

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-85-19>

УДК 004.97: 629.3

ПАВЛЮК Олена

Національний університет "Львівська політехніка"

<https://orcid.org/0000-0003-4561-3874>

e-mail: olena.m.pavliuk@lpnu.ua

ПРОСТОРОВО-ЧАСОВЕ БАГАТОАГЕНТНЕ ПЛАНУВАННЯ МАРШРУТІВ В УМОВАХ ОБМЕЖЕНИХ РЕСУРСІВ

У сучасних промислових та логістичних середовищах ефективна робота автономних керованих транспортних засобів (AGV) та мобільних роботизованих платформ (MRP) критично залежить від їхньої здатності планувати та адаптувати траєкторії в динамічних, багатоагентних умовах, враховуючи енергетичні обмеження. У цій статті представлено федеративний багатоагентний просторово-часовий алгоритм планування шляху, який інтегрує локальне автономне планування з ітеративною координацією між агентами, щоб уникнути зіткнень та блокувань. Запропонований метод безпосередньо включає динамічні перешкоди, статичні обмеження та залишкові рівні заряду батареї у функцію витрат, що дозволяє вибирати маршрут з урахуванням енергоспоживання. Результати моделювання для чотирьох агентів демонструють, що всі агенти успішно досягають своїх цілей, підтримуючи рівні заряду батареї вище мінімальних порогових значень. Алгоритм досягає ефективного уникнення зіткнень, мінімізує час очікування та балансує довжину шляху з енергоефективністю. Порівняно з традиційними централізованими методами, федеративний підхід зменшує обчислювальну складність та ефективно масштабується залежно від кількості агентів. Ці результати підкреслюють практичну застосовність методу для багатоагентних операцій у реальному часі з обмеженою енергією в промислових умовах.

Ключові слова: багатоагентне планування шляху, федеративна координація, мобільні роботизовані платформи, енергозалежна маршрутизація, динамічні перешкоди, просторово-часове планування

PAVLIUK Olena

Lviv Polytechnic National University

SPACE-TIME MULTI-AGENT ROUTE PLANNING IN CONDITIONS OF LIMITED RESOURCES

In modern industrial and logistics environments, the efficient operation of Autonomous Guided Vehicles (AGVs) and Mobile Robotic Platforms (MRPs) critically depends on their ability to plan, coordinate, and dynamically adapt trajectories in complex multi-agent settings while simultaneously respecting strict energy constraints and safety requirements. Warehouses, manufacturing plants, and distribution centers increasingly rely on fleets of autonomous robots operating in shared spaces, where path conflicts, resource contention, and unpredictable environmental changes may significantly degrade performance. Under such conditions, trajectory planning must account not only for geometric feasibility and collision avoidance, but also for temporal coordination, battery limitations, task priorities, and overall system throughput.

This paper presents a federated multi-agent spatio-temporal path planning algorithm that integrates local autonomous decision-making with iterative inter-agent coordination to prevent collisions, deadlocks, and congestion in narrow passages. Unlike fully centralized approaches, which require global knowledge and high computational resources, the proposed federated framework distributes planning responsibilities among agents while maintaining structured information exchange. Each agent performs local trajectory optimization in a time-extended configuration space and subsequently refines its solution through lightweight negotiation procedures with neighboring agents. This mechanism enables scalable coordination without excessive communication overhead.

The proposed method explicitly incorporates dynamic obstacles, static environmental constraints, traffic rules, and residual battery levels into a unified cost function. Energy-aware planning is achieved by penalizing trajectories that risk violating minimum battery thresholds or require excessive acceleration and deceleration cycles. As a result, route selection balances travel distance, waiting time, and energy consumption, supporting sustainable long-term fleet operation. The algorithm also adapts to changes in obstacle positions and task assignments, ensuring robustness under non-stationary operating conditions.

Simulation experiments involving four cooperative agents in a constrained industrial layout demonstrate that all agents successfully reach their designated goals while maintaining battery levels above predefined safety margins. The results confirm effective collision avoidance, reduced idle time, and improved energy utilization compared to baseline strategies. Furthermore, computational analysis shows that the federated architecture significantly lowers complexity relative to centralized optimization methods and scales efficiently as the number of agents increases. Overall, the findings highlight the practical applicability of the proposed approach for real-time, energy-constrained multi-robot coordination in smart manufacturing and logistics systems.

Keywords: multi-agent path planning, federated coordination, mobile robotic platforms, energy-aware routing, dynamic obstacles, spatio-temporal planning

Стаття надійшла до редакції / Received 10.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 14.12.2026

Опубліковано / Published 05.03.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Павлюк Олена

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

У сучасних промислових і логістичних середовищах (складах, фабриках, виробничих та розподільчих центрах) мобільні роботизовані платформи (МРП), в англомовній літературі (AGV/AMR) відіграють ключову

роль у виконанні транспортних і сервісних операцій. Ефективність функціонування таких систем значною мірою визначається здатністю МРП автономно планувати та коригувати маршрути руху в просторі та часі з урахуванням динамічно змінного оточення.

Особливою складністю є робота в багатоагентному середовищі, де одночасно працює значна кількість техніки, людей та інших рухомих об'єктів. У таких умовах МРП повинні не лише уникати статичних і динамічних перешкод, а й координувати свої дії між собою, запобігаючи колізіям, заторам і неефективному використанню простору. Додатковим лімітуючим фактором є обмежені енергетичні ресурси, оскільки кожна платформа має власний акумулятор із непостійним залишковим зарядом, що безпосередньо впливає на допустимі маршрути та тривалість виконання завдань.

Практичне значення цієї проблеми зумовлене потребою у безпечній, надійній та енергоефективній роботі великої кількості МРП у режимі реального часу. Недостатня адаптивність або надмірна обчислювальна складність алгоритмів планування призводить до простоїв, зростання енергоспоживання, затримок у виконанні логістичних операцій та зниженню загальної продуктивності автоматизованих систем. Тому важливо є розробити методи, які поєднують формальну коректність, масштабованість і практичну придатність для реальних динамічних середовищ.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

У сучасних наукових дослідженнях пов'язаних із плануванням маршрутів МРП значна увага приділяється алгоритмам пошуку шляху в дискретних середовищах, зокрема A^* , D^* , D^* Lite, а також їх багатоагентним розширенням, таким як M^* і Conflict-Based Search (CBS). Класичні алгоритми пошуку шляху, такі як A^* , D^* та D^* Lite*, ефективні для одноагентних або малих систем, але їх масштабування на багатоагентні сценарії обмежене через експоненційне зростання простору станів. В [1, 2] для багатьох агентів запропоновані методи M^* та CBS, які дозволяють уникати колізій, однак централізовані реалізації цих алгоритмів часто стають обчислювально непрактичними при збільшенні числа агентів. Сучасні децентралізовані підходи типу MADER [3] або планування з використанням стаціонарно-часових карт зайнятості [4], дозволяють агентам прогнозувати заповнення простору іншими учасниками та уникати зіткнень у реальному часі, забезпечуючи більшу адаптивність до змін середовища. Інші дослідження застосовують паралельні кооперативні стратегії (PC-RSA) [5], що дозволяють оптимізувати маршрути агентів у присутності динамічних перешкод через локальну взаємодію та обмін інформацією про потенційні конфлікти.

Нерідко в літературі ігнорують або спрощують енергетичні обмеження, хоча вони критично впливають на допустимі маршрути МРП. Деякі сучасні підходи, наприклад багатофакторне планування для UAV [6], інтегрують змінні комунікаційні та енергетичні обмеження безпосередньо у функції вартості маршруту, що дозволяє зменшити ризик розряду батарей та підвищити ефективність виконання завдань. Інші публікації пропонують оптимізацію групових маршрутів із точки зору мінімізації енергоспоживання через обмін завданнями та вибір точок зустрічі [7], що демонструє практичну значущість інтеграції енергетичних обмежень у процес планування.

Для підвищення адаптивності у динамічних середовищах застосовують гібридні методи, що поєднують глобальне планування з локальними алгоритмами уникання перешкод, або методи на основі машинного навчання та багатоагентного навчання з підкріпленням [8, 9]. Такі підходи дозволяють агентам навчатися уникати колізій і коригувати маршрути в реальному часі. Але вони вимагають значних обчислювальних ресурсів та не завжди гарантують стабільну поведінку в умовах обмеженого часу. Також адаптаційні алгоритми, як APPA [10, 11], демонструють ефективність у реальному середовищі завдяки дворівневій структурі переplanування та швидкому униканню перешкод. Таким чином виникає необхідність поєднання локального автономного планування, федеративної координації та енергетичних обмежень.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Однією з основних цілей статті є розроблення та обґрунтування федеративного багатоагентного алгоритму планування маршрутів у просторі та часі з урахуванням динамічних і статичних перешкод та енергетичних обмежень МРП.

Метою даної роботи є розроблення та дослідження федеративного багатоагентного алгоритму планування маршрутів у просторі та часі для МРП у динамічному середовищі з урахуванням енергетичних обмежень.

Для досягнення поставленої мети необхідно:

- розробити алгоритмічний підхід, у якому кожен агент автономно виконує повний просторово-часовий пошук;
- реалізувати механізм федеративної координації між агентами без побудови глобального комбінованого простору станів;
- врахувати динамічні перешкоди і залишковий заряд батареї безпосередньо в процесі планування;

- порівняти запропонований підхід з класичними алгоритмами A*, M* та D* Lite за часовою складністю, масштабованістю та практичною ефективністю.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Запропонований у роботі підхід ґрунтується на ідеї поєднання класичних методів пошуку найкоротшого шляху з федеративною координацією МРП у просторі та часі. Науково-практичною потребою розроблення такого алгоритму є необхідність забезпечення ефективного, безпечного та масштабованого управління рухом МРП у складних динамічних середовищах, де одночасно присутні статичні перешкоди, рухомі об'єкти та обмеження, пов'язані з енергетичними ресурсами агентів.

На відміну від централізованих підходів, у яких планування маршрутів здійснюється в єдиному комбінованому просторі станів усіх агентів, запропонований метод використовує федеративну схему взаємодії. Кожна МРП виконує локальне планування маршруту на основі власної карти спостережень, поточного стану середовища та рівня заряду акумуляторної батареї. Узгодження між агентами відбувається ітеративно, у раундах, шляхом обміну компактною узагальненою інформацією про заплановані траєкторії та потенційні конфлікти у просторі та часі.

Ключовою особливістю методу є розділення задачі планування на локальний та координаційний рівні. На локальному рівні кожен агент використовує модифікований алгоритм пошуку шляху у просторі та часі, який дозволяє враховувати як статичні перешкоди, так і динамічні об'єкти, включаючи інших агентів. При цьому вартість переходів між станами коригується з урахуванням залишкового заряду батареї, що дозволяє уникати енергетично неефективних маршрутів та своєчасно враховувати необхідність заряджання.

На координаційному рівні реалізується механізм федеративного узгодження подібний до алгоритмів M* та WHCA*. Агентам дозволяється планувати маршрути незалежно доти, доки не виявлено потенційну колізію у просторі та часі. Лише в таких випадках формується локальна група взаємодії агентів, для якої тимчасово розширюється простір пошуку з метою усунення конфлікту. Це дозволяє істотно зменшити обчислювальну складність порівняно з повним багатоагентним плануванням, оскільки комбінований простір станів використовується лише за необхідності.

Динамічні перешкоди, такі як люди або рухомі об'єкти, враховуються за рахунок механізму покорокового перепланування. При зміні середовища агенти оновлюють локальні карти та коригують свої маршрути без повного перерахунку всієї траєкторії. Такий підхід забезпечує адаптивність алгоритму в реальному часі та зменшує затримки, пов'язані з частими змінами конфігурації середовища.

Врахування енергетичних обмежень є ще однією принциповою складовою запропонованого методу. Рівень заряду батареї кожної МРП інтегрується безпосередньо у функцію вартості маршруту та впливає на вибір допустимих дій агента. Це дозволяє балансувати між мінімізацією довжини маршруту, униканням конфліктів і збереженням енергетичних ресурсів, що особливо важливо для тривалих місій у великих промислових середовищах.

Запропонований федеративний багатоагентний алгоритм поєднує переваги локального автономного планування та глобальної координації, забезпечуючи високу масштабованість, адаптивність і практичну придатність. Такий підхід дозволяє ефективно керувати рухом великої кількості МРП у динамічних умовах, мінімізуючи ризик колізій, знижуючи обчислювальні витрати та підвищуючи енергоефективність системи в цілому.

Алгоритм запропонованого методу

1. Формалізація середовища

Середовище задається у вигляді дискретної сітки:

$$\mathcal{G} = 0, \dots, N - 1 \times 0, \dots, M - 1 \quad (1)$$

Кожна клітинка $c = (x, y)$ може бути:

- вільною;
- зайнятою статичною перешкодою;
- тимчасово зайнятою динамічною перешкодою.

2. Множина агентів

Нехай:

$$\mathcal{A} = a_1, a_2, \dots, a_K \quad (2)$$

Для кожного агента a_i задано:

- стартову позицію $s_i^{\text{start}} \in \mathcal{G}$,
- цільову позицію $s_i^{\text{goal}} \in \mathcal{G}$,
- матрицю батареї $B_i(x, y)$,
- мінімально допустимий заряд B_{\min} ,
- витрату заряду на один крок ΔB .

3. Простір станів (простір–час)

Стан агента визначається як:

$$s = (x, y, t) \quad (3)$$

де (x, y) — позиція агента, а $t \in \mathbb{N}$ — дискретний часовий крок.

4. Функція динамічних перешкод

На кожному кроці часу t визначається множина:

$$\mathcal{O}_t = \mathcal{O}_t^{\text{human}} \cup \mathcal{O}_t^{\text{nonhuman}} \quad (4)$$

де позиції обчислюються як:

- $\mathcal{O}_t^{\text{human}} = r(t \bmod |r|) \mid r \in \text{human}_{r, \text{outes}}$
- $\mathcal{O}_t^{\text{nonhuman}} = r(t \bmod |r|) \mid r \in \text{nonhuman}_{r, \text{outes}}$

5. Функція евристики

Використовується допустима мангеттенська евристика:

$$h((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (5)$$

6. Перевірка допустимості клітинки

Клітинка $c = (x, y)$ є допустимою, якщо:

- $0 \leq x < N, ; 0 \leq y < M,$
- $c \notin \mathcal{O}_{\text{static}},$
- $B_i(x, y) \neq \emptyset, ; B_i(x, y) \geq B_{\min}$

7. Вартість переходу

7.1. Базова вартість руху

$$c_{\text{move}} = 1 \quad (6)$$

7.2. Штраф за небезпечні динамічні перешкоди

7.3. Повна вартість переходу

$$c(s \rightarrow s') = c_{\text{move}} + c_{\text{dyn}} \quad (7)$$

7.4. Вартість чекання

$$c_{\text{wait}} = \text{WAIT}_c \text{OST} \quad (8)$$

8. A^* у просторі-часі

Для кожного агента a_i на кожному часовому кроці виконується пошук часткового маршруту.

8.1. Функції вартості

$$g(s) \text{ — вартість шляху від } s_i^{\text{start}} \text{ до } s \quad (9)$$

$$f(s) = g(s) + h(s, s_i^{\text{goal}}) \quad (10)$$

8.2. Цільова умова

$$(x, y) = s_i^{\text{goal}} \text{ або } t \geq t_0 + H \quad (11)$$

9. Резервації (унікнення колізій)

Вводиться таблиця резервацій:

$$\mathcal{R}(t) \subset \mathcal{G} \quad (12)$$

Перехід у клітинку c на часі $t + 1$ дозволений, якщо:

$$c \notin \mathcal{R}(t + 1) \quad (13)$$

Після вибору кроку:

$$\mathcal{R}(t + 1) \leftarrow \mathcal{R}(t + 1) \cup c \quad (14)$$

10. Федеративний багатоагентний цикл

На кожному кроці часу t для кожного агента a_i , якщо він не досяг цілі, виконується A^* у просторі-часі з горизонтом H .

Перевіряється батарея:

$$B_i(x, y) \geq B_{\min} \quad (15)$$

Оновлюється заряд:

$$B_i(x, y) \leftarrow B_i(x, y) - \Delta B \quad (16)$$

Позиція агента оновлюється:

$$s_i(t + 1) = (x', y') \quad (17)$$

11. Умови зупинки агента

Агент зупиняється, якщо:

$$s_i(t) = s_i^{\text{goal}}, \quad (18)$$

заряд батареї нижче допустимого, виконано чекання через конфлікти.

12. Обчислення часу проходження маршруту (постобробка)

Для маршруту $P = p_0, \dots, p_L$:

Базовий час:

$$t_{\text{base}} = \frac{L \cdot l_{\text{cell}}}{v_{\text{avg}}} \quad (19)$$

Штраф за повороти:

Затримки через перешкоди:

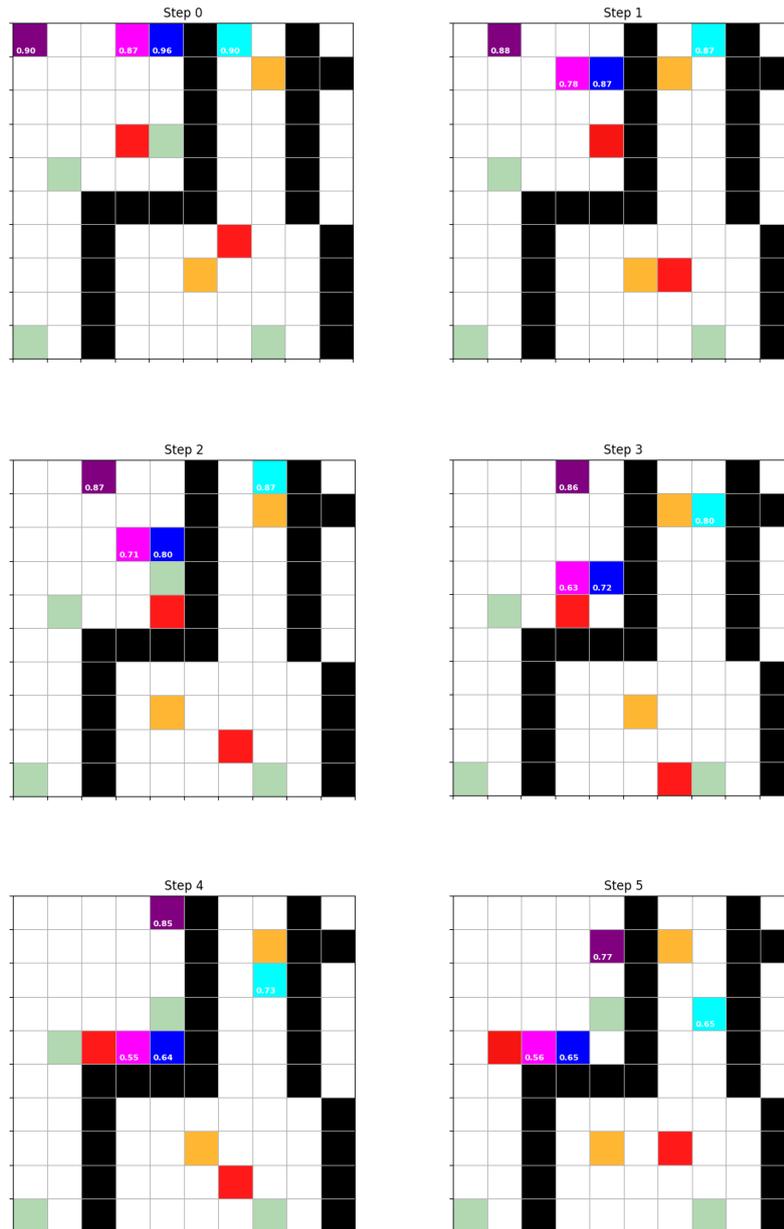
$$t_{\text{dyn}} = \sum_{i=1}^L \beta \cdot \mathbf{1}_{p_i \in O_i} \quad (20)$$

Повний час:

$$T = t_{\text{base}} + t_{\text{turn}} + t_{\text{dyn}} \quad (21)$$

Приклади реалізації методу

На рис.1 графічно представлено метод просторово-часового багатоагентного планування маршрутів для чотирьох МРП зображених різними кольорами зі значеннями залишкового заряду акумуляторної батареї. Салатовим кольором позначені цільові точки для агентів. Чорним кольором зображені статичні перешкоди (стіни, стаціонарні робочі місця). Червони і помаранчевим живі і неживі динамічні перешкоди відповідно.



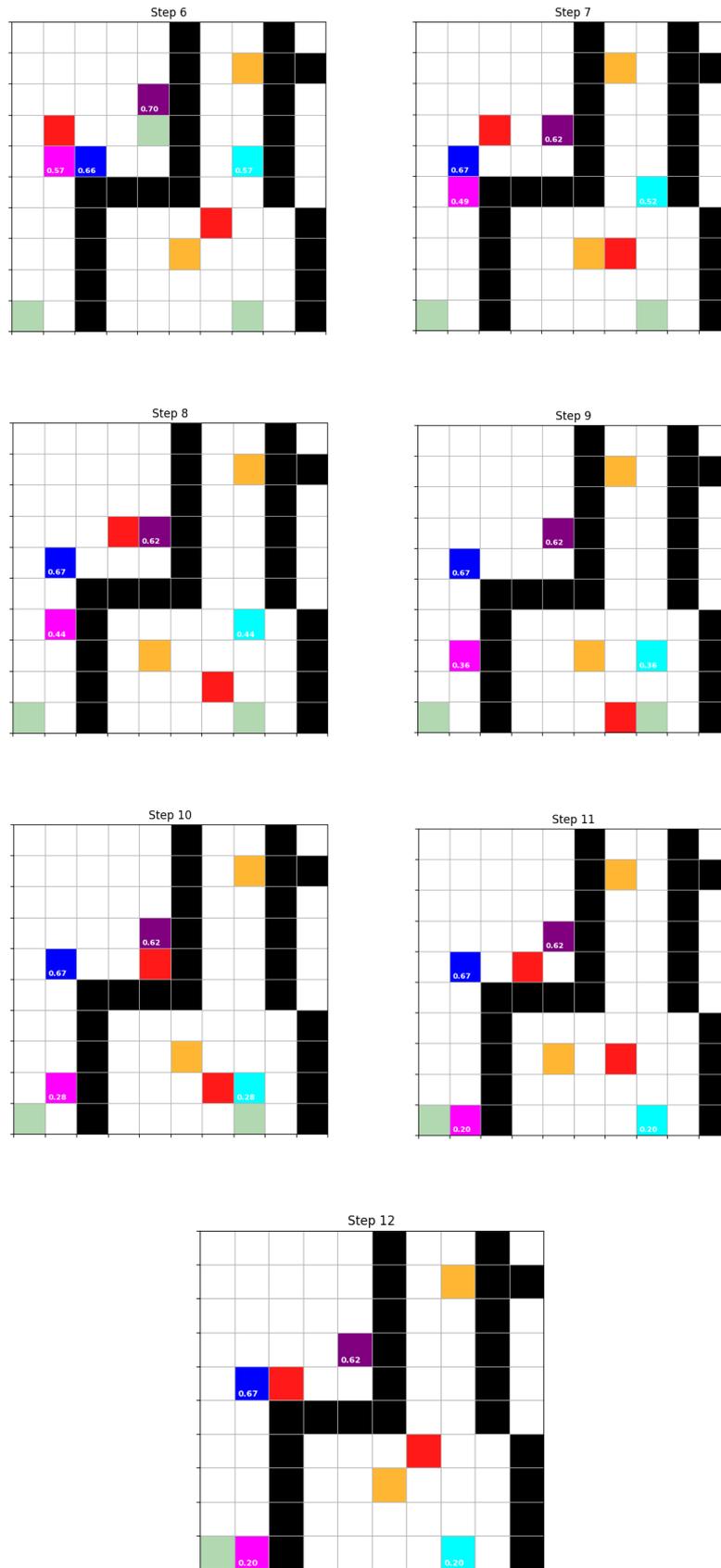


Рис.1. Графічне представлення методу просторово-часового багатоагентного планування маршрутів

У таблиці 1 представлено зведені результати проведеного тесту.

Таблиця 1

Зведені результати проведеного тесту представлення методу просторово-

Агент	Досяг-нуто мети	Кількість кроків	Остаточний заряд батареї	Мінімальний заряд батареї	Шлях
0	TRUE	7	0.67	0.66	[(0, 4), (0, 3), (0, 2), (1, 2), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 1)]
1	TRUE	11	0.2	0.2	[(0, 6), (0, 6), (0, 7), (1, 7), (2, 7), (3, 7), (4, 7), (5, 7), (6, 7), (7, 7), (8, 7), (9, 7)]
2	TRUE	12	0.24	0.24	[(0, 3), (0, 2), (0, 1), (0, 0), (1, 0), (2, 0), (3, 0), (4, 0), (5, 0), (6, 0), (7, 0), (8, 0), (9, 0)]
3	TRUE	5	0.9	0.9	[(0, 0), (0, 1), (0, 1), (0, 2), (0, 3), (0, 4)]

Маршрут агента 0 є відносно коротким і проходить через центральну частину сітки з обходом статичних перешкод. Незначна різниця між мінімальним і фінальним зарядом батареї свідчить про енергоефективний маршрут без надмірних зупинок або очікувань. Це підтверджує, що алгоритм коректно враховує локальні батарейні обмеження під час вибору переходів. Агент 1 досяг цілі з гранично допустимим рівнем заряду батареї, що демонструє здатність алгоритму використовувати енергетичний ресурс максимально ефективно, не порушуючи заданого порогу. Наявність повторної позиції (0, 6) на початку маршруту вказує на чекання пов'язане з униканням динамічних перешкод або резервуванням клітинки іншим агентом. Це свідчить про коректну роботу механізму просторово-часових резервацій. Маршрут агента 2 є найдовшим серед усіх агентів і проходить уздовж лівої межі середовища. Попри більшу довжину шляху, агент не опустився нижче допустимого рівня заряду, що підтверджує збалансованість між довжиною маршруту та енергетичними витратами. Відсутність чекань у середині маршруту вказує на мінімальну кількість конфліктів з іншими агентами та перешкодами. Агент 3 має найкоротший маршрут і найвищий залишковий заряд батареї. Повторення позиції (0, 1) вказує на короткочасне чекання, що дозволило уникнути потенційної колізії. Значний енергетичний запас після досягнення цілі підтверджує, що алгоритм не змушує агентів виконувати зайві маневри, якщо конфліктів у просторі-часі не виникає.

Аналіз результатів показує, що: довжина маршруту прямо впливає на рівень залишкового заряду батареї; механізм чекання ефективно використовується лише за необхідності; федеративна координація дозволяє уникати конфліктів без глобального перепланування. При цьому всі агенти зберігають заряд батареї не нижче встановленого мінімального порогу, що є критично важливим для практичного використання МРП.

У таблиці 1 здійснено порівняння часової складності класичних і розробленого алгоритмів.

Таблиця 2

Порівняння часової складності алгоритмів

Алгоритм	Часова складність
A*	$O(b^d)$, де (b) — середнє число сусідів, (d) — глибина рішення. Для багатоагентних систем складність зростає експоненційно при комбінації станів агентів.
M*	Краща за повний багатоагентний A*, але в гіршому випадку все ще експоненційна для великої кількості агентів.
D* Lite	Локальні зміни: $O(k \log(k))$ де (k) — кількість оновлених вузлів; дуже ефективний для одного агента, але централізоване масштабування для багатьох агентів складне.
Запропонований	Локальні пошуки: $O(b^d)$ на агента; комбінований простір формується тільки для груп агентів, що конфліктують.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У даній роботі розглянуто актуальну науково-практичну проблему просторово-часового планування маршрутів МРП у багатоагентному динамічному середовищі з урахуванням енергетичних обмежень. Запропоновано федеративний багатоагентний алгоритм, який поєднує локальне автономне планування маршрутів кожним агентом із механізмом координації, що активується лише у випадках потенційних конфліктів у просторі та часі.

Основною перевагою запропонованого підходу є відмова від побудови глобального комбінованого простору станів усіх агентів, що дозволило істотно знизити обчислювальну складність та підвищити масштабованість алгоритму порівняно з класичними централізованими методами, такими як M* або Conflict-Based Search. Федеративна схема взаємодії забезпечує ефективне узгодження дій агентів без втрати автономності кожної МРП, що є критично важливим для реальних промислових і логістичних систем.

Інтеграція енергетичних обмежень безпосередньо у процес планування маршрутів дозволила враховувати залишковий заряд акумуляторної батареї при виборі допустимих дій агента. Це забезпечило

запобігання ситуаціям передчасного розряду, а також сприяло формуванню більш енергоефективних маршрутів. Результати експериментального дослідження підтверджують, що всі агенти досягли поставлених цілей без порушення мінімально допустимого рівня заряду батареї, навіть за наявності динамічних перешкод та взаємних конфліктів.

Запропонований механізм покрокового перепланування у просторі–часі продемонстрував здатність алгоритму адаптуватися до змін середовища в режимі реального часу, зменшуючи затримки та забезпечуючи безпечний рух агентів. Візуалізація результатів і табличне подання показників дозволили наочно проаналізувати поведінку кожної МРП, динаміку заряду батареї та ефективність сформованих маршрутів.

Отримані результати свідчать, що запропонований федеративний багатоагентний алгоритм є практично придатним для використання у складних промислових і логістичних середовищах з великою кількістю мобільних агентів, де важливими є як безпека та узгодженість руху, так і енергоефективність системи в цілому.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення моделі енергоспоживання з урахуванням прискорень, навантаження та різних режимів руху МРП, а також на інтеграцію станцій підзарядки у процес планування маршрутів. Перспективним є поєднання запропонованого федеративного підходу з методами машинного навчання або багатоагентного навчання з підкріпленням для автоматичної адаптації параметрів планування до специфіки середовища. Крім того, важливим напрямом подальших робіт є експериментальна валідація алгоритму на реальних МРП та дослідження його поведінки у масштабних сценаріях з десятками або сотнями агентів.

References

1. S. Ardizzoni, L. Consolini, M. Locatelli, and I. Sacconi, "Constrained Motion Planning and Multi-Agent Path Finding on directed graphs," *Automatica*, vol. 165, p. 111593, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2024.111593>
2. K. Almazrouei, I. Kamel, and T. Rabie, "Dynamic Obstacle Avoidance and Path Planning through Reinforcement Learning," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 14, p. 8174, 2023. <https://doi.org/10.3390/app13148174>
3. J. Tordesillas and J. P. How, "MADER: Trajectory Planner in Multiagent and Dynamic Environments," *IEEE Trans. Robot.*, pp. 1–14, 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11061>
4. S. Wu, G. Chen, M. Shi, and J. Alonso-Mora, "Decentralized Multi-Agent Trajectory Planning in Dynamic Environments with Spatiotemporal Occupancy Grid Maps," in *Proc. 2024 IEEE Int. Conf. Robot. Autom. (ICRA)*, pp. 7208–7214, 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.03212>
5. C.-H. Wang, K. Hu, and X. Wu, "Multi-robot path planning in online dynamic obstacle environments based on parallel cooperative strategy optimization algorithm," *Discover Comput.*, vol. 28, no. 1, 2025. <https://doi.org/10.1007/s10791-025-09664-5>
6. J. Guo, M. Gan, and K. Hu, "Cooperative Path Planning for Multi-UAVs with Time-Varying Communication and Energy Consumption Constraints," *Drones*, vol. 8, no. 11, p. 654, 2024. <https://doi.org/10.3390/drones8110654>
7. J. Mao et al., "Multi-Agent Collaborative Path Planning Algorithm with Multiple Meeting Points," *Electronics*, vol. 13, no. 16, p. 3347, 2024. <https://doi.org/10.3390/electronics13163347>
8. L. Zhang, Z. Cai, Y. Yan, C. Yang, and Y. Hu, "Multi-agent policy learning-based path planning for autonomous mobile robots," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 129, p. 107631, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.1076>
9. K. Almazrouei, I. Kamel, and T. Rabie, "Dynamic Obstacle Avoidance and Path Planning through Reinforcement Learning," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 14, p. 8174, 2023. <https://doi.org/10.3390/app13148174>
10. J. Jin, M. Wu, P. Fan, and G. Jin, "APPA: An adaptation path planning algorithm for real-time obstacle avoidance in multi-robot systems," *J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci.*, vol. 37, no. 7, 2025. <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00218-9>
11. J. Jin, M. Wu, P. Fan, and G. Jin, "APPA: An adaptation path planning algorithm for real-time obstacle avoidance in multi-robot systems," *J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci.*, vol. 37, article 194, 2025. <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00218-9>