

Патлай Д. В., аспірант
 Національного університету «Одеська політехніка»
 ORCID: 0009-0005-2070-5598

МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМ РУХОМ МЕРЕЖІ МОБІЛЬНИХ СИСТЕМ У ДИНАМІЧНОМУ АНТРОПОГЕННОМУ СЕРЕДОВИЩІ

Запропоновано архітектуру інтелектуального керування мережею гетерогенних мобільних робототехнічних систем. Розглянуто особливості роботи роботизованих платформ у динамічному антропогенному середовищі з високою невизначеністю та наявністю людських потоків.

Обґрунтовано необхідність адаптивної координації автономних систем у міській логістиці, що забезпечують безпечну та узгоджену роботу систем у реальному часі.

Мета роботи – розроблення мультиагентної платформи координації UAV та UGV для задач автономної логістики у динамічно змінних середовищах. Методологічну основу роботи становлять методи теорії графів та багатокритеріальної оптимізації.

Запропоновано модель координації, що враховує динамічну оцінку щільності людського потоку та прогнози вектори руху об'єктів середовища. Архітектура керування базується на ієрархічному прийнятті рішень і забезпечує адаптивний перерозподіл завдань між гетерогенними агентами залежно від умов середовища та експлуатаційних обмежень.

Наукова новизна роботи полягає у розробленні алгоритму адаптивного вибору типу агента на основі каскадного аналізу фізичних, метеорологічних і соціальних обмежень. На відміну від існуючих підходів, запропоноване рішення інтегрує принципи соціальної навігації безпосередньо в багаторівневу архітектуру мережевого керування, що дозволяє зменшити конфліктність взаємодій і підвищити стабільність координації у щільному антропогенному середовищі.

Результати моделювання підтвердили працездатність запропонованої архітектури в умовах динамічної зміни параметрів середовища та продемонстрували адаптивність стратегії керування до варіації соціальної щільності, складності місії і комунікаційних обмежень. Практична значущість дослідження полягає у можливості застосування розроблених моделей і архітектурних рішень у масштабованих системах автономної міської логістики, сервісній робототехніці, системах «останньої милі» та моніторингу складних інфраструктурних об'єктів. Перспективи подальших досліджень пов'язані з програмною реалізацією запропонованих методів у робототехнічних симуляційних середовищах і кількісною оцінкою енергоефективності, масштабованості та резильєнтності мультиагентних мереж.

Ключові слова: мультиагентні системи; інтелектуальне керування; гетерогенні робототехнічні системи; соціальна навігація; багатокритеріальна оптимізація; автономна логістика; UAV–UGV координація.

Patlai D. V. Models and methods of intelligent control of autonomous movement of a network of mobile systems in a dynamic anthropogenic environment

The article develops theoretical and methodological foundations and proposes architectural solutions for intelligent control of autonomous movement in heterogeneous networks of mobile robotic systems. The study addresses the problem of robotic platform operation in dynamic anthropogenic environments characterized by uncertainty, variable infrastructure constraints, and complex social interactions between technical agents and human participants. Such conditions require adaptive coordination mechanisms capable of ensuring safe and efficient collective behavior of heterogeneous autonomous systems.

The aim of the research is to develop a unified multi-agent platform that enables synergistic interaction between ground unmanned vehicles (UGV) and unmanned aerial vehicles (UAV) for real-time optimization of logistics and monitoring processes in dynamically changing environments. Particular attention is given to ensuring coordination stability under partial observability and communication limitations.

The methodological framework combines graph-theoretic representations of network topology, intelligent trajectory planning methods based on social penalty functions, and multi-criteria optimization techniques. A coordination model is proposed that incorporates dynamic estimation of human flow density and predictive motion vectors of environmental agents. The control architecture integrates hierarchical decision-making mechanisms allowing adaptive redistribution of tasks between heterogeneous agents depending on environmental conditions and operational constraints.

The scientific novelty of the research lies in the development of an adaptive agent-selection algorithm based on cascade analysis of physical, meteorological, and social constraints. Unlike existing approaches, the proposed solution integrates principles of social navigation directly into a multi-level network control architecture, enabling reduction of interaction conflicts and improving coordination stability in dense human environments.

Simulation-based validation demonstrated the feasibility of the proposed architecture under dynamically changing environmental conditions. The obtained results confirmed stable coordination of heterogeneous agents and adaptability of the control strategy to variations in social density, mission complexity, and communication limitations.



© Д. В. Патлай, 2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

The practical significance of the study lies in the possibility of applying the developed architectural solutions and mathematical models to scalable autonomous urban logistics systems, last-mile delivery platforms, service robotics, and monitoring of complex infrastructure facilities. Future research directions include software implementation of the proposed methods in robotic simulation environments and quantitative evaluation of energy efficiency, scalability, and network resilience.

Key words: multi-agent system; intelligent control; heterogeneous robotic systems; adaptive coordination; multi-criteria optimization; social navigation; energy efficiency.

Вступ. Сучасний розвиток міської логістики, сервісних операцій та автономних транспортних технологій зумовлює перехід від традиційних моделей транспортування до інтелектуальних мереж мобільних систем. Для великих міст із високою щільністю забудови та значним навантаженням на транспортну інфраструктуру швидкість і надійність доставки стають критичними показниками ефективності сервісу. Водночас використання автономних роботизованих платформ у міському середовищі пов'язане з обмеженнями безпеки, соціально прийнятної поведінки та передбачуваної взаємодії з людьми [1–4].

Автономні мобільні системи функціонують у динамічному антропогенному середовищі, яке включає пішохідні потоки, транспортні засоби, тимчасові перешкоди та змінні погодні умови. Таке середовище характеризується високою невизначеністю та частковою спостережуваністю, що потребує оперативного перепланування траєкторій руху в реальному часі [4–6]. У цих умовах класичні методи маршрутизації та уникнення перешкод без урахування соціальної складової часто є недостатніми для безпечної навігації автономних агентів у міському просторі [2,7].

Перспективним напрямом розвитку автономної логістики є застосування гетерогенних мультиагентних систем, що поєднують безпілотні літальні апарати, наземні мобільні роботи та інфраструктурні вузли логістичної мережі. Така інтеграція дозволяє реалізувати синергетичну взаємодію агентів: повітряні платформи виконують моніторинг і оперативне картографування середовища, тоді як наземні роботи забезпечують доставку з урахуванням соціальних обмежень руху в пішохідних зонах [8–10]. Координація таких систем потребує застосування методів мультиагентного планування, розподіленої оптимізації та узгодження дій автономних агентів у мережевому середовищі [11–13].

Також завданням є адаптивний вибір типу логістичного агента залежно від характеристик замовлення, умов середовища та обмежень платформи. Інтеграція алгоритмів прийняття рішень із моделями прогнозування попиту та динамічної маршрутизації дозволяє підвищити ефективність використання ресурсів логістичної мережі та її стійкість до змін умов функціонування [14–16].

Актуальною науково-прикладною задачею є розробка моделей і методів інтелектуального керування автономним рухом мережі гетерогенних мобільних систем у складному середовищі, що забезпечують координацію агентів, адаптивне планування траєкторій і ефективний розподіл логістичних місій у реальному часі.

1. Мета дослідження.

Об'єктом дослідження є процеси інтелектуального керування автономним рухом гетерогенної мережі мобільних систем (літаючих, наземних, гібридних) в умовах складного та динамічного антропогенного середовища.

Предметом дослідження є моделі та методи адаптивного планування траєкторій, мультиагентної координації, прогнозування попиту та прийняття рішень щодо вибору оптимального типу платформи для виконання логістичних завдань у режимі реального часу.

Незважаючи на значну кількість досліджень у сфері мультиагентних робототехнічних систем, питання інтегрованого керування гетерогенними агентами з урахуванням соціальної динаміки середовища та обмежень комунікації залишаються недостатньо формалізованими. Існуючі підходи, як правило, розглядають навігацію, координацію або планування окремо, що ускладнює їх застосування у складних урбанізованих середовищах.

Метою роботи є підвищення ефективності, резильєнтності та безпеки автономної доставки в складних умовах шляхом розробки методів інтелектуальної синергії між різними типами мобільних систем та кур'єрськими службами.

Наукова новизна роботи полягає у: формуванні концепції уніфікованої мультиагентної платформи інтеграції різнотипних мобільних систем у саморегульовану мережу; розробці методу адаптивного вибору логістичного агента за параметрами замовлення та станом середовища; удосконаленні моделей антропогенної адаптації через включення соціальної навігації та етичних обмежень у планування траєкторій; створенні системи прогнозування попиту та динамічної маршрутизації, що підтримує адаптацію пріоритетів мережі в реальному часі [2, 5, 11, 14].

На відміну від [5–7], де розглядається соціальна навігація окремого агента, запропонований підхід інтегрує соціально-орієнтоване планування в багаторівневу мультиагентну логістичну систему з механізмами мережевої координації та прогнозування попиту.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Розвиток автономних систем у логістиці стимулював дослідження навігації, планування траєкторій і мультиагентної координації. Основи побудови робототехнічних платформ, включаючи моделі руху,

локалізацію та планування, сформовані в межах сучасних досліджень багатороботних систем [2] та мобільної робототехніки [3]. Практична реалізація таких рішень базується на робототехнічних програмних платформах, зокрема ROS, що забезпечує інтеграцію сенсорики, навігації та керування [1], тоді як термінологічні та нормативні аспекти визначаються міжнародними стандартами [4].

Координація багатороботних систем у динамічному середовищі включає задачі уникнення зіткнень, розподілу задач і узгодження дій агентів у мережевому середовищі [2, 13–15].

2.1. Методи планування траєкторій у динамічному середовищі

Планування траєкторій автономних агентів здійснюється методами глобальної та локальної навігації. Для локального уникнення перешкод широко застосовується алгоритм Dynamic Window Approach (DWA), який враховує кінематичні обмеження платформи та забезпечує роботу в реальному часі [8].

У складному середовищі реактивні алгоритми не завжди забезпечують соціально прийнятну поведінку [5, 6]. Тому актуальним є використання прогнозних моделей руху та адаптивних стратегій планування, що враховують динаміку середовища та ризики [2, 6].

2.2. Навігація в натовпі та соціально-орієнтоване планування

Навігація автономних роботів у середовищі з людьми потребує врахування соціальних норм взаємодії та прогнозування руху пішоходів [5]. Сучасні підходи базуються на методах прогнозування траєкторій людини та формуванні карт ризику, що використовуються під час планування руху [6].

Для цього застосовуються алгоритми глибинного навчання та навчання з підкріпленням, які забезпечують соціально узгоджену навігацію [7]. Проте їх використання в реальних системах потребує додаткових механізмів безпеки та інтерпретованості рішень [6,7].

2.3. Мультиагентні системи та координація агентів

У мережах мобільних роботів ключовою задачею є координація колективної поведінки та розподіл задач між агентами. Теоретичною основою є моделі консенсусу та розподіленого керування, що дозволяють реалізовувати узгоджені алгоритми взаємодії [13].

Методи формаційного керування та розподіленої координації забезпечують масштабованість мультиагентних систем і стійкість до змін топології мережі [14]. Для роботи в невизначених середовищах застосовуються підходи мультиагентного навчання з підкріпленням (MARL) [15], однак їх інтеграція потребує врахування вимог безпеки та нормативних обмежень [4, 6].

2.4. Гетерогенні мережі UAV–UGV

Інтеграція різнотипних робототехнічних платформ є перспективним напрямом розвитку автономних систем. Кооперація UAV і UGV поєднує мобільність БПЛА з безпечним рухом наземних роботів. [10].

У логістичних задачах активно досліджуються моделі доставки з використанням дронів, що демонструють ефективність комбінованих схем транспортування [9]. Паралельно розвиваються алгоритми керування роями роботів та масштабовані механізми взаємодії агентів [11], а кооперативні місії повітряних роботів розглядаються як перспективний напрям розвитку робототехнічних систем [12].

2.5. Прогнозування попиту та логістична оптимізація

Для логістичних застосувань важливою є оптимізація роботи всієї мережі агентів. Методи прогнозування часових рядів дозволяють оцінювати попит і адаптивно керувати ресурсами логістичних систем [16].

Теоретичною основою оптимізації доставки є задачі маршрутизації транспортних засобів (VRP), що активно досліджуються у сучасній логістиці [17]. Методи глибинного навчання також використовуються для інтеграції прогнозування попиту з оптимізацією логістичних процесів [18].

2.6. Узагальнення та постановка проблеми

Проведений аналіз показує, що значні результати отримано у сферах автономної навігації [2, 3, 8], соціально-орієнтованого планування [5–7], мультиагентної координації [13–15] та кооперації UAV–UGV [9–12].

Водночас більшість досліджень розглядають ці напрями окремо, тоді як практичні міські застосування потребують інтегрованого підходу, що поєднує соціально-орієнтоване планування, координацію гетерогенних агентів, механізми безпеки та логістичну оптимізацію.

Актуальною є розробка уніфікованої мультиагентної платформи інтелектуального керування автономним рухом мережі мобільних систем у динамічному антропогенному середовищі.

3. Мета та задачі дослідження

3.1. Загальна концепція та припущення

Розглянуто гетерогенну мережу мобільних систем доставки, що функціонує у динамічному середовищі міської інфраструктури. До її складу входять повітряні платформи (UAV), наземні платформи (UGV) та інфраструктурні вузли підтримки, зокрема станції заряджання і точки видачі.

На відміну від задач навігації окремого робота [2, 3], у даному дослідженні розглядається керування мережею агентів як єдиною системою, що забезпечує координацію дій, стійкість до невизначеності та безпечну взаємодію з людьми [5–7].

Середовище характеризується наявністю людей як активних учасників руху з частково непередбачуваною поведінкою [5, 6], динамічними перешкодами та змінами структури простору, а також необхідністю

дотримання соціально прийнятних траєкторій руху автономних платформ [6, 7]. Крім того, прийняття рішень відбувається в умовах обмежених ресурсів і неповної інформації [2, 6].

У зв'язку з цим задача керування мережею мобільних систем формулюється як мультиагентна оптимізаційна задача з багатокритеріальною функцією якості та обмеженнями безпеки [4].

Архітектура (Рис. 1) забезпечує інтеграцію модулів сприйняття середовища, прогнозування поведінки людей, планування траєкторій, диспетчеризації задач і координації агентів. У результаті формуються оптимізовані траєкторії руху, керуючі команди для агентів та рішення щодо вибору типу платформи з урахуванням обмежень безпеки та поточного стану середовища.

Такий підхід забезпечує адаптивність, масштабованість і стійкість мережі мобільних систем у динамічних умовах функціонування.



Рис. 1. Концептуальна архітектура уніфікованої мультиагентної платформи інтелектуального керування автономним рухом мережі мобільних систем у динамічному антропогенному середовищі

3.2. Формалізація агентів та середовища

Для формалізації процесів взаємодії агентів у динамічному середовищі необхідно побудувати узагальнену математичну модель системи, яка дозволяє описати стан середовища, поведінку агентів та механізми прийняття рішень у єдиному представленні.

3.2.1. Множина агентів

Нехай

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}, \quad (1)$$

– множина автономних мобільних агентів, де кожен агент належить до одного з типів:

$$type(a_i) \in \{UAV, UGV, H\}, \quad (2)$$

де H – гібридні/спеціалізовані платформи.

Стан агента a_i описується вектором:

$$\mathbf{x}_i(t) = [\mathbf{p}_i(t), \mathbf{v}_i(t), \mathbf{q}_i(t), e_i(t)], \quad (3)$$

де p_i – положення, v_i – швидкість, q_i – орієнтація/курс, e_i – залишок енергії/заряду.

Динаміка руху агента визначається моделлю:

$$\dot{\mathbf{x}}_i(t) = f_i(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{u}_i(t)) + \mathbf{w}_i(t), \quad (4)$$

де $\mathbf{u}_i(t)$ – керуючий вплив, $\mathbf{w}_i(t)$ – невизначені збурення (вітер, ковзання, затримки) [2, 3].

3.2.2. Середовище та антропогенний компонент

Середовище задається як простір

$$E(t) = E_{stat} \cup E_{dyn}(t) \cup E_{hum}(t), \quad (5)$$

де:

- E – статичні перешкоди (будівлі, стіни, огорожі),
 - $E_{dyn}(t)$ – динамічні перешкоди (транспорт, інші роботи),
 - $E_{hum}(t)$ – люди та групи людей, що мають власні траєкторії та соціальні правила взаємодії [5–7].
- Для людей вводимо множину:

$$H = \{h_1, \dots, h_M\}, \quad (6)$$

а прогноз їх руху:

$$\hat{p}_{hj}(t + \tau), \tau \in [0, T_p], \quad (7)$$

отримується на основі моделей прогнозування траєкторій [6] або нейромережових підходів [7].

3.3. Комунікація та мережева структура

Мережа мобільних агентів описується графом зв'язності:

$$G(t) = (A, L(t)), \quad (8)$$

де $L(t)$ – множина комунікаційних каналів (ребер). Враховується, що зв'язність є динамічною (агенти можуть виходити з радіусу зв'язку, виникають затримки).

Мета координації – забезпечити узгоджене прийняття рішень, наприклад, через механізми консенсусу:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|z_i(t) - z_j(t)\| = 0, \quad (9)$$

де z_i – узгоджувані змінні (маршрутні пріоритети, цільові точки, оцінка ризику) [13, 14].

3.4. Логістичні задачі та розподіл місії

Нехай множина замовлень/заявок:

$$R = \{r_1, \dots, r_k\}, \quad (10)$$

кожне замовлення r_k має атрибути:

$$r_k = (s_k, g_k, w_k, d_k, \Delta t_k), \quad (11)$$

де s_k – 1 точка забору, g_k – точка доставки, w_k – вага/габарити, d_k – пріоритет/терміновість, Δt_k – допустимий час виконання.

Задача мережі: визначити призначення замовлення агенту, тип платформи, маршрут і траєкторію.

Це формалізується як задача оптимального розподілу:

$$\pi : \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{A}, \quad (12)$$

де $\pi(r_k) = a_i$ – агент-виконавець.

При цьому використовується принцип адаптивного вибору логістичного агента (UAV/UGV), що враховує обмеження платформи та середовища [9, 10]:

$$type^*(r_k) = \arg \min_{type \in \{UAV, UGV\}} C(r_k, type, E(t)). \quad (13)$$

3.5. Функція якості та критерії оптимізації

Задача керування автономним рухом мережі мобільних систем формулюється як мінімізація багатокритеріальної функції:

$$J = \alpha_1 J_{time} + \alpha_2 J_{energy} + \alpha_3 J_{risk} + \alpha_4 J_{social} + \alpha_5 J_{res}, \quad (14)$$

де:

- J_{time} – час доставки/виконання місії (швидкість сервісу),
- J_{energy} – енерговитрати/ресурс батареї,
- J_{risk} – ризик зіткнення/небезпечних ситуацій,
- J_{social} – штраф за порушення соціальних норм навігації [5–7],
- J_{res} – показники резильєнтності (стійкість до відмов, втрати зв'язку).

Оптимізація повинна виконуватися у реальному часі та з можливістю перепланування при зміні умов [2, 8].

3.6. Обмеження безпеки та нормативні умови

Критично важливими є обмеження:

1. безколізійність:

$$dist(p_i(t), E_{dyn}(t)) \geq d_{dyn}, \quad (15)$$

2. соціальна дистанція (для людей):

$$dist(p_i(t), p_{hj}(t)) \geq d_{soc}, \quad (16)$$

3. кінематичні та динамічні обмеження:

$$u_i(t) \in U_i, \quad v_i(t) \in V_i, \quad (17)$$

4. **обмеження нормативної відповідності** та безпечної експлуатації робототехнічних систем [4].

3.7. Підсумкова постановка задачі

Необхідно розробити метод інтелектуального керування, який визначає:

- розподіл заявок π ,
 - тип агента $type$,
 - траєкторії $p_i(t)$,
 - правила координації у графі $G(t)$,
- та забезпечує:

$$\min_{\pi, \{u_i(t)\}} J, \quad (18)$$

за умов виконання обмежень безпеки, соціальної навігації, енергетичних ресурсів і реального часу.

4. Запропонований метод та архітектура інтелектуального керування

4.1. Загальна ідея підходу

Запропонований підхід базується на концепції **уніфікованої мультиагентної платформи**, що інтегрує різноманітні мобільні системи (UAV/UGV/гібридні агенти та інфраструктурні вузли) в **єдину мережу автономної доставки**. На відміну від традиційних систем, де кожен робот вирішує задачу навігації локально [2, 3], у запропонованій архітектурі рішення формуються з урахуванням **синергетичної взаємодії** агентів, прогнозу попиту, динамічного стану середовища та соціально-етичних обмежень взаємодії з людьми [5–7, 16, 17].

Метод орієнтований на роботу в реальному часі в умовах:

- невизначеності сенсорних даних;
- змінної топології мережі та можливих затримок зв'язку;
- присутності людей як активного фактору ризику та інших обмежень [5–7];
- необхідності адаптивної маршрутизації та перепланування місії [8, 17].

4.2. Принципова структура системи (pipeline)

Запропонована система керування реалізує послідовність взаємопов'язаних модулів:

Perception → Prediction → Planning → Coordination → Execution

де кожен модуль працює як на рівні окремого агента, так і на рівні мережі.

4.2.1. Модуль Perception (сприйняття середовища)

Модуль забезпечує:

- локалізацію агента;
- побудову локальної карти перешкод;
- детекцію динамічних об'єктів (люди, транспорт, інші роботи).

Реалізація можлива на базі стандартного інструментарію робототехніки (ROS) [1] із застосуванням типових методів мобільної робототехніки [2, 3].

4.2.2. Модуль Prediction (прогнозування)

Центральним елементом для антропогенного середовища є прогнозування:

1. траєкторій людей/груп людей;
2. зміни щільності потоку людей у зоні;
3. ризикових зон на горизонті планування.

Для цього використовуються:

- моделі прогнозування руху людини (trajectory prediction) [6];
- неймережеві підходи соціальної навігації [7].

Результатом модуля є прогноз позицій людей:

$$\hat{p}_{ij}(t + \tau), \quad (19)$$

та карта ризику з урахуванням щільності та швидкості натопту:

$$RiskMap(t), \quad (20)$$

4.2.3. Модуль Planning (планування траєкторій)

Планування реалізується як **двохрівнева схема**:

Глобальне планування маршруту (мережевий рівень): визначення оптимальних шляхів доставки з урахуванням:

- завантаженості мережі;
- прогнозу попиту;
- наявних ресурсів агентів.

Локальне планування траєкторії (рівень агента): реактивне/прогнозне уникнення перешкод у реальному часі. Як базовий механізм може використовуватись DWA [8], доповнений:

- соціальними штрафами за зближення з людьми [5–7];
- прогнозом руху людей [6, 7].

Таким чином, траєкторія агента формується як компроміс:

$$J = \alpha_1 J_{time} + \alpha_2 J_{energy} + \alpha_3 J_{risk} + \alpha_4 J_{social} \quad (21)$$

з пріоритетом безпеки [4].

4.2.4. Модуль Coordination (координація мережі агентів)

Координація забезпечує:

- уникнення конфліктів між агентами;
- узгодження цілей;
- розподіл місій/замовлень;
- синергію UAV–UGV.

Для цього застосовується мережевий механізм:

- **консенсусні процедури** для узгодження ключових параметрів мережі [13, 14];
- або механізми мультиагентного навчання для адаптивної взаємодії в невизначеності [15].

Координація виконується в умовах динамічної зв'язності:

$$G(t) = (A, L(t)), \quad (22)$$

та передбачає підтримку резильєнтності при втраті вузлів або зв'язку.

4.2.5. Модуль Execution (виконання та контроль)

Модуль реалізує:

- виконання керуючих команд;
- моніторинг стану батареї/ресурсу;
- контроль відхилень від траєкторії;
- тригер перепланування у випадку критичних змін.

4.3. Механізм синергії UAV–UGV (кооперативна логістика)

У запропонованій системі UAV та UGV виконують взаємодоповнюючі функції:

- **UAV**: швидка доставка легких вантажів, розвідка маршруту, моніторинг динамічних змін середовища [9–11].
- **UGV**: безпечна доставка у щільному натовпі, маневрування у вузьких проходах, стійкість до погодних умов [2, 3].

Механізм синергії реалізується через:

1. обмін картами ризику та перешкод;
 2. передачу інформації про доступність проходів/коридорів;
 3. кооперативне виконання задач (наприклад, UAV сканує маршрут → UGV прокладає безпечний шлях).
- Це відповідає підходам кооперативних місій UAV–UGV [10, 12], але доповнюється соціальною навігацією та мережевою координацією.

4.4. Інтелектуальний вибір типу агента для замовлення (Agent Selection)

Для кожного замовлення r_k система визначає оптимальний тип агента:

$$type^*(r_k) = \arg \min_{type \in \{UAV, UGV\}} C(r_k, type, E(t)), \quad (23)$$

де $C(\cdot)$ враховує:

- параметри вантажу (вага/габарити);
- терміновість;
- прогноз ризику;
- наявність ресурсу батареї;
- доступність маршрутів;
- соціальні обмеження.

Так реалізується **адаптивне прийняття рішень у реальному часі**, що є одним із ключових елементів наукової новизни.

4.5. Прогнозування попиту та динамічна маршрутизація

Для мережевої оптимізації використовується прогноз попиту:

- на основі часових рядів та історичних даних [16];
- із подальшою інтеграцією у задачі VRP/динамічної маршрутизації [17].

Це дозволяє:

- підготувати агентів до пікових навантажень;
- мінімізувати холості пробіги;
- перерозподіляти ресурси між районами міста.

Використання підходів глибинного навчання може посилювати якість прогнозу та адаптацію [18].

4.6. Висновок до розділу

Запропонована архітектура забезпечує:

- адаптивне планування траєкторій з урахуванням людей [5–7];
- синергію гетерогенних агентів UAV–UGV [9–12];
- мережеву координацію та масштабованість [13–15];
- логістичну оптимізацію з прогнозуванням попиту [16, 17];
- відповідність вимогам безпеки та нормативним обмеженням [4].

5. Масштабування та переносимість уніфікованої мультиагентної платформи

Однією з ключових характеристик запропонованої уніфікованої мультиагентної платформи є її масштабованість і переносимість на різні типи середовищ без зміни базової архітектури керування. На відміну від вузькоспеціалізованих рішень, запропонована модель функціонує як універсальне ядро прийняття рішень, придатне для різних сценаріїв застосування автономних мобільних систем.

Масштабування платформи реалізується у трьох основних вимірах:

5.1. Просторове масштабування.

Платформа здатна працювати як у щільному міському середовищі з інтенсивними потоками людей і транспорту, так і у віддалених або пересічених районах. Архітектура підтримує динамічну зміну топології мережі агентів без втрати механізмів координації.

5.2. Функціональне масштабування.

Залежно від типу місії система може адаптивно змінювати рольову структуру агентів (розвідка, транспортування, моніторинг, інспекція), зберігаючи єдиний контур планування та контролю безпеки. Додавання нових типів платформ потребує лише інтеграції до комунікаційного та координаційного шару без модифікації центральної логіки керування.

5.3. Операційне масштабування.

Платформа може використовуватися в умовах підвищеного ризику, зокрема в зонах обмеженого доступу або під час ліквідації наслідків аварій та стихійних явищ. У таких сценаріях важливу роль відіграє дрон-розвідник, який формує первинну карту середовища та передає її наземним агентам для безпечного планування траєкторій.

Переносимість архітектури забезпечується модульністю, розподіленою обробкою даних та інваріантністю алгоритмів мультиагентної координації. Це дозволяє застосовувати платформу не лише у цивільній логістиці, а й у складних середовищах із високим рівнем невизначеності.

На рисунку 2 представлено концепцію масштабування уніфікованої мультиагентної платформи керування автономним рухом мережі мобільних систем. У центрі схеми розташовано ядро платформи, що



Рис. 2. Масштабування мультиагентної платформи для перенесення архітектури без зміни її базових функціональних модулів до різних умов експлуатації

забезпечує інтелектуальне прийняття рішень, координацію агентів і адаптивне планування траєкторій. Радіальна структура ілюструє можливість перенесення архітектури до різних умов експлуатації без зміни її базових функціональних модулів.

Запропонована архітектура демонструє властивості адаптивності, переносимості та резильєнтності, що є важливими для функціонування сучасних автономних мереж мобільних систем.

6. Практична реалізація та програмна архітектура

Для перевірки підходу сформовано програмну архітектуру системи, що відображає основні етапи прийняття рішень і взаємодії агентів у реальному часі.

Архітектуру реалізовано за модульним підходом на основі ROS2, де кожний агент (UAV або UGV) представлений набором незалежних вузлів (nodes). Вони виконують функції сприйняття середовища, оцінювання стану, планування руху та прийняття рішень із використанням мультиагентного навчання з підкріпленням (MARL).

Підсистема сприйняття інтегрує дані лідара, камер і інерціальних сенсорів із застосуванням стандартних пакетів ROS2. При моделюванні враховуються обмеження сенсорного огляду та затримки передачі даних між агентами, що відповідає умовам часткової спостережуваності.

Модуль прийняття рішень отримує агрегований стан середовища та формує керуючі дії для агентів. Навчання політики може здійснюватися централізовано з подальшим децентралізованим виконанням кожним агентом.

Архітектура може перевірятися у симуляторі Gazebo, який дозволяє моделювати динамічні перешкоди, сенсорні шуми та взаємодію кількох агентів без використання фізичного обладнання.

Запропонована архітектура забезпечує масштабованість системи, повторюваність експериментів і можливість інтеграції реальних робототехнічних платформ без зміни логіки керування.

Ефективність підходу оцінюється за такими показниками: час виконання місії, кількість конфліктних взаємодій між агентами, енергетичні витрати та стабільність мережевої координації.

Висновки

Розглянуто проблему інтелектуального керування мережею мобільних систем. Для сучасних задач міської логістики та сервісної робототехніки критичним є не лише планування руху окремого робота, а узгоджена робота мережі гетерогенних агентів у реальному часі.

Аналіз літератури показав, що існуючі дослідження зосереджені на окремих аспектах – плануванні траєкторій, соціально орієнтованій навігації або мультиагентній координації. Інтеграція цих підходів у межах єдиної системи керування залишається обмеженою.

У статті запропоновано концепцію уніфікованої мультиагентної архітектури керування мережею мобільних систем, що об'єднує повітряні та наземні платформи у спільному контурі прийняття рішень. Архітектура реалізує послідовність функціональних модулів:

Perception → **Prediction** → **Planning** → **Coordination** → **Execution** та орієнтована на роботу в умовах невизначеності та динамічної зміни середовища.

Задачу керування сформульовано як багатокритеріальну оптимізацію з урахуванням обмежень безпеки, соціальної дистанції, кінематичних і енергетичних ресурсів. Критерії оптимізації враховують час виконання місії, енерговитрати, ризик колізій і стійкість системи до втрати зв'язку. Передбачено механізм адаптивного вибору типу логістичного агента (UAV або UGV) залежно від параметрів місії та стану середовища.

Показано, що кооперація повітряних і наземних агентів дозволяє поєднати швидкий моніторинг середовища з безпечним переміщенням у пішохідних зонах. Використання мережевих механізмів координації підвищує масштабованість системи та її стійкість до часткових відмов.

Наукова новизна полягає у формалізації інтегрованої мультиагентної MARL-архітектури для гетерогенної UAV-UGV системи з урахуванням часткової спостережуваності та обмежень комунікації.

Результати можуть бути застосовані у системах автономної доставки, а також у задачах доставки й моніторингу в умовах обмеженого доступу або підвищеного ризику.

Список використаних джерел:

1. Macenski S., Foote T., Gerkey B., Lalancette S., Woodall W. The Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild. *Science Robotics*. 2022. Vol. 7, No. 66. <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abm6074>
2. Yang G., An L., Zhao C. Collision/Obstacle Avoidance Coordination of Multi-Robot Systems: A Survey. *Actuators*. 2025. Vol. 14, No. 2. Art. 85. <https://doi.org/10.3390/act14020085>
3. Thrun S., Burgard W., Fox D. Probabilistic robotics // *Communications of the ACM*. 2002. Vol. 45, No. 3. P. 52–57. <https://doi.org/10.1145/504729.504754>
4. International Organization for Standardization. ISO 8373:2021 Robots and robotic devices – Vocabulary. Geneva : ISO, 2021. URL: <https://www.iso.org/standard/75539.html>

5. Trautman P., Krause A. Unfreezing the robot: Navigation in dense, interacting crowds. *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2010. P. 797–803. URL: <https://doi.org/10.1109/iros.2010.5654369>
6. Rudenko A., Palmieri L., Herman M., Kitani K., Gavrila D., Arras K. Human motion trajectory prediction: A survey. *The International Journal of Robotics Research*. 2020. Vol. 39, No. 8. P. 895–935. <https://doi.org/10.1177/0278364920917446>
7. Chen C., Liu Y., Kreiss S., Alahi A. Crowd-Robot Interaction: Crowd-Aware Robot Navigation with Attention-Based Deep Reinforcement Learning. *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2019. P. 6015–6022. URL: <https://doi.org/10.1109/ICRA.2019.8794134>
8. Fox D., Burgard W., Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 1997. Vol. 4, No. 1. P. 23–33. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/580977>
9. Dorling K., Heinrichs J., Messier G., Magierowski S. Vehicle routing problems for drone delivery. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2017. Vol. 47, No. 1. P. 70–85. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7505975>
10. Waharte S., Trigoni N. Supporting search and rescue operations with UAVs. *Proc. International Conference on Emerging Security Technologies*. 2010. P. 142–147. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5601296>
11. Chung S.-J., Paranjape A., Dames P., Shen S., Kumar V. A survey on aerial swarm robotics. *IEEE Transactions on Robotics*. 2018. Vol. 34, No. 4. P. 837–855. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8424819>
12. Michael N., Fink J., Kumar V. Cooperative manipulation and transportation with aerial robots. *Autonomous Robots*. 2011. Vol. 30. P. 73–86. <https://doi.org/10.1007/s10514-010-9205-0>
13. Olfati-Saber R., Fax J., Murray R. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems. *Proceedings of the IEEE*. 2007. Vol. 95, No. 1. P. 215–233. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4118472>
14. Zavlanos M., Pappas G. Distributed formation control with permutation symmetries. *Proc. IEEE Conference on Decision and Control*. 2007. URL: <https://doi.org/10.1109/CDC.2007.4434527>
15. Buşoniu L., Babuška R., De Schutter B. A comprehensive survey of multiagent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part C*. 2008. Vol. 38, No. 2. P. 156–172. URL: <https://doi.org/10.1109/cec.2007.4424494>
16. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*. 2018. Vol. 13, No. 3. e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
17. Laporte G. Fifty years of vehicle routing. *Transportation Science*. 2009. Vol. 43, No. 4. P. 408–416. <https://doi.org/10.1287/trsc.1090.0301>
18. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. URL: <https://www.deeplearningbook.org>
19. Dellaert F., Hutchinson S. Probabilistic robotics: Algorithms and applications // Foundations and Trends in Robotics. 2020. Vol. 8, No. 1–2. P. 1–201. <https://doi.org/10.1561/23000000052>

References:

1. Macenski, S., Foote, T., Gerkey, B., Lalancette, S., & Woodall, W. (2022). The Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild. *Science Robotics*, 7(66). <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abm6074>
2. Yang, G., An, L., & Zhao, C. (2025). Collision/obstacle avoidance coordination of multi-robot systems: A survey. *Actuators*, 14(2), Article 85. <https://doi.org/10.3390/act14020085>
3. Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2002). Probabilistic robotics. *Communications of the ACM*, 45(3), 52–57. <https://doi.org/10.1145/504729.504754>
4. International Organization for Standardization. (2021). *ISO 8373:2021 Robots and robotic devices – Vocabulary*. Retrieved from: <https://www.iso.org/standard/75539.html>
5. Trautman, P., & Krause, A. (2010). Unfreezing the robot: Navigation in dense, interacting crowds. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (pp. 797–803). <https://doi.org/10.1109/IROS.2010.5654369>
6. Rudenko, A., Palmieri, L., Herman, M., Kitani, K., Gavrila, D., & Arras, K. (2020). Human motion trajectory prediction: A survey. *The International Journal of Robotics Research*, 39(8), 895–935. <https://doi.org/10.1177/0278364920917446>
7. Chen, C., Liu, Y., Kreiss, S., & Alahi, A. (2019). Crowd-robot interaction: Crowd-aware robot navigation with attention-based deep reinforcement learning. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (pp. 6015–6022). <https://doi.org/10.1109/ICRA.2019.8794134>
8. Fox, D., Burgard, W., & Thrun, S. (1997). The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 4(1), 23–33. Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/580977>
9. Dorling, K., Heinrichs, J., Messier, G., & Magierowski, S. (2017). Vehicle routing problems for drone delivery. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 47(1), 70–85. Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7505975>

-
10. Waharte, S., & Trigoni, N. (2010). Supporting search and rescue operations with UAVs. In *Proceedings of the International Conference on Emerging Security Technologies* (pp. 142–147). Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5601296>
 11. Chung, S.-J., Paranjape, A., Dames, P., Shen, S., & Kumar, V. (2018). A survey on aerial swarm robotics. *IEEE Transactions on Robotics*, 34(4), 837–855. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8424819>
 12. Michael, N., Fink, J., & Kumar, V. (2011). Cooperative manipulation and transportation with aerial robots. *Autonomous Robots*, 30, 73–86. <https://doi.org/10.1007/s10514-010-9205-0>
 13. Olfati-Saber, R., Fax, J., & Murray, R. (2007). Consensus and cooperation in networked multi-agent systems. *Proceedings of the IEEE*, 95(1), 215–233. Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4118472>
 14. Zavlanos, M., & Pappas, G. (2007). Distributed formation control with permutation symmetries. In *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*. <https://doi.org/10.1109/CDC.2007.4434527>
 15. Buşoniu, L., Babuška, R., & De Schutter, B. (2008). A comprehensive survey of multiagent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part C*, 38(2), 156–172. <https://doi.org/10.1109/csc.2007.4424494>
 16. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*, 13(3), e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
 17. Laporte, G. (2009). Fifty years of vehicle routing. *Transportation Science*, 43(4), 408–416. <https://doi.org/10.1287/trsc.1090.0301>
 18. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. Retrieved from: <https://www.deeplearningbook.org>
 19. Dellaert, F., & Hutchinson, S. (2020). Probabilistic robotics: Algorithms and applications. *Foundations and Trends in Robotics*, 8(1–2), 1–201. <https://doi.org/10.1561/23000000052>

Дата першого надходження статті до видання: 09.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 26.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 30.05.2026