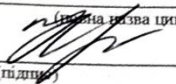


МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ ТА НАУКИ УКРАЇНИ  
КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ  
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА  
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»  
Циклова комісія комп'ютерних систем та мереж  
(повна назва циклової комісії)

Допустити до захисту  
Голова випускової циклової комісії  
комп'ютерних систем та мереж

  
(підпис) Ірина КРАВЧУК  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« 10 » 06 2025 р.

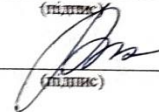
## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА (ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)

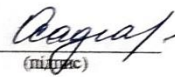
ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНОГО СТУПЕНЯ  
ФАХОВИЙ МОЛОДШИЙ БАКАЛАВР

Тема: «Дослідження можливості реалізації IoV з використанням БПЛА на основі глибокого навчання»

Група: 3-011 Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Здобувач освіти   
(підпис) Руслан КУРМАНЕНКО  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи   
(підпис) Сергій РУДИЙ  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Консультант з оформлення  
пояснювальної записки   
(підпис) Оксана ОСАДЧА  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

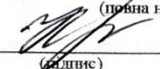
Кривий Ріг 2025 р.

КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ  
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА  
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»

Відділення комп'ютерної та програмної інженерії  
Циклова комісія комп'ютерних систем та мереж  
Освітньо-професійний ступінь фаховий молодший бакалавр  
Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Голова випускової циклової комісії  
комп'ютерних систем та мереж

  
(повна назва циклової комісії)  
Ірина КРАВЧУК  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)  
« 01 » 03 2025 р.

**ЗАВДАННЯ**

**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧУ ОСВІТИ**

КУРМАНЕНКО Руслана Олексійовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Дослідження можливості реалізації ІоV з використанням  
БПЛА на основі глибинного навчання»

Керівник роботи Рудий Сергій Володимирович, викладач вищої категорії

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по коледжу від « 04 » 04 2025 року № 50-ст

2. Строк подання здобувачем освіти роботи з \_\_\_\_\_ по \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до роботи Система інтернету транспортних засобів,  
децентралізована модель керування ІоV з поглибленим навчання, оцінка  
ефективності у порівнянні з централізованою системою.

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

Огляд досліджень у сфері ІоV

Розробка системи ІоV з використанням БПЛА

Моделювання та оцінка системи ІоV

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

Презентація Microsoft PowerPoint

6. Консультанти розділів роботи (проекту)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Узгодження технічного завдання з керівником кваліфікаційної роботи	04.04.2025-07.04.2025	виконано
2	Підбір та вивчення науково-технічної літератури за темою кваліфікаційної роботи	08.04.2025-14.04.2025	виконано
3	Огляд досліджень у сфері IoV	15.04.2025-21.04.2025	виконано
4	Розробка системи IoV з використанням БПЛА	22.04.2025-28.04.2025	виконано
5	Моделювання та оцінка системи IoV	29.04.2025-23.05.2025	виконано
6	Написання та оформлення пояснювальної записки	26.05.2025-30.05.2025	виконано
7	Попередній захист кваліфікаційної роботи	09.06.2025-12.06.2025	виконано
8	Захист кваліфікаційної роботи		

Здобувач освіти

  
(підпис)

Руслан КУРМАНЕНКО

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи

  
(підпис)

Сергій РУДИЙ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)



## Звіт подібності

## Метадані

Назва організації  
**Ukrainian national aviation university**  
 Заголовок  
**123\_Курманенко\_2025\_КПІ**  
 Автор Науковий керівник / Експерт  
**Курманенко Рудий С.**  
 підрозділ  
**Криворізький Фаховий коледж**

## Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

0.15%  
 0.15% КП 1

0.05%  
 0.05% КЦ

25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

10022

Кількість слів

72259

Кількість символів

## Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових слотворень. Ці слотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Слотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		9
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		0

## Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

## 10 найдовших фраз

Колір тексту

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	<a href="http://form.stat.gov.pl/formularze/2019/passive/T-02.pdf">http://form.stat.gov.pl/formularze/2019/passive/T-02.pdf</a>	15 0.15 %

## з бази даних RefBooks (0.00 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)

## з бази даних УкрІНТЕІ (0.00 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)

## РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота «Дослідження можливості реалізації *IoV* з використанням БПЛА на основі глибинного навчання» містить 51 сторінку, 9 рисунків, 4 таблиці, 26 використаних джерела.

ІНТЕРНЕТ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ (*IOV*), БЕЗПЛОТНІ ЛІТАЛЬНІ АПАРАТИ (БПЛА), ГЛИБИННЕ НАВЧАННЯ, БАГАТОАГЕНТНЕ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ (*MDRL*), БЛОКЧЕЙН, КООРДИНАЦІЯ БПЛА.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню можливості реалізації Інтернету транспортних засобів (*IoV*) із використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для покращення зв'язку та покриття мережі. Запропонована структура поєднує технології блокчейн та багатоагентне глибинне навчання з підкріпленням (*MDRL*) для вибору та координації БПЛА, забезпечуючи прозорість, безпеку та ефективність взаємодії. Виконано моделювання та оцінку запропонованого методу, що підтвердило його ефективність у забезпеченні стабільного з'єднання *IoV*.

5

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ .....	6
ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ДОСЛІДЖЕНЬ У СФЕРІ <i>IoV</i> .....	11
1.1 Огляд обладнання <i>IoV</i> .....	11
1.2 Огляд технологій блокчейн для надійного виконання.....	12
1.3 Координація БПЛА .....	13
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА СИСТЕМИ <i>IOV</i> З ВИКОРИСТАННЯМ БПЛА.....	16
2.1 Опис загальної структури системи.....	16
2.2 Обґрунтування вибору фреймворку на основі блокчейну.....	18
2.3 Реалізація <i>IoV</i> за допомогою БПЛА.....	21
2.4 Розробка методу <i>MDRL</i> для координації БПЛА.....	24
2.5 Структурна схема розробленої системи <i>IoV</i> .....	32
2.6 Висновок до другого розділу.....	34

РОЗДІЛ 3 МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОЦІНКА СИСТЕМИ <i>IoV</i> .....	36
3.1 Налаштування симуляції .....	36
3.2 Результати механізму відбору .....	38
3.3 Результати координації на основі <i>MDRL</i> .....	40
3.4 Висновок до третього розділу .....	45
ВИСНОВОК .....	47
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	49

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

*IoV* - Інтернет транспортних засобів (*Internet of Vehicles*) *VANET* - Ад-хок мережі транспортних засобів (*Vehicular Ad Hoc Networks*) *IoT* - Інтернет речей (*Internet of Things*)

*RSU* - Придорожні пристрої (*Roadside Units*)

*БПЛА* - Безпілотні літальні апарати

*QoU* - Якість БПЛА (*Quality-of-UAV*)

*QoV* - Якість транспортного засобу (*Quality-of-Vehicle*) *MDRL* - Багатоагентне навчання з підкріпленням (*Multi-Agent Deep Reinforcement Learning*)

*CNN* - Згорткова нейронна мережа (*Convolutional Neural Network*) *PPO* - Проксимальна оптимізація політики (*Proximal Policy Optimization*) *CLDE* - Централізоване навчання та розподілене виконання (*Centralized Learning and Distributed Execution*)

*IPFS* - Міжпланетна файлова система (*InterPlanetary File System*) *RB* - Запитувана пропускна здатність (*Requested Bandwidth*) *AB* - Доступна пропускна здатність (*Available Bandwidth*) *BL* - Рівень заряду батареї БПЛА (*Battery Level*)

*Repu* - Репутація транспортного засобу або БПЛА (*Reputation*) *NNM* - Механізм відповідності найближчого сусіда (*Nearest Neighbor Matching*)

*MG* - Ігри Маркова (*Markov Games*)

*MDP* - Процеси прийняття рішень Маркова (*Markov Decision Processes*) *TD* -

Помилка часової різниці (*Temporal Difference*)

*DDPG* - Глибокий детермінований градієнт політики (*Deep Deterministic Policy Gradient*)

*DDQN* - Подвійні глибокі *Q*-мережі (*Double Deep Q-Networks*) *SCA* -  
Послідовне опукле наближення (*Successive Convex Approximation*)

7

*PSO* - Оптимізація роїв частинок (*Particle Swarm Optimization*) *GA* -  
Генетичний алгоритм (*Genetic Algorithm*)

*MNA* - Мультимодальний кочовий алгоритм (*Multimodal Nomad Algorithm*)

*GSM* - Глобальний метод вибору (*Global Selection Mechanism*) *FLOP*

- Операції з плаваючою комою (*Floating Point Operations*) ТЗ -

Транспортний засіб

БПЛА - Безпілотний літальний апарат

РБ - Запитувана пропускна здатність

ДПЗ - Доступна пропускна здатність

РЗ - Рівень заряду

*СНМ* - Смарт-контракт на блокчейні

8

## ВСТУП

Сфера «Інтернету ТЗ » (*Internet of Vehicles, IoV*), в останні роки, набула розвитку з появою розумних міст. *IoV* об'єднує концепції транспортних спеціальних мереж (*Vehicular Ad Hoc Networks, VANET*) та Інтернету речей (*Internet of Things, IoT*), де використовуються ТЗ оснащені датчиками з підтримкою Інтернету [1,2,3]. Їхнє застосування прокладає шлях до різних варіантів використання, таких як: зменшення заторів, часу в дорозі та аварій [4], полегшення відтворення медіа та обміну файлами, тощо. Незважаючи на зручність використання, децентралізована природа *IoV* ускладнює вибір високоякісних і стабільних вузлів ретрансляції в мережі та підтримку покриття,

враховуючи обмежену кількість розгорнутих придорожніх пристроїв (*Roadside Units, RSU*).

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) викликають інтерес як у сферах *VANET*, так і в *IoV* завдяки їхньому автономному польоту, необмеженим моделям руху та кращим комунікаційним можливостям [5]. Вони пропонують гнучкість розгортання в мережах *IoV/VANET* порівняно з *RSU*, оскільки їх можна розгортати на льоту. Крім того, БПЛА покращують зв'язок, балансування навантаження та затримку розповсюдження інформації між наземними ТЗ з чудовими можливостями зв'язку. Мережі *IoV* з підтримкою БПЛА мають три проблеми, які на теперішній час намагаються вирішити:

- 1) вибір вузлів ретрансляції, де різні механізми можуть використовуватися для призначення ТЗ для ретрансляції БПЛА;
- 2) відстеження виконання механізму вибору;
- 3) координація між ретрансляційними БПЛА для максимізації зв'язку та покриття в мережі.

Для пристроїв *IoV/VANET* досліджуються різні механізми, включаючи методи на основі оптимізації, такі як квазіопукла оптимізація [6], вибір на основі аукціону [7], а також підходи до теорії ігор, такі як гедонічний, еволюційний, Штакельберга та ігри на відповідність. Однак ці механізми застосовуються або на

9

серверах, або на внутрішніх вузлах, що ставить під загрозу довіру та прозорість через можливість атак на сервери та зловмисну поведінку вузлів у мережі. Деякі дослідження пропонують використовувати блокчейн [11] для мереж *IoV* через його здатність забезпечувати надійну, децентралізовану та прозору структуру з відсутністю центральних просторів, у порівнянні з централізованими системами. Зокрема, він використовується для захисту транзакцій між комунікуючими вузлами в *IoV*, увімкнення автентифікації транспортного засобу (ТЗ), зберігання даних у Блокчейн та керування моделями штучного інтелекту (ШІ). Хоча блокчейн

покращує довіру та прозорість, зараз він не набув широкого використання у мережах *IoV* з підтримкою БПЛА.

Вибір БПЛА також має важливе значення для підтримки зв'язку та покриття ТЗ у *IoV*. Тут стабільність зв'язку є показником того, наскільки добре БПЛА підтримують комунікацію один з одним, що вимагає від них постійного розташування в радіусі зв'язку один від одного, для забезпечення надійної та взаємопов'язаної мережі. Щоб досягти цього, БПЛА потрібно розумно координувати та позиціонувати себе, щоб максимізувати охоплення відповідно до розподілу та мобільності ТЗ, не порушуючи підключення. Деякі дослідження стосуються координації між вибраними БПЛА шляхом оптимізації їх розміщення в зоні, наприклад, максимального покриття та зв'язку [17,18]. Однак через динамічність середовищ *VANET* такі статичні стратегії можуть призвести до неоптимальної продуктивності, втрати зв'язку та погіршення покриття. Крім того, останні роботи зосереджені на безперервному та інтелектуальному прийнятті рішень, коли БПЛА координують рух у навколишньому середовищі відповідно до мобільності ТЗ. У більшості цих робіт використовуються централізовані станції керування, які організують позиціонування та зв'язок БПЛА, які мають проблеми з масштабованістю з кількістю агентів.

Щоб усунути вищезазначені недоліки у виборі комунікаторів та координації БПЛА, у даній кваліфікаційній роботі пропонується розробка комплексної структури керування мережами *IoV* з підтримкою БПЛА, що використовує

10

блокчейн і багатоагентне навчання з підкріпленням (*Multi-Agent Deep Reinforcement Learnin, MDRL*). Передбачається, що структура на основі блокчейну забезпечує дві основні функції:

- 1) механізм вибору БПЛА на основі блокчейну для вибору ретранслятора;
- 2) децентралізовану багатоагентну координацію на основі *MDRL* для забезпечення масштабованої співпраці між БПЛА для підтримки зв'язку та покриття.

Вибір БПЛА на основі блокчейну дозволяє відбирати ТЗ для БПЛА, враховуючи їхні переваги прозорим і надійним способом. ТЗ спочатку визначають якісні показники БПЛА (*Quality-of-UAV, QoU*) для доступних БПЛА в межах свого діапазону та формують максимальну *QoU* разом зі своїми вимогами до смарт

контракту. Потім смарт-контракт розподіляє БПЛА між ТЗ, що пропонуються, враховуючи їх пропускну спроможність і ранжований список ТЗ на основі їх *QoV*. Для координації між ретрансляційними БПЛА проблема формулюється як гра Маркова, де модель *MDRL* навчається вирішувати дії щодо мобільності в середовищі в децентралізованих мультиагентних налаштуваннях, щоб підтримувати зв'язок між БПЛА та охопленням призначених ТЗ. Пропонується використати згорточну нейронну мережу (*Convolutional Neural Network, CNN*) для перетворення спостереження кожного БПЛА в мобільні дії та командну функцію винагороди для забезпечення співпраці між агентами. Навчання пропонується оптимізувати за допомогою проксимальної політики (*Proximal Policy Optimization, PPO*) за принципом централізованого навчання та розподіленого виконання (*Centralized Learning and Distributed Execution, CLDE*). Зберігання навчених моделей *MDRL* передбачається здійснювати за допомогою міжпланетної файлової системи (*InterPlanetary File System, IPFS*), яка назначається БПЛА після його вибору.

11

## РОЗДІЛ 1

### ОГЛЯД ДОСЛІДЖЕНЬ У СФЕРІ *IoV*

#### 1.1 Огляд обладнання *IoV*

Вибір вузлів ретрансляції в мережах *IoV/VANET* є важливою проблемою через вплив на стабільність мережі, а отже, і на продуктивність мережі. Хоча спочатку під час вибору вузлів ретрансляції розглядалися лише ТЗ, БПЛА стали рішенням для покращення підключення та покриття *IoV*.

Існуючі дослідження розглядають різні механізми для вибору релейних вузлів, такі як оптимізація, аукціони та теорія ігор. У роботах [6,7,9] запропоновано механізми, які працюють на крайніх серверах для формування мережі. У [6] автори оптимізують положення реле БПЛА з урахуванням траєкторії їх руху. Вони розглядають співпрацю між БПЛА, де потужність передачі для кожного БПЛА оптимізується разом із позиціями розгортання. У [7] застосовано

механізм аукціону для вибору делегованих завдань коаліціям БПЛА в *IoV* для підвищення ефективності зв'язку. Запити вважаються ознакою заохочення і використовуються для стимулювання участі БПЛА, коли механізм відбору формує стабільні коаліції. У [9] еволюційний алгоритм використовується для кластеризації ТЗ і розміщення послуг на БПЛА. Алгоритм враховує час життя кластера, час підключення та енергію БПЛА. У [7] пропонуються моделі гедонічної та відповідної гри відповідно з моделями гри, що працюють у децентралізованому порядку на вузлах мережі. У [7] автори пропонують використовувати модель гедонічної гри для формування стабільних коаліцій з урахуванням якості обслуговування (*QoS*) ТЗ. У [8] вони розширюють свою роботу та розглядають існування БПЛА як частини мережі *IoV*. Вони вважають двосторонні переваги БПЛА та ТЗ у механізмі узгодження для формування стабільних виборів.

12

Незважаючи на те, що для вибору вузлів, ТЗ і БПЛА застосовувалися різні механізми, усім вищезазначеним роботам бракує прозорості та відстеження у сформованих виборах, які покладаються на довіру серверів і вузлів.

## **1.2 Огляд технологій блокчейн для надійного виконання**

Кілька доменів, таких як доставка «останньої милі» [23, 24], *VANET* [12, 13, 15] і БПЛА [16], прийняли блокчейн як альтернативу традиційним централізованим системам. Блокчейн забезпечує довіру та прозорість для цих доменів, а також відсутність збою для розгорнутих систем. У [23] блокчейн розглядається в середовищі, де ТЗ та БПЛА повинні бути обрані для доставки на останню милю. Переваги обох були враховані в механізмі, розміщеному на блокчейні, що забезпечує прозорість і довіру до вибору. У [14] визначено різні випадки використання блокчейну в *IoV*, де автори зосереджуються на впливі блокчейн на безпеку транзакцій між комунікуючими вузлами в *IoV*. У [12, 13, 15] автори розглядали інтеграцію блокчейн з автомобільними мережами. У [12] автори пропонують механізм із підтримкою блокчейн для вибору вузлів

ретрансляції в автомобільних мережах прозорим і надійним способом. Блокчейн використовується для управління репутацією ТЗ і прозорого зберігання механізму вибору. Тим часом автори [13] запропонували використовувати блокчейн для захисту мереж *IoV* шляхом увімкнення автентифікації ТЗ і зберігання даних у Блокчейн. У [15] автори пропонують розділити ТЗ та *RSU* на різні зони, де ТЗ реєструються в блокчейні, а *RSU* безпечно спілкуються через блокчейн. У [16] автори розглянули безпеку мереж БПЛА, використовуючи блокчейн для захисту обміну даними та зв'язку.

Незважаючи на використання блокчейну у різних доменах, він ще не був прийнятий у мережах із підтримкою БПЛА, щоб запропонувати довіру та прозорість для вибору вузлів ретрансляції. Тим не менш, ключовими факторами, які слід враховувати для просування вперед, є складність і масштабованість

13

прийнятого блокчейну до домену. Фактично, якщо централізовані системи пропонують простіше керування та можуть обробляти складні механізми, децентралізовані системи, такі як блокчейн, пропонують кращу масштабованість і підвищену конфіденційність. Крім того, згідно з проведеним аналізом, єдиною роботою, яка розглядає вибір реле в ланцюзі, є [12], де вузли є лише ТЗ без урахування БПЛА. Таким чином, ключовими факторами для просування вперед є складність і масштабованість прийнятого блокчейн для домену.

### 1.3 Координація БПЛА

Розташування вибраних БПЛА є важливим аспектом *IoV* з підтримкою БПЛА для забезпечення гарного покриття та підключення. Кілька робіт у літературі розглядають цю проблему з використанням методів оптимізації. У [25] автори використовують послідовне опукле наближення (*Successive Convex Approximation, SCA*), щоб мінімізувати кількість розгорнутих БПЛА та оптимізувати їх траєкторію з метою підтримки зв'язку. Автори в [26] розгортають БПЛА в режимі реального часу на основі прогнозованого розподілу ТЗ, де мультимодальний кочовий алгоритм (*Multimodal Nomad Algorithm, MNA*)

використовується для визначення найкращих позицій обслуговування з метою підвищення ефективності *VANET* з допомогою безпілотників.

Інша робота в пропонує тривимірну техніку позиціонування БПЛА для підтримки зв'язку між ТЗ на землі за допомогою оптимізації частинок роєм (*Particle Swarm Optimization, PSO*) і генетичного алгоритму (*Genetic Algorithm, GA*). У [17] автори пропонують метод оптимізації на основі *PSO* для розгортання спільних БПЛА для міських *VANET*, де метою є оптимізація зони покриття. Подібна робота в пропонує алгоритм еліптичної кластеризації, який оптимізує розташування базових станцій БПЛА, серед інших факторів, для максимального покриття наземних користувачів. Хоча вищезазначені роботи, засновані на оптимізації, демонструють багатообіцяючі результати, вони мають недоліки з

14

точки зору адаптивності та масштабованості до різних складностей середовища. Варіації в невідомому середовищі можуть вимагати від БПЛА певного часу дослідження, перш ніж приймати рішення. Крім того, більшість із цих методів централізовано вирішують позиціонування БПЛА перед розгортанням і не мають динамічності та безперервного прийняття рішень, що є важливим у реалістичних сценаріях.

Щоб подолати вищезазначені недоліки, останні роботи вдалися до використання глибокого навчання з підкріпленням (*Deep Reinforcement Learning, DRL*) як методу отримання інтелектуальних агентів БПЛА, які здатні безперервно приймати рішення для ефективного покриття та підключення до *VANET*. У автори використовують *Q-Learning*, техніку *DRL*, щоб орієнтуватися в незнайомому середовищі та визначати оптимальні шляхи для мінімальної кількості БПЛА, забезпечуючи зв'язок для наземних ТЗ, що рухаються з різними швидкостями.

Інша робота в [20] використовує метод глибокого детермінованого градієнта політики (*Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG*) *DRL* для керування траєкторіями БПЛА з набором безперервних дій. У [21] автори пропонують метод *DRL*, враховуючи дальність зв'язку БПЛА, де центральний агент (базова станція) навчається оптимальному контролю та позиціонуванню БПЛА. Подібним чином автори в [22] використовують подвійні глибокі *Q*-мережі (*Double Deep Q-Networks*,

DDQN) як алгоритм *DRL* для отримання агента, який здатний контролювати БПЛА для максимального покриття та підключення. Основним загальним недоліком вищезазначених робіт є використання централізованого агента, який контролює всі БПЛА, що призводить до проблем із масштабованістю, єдиною точкою відмови та співпрацею між БПЛА. *MDRL* зазвичай використовується для вирішення таких проблем масштабованості, які раніше вирішувалися в багатьох програмах, таких як планування шляху, цільовий пошук і мобільні периферійні обчислення. У контексті *IoV* з підтримкою БПЛА автори в пропонують рішення *MDRL*, але зосереджуються лише на БПЛА, розміщених на одній/розрідженій магістралі з невеликою кількістю ТЗ, а не в міських районах, переповнених ТЗ.

15

#### 1.4 Висновок до першого розділу

У першому розділі проведено огляд сучасних досліджень у сфері Інтернету транспортних засобів (*IoV*), зокрема вибору ретрансляційних вузлів, застосування блокчейну для забезпечення довіри та прозорості, а також координації безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у таких мережах.

Визначено, що вибір вузлів ретрансляції є ключовим аспектом ефективності *IoV/VANET*. Традиційно цей процес базувався лише на транспортних засобах (ТЗ), проте залучення БПЛА значно покращує якість зв'язку та покриття. Розглянуті підходи, зокрема оптимізаційні методи, аукціони та теорія ігор, демонструють ефективність, проте мають проблеми з прозорістю та довірою через залежність від централізованих серверів.

Інтеграція блокчейну у сферу *IoV* показує перспективність у забезпеченні надійності та прозорості. Дослідження підтверджують його успішне застосування в автомобільних мережах, проте використання блокчейну для вибору ретрансляторів у мережах із підтримкою БПЛА ще не отримало широкого поширення. Основними викликами залишаються масштабованість та складність реалізації.

Також досліджено методи координації БПЛА, які є важливими для стабільного зв'язку та покриття. Оптимізаційні методи, такі як *Successive Convex Approximation (SCA)*, *Particle Swarm Optimization (PSO)* та *Genetic Algorithm (GA)*,

дозволяють визначати оптимальні позиції БПЛА, проте вони не адаптуються до динамічних змін у середовищі. Використання глибокого навчання з підкріпленням (*DRL*) відкриває нові можливості для автономного прийняття рішень, але централізовані моделі управління обмежують масштабованість.

Таким чином, подальший розвиток *IoV* потребує інтеграції блокчейну для підвищення довіри та прозорості, а також розробки багатоагентних підходів до координації БПЛА на основі методів штучного інтелекту. Поєднання цих технологій сприятиме створенню більш ефективних та надійних мереж *IoV* у майбутньому.

16

## **РОЗДІЛ 2**

### **РОЗРОБКА СИСТЕМИ *IOV* З ВИКОРИСТАННЯМ**

#### **БПЛА 2.1 Опис загальної структури системи**

Огляд запропонованої системи проілюстровано на рисунку 2.1 із загальною взаємодією між компонентами системи, де порядок взаємодій показано пізніше на рисунку 2.4. Це дозволяє елементам *IoV*, будучи ТЗ та ретрансляційними БПЛА, взаємодіяти прозоро, формувати стабільну мережу та підтримувати зв'язок. Фізичне середовище поділяється на географічні зони з унікальними ідентифікаторами, де ТЗ та ретрансляційні БПЛА призначаються до однієї зони на основі їхніх *GPS*-координат.

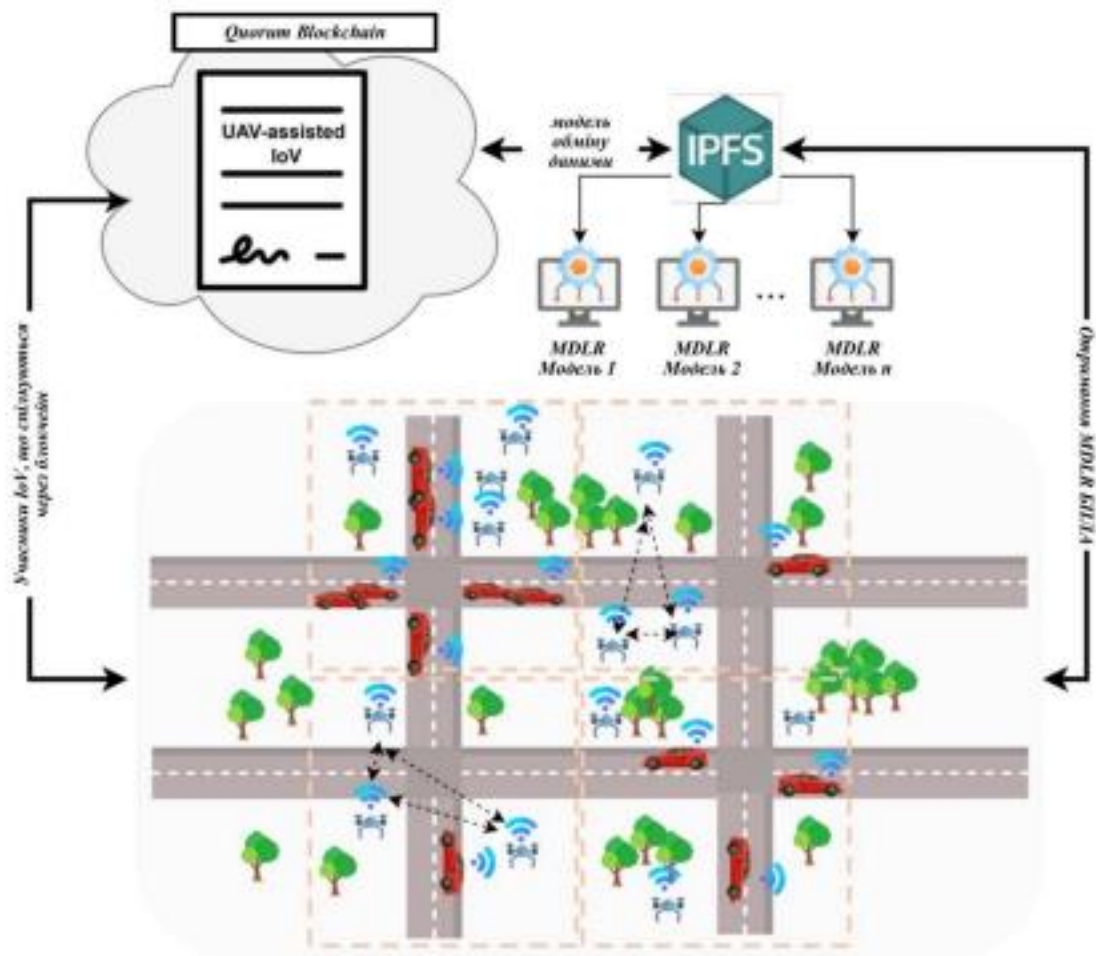


Рисунок 2.1 – Різні рівні системи в запропонованій структурі

Смарт-контракт призначений для керування реєстрацією учасників *IoV* та вибору БПЛА до ТЗ на вершині блокчейну консорціуму. Запропонований алгоритм *MDRL* використовується для навчання кількох моделей для різних варіацій середовища (різна кількість агентів, кількість ТЗ тощо). Навчені моделі *MDRL*

зберігаються в *IPFS*, яка є децентралізованою системою зберігання файлів, яка ефективно обробляє великі файли. У *IPFS* дані розподіляються по одноранговій мережі, де файли (тобто моделі) копіюються на кількох вузлах, гарантуючи, що вони залишаються доступними, навіть якщо деякі вузли виходять з ладу. У нашій структурі метадані, пов'язані з цими моделями, такі як їхні унікальні ідентифікатори *IPFS* (необхідні для доступу до файлу в *IPFS*), деталі власності та інформація про моделі, що стосується програми, зберігаються в *Blockchain*. *IPFS* використовується замість *Blockchain* для зберігання фактичних моделей через обмежену ємність *Blockchain* і високу вартість зберігання великих файлів. Після

вибору БПЛА смарт-контрактами їм призначається одна з доступних моделей *MDRL* залежно від середовища. Кожен БПЛА отримує копію моделі та діє децентралізовано на основі своїх спостережень, щоб підтримувати зв'язок і покриття для призначених ТЗ.

Члени фреймворків і їх ключові компоненти детально описані нижче: - члени *IoV*: це ТЗ та БПЛА, які утворюють мережу *IoV*. ТЗ зацікавлені в підтримці зв'язку з іншими вузлами в мережі, тоді як БПЛА доступні для розширення зв'язку мережі;

- структура на основі блокчейну: яка складається зі смарт-контракту, що працює на блокчейн-платформі, яка формує *IoV* за допомогою БПЛА та керує спільним використанням моделі *MDRL* з БПЛА;

- *UAV-assisted IoV*: це механізм, відповідальний за побудову *IoV* шляхом призначення ТЗ для БПЛА;

- моделі *MDRL* для координації БПЛА: які є різними навченими моделями для контролю та координації мобільності БПЛА в зоні, які призначаються їм відповідно до середовища після вибору;

18

- *IPFS*: який використовується для зберігання навчених моделей *MDRL* для призначення та використання БПЛА.

## **2.2 Обґрунтування вибору фреймворку на основі блокчейну**

Запропонована структура на основі блокчейну складається з розумного контракту, який полегшує взаємодію між ТЗ та БПЛА. *Quorum Blockchain*, який є консорціумом *Blockchain* на базі *Ethereum*, розглядається для розгортання розробленого смарт-контракту. *Quorum Blockchain* було обрано через його здатність запропонувати високу пропускну здатність транзакцій (до *3000 TPS*) із розумною затримкою. Запропонований смарт-контракт відповідає за зберігання та обмін інформацією, збір пропозицій щодо вибору від ТЗ і розподіл їх між БПЛА, а також передачу відповідних моделей *MDRL* БПЛА для підтримки стабільності вибору.

Розроблений смарт-контракт у запропонованій структурі складається з кількох структур даних, змінних, відображень і функцій. У таблиці 2.1 представлено три розроблені структури даних: *UAVInfo*, *VehicleInfo* та *VehicleSelection*.

Таблиця 2.1 – Структури даних

<i>UAVInfo</i>	
Розташування (рядок)	Висота (рядок)
Репутація (одиниці)	Рівень енергії (одиниці)
Доступна пропускна здатність (одиниці)	Мітка часу (одиниці)
<i>VehicleInfo</i>	
Розташування (рядок)	Оплата за Мбіт/с (одиниці)
Репутація (одиниці)	Мітка часу (одиниці)
<i>VehicleSelection</i>	
Транспортний засіб (адреса)	Значення $QoV$ (одиниці)
Запитана пропускна здатність (одиниці)	$QoV/\sqrt{RB}$ (одиниці)

*UAVInfo* зберігає інформацію, пов'язану з БПЛА, як-от його місцезнаходження та висоту, репутацію, рівень енергії, доступну смугу пропускання та позначку часу для останнього оновлення інформації. Варто зазначити припущення, що кожен БПЛА постійно зависатиме в тому самому місці до процесу вибору, та змінюватиме своє розташування лише після вибору, щоб підтримувати зв'язок із ТЗ, які його вибирають. З іншого боку, *VehicleInfo* зберігає інформацію про транспортний засіб, включаючи його місцезнаходження, репутацію, оплату, яку він готовий сплачувати за Мбіт/с, а також позначку часу останнього оновлення інформації. *VehicleSelection* зберігає інформацію, пов'язану з визначеним вибором транспортного засобу, таку як його адреса *Ethereum*,  $QoV$ ,

запитана пропускна здатність ( $RB$ ) і нормалізована  $QoV$  за корінь квадратний із запитаної пропускної здатності.  $QoV\sqrt{RB}$  враховується для ранжування ТЗ.

У таблиці 2.2 представлено змінні та включення, розроблені в смарт контракті. Включено три змінні масиву:

- 1) *Vehicle List*, який зберігає адреси *Ethereum* зареєстрованих ТЗ ;
  - 2) *UAV List*, який зберігає *Ethereum*-адреси зареєстрованих БПЛА;
  - 3) *Zones*, який містить унікальні ідентифікатори зон із членами *IoV*.
- Таблиця 2.2 – Змінні та словники

Змінні		
<i>Vehicle List</i> ( <i>address</i> [])	<i>UAV List</i> ( <i>address</i> [])	<i>Zones</i> ( <i>uint</i> [])
Словник		
<i>VehicleData List</i> ( <i>address</i> → <i>VehicleInfo</i> )		
<i>UAVData List</i> ( <i>address</i> → <i>UAVInfo</i> )		
<i>UAVs в Zone List</i> ( <i>ZoneID</i> → <i>address</i> [])		
<i>UAV Proposal List</i> ( <i>UAV address</i> → <i>VehicleSelection</i> [])		
<i>UAV Selection List</i> ( <i>UAV address</i> → <i>address</i> [])		
<i>Selected UAVs</i> ( <i>ZoneID</i> → <i>UAV address</i> [])		

Передбачається, що учасники *IoV* можуть ідентифікувати свої зони на основі своїх *GPS*-координат і попередньо визначеного перетворення *GPS* в ідентифікатор

20

зони. Два відображення призначені для зіставлення адрес ТЗ і БПЛА з їх інформацією, *VehicleData List* і *UAVData List* відповідно. Тим часом БПЛА в зоні прив'язує ідентифікатор зони до поточного списку БПЛА, які зараз перебувають у цій зоні. Для процесу механізму відбору розроблено два відображення:

- список пропозицій БПЛА
- список вибору БПЛА, де вони відображають адресу БПЛА зі списком

пропонованих ТЗ і вибраних ТЗ відповідно.

Нарешті, *Selected UAVs* відображає ідентифікатор зони на адреси вибраних *UAV*, що необхідно для координації через *MDRL*.

У таблиці 2.3 показано реалізовані функції в рамках смарт-контракту.

Таблиця 2.3 – Реалізовані функції в рамках смарт-контракту

Функція	Параметр	Повернення
<i>registerUAV()</i>	<i>UAVInfo parameters</i>	-
<i>registerVehicle()</i>	<i>VehicleInfo parameters</i>	-
<i>updateVehicleInfo()</i>	<i>VehicleInfo parameters</i>	-
<i>updateUAVInfo()</i>	<i>UAVInfo parameters</i>	-
<i>updateUAVZone()</i>	<i>UAV address and Zone</i>	-
<i>submitVehSelection()</i>	<i>UAV address, QoV, RB</i>	-
<i>allocateZone()</i>	<i>Zone ID</i>	<i>selections</i>
<i>resetListsForZone()</i>	<i>Zone ID</i>	-
<i>resetUAVSubmission()</i>	<i>UAV address</i>	-
<i>determineMDRLModel()</i>	<i>Info</i>	<i>Model ID</i>

Функції *registerUAV()* і *registerVehicle()* призначені для БПЛА та ТЗ, щоб надавати свою інформацію в запропонованій структурі, де смарт-контракт ініціалізує їх репутацію та створює відповідну інформаційну структуру з її міткою часу. Тим часом *updateVehicleInfo()* дозволяє транспортному засобу оновлювати свою інформацію, тоді як *updateUAVInfo()* і *updateUAVZone()* призначені для БПЛА, щоб оновлювати свою інформацію та зону. Збережена інформація

використовується ТЗ для визначення вибраних ними БПЛА та використання функції *submitVehSelection()* для надсилання інформації щодо пропозиції БПЛА.

Функція *submitVehSelection()* обчислює *QoV* і *QoV/RB*, про які йдеться в наступному розділі, і створює структуру *VehicleSelection* для зберігання інформації. Згодом функція *allocateZone()* використовуватиметься для визначення вибраних ТЗ для БПЛА в певній зоні на основі поданих пропозицій. *resetListsForZone()* скидає список БПЛА в зоні та список вибору БПЛА, тоді як *resetUAVSubmission()* видаляє записи списків пропозицій і вибору даного БПЛА.

### 2.3 Реалізація *IoV* за допомогою БПЛА

Для реалізації *IoV* пропонуються метрики *QoU* та *QoV* для визначення високоякісних ТЗ та БПЛА під час процесу відбору для формування високоякісного *IoV*. Для спрощення, процес відбору припускає, що розподіл виконується в момент часу, коли положення ТЗ і БПЛА є постійними, незважаючи на їх мобільність. Запропонована метрика *QoU* обчислюється локально на ТЗ для оцінки ретрансляції БПЛА в їхній зоні. Він об'єднує доступну смугу пропускання БПЛА, рівень енергії, репутацію та відстань між БПЛА та транспортним засобом. ТЗ отримують показники БПЛА шляхом доступу до БПЛА через змінні *List* та *UAVData List* у запропонованому смарт-контракті. Оскільки ці показники мають різні діапазони, кожен із них нормалізується, враховуючи його максимальне значення в діапазоні  $\{0-1\}$ . Потім *QoU* обчислюється як зважена сума окремих показників. *QoU* БПЛА *u* для засобу *v*,  $QoU_{uv}$ , розраховується на основі рівняння 2.1:

$$QoU_{uv} = 100 \times ((w_1 \times \frac{B_{u,v}}{B_{max}}) + (w_2 \times \frac{E_{u,v}}{E_{max}}) + (w_3 \times \frac{R_{u,v}}{R_{max}}) + (w_4 \times (1 - \frac{D_{u,v}}{D_{max}}))) \quad (1)$$

де сума  $w_1, w_2, w_3, w_4$  дорівнює 1.

*QoV* сформульовано таким чином, щоб бути вищим для БПЛА з більшою доступною смугою пропускання, щоб збільшити ймовірність вибору, вищою енергією, щоб зменшити повторний вибір БПЛА, вищою репутацією, оскільки це означає їхню надійність, і меншою відстанню, щоб зменшити час руху БПЛА.

Запропонована метрика  $QoV$  використовується БПЛА для оцінки ТЗ перед тим, як вибрати їх як вузли ретрансляції для маршрутизації. Вона поєднує запитувану пропускну здатність ТЗ, репутацію, плату за Мбіт/с і відстань до БПЛА. БПЛА отримують показники ТЗ, отримуючи доступ до змінних  $Vehicle List$  і  $VehicleData List$  у запропонованому смарт-контракті. Подібно до показників, що використовуються для  $QoU$ , показники  $QoV$  нормалізуються за максимальними значеннями, а зважена сума використовується для агрегування показників.  $QoV$  засобу  $v$  для БПЛА  $u$ ,  $(QoV_{uv})$ , розраховується на основі рівняння 2:

$$QoV_{uv} = 100 \times \left( \left( w_5 \times \frac{C_{uv}}{C_{max}} + w_6 \times \frac{R_{uv}}{R_{max}} + w_7 \times \frac{P_{uv}}{P_{max}} + w_8 \times \frac{D_{uv}}{D_{max}} \right) \right) \quad (2)$$

де сума  $w_5, w_6, w_7, i w_8$  дорівнює 1.

$QoV$  сформульовано таким чином, щоб бути вищим для ТЗ із вищою запитуваною пропускну здатністю, вищою оплатою за Мбіт/с, вищою репутацією та меншою відстанню між ТЗ та БПЛА. Варто зазначити, що вибрані вагові коефіцієнти можуть змінюватися залежно від того, чи створено  $IoV$  для загального використання, де можна використовувати однакові вагові коефіцієнти, чи адаптовано для конкретних застосувань, де більшу вагу можна встановити для показників більшої важливості.

Вибір БПЛА відбувається в два етапи:

- 1) Вибір ТЗ, де ТЗ вибирають БПЛА, які вони хочуть прокласти для них;
- 2) Вибір БПЛА, де БПЛА підтверджують ТЗ, за якими вони рухатимуться в межах певної зони.

Алгоритм 1 відображає перший етап, вибір транспортного засобу, який виконується на кожному транспортному засобі в зоні:

*вхід:*  $Z(v)$ : зона транспортного засобу  $v$ ,  $ZoneUAVInfo$ : інформація про БПЛА в  $Z(v)$ ,

*вихід:*  $maxUAVaddress$ .

1: retrieve  $ZoneUAV Info$  using  $Z(v)$ ,  $UAVs in Zone List$ , and  $UAVData List$  from the smart contract

2:  $maxQoU = 0$

```

3:  $maxUAVaddress = \phi$ 
4: for  $u \in ZoneUAVInfo$  do
5: Calculate  $QoUuv$  using Eq. 1
6: if  $QoUuv > maxQoU$  then
7:  $maxQoU = QoUuv$ 
8:  $maxUAVaddress = address\ of\ u$ 
9: end if
10: end for

```

Транспортний засіб починає з отримання інформації про БПЛА у своїй зоні *ZoneUAVInfo* через відображення БПЛА в списку зон і списку даних *UAV*. Далі транспортний засіб переглядає список БПЛА та обчислює  $QoU$  для кожного з них на основі отриманої інформації. БПЛА з максимальним  $QoU$  ідентифікується разом з його адресою *Ethereum*. Потім адреса використовуватиметься разом із запитаним значенням пропускнуої здатності для виклику функції *submitVehSelection()* у смарт контракті.

Алгоритм 2 представляє механізм вибору БПЛА, який виконується у функції *allocateZone()*:

```

1: for  $u \in Z$  do
2: Sort UAVS electionList based on  $QoVuv/\sqrt{RBv}$  in
descending order
3: for  $v \in UAVS\ electionList$  do
4: if  $RBv \leq ABu$  then
5: push address of  $u$  to UAVS electionListu
6:  $ABu = ABu - RBv$ 
7: end if
8: end for
9: end for

```

Алгоритм періодично виконується для зон у списку зон. Алгоритм повторює кожен БПЛА  $u$  в зоні в порядку їх появи в списку. По-перше, *UAVProposalListu* сортується на основі  $QoV/\sqrt{RBv}$  metric. Далі відсортований список повторюється,

запитувана пропускна здатність транспортного засобу перевіряється на доступну пропускну здатність. Якщо вона нижче або дорівнює доступній пропускній здатності, адреса  $v$  додається до  $UAVSelectionList_u$  і доступна пропускна здатність оновлюється.

Що стосується обчислювальної складності, то до пропозиції  $|V| \times |U|$  можна надсилати запити, при цьому кожна пропозиція виконується за час  $O(1)$  через структуру відображення в смарт-контракті. Отже, час роботи алгоритму вибору дорівнює  $O(|V| \times |U|)$ .

## 2.4 Розробка методу *MDRL* для координації БПЛА

Процес виконання завдань у пропонованій системі вмикається через *MDRL*. Враховуючи вибір БПЛА до ТЗ, зроблений на попередньому етапі, групі БПЛА в певній зоні доручається координація, щоб забезпечити зв'язок з доступними ТЗ в цьому районі.

Для підтримки зв'язку та гарного покриття БПЛА потрібно розумно пересуватися в зоні відповідно до розташування ТЗ, а також розташування інших БПЛА. Кожному БПЛА доручено підтримувати покриття вибраних ТЗ, одночасно покращуючи або зберігаючи зв'язок з іншими БПЛА. Це завдання є складним через динамічний характер середовища, де ТЗ постійно рухаються. Це вимагає співпраці та координації між БПЛА, а також прийняття розумних рішень на основі розташування та розподілу ТЗ. Варто зазначити, що кожна зона має власне завдання координації між вибраними БПЛА, яке визначається механізмом вибору реле. Якщо транспортний засіб залишає зону, запропонований механізм перенаправляє його на БПЛА в іншій зоні, який має власне завдання координації.

У даній кваліфікаційній роботі увагу було зосереджено на координації між БПЛА в певній зоні, припускаючи, що ТЗ рухаються лише в межах зони, не залишаючи її. Враховуючи природу проблеми послідовного прийняття рішень на основі зібраних спостережень, *MDRL* є ефективним методом отримання

інтелектуальних агентів. У *MDRL* агенти розвивають свій інтелект, вивчаючи політику прийняття рішень на основі свого досвіду в середовищі, прагнучі максимізувати числову винагороду, яку вони отримують. У цьому розділі представлено формулювання проблеми *MDRL* і моделювання рішень *MDRL* з точки зору дизайну спостережень, розробки винагород і методу оптимізації.

#### 2.4.1 Формулювання *MDRL* та оптимізація політики

У контексті *MDRL* ігри Маркова (*MG*) зазвичай використовуються для розширення процесів прийняття рішень Маркова (*MDP*) у багатоагентних налаштуваннях [18, 19, 20]. У проблемі охоплення та підключення на основі БПЛА різні стани середовища виражаються розподілом агентів (БПЛА) і ТЗ. *MG* визначається набором  $S$  кінцевих станів, кінцевими наборами дій  $A_1, A_2, \dots, A_N$  для кожного з  $N$  агентів скінченні множини спостереження  $O_1, O_2, \dots, O_N$ , функція переходу стану  $P(s', o | s, a)$ , яка обчислює ймовірність потрапляння в стан  $s'$  із спостереженням  $o$  після виконання дії  $a$  у стані  $s$ , функцією винагороди  $R : S \times A \rightarrow R'$  і коефіцієнтом дисконтування  $\gamma \in [0, 1]$ . Тут  $a = (a_1, \dots, a_N)$  і  $o = (o_1, \dots, o_N)$  позначають спільні дії та спостереження  $N$  агентів у даний момент. У налаштуваннях *MDRL* проблема покриття та з'єднання на основі БПЛА розгортається за окремими кроками. На кожному кроці агент  $i$  використовує свою політику  $\pi_i : O_i \times A_i \rightarrow [0, 1]$  для перекладу спостереження  $o_i \in O_i$  в дію  $a_i \in A_i$ , і отримує винагороду  $r_i$ .

Використовуючи попередній аналіз, у даній роботі використовується проксимальна оптимізація політики *PPO* для покращення політики прийняття рішень агентами. *PPO* — це метод градієнта політики (*PG*), який складається з двох компонентів: актора та критика. Мережа акторів (політики) приймає поточні спостереження як вхідні дані та виробляє розподіл ймовірностей щодо можливих дій. Критик (функція значення) передбачає майбутні винагороди, які використовуються для оновлення мережі акторів. Метою є оптимізація політики актора  $\pi_\theta$ , параметризований  $\theta$ , щоб максимізувати суму винагород в епізоді. *PPO*

досягає балансу між простотою та продуктивністю завдяки використанню обрізаної сурогатної цілі, що забезпечує стабільне та ефективне оновлення політики.

Алгоритм 3 описує навчання за *PPO* для *MDRL* за методом централізованого навчання та децентралізованого виконання (*CLDE*):

вхід: Мережі навколишнього середовища та політики

```
1: for  $i = 0, 1, \dots, \text{MaxSteps}$  do
2:  $o^0 = \text{ResetEnvironment}()$ 
3: for  $j = 0, 1, \dots, \text{MaxEpisodeLength}$  do
4: for  $k = 1, 2, \dots, \text{NumberOfAgents}$  do
5:  $P_k = \text{Actor}(o_k^j)$ 
6:  $a_k^j = \text{Sample}(P_k)$ 
7: end for
8:  $a^j = [a_1^j, a_2^j, \dots]$ 
9:  $o^{j+1}, r^j, f^j = \text{Step}(a^j)$  #execute actions
10:  $\text{Store\_Experiences}()$ 
11: if  $i \% H == 0$  then
12:  $\text{Update\_PPO}()$ 
13: end if
14: if  $f^j == 1$  then
15: break
16: end if
17: end for
18: end for
```

Навчання відбувається протягом епізодів проблеми, де середовище скидається до іншого початкового стану на початку кожного епізоду. Під час кроку  $j$  епізоду кожен агент  $k$  використовує свої спостереження ( $o_k^j$ ) у копії мережі акторів, щоб створити розподіл ймовірностей можливих дій ( $P_k$ ), з якого виконується вибірка дії ( $a_k^j$ ). Потім агенти виконують спільні дії ( $a^j$ ) у навколишньому середовищі та збирають і зберігають подальші спостереження ( $o^{j+1}$ ), розмір винагороди ( $r^j$ ) і прапор завершення ( $f^j$ ), що вказує, чи епізод

закінчився. Після закінчення епізоду ( $f^j$  дорівнює 1), новий епізод ініціюється зі скиданням. Епізод завершується, якщо завдання виконано успішно або якщо досягнуто максимальної тривалості епізоду. Коли кількість кроків навчання досягає горизонту ( $H$ ), мережі акторів і критиків оновлюються на основі зібраного досвіду. Цей процес триває, доки не буде досягнуто задану загальну кількість кроків навчання.

Прийняття рішення щодо БПЛА на певному етапі часу вимагає знання його власного місцезнаходження відносно зони розташування та зони покриття інших БПЛА, а також розташування ТЗ. Через просторову природу проблеми спостереження, зібрані агентом БПЛА, моделюються як 2D-карти розміром  $h \times w$ , що фіксують різну інформацію про БПЛА та ТЗ. У цій задачі та на заданому часовому етапі  $t$ , спостереження БПЛА  $i$  містяться в наборі з чотирьох двовимірних карт, як показано на рисунку 2.2.

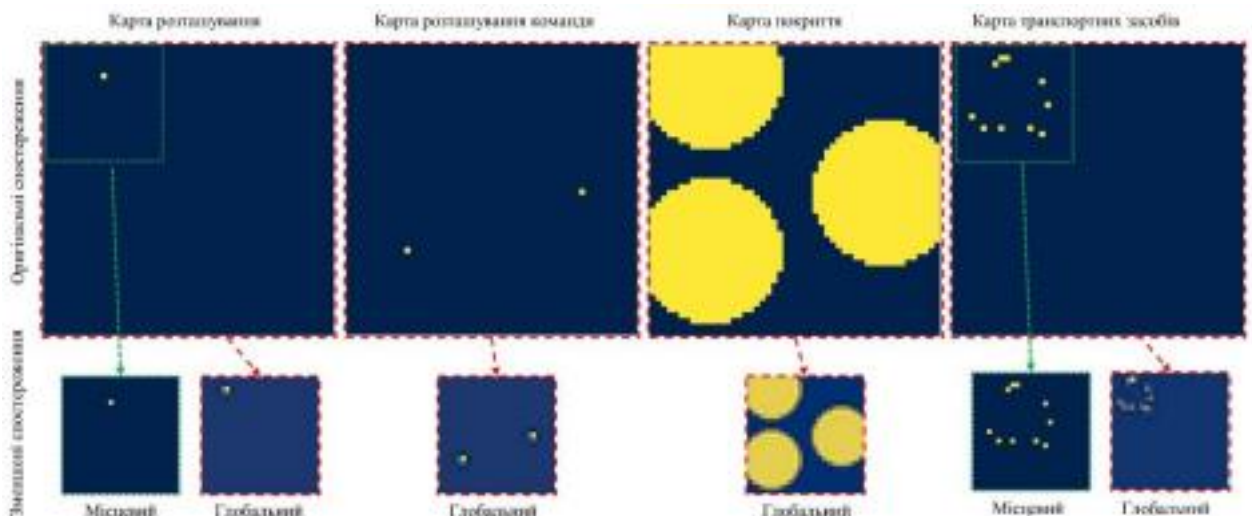


Рисунок 2.2 – Оригінальні спостереження, отримані за допомогою БПЛА в групі з 3 БПЛА, і їх зменшених аналогів (локальний зеленим і глобальний червоним)

Карта розташування висвітлює розташування БПЛА  $i$  в зоні, карта розташування команди висвітлює розподіл інших  $N - 1$  БПЛА в зоні, карта покриття показує зони, охоплені групою БПЛА, а карта ТЗ показує розташування призначених ТЗ до БПЛА  $i$ .

У цих спостереженнях дві карти розташування допомагають БПЛА співвіднести своє власне розташування щодо зони та розташування інших БПЛА.

Карта покриття допомагає зрозуміти покриття, яке надає команда БПЛА, що важливо для прийняття правильних рішень щодо підтримки або покращення

зв'язку між БПЛА на основі їх радіусу дії. Карта ТЗ допомагає БПЛА приймати правильні рішення для забезпечення покриття вибраних ТЗ. Тут кожен БПЛА має вибрані ТЗ, а отже, і власну карту ТЗ. Для максимального підключення БПЛА слід розташувати таким чином, щоб кожен БПЛА міг спілкуватися з будь-яким іншим БПЛА, або безпосередньо, якщо вони знаходяться в радіусі зв'язку, або опосередковано, пересилаючи повідомлення через інші БПЛА в мережі. Зв'язок може бути порушений, якщо БПЛА виходять за межі діапазону зв'язку, тому не вистачає ретрансляційних БПЛА для підтримки зв'язку між віддаленими БПЛА. З іншого боку, максимальне покриття означає, що всі ТЗ знаходяться в радіусі дії обраного БПЛА.

Щоб краще оптимізувати процес *MDRL*, вищезгадані спостереження проходять етапи попередньої обробки перед подачею в модель *MDRL*. Ці кроки спрямовані на зменшення розмірності спостережень, зберігаючи важливу інформацію, що призводить до швидшого навчання та меншої складності обчислень. Тут 4 оригінальні спостереження скорочуються до 6 менших спостережень, як представлено на рис. 2.2. Враховуючи вихідні карти сітки розміром  $h \times w$ , нові спостереження мають розмірність  $n \times n$ , де  $h, w > n > 1$ , а  $n$  є непарним. У цій роботі  $n$  вважається настроюваним гіперпараметром, де менші значення призводять до нижчої обчислювальної складності та більших втрат інформації порівняно з вищими значеннями. Щоб зберегти важливу інформацію під час скорочення спостережень, скорочені спостереження належать до одного з двох типів: локальні та глобальні. Локальні спостереження допомагають БПЛА приймати рішення локально на основі навколишніх спостережень, тоді як глобальні спостереження допомагають приймати рішення на основі колективного стану навколишнього середовища. На кроці часу  $t$  локальні спостереження отримують шляхом захоплення вікна  $n \times n$  з центральним положенням БПЛА. У випадках, коли БПЛА знаходиться поблизу кордонів зони, центр вікна зміщується

відповідно до кордонів (як показано на рис. 2.2). Що стосується локальних спостережень, карта місцевого розташування показує розташування БПЛА щодо вікна, тоді як карта місцевих ТЗ показує розподіл ТЗ у вікні. Місцеві

спостереження мають допомогти БПЛА підтримувати зону покриття вибраними апаратами. В ідеалі БПЛА повинен навчитися зберігати центральне положення відносно ТЗ, підтримувати міцний зв'язок і передбачати рух ТЗ за межами його зони дії. З іншого боку, глобальні скорочені спостереження отримують шляхом застосування зменшення вибірки для зменшення початкового спостереження до розмірності  $n \times n$ . Під час глобальних спостережень карти глобального розташування, глобального розташування команд, глобального покриття та глобальних ТЗ отримують шляхом зменшення вихідної дискретизації відповідних оригінальних карт. Глобальні спостереження в основному допомагають БПЛА співпрацювати з іншими БПЛА. Тут просторові тренди спостережень зберігаються, незважаючи на незначну втрату інформації через зменшення дискретизації. Спостерігаючи за покриттям, БПЛА повинен навчитися наближатися до інших БПЛА, щоб покращити зв'язок. У той же час важливо підтримувати глобальне спостереження за вибраними ТЗ, щоб БПЛА не порушував свого локального покриття, намагаючись покращити зв'язок. Підводячи підсумок, дилема БПЛА полягає в тому, щоб підтримувати гарне покриття вибраних ТЗ, одночасно намагаючись покращити зв'язок з іншими БПЛА. Ці дві цілі іноді можуть зіштовхуватися залежно від розташування БПЛА та ТЗ, а також від дальності зв'язку БПЛА, що ускладнює проблему *MDRL*.

#### 2.4.2 Визначення простору дій БПЛА

Передбачається, що БПЛА приймає рішення дискретним способом. На кожному кроці часу БПЛА вибирає або рухатися в певному напрямку, або залишатися нерухомим. Для простоти передбачається, що БПЛА працюють у двовимірній площині. Простір дії поділений на  $K$  можливих напрямків  $\{1, 2, \dots, k, \dots, K\}$ , де напрямок руху (або кут) обчислюється як:

$$\theta_k = 2\pi \frac{k-1}{K} \quad (3)$$

У даній кваліфікаційній роботі БПЛА має постійну швидкість і 9 можливих дій, 8 з яких є кардинальними та порядковими напрямками ( $K = 8$ ) і одна дія залишається нерухомою.

### 2.4.3 Розробка архітектури політики

Інтелектуальне прийняття рішень у запропонованій системі здійснюється за допомогою політики, яка визначається як згорточна нейронна мережа *CNN*, яка ідеально підходить для захоплення просторових кореляцій у зібраних спостереженнях. На рис. 2.3 показано архітектуру *CNN*, що використовується для мереж актора та критика, яка базується на архітектурі *LeNet-5*.

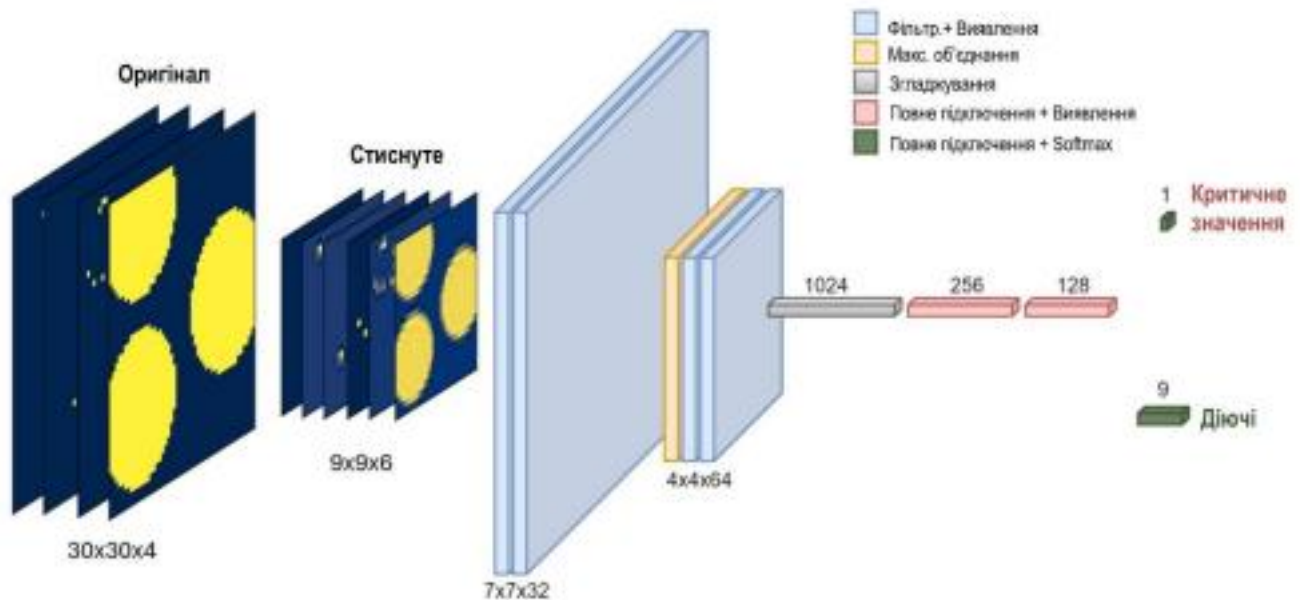


Рисунок 2.3 – Архітектура, яка використовується для мереж акторів і критиків

Мережа акторів перетворює скорочені спостереження БПЛА в розподіл імовірностей за допомогою функції *Softmax* для 9 можливих дій. Критична мережа бере скорочені спостереження та виробляє оцінку функції значення для оновлення мереж. У пропонуваному методі навчання *CLDE* кожен агент БПЛА діє на основі копії актора, а набутий досвід і винагороди потім використовуються для централізованого оновлення загальної політики, перш ніж знову розповсюджуватися серед агентів. Після завершення навчання агенти

розгортаються на БПЛА, де кожен БПЛА отримує копію мережі з відповідною політикою та працює незалежно на основі власних спостережень. Варто зазначити, що вхідні карти для актора та критика зазвичай нормалізуються для оптимальної продуктивності.

#### 2.4.4 Реалізація функції винагороди

Функція винагороди має важливе значення для спрямування навчання та забезпечення швидкої конвергенції. Для цього використовується формована і спільна функція винагороди. Сформована функція гарантує, що агенти отримують зворотний зв'язок частіше протягом епізоду. Це не схоже на функцію розрідженої винагороди, яка дає відгук лише кілька разів протягом епізоду, зазвичай лише після успішного завершення епізоду. Спільна функція винагороди — це функція, за якої всі агенти отримують однакову винагороду на основі колективної поведінки. Тут, після набору дій агентів за певний час, усі агенти отримують однакову винагороду на основі нового стану середовища. Це спонукає агентів виконувати дії, які приносять користь команді, що важливо для спільних завдань.

На заданому кроці часу  $t$  після того, як агенти виконали спільну дію  $a^t$ , середовище повертає винагороду  $R_t$  на основі такої функції:

$R_t = (coverage - 1) + (connectivity - 1)$  (4) У цій функції *coverage* обчислюється як частка ТЗ від усіх ТЗ, які охоплені відповідними БПЛА, що призводить до значення від 0 до 1. Транспортний засіб вважається охопленим, якщо він знаходиться в радіусі зв'язку призначеного йому БПЛА. Показник зв'язку має двійкове значення (0 або 1), де 1 означає, що всі БПЛА в мережі пов'язані, а 0 вказує на інше. БПЛА вважаються пов'язаними, якщо існує шлях зв'язку, що з'єднує два БПЛА в мережі, або безпосередньо (тобто в радіусі зв'язку один одного), або опосередковано (через проміжні БПЛА, які знаходяться в радіусі зв'язку один одного). У рівнянні 4, кожен атрибут має штрафне значення (-1), що, як правило, допомагає швидше досягти бажаного результату під час навчання. Отже, максимальне значення в часовому кроці дорівнює 0, що вказує на повне підключення та покриття, тоді як мінімальне значення дорівнює -2, вказуючи на відсутність підключення та покриття.

#### 2.5 Структурна схема розробленої системи *IoV*

На рисунку 2.4 показано взаємодію між різними компонентами в запропонованій структурі. Вона представляє взаємодію між ТЗ, БПЛА, запропонованим смарт-контрактом і системою *IPFS*.

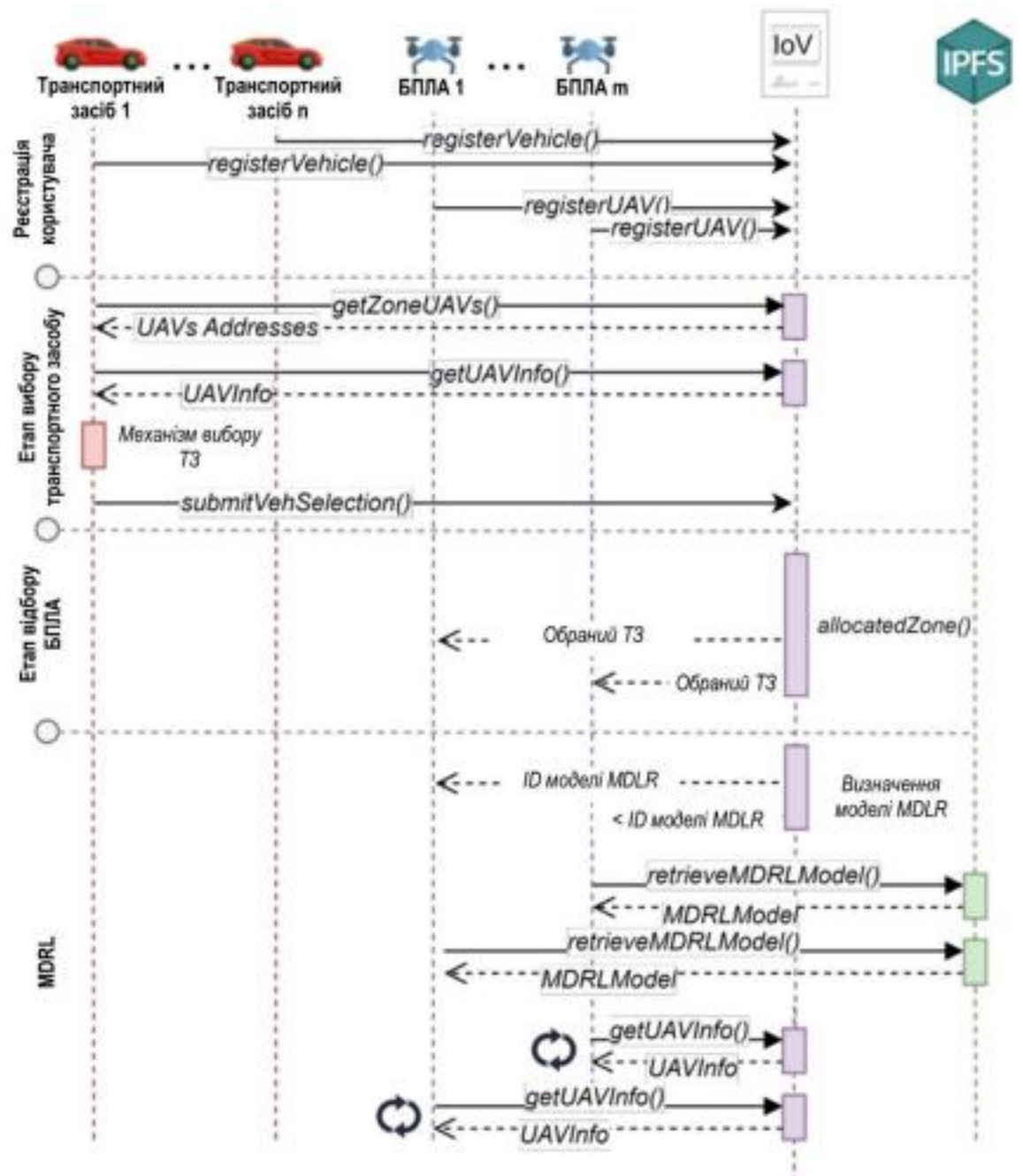


Рисунок 2.4 – Загальна схема процесу

Взаємодія охоплює наступні етапи:

- реєстрація користувача. ТЗ та БПЛА реєструються в *IoV*, надаючи необхідну інформацію функціям `registerVehicle()` і `registerUAV()` відповідно. Відповідна функція інкапсулює інформацію в транспортний засіб або об'єкт БПЛА та додає об'єкт до відповідного списку *Vehicle List/UAV List*. Передбачається, що кожен транспортний засіб/БПЛА має одну адресу *Ethereum*, пов'язану з обліковим записом для репутації;
- етап вибору транспортного засобу. ТЗ отримують БПЛА у своїй зоні,

викликаючи функцію *getZoneUAV()*, яка повертає адреси БПЛА у вигляді списку. Потім транспортний засіб може отримати детальну інформацію про БПЛА шляхом послідовного виклику функції *getUAVInfo()* з адресою кожного БПЛА та отримання БПЛА. Після отримання інформації про БПЛА транспортний засіб запускає механізм вибору, запропонований в алгоритмі 1, щоб визначити вибраний БПЛА. Потім вибір надсилається через функцію *submitVehSelection()*;

- етап відбору БПЛА. Функція *allocateZone()* виконується для вибору БПЛА для кожної зони на основі поданих ТЗ пропозицій згідно з алгоритмом 2. Після завершення відбору БПЛА повідомляються про ТЗ, за якими вони повинні рухатися;
- координація. Після підбору ТЗ до БПЛА починається етап узгодження. *IoV* визначає модель *MDRL* для відправлення на основі характеристик БПЛА та повертає ідентифікатор для отримання його з *IPFS*. Після отримання моделі *MDRL* БПЛА може виконувати дії, запропоновані моделлю на основі своїх спостережень, щоб оптимізувати своє місцезнаходження, постійно отримуючи інформацію про інші БПЛА з *IoV*.

Під час фази координації певні практичні проблеми, такі як розряд батареї БПЛА, можуть вплинути на стійкість системи. Незважаючи на те, що запропонована структура зосереджена на оптимізації охоплення та підключення за допомогою ефективної координації, важливо визнати, що БПЛА не можуть

34

залишатися активними нескінченно через енергетичні обмеження. Щоб вирішити цю проблему, одним простим рішенням є заміна виснажених (або несправних) БПЛА на БПЛА з доступного пулу шляхом вибору БПЛА, дотримуючись процесу, описаного в пункті 2.2. Крім того, запропонований метод може бути доповнений існуючими рішеннями, які вирішують проблеми управління енергією, такими як розгортання зарядних станцій, які дозволяють БПЛА заряджати під час роботи [13, 17].

## 2.6 Висновок до другого розділу

У другому розділі представлено розробку системи *IoV* з використанням БПЛА, що поєднує технології блокчейну та багатоагентного глибокого навчання з підкріпленням (*MDRL*).

Запропонована система передбачає багаторівневу архітектуру, в якій транспортні засоби (ТЗ) та БПЛА взаємодіють через смарт-контракти на платформі блокчейну *Quorum*. Смарт-контракт керує реєстрацією учасників *IoV*, вибором БПЛА для ретрансляції сигналу та передачею моделей *MDRL* для децентралізованої координації. Дані зберігаються в децентралізованій файльовій системі *IPFS*, що підвищує стійкість та доступність моделі.

Для вибору вузлів ретрансляції розроблено нові метрики — *QoU* (якість БПЛА) та *QoV* (якість ТЗ). Запропонований механізм відбору працює у два етапи: спочатку ТЗ обирають БПЛА, ґрунтуючись на *QoU*, а потім БПЛА остаточно розподіляють доступну пропускну здатність між ТЗ на основі *QoV*. Такий підхід забезпечує ефективний розподіл ресурсів та високу якість зв'язку.

Для координації обраних БПЛА використовується *MDRL*, що дозволяє БПЛА приймати автономні рішення щодо переміщення в зоні дії для підтримки зв'язку та покриття. Формулювання проблеми через процеси Маркова та використання проксимальної політики оптимізації (*PPO*) дають змогу навчання агентів у децентралізованих умовах без втрати ефективності.

35

Запропонований підхід забезпечує баланс між адаптивністю, прозорістю та масштабованістю, усуваючи проблеми централізованих рішень. Впровадження такої системи може значно покращити зв'язок у транспортних мережах майбутнього, зменшити затримки та підвищити стійкість *IoV*.

36

### РОЗДІЛ 3

#### МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОЦІНКА СИСТЕМИ *IoV*

Оцінка, проведена для запропонованої основи та методу *MDRL*, розділена на три основні компоненти. По-перше, продуктивність механізму вибору БПЛА

оцінюється в момент часу. По-друге, продуктивність моделі *MDRL* аналізується та порівнюється з існуючими тестами. По-третє, обговорюється аналіз витрат і масштабованості запропонованої структури та вбудованих механізмів, щоб перевірити її економічну ефективність і масштабованість.

### 3.1 Налаштування симуляції

У таблиці 3.1 представлені використані налаштування для оцінки механізму вибору БПЛА.

Тут оцінка проводиться в *MATLAB 2023b*, де створюється набір даних ТЗ і БПЛА, як описано в [10]. Фіксована кількість ТЗ генерується в зоні моделювання, тоді як зростаючий відсоток БПЛА генерується разом з ТЗ для оцінки масштабованості. Атрибути ТЗ і БПЛА ініціалізуються випадковим чином на основі рівномірного розподілу. Максимальне значення для кожного атрибута вказано в таблиці, де максимальна відстань базується на діапазоні зони, тоді як інші показники базуються на діапазонах показників. Ваги, що використовуються в рівнянні 1 і 2 встановлені на 0,25, щоб дати рівний внесок у нормалізовані атрибути. Зона моделювання зафіксована на рівні 50км × 50км, щоб контролювати складність середовища. Змінюючи кількість БПЛА та ТЗ у зоні, експерименти ефективно регулюють щільність агентів. Це створює такий самий рівень складності, як фіксація розміру команди та зміна розміру області, оскільки обидва сценарії змінюють щільність агентів і впливають на динаміку покриття та з'єднання. Це дозволяє проводити систематичну оцінку масштабованості та адаптивності запропонованих методів.

Таблиця 3.1 – Налаштування симуляції

Параметр	Значення
Зона моделювання	$50 \times 50 \text{ km}^2$
Кількість ТЗ	200

Кількість БПЛА	[20, . . . , 160]
Кількість ітерацій	5
Широта та довгота	Рівномірний розподіл [0-50]
Максимальна відстань	3Km
$RB_v$	Рівномірний розподіл [1-4 Mbps]
$Max RB$	4 Mbps
$Rep_{u/v}$	Рівномірний розподіл [1-100]
$Max Rep$	100
$PayPerMbps_v$	Рівномірний розподіл [0-7 \$Mbps]
$Max PayPerMbps$	7
$AB_u$	Рівномірний розподіл [0-20 Mbps]
$Max AB$	20 Mbps
$BL_u$	Рівномірний розподіл [1-100]
$Max BL$	100
$w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, w_8$	0.25

Моделювання для *MDRL* виконувалося за допомогою *Python* на робочій станції *Intel E5-2650 v4 Broadwell*, яка має 128 Гб оперативної пам'яті, 800 Гб *SSD* і графічний процесор *NVIDIA P100 Pascal* із 16 Гб пам'яті *HBM2*. Для всіх експериментів кожна модель була навчена 1 мільйону кроків за допомогою *MDRL*. На початку кожного епізоду ТЗ випадковим чином розміщувалися в середовищі та призначалися кожному БПЛА на основі механізму відбору. БПЛА розміщувалися таким чином, щоб прикривати призначені йому ТЗ . Епізод тривав 100 кроків, метою якого була максимізація охоплення та підключення. Для кожних 40 000 кроків навчання агенти поміщалися в тестове середовище для 4000 кроків, де вони діяли «жадібно» (завжди виконуючи найціннішу дію) на основі своєї останньої

наносилася на графік. Гіперпараметри, що використовуються в методі *PPO*, підсумовані в таблиці 6, яка базується на оригінальній роботі в. Для механізму вибору та завдання координації БПЛА використовувалась одна і та ж установка моделювання. Однак важливо зазначити, що ці два компоненти спрямовані на різні аспекти структури.

Механізм відбору працює на глобальному рівні, враховуючи всю територію при розподілі БПЛА на ТЗ. Це передбачає поділ території на зони та призначення БПЛА конкретним зонам на основі механізму відбору. Після відбору кожна команда БПЛА діє незалежно у своїй виділеній зоні на основі моделі *MDRL* для оптимізації покриття та з'єднання, отже, сфера дії *MDRL* – це лише одна зона. Тим не менш, для обох частин проведені експерименти з різною кількістю ТЗ /БПЛА, щоб продемонструвати адаптивність запропонованих методів до різних умов навколишнього середовища.

### 3.2 Результати механізму відбору

Запропонований механізм відбору оцінюється за модифікованою версією механізму відповідності найближчого сусіда (*Nearest Neighbor Matching, NNM*) для порівняння отриманої відповідності на основі різних методологій відповідності. *NNM* використовує оцінку схильності і прийнятний список для створення добре підібраних груп з членами з однаковими балами без урахування переваг членів. Щоб забезпечити узгодженість із запропонованими механізмами щодо відповідних атрибутів, показник схильності замінено запропонованими показниками *QoU* та *QoV*. Результати демонструють продуктивність у момент часу, коли транспортним засобам призначаються БПЛА в їхніх зонах. Тоді БПЛА будуть відповідати за підтримку покриття та зв'язку на всій мобільності ТЗ.

Рис. 3.1a і 3.1b представлено кількість ТЗ, прийнятих на один БПЛА, і відсоток вибраних БПЛА. Можна побачити, що для невеликої кількості БПЛА ( $\leq 20$ ) обидва механізми мають однакову кількість ТЗ на БПЛА, але можна

невелику різницю у відсотковому співвідношенні вибраних БПЛА. Коли кількість БПЛА збільшується ( $> 20$ ), запропонований підхід все ще максимізує кількість ТЗ, вибраних на БПЛА, вимагаючи відбору набагато меншого відсотка БПЛА порівняно з контрольним показником. Тест пропонує меншу кількість ТЗ на БПЛА,

оскільки враховує лише подібність значень  $QoU$  та  $QoV$ , а не перевагу БПЛА та їх здатність обслуговувати інші ТЗ, що, отже, впливає на відсоток обраних БПЛА, коли більше БПЛА є частиною мережі.

Рисунки 3.2а і 3.3b показують середні значення  $QoU$  і  $QoV$  для вибраних ТЗ і БПЛА. Запропонований механізм перевершує контрольний показник як за  $QoU$  вибраних БПЛА (щонайменше на 13%), так і за  $QoV$  вибраних ТЗ (щонайменше 10%).

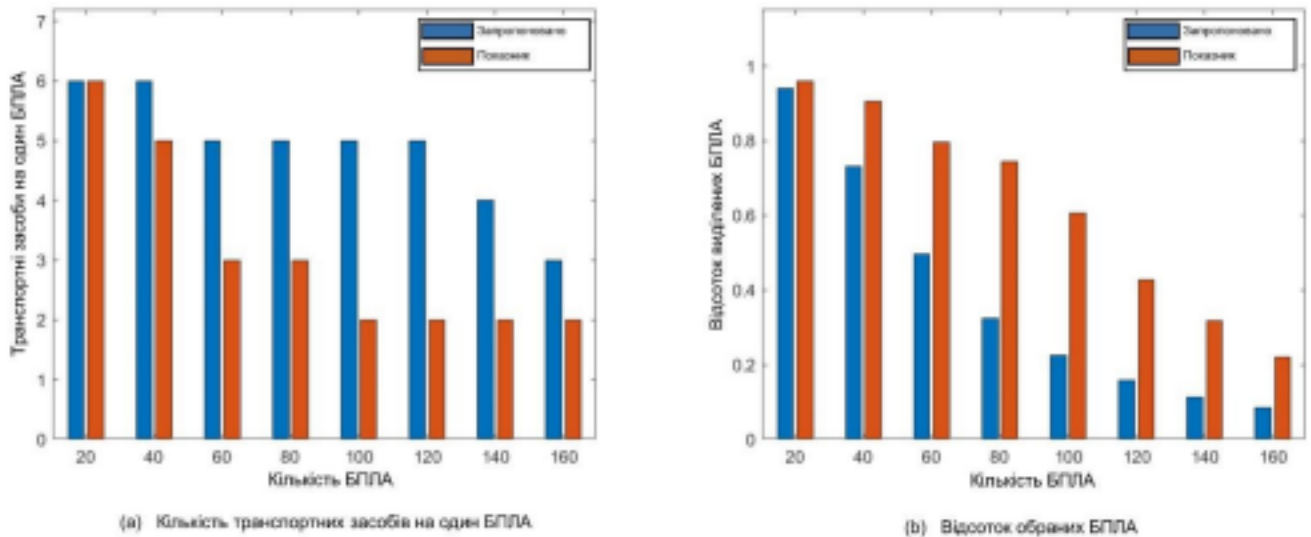


Рисунок 3.1 – Кількість прийнятих транспортних засобів на один БПЛА та відсоток вибраних БПЛА

Запропонований механізм демонструє зростаючу середню  $QoU$  з вищим відсотком доступних БПЛА, тоді як порівняльний тест призводить до стабільної продуктивності з точки зору середньої  $QoU$  незалежно від кількості доступних БПЛА.

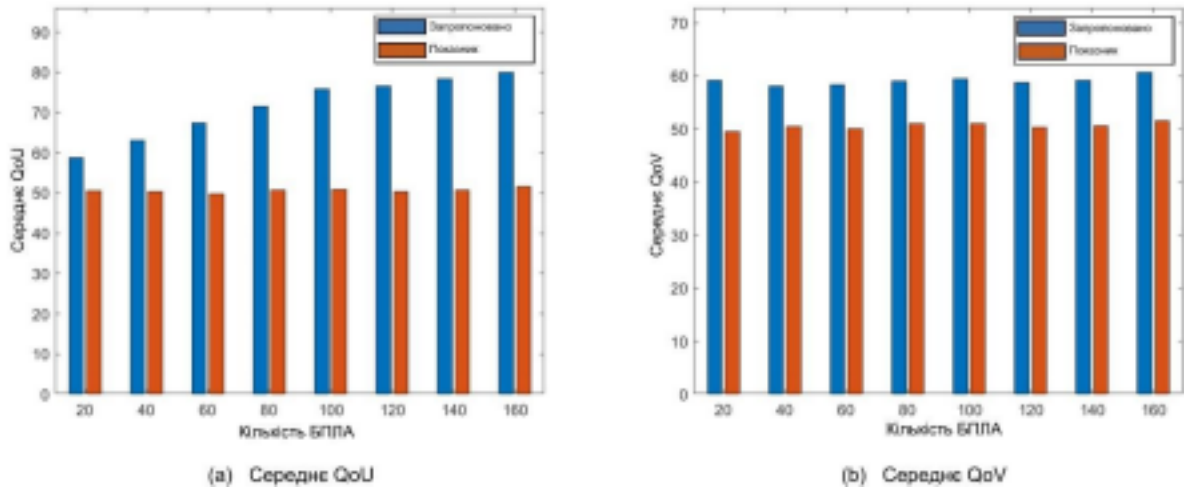


Рисунок 3.2 – Середні значення  $QoU$  та  $QoV$ , що досягаються на основі механізму вибору

Водночас запропонований механізм демонструє послідовне збільшення середнього  $QoV$  вибраних ТЗ порівняно з еталонним показником (у середньому на 10%). Вищий середній  $QoU$  за запропонованим механізмом пояснюється тим фактом, що  $GSM$  є оптимальним для сторони, яка ініціює пропозиції (ТЗ), і максимізує метрику, яку вони використовують під час вибору ( $QoU$ ). Тим не менш, оскільки це залежить від уподобань, а не від подібності, це надає вищу продуктивність  $QoV$  порівняно з еталонним тестом.

### 3.3 Результати координації на основі $MDRL$

У цьому розділі перевіряється ефективність методу  $MDRL$  за різної кількості агентів (БПЛА) і різної кількості ТЗ. На рис. 3.3 показано криві навчання з точки зору епізодичних винагород для різних сценаріїв.

Як видно, незалежно від складності проблеми, метод  $MDRL$  здатний виконуватися без затримок. Можна побачити, що зі збільшенням кількості ТЗ зближення відбувається трохи повільніше. Це очікувано, оскільки завдання покриття та підключення стають складнішими зі збільшенням кількості ТЗ. Однак у всіх ситуаціях навчання збігається до значення винагороди від -4 до -5.

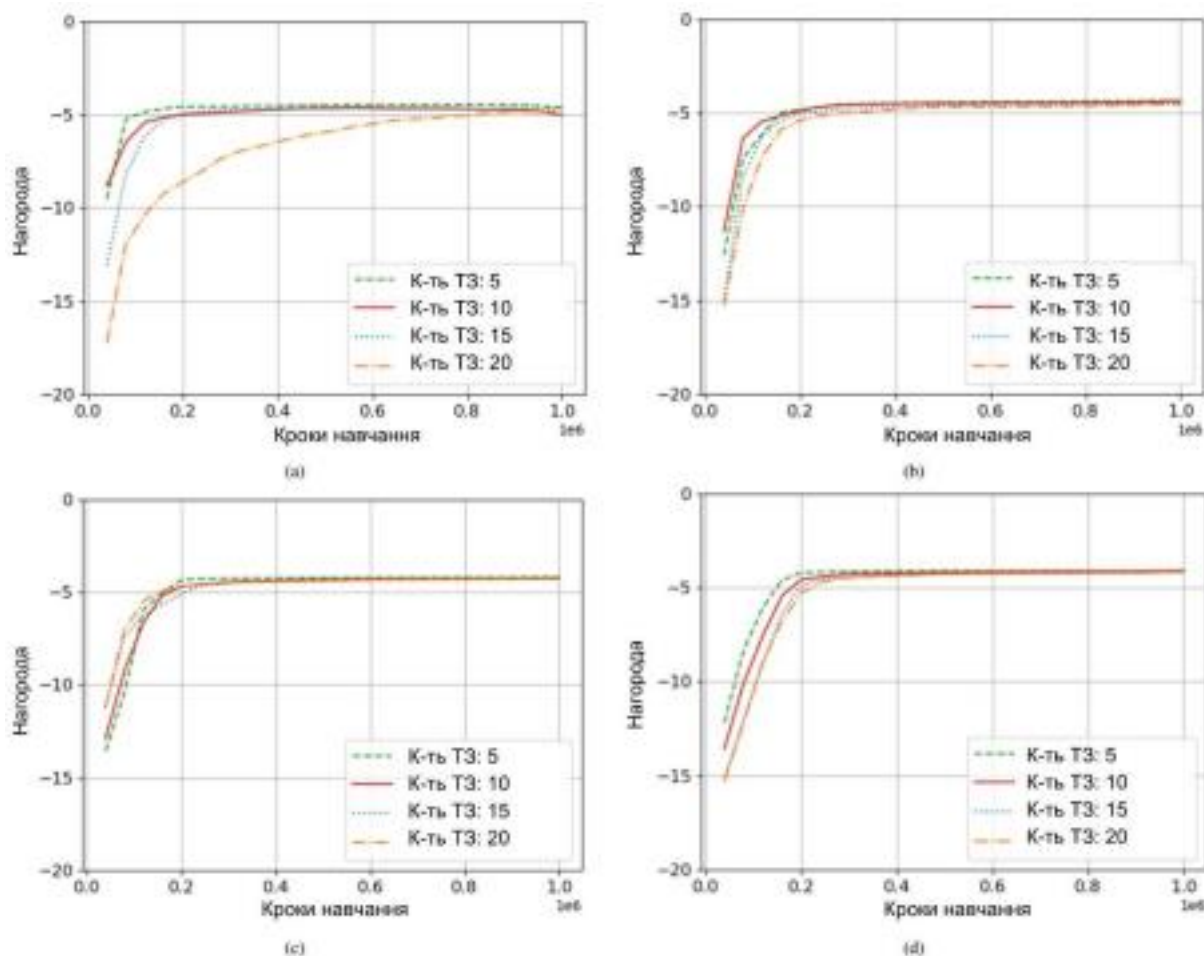


Рисунок 3.3 – Середня епізодична винагорода протягом навчання за різну кількість транспортних засобів, для сценарію (a) двох БПЛА, (b) трьох БПЛА, (c) чотирьох БПЛА, (d) і п'яти БПЛА

На підставі функції винагороди, введеної в рівнянні 4, негативна винагорода накопичується, якщо підключення або покриття не максимізовано. Перевіривши поведінку агентів наприкінці навчання, було очевидно, що більшість негативної винагороди накопичується на початкових етапах епізоду. Це головним чином тому,

що БПЛА розміщені випадковим чином, тому їм потрібен час для координації та досягнення повного зв'язку та покриття. Наприклад, для випадку 5 агентів (рис. 3.3d), де навчання збігається з винагородою  $-4$ , агентам потрібно в середньому 4 часові кроки для досягнення повного підключення та покриття. Повний зв'язок тут означає, що кожен БПЛА має принаймні один інший БПЛА в зоні дії. Проблема,

яку розумно вирішують БПЛА, полягає в тому, щоб досягти зв'язку, зберігаючи

зону покриття призначених мобільних ТЗ. Помічено, що хоча агенти намагаються досягти повного підключення, у рідкісних випадках деякі ТЗ можуть тимчасово залишати зону покриття призначених їм БПЛА. Однак це відбувається лише на перших кількох кроках, і коли БПЛА досягають повного підключення, вони можуть підтримувати повне покриття протягом усього епізоду. Це відображає інтелектуальне прийняття рішень, розроблене агентами через процес *MDRL*.

На рисунку 3.4 запропонований метод *MDRL* порівнюється з існуючим методом централізованого прийняття рішень.

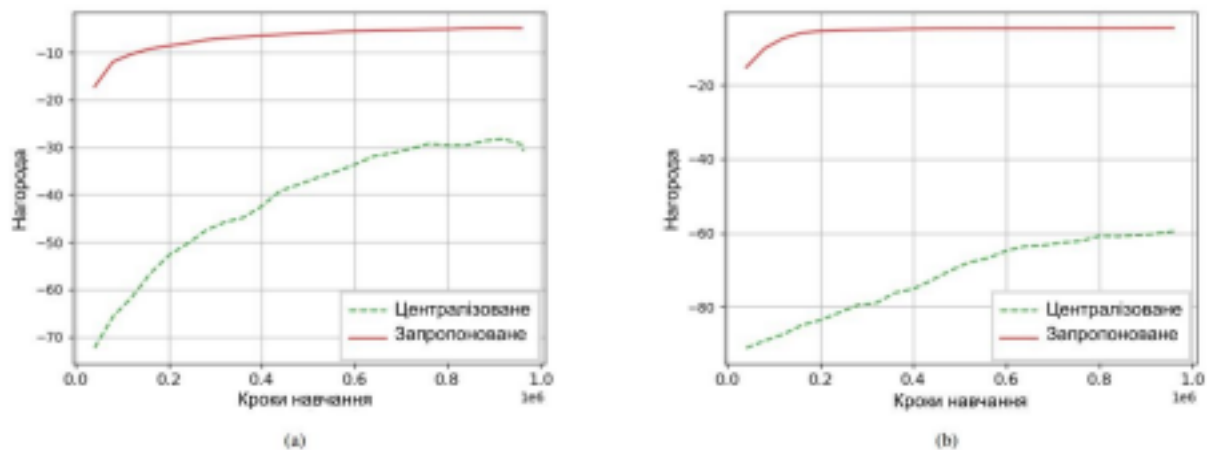


Рисунок 3.4 – Порівняння між запропонованим *MDRL* і централізованим з 20 транспортних засобів і групи з (a) двох БПЛА та (b) трьох БПЛА

Хоча ці рішення використовують різні методи *DRL* для перетворення спостережень у дії, такі як *Q-Learning* і *DDPG*, прийняття рішень здійснюється централізовано одним агентом, який контролює всі БПЛА. Щоб проаналізувати цю поведінку, запропонований в кваліфікаційній роботі метод було модифіковано так, щоб він мав централізований характер, де один агент проводить об'єднані спостереження за всіма БПЛА та створював комбінацію дій, які контролюють їхні рухи. Це було використано як еталон для аналізу ефективності централізованих методів. На рис. 3.4 показано продуктивність для двох розмірів команди, а саме 2 і 3 БПЛА. Як видно, еталонний тест має труднощі з навчанням, особливо зі збільшенням розміру команди. Це головним чином через складність простору, де простір дій для централізованого агента експоненціально зростає з кількістю

БПЛА. Наприклад, для двох БПЛА, кожен з яких має 9 дій, агент має справу з 81

комбінацією цих дій, яка зростає до 729 у випадку 3 агентів. Це значно ускладнює навчання, як показано на рисунку. З іншого боку, агенти діють розподіленим чином у запропонованому методі *MDRL* на основі їхніх незалежних спостережень, що робить навчання масштабованим для більших розмірів команди. Це також можна побачити при аналізі кількості тренувальних параметрів у моделі зі збільшенням розміру команди. Для запропонованого методу існує 1,692 млн параметрів, які можна навчити, незалежно від розміру команди. Однак для централізованого методу кількість параметрів, які можна навчити, експоненціально зростає з більшою кількістю агентів, переходячи від 1,692 М для 2 БПЛА до 9,31 М для 5 БПЛА, що свідчить про проблеми масштабованості. З точки зору часової складності, алгоритми *RL*, що покладаються на помилку часової різниці (*Temporal Difference, TD*), такі як *PPO*, мають часову складність  $O(d)$ , де  $d$  є складністю використовуваної моделі (тобто нейронної мережі) [19]. *PPO* використовує *TD* у партіях та епохах, що призводить до складності  $O(K \times B \times d)$ , де  $K$  – кількість епох, а  $B$  – розмір використовуваної партії. Оскільки  $K$  і  $B$  є гіперпараметрами, основним фактором впливу на часову складність тут буде складність моделі політики  $d$ . Щоб оцінити цю складність, ми використовуємо метрику *FLOP* (операції з плаваючою точкою), яка зазвичай використовується на практиці для оцінки обчислювальної вартості навчання моделей *DL* і *DRL* і яку можна легко перевести на швидкість навчання та енергоспоживання залежно від використовуваної машини. Показник *FLOPs* обчислюється шляхом відстеження загальної кількості операцій із плаваючою комою на всіх рівнях моделі *DL*. У цьому контексті запропонований метод має приблизно 1 *MFLOP* (106) на основі використаної архітектури *CNN*. Це незалежно від кількості агентів, що свідчить про його масштабованість. З іншого боку, значення *FLOP* для централізованого методу варіюються від 1 *MFLOP* для 2 БПЛА до 41 *MFLOP* для 5 БПЛА, що свідчить про проблеми з масштабованістю методу.

Спираючись на попередній аналіз, рисунку 3.5 додатково оцінює продуктивність систем з точки зору підключення та покриття з урахуванням різної кількості ТЗ.

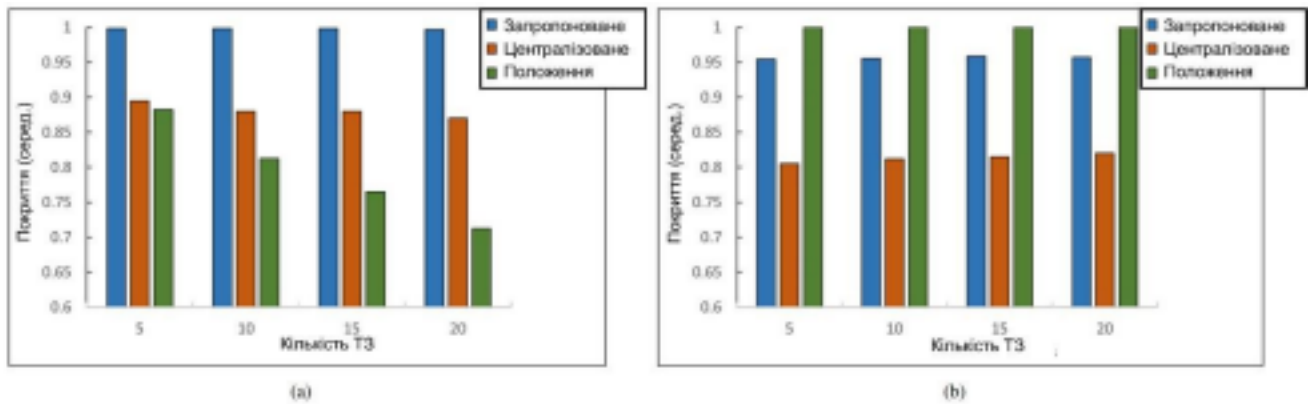


Рисунок 3.5 – Покриття та підключення, що досягаються командами різного розміру з різною кількістю ТЗ

Кожна точка даних є середнім значенням 20 експериментів, де розмір команди випадковим чином встановлюється від 2 до 5 БПЛА. Тут навчені агенти БПЛА поміщаються в середовище для епізодів із 100 часовими кроками та мають завдання максимізувати охоплення та підтримувати зв'язок. Покриття відображає в середньому частку ТЗ, пройдених за один крок, тоді як зв'язок відображає частину кроків, де БПЛА підтримували повний зв'язок один з одним (тобто кожен БПЛА має принаймні один інший БПЛА в зоні дії). Ефективність запропонованого децентралізованого методу *MDRL* порівнюється з двома контрольними тестами, а саме з централізованим розміщенням *DRL* і БПЛА. Для централізованого *DRL* навчений агент, отриманий після 1 мільйона кроків навчання (згідно з рис. 3.4), використовується для керування всіма БПЛА. На рисунку можна помітити, що запропонований метод перевершує централізований *DRL* з точки зору покриття та підключення, навіть незважаючи на те, що обидва методи були навчені з використанням однакового досвіду. Це означає проблему масштабованості, яка існує в умовах мультиагентного налаштування через прокляття розмірності, можна помітити, що охоплення значно погіршується зі збільшенням кількості ТЗ. Це на

відміну від запропонованого методу, де спостерігають БПЛА їхні ТЗ та інші БПЛА та адаптуються відповідно до зв'язку, методи розміщення передбачувано зберігають повний зв'язок, оскільки БПЛА зберігають статичну поведінку після позиціонування. З іншого боку, запропонований має трохи нижчий показник

підключення. Це пояснюється тим фактом, що БПЛА після того, як обрали свої ТЗ, починають виконувати координаційні завдання, не обов'язково маючи зв'язок, і, отже, вони відповідають за досягнення зв'язку згодом. Відповідно до результатів можна помітити, що в середньому оцінка зв'язку становить  $0,95$ , що вказує на те, що БПЛА потрібно лише 5% епізоду (5 кроків), щоб досягти зв'язку після вибору, зберігаючи при цьому покриття вибраних ТЗ.

### 3.4 Висновок до третього розділу

У третьому розділі проведено моделювання та оцінку запропонованої системи *IoV* із використанням БПЛА, що поєднує механізм вибору ретрансляторів і багатоагентне глибинне навчання з підкріпленням (*MDRL*).

Результати симуляцій показали, що запропонований механізм вибору БПЛА перевершує традиційні підходи, такі як алгоритм найближчого сусіда (*NNM*), забезпечуючи вищу ефективність розподілу ресурсів. Підхід на основі *QoU* та *QoV* дозволяє вибирати БПЛА з оптимальними характеристиками, що покращує якість зв'язку та покриття мережі.

Оцінка *MDRL* підтвердила здатність БПЛА ефективно координувати свої дії, підтримуючи зв'язок між собою та з ТЗ. Порівняно з централізованими підходами, запропонований децентралізований метод забезпечує кращу масштабованість і адаптивність до динамічних змін у середовищі. БПЛА навчилися швидко коригувати свої позиції, що дозволяє мінімізувати переривання зв'язку та оптимізувати покриття.

Порівняльний аналіз також продемонстрував, що централізовані рішення значно поступаються запропонованому *MDRL* через зростання обчислювальної

46

складності та погіршення продуктивності при збільшенні кількості агентів. Запропонований метод показав стабільну ефективність навіть у складних умовах із високою мобільністю ТЗ.

Загалом, результати оцінки підтверджують, що поєднання механізму вибору БПЛА та *MDRL* дозволяє створити стійку, ефективну та масштабовану систему

*IoV*. Це рішення відкриває нові можливості для використання БПЛА в інтелектуальних транспортних мережах, покращуючи їхню продуктивність і надійність.

47

## ВИСНОВОК

У цій кваліфікаційній роботі запропоновано комплексну систему управління мережею Інтернету транспортних засобів (*IoV*) із використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА), що базується на технологіях блокчейну та мультиагентного глибокого навчання з підкріпленням (*MDRL*). Основна мета розробленої системи – підвищення ефективності та надійності мереж *IoV* шляхом децентралізованого вибору ретрансляторів і автономної координації БПЛА для забезпечення стійкого зв'язку та покриття.

Запропонована система реалізує механізм вибору БПЛА, що базується на блокчейні, який дозволяє ТЗ прозоро та надійно обирати оптимального ретранслятора. Процес вибору здійснюється через смарт-контракт, що аналізує показники якості транспортного засобу (*QoV*) та якості БПЛА (*QoU*). Після вибору відповідного БПЛА він отримує навчену модель *MDRL*, яка дозволяє йому автономно керувати своєю траєкторією для максимального покриття та підтримки зв'язку з іншими БПЛА. Для навчання *MDRL* використано алгоритм оптимізації проксимальної політики (*PPO*) у поєднанні зі згортковими нейронними мережами (*CNN*) та командною функцією винагороди, що сприяє ефективному узгодженню дій агентів у середовищі.

Результати моделювання підтвердили ефективність запропонованого підходу. Механізм вибору БПЛА продемонстрував вищу продуктивність порівняно з традиційними методами, забезпечуючи кращий баланс між використанням ресурсів і якістю зв'язку. Крім того, метод *MDRL* довів свою ефективність у створенні адаптивних агентів БПЛА, здатних автономно підтримувати стабільний зв'язок і розширювати покриття мережі *IoV*. Порівняння з централізованими методами підтвердило, що децентралізований підхід дозволяє зменшити обчислювальні витрати та покращити масштабованість системи.

Попри високу ефективність, запропоноване рішення має певні обмеження. По-перше, система не враховує механізми керування енергоспоживанням БПЛА,

48

що є критично важливим для тривалої експлуатації мережі. По-друге, моделювання проводилося в ідеалізованому середовищі без урахування фізичних перешкод, що можуть впливати на зв'язок між агентами. У подальших дослідженнях доцільно розглянути інтеграцію зарядних станцій, алгоритми оптимізації енергоспоживання та вплив реальних зовнішніх факторів на продуктивність системи.

Таким чином, розроблена система *IoV* із підтримкою БПЛА та блокчейну є перспективним рішенням для побудови масштабованих, адаптивних і стійких транспортних мереж майбутнього. Поєднання децентралізованого вибору ретрансляторів із методами штучного інтелекту відкриває нові можливості для підвищення продуктивності та надійності *IoV*, що є важливим кроком у розвитку інтелектуальних транспортних систем.

49

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Hemmati, M. Zarei, A. Souri. UAV-базований Інтернет транспортних засобів: систематичний огляд літератури. *Intelligent Systems with Applications*, 18 (2023) 200226.
2. Alagha, R. Mizouni, S. Singh, H. Otrok, A. Ouali. SDRS: Стабільна система набору даних у краудсенсингу *IoT* для завдань локалізації. *Journal of Network and Computer Applications*, 177 (2021) 102968.
3. Alagha, S. Singh, H. Otrok, R. Mizouni. RFLS: Стійка система локалізації, що захищена від збоїв у додатках *IoT* та краудсенсингу. *Journal of Network and Computer Applications*, 170 (2020).
4. M. Krishna. Огляд протоколів маршрутизації у *VANET* із підтримкою БПЛА. *International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)*, Vol 8 (2020).

5. Tang, X. Wei, C. Liu, H. Jiang, H. Wu, Q. Li. Інтернет транспортних засобів із підтримкою БПЛА: ролі, питання безпеки та випадки використання. *Security and Privacy in Social Networks and Big Data, Springer Singapore, 2020, pp. 153–163.*
6. Y. Su, M. Liwang, Z. Chen, X. Du. Оптиміальне розміщення ретрансляторів БПЛА в Інтернеті транспортних засобів. *IEEE Transactions on Vehicular Technology, 72 (2023) 13392–13405.*
7. J. S. Ng, W. Y. B. Lim, H.-N. Dai, Z. Xiong, J. Huang, D. Niyato, X.-S. Hua, C. Leung, C. Miao. Спільна аукціонна коаліційна структура для ефективного обміну даними у федеративному навчанні в *IoV* з підтримкою БПЛА. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 22 (2021) 2326–2344.*
8. H. Abualola, H. Otrok. Стабільні коаліції для міських *VANET*: підхід гедонічної гри. *Vehicular Communications, 30 (2021) 100355.*
9. H. Sami, R. Saado, A. E. Saoudi, A. Mourad, H. Otrok, J. Bentahar. Опортуністичне розгортання БПЛА для інтелектуального управління *IoV*. *IEEE Transactions on Network and Service Management, 20 (2023) 3428–3442.*
10. H. Abualola, H. Otrok, H. Barada, M. Al-Qutayri, Y. Al-Hammadi. Теоретична модель відповідності для стабільного вибору ретранслятора у *IoV* з підтримкою БПЛА. *Vehicular Communications, 27 (2021) 100290.*
11. S. Nakamoto. *Bitcoin*: однорангова електронна грошова система. *Cryptography Mailing list at <https://metzdowd.com> (2009).*
12. M. Kadadha, H. Otrok. Вибір ретранслятора з підтримкою блокчейн для *QoS OLS* у міських *VANET*: модель гри Штакельберга. *Ad Hoc Networks, 117 (2021) 102502.*
13. Hammoud, H. Sami, A. Mourad, H. Otrok, R. Mizouni, J. Bentahar. AI, блокчейн та периферійні обчислення для безпечного *IoV*: виклики та перспективи. *IEEE Internet of Things Magazine, 3 (2020) 68–73.*
14. S. Sharma, K. K. Ghanshala, S. Mohan. Інтернет транспортних засобів на основі блокчейну (*IoV*): ефективна безпечна мережа *VANET*. *IEEE 2nd 5G World Forum (5GWF), 2019, pp. 452–457.*
15. S. Tu, H. Yu, A. Badshah, M. Waqas, Z. Halim, I. Ahmad. Захищений *IoV* з

децентралізованим механізмом консенсусу блокчейну. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 72 (2023) 11227–11236.

16. T. Alladi, V. Chamola, N. Sahu, M. Guizani. Застосування блокчейну в БПЛА: огляд. *Vehicular Communications*, 23 (2020) 100249.

17. M. M. Islam, M. T. R. Khan. Динамічне розташування БПЛА для покращення покриття у VANET. *Vehicular Communications*, 36 (2022) 100498. 18. H. Sedjelmaci, M. A. Messous. Легка та ефективна система VANET із підтримкою БПЛА. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 30 (2019) e3520.

19. Raza, S. H. R. Bukhari. Архітектура VANET із підтримкою БПЛА для розумного транспорту. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 17 (2021) 15501477211031750.

20. M. Samir, D. Ebrahimi, C. Assi, S. Sharafeddine, A. Ghrayeb. Використання БПЛА для покриття у безосередкових мережах транспортних засобів: підхід

51

глибинного навчання з підкріпленням. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 20 (2021) 2835–2847.

21. T. Yuan, C. E. Rothenberg, K. Obraczka, C. Barakat, T. Turletti. Використання БПЛА для справедливого розподілу 5G-каналу у зв'язку між транспортними засобами через глибинне навчання з підкріпленням. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 18 (2021) 4063–4074.

22. O. S. Oubbati, M. Atiquzzaman, A. Baz, H. Alhakami, J. Ben-Othman. Розгортання БПЛА для міських транспортних мереж: підхід глибинного навчання з підкріпленням. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 70 (2021) 13174–13189.

23. M. Kadadha, R. Mizouni, S. Singh, H. Otrok, A. Mourad. Використання краудсорсингових транспортних засобів та БПЛА для доставки «останньої милі» за

допомогою блокчейн-співставлення. *Vehicular Communications*, 47 (2024) 100761.

24. M. Kadadha, S. Singh, R. Mizouni, H. Otrok. Контекстно-орієнтована блокчейн основа для краудсорсингу: відкриті виклики та можливості. *IEEE Access* (2022). 25. M. Samir, S. Sharafeddine, C. Assi, T. M. Nguyen, A. Ghrayeb. Планування траєкторії та розподіл ресурсів кількох БПЛА для доставки даних у транспортних мережах.

*IEEE Networking Letters*, 1 (2019) 107–110.

26. N. Lin, L. Fu, L. Zhao, G. Min, A. Al-Dubai, H. Gacanin. Нова багатомодальна колаборативна модель мережі VANET з підтримкою БПЛА. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 19 (2020) 4919–4933.

КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ  
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА  
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»

**РЕЦЕНЗІЯ**

на кваліфікаційну роботу

випускника спеціальності: 123 «Комп'ютерна інженерія»

відділення: комп'ютерної та програмної інженерії

циклова комісія: комп'ютерних систем та мереж

Руслана КУРМАНЕНКО

(ім'я, прізвище)

*Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню інноваційного підходу до забезпечення зв'язку в рамках концепції Інтернету транспортних засобів (IoV) за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА). У сучасних умовах стрімкого розвитку інтелектуальних транспортних систем потреба у стабільному та безпечному мережевому з'єднанні є критично важливою. Автор запропонував технічно обгрунтовану структуру, що поєднує блокчейн-технології з багатоагентним глибинним навчанням з підкріпленням (MDRL), що дозволяє забезпечити прозору, надійну та адаптивну координацію БПЛА в мережі IoV.*

*У роботі детально проаналізовано сучасний стан технологій, розглянуто можливості впровадження автономних агентів у динамічне середовище транспортної інфраструктури, а також наведено обгрунтування доцільності використання розподіленого навчання та блокчейн-ресстрів для підвищення довіри між учасниками системи. Проведене моделювання підтвердило ефективність запропонованого підходу: БПЛА змогли забезпечити стійке покриття та швидку реакцію на зміну мережевих умов, зберігаючи баланс між енергоспоживанням, якістю з'єднання та безпекою передавання даних.*

*Робота відзначається високим рівнем технічної складності та міждисциплінарністю. Автор продемонстрував впевнене володіння сучасними підходами у сфері штучного інтелекту, бездротових комунікацій і кібербезпеки, вміло поєднавши ці елементи у єдину функціональну модель. Пояснювальна записка оформлена відповідно до вимог, матеріал викладено чітко та логічно, що свідчить про розуміння теми.*

*Враховуючи актуальність дослідження, інноваційність рішень та якість виконання, кваліфікаційна робота заслуговує на оцінку «добре».*

Рецензент \_\_\_\_\_

*викладач*

(науковий ступінь, посада)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2025 р.

(підпис)

Тетяна РУБАН

(ім'я, прізвище)

З рецензією ознайомлений \_\_\_\_\_

(підпис)

Руслан КУРМАНЕНКО

(ім'я, прізвище)