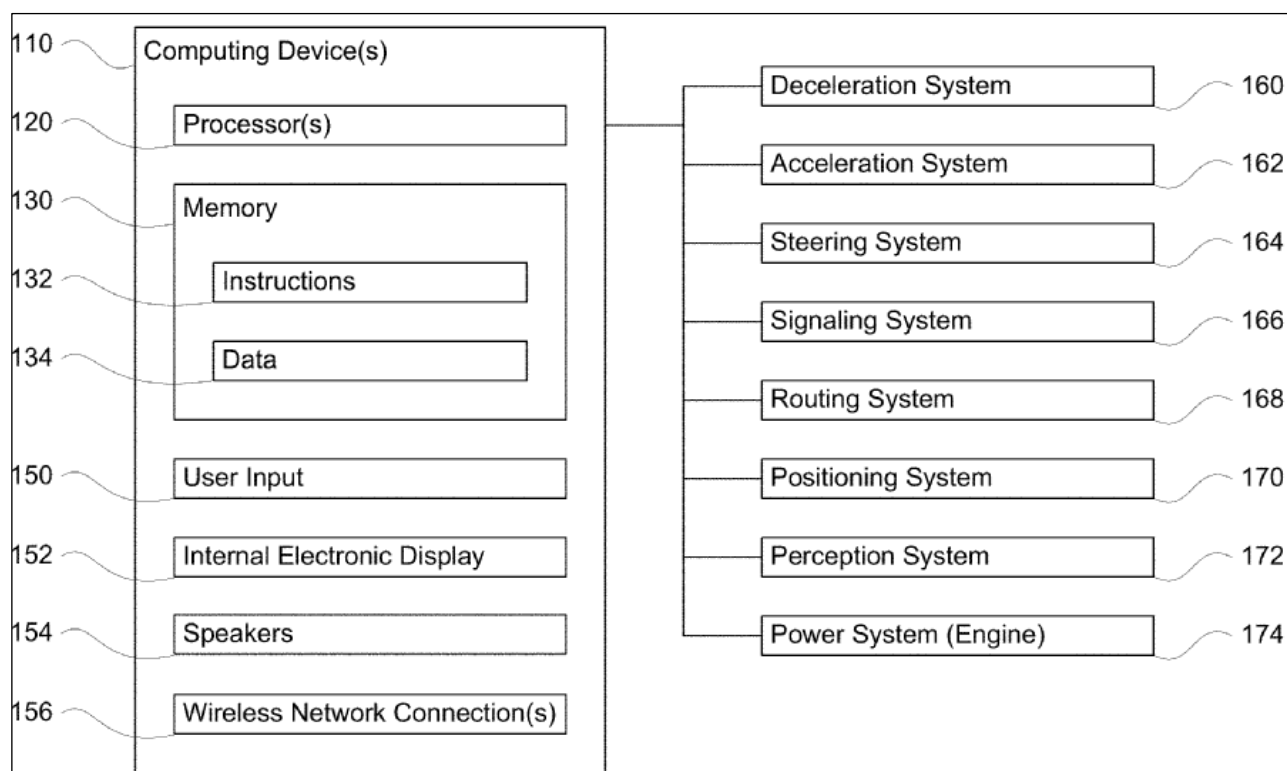


Рисунок 5 – Функціональна діаграма автомобіля [3]

На рисунку 5 зображено транспортний засіб 100, який згідно з одним аспектом розкриття містить різні компоненти. Хоча певні аспекти розкриття особливо корисні у зв'язку з конкретними типами транспортних засобів, транспортним засобом може бути будь-який тип транспортного засобу, включаючи, легкові автомобілі, вантажівки, мотоцикли, автобуси, транспортні засоби для відпочинку тощо. Транспортний засіб може мати один або більше обчислювальних пристроїв, таких як обчислювальні пристрої 110, що містять один або більше процесорів 120, пам'ять 130 та інші компоненти, зазвичай присутні в обчислювальних пристроях загального призначення.

Наступні рисунки 6-8 зображують зовнішній вигляд авто 100 з усіма функціями та пристроями збоку, зпереду, ззаду та згори.

Рисунки 6-8 представляють приклади зовнішнього вигляду транспортного засобу 100. Як можна побачити, транспортний засіб 100 має багато характеристик типового транспортного засобу, таких як фари 302, лобове скло 303, задні фари/сигнальні вогні повороту 304, заднє скло 305, двері 306, бічні дзеркала 308, шини та колеса 310 та сигнальні вогні повороту/стоянки 312.

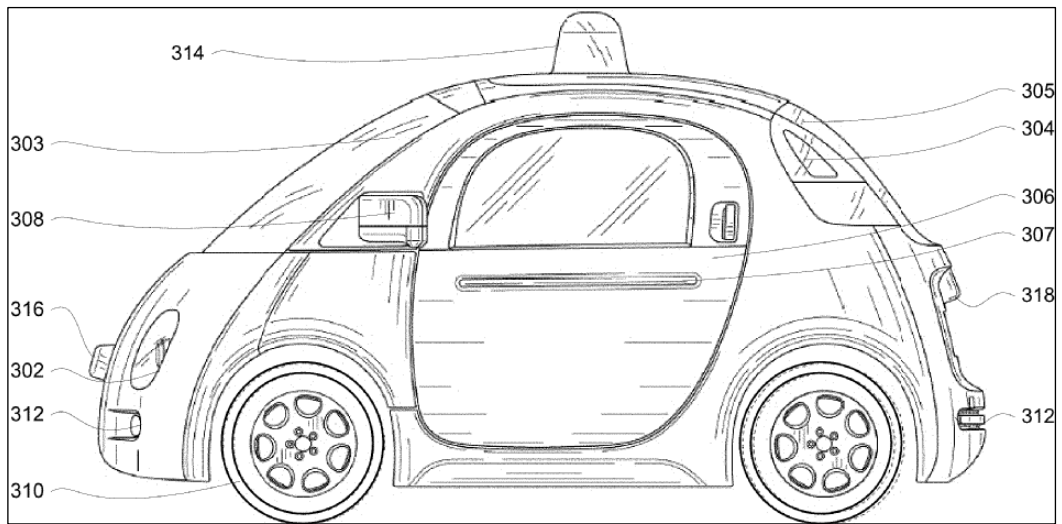


Рисунок 6 – Вид автомобіля збоку [3]

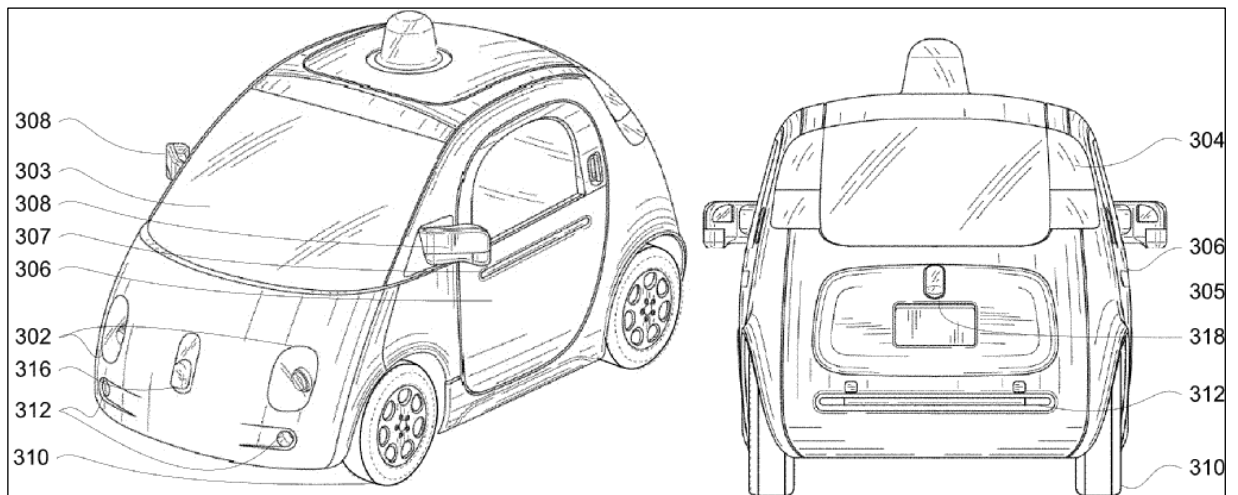


Рисунок 7 – Вид автомобіля зпереду та ззаду [3]

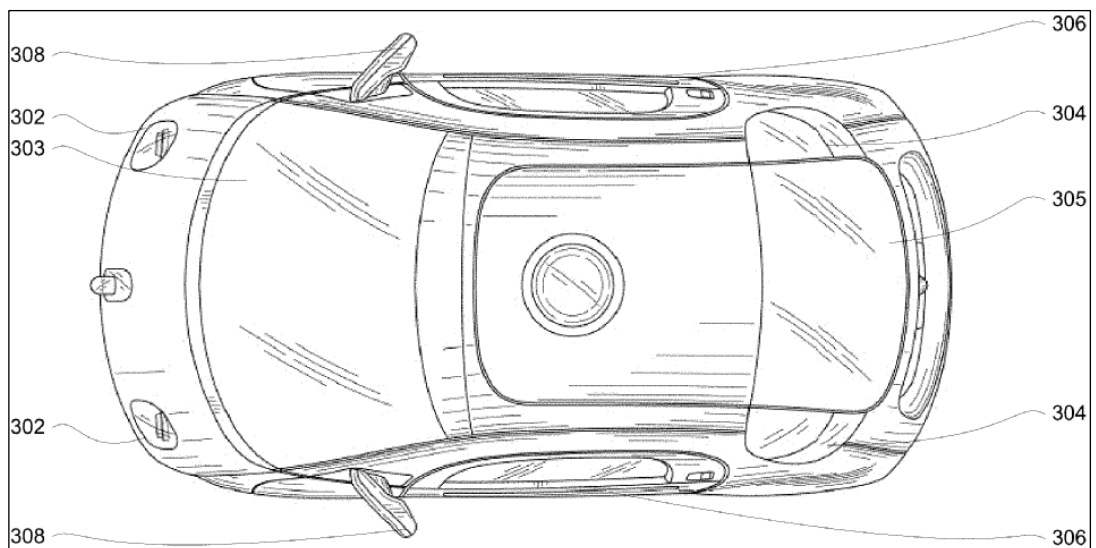


Рисунок 8 – Вид автомобіля згори [3]

Фари 302, задні фари/сигнальні вогні повороту 304 та сигнальні вогні повороту/стоянки 312 можуть бути пов'язані з системою сигналізації 166. Світлова смуга 307 також може бути пов'язана з системою сигналізації 166.

Транспортний засіб 100 також має датчики системи сприйняття 172. Наприклад, корпус 314 може містити один або кілька лазерних пристроїв з оглядом на 360 градусів або меншою шириною поля зору і один або кілька камерних пристроїв. Корпуси 316 і 318 можуть містити, наприклад, один або кілька радарних та/або сонарних пристроїв. Пристрої системи сприйняття 172 також можуть бути вбудовані в типові компоненти транспортного засобу, такі як задні фари/сигнальні вогні повороту 304 та/або бічні дзеркала 308. Кожен з цих радарних, камерних та лазерних пристроїв може бути пов'язаний з обчислювальними компонентами, які обробляють дані з цих пристроїв як частину системи сприйняття 172 і надають дані датчиків обчислювальним пристроям 110.

Дані 134 можуть зберігати різні моделі поведінки-часу для передбачення майбутньої поведінки об'єкта протягом попередньо визначеного періоду часу, наприклад, наступних 10 секунд або більше чи менше. Наприклад, моделі поведінки-часу можуть бути налаштовані на використання даних про об'єкт, отриманих від системи сприйняття 172, зокрема про іншого учасника дорожнього руху, включаючи характеристики цього учасника, а також додаткову контекстуальну інформацію, що буде розглянута докладніше нижче. На основі місцезнаходження, напрямку руху, швидкості та інших характеристик, включених у дані від системи сприйняття 172, моделі поведінки-часу можуть надати набір однієї або кількох передбачень про те, як об'єкт може поводитися протягом попередньо визначеного періоду часу, а також відповідне значення ймовірності для кожного передбачення. Передбачення можуть включати траєкторію, яка визначає набір майбутніх місць, де очікується знаходження об'єкта в різні моменти часу у майбутньому протягом визначеного періоду часу. Значення ймовірності можуть вказувати, які з передбачень найбільш ймовірні (у порівнянні між собою). У цьому відношенні передбачення з найбільшим значенням ймовірності може бути

найбільш ймовірним, тоді як передбачення з меншими значеннями ймовірності можуть бути менш ймовірними.

Таким чином, моделі поведінки-часу можуть бути налаштовані на генерацію набору можливих гіпотез про те, яким буде поведінка конкретного учасника дорожнього руху протягом певного горизонту часу або попередньо визначеного періоду часу (наприклад, 10 секунд), а також відповідних значень ймовірності для кожної гіпотези. Ці моделі можуть бути навчені з використанням даних про те, як об'єкт, спостережуваний в даному місці, поведився у минулому, інтуїції тощо, а також можуть бути спеціально призначені для певних типів об'єктів, таких як автомобілі, пішоходи, мотоциклісти, велосипедисти і т. д. Обчислювальні пристрої 110 можуть потім розмірковувати про гіпотези, що взаємодіють з траєкторією автомобіля і мають достатню ймовірність для розгляду.

Обчислювальні пристрої 110 можуть керувати напрямом і швидкістю руху транспортного засобу, керуючи різними компонентами. Наприклад, обчислювальні пристрої 110 можуть автономно навігувати транспортний засіб до пункту призначення, використовуючи дані з детальної картографічної інформації, системи сприйняття 172 та системи маршрутизації 168. Для керування рухом транспортного засобу обчислювальні пристрої 110 можуть забезпечувати прискорення (наприклад, збільшення палива або іншої енергії, що надходить до двигуна системою прискорення 162), гальмування (наприклад, зменшення подачі палива до двигуна, перемикання передач і/або використання гальм системою гальмування 160), зміну напрямку (наприклад, поворот передніх або задніх коліс транспортного засобу за допомогою системи керування 164) та сигналізування про такі зміни (наприклад, включення поворотних сигналів системи сигналізації 166). Таким чином, система прискорення 162 та система гальмування 160 можуть бути частиною трансмісії, що включає різні компоненти між двигуном транспортного засобу та його колесами. Знову ж таки, керуючи цими системами, обчислювальні пристрої 110 можуть також керувати трансмісією транспортного засобу для автономного маневрування.

У рамках патенту «Ефективний алгоритм для проектування світових точок на зображення з рухомою затворною системою» надається удосконалений та ефективний метод відображення точок світу з оточуючого середовища (точок, згенерованих лідар-сенсором автономного транспортного засобу) на місця (наприклад, пікселі) у знімках, зроблених ролінг-шатер камерою оточуючого середовища. Цей поліпшений метод дозволяє точно локалізувати точку світу на знімку з ролінг-шатер камери шляхом ітеративного процесу, який збігається за дуже небагатьма ітераціями.

На рисунку 9 показано пристрій 200, що включає обертовий датчик лідар 206 та кільце з камер 208 відповідно до прикладних виконань. Як показано, пристрій 200 включає датчик лідар 206, кільце з камер 208 (наприклад, систему з камерами ролінг-шатер і т.д.), обертову платформу 210, нерухому платформу 214, корпус 218, лінзу лідар 224 та лінзи камер 230, 232, 234.

Як показано, світлові промені 250, що випромінюються датчиком лідар 206, поширюються від лінзи 224 вздовж напрямку спрямування лідар 206 до оточуючого середовища, а потім відбиваються від одного або кількох об'єктів (не показані) в середовищі у вигляді відбитого світла 260. Крім того, як показано, датчик лідар 206 може отримувати відбите світло 290. Таким чином, наприклад, датчик лідар 206 може надавати, що вказують відстані між одним або кількома об'єктами та датчиком лідар 206 на основі виявлення відбитого світла 290.

Додатково, як показано на рисунку, кожна камера камерного кільця 208 може отримувати та реєструвати відповідну частину зовнішнього світла 270, що потрапляє на відповідну камеру. Для цього зовнішнє світло 270 може включати світло, яке походить від одного або декількох джерел зовнішнього світла, таких як сонце, ліхтар, серед інших можливостей.

Наприклад, зовнішнє світло 270 може включати світло, що прямує безпосередньо від зовнішнього джерела світла до об'єктів камер 230, 232 і/або 234. Альтернативно або додатково, зовнішнє світло 270 може включати світло, що походить від зовнішнього джерела світла і відбивається від одного або декількох

об'єктів (не показаних) в середовищі пристрою 200 перед поширенням до об'єктивів 230, 232 і/або 234.

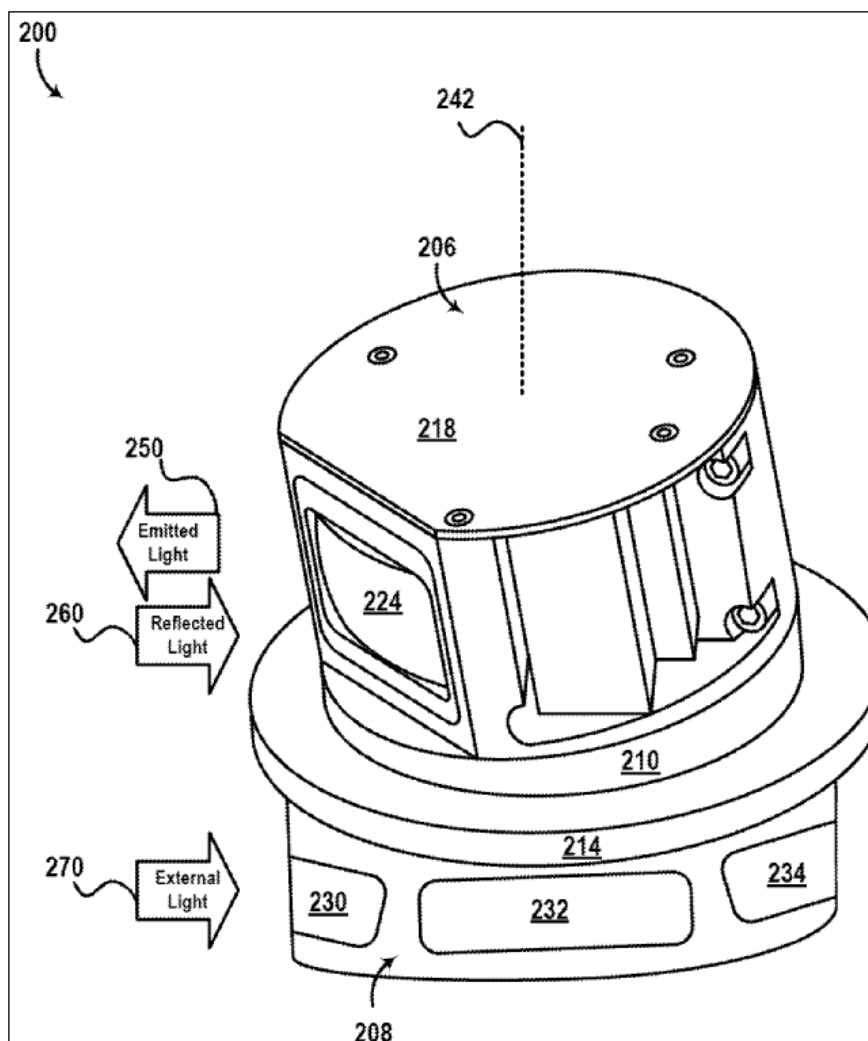


Рисунок 9 – Пристрій, що включає обертовий датчик лідар та систему камер [4]

Таким чином, наприклад, камери камерного кільця 208 можуть створювати одне або декілька зображень середовища на основі зовнішнього світла 270. Крім того, кожне зображення, створене певною камерою, може відповідати певному полю зору (FOV) відповідної камери відносно пристрою 200.

2 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

У кваліфікаційній роботі магістра буде вирішено ряд задач. По-перше, проведення аналізу теоретичних відомостей та публікацій, які характеризують актуальний стан розробки методів розпізнавання об'єктів у реальному часі. Буде виконано дослідження експериментів, проведених над моделями на різній дистанції до об'єктів та методами аналізу дорожньої ситуації і передачі команд для транспортного засобу на різних замкнутих ділянках дороги.

Основною метою дослідження є проведення порівняльного аналізу для методів розпізнавання об'єктів у реальному часі та для методів керування транспортом. У ході дослідження було прийнято рішення розглядати open source програмні системи для розпізнавання об'єктів та окремо методи керування транспортом з наступних причин:

- захист даних про комерційні системи повного керування автотранспортом правовласниками;
- неможливість симуляції роботи систем керування в домашніх умовах.

Задачі дослідження:

- огляд методів аналізу чинників, які впливають на рух безпілотних автомобілів;
- аналіз існуючих методів у сфері розпізнавання об'єктів, відстані до них та швидкості наближення;
- огляд технологій керування транспортом і їх архітектури та порівняльний аналіз.

Також у ході роботи, окрім проведення порівняльного аналізу методів обробки інформації та подання команд машині, буде запропоновано власну модель керування транспортом й визначити її переваги та недоліки. Для цього розглянуто вже існуючі дослідження та розробки щодо покращення роботи цих методів, щоб краще оцінити потенціал застосування моделей.

3 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ

Як вже було зазначено, існує велика кількість проєктів від різних компаній по розробці технологій автономного керування автомобілем. І як багато існує різних компаній які над цим працюють, так і багато різних підходів по реалізації цього.

Серед основних – це методи компанії Tesla та компаній Mercedes Benz, General Motors та Ford.

Метод компанії Tesla полягає у тому, щоб вкладати якомога більше інтелекту в кожен окремий автомобіль. Замість того, щоб покладатися на попередньо записані карти, Ілон Маск (директор компанії) хоче поєднати обробку зображень і машинне навчання, щоб надати кожному автомобілю Tesla інформацію про навколишнє середовище в реальному часі. Автомобілі Tesla навчаються в ході руху та діляться своїми знаннями з іншими автомобілями. Суть полягає у тому, щоб автомобілі не були залежними від даних, які можуть устаріти. Замість цього автомобілі покладаються на реальний світ. Але цей вид обробки значно ускладнює автомобіль.

Перевагами підходу компанії Tesla є те, що як раз через відхід від залежності від карт та інших історичних даних та перехід до навчання в реальному часі, автомобілі компанії зможуть адаптуватися до змін середовища й не будуть виникати проблеми, коли автомобіль «поїхав не туди», бо його карта застаріла. Це свідчить про ініціативу використовувати подібні до SLAM (одночасна локалізація і побудова мапи) методи. Насправді використання даного методу в теорії обов'язкове для того, щоб перейти від четвертого до п'ятого рівня автономності.

Також Ілон Маск публічно заявив, що компанія Tesla не планує включати лідар у свої транспортні засоби. Такий підхід, як говорить Маск, позбавляє від «потворного, дорогого та непотрібного» картографічного обладнання ціною більшої залежності від камер і програмного забезпечення для роботи з невизначеністю.

Що ж стосовно другого методу, як General Motors, так і Mercedes інвестували значні кошти в пасивний підхід з використанням попередньо побудованими

картами, замість активного аналізу оточення. General Motors придбала власного постачальника лідар у 2017 році. Форд у партнерстві з Baidu інвестували 150 мільйонів доларів у Velodyne (постачальник лідар), з яким також уклав контракт і Мерседес.

Ці транспортні засоби залежать від попередньо записаної 3D-карти оточення з високою роздільною здатністю, яка зроблена за допомогою транспортних засобів, які також обладнані лідар. Транспорт може використовувати цю карту та за допомогою власного обладнання лідар визначати, чи змінилося навколишнє середовище. Для використання даного підходу потрібен помітно ширший масштаб співпраці між різними компаніями та автовиробниками для створення та підтримки актуальної карти вулиць. Наразі, як ми бачимо в таких системах як Super Cruise від Cadillac, транспортні засоби можуть рухатися тільки по автомагістралях, які попередньо нанесені на карту й пройшли перевірку на відповідність критеріям безпеки [5].

3.1 Метод компанії Tesla

Якщо розглядати детальніше зі сторони реалізації, то метод Tesla полягав у використанні таких технологій, як: радар; камери, камери, які забезпечують видимість до 250 метрів; високоточна електронна допоміжна гальмівна система з цифровим контролем; далекобійні ультразвукові датчики навколо автомобіля.

Радар використовується передній, для того, щоб автомобіль міг помітити перешкоди та визначити точну відстань до них. На даний момент офіційний веб-сайт компанії Tesla вже перестав згадувати радар як технологію для свого автопілоту. Ультразвукові датчики діють навколо автомобіля та перевіряють безпеку автомобіля з усіх напрямків. Принцип роботи цих двох технологій у сумісності зображено на рисунку 10, хоча можливо відносно компанії Tesla ця концепція може бути застарілою.

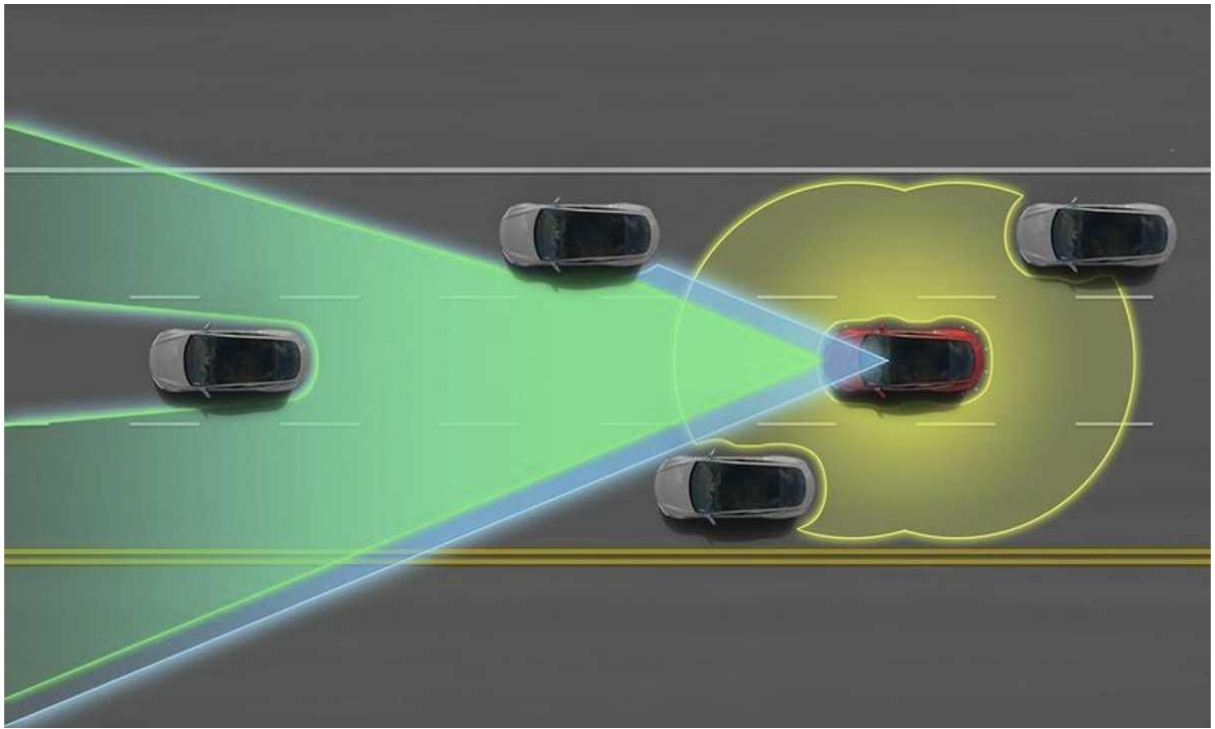


Рисунок 10 – Передній радар [6]

Сучасний метод базується на використанні комп'ютерного зору, ультразвукових датчиків та машинного навчання. Завдяки першим двом технологіям збирається максимальна кількість інформації про оточення, оскільки автомобілі обладнані великою кількістю камер, будується об'ємне зображення про оточення автомобіля, за допомогою машинного навчання автомобіль обробляє інформацію, будує вектор руху та зберігає результати і ділиться нею з іншими автомобілями.

Для подальшого масштабування наборів даних, Tesla використовує методи автоматичного маркування. Вони роблять це беручи прогнози векторного простору того самого місця кількома автомобілями та поєднуючи їх для створення точних міток.

Автомобіль має вісім камер, які знімають усі ракурси та передають необроблену візуальну інформацію в систему у вигляді зображень (рис 12).

Отримані зображення обробляються складною нейронною мережею, яка створює прогноз того що відбувається навколо. Потім ця інформація передається в алгоритм планування, який визначає траєкторію руху (рис. 13).



Рисунок 11 – Вісім зображень камер навколо автомобіля [7]



Рисунок 12 – Векторне зображення автомобіля та оточення [8]

Тож, автомобілі Tesla використовують лише необроблену візуальну інформацію, щоб робити прогнози та, зрештою, направляти автомобіль до місця призначення. Нейронна сітка перетворює дані зображення в прогнози векторного

простору. Ці передбачення разом із функціями середнього рівня входять до планувальника, який використовується для створення розподілу траєкторії в складних ситуаціях. Прогнози векторного простору подаються в явний планувальник, щоб він міг генерувати фактичні команди керування та прискорення [6].

3.2 Метод компаній Mercedes Benz та General Motors

Даний метод використовує старий підхід до автоматизації керування авто, а саме залежність від сенсорів лідар. Наприклад система Mercedes-Benz Drive Pilot. Приклад маркування простору лідаром зображено на рисунку 13.

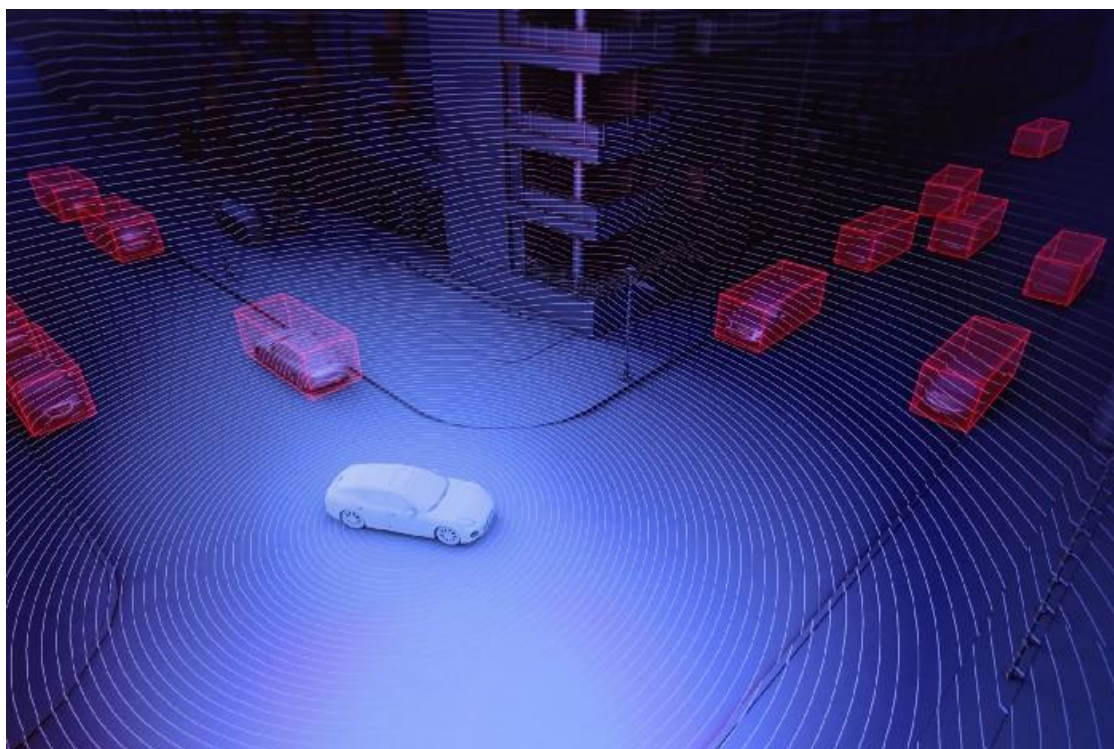


Рисунок 13 – Концепція результату обробки даних лідаром [9]

Drive Pilot доступний лише коли транспортний засіб експлуатується в межах своєї робочої області, яка включає дорогу та умови дорожнього руху, для функціонування на яких він був розроблений та вимикається поза межами цієї області, навіть якщо намагатися його увімкнути.

Автомобілі Mercedes обладнані великою кількістю камер, багатофункціональними заднім та переднім радарами, радарами та лідарами великої дальності, ультразвуковими сенсорами та іншими [10] (рис. 14).

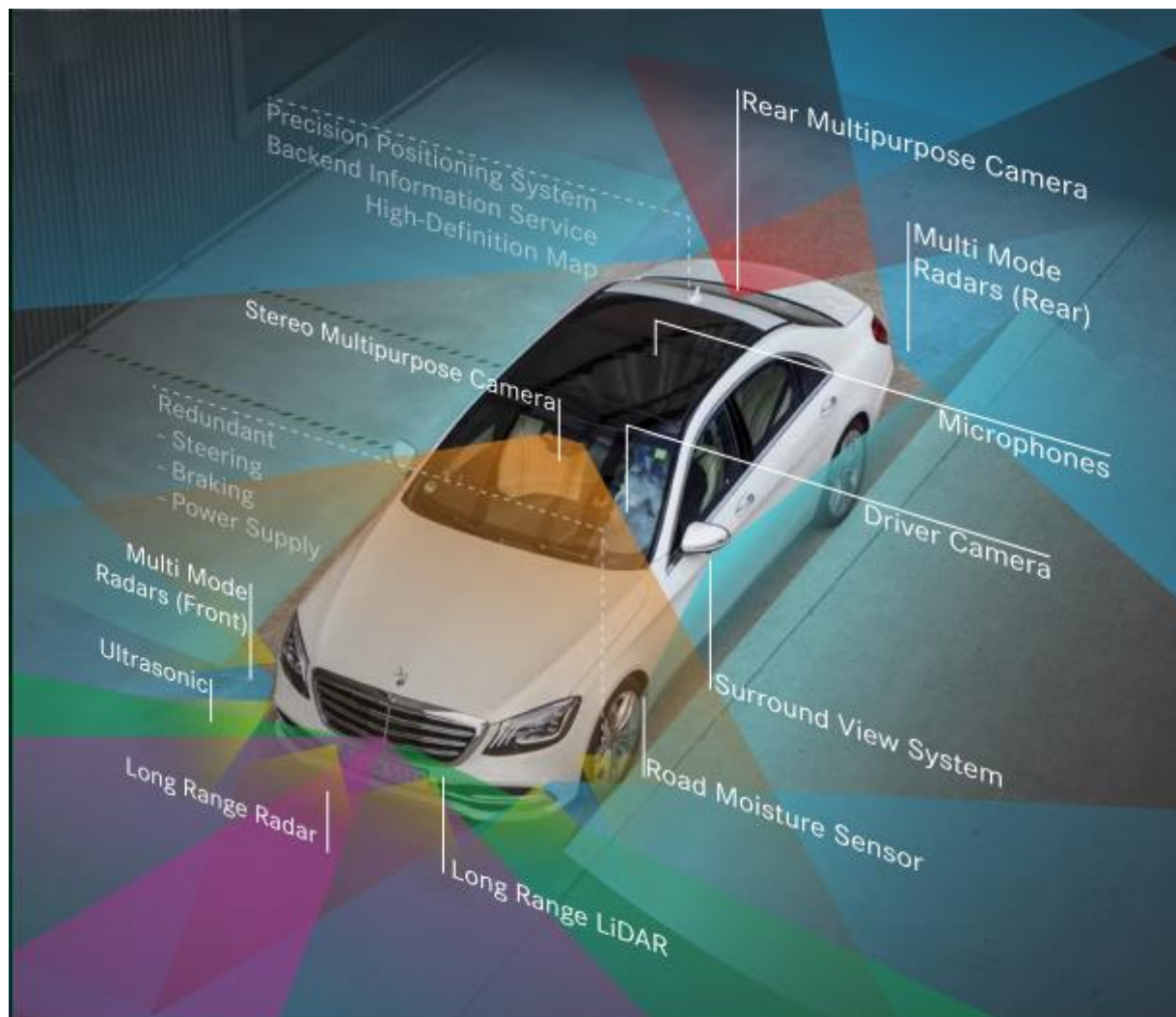


Рисунок 14 – Розміщення сенсорів та камер в автомобілі [10]

Причиною використання старого підходу до автономності замість копіювання підходу Tesla у компанії називають бажання мати обмеження, щоб мати можливість краще забезпечити безпеку керування транспортом. Оскільки система працює тільки в дозволених місцях, компанія може самостійно контролювати ділянки, в яких вона вважає систему безпечною для використання, щоб не мати неочікуваних аварійних ситуацій у випадку недостатньої готовності автомобіля до конкретного середовища.

Система Drive Pilot в основному базується на радарі та лідарі великої дальності та багатоцільових камерах.

Радар сканує середовище електромагнітною хвилею і записує хвилі, які були відбиті об'єктами. Перевагами є велика дальність та швидкість вимірів, розділення об'єктів та незалежність від вологості, чистоти повітря, тощо. Недоліками є відсутність вимірювання висоти об'єктів та розділення стаціонарних об'єктів.

Лідар сканує середовище лазерним променем на різних висотах і записує відбиття від об'єктів. Перевагами є детальне відображення та розділення об'єктів та можливість виміру висоти. Недоліком є чутливість до пилу дощу і т.п.

Багатоцільові камери оптично виявляють об'єкти. Перевага – класифікація об'єктів, недоліки – слабе вимірювання відстані та чутливість до освітлення [11].

Принцип сумісної роботи функцій зображено на рисунку 15.



Рисунок 15 – Концепція роботи Drive Pilot [11]

Однією з головних переваг лідару є точність. Причина, чому Waymo захищає свою систему лідар, полягає в її точності. The Drive повідомляє, що лідар від Waymo настільки вдосконалений, що може визначити, у якому напрямку рухаються пішоходи, і передбачити їхні рухи. Chrysler Pacifica, оснащений лідар від Waymo, може бачити сигнали рук, які велосипедисти використовують, щоб передбачити, у якому напрямку велосипедисти повинні повернути.

Ще одна перевага лідару полягає в тому, що він надає безпілотним автомобілям тривимірне зображення для роботи. Лідар надзвичайно точний порівняно з камерами, оскільки лазери не залежать від тіней, яскравого сонячного світла чи зустрічних фар інших автомобілів.

Нарешті, лідар економить обчислювальну потужність. лідар може відразу визначити відстань до об'єкта та напрямок цього об'єкта, тоді як система на основі камери повинна спочатку отримати зображення, а потім проаналізувати ці зображення, щоб визначити відстань і швидкість об'єктів, що вимагає набагато більшої обчислювальної потужності.

Основними недоліками називають дуже велику вартість датчиків та неможливість роботи під час туману, дощу та снігу. Також він не вміє розпізнавати кольори, читати знаки та, наприклад, колір на світлофорі [12].

4 ОПИС СЕНСОРІВ АНАЛІЗУ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

В моделях аналізу навколишнього середовища використовуються різні типи сенсорів, серед яких є основні чотири: лідар, радар, сонар та камери.

Усі чотири технології різні та мають дуже різний принцип роботи. Вони відрізняються за дальністю роботи, за швидкістю обробки, залежністю від освітлення, можливістю визначати кольори та, очевидно, вартістю використання.

4.1 Сенсор лідар

Лідар (LiDAR) – це технологія, що використовує лазерні промені для вимірювання відстані до об'єктів.

Принцип дії – лазерна система випромінює короткий інтенсивний світловий імпульс, який відбивається від об'єкта і повертається до детектора. Час, який потрібний світловому імпульсу на проліт від лазера до об'єкта і назад, використовується для визначення відстані до об'єкта.

Точність вимірювання – системи лідар можуть вимірювати відстань з точністю до міліметрів або навіть менше.

Дальність вимірювання – дальність вимірювання систем лідар залежить від типу системи і може досягати кількох кілометрів.

Швидкість – системи лідар можуть збирати велику кількість точок даних за короткий час. Наприклад, автомобільна система лідар може збирати до 1,3 мільйона точок даних на секунду.

Використання в автономних транспортних засобах: Системи лідар використовуються в автономних транспортних засобах для визначення відстані до інших транспортних засобів і перешкод, а також для побудови тривимірної карти дороги.

Основними недоліками лідару є неможливість розпізнавання кольорів та велика вартість приладу.

4.2 Сенсори радар

Радар (Radio Detection and Ranging) – це технологія, що використовує електромагнітні хвилі для визначення відстані, швидкості та інших характеристик об'єктів в просторі. Радар відноситься до технологій активного зондування, що означає, що він самостійно генерує та випромінює радіохвилі в напрямку об'єкта, а потім приймає та аналізує ехо-сигнали, що відбиваються від об'єкта.

Основні параметри та можливості роботи системи радар включають такі, як перераховано далі.

Дальність вимірювання – залежно від типу та моделі, радар може вимірювати відстані від декількох метрів до кількох тисяч кілометрів.

Роздільна здатність – радар може розрізняти об'єкти з роздільною здатністю від декількох міліметрів до декількох метрів.

Швидкість вимірювання – залежно від типу та моделі, радар може здійснювати вимірювання зі швидкістю від декількох кілометрів за годину до кількох тисяч кілометрів за годину.

Робота в умовах обмеженої видимості – радар може працювати в умовах недоступної для людини частотної інфраструктури, такої як туман, пил, сильний дощ.

Недоліками є менша дальність роботи ніж у лідарів та неможливість розпізнавання кольорів.

4.3 Сенсори сонар

Сонар (англ. Sonar – Sound Navigation and Ranging) – це система, яка використовує звукові хвилі для вимірювання відстаней та орієнтації об'єктів у воді. У випадку автопілотів, сонари використовуються для допомоги в орієнтації та навігації.

Системи сонарів можуть бути одним або більше елементів, які відправляють і отримують звукові хвилі. Сучасні системи сонарів можуть використовувати різні частоти та сигнали, щоб досягнути більшої точності та дальності детектування.

Для автопілотів, сонари використовуються для допомоги в розпізнаванні об'єктів, що перешкоджають руху автомобіля або іншого транспортного засобу на дорозі. Наприклад, сонар може бути встановлений на передній частині автомобіля і відправляти звукові хвилі, які відбиваються від перешкод, таких як інші автомобілі або стовпики. На основі цих ехо-сигналів, сонар може визначити відстань до перешкоди та її положення відносно автомобіля.

Крім того, сонари можуть використовуватися для підтримки систем адаптивного круїз-контролю та систем автоматичного паркування. У такому випадку, сонар може використовуватися для точного вимірювання відстані до автомобіля, що їде перед нами, та автоматичного регулювання швидкості автомобіля відповідно до цієї відстані. Крім того, сонар може використовуватися для визначення оптимальної траєкторії для автоматичного паркування, щоб уникнути зіткнення з перешкодами.

Швидкість роботи сонару може бути досить високою. Наприклад, в деяких системах сонару, що використовуються на судах, звукова хвиля може досягати швидкості до 1500 метрів за секунду. Це означає, що сонар може виконувати вимірювання відстані та інших параметрів досить швидко, що дозволяє йому використовуватися для різних задач.

Одним з головних обмежень для сонару є обмеження по відстані. Звукова хвиля поширюється повільніше, ніж світло, і тому максимальна відстань, на яку можна надійно використовувати сонар, залежить від використовуваної частоти. Наприклад, сонари, які використовують частоти близько до 20 кілогерц, можуть виявляти об'єкти на відстані до 200 метрів, тоді як сонари, що використовують частоти вищі за 100 кілогерц, можуть виявляти об'єкти на відстані до 10 метрів.

Щодо точності, сонари можуть бути доволі точними. Вони можуть вимірювати відстань з точністю до декількох міліметрів у деяких випадках. Однак, точність залежить від багатьох факторів, таких як якість обладнання, швидкість руху, якість середовища та ін.

4.4 Камери й використання комп'ютерного зору

Швидкість обробки інформації в системах комп'ютерного зору може значно відрізнятись в залежності від складності алгоритмів та обсягу оброблюваних даних. Зазвичай, для роботи в реальному часі вимагається велика швидкість обробки даних, що досягається завдяки використанню спеціальних апаратних прискорювачів, таких як графічні процесори (GPU).

Щодо обмежень по відстані та точності, то вони також можуть відрізнятись в залежності від конкретної системи комп'ютерного зору та її характеристик. Наприклад, деякі системи можуть розпізнавати об'єкти на відстані до 100 метрів та з точністю до 10 см, тоді як інші можуть працювати на більш великих відстанях або з меншою точністю.

Одним із факторів, що можуть впливати на точність та обмеження відстані в системах комп'ютерного зору, є роздільна здатність камери, яка вимірює кількість пікселів у зображенні. Чим більше пікселів в зображенні, тим вища роздільна здатність та точність системи. Однак, використання великої кількості пікселів також може призводити до збільшення об'єму даних, що потрібно обробляти, та збільшення вимог до швидкості обробки.

Також важливим фактором для точності та обмежень по відстані є якість зображення, яке може бути спотвореним поганим освітленням, артефактами на зображенні або рухом об'єктів. Такі фактори можуть призводити до помилок в розпізнаванні об'єктів та зниження точності системи.

5 ОПИС ПРОВЕДЕНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Оскільки компанії не розголошують дані своїх тестів чи свої математичні моделі, для проведення експерименту було обрано дві найпопулярніші Open-source системи для безпілотного керування автомобілем, а саме Waymo та Open Pilot.

Waymo – це компанія розробник систем безпілотного керування автомобілем. Серед розробок компанії є програмні системи управління автомобілем та велика кількість наборів даних. Open Dataset – це публічно доступний набір даних для навчання систем управління автономними автомобілями, що входила в групу Google по розробці автономних авто. Набір даних містить дані високої роздільної здатності з сенсорів, зокрема лідарів та камер [13]. Метод Waymo подібний до методу Mercedes Benz за рахунок використання тих самих сенсорів та опору на лідар. Зовнішній вигляд авто Waymo з усіма необхідними сенсорами зображено на рисунку 16.



Рисунок 16 – зовнішній вигляд авто Waymo з сенсорами [14]

Comma.ai Open Pilot – це відкрита програмна платформа для автономного водіння, яка може встановлюватися на автомобілі. Open Pilot використовує дані з програмних та апаратних рішень, таких як камери та радары [15]. Open Pilot також не використовує лідари, чим подібний до систем автопілоту компанії Tesla.

Приклад використання пристрою із встановленою системою Open Pilot зображено на рисунку 17.



Рисунок 17 – Приклад пристрою з Open Pilot [16]

Для порівняння використовуються програмна система Open Pilot навчена за наборами даних nuScenes і Comma2k19 та 2D і 3D трекінг для набору даних Waymo.

Для порівняння методів використовується таблиця Accuracy та Precision. Порівняння точності даних проведено на різній дальності, щоб визначити точність кожного з показників в залежності від відстані.

Показник Average Precision вимірюється на основі кривої Precision-Recall й є корисною при оцінці моделі бо враховує к точність так і відновлення.

Показник Accuracy – це відношення правильно класифікованих екземплярів до їх загальної кількості.

Також слід враховувати, що показник Accuracy для системи Waymo враховує визначення великої кількості об'єктів, у той час як для Open Pilot це лише показник похибки у визначенні відстані до одного об'єкту.

Для порівняння було обрано 3 дистанції: коротка (0-30м), середня (30-50м) та довга (>50м). Результати вказані у відсотках (табл. 1).

Таблиця 1 – Порівняння результатів на відстані 0-30м [13][15]

	Accuracy, %	Average Precision, %
Open Pilot nuScenes	84	24
Open Pilot Comma2k19	94,7	87,2
Waymo 2D	74,3	90,8
Waymo 3D	70,6	82,3

На короткій дистанції обидві програмні системи показали дуже непогані результати, але Open Pilot з набором даних nuScenes явно відстає від інших за показником Precision (AP). Але на короткій дистанції система Open Pilot навчена за набором даних Comma2k19 все-таки показала трохи кращий результат.

На середній дистанції системи показали значно більш диференційні результати, які вказано в таблиці 2.

Таблиця 2. Порівняння результатів на відстані 30-50м [13][15]

	Accuracy, %	Average Precision, %
Open Pilot nuScenes	87,5	5,3
Open Pilot Comma2k19	95	38,8
Waymo 2D	42,1	78,4
Waymo 3D	39,7	59,2

Програмна система Waymo із 2D та 3D моделюванням вже мають значно вищі показники AP і оскільки показники Accuracy очікуються як мінімум 90% для

системи, показник в приблизно 40% для MOTA на середній відстані є вище очікуваного на даний час.

Також на середній відстані програмна система Open Pilot навчена за nuScenes має показник AP значно нижче навіть ніж та ж система навчена за Comma2k19. Також ця система показала дуже низькі результати на великій дистанції порівняно до інших, тому для неї ці показники не вказані. Показники для всіх інших систем вказані в таблиці 3.

Таблиця 3. Порівняння результатів на відстані від 50м [13][15]

	Accuracy, %	Average Precision, %
Open Pilot Comma2k19	90	8,6
Waymo 2D	21,5	64,8
Waymo 3D	12,5	35,7

На великій дистанції Open Pilot навчений на Comma2k19 також має вже значно менший показник AP ніж система Waymo. Показники Accuracy виглядають більшими, але знову треба враховувати, що показники вимірювались для різних обставин.

6 АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

По результатам проведеного дослідження для запропонованих моделей при різних значеннях відстані до об'єкта можна зробити декілька важливих висновків.

По-перше, системи безпілотного керування автомобілем будуються на основі машинного навчання й вони не мають статичної математичної моделі, оскільки вона залежить від багатьох змінних і може постійно змінюватись залежно від обставин. Також за результатами експерименту видно, що якість роботи системи сильно залежить від набору даних, якими систему навчали. На прикладі системи Open Pilot, яку навчали двома різними наборами даних явно продемонстровано, що більш якісно підготовлені дані дають значно кращий результат.

По-друге, аналіз систем, які працюють на основі нейронних мереж, навчених на відкритих наборах даних, не може відображати повну картину, оскільки не враховуються дані з усіх датчиків, швидкість руху авто й швидкість обробки даних. Для аналізу цих деталей роботи системи необхідне повне відтворення обставин у симуляції. Проте цього достатньо щоб проаналізувати роботу саме комп'ютерного зору та частково математичної моделі.

По-третє, за результатами можна припустити, що використання сенсорів лідар значно збільшує точність результатів, особливо даних пов'язаних із відстанню до об'єкта, який знаходиться на відстані більше 30 метрів.

Система Waymo показала результат Precision вище середнього для виду згори навіть при великій відстані і трохи гірший, а саме AP=35.7% для змодельованої 3D моделі. Це пов'язано зі складністю моделювання та похибками, які виникають при проекції даних у 3D.

Система Waymo також аналізує більш повний набір даних, бо містить у собі дані із сенсорів лідар, а не тільки з камер.

У ході дослідження також було підтверджені особливості використання різних сенсорів і важливість використання різних типів для отримання повної картини оточення та інформації про об'єкти навколо. З результатів дослідження видно, що сучасні технології машинного навчання вміють добре розпізнавати елементи, але для отримання даних про відстань та розмір об'єктів необхідне

використання й інших датчиків. Таких як радар для отримання інформації про об'єкти які знаходять недалеко та лідар для знаходження інформації про більш віддалені об'єкти.

7 АНАЛІЗ СПРОЩЕНИХ МОДЕЛЕЙ КЕРУВАННЯ ТРАНСПОРТОМ

Навчання нейронних мереж для автопілотів автомобілів проводяться за допомогою різних платформ, зокрема таких як TensorFlow та платформ розроблених компаніями Nvidia та Udacity.

Математична модель руху автомобіля є дуже складною та має величезну кількість змінних, через які її дуже складно описати формульно й тому не є доцільним, оскільки з цим може впоратися нейронна мережа. Але можна представити загальний вигляд деяких складових з точки зору нейронної мережі:

- система визначення оптимальної швидкості автомобіля (формула 1):

$$f(\text{TrafficDensity}, \text{RoadConditions}, \text{RoadType}, \text{WeatherConditions}), \quad (1)$$

де TrafficDensity – щільність руху,

RoadConditions – стан дорожнього покриття,

RoadType – тип дороги,

WeatherConditions – погодні умови. Функція f при цьому може бути реалізована як нейронна мережа або інша модель машинного навчання;

- система визначення кута повороту керма (формула 2):

$$f(\text{CarSpeed}, \text{SteeringWheelAngle}, \text{RoadCurvature}), \quad (2)$$

де CarSpeed – швидкість автомобіля,

$\text{SteeringWheelAngle}$ – кут повороту керма,

RoadCurvature – кривизна дороги. Функція f також може бути реалізована як нейронна мережа або інша модель машинного навчання;

- система гальмування (формула 3):

$$f(\text{CarSpeed}, \text{DistanceToObstacle}), \quad (3)$$

де CarSpeed – швидкість автомобіля,

$\text{DistanceToObstacle}$ – відстань до перешкоди,

f – функція, яка обчислює величину гальмування. За допомогою навчальних даних та алгоритмів машинного навчання можна створити модель, яка буде приблизно передбачати величину гальмування на основі вхідних параметрів.

Для прикладу було розглянуто прості системи навчені за двома наборами даних й виконано порівняння різних за середньоквадратичним значенням помилки при обранні порядку дій за різними правилами руху [17].

Для порівняння було обрано 4 моделі керування рухом: лінійна, категоріальна, RNN та категоріальна RNN.

Лінійна модель – це модель яка виконана за прикладом описаним у статті від Nvidia. Ця модель повертає десяткове число з діапазону $[-1.0, 1.0]$, яке вказує напрямком керування (рис 18).

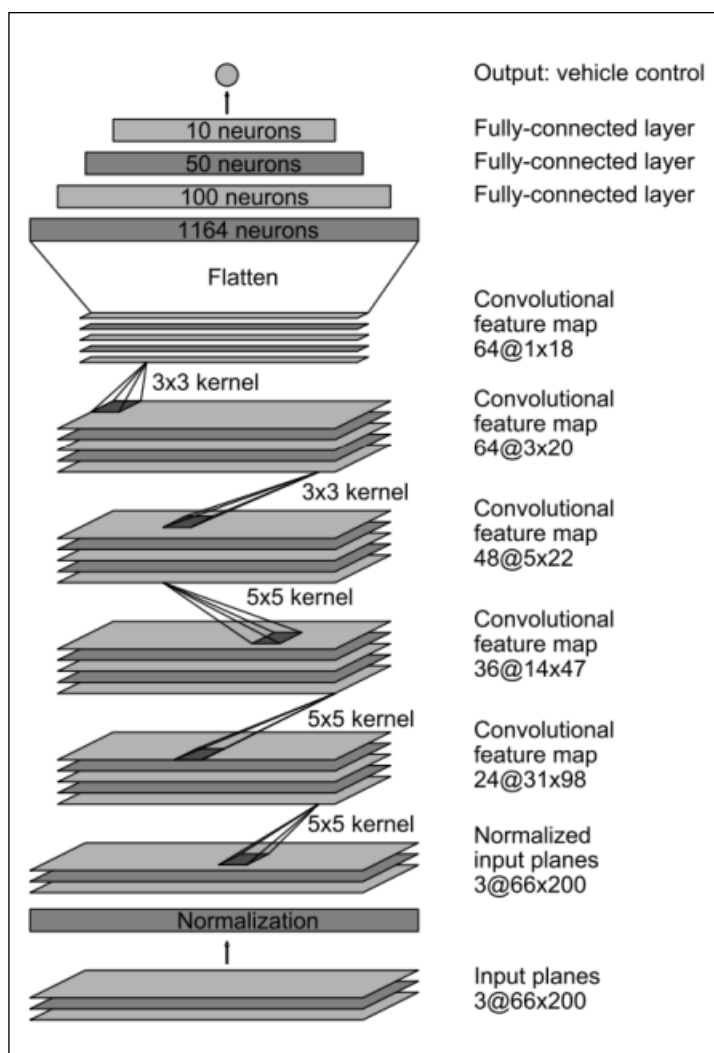


Рисунок 18 – Лінійна модель Nvidia [17]

Модель з категоріальним виведенням повертає одновимірний вектор з 15 стовпцями, що представляє ймовірність кожного кута керування. На рисунку 19 зображено відмінність у виведенні для категоріальної моделі.

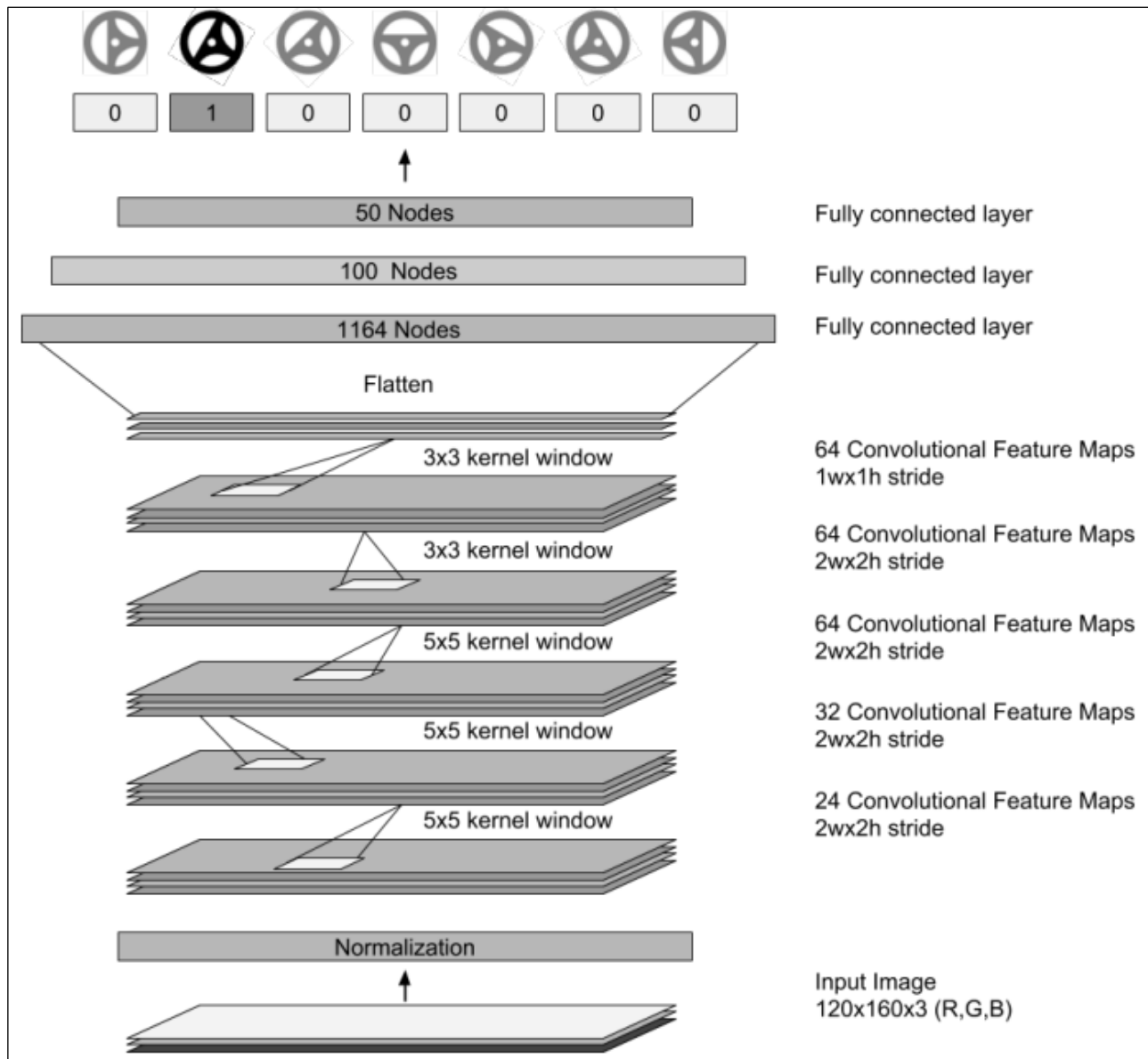


Рисунок 19 – Категоріальна модель [17]

Модель рекурентної нейронної мережі (RNN) використовує клітинки довготривалої короткострокової пам'яті (LSTM) для останніх щільних шарів і рекурентних послідовних згорткових шарів, що дозволяє моделі виявляти пам'ять. Є лише дві відмінності між цією моделлю та лінійною моделлю: реалізація

рекурентних та LSTM-вузлів та кількість фільтрів для двох згорткових шарів. Архітектура моделі зображена на рисунку 20.

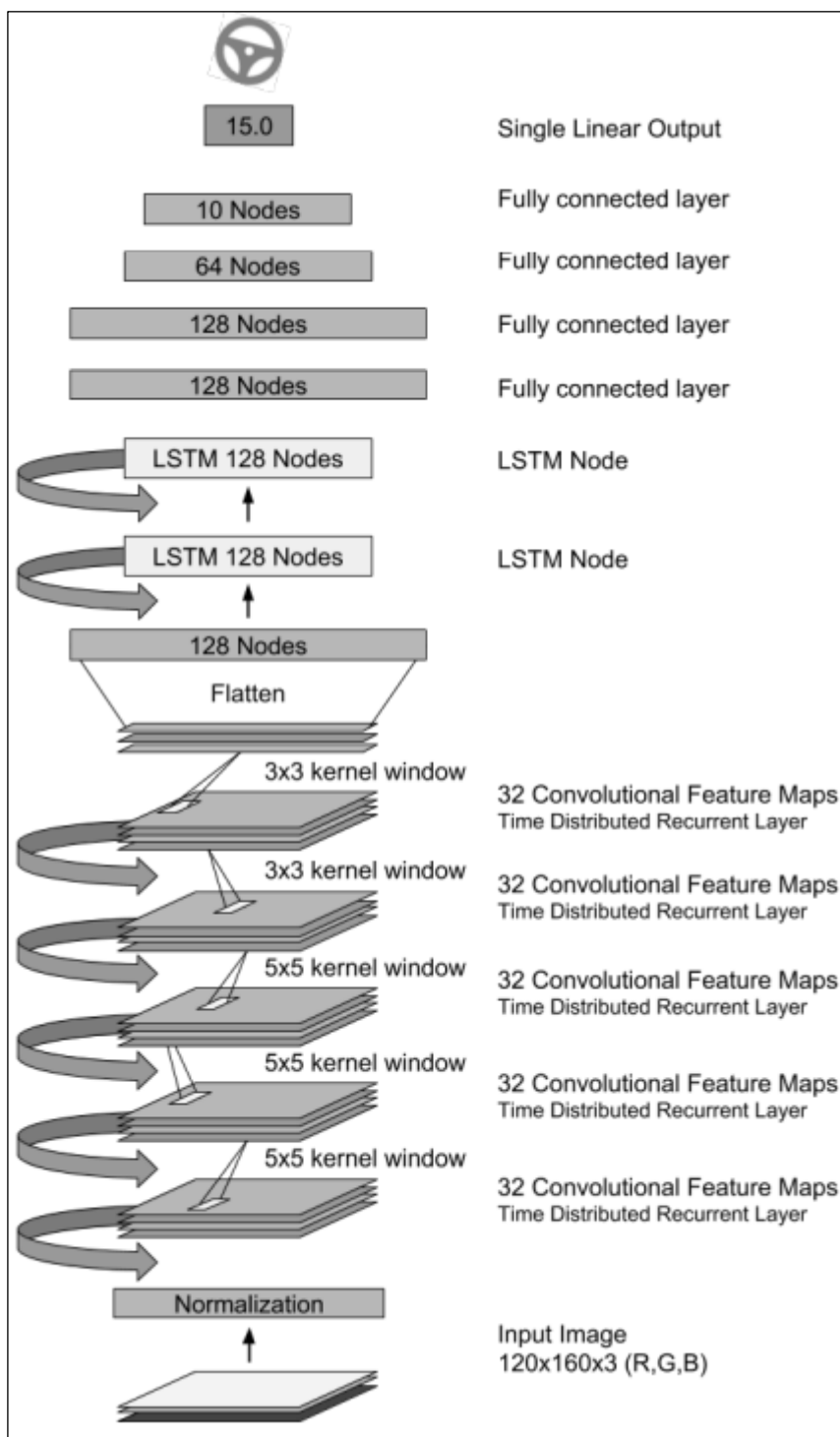


Рисунок 20 – Модель RNN [17]

Категоріальна RNN – це та сама модель з єдиної відмінністю у виведенні. Ця модель повертає одновимірний вектор з 15 колонками, які відображають

ймовірність кожного кута повороту. Відмінність у виведенні зображена на рисунку 21.



Рисунок 21 – Виведення категоріальної моделі [17]

Порівняння виконувалось на двох ділянках – коловій ділянці (перша ділянка) та на ділянці у вигляді вісімки (друга ділянка). Порівнювались моделі за середньоквадратичним значенням помилки. Результати зображені у відсотках.

Таблиця 4. Порівняння моделей руху транспорту за різними наборами даних [17]

Модель	Перша ділянка	Друга ділянка
Лінійна	21	30
Категоріальна	23	33
RNN	18	28
Категоріальна RNN	28	34

Як видно з результатів у таблиці, лінійна модель RNN продемонструвала найменшу долю помилок на обраних ділянках.

8 ПРОЕКТУВАННЯ ВЛАСНОЇ МОДЕЛІ КЕРУВАННЯ

З проведених попередньо досліджень, можна зробити висновок, що більш працездатною буде система, яка працює з використанням як камер, так і сенсорів лідар та радар.

Контроль керування транспортом буде виконане з використанням рекурентної нейронної мережі.

Для навчання моделей є доцільним використання набору даних Waymo, оскільки це найбільш повний відкритий набір даних, в якому використовувались не тільки дані з камер, а й дані сенсорів лідар.

Рух автомобіля можна описати формулою 4:

$$\begin{cases} x(t) = x_0 + \int_0^t (\mathcal{V}(t) * \cos(\theta(t)) * t) dt \\ y(t) = y_0 + \int_0^t (\mathcal{V}(t) * \sin(\theta(t)) * t) dt \end{cases} \quad (4)$$

де $x(t)$ та $y(t)$ – координати автомобіля в момент часу t ;

x_0 та y_0 – початкові координати (можна проігнорувати, якщо необхідно побудувати шлях автомобіля не опираючись на його реальне положення на карті);

$\mathcal{V}(t)$ – швидкість автомобіля в момент часу t ; $\theta(t)$ – кут руху автомобіля в момент часу t .

Якщо замінити невідомі змінні на функції (1), (2), (3) описані в попередньому розділі, отримаємо наступну модель руху автомобіля, яка задана формулою (5):

$$\begin{cases} x(t) = (F_{\text{швид}} + \frac{F_{\text{гальм}} * t^2}{2}) * \cos(F_{\text{к.п.}}) * t \\ y(t) = (F_{\text{швид}} + \frac{F_{\text{гальм}} * t^2}{2}) * \sin(F_{\text{к.п.}}) * t \end{cases} \quad (5)$$

де $x(t)$ та $y(t)$ – координати автомобіля в момент часу t ;

$F_{\text{швид}}$ – функція швидкості автомобіля;

$F_{\text{гальм}}$ – функція гальмування, яку також можна рахувати за функцію негативного прискорення (безпосереднє прискорення враховується у функції

швидкості, оскільки воно має інші залежності); $F_{к.п.}$ – функція кута повороту автомобіля.

Кожна з функцій (1), (2), (3) вираховується шляхом навчання моделі підготовленим набором даних, щоб були враховані такі параметри, як кривизна дороги, погодні умови, відстань до перешкод і деякі інші [18]. Загальна схема моделі вказана на рисунку 22.

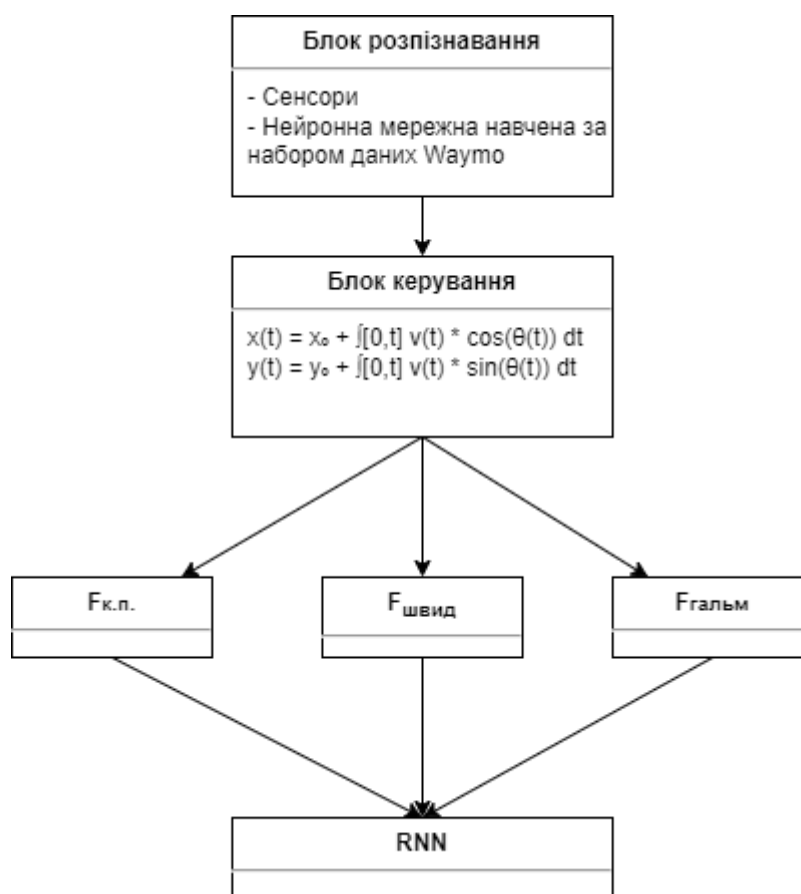


Рисунок 22 – Модель керування рухом безпілотною авто [Рисунок виконаний самостійно]

Як видно за рисунком, спочатку блок розпізнавання, навчений за набором даних Waymo, аналізує оточення за допомогою сенсорів та камер, на основі проаналізованих даних будується 3D модель стану дороги. Після цього дані про стан дороги передаються в блок керування, який визначає майбутній маршрут. Для цього блок керування передає необхідні дані про стан дороги, відстань до

перешкод, тощо, до кожної з основних функцій розрахунку. Кожна з функцій використовує метод керування рухом на основі навченої моделі RNN, за рахунок чого формула завжди має найактуальніший вигляд. [19]

На основі проведених раніше досліджень, можна зробити висновок, що доля помилок даної моделі буде мінімальною з усіх можливих для виконання на основі відкритих наборів даних. Точність визначення оточуючих об'єктів висока, на рівні $>70\%$ Accurasy та приблизно 90% AP, що є високими показниками, хоча й обмежує швидкість руху транспорту до 15 м/с, що приблизно рівно 55 км/год, бо швидкість обробки інформації камерою та сенсорами приблизно $1-2$ с і найбільш точне уявлення про дорогу існує на найближчі 30 м дороги, але аналіз проводиться й для більшої відстані, тому наближене уявлення про стан дороги після проїзду цих 30 м машина також має.

9 АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Результати дослідження можуть бути використані під час пошуку наборів даних для навчання власних систем безпілотного керування авто. Оскільки для реалізації даної моделі необхідно виконати величезну роботу й від точності набору даних залежить наскільки модель буде працювати коректно та точно, має сенс використання в роботі заздалегідь підготовлених та перевірених наборів даних.

Аналіз різних наборів даних так само важливий, як і аналіз самих систем, оскільки для навчання систем автономного керування використовуються складні дані на відео з великої кількістю рухомих об'єктів при різному рівні освітлення та різних погодних умовах.

Також важливим аспектом дослідження є підтвердження, що для використання моделі не обов'язково мати спеціальне авто, бо існують програмні системи, які розроблені для розміщення на окремих пристроях.

Дослідження має величезний потенціал для розвитку, оскільки системи безпілотного керування є шляхом до майбутнього й вони розробляються для усіх сфер людського життя, чим наприклад і займається робототехніка.

Також дослідження можна розширити розробкою власної програмної системи, але це потребує значних об'ємів пам'яті та найсучасніших відео процесорів.

Описана модель системи керування безпілотними автомобілями має найвищу відповідність очікуванням за проведеними дослідженнями обох аспектів роботи системи. Для реалізації даної моделі для тестування достатньо мати іграшковий автомобіль, комп'ютер Raspberry Pi, принаймні 6 камер, персональний комп'ютер з найсучаснішими процесором та відео-процесором для навчання моделей великими об'ємами тестових даних від Waymo. Стосовно інших датчиків, лідар має дуже велику вартість як для тестового авто малого розміру, але для тестування повно розмірного автомобіля він очевидно знадобиться. Для тестової машинки можна встановити радари.

Проведене дослідження має широке застосування в плануванні експериментів з безпілотним керуванням транспорту, оскільки розглядає переваги

й недоліки моделей, які є у відкритому доступі й дають можливість внесення власних змін. Набір даних Waymo можна вільно завантажити, код програмної системи знаходиться у відкритому репозиторії. Система управління описана у статтях у відкритому доступі й може бути виконана при наявності засобів. Модель руху описується за допомогою знань в області фізики, хоча й без навчання нейронних мереж не враховує всі обставини можливі на дорозі.

Також результати дослідження можна використовувати в робототехніці, оскільки методи розпізнавання об'єктів можна використовувати й для інших об'єктів, а не тільки учасників дорожнього руху.

ВИСНОВКИ

Існує велика кількість чинників які впливають на рух авто на дорозі. У ході роботи було проаналізовано методи аналізу цих чинників, а саме сканування дороги та оточення за допомогою сенсорів.

Було проаналізовано методи у сфері розпізнавання об'єктів, відстані до них та їх швидкості. Для вирішення даної проблеми використовуються сенсори лідар, радар, сонар та камери. Зазвичай моделі та методи розпізнавання об'єктів поділяються на два типи, ті що використовують лідар та ті що не використовують. Системи на лідар є значно дорожчими та залежними від погодних умов, але при цьому мають перевагу у швидкості обробки й незалежності від освітлення. Також вони сильно не можуть бачити кольори, оскільки працюють за допомогою відбивання променів. Системи з використанням комп'ютерного зору без лідару значно дешевші, й залежать лише від можливості «бачити» дорогу та оточення. Вони потребують значно більше часу, оскільки для них необхідна комп'ютерна обробка зображень, і вони не можуть визначати відстань. Проте дані системи розпізнають форму та колір, а тому можуть використовуватися для автоматичного зчитування знаків та світлофорів. Як лідар, так і комп'ютерний зір добре розпізнає та диференціює об'єкти, визначає та передбачає рух об'єктів. Визначають висоту та форму (на відміну від радару).

У ході дослідження було виявлено, що наявність додаткових сенсорів підвищує рівень точності роботи системи та надає конкурентну перевагу. Комп'ютерний зір не може замінити роботу усіх інших датчиків і не може працювати самостійно. Було проведено огляд та порівняльний аналіз методів керування автомобілем й виявлено, що найбільш адекватною моделлю є модель рекурентної нейронної мережі.

У результаті роботи було спроектовано власну модель безпілотного керування автомобілем на основі проведених досліджень.

Розробка систем безпілотного керування авто є дуже важкою та дорогою, але майбутнє розвивається саме у цьому напрямку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. The 6 Levels of Vehicle Autonomy Explained. URL: <https://www.synopsys.com/automotive/autonomous-driving-levels.html> (дата звернення 24.02.2023)
2. VEHICLE CONTROL SYSTEM, AUTONOMOUS DRIVING VEHICLE, AND VEHICLE CONTROL METHOD: патент US20220176992 США: МПК B60W 50/035, заявл. 27.10.2021, опубл. 09.06.2022. URL: <https://patentscope.wipo.int/search/en/detail.jsf?docId=US364374719> (дата звернення 24.02.2023)
3. DYNAMIC ROUTING FOR AUTONOMOUS VEHICLES: патент WO2018093754 США: МПК G08G 1/0968 2006.1. № 061478, заявл. 14.11.2017, опубл. 24.05.2018. URL: <https://patentscope.wipo.int/search/en/detail.jsf?docId=WO2018093754> (дата звернення 24.02.2023)
4. EFFICIENT ALGORITHM FOR PROJECTING WORLD POINTS TO A ROLLING SHUTTER IMAGE: патент WO2021113147 США: МПК G01S 17/89 2006.1. № 062365, заявл. 25.11.2020, опубл. 10.06.2021. URL: <https://patentscope.wipo.int/search/en/detail.jsf?docId=WO2021113147> (дата звернення 24.02.2023)
5. Three Approaches to Solving the Autonomous Vehicle Orientation Problem. URL: <https://medium.com/connected/three-approaches-to-solving-the-autonomous-vehicle-orientation-problem-64862c8e4491> (дата звернення 24.02.2023)
6. Tesla's Autopilot Self-Driving Automobile Technology. URL: <https://www.jameco.com/Jameco/workshop/Howitworks/how-it-works-tesla-autopilot-self-driving-automobile-technology.html> (дата звернення 24.02.2023)
7. Computer Vision at Tesla. URL: <https://www.thinkautonomous.ai/blog/computer-vision-at-tesla/> (дата звернення 24.02.2023)
8. Tesla explains how the Full Self-Driving sausage is made. URL: <https://www.cnet.com/roadshow/news/tesla-ai-day-full-self-driving-explainer/> (дата звернення 14.03.2023)
9. Research group investigates standardized tests for lidar performance. URL: <https://www.automotivetestingtechnologyinternational.com/news/sensors->

[transducers/research-group-investigates-standardized-tests-for-lidar-performance.html](https://transducers.com/research-group-investigates-standardized-tests-for-lidar-performance.html)

(дата звернення 15.03.2023)

10. Mercedes Will Be Legally Responsible While Drive Pilot System Is Engaged. URL: <https://cleantechnica.com/2022/03/23/mercedes-will-be-legally-responsible-while-drive-pilot-system-is-engaged/> (дата звернення 15.03.2023)

11. Introducing DRIVE PILOT: An Automated Driving System for the Highway. 2019.

12. LiDAR vs. Cameras for Self Driving Cars. URL: <https://www.autopilotreview.com/lidar-vs-cameras-self-driving-cars/> (дата звернення 29.03.2023)

13. Waymo LLC, Google LLC. “Scalability in Perception for Autonomous Driving: Waymo Open Dataset.” CVPR 2020.

14. Google-Tochter kauft 62.000 Robotertaxis. URL: <https://www.spiegel.de/auto/aktuell/google-tochter-waymo-kauft-62-000-roboter-taxis-a-1210623.html> (дата звернення 10.04.2023)

15. Li Chen, Tutian Tang. “Level 2 Autonomous Driving on a Single Device: Diving into the Devils of Openpilot”

16. comma.ai introduces comma three with 360° vision. URL: <https://blog.comma.ai/comma-three-press-release/> (дата звернення 15.04.2023)

17. Training Neural Networks to Pilot Autonomous Vehicles. (30.03.2023) https://digitalcommons.bard.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1222&context=senproj_s2018 (дата звернення 15.04.2023)

18. Смеляков С. В., Стоян Ю. Г. Modelling of the space of paths in problems of constructing optimal trajectories. URL: [https://doi.org/10.1016/S0041-5553\(83\)80009-3](https://doi.org/10.1016/S0041-5553(83)80009-3) (дата звернення 21.04.2023)

19. Мамішев Е. І. Порівняння методів керування безпілотними автомобілями// Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті. Тези доповідей 27-го Міжнародний молодіжний форуму 10 – 12 травня 2023 року.– Харків, 2023, т. 6, ч. 1. с. 397.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ ЗА НАУКОВИМИ НАПРЯМАМИ
КЕРІВНИКА ТА НАУКОВЦІВ КАФЕДРИ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

18. Modelling of the space of paths in problems of constructing optimal trajectories. URL: [https://doi.org/10.1016/S0041-5553\(83\)80009-3](https://doi.org/10.1016/S0041-5553(83)80009-3) (дата звернення 21.04.2023)

19. Мамішев Е. І. Порівняння методів керування безпілотними автомобілями// Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті. Тези доповідей 27-го Міжнародний молодіжний форуму 10 – 12 травня 2023 року.– Харків, 2023, т. 6, ч. 1. с. 397.