

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ТРАНСПОРТУ
КАФЕДРА “АВТОМОБІЛЬНИЙ ТРАНСПОРТ”

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
ДО МАГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ

“ УЗАГАЛЬНЕННЯ ДОСВІДУ АНАЛІЗУВАННЯ БЕЗПЕКИ ТА РИЗИКІВ
ФУНКЦІОНУВАННЯ АВТОНОМНИХ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ ”

ВИКОНАВ: ФЕДЬКО МИХАЙЛО АНДРІЙОВИЧ

КЕРІВНИК: МОНАСТИРСЬКИЙ ЮРІЙ АНАТОЛІЙОВИЧ

Допущений до захисту

Зав. кафедрою АТ

«_____» листопада 2024 р.

Ю.А.Монастирський

Кривий Ріг – 2024

КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ТРАНСПОРТУ
Кафедра “ Автомобільний транспорт ”
Освітня програма – Автомобільний транспорт

Затверджую:

Зав. кафедрою АТ

Ю.А.Монастирський

« » вересня 2024 р.

ЗАВДАННЯ

НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ *Федьку Михайлу Андрійовичу*

1. Тема роботи “ Узагальнення досвіду аналізування безпеки та ризиків функціонування автономних транспортних засобів ” затверджена наказом по університету від «16» вересня 2024 р. № 838с
2. Термін здачі закінченої роботи «30» листопада 2024 р.
3. Вихідні дані до роботи: *наукові статті за темою роботи.*
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки: *Концепції та фактори, що беруть участь у розробці безпеки та оцінки ризиків у АВ. Технічні підходи до безпеки та оцінки ризиків АВ. Приклади виявлення смуги руху та моделювання середовища Висновки, Список використаних джерел*
5. Перелік графічного матеріалу *Графіки та діаграми по результатам досліджень.*
6. Дата видачі завдання - 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Пор.№	Назва етапів випускної роботи	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	<i>Аналіз стану питання</i>	<i>10.09.24 – 01.10.24</i>	
2	<i>Методичні засади</i>	<i>02.10.24 – 20.10.24</i>	
3	<i>Дослідження та аналіз результатів</i>	<i>21.10.24 – 21.11.24</i>	
4	<i>Формулювання висновків</i>	<i>22.11.24 – 24.11.24</i>	
5	<i>Оформлення презентаційної частини</i>	<i>25.11.24 – 30.11.24</i>	

Завдання видав керівник

МОНАСТИРСЬКИЙ Ю.А.

Завдання прийняв

ФЕДЬКО МИХАЙЛО АНДРІЙОВИЧ

ЗМІСТ

Анотація	4
1. Введення.....	6
2. Концепції та фактори, що беруть участь у розробці безпеки та оцінки ризиків у AV	10
2.1. Домени оперативного проектування та OREM	10
2.2. Взаємодія людина-машина	13
2.3. Зв'язок між автомобілем і всім (V2X).....	14
2.4. Фактори для AV Ground Reality	14
3. Технічні підходи до безпеки та оцінки ризиків AV	16
3.1. Підходи на основі машинного навчання	16
3.2. Підхід на основі спільного уникнення зіткнень	19
4. Приклади виявлення смуги руху та моделювання середовища.....	23
4.1. Виявлення прямих смуг.....	24
4.2. Виявлення доріг із вигнутими смугами за допомогою OpenCV. 29	
4.3. Планування поведінки та системи прогнозування зміни безпечної смуги	32
4.3.1. Фаза 1: Фаза вивчення моделі	33
4.3.2. Фаза 2: Фаза планування	35
5. Напрями подальших досліджень.....	41
6. Висновки	43
Умовні позначення.....	45
Список літератури.....	46

Анотація

Ринок автономних транспортних засобів (AV) розширюється швидкими темпами завдяки розвитку інформаційних, комунікаційних і сенсорних технологій, що пропонує широкий спектр можливостей з точки зору енергоефективності та вирішення проблем зміни клімату та безпеки. Щодо цього останнього пункту, швидкість зменшення нещасних випадків є значною, коли завдання контролю безпеки передаються машинам від людей, які, як можна відзначити, мають значно нижчу швидкість реагування. У цьому документі розглядається ця тема, зосереджуючись на безпеці AV шляхом ретельного аналізу раніше зібраної статистики AV-аварій і далі обговорюються можливі рішення для досягнення підвищеної безпеки автономного транспорту. Щоб досягти цього, у цьому технічному документі розроблено динамічну систему безпечної оцінки під час виконання, використовуючи стандартну систему автономного приводу (ADS), який розроблено та змодельовано в тематичних дослідженнях. Методи OpenCV для виявлення смуги руху розроблено та застосовано як надійні структури керування, що вводить фактор передбачуваності ДТП для транспортного засобу ego. Розроблена система призначена для прогнозування можливих збоїв за допомогою комбінації методів машинного навчання та нейронної мережі, надаючи корисну інформацію для механізмів реагування в сценаріях ризику. Крім того, у цьому документі досліджується область оперативного проектування (ODD) AV-системи та надаються можливі рішення для розширення області для забезпечення працездатності автомобіля навіть у безпечному режимі. Крім того, Досліджено три тематичні дослідження, щоб доповнити обговорення реалізації алгоритмів, спрямованих на підвищення здатності виявлення вигнутих смуг і впровадження передбачуваності траєкторії сусідніх транспортних засобів для автомобіля ego, що призводить до меншої кількості зіткнень і підвищення безпеки AV в цілому.

Ключові слова: автономний транспортний засіб ; електромобілі ; визначення смуги руху ; зв'язок V2X ; області оперативного проектування ; оцінка безпеки та ризику ; прогнозування траєкторії ; нейронні мережі ; комп'ютерний зір.

1. Введення

Автономний транспортний засіб (AV) здатний виконувати часткові або повні функції, включаючи, зокрема, водіння, паркування та підтримання смуги руху, з непрямим наглядом водія або без нагляду взагалі. Зважаючи на майбутні тенденції, зазначається, що автоматизація транспортних засобів, електрифікація транспортних засобів і спільне використання поїздок допоможуть розкрити потенціал AV [1]. Експерти прогнозують, що ці тенденції революціонізують транспортну галузь до 2050 року, а безпека транспортних засобів буде головною турботою розробників AV [2] На момент написання статті зазначається, що існують численні AV-технології, пов'язані з безпекою, які можуть допомогти водіям, наприклад, функції, зокрема запобігання заносу на сусідні смуги, небезпечну раптову зміну смуги, раптове або поступове гальмування (коли є перешкода), наступна зміна смуги руху (щоразу, коли гальмування недостатнє) тощо [3 , 4]. Для вищезазначених функцій AV покладаються насамперед на дві системи, а саме автономні системи водіння (ADS) і вдосконалені системи допомоги водієві (ADAS), щоб керувати всіма вхідними вхідними сигналами, щоб відповідати відповідними функціями виведення. Ці системи використовуються для прийняття важливих рішень, таких як корекція курсу, визначення смуги руху, утримання смуги руху, проактивне гальмування, виявлення пішоходів тощо за допомогою таких методів, як перетворення лінії Хафа, нейронні мережі (NN), кооперативне запобігання зіткненням (CCA).) алгоритми, марковські процеси прийняття рішень (MDP), надійне планування контролю тощо [5 , 6 , 7 , 8]. Відзначено, що основними джерелами вхідних даних для управління AV та прийняття рішень є виявлення та визначення дальності світла (LIDAR), виявлення та визначення дальності радіозв'язку (RADAR), камера та інші відповідні датчики [9] . Хоча в AV вбудовано багато датчиків і комунікаційних технологій, існують фактори ризику, які необхідно належним чином розглянути. Ці ризики

можуть виникати у сценаріях, які є дуже спонтанними та динамічними, коли AV-системи не здатні відрізнити вигнуту дорогу від прямої, орієнтуватися в умовах туману, передбачити рух навколишніх транспортних засобів, судити про зміну високошвидкісної смуги тощо [10]. Однак ці ризики можна усунути шляхом оновлення та експлуатації AV у безпечному стані домену оперативного проектування (ODD) за допомогою OpenCV, покращення виявлення викривлених смуг і прогнозування траєкторії сусіднього транспортного засобу за допомогою алгоритмів навчання підкріплення на основі моделі [11] .

Наприклад, повідомляється, що Waymo від Alphabet розробила подібні технології та вищезгадані методи, де стверджується, що їх AV-модель пройшла до 20 мільйонів миль (еквівалентно 32 мільйонам км) на повному автономному водінні [12] , що є важливою віхою для досягнення ринку. Це призводить до значного об'єму даних, зібраних LIDAR системи та наступними камерами, де дані зберігаються як на вбудованому комп'ютері автомобіля, так і синхронізуються через централізовані системи для обробки. На цьому фронті збережені дані поділяються на набори даних для навчання та перевірки, а потім вивчаються системою ADS, яка оновлює ODD, таким чином збільшуючи домен безпечного стану [13] . Це також покращує точність і впевненість автономного транспортного засобу, особливо при виявленні вигнутих смуг, що є складною областю, яка потребує уваги досліджень. Вони також стверджували, що AV працює в умовах туману, де, як повідомляється, він охопив всю долину Фенікс площею 517 квадратних миль (еквівалентно 832 квадратним кілометрам) [14] .

Було проведено багато досліджень і розробок щодо прогнозування смуг руху, коли транспортні засоби можуть обчислювати можливі траєкторії своїх сусідніх транспортних засобів за допомогою надійного планування з постійною неоднозначністю [15] . Надійне планування постійно передбачає та відповідно коригує траєкторію та швидкість AV відповідно до сусідніх транспортних засобів. AV також використовує метод просторової згорткової

нейронної мережі (SCNN) для кращого виявлення просторових особливостей сусідніх об'єктів та їх динаміки. Одним із основних пов'язаних ризиків є наїзд на пішохода та AV, який можна усунути за допомогою технології зв'язку від транспортного засобу до всього (V2X), яка попереджає інші транспортні засоби та пішоходів на шляху про зустрічний транспортний засіб [16]. Ці ризики та їх наслідки необхідно враховувати при проектуванні систем автономного приводу.

У цьому документі проводяться різні дослідження з метою розробки безпеки AV, в основі яких лежить здатність транспортного засобу передбачати смуги руху, включаючи прямі та вигнуті смуги, а також здатність AV передбачати поведінку сусідніх транспортних засобів, зменшуючи ймовірність аварій і підвищення загальної безпеки транспортного засобу та його пасажирів. Для першого випадку, виявлення смуг, у роботі представлено алгоритм, що використовує перетворення Хафа, що дозволяє AV виявляти прямі смуги. У другому випадку ми розглядаємо таким чином, щоб AV міг виявляти та вимірювати кривизну вигнутих смуг. Остаточне дослідження досліджує функцію передбачуваності AV шляхом імітації транспортного засобу его в трьох середовищах: (1) середовище шосе (highway-env), який включає АВ, який намагається маневрувати через рух на чотирисмуговій дорозі; (2) середовище злиття смуг (merge-of-lanes-env), у якому шосе об'єднується з сусідньою смугою, а АВ перевіряється на вхідний трафік із суміжної смуги; та (3) середовище кільцевої розв'язки (roundabout-env), яка складається зі стандартної кільцевої розв'язки з транспортними засобами, що наближаються. Відмічено недолік моделі, запропоновано і протестовано вдосконалений алгоритм. Вони обговорюються далі в статті. Відмічено недолік моделі, запропоновано і протестовано вдосконалений алгоритм. Вони обговорюються далі в статті. Відмічено недолік моделі, запропоновано і протестовано вдосконалений алгоритм. Вони обговорюються далі.

У всьому вищевикладеному основні цілі та внески є такими:

- Взаємодія між ADS і доменом оперативного проектування (ODD) вивчається для різних станів і аналізується щодо того, як можна підтримувати безпечний стан ODD.
- Пояснюються різні концепції та фактори, що беруть участь у розробці систем безпеки та оцінки ризиків, наприклад, необхідні взаємодії людини та машини (HMI), зв'язок V2X між транспортними засобами та інші фактори, необхідні для наземної реальності AV.
- Обговорюються підходи технічного машинного навчання, такі як модель частково спостережуваного марковського процесу прийняття рішень (POMPD), модель передбачуваного керування (MPC) та інші методи нейронної мережі, такі як просторові згорткові нейронні мережі (SCNN) і згорткові нейронні мережі (CNN).
- Представлено детальне дослідження кооперативного запобігання зіткненням (ССА) для підключених транспортних засобів.
- Проведено практичні приклади виявлення прямих смуг і модифікації алгоритму виявлення прямих смуг для виявлення вигнутих смуг.
- Траєкторія сусіднього транспортного засобу прогнозується за допомогою надійних систем керування, завдяки чому досягається краща передбачуваність у транспортному засобі ego.

2. Концепції та фактори, що беруть участь у розробці безпеки та оцінки ризиків у AV

2.1. Домени оперативного проектування та OREM

Область оперативного проектування (ODD) — це набір сценаріїв і ситуацій, які опосередковано представляють вимоги до заданих функцій автоматизації. SAE J3016 визначає ODD як набір робочих умов, за яких дана система автоматизації водіння спеціально розроблена для функціонування, включаючи екологічні, географічні та часові обмеження, з або без необхідної відсутності або наявності певних характеристик руху [7 , 17 , 18]. ADS і ADAS залежать від цих вивчених і попередньо проаналізованих сценаріїв для прийняття важливих рішень щодо режиму роботи транспортних засобів. ODD також включає різні сценарії водіння, включаючи допомогу на низькій швидкості, допомогу в круїзі, міську смугу, водіння по горах і бездоріжжю тощо. ADS має одну або кілька таких функцій, і, відповідно, кожна з цих функцій має попередньо визначений ODD. Однією з таких моделей є експлуатаційна дорожня екологічна модель (OREM) [9]. Ця модель зосереджена на охопленні різноманітних факторів і особливостей навколишнього середовища, які пов'язані та мають відношення до ADS, і нехтує непотрібними деталями: наприклад, двосмугові сільські дороги, чотирисмугові шосе, міські дороги або фактичні дороги в даній географічній зоні. область. OREM існують у багатьох формах, включаючи як виконувані моделі, так і таблиці специфікацій. Вони доступні як документи або моделі програмного забезпечення, які необхідні для забезпечення контексту для конкретних завдань водіння ADS, а також можуть використовуватися як модель перевірки для системи автономного приводу (ADS).

ADS включає складну складну функціональність між різними системами, наприклад динамічне візуальне захоплення зображень та їх аналіз [4]. Він також керує низкою інших функцій, таких як рульове керування,

гальмування та маневрування. ADS можна класифікувати на п'ять рівнів відповідно до SAE: від відсутності автоматизації водіння для водія до повної автоматизації автомобіля. У випадках частково автоматизованого транспортного засобу, що включає утримання в смузі руху, активну допомогу при гальмуванні, допомогу при зміні смуги руху тощо, водій несе повну відповідальність за життя пасажирів і своє власне. Завдяки подальшому вдосконаленню систем ADS і ADAS водій може бути звільнений від певних завдань водіння, тим самим зменшуючи втому водія, що є загальною проблемою, що призводить до близько 700 смертей на рік, згідно з даними Національного управління безпеки дорожнього руху (NHTSA). У міру переходу до вищих рівнів автоматизації транспортних засобів водія можна повністю виключити з рівняння. тому

Наразі не існує «сучасних» або «придатних до продуктивного рівня» автономних систем водіння, головним чином через постійно зростаючу складність і труднощі постійного оновлення баз даних і потенційного моделювання тисяч можливих сценаріїв, що вимагає великої обчислювальної потужності. Крім того, приводи та система обробки, необхідні для повної автономності транспортного засобу, наразі займають надзвичайно багато місця, що ускладнює їх встановлення в існуючі транспортні засоби або в поточні форми транспортних засобів, до яких звикли більшість клієнтів.

Для динамічного аналізу різних вхідних даних, які отримують транспортні засоби, потрібна динамічна система забезпечення безпеки під час роботи. Основна ідея динамічної системи виконання полягає в тому, що вона генерує ситуаційні та умовні набори контрактів для виконання системою ADS/ADAS [2]. Якщо дана умова не виконується, система повертається з безпечного режиму в режим попередження. Він передає керування назад водієві, якщо він не в змозі забезпечити безпечний маневр з мінімальним ризиком.

На рисунку 1 коротко показано, як працює функція ADS/ADAS у взаємодії з системою динамічного оцінювання часу виконання, яка включає три згадані стани: безпечний стан, стан попередження та невідомий стан [2] :

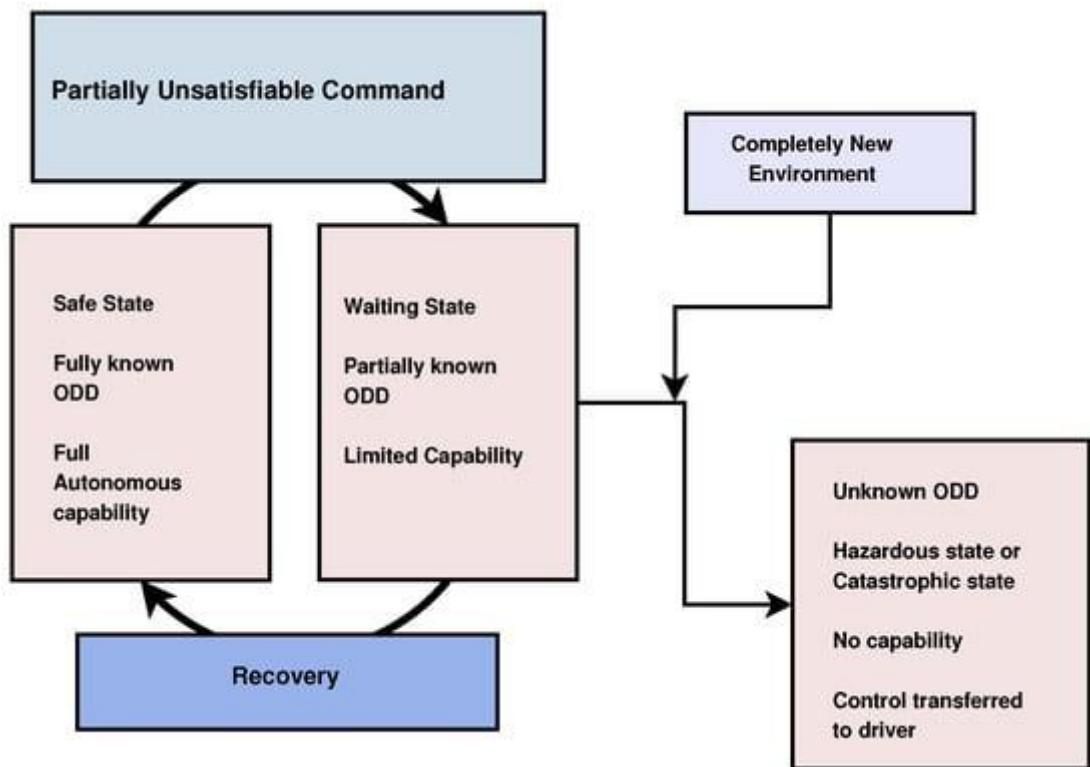


Рисунок 1. Робочі стани ODD.

1. Безпечний стан: система динамічної оцінки під час виконання створює виконуваний контракт, а ADS здатна успішно вирішити поставлену проблему та здійснити маневр з мінімальним ризиком. У цьому стані ODD повністю відомий, і система має повну здатність приймати рішення.

2. Стан попередження: у цьому стані динамічна система виконання оцінює ситуацію та створює частково виконуваний контракт або команду, яка може або не може бути виконана ADS, таким чином передаючи керування назад драйверу. Тут ODD частково відомий і намагається створити маневр із низьким рівнем ризику.

3. Небезпечний або катастрофічний стан: у цьому стані система виконання видає практично невиправдані команди, де ADS видає помилку, а керування повністю передається водієві.

Наразі згадана вище ADS/ADAS розміщує транспортний засіб на другому рівні автономного водіння, коли транспортний засіб більшу частину часу контролюється водієм і несе відповідальність за аварії. Однак останнім часом продажі транспортних засобів спрямовані на досягнення рівня 3. Наприклад, модель Honda Legend, Model Y від Tesla, ZOOX від Amazon, Waymo від Alphabet і Auto X від Alibaba підкреслюють значні інвестиції та сильний напрямок розвитку галузі на рівень Level. 3 і вище рівні функціональності автономного автомобіля [14]. Крім того, необхідно багато розробок як для оновлення ODD, так і для покращення здатності приймати рішення систем виконання та послідовностей дій ADS та моделей ADAS. У наступному розділі розглядається реалізація систем ADAS і ADS та їх взаємодія з драйверами.

2.2. Взаємодія людина-машина

Взаємодія «людина-машина» (HMI) складається з команди, яка надсилається до автомобіля, і автомобіль визначає, чи керує керування системою чи водієм. Інтерфейс HMI покращується за допомогою таких методів, як тактильний сенсорний вхід, який використовується для вібрації керма, слухове відчуття (звучання попередження) тощо. Інтерфейс HMI дуже важливий в автономних транспортних засобах головним чином тому, що якщо ADS/ADAS стикається з невикористованим запитом, він повинен негайно та ефективно інформувати водія [19]. Існує в основному три рівні оцінки інформації, що передається від ADAS до рушійної сили, тобто надання інформації, попередження (стан попередження) і тривога [20]. Можуть бути ситуації, коли інформація, передана системою, може бути неправильно оцінена керуючою системою, що може призвести до небажаних помилок, що призведе до переходу системи в небезпечний стан і стане дуже вразливою та небезпечною.

2.3. Зв'язок між автомобілем і всім (V2X)

В даний час застосування технологій Інтернету транспортних засобів і безпілотних автомобілів швидко зростає [21 , 22 , 23 , 24]. Таким чином, зазначається, що кілька компаній активно інвестують у вдосконалення цих технологій для виробництва найбільш безпечних автономних транспортних засобів. Якщо зв'язок V2X поєднується з AV [25], це може сприяти підвищенню бічного контролю та стабільності. Вони відомі як підключені автономні транспортні засоби (CAV). Коли AV (его транспортний засіб) намагається змінити смугу руху, транспортні засоби сусідньої смуги не знають про його наміри, і вони можуть лише оцінити його рух. Коли метод V2X застосовується до CAV, щоразу, коли CAV намагається змінити смугу руху, він постійно спілкується з найближчими AV та інформує їх про намір CAV [26].

2.4. Фактори для AV Ground Reality

Щоб краще зрозуміти AV-інтеграцію з вуличними системами, важливо визначити практичні наслідки та зрозуміти основні приховані фактори, присутні на рівні вулиці/дороги. Дослідження на рівні вулиці/дороги можна розділити на чотири фактори [7], пояснені наступним чином:

- **Матеріали:** це включає як активні, так і пасивні компоненти вуличної інфраструктури, які постійно взаємодіють один з одним і з транспортними засобами. До них, насамперед, відносяться пункти збору, розділювачі доріг, тротуари, роздільники руху, бордюри тощо.
- **Правила:** це офіційні правила, встановлені керівною владою, які впливають на те, як використовується простір і як люди взаємодіють з оточенням і між собою. Що ще важливіше, оскільки це є етикою, якої слід дотримуватися під час водіння, це потрібно враховувати при проектуванні автономного автомобіля.

- Люди: мабуть, це найважливіший фактор, люди є живим втіленням цієї усталеної етики. Це найрізноманітніший і динамічний фактор, оскільки люди виконують різні завдання, наприклад слухають, розмовляють по телефону, надсилають текстові повідомлення під час прогулянки, спілкуються з іншими людьми тощо. На взаємодію людини, вулиці та машини також сильно впливають вік і культура фони вулиць, які необхідно враховувати в перспективі.

- Шаблони нормативних переговорів: це загальне розуміння та вказівки щодо використання вулиці з точки зору інформації щодо взаємодії між структурами на місці та залученими людьми. Спосіб розуміння правила або закону залежить від конкретної конфігурації людей, матеріалів і правил, які поєднуються в конкретній ситуації.

Для вирішення вищезазначених факторів і проблем існує три способи проектування AV-системи [7].

- Сприйняття: цього можна досягти за допомогою AV за допомогою камер високої роздільної здатності та високошвидкісних LIDAR, які фіксують оточення AV з високою роздільною здатністю та контрастом.

- Прогнозування: принцип механізму прогнозування AV складається з його рівня довіри до своїх алгоритмів прийняття рішень і способу використання статистичних моделей аварій. Швидко з'являються рішення для цих технічних проблем із швидшими датчиками та більшою кількістю даних для навчання нейронних мереж для досягнення необхідної та бажаної точності.

- Політика керування: це в основному формується даними, зібраними AV на етапі сприйняття, і тим, як ці дані інтерпретуються AV на етапі прогнозування. Ці дані в основному складають правила та політику, яких дотримується AV на дорозі. Це також можна назвати «етикою», яку дотримується AV.

Технічні рішення вищезазначених факторів обговорюються в наступному розділі.

3. Технічні підходи до безпеки та оцінки ризиків AV

3.1. Підходи на основі машинного навчання

Основна мета системи забезпечення безпеки полягає в тому, щоб забезпечити вихід безпечного стану в різних складних вуличних ситуаціях [27 , 28]. Щоб подолати такі сліпі зони, можна використовувати різні методи машинного навчання, наприклад:

- Частково спостережуваний марковський процес прийняття рішень (POMDP): модель POMDP — це метод прийняття рішень, який виконує низку пов'язаних завдань і проблем для максимізації своїх оптимальних результатів у заданий проміжок часу [8] . Основна перевага використання моделі POMDP полягає в тому, що вона враховує фактор невизначеності в показаннях за «частковою спостережуваністю», що означає, що агент не може безпосередньо спостерігати за станом, але він покладається на розподіл ймовірностей за набором усіх можливих станів. . Потім цей розподіл оновлюється на основі набору спостережень, їхніх відповідних переходів та їхніх ймовірностей. Його можна визначити за допомогою множини, наведеної нижче [29]:

$$(S , A , T , Z , O , R , \alpha) \quad (1)$$

Придбане недосконале значення агенту представляється як розподіл ймовірностей за станами, який відомий як стан віри [30]. Цей процес безперервно повторюється, доки не будуть досліджені всі можливі дії та спостереження [8].

- Модель прогнозованого керування (MPC): це метод керування процесом, який задовольняє заздалегідь визначений набір обмежень. Модель MPC для автономного транспортного засобу розроблена для того, щоб підтримувати транспортний засіб на запланованому шляху, а також виконувати фізичні та розмірні обмеження транспортного засобу [31]. MPC

легко впровадити на різних рівнях структури управління процесом, яка включає в себе багаторазову динаміку входів і виходів, зберігаючи при цьому стабільність AV. MPC є більш ефективними та вираженими в рульовому управлінні AV. У порівнянні з лінійними контролерами, вони забезпечують підвищену стабільність на межі системи керування. MPC також створює еталон, з яким можна порівнювати інші субоптимальні та лінійні контролери. Завдяки цим перевагам моделі MPC використовуються в багатьох підсистемах автомобілів, таких як активне рульове керування, проактивні підвіски, проактивні гальмівні системи та системи контролю тяги, які координуються разом для покращення керованості та стабільності автомобіля [32] .]. Підхід MPC в AV також дозволяє транспортному засобу генерувати власний рух у заданому часовому горизонті, використовуючи його систему оптимізації, враховуючи при цьому різні обмеження, такі як обмеження швидкості, траєкторії та стани сусідніх транспортних засобів, а також механічні обмеження AV, таких як максимальне прискорення, наявність гальмівного моменту тощо [6].

- Використання нейронних мереж (NN): це, мабуть, найефективніший метод прогнозування діапазону аварій, їх інтенсивності та наслідків. Ефективність цієї системи залежить від кількості даних, які передаються. Це також залежить від «чистоти» даних, що подаються, і точного маркування точок даних. Зазвичай це робиться шляхом поділу даних на набори даних LIDAR і набори даних камери, які генеруються незалежно. Тривимірне маркування даних LIDAR в основному виконується шляхом надання тривимірних міток, які містять транспортні засоби, пішоходів, велосипедистів і вуличні знаки. Кожен сценарій може включати зони, які не позначені, відомі як зона без позначок (NLZ), представлені у вигляді багатокутників у захоплених кадрах [33]. Щоб відрізнити NLZ від міток ящиків, кожній точці LIDAR пояснюється логічний тип даних, щоб вказати, чи є вона NLZ чи ні. Двовимірне маркування камери здійснюється шляхом надання міток двовимірної обмежувальної рамки на зображенні, зробленому

камерою [34]. Ці мітки чітко визначені, мають конкретну посадку та мають глобальні унікальні ідентифікатори відстеження. Зазвичай транспортні засоби, пішоходи та велосипедисти є об'єктами, які мають двовимірні позначки. Потім ці позначені дані поділяються на навчальні та тестові набори даних. Навчальний набір використовується для навчання моделі, а тестовий набір використовується для вимірювання точності навченої моделі [35]. Слід зазначити, що тестовий набір має бути достатньо великим, щоб отримати статистично значущі результати, він повинен містити всі характеристики повного набору даних, а навчальний набір даних не повинен виключати жодних характеристик із тестового набору даних; іншими словами, тестовий набір даних має бути підмножиною навчального набору даних. Слід також зазначити, що модель не повинна перевищувати навчальні дані. Цей процес повторюється до досягнення рівня точності. В системі автономного транспортного засобу використовується ця висококваліфікована техніка глибокого навчання [36] з використанням CNN і SCNN для виявлення об'єктів і просторових особливостей. Потім ці функції аналізуються бортовою системою ADS і ADAS, щоб отримати належний результат. Тут SCNN краще підходять, оскільки вони також можуть виявляти «просторові особливості» навколишніх об'єктів, чого CNN не можуть. У разі виявлення смуг для тих, які закриті перешкодами, такими як транспортні засоби, стовпи, розділювачі доріг, тротуари тощо, SCNN «екстраполює» цю розмітку смуг, на відміну від CNN, які не здатні виявляти просторові особливості і, отже, показують розрив при виявленні смуг, закритих перешкодами [37]. SCNN узагальнюють традиційні глибокі згортки, виявлені шар за шаром, на згортки зріз за зрізом, таким чином встановлюючи передачу повідомлень між пікселями через рядки та стовпці шару. SCNN ефективні у виявленні структур безперервної форми та великих об'єктів із сильними «просторовими» зв'язками: наприклад, стовпи, смуги, вигнуті смуги, стовпи, стіни (розділювачі доріг) тощо [37] .

Ці підходи на основі машинного навчання, які обговорюються, розроблені та використовуються для конкретних випадків, де в цьому документі обговорювані методи CNN і SCNN в основному використовуються для обробки зображень, як у прикладі 1, де ці мережі аналізували кадр за кадром вводити відео, щоб визначити розмітку смуг на дорозі. SCNN використовується особливо для виявлення вигнутих смуг, де також враховуються просторові особливості оточення. Алгоритм MDP використовується для моделювання планування на основі поведінки в AV. Ця модель навчена, і функція втрат зменшена. Модель MPC реалізована разом із надійним керуванням, яке далі обговорюється в цій статті. Ці методи дуже специфічні для кожного сценарію та відповідно моделюються.

3.2. Підхід на основі спільного уникнення зіткнень

Проблема безпеки, коли транспортний засіб працює поза своїм ODD, також може бути вирішена за допомогою кооперативної системи запобігання зіткненням (ССА) [5]. Системи ССА є дуже перспективними для зменшення кількості аварій і заторів [38]. Використовуючи метод зв'язку V2V, існує велика кількість повідомлень про спроби уникнути зіткнень у таких сценаріях, як лобове зіткнення через раптове або негайне гальмування. Система ССА дуже чутлива до часу і вимагає дуже спонтанних алгоритмів прийняття рішень та їх відповідних приводів, які допомагають у здійсненні необхідного маневру [39]. Для вирішення та кращого розуміння цієї проблеми в цьому документі додатково обговорюються та моделюються сценарії з високим ризиком і, таким чином, вивчаються алгоритми прийняття рішень за допомогою зв'язку V2V. Вищевказану систему можна в основному візуалізувати за допомогою сценарію маневрування ССА [5], який розглядається для більшості аварійних сценаріїв (небезпечний ODD) і аварійних ситуацій. Під час маневру уникнення зіткнення транспортний засіб, що наближається із сусідньої смуги, також розглядається транспортним засобом-его. В основному слід розглянути три випадки:

1. Сусідні транспортні засоби рухаються рівномірно та рівномірно.
2. Транспортний засіб, що наближається ззаду по відношенню до автомобіля ego із сусідньої смуги.
3. Є транспортний засіб, що наближається з протилежного напрямку відносно транспортного засобу ego із сусідньої смуги.

Положення, напрямок руху та швидкість є ключовими компонентами в алгоритмах прийняття рішень транспортними засобами ego. Ключове рішення, яке приймається транспортним засобом, – збільшити чи зменшити швидкість, увімкнути чи вимкнути еластичну стрічку. Випадки, показані в цих сценаріях, підкреслюють, що транспортний засіб покладається на зв'язок V2V для визначення місцезнаходження сусідніх транспортних засобів у режимі реального часу та навігації навколо них. Зазначається, що без використання зв'язку V2V або V2X транспортний засіб залишатиметься на заздалегідь визначеному шляху [40].

Встановлені методології та тестові приклади в комунікації V2X

- Відстеження шляху: обчислення межі похибки та створення віртуальної карти шляху є основними функціями системи відстеження шляху [5]. Використовуючи записані маршрутні точки GPS і попередньо записані дані про керування автомобілем або дані, отримані з веб-карти, створюється шлях або віртуальна карта. Потім відбувається поділ маршрутів на окремі окремі сегменти, які є меншими сегментами дороги, і кожен сегмент містить однакову кількість точок даних. У цьому документі використовується поліноміальне рівняння третього ступеня:

$$X_i(\lambda) = a_{x_i} + b_{x_i}\lambda^2 + c_{x_i}\lambda + d_{x_i} \quad (2)$$

$$Y_i(\lambda) = a_{y_i}\lambda^3 + b_{y_i}\lambda^2 + c_{y_i}\lambda + d_{y_i} \quad (3)$$

Шлях або віртуальні карти, які в основному містяться в коефіцієнтах a , b , c і d рівняння, генеруються в автономному режимі. Далі для розрахунку

похибки використовуються ці згенеровані коефіцієнти. Помилки в поперечному відхиленні та куті повороту можна проаналізувати та виміряти, посилаючись на кривизну траєкторії автомобіля, положення автомобіля та вибрану відстань попереднього перегляду.

- Уникнення зіткнень із системою еластичних смуг [5]: цей метод є наступником системи слідування траєкторії. У випадку, коли об'єкт або інший транспортний засіб з'являється на шляху транспортного засобу або поблизу нього, активується режим уникнення зіткнення, і точки шляху поблизу транспортного засобу змінюються силами, присутніми в напрямку перешкоди. Поки транспортний засіб продовжує рух за зміненим шляхом, точки даних генеруються онлайн [41]. Щоб маневрувати навколо транспортного засобу, замість попередньо визначеного шляху транспортний засіб його використовує згенерований шлях, що складається з цих змінених точок. Метод еластичної смуги частіше застосовується до шляху, який слідує за завданням, у якому вже існує попередньо визначений шлях, який лежить між смугами, при цьому система запобігання зіткненням здебільшого обмежується аварійною або раптовою зміною смуги [5] . Цей попередньо визначений шлях моделюється шляхом поділу шляху на вузли, послідовно з'єднані цими «пружними струнами», які утримують вигнутий шлях разом за допомогою внутрішньої сили F_{int} .

Зовнішня сила, F_{ei} , діє, коли транспортний засіб його перетинає намічений шлях. Ці сили «вигинають» траєкторію Его-транспортного засобу, подібно до еластичної стрічки, де кривизна шляху, пройденого Его-транспортним засобом, залежить від величини цих сил. Тут F_{int} , внутрішня сила, що діє, може бути математично задана як

$$F_{int}^{*i} - F_{int}^i = k_s(u_{i+1} - u_i) \quad (4)$$

Подібним чином, зовнішні сили, що діють на транспортний засіб, F_{ei} , можна математично подати як

$$F_{ei} = -[k_s(u_{i+1} - u_i) + k_s(u_{i-1} - u_i)] \quad (5)$$

Таким чином, за допомогою цих рівнянь можна обчислити необхідне зміщення для кожного вузла через F_{int} і F_{ei} , і шляхом повторення ітерації для кожного вузла можна згенерувати загальний шлях транспортного засобу его.

- Прийняття рішень і зміна смуги руху [5]: коли AV запобігає зіткненню з іншими транспортними засобами на тій самій смузі або поточному шляху, вона також повинна враховувати транспортні засоби та об'єкти, що наближаються, на сусідній смузі, щоб запобігти зіткненню. Вхідний транспортний засіб на сусідній смузі може наближатися до його транспортного засобу в тому ж або протилежному напрямку до його руху [42]. Система використовує алгоритм

$$X_2 = X_1 + (V_{ajd} - V_{ego})t_{maneuver} + x_{safety} \quad (6)$$

Однак, згідно з рівнянням, транспортні засоби на сусідній смузі все ще знаходяться під загрозою зіткнення. Після того, як цей розрахунок повторюється поетапно, і, якщо в поздовжньому напрямку его транспортний засіб знаходиться в небезпечній зоні, напрямок руху не потрібно змінювати. Замість того, щоб змінити смугу руху, він оптимально сповільнюється, доки не пройде небезпечну зону [43] (це обговорюється далі в прикладі 3). Коли сусідній транспортний засіб виходить із небезпечної зони, режим запобігання змови переміщує автомобіль, що йде попереду; це, певним чином, схоже на маневр зміни смуги руху.

4. Приклади виявлення смуги руху та моделювання середовища

У цьому розділі представлено три тематичні дослідження щодо різних методологій визначення смуги руху та моделювання транспортного засобу для безпеки автономного транспортного засобу. Перший приклад — виявлення прямих смуг за допомогою перетворень Хафа. У другому прикладі розглядається виявлення вигнутих смуг за допомогою SCNN і OpenCV. У третьому прикладі обговорюється система планування поведінки та прогнозування безпечної зміни смуги руху на шосе та кільцевих розв'язках. Кожне з цих прикладів розглядається в наступних підрозділах. Ці методи та представлені рішення орієнтовані на малий бізнес, який планує тестувати рішення для AV, яким може бракувати обчислювальної потужності (апаратного та програмного забезпечення) для тестових стендів і необхідних датчиків. Ось, наприклад, у дослідженні 1 і 2 вхідним датчиком є камера, а не LIDAR, що має вищу вартість налаштування та інвестицій. Крім того, моделювання виконується на Pygame, який є легкодоступним, а моделі можна запускати та ефективно тестувати майже безкоштовно. Тоді цей продукт може стати гарною сходинкою для новачків на ринку для надання попередніх результатів, які можуть допомогти у створенні обґрунтованих рішень щодо інвестицій у нові технології для подальшої перевірки моделі. У прикладах, наведених нижче, перші два включають вхідний відеофайл, знятий камерою AV, а в останньому дослідженні, де перевіряється фактор «передбачуваності», виконується моделювання, яке включає тестування планування поведінки AV. , а результати відображаються. і моделі можна запускати та тестувати ефективно практично без будь-яких витрат. Тоді цей продукт може стати гарною сходинкою для новачків на ринку для надання попередніх результатів, які можуть допомогти у створенні обґрунтованих рішень щодо інвестицій у нові технології для подальшої перевірки моделі. У прикладах, наведених нижче, перші два включають вхідний відеофайл,

знятий камерою AV, а в останньому дослідженні, де перевіряється фактор «передбачуваності», виконується моделювання, яке включає тестування планування поведінки AV. , а результати відображаються. і моделі можна запускати та тестувати ефективно практично без будь-яких витрат. Тоді цей продукт може стати гарною сходинкою для новачків на ринку для надання попередніх результатів, які можуть допомогти у створенні обґрунтованих рішень щодо інвестицій у нові технології для подальшої перевірки моделі. У прикладах, наведених нижче, перші два включають вхідний відеофайл, знятий камерою AV, а в останньому дослідженні, де перевіряється фактор «передбачуваності», виконується моделювання, яке включає тестування планування поведінки AV. , а результати відображаються.

4.1. Виявлення прямих смуг

Методика по якій визначають пряму смугу за допомогою перетворення лінії Хафа, включає такі кроки:

1. Захоплення та декодування відеофайлу: захоплює відеооб'єкт і покадрово декодує відео (тобто перетворює відео на послідовність зображень). Наступний код python використовується для захоплення відео та перетворення його на кадри:

```
cap = cv.VideoCapture('video Input.mp4')
```

2. Перетворення зображення у градаціях сірого: ця функція переважно перетворює кадр формату RGB у формат градацій сірого. Це зроблено головним чином тому, що формат градацій сірого має менше піків інтенсивності, які можна легко обробити порівняно з форматом RGB. Наступний код Python перетворює кадр RGB на кадр сірого:

```
cap = cv.VideoCapture('video Input.mp4')
```


3. Canny edge detector: це багатоетапний алгоритм, який використовується для швидкого динамічного виявлення краю. Цей алгоритм виявляє високі зміни яскравості в захопленому зображенні, виявляє зміщення білого каналу до чорного та позначає їх як край у заданому наборі обмежень [44]. Цей процес виконується в послідовності кроків, які включають зменшення шуму, перевірку градієнтів інтенсивності, не максимальне придушення та порогове значення гістерезису, які пояснюються нижче.

(a)

Зменшення шуму: шум є невід'ємною частиною більшості алгоритмів виявлення країв. Шум є однією з головних перешкод у процесі виявлення. Щоб зменшити шумові перешкоди під час процесу виявлення, використовується фільтр 5×5 Гаусса для згортання зображення та зменшення шумової чутливості детектора. Це досягається шляхом використання матриці 5×5 нормальної нумерації розподілу для включення повного зображення та призначення піксельного значення як середньозваженого значення піксельного значення сусіднього автомобіля. Цей процес повторюється, доки всім пікселям не буде призначено зважене значення. У матриці A і B позначають піксельне значення сусідніх

$$B = 1/159 \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A$$

транспортних засобів:

(б) Оцінка інтенсивності градієнта: інтенсивність і напрямок краю обчислюються за допомогою операторів виявлення краю, що виконується шляхом застосування фільтрів Собеля, які показують інтенсивність у напрямках X і Y . Це генерує матрицю інтенсивності градієнта [45].

(c) Немаксимальне придушення: в ідеалі отримане зображення повинно мати тонкі та чітко визначені краї. Це застосовується для ефективного визначення країв і збільшення контрастності зображення, щоб зображення відповідало порогу гістерезису. Це робиться шляхом аналізу всіх точок в отриманій матриці інтенсивності градієнта та оцінки максимального значення пікселів, присутніх на краях зображення [46].

(d) Порогове значення гістерезису: після немаксимального придушення підтверджується, що високотважені пікселі присутні на остаточній карті країв. Однак слабкі пікселі додатково аналізуються з точки зору того, чи сприяють вони створенню шуму чи зображення. Застосовуючи два попередньо визначених порогових значення, будь-які пікселі з градієнтом інтенсивності, вищим за максимальне значення, є краями, а пікселі з нижчими за мінімальні значення не є краями, неточно визначеними, а отже, відкидаються.

Код Python для детектора canny edge:

```
def do_canny ( frame ) :  
    gray = cv.cvtColor ( frame ,  
        cv.COLOR_RGB2GRAY )  
    blur = cv.GaussianBlur ( gray ,  
        ( 5 , 5 ) , 0 )  
    canny = cv.Canny ( blur , 50 , 150 )  
    return canny
```

Вихідні дані функції виявлення країв canny показані на [рисунок 2](#) .

4. Область інтересу (сегментація): цей крок враховує лише область, охоплену смугою дороги, а зображення ділиться на сегменти для обробки [47]. У цій ROI створюється маска. Крім того, між кожним пікселем зображення canny і цією маскою виконується побітова операція І [48]. Ця функція маскує дивний край і показує лише необхідну багатокутну ROI.

Код Python для визначення ROI:

```
def do_segment ( frame ) :
```

```

height = frame.shape[0]
polygons = np.array([(0, height),
(800, height), (380, 290)])
mask = np.zeros_like(frame)
cv.fillPoly(mask, polygons, 255)
segment = cv.bitwise_and(frame, mask)
return segment

```

Вихідні дані функції ROI показано на [рисунку 2](#).

5. Лінійне перетворення Хафа: Лінійне перетворення Хафа [49] — це перетворення, яке використовується для виявлення прямих ліній. Тут використовується ймовірнісне перетворення лінії Хафа; це дає крайні значення виділених пікселів зображення. Це останній крок у процесі визначення смуги, який виконується для пошуку «розмітки смуги» на дорозі. Це дається математично за допомогою

$$r = X\cos(\theta) + Y\sin(\theta) \quad (7)$$

Лінії простору Хафа перетинаються в $\theta = 0,925$ і $r = 9,6$. Криву в полярній системі координат задають як $r = x\cos\theta + y\sin\theta$ і одна лінія, що перетинає всі ці точки, може бути задана як

$$9.6 = X\cos 0.925 + Y\sin 0.925 \quad (8)$$

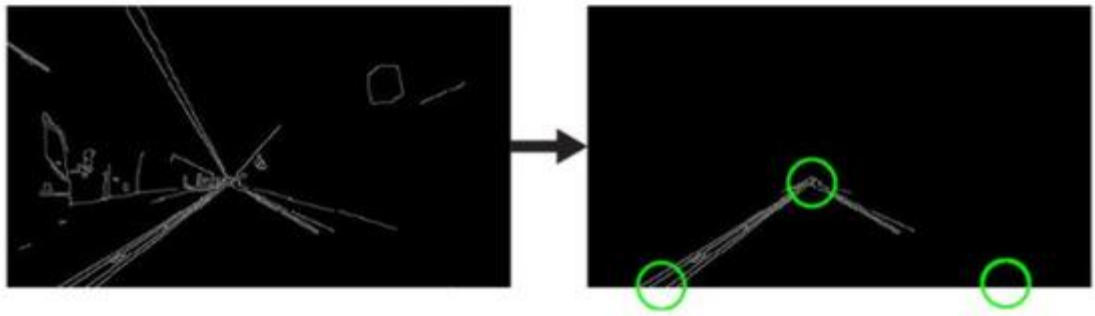
Код Python для перетворення Гафа:

```

hough = cv.HoughLinesP(segment, 2,
np.pi / 180, 100,
np.array([]), minLength = 100,
maxLineGap = 50)
lines = calculate_lines(frame, hough)

```

Вихід лінійного перетворення Хафа показаний на [рисунку 3](#), а кінцевий результат – на [рисунку 4](#).



Малюнок 2. Виявлення краю Canny та встановлення ROI.

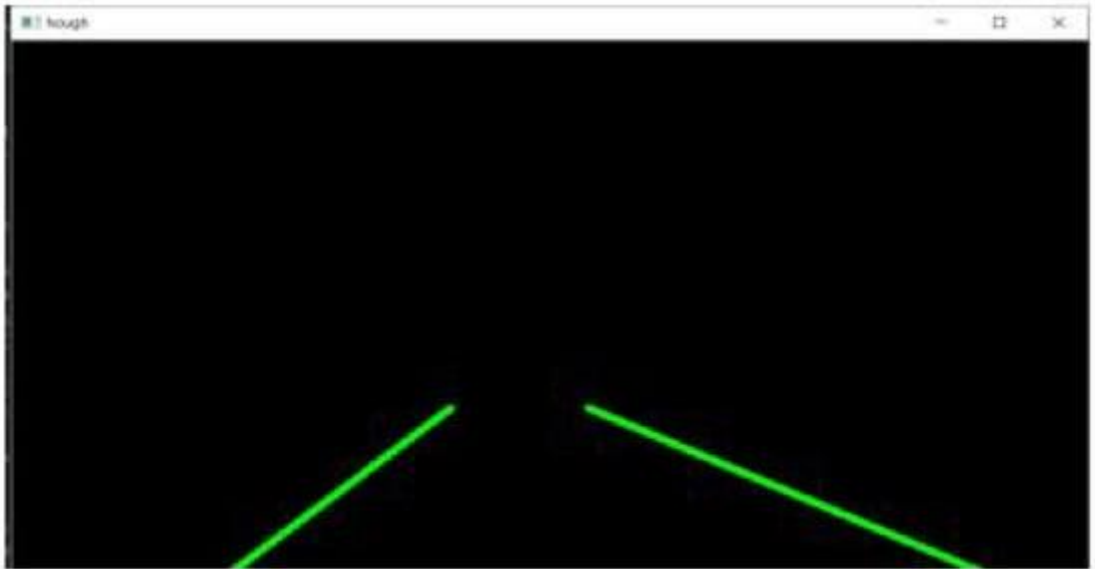


Рисунок 3. Відповідне перетворення лінії Хафа.

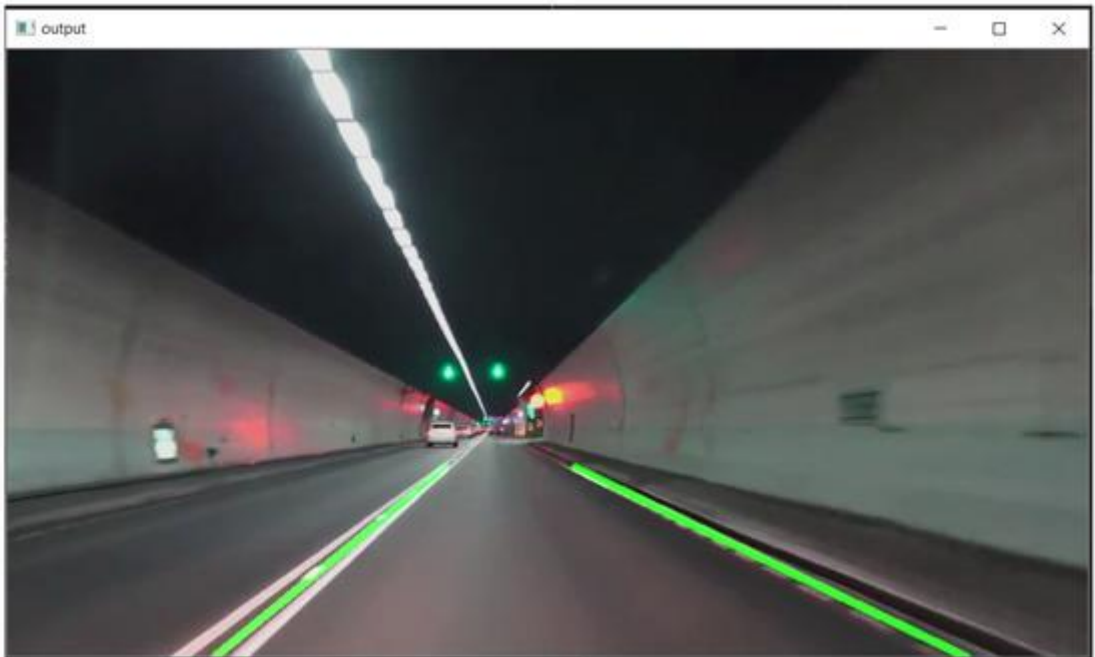


Рисунок 4. Остаточний результат алгоритму визначення смуги руху.

4.2. Виявлення доріг із вигнутими смугами за допомогою OpenCV

Методика по якій визначають криву смугу за допомогою OpenCV [3] реалізується наступним чином. На відміну від попередньої методики, у якій використовуються лінійні перетворення Хафа, той самий алгоритм не можна використовувати для виявлення викривлених смуг, оскільки вони зазвичай застосовуються лише до прямих ліній і смуг. Цей розділ містить декілька кроків. Спочатку виправляється викривлення камери, щоб отримати чітке зображення неба на тому самому зображенні, а потім ця перспектива змінюється, щоб отримати зображення, яке дивиться з автомобіля. Потім до зображення застосовуються кольорові фільтри, щоб зменшити кількість помилок і розрізнити звичайну жовту та червону розмітку на смугах, якими зазвичай відрізняються вигнуті та прямі дороги. Потім до зважених піксельних даних підлаштовується крива, і виходить вигнута смуга. Ці кроки пояснюються більш детально нижче.

1. Виправлення спотворень камери: це включає усунення спотворень зображення камери, щоб отримати чітке зображення неба та автомобіля на дорогу попереду. Основною причиною зміни розміру та форми об'єкта є здебільшого спотворення зображення під час зйомки. Це призводить до великої проблеми: об'єкт може здаватися ближчим або дальшим, ніж він є насправді. Усі точки даних спотвореного зображення можна виділити, теоретично порівнюючи їх із фактичними точками даних, які можна обчислити. Це робиться шляхом виклику функції `pickle`, яка показана кодом Python нижче:

```
def undistort(img, cal_dir=r'cal_pickle.p'):  
    with open(cal_dir, mode='rb') as f:  
        file = pickle.load(f)  
        mtx = file['mtx']  
        dist = file['dist']  
        dst = cv2.undistort(img, mtx, dist,  
                            None, mtx)  
    return dst
```

2. Зміна ракурсу: ракурс неба (з висоти пташиного польоту) перетворюється на вид автомобіля. Для отримання всієї інформації про зображення координати розташування використовуються для перенесення зображення з обчисленого виду неба на потрібний вид автомобіля. Це необхідно, оскільки додаткові функції, такі як застосування кольорових фільтрів і операторів Sobel, необхідні для обробки перспективного вигляду автомобіля [50].

3. Застосування кольорових фільтрів: визначених значень пікселів, присутніх у полігоні ROI, достатньо для розрахунку кривизни дороги. Як додатковий запобіжний захід, може виникнути помилка в розрізненні певних жовто-білих позначок на смугах, які насправді можуть бути не смугами, а позначати щось інше. Щоб відрізнити це, фільтр в основному використовує оператор Sobel [50]. Оператор Sobel працює, обчислюючи градієнт інтенсивності зображення в пікселях, присутніх на зображенні. Помічено, що цей оператор дуже корисний під час оцінки максимальної зміни інтенсивності від світлого пікселя до темнішого пікселя. Це також допомагає розрахувати швидкість зміни напрямку. Це також чітко показує, наскільки раптово або плавно змінюється зображення в кожному пікселі та наскільки правильно піксель представляє край [51].

Відтінок, насиченість і значення (HSV) — це колірна модель, яка часто використовується замість колірної моделі RGB для обробки зображень. Під час використання цього значення вказаного кольору додається зі зміщенням білого або чорного контрасту. Це також можна назвати відтінком, насиченістю та яскравістю (HSB) [52].

Перетворення RGB:

$$\begin{aligned}R' &= R/255 \\ G' &= G/255 \\ B' &= B/255 \\ C_{\max} &= \max(R', G', B') \\ C_{\max} &= \max(R', G', B'), C_{\min} = \min(R', B', G') \\ \delta &= C_{\max} - C_{\min}\end{aligned}$$

(12)

$$H = \begin{cases} 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right) & , C_{max} = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right) & , C_{max} = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R - G'}{\Delta} + 4 \right) & , C_{max} = B' \end{cases}$$

Розрахунок відтінку:

(13)

Розрахунок насичення:

$$S = \begin{cases} 0 & , C_{max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{max}} & , C_{max} \neq 0 \end{cases}$$

(14)

Розрахунок вартості дається за $V = C_{max}$

```
def colorFilter(img):
    hsv = cv2.cvtColor(img,
cv2.COLOR_BGR2HSV)
    lowerYellow = np.array([18,94,140])
    upperYellow = np.array([48,255,255])
    lowerWhite = np.array([0, 0, 200])
    upperWhite = np.array([255, 255, 255])
    maskedWhite= cv2.inRange(hsv ,
lowerWhite , upperWhite)
    maskedYellow = cv2.inRange\\(hsv ,
lowerYellow , upperYellow)
    combinedImage = $cv2.bitwise_or$\\
(maskedWhite , maskedYellow)
    return combinedImage
```

Крива підбирається для кожної лінії за допомогою рівняння полінома другого ступеня, яке має вигляд $x = Ay^2 + By + C$, де А, В і С є коефіцієнтами та оцінюються шляхом повторних спроб підгонки кривої [53]. Потім додаються точки, які найкраще відповідають кривій, і крива реалізується. Потім ця крива проектується на відповідний вид автомобіля, який

пояснюється в розділі трансформації перспективи. Програма також надає радіус кривизни вигнутої дороги. Результат показаний на рисунку 5 .



Рисунок 5. Виявлення смуги руху для вигнутих доріг.

4.3. Планування поведінки та системи прогнозування зміни безпечної смуги

Планування поведінки та системи прогнозування безпечної зміни смуги руху з використанням оптимістичного планування для алгоритмів детермінованих систем (OPD) і навчання з підкріпленням [15] передбачає наступне. Розглядається оптимальна задача марковського процесу прийняття рішень (MDP) з відомою функцією винагороди (R-функція) [15 , 54], яка підлягає невідомій детермінованій динаміці, як показано в наступній задачі оптимізації:

$$s_{t+1} = f(s_t, a_t)$$
$$\max_{(a_0, a_1, \dots)} \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, a_t)$$

(16)

Цей MDP має кілька властивостей, які виправдовують використання методів навчання з підкріпленням на основі моделі (MRL). Значення

політики сильно залежить від мети, що додає значний рівень складності процесу навчання без моделі, тоді як динаміка повністю не залежить від мети і, отже, може бути легшою для вивчення [11 . У контексті промислового застосування з міркувань безпеки можна розумно очікувати, що запланована траєкторія повинна бути відома заздалегідь, перед виконанням. Щоб вирішити вищезазначену проблему, MRL складається з двох етапів, які описані в наступних підрозділах.

4.3.1. Фаза 1: Фаза вивчення моделі

На етапі навчання моделі важливі вхідні параметри збираються та використовуються для навчання моделі. Потім цю навчену модель перевіряють на перевірочному наборі даних для подальшого точного налаштування гіперпараметрів і вимірювання точності моделі. Якщо навчена модель не має необхідного рівня точності, до набору перевірки включаються додаткові точки даних для подальшого налаштування параметрів. Модель будується та навчається на динаміці через повторні регресії на даних взаємодії. В основному це робиться п'ятьма послідовними кроками, які детально пояснюються нижче.

1. Колекція досвіду:

Це випадковим чином взаємодіє з навколишнім середовищем, щоб створити партію досвіду, який кількісно визначається, як показано в рівнянні

$$D = \{s_t, a_t, s_{t+1}\}_{t \in [1, N]}$$

нижче:

(17)

2. Побудова динамічної моделі:

Ця динамічна модель використовує структуровану модель, яка є похідною від лінійних систем, незмінних у часі (LTI). Цю модель можна представити наступним рівнянням:

$$\dot{x} = f_{\theta}(x, u) = A_{\theta}(x, u)x + B_{\theta}(x, u)u$$

де (x, u) позначає стан і дію. Інтуїтивно зрозуміло, кожна точка отримується (Xt, Ut) , а також лінеаризація істинної динаміки f відносно (x, u) . Наступний крок передбачає параметризацію A і B як двох повністю з'єднаних мереж з одним прихованим рівнем.

3. Підберіть модель до набору даних перевірки та навчання:

Побудована динамічна модель (f) навчається контрольованим способом, щоб мінімізувати втрати в пакеті досвіду (D) за допомогою стохастичного градієнтного спуску, тобто один приклад за раз для 2000 епох, як показано на рисунку 6. Оскільки існує лише один навчальний набір, із збільшенням кількості епох помилка перевірки також зростає (понад 2000), що вказувало на перепідгонку даних. Таким чином, щоб уникнути цього, кількість епох встановлюється рівною 2000, оскільки більше, ніж це, спостерігалось збільшене відхилення в наборі даних перевірки порівняно з набором даних навчання.

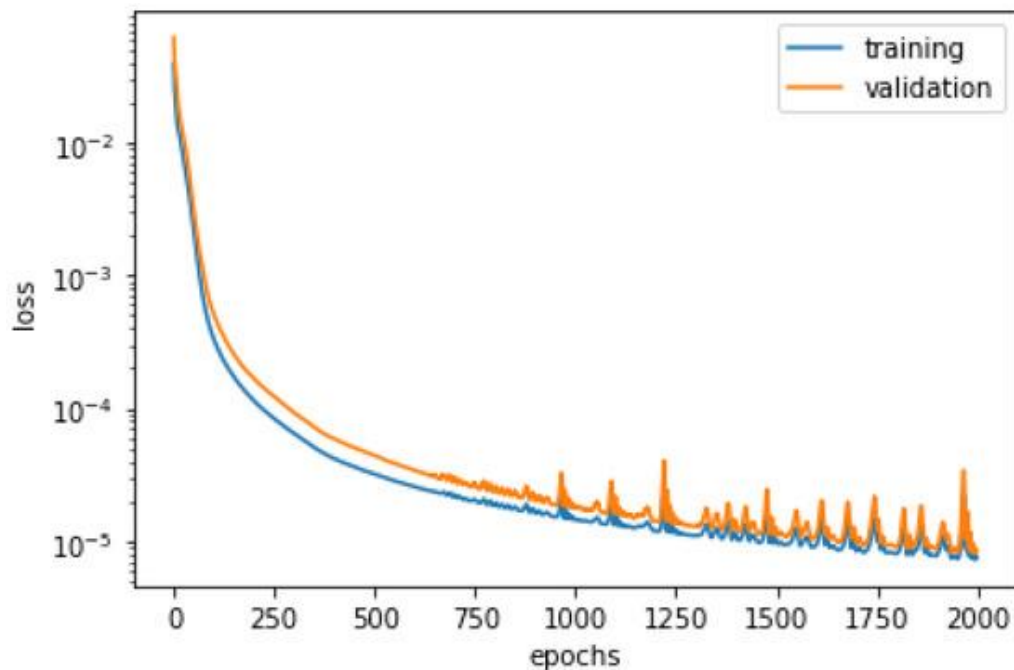
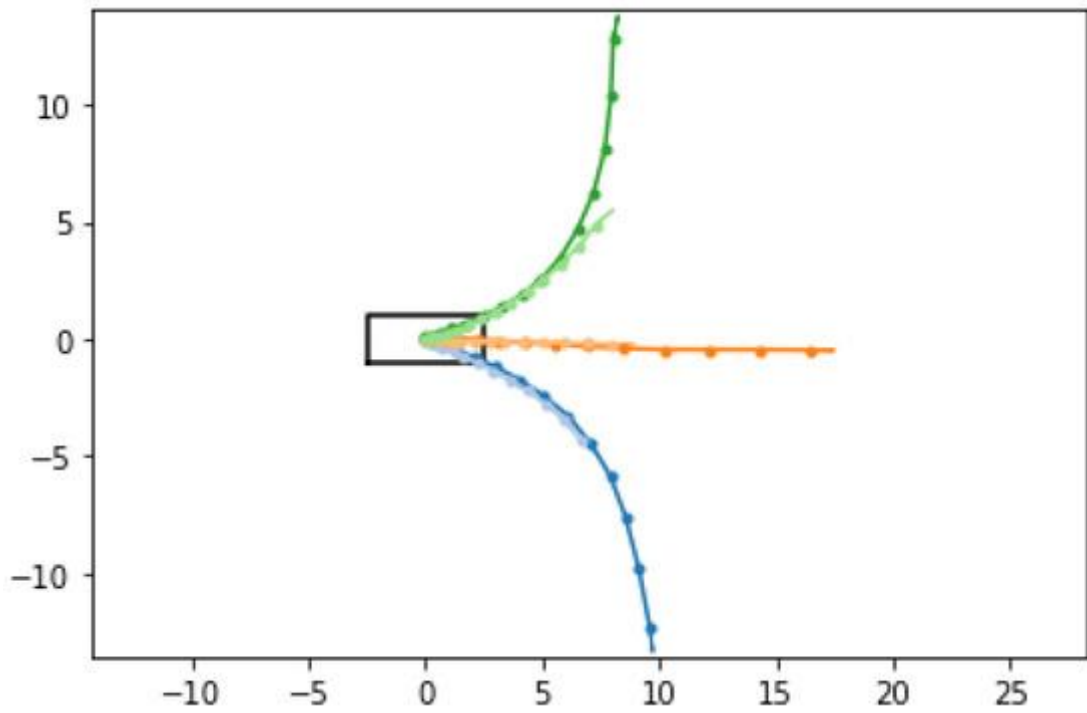


Рисунок 6. Зменшення функції втрат за 2000 епох.

4. Візуалізація тренованої динаміки та траєкторій:

Щоб якісно оцінити навчену вище динамічну модель (f), необхідно визначити значення кута повороту (наприклад, вправо, по центру, вліво) і прискорення (повільне, швидке), щоб передбачити та візуалізувати відповідні траєкторії з початковий стан, як показано на [рисунок 7](#).



Малюнок 7. Ліва, права та центральна траєкторії транспортного засобу його, візуалізовані після тренування в площині X, Y.

5. Модель винагорода: тут передбачається, що винагорода $R(s, a)$ відома (вибрана розробником системи) і приймає форму зваженої L1-норми між станом і метою. Симуляція враховує винагороду за вибірковий перехід: `tensor([-0,4329])`.

4.3.2. Фаза 2: Фаза планування

На етапі планування використовується точно налаштована та навчена модель динаміки з етапу вивчення моделі для моделювання гетерогенних середовищ. Для вирішення задачі оптимального керування використовується алгоритм оптимізації на основі вибірки, який є методом крос-ентропії.

Алгоритм застосовний до задач навчання моделі, які є як комбінаторними, так і неперервними, і він застосовний до випадку знаходження найкращої послідовності дій. Цей метод наближає оптимальну оцінку вибірки важливості шляхом повторення наступних двох етапів:

1. Отримання вибірок із розподілу ймовірностей, який використовує розподіли Гауса за послідовністю дій.
2. Мінімізація перехресної ентропії [55] між заданим і цільовим розподілом для кращої вибірки в наступному розподілі.

Цей розподіл порівнюється з даним цільовим розподілом. Цільовий розподіл визначається шляхом вибору найефективніших вибірових послідовностей. Після зменшення ентропії до необхідного рівня навчена модель моделюється в трьох різних середовищах, таких як шосе, злиття смуг на шосе та кільце. Візуалізація цих середовищ виконується за допомогою Pygame, а необхідна графіка розробляється та масштабується за потреби, нарешті імпортуються необхідні модулі для середовищ, агентів і візуалізації. Вищезазначені середовища моделюються з такими визначеними параметрами, як у таблиці 1 і таблиці 2 , і обговорюються наступним чином:

Таблиця 1.

Параметри та їх визначення.

Параметр	Визначення
Діапазон прискорення	Діапазон прискорення автомобіля
Діапазон керма	Максимальний і мінімальний кут повороту автомобіля
Усі дії	Мітки для всіх дій, які виконує автомобіль
Дії по довжині	Мітки для дій, що виконуються в поздовжній площині
Дії по ширині	Позначки для дій, що виконуються в бічній площині
Максимальна швидкість	Обмеження максимальної швидкості автомобіля
Стандартні швидкості	Початкова швидкість за замовчуванням
Безпечна відстань	Бажана відстань до автомобіля попереду
Безпечний час	Бажаний проміжок часу до автомобіля попереду

Інтервал між смугами	Відстань між смугою дороги та краєм дороги
Довжина смуги	Довжина смуги
Ширина смуги	Ширина смуги
Відстань сприйняття	Відстань, яку може сприйняти автомобіль
Увімкнення зіткнення	Автомобіль відкритий для зіткнень, яких система уникає

Таблиця 2. Параметри моделювання та позначки для середовищ шосе, об'єднання смуг руху та кільцевих розв'язок.

Параметр	Кількість
Діапазон прискорення	-5,5 м/с ²
Діапазон керма	-0,7853981633974483, 0,7853981633974483 рад
Усі дії	0: «Смуга ліворуч», 1: «Неактивний», 2: «Смуга справа», 3: «Швидше», 4: «Повільніше»
Дії по довжині	0: «Повільніше», 1: «Неактивний», 2: «Швидше»
Дії по ширині	0: «Смуга ліворуч», 1: «Неактивний», 2: «Смуга справа»
Максимальна швидкість	40 м/с
Стандартні швидкості	23, 25 м/с
Безпечна відстань	10,0 м
Безпечний час	1,5 с
Інтервал між смугами	5 м
Довжина смуги	3 м
Ширина смуги	0,3 м
Відстань сприйняття	180 м
Увімкнення зіткнення	Правда

У середовищі шосе транспортний засіб (позначений зеленим кольором, як показано на [рисунку 8](#)) їде по чотирьох смуговій автомагістралі з одностороннім рухом, а всі зустрічні транспортні засоби рухаються в одному напрямку. Основна мета алгоритму оптимізації тут полягає в тому, щоб знайти найбільш оптимальну швидкість, а також уникнути можливих зіткнень із сусідніми транспортними засобами. Водіння по правій смузі дороги винагороджується функцією винагороди (як обговорювалося у фазі MRL).

- Об'єднання смуг

У цьому середовищі транспортний засіб «его» спочатку вирушає на головну магістраль, а під'їзна або службова дорога з'єднується з основною

магістраллю разом із транспортними засобами, що приїжджають. У цьому середовищі основною метою алгоритму оптимізації є підтримка найоптимальнішої швидкості, звільнення місця та уникнення зіткнень із транспортними засобами, що наближаються зі смуги обслуговування, як показано на [рисунку 9](#).

- Карусель

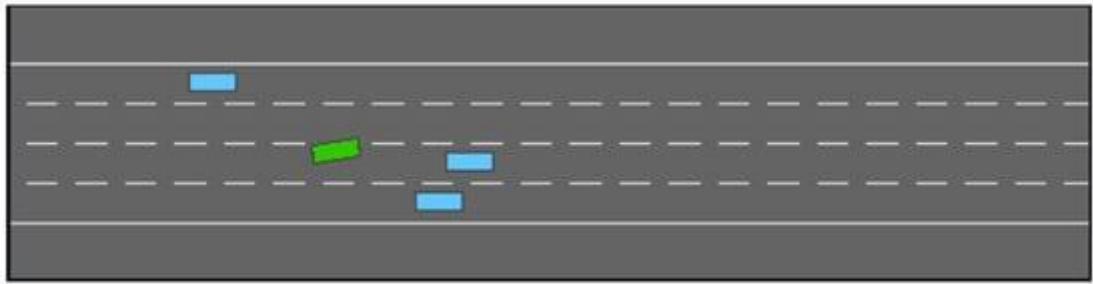
У цьому середовищі транспортний засіб його наближається та проїжджає кільце з чотирма вхідними дорогами. У цьому випадку функція оптимізаційного алгоритму полягає в підтримці найбільш оптимальної швидкості, уникненні всіх можливих зіткнень в межах кільцевої розв'язки та звільненні місця для транспортних засобів, що виїжджають зі сполучної дороги. Для подальшої оптимізації використовується оптимальне планування за допомогою моделі Oracle, як показано на [рисунку 10](#). Модель Oracle використовує системні обмеження та пов'язану поведінку, яка може призвести до небезпечної поведінки.

Незначні помилки моделі в моделі порадики можуть призвести до катастрофічних аварій і збоїв, як показано на [рисунку 11](#). Це відбувається тому, що оптимізація не відкалібрована відповідно до ймовірності траєкторії, якою можуть пройти навколишні або сусідні транспортні засоби. Це впливає на транспортний засіб його, оскільки ігнорує траєкторію навколишніх транспортних засобів, навіть якщо вона передбачувана.

Щоб врахувати невизначеність цієї моделі, реалізовано надійну структуру керування, як показано на [рисунку 12](#), щоб максимізувати продуктивність у найгіршому випадку щодо набору можливих дій, що здійснюється шляхом розгляду кожного можливого напрямку, в якому можуть рухатися учасники руху. зупиніться на наступному перехресті.

Важливо брати до уваги стиль водіння та поведінку учасників дорожнього руху, і це можна реалізувати шляхом надійного планування з постійною неоднозначністю. Він безперервно «прогнозує» траєкторію

транспортних засобів, що рухаються поруч, враховуючи також їхній стиль водіння, як показано на [рисунку 13](#).



Малюнок 8. Зміна смуги руху на шосе (Автомобіль зеленого кольору).

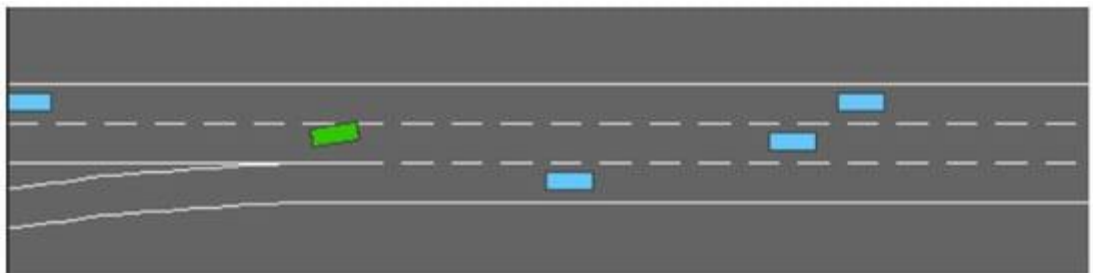


Рисунок 9. Поведінка при злитті смуг. Автомобіль звільняє дорогу зустрічному транспортному засобу з сусідньої смуги.

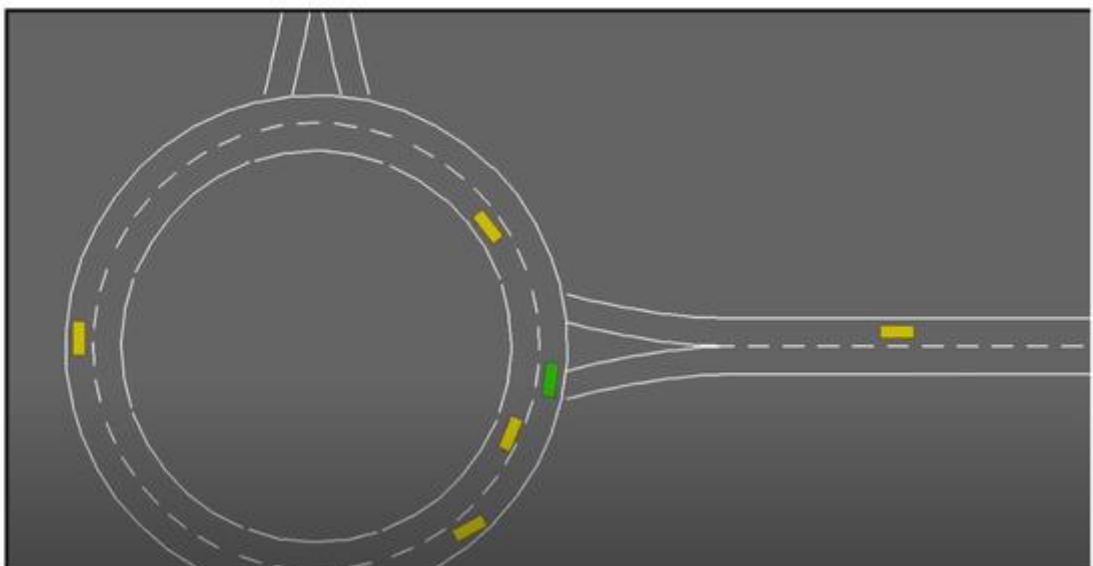


Рисунок 10. Моделювання кругового руху на моделі пораднику.

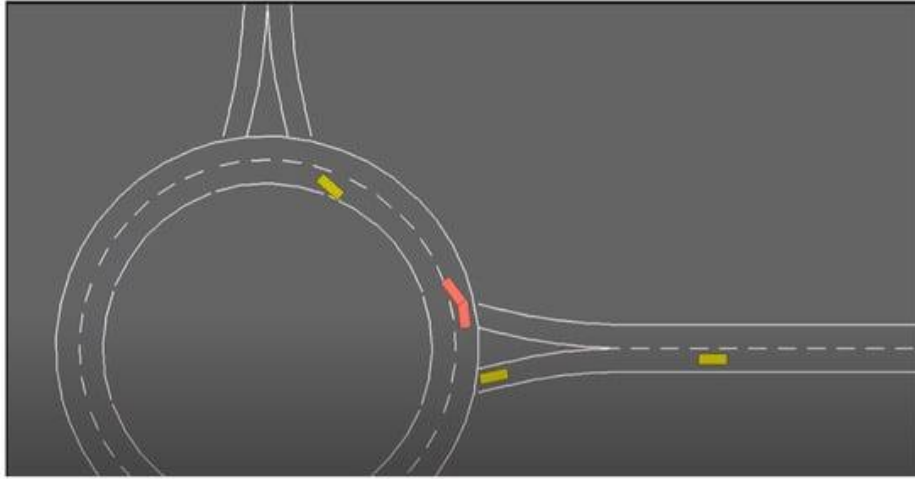


Рисунок 11. Випадки ДТП через помилки в моделі та неможливість передбачити траєкторії транспортних засобів (як показано червоним кольором).

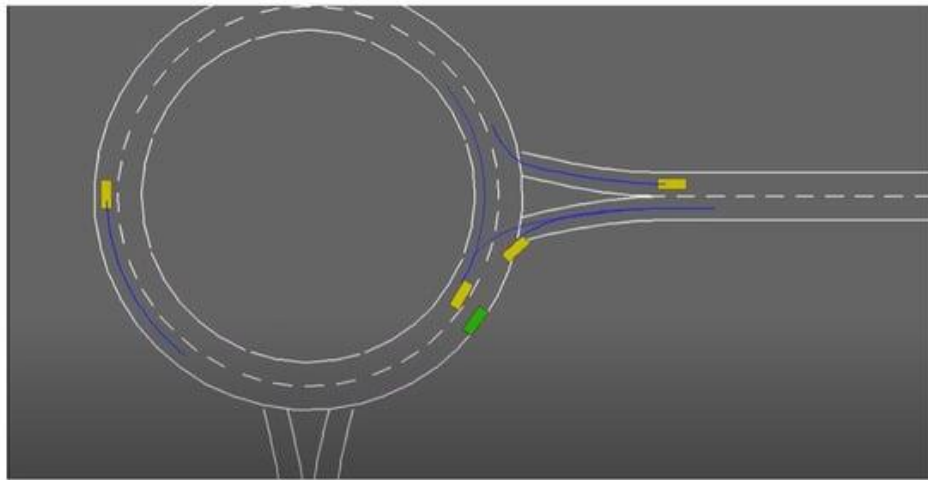


Рисунок 12. Модель із реалізованою надійною структурою керування.

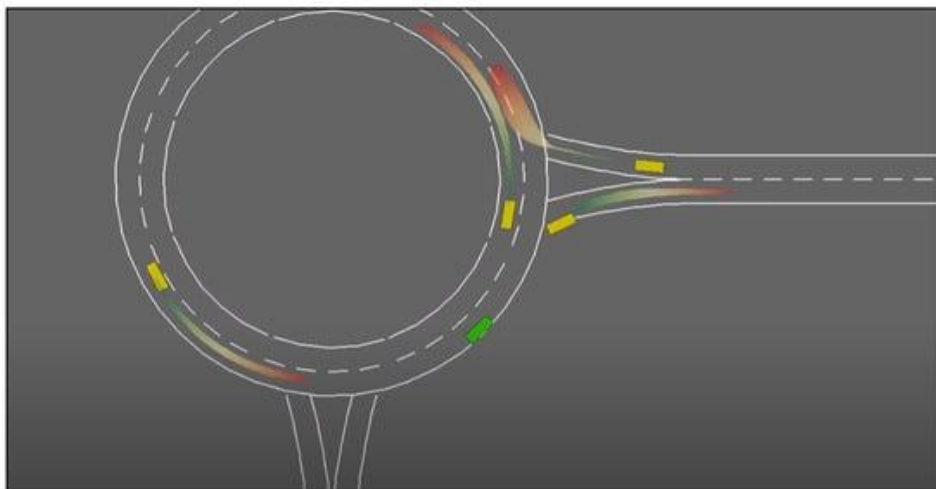


Рисунок 13. Надійне керування з постійною неоднозначністю для прогнозування траєкторій навколишніх транспортних засобів.

5. Напрями подальших досліджень

Незважаючи на те, що концепція автономних транспортних засобів була представлена десятиліттями [12], лише за останні п'ять років AV потрапили в центр уваги, коли моделі автомобілів перебувають на етапі фізичних випробувань. Це продовжує зростати через збільшення попиту на безпілотні автомобілі, які підвищують безпеку руху, але наразі технологія повністю автономного водіння обмежена лише логістикою та маршрутними перевезеннями з визначеними та знайомими маршрутами. В основному це пов'язано з проблемами безпеки, що виникають через потенційну загрозу вітання нових технологій на дорогах з автомобілями, керованими водіями, де можуть виникнути проблеми з безпекою, оскільки деякі «автономні» технології водіння можуть реагувати лише на обмежені ситуації. Проте в найближчому майбутньому, завдяки високочутливим і точним нейронним мережам, алгоритмам і системам прийняття рішень, вважається, що AV стануть невід'ємною частиною транспортних систем [56 , 57] . Інтеграція AV у суспільство буде повною лише тоді, коли водій/пасажир зможе повністю та комфортно довіряти транспортному засобу, що він самостійно керуватиме ним. Цього можна досягти шляхом всебічних публічних демонстрацій, шляхом розміщення AV в різних небезпечних сценаріях і демонстрації їх відповідей на численні «непередбачувані» ситуації – принаймні за людськими стандартами – які можуть статистично передбачити бортові комп'ютери автомобіля [58]. Це було ефективно зроблено компанією Tesla, яка успішно продемонструвала це на заході компанії «День автономії», де були продемонстровані різні сценарії їзди, аварії та реагування. Tesla також продемонструвала свій простий у використанні інтерфейс користувача (UI) для автономного водіння, який дозволить водіям легко візуалізувати оточення автомобіля, тим самим зменшуючи ймовірність аварій [58 .58]. Подібні досягнення спостерігаються для багатьох інших автомобільних компаній, які зосереджуються на розробці AV. Крім того, розвиток

машинного навчання та нейронних мереж може внести далекосяжний внесок у підвищення точності автономного водіння, зокрема завдяки введенню концепції нейропластичності. Нарешті, завдяки поєднанню технологій у міських структурах, що призвело до розвитку концепції розумних міст [60 , 61 , 62] і потреби у більш компактних, але пов'язаних районах [63], очікується, що датчики зможуть далі спілкуватися з AV, що забезпечує ще більш безпечне водіння. Очікується, що цьому сприятимуть майбутні технології 6G [64]. Ці досягнення вимагають подальших досліджень і розробки безпечніших і проактивніших аудіо/відеосистем, які можуть зрівнятися або перевершити людину-водія в безпечному та надійному керуванні.

Що стосується поточного дослідження, були запропоновані конкретні методи вирішення проблем, пов'язаних із виявленням смуг руху (як прямих, так і вигнутих смуг) за допомогою перетворень Хафа та перетворень HSV та змодельованих за допомогою алгоритмів MDP для планування поведінки, що дозволяє транспортним засобам точно маневрувати шляхом оцінки станів навколишніх транспортних засобів. Недолік моделі MDP було визнано та відповідно усунуено, і слід зазначити, що цей метод дуже залежить від конкретного випадку, оскільки він враховує лише навколишні транспортні засоби, а не інші фактори, такі як люди, тварини тощо. дуже складний для моделювання, оскільки ця оцінка стану не може бути застосована до людей. У майбутніх дослідженнях це можна вирішити шляхом побудови моделей прогнозування поведінки людей на дорогах, а також моделювання взаємодії людей і транспортних засобів.

6. Висновки

У цьому документі детально обговорюються заходи безпеки та ризиків, а також аналіз автономних транспортних засобів за допомогою розробленої динамічної системи безпечної оцінки під час роботи, щоб зрозуміти, як зміна ODD може вплинути на роботу AV, щоб транспортні засоби могли залишатися робочими в безпечному режимі, який досліджується через різні сценарії та фактори. Зокрема, прийнято та обговорено підхід ССА для маневрування через зустрічні транспортні засоби, з тестовими випадками для зв'язку V2X за допомогою методу «пружної стрічки» та алгоритмів прийняття рішень для зміни смуги руху та прямих ліній за допомогою перетворень Гафа. Внеском цієї статті є модифікація алгоритму перетворення Хафа, щоб дозволити AV виявляти криві смуги, що досягається шляхом усунення спотворень захопленого зображення шляхом захоплення кольорової матриці зображення,

У рамках аналізу було проведено тематичні дослідження за допомогою ego-транспортного засобу з використанням MRL, де алгоритм перевірявся у два етапи протягом 2000 епох, щоб зменшити розбіжності між наборами даних перевірки та навчання. Крім того, на етапі планування контролювалася маневреність транспортного засобу ego, де алгоритм MDP перевірявся в трьох середовищах: відхилення швидкості, зміна смуги руху та злиття смуг руху.

Було відмічено, що із застосуванням надійної системи керування транспортний засіб «его» міг передбачати стан оточуючих його транспортних засобів, отже отримавши можливість передбачати можливі шляхи оточуючих транспортних засобів. Слід зазначити, що не існує єдиного шляху до досягнення автономного водіння, де можна використовувати безліч методів. Однак безпеку людини слід оптимізувати на всіх рівнях, де AV-компанії повинні віддавати перевагу цьому аспекту, що потім призведе до більшого впровадження та подальшого розвитку концепції.

Умовні позначення

СИМВОЛ	Кількість
C	Заданий набір станів
A	Стан дії
O	Простір спостереження
Z	Невизначеність показань датчика
T	Невизначеність динаміки системи та навколишнього середовища
P	Оптимальна функція, створена для стану, відома як функція винагороди
α	Коефіцієнт дисконтування, який знаходиться в діапазоні [0,1)
X_2	Кінцева позиція ego vehicle
X_1	Початкове положення сусіднього автомобіля
V_{ajd}	Швидкість сусіднього автомобіля
V_{ego}	Швидкість транспортного засобу ego
$T_{маневр}$	Час, необхідний для завершення маневру
$X_{безпека}$	Додаткова безпечна відстань для додаткової толерантності
r	Радіус кривизни дороги
θ	Кут між пересічними лініями Хафа
F_{*iint}	Кінцева внутрішня сила між i-м та (i + 1)-м вузлом еластичної стрічки
F_{iint}	Початкова внутрішня сила між i-м та (i + 1)-м вузлом пружної стрічки
u_i	Зміщення i-го вузла
u_{i+1}	Зміщення i + 1-го вузла
u_{i-1}	Зміщення i - 1-го вузла
k_s	Стала пружини в діапазоні (0, 1]
F_{ei}	Зовнішня сила, що діє на i-й вузловий елемент

Список літератури

1. SAE International випускає оновлену візуальну діаграму для свого стандарту «Рівні автоматизації водіння» для безпілотних транспортних засобів. Доступно в Інтернеті: <https://www.sae.org/news/press-room/2018/12/sae-international-releases-updated-visual-chart-for-its-%E2%80%9Clevels-of-driving-automation%E2%80%9D-standard-for-self-driving-vehicles> .
2. Rathour, SS; Ісігука, Т.; Оцука, С.; МАРТІН, Р. *Оцінка ризиків активної безпеки високоавтономних транспортних засобів під час виконання для безпечної номінальної поведінки* ; Технічний документ SAE 2020-01-0107; SAE International: Севілья, Іспанія, 2020.
3. Програма наноступеню Udacity для самостійного водіння. Доступно в Інтернеті: <https://www.udacity.com/course/self-driving-car-engineer-nanodegree--nd013>
4. Куккала В.К.; Туннелл, Дж.; Пасріча, С.; Бредлі, Т. Передові системи допомоги водієві: шлях до автономних транспортних засобів. *IEEE Consum. Електрон. Маг.* 2018 , 7 , 18–25.
5. Gelbal, SY; Чжу, С.; Анантараман, Джорджія; Гувенк, Б.А.; Гувенк, Л. *Спільне уникнення зіткнень у середовищі підключеного автомобіля* ; Технічний документ SAE 2019-01-0488; SAE International: Warrendale, PA, USA, 2019.
6. Нуграха, Б.Т.; Су, С.Ф. До самокерованого автомобіля з використанням згорткової нейронної мережі та детектора смуги руху. У матеріалах 2017 2-ї міжнародної конференції з автоматизації, когнітивної науки, оптики, мікроелектромеханічних систем та інформаційних технологій (ICACOMIT), Джакарта, Індонезія, 23–24 жовтня 2017 р.; С. 65–69.
7. Латам, А.; Наттрасс, М. Автономні транспортні засоби, середовище, де домінують автомобілі, і їзда на велосипеді: використання

анетнографії інфраструктури для роздумів про перспективи нової транспортної технології. *J. Transp. Geogr.* 2019 , 81 , 102539.

8. Брехтель, С.; Гіндеде, Т.; Ділманн, Р. Імовірнісне прийняття рішень в умовах невизначеності для автономного водіння з використанням безперервного POMDP. У матеріалах 17-ї міжнародної конференції IEEE з інтелектуальних транспортних систем (ITSC), Циндао, Китай, 8–11 жовтня 2014 р.

9. Бернс, К. Позашляхова робототехніка - сприйняття та навігація. У матеріалах 11-ї міжнародної конференції 2014 року з інформатики в системі керування, автоматизації та робототехніки (ICINCO), Відень, Австрія, 1–3 вересня 2014 р.; С. IC-9–IC-11.

10. Berecz, SE; Kiss, G. Небезпеки в автономних транспортних засобах. У матеріалах 2018 IEEE 18th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI), Будапешт, Угорщина, 21–22 листопада 2018 р.; С. 000263–000268.

11. Вей, Дж.; Долан, Дж.М.; Снайдер, Дж.М.; Літкоухі, Б. Точковий MDP для надійного автономного водіння по одній смузі в умовах невизначеності. У матеріалах Міжнародної конференції IEEE 2011 з робототехніки та автоматизації, Шанхай, Китай, 9–13 травня 2011 р.; С. 2586–2592.

12. Прессман, А. Waymo досягає 20 мільйонів миль автономного водіння. Фортуна. 7 січня 2020 р. Доступно в Інтернеті: <https://fortune.com/2020/01/07/googles-waymo-reaches-20-million-miles-of-autonomous-driving/>

13. Колуелл, І.; Фан, Б.; Салім, С.; Салай, Р.; Czarneski, K. Автоматизована концепція безпеки транспортного засобу, заснована на обмеженні часу роботи домену робочого дизайну. У матеріалах симпозіуму з інтелектуальних транспортних засобів IEEE 2018 (IV), Чанша, Китай, 26–30 червня 2018 р.; 1910–1917 с.

14. Коросец, К. Подивіться, як безпілотний автомобіль Waymo перевіряє свої датчики в Haboob. Techcrunch. 23 серпня 2019 р. Доступно в Інтернеті: <https://techcrunch.com/2019/08/23/watch-a-waymo-self-driving-car-test-its-sensors-in-a-haboob/> .

15. Highway-Env, Leurent, Edouard, Середовище для прийняття рішень автономного водіння, GitHub, GitHub Repository. 2018. Доступно в Інтернеті: <https://github.com/eleurent/highway-env>

16. Аная, Дж. Дж.; Мердріньяк, П.; Шагдар, О.; Нашашібі, Ф.; Naranjo, JE Комунікація між транспортним засобом і пішоходом для захисту вразливих учасників дорожнього руху. У матеріалах симпозиуму IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2014, Дірборн, Мічиган, США, 8–11 червня 2014 р.; С. 1037–1042.

17. Новини стандартів SAE J3016 Оновлення графіки автоматизованого водіння 2019-01-07 ДЖЕННІФЕР ШАТТЛВОРТ SAE оновлює рівні J3016 графіки автоматизованого водіння, щоб відобразити стандарт, що розвивається. Доступно в Інтернеті: <https://www.sae.org/news/2019/01/sae-updates-j3016-automated-driving-graphic>

18. Шаттлворт, Дж. Новини стандартів SAE: Оновлення графіки автоматизованого водіння J3016. 7 січня 2019 р. Доступно в Інтернеті: <https://www.sae.org/news/2019/01/sae-updates-j3016-automated-driving-graphic>.

19. Гнаціг, С.; Шуллер, Ф.; Лієнкамп, М. Взаємодія людина-машина як ключова технологія для водіння без водія – підхід спільного керування автономією на основі траєкторії. У матеріалах 2012 IEEE RO-MAN: 21-й міжнародний симпозиум IEEE з інтерактивного спілкування роботів і людей, Париж, Франція, 9–13 вересня 2012 р.; С. 913–918. [] []

20. Аль Заміл, MG; Самара, С.; Равашде, М.; Хоссейн, MS; Альхамід, М.Ф.; Гізані, М.; Alnusair, A. Виявлення помилкової тривоги в Інтернеті підключених транспортних засобів на основі туману. *IEEE Trans. Veh. технол.* 2019 , 68 , 7035–7044. [] []

21. Цянь, Ю.; Чен, М.; Чен, Дж.; Хоссейн, MS; Аламрі, А. Безпечне забезпечення в когнітивному Інтернеті транспортних засобів. *IEEE Internet Things J.* 2018 , 5 , 1242–1250.
22. Нанда, А.; Puthal, D.; Родрігес, JJPC; Козлов С.А. Безпека зв'язку в Інтернеті автономних транспортних засобів: огляд, проблеми та напрямки. *IEEE Wirel. Комун.* 2019 , 26 , 60–65. [] []
23. Джаміль, Ф.; Чанг, З.; Хуан, Дж.; Ristaniemi, Т. Інтернет автономних транспортних засобів: архітектура, особливості та соціально-технологічні виклики. *IEEE Wirel. Комун.* 2019 , 26 , 21–29.
24. Цянь, Ю.; Цзян, Ю.; Ху, Л.; Хоссейн, MS; Алрашоуд, М.; Аль-Хаммаді, М. Кешування вмісту з урахуванням конфіденційності на основі блокчейну в когнітивному Інтернеті транспортних засобів. *IEEE Netw.* 2020 , 34 , 46–51.
25. Чоу, Ф.; Шладовер С.Е.; Бансал, Г. Скоординоване керування злиттям на основі комунікації V2V. У матеріалах 2016 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC), Колумбус, Огайо, США, 8–10 грудня 2016 р.; С. 1–8.
26. Ні, Дж.; Чжан, Дж.; Дінь, В.; Ван, Х.; Чень, Х.; Ран, Б. Децентралізоване кооперативне прийняття рішень про зміну смуги руху для підключених автономних транспортних засобів*. *IEEE Access* 2016 , 4 , 9413–9420.
27. Цянь, С.; Чжан, Т.; Сюй, Ч.; Hossain, MS Класифікація соціальних подій за допомогою посиленого мультимодального контрольованого прихованого розподілу Діріхле. *ACM Trans. Мультимед. обчис. Комун. апл.* 2015 , 11 , 27.1–27.22. [] []
28. Ян, Х.; Чжан, Т.; Сюй, Ч.; Hossain, MS Автоматичне візуальне навчання концепції для розуміння соціальних подій. *IEEE Trans. Мультимед.* 2015 , 17 , 346–358. [] []

29. Норман, Г.; Паркер, Д.; Zou, X. Верифікація та контроль частково спостережуваних імовірнісних систем. *Система реального часу* 2017 , 53 , 354–402.

30. Бутон, М.; Косгун, А.; Kochenderfer, MJ Belief державне планування для автономного проїзду міськими перехрестями. У матеріалах симпозиуму IEEE Intelligent Vehicles 2017 (IV), Лос-Анджелес, Каліфорнія, США, 11–14 червня 2017 р.; С. 825–830.

31. Бабу, М.; Оза, Ю.; Сінгх, Аляска; Крішна, К.М.; Медасані, С. Модель прогнозованого керування для автономного водіння на основі масштабованого в часі конуса зіткнення. У матеріалах Європейської конференції з контролю (ECC) 2018 р., Лімасол, Кіпр, 12–15 червня 2018 р.; С. 641–648.

32. Мізусіма, Ю.; Окава, І.; Нонака, К. Модель прогнозованого керування для автономних транспортних засобів із формуванням профілю швидкості. *IFAC-PapersOnLine* 2019 , 52 , 31–36. [] []

33. Юрцевер Є.; Ламберт, Дж.; Карбальо, А.; Такеда, К. Огляд автономного водіння: загальні практики та нові технології. *IEEE Access* 2020 , 8 , 58443–58469. [] []

34. Лертніфонфан, К.; Коморита, С.; Тасака, К.; Янагіхара, Х. Розповсюдження міток із 2D у 3D для виявлення об'єктів у хмарі точок. У матеріалах IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops 2018 (ICMEW), Сан-Дієго, Каліфорнія, США, 23–27 липня 2018 р.; С. 1–6.

35. Ху, Х.; Сюй, Х.; Сяо, Ю.; Чен, Х.; Він, С.; Цинь, Дж.; Хенг, Пенсильванія SINet: Нечутлива до масштабу згортка нейронної мережі для швидкого виявлення транспортних засобів. *IEEE Trans. Intell. трансп. сист.* 2019 , 20 , 1010–1019.

36. Ян, Х.; Чжан, Т.; Сюй, Ч.; Ян, С.; Хоссейн, MS; Ghoneim, A. Глибокі відносні атрибути. *IEEE Trans. Мультимед.* 2016 , 18 , 1832–1842.

37. Пан, Х.; Ши, Дж.; Ло, П.; Ван, Х.; Танг, Х. Просторове як глибоке: просторовий CNN для розуміння сцени руху. Китайський

університет Гонконгу. SenseTime Group Limited. Доступно в Інтернеті: <https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI18/paper/viewFile/16802/16322>.

38. Лю, RW; Ні, Дж.; Гарг, С.; Сюн, З.; Чжан, Ю.; Hossain, MS
Покращення якості траєкторії на основі даних для просування інтелектуальних служб руху суден у морських системах IoT з підтримкою 6G. *IEEE Internet Things J.* 2020 , 8 , 5374–5385. [] []

39. Лі, Дж.; Парк, С. Нова методологія взаємозв'язку TSN з використанням зв'язку V2X. У матеріалах 7-го щорічного семінару та конференції з обчислювальної техніки та зв'язку IEEE 2017 (CCWC), Лас-Вегас, Невада, США, 9–11 січня 2017 р.; С. 1–6. [] []

40. Абузейд, Х.; Первез, Ф.; Адіної, А.; Алджлайл, М.; Янікомероглу, Х. Стільникова трансмісія V2X для підключених і автономних транспортних засобів, стандартизація, програми та додаткові технології. *IEEE Consum. Електрон. Маг.* 2019 , 8 , 91–98. [] []

41. Gelbal, SY; Арслан, С.; Ван, Х.; Аксун-Гувенч, Б.; Гувенк, Л. Уникнення зіткнення з пішоходами на основі еластичної стрічки за допомогою зв'язку V2X. У матеріалах симпозиуму IEEE Intelligent Vehicles 2017 (IV), Лос-Анджелес, Каліфорнія, США, 11–14 червня 2017 р.; С. 270–276. [] []

42. Ан, Х.; Jung, JI Розробка кооперативного протоколу зміни смуги для підключеного та автоматизованого транспортного засобу на основі оцінки затримки зв'язку. *Sensors* 2018 , 18 , 3499.

43. Чжан, Х.; Пен, М.; Ян, С.; Sun, Y. Вибір режиму на основі глибокого підкріплення та розподілу ресурсів для комунікацій Cellular V2X. *IEEE Internet Things J.* 2020 , 7 , 6380–6391.

44. Чен, LC; Папандреу, Г.; Коккінос, І.; Мерфі, К.; Yuille, AL
DeerLab: Семантична сегментація зображень за допомогою глибоких згорткових мереж, Atrous Convolution і повністю підключених CRF. *arXiv* 2017 , arXiv:1606.00915v2. [] []

45. Пан, Б.; Лу, З.; Хіе, Н. Середній градієнт інтенсивності: ефективний глобальний параметр для оцінки якості спекл-паттернів, що використовуються в цифровій кореляції зображень. *Opt. Лазери англ.* 2010 , 48, 469–477.

46. Хоу, З.; Лю, Х.; Чен, Л. Алгоритм виявлення об'єктів для покращення немаксимального придушення за допомогою GIoU. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. інж.* 2020 , 790 , 012062. [] []

47. Семантична сегментація Джорджа Сейфа з глибоким навчанням. Доступно в Інтернеті: <https://towardsdatascience.com/semantic-segmentation-with-deep-learning-a-guideand-code-e52fc8958823>

48. Лі, Дж.; Ліан, Ф.; Лі, Х. Підхід до визначення простору, придатного для керування, для інтелектуальних автономних транспортних засобів. У матеріалах 7-го Міжнародного конгресу з передової прикладної інформатики (ПАІ-ААІ) 2018 р., Йонаго, Японія, 8–13 липня 2018 р.; С. 972–973.

49. Шехата, А.; Мохаммад, С.; Абдалла, М.; Рагаб, М. Огляд перетворення Хафа, теорії, методів і застосувань. *arXiv* 2015 , arXiv:1502.02160. []

50. Фенг, Ю.; Ронг-бен, В.; Rong-hui, Z. На основі цифрового зображення виявлення смуги руху та відстеження в структурному середовищі для автономного автомобіля. У матеріалах Міжнародної конференції IEEE 2007 за автоматизації та логістики, Цзінань, Китай, 18–21 серпня 2007 р.; С. 1310–1314. [] []

51. Місра, С.; Yaokun, W. *Машинне навчання для визначення характеристик підземної поверхні* ; Gulf Professional Publishing: Х'юстон, Техас, США, 2020. [] []

52. Наджафі Каджабад, Е. Виявлення транспортного засобу та стоп-сигналу на основі каскадного алгоритму та алгоритму HSV в автономному транспортному засобі. У матеріалах Міжнародної конференції з

промислового проектування, застосування та виробництва 2018 (ICIEAM), Москва, Росія, 15–18 травня 2018 р.; С. 1–5. [] []

53. Виявлення смуг Mithi Road Lane за допомогою передових методів комп'ютерного зору. Доступно в Інтернеті: <https://medium.com/@mithi/advanced-lane-finding-using-computer-vision-techniques7f3230b6c6f2>.

54. Окуяма, Т.; Гонсалвес, Т.; Uradhay, J. Система автономного водіння на основі Deep Q Learnig. У матеріалах Міжнародної конференції з інтелектуальних автономних систем (ICoIAS) 2018 р., Сінгапур, 1 березня 2018 р.; С. 201–205. [] []

55. Бартельме, А.; Вісмайр, Р.; Утчік, В. Вибір порядку моделі в сценаріях DoA за допомогою методів машинного навчання на основі крос-ентропії. У матеріалах Міжнародної конференції ICASSP 2020—2020 IEEE з акустики, обробки мови та сигналів (ICASSP), Барселона, Іспанія, 4–8 травня 2020 р.; С. 4622–4626.

56. Чавхан, С.; Гупта, Д.; Гарг, С.; Ханна, А.; Чой, ВJ; Hossain, MS Управління конфіденційністю та безпекою в інтелектуальній транспортній системі. *IEEE Access* 2020 , 8 , 148677–148688. [] []

57. Чжан, Ю.; Лі, Ю.; Ван, Р.; Хоссейн, MS; Лу, Х. Рекомендації на основі багатоаспектних сеансів для інтелектуальних транспортних послуг. *IEEE Trans. Intell. трансп. сист.* 2020 рік . [] []

58. Беллан, Р.; Alamalhodaei, А. Чотири найкращі моменти дня Tesla AI Ілона Маска. 20 серпня 2021 р. Доступно в Інтернеті: <https://techcrunch.com/2021/08/19/top-five-highlights-of-elon-musks-tesla-ai-day/>

59. Аллам, З. Досягнення нейропластичності в штучних нейронних мережах через розумні міста. *Розумні міста* 2019 , 2 , 118–134.

60. Аллам, З.; Dhunny, ZA Про великі дані, штучний інтелект і розумні міста. *Міста* 2019 , 89 , 80–91. [] []

61. Шаріфі, А.; Аллам, З.; Фейзізаде, Б.; Гамарі, Г. Три десятиліття досліджень розумних міст: картографування структури знань і тенденцій. *Sustainability* 2021 , 13 , 7140. [] []
62. Аллам, З. *Міста та цифрова революція: узгодження технологій і людства* ; Springer International Publishing: Берлін/Гейдельберг, Німеччина, 2020.
63. Морено, К.; Аллам, З.; Шабо, Д.; Gall, С.; Пратлонг, Ф. Представляємо «15-хвилинне місто»: стійкість, стійкість та ідентичність місця в містах майбутнього після пандемії. *Розумні міста* 2021 , 4 , 93–111.
64. Аллам, З.; Джонс, Д. С. Майбутні (після COVID) цифрові, розумні та стійкі міста на хвилі 6G: цифрові близнюки, захоплююча реальність і нова міська економіка. *Політика землекористування* 2021 , 101 , 105201.
65. Діксіт А, Кумар Чідамбарам Р, Аллам З. Аналіз безпеки та ризиків автономних транспортних засобів з використанням комп'ютерного зору та нейронних мереж. *Транспортні засоби* . 2021 рік; 3(3):595-617. <https://doi.org/10.3390/vehicles3030036>