



DOI 10.28925/2663-4023.2026.34.1307

УДК 004.056.5

Мельник Олексій Сергійович

Інститут проблем математичних машин та систем Національної академії наук України

Київ, Україна

ORCID:0009-0003-4800-6014

oleksii.mlk@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ АВТОНОМНОЇ НАВІГАЦІЇ ТА КОЛЕКТИВНОГО УПРАВЛІННЯ РОЗПОДІЛЕНИМИ СИСТЕМАМИ В MESH-МЕРЕЖАХ

Анотація. Актуальність дослідження зумовлена зростанням ролі розподілених кіберфізичних систем, безпілотних платформ та автономних агентів. Їх функціонування потребує надійної навігації, адаптивного обміну даними та узгодженого прийняття рішень у динамічних середовищах. Особливого значення набуває використання Mesh-мереж, що забезпечують децентралізовану взаємодію між вузлами та підвищують стійкість системи до відмов окремих елементів. Метою дослідження є аналіз та узагальнення інтелектуальних методів автономної навігації й колективного управління розподіленими системами в Mesh-мережах, а також визначення перспектив їх практичного застосування. Для досягнення поставленої мети використано методи системного аналізу, порівняльного оцінювання алгоритмів штучного інтелекту, багатоагентного управління та децентралізованої маршрутизації даних. У результаті дослідження визначено особливості застосування методів машинного навчання, підкріплювального навчання та колективного прийняття рішень для забезпечення автономної навігації мобільних агентів у розподіленому інформаційному середовищі. Встановлено, що поєднання інтелектуальних алгоритмів із самоорганізованою архітектурою Mesh-мереж сприяє підвищенню адаптивності, масштабованості та надійності функціонування розподілених систем. Обґрунтовано доцільність використання багатоагентних підходів для координації дій автономних вузлів в умовах обмеженості ресурсів і змінної топології мережі. Наукова новизна роботи полягає в комплексному узагальненні сучасних підходів до інтеграції інтелектуальних методів навігації та колективного управління в Mesh-мережах. Практична значущість результатів пов'язана з можливістю їх використання під час розроблення безпілотних систем, робототехнічних комплексів, мереж сенсорного моніторингу та інших розподілених інформаційно-керуючих систем. Подальші дослідження доцільно спрямувати на вдосконалення механізмів адаптивної взаємодії агентів і підвищення ефективності прийняття рішень у складних мережових середовищах.

Ключові слова: автономна навігація, колективне управління, Mesh-мережі, розподілені та багатоагентні системи, штучний інтелект, машинне навчання, децентралізована маршрутизація, самоорганізовані мережі.

ВСТУП

Стрімкий розвиток безпілотних систем, мобільної робототехніки, мереж Інтернету речей та кіберфізичних комплексів обумовлює зростання вимог до ефективності автономної навігації та координації великої кількості взаємопов'язаних вузлів. У сучасних умовах особливого значення набувають розподілені системи. Вони здатні функціонувати без централізованого керування, адаптуватися до змін зовнішнього середовища та забезпечувати безперервний обмін даними між учасниками мережі.

Постановка наукової проблеми. Одним із перспективних підходів до організації взаємодії таких систем є використання Mesh-мереж. Їх архітектура передбачає децентралізовану передачу інформації між вузлами та підтримку працездатності мережі навіть у разі втрати окремих її елементів. Ефективне функціонування Mesh-мереж потребує вирішення низки складних завдань:

- побудова маршрутів руху автономних агентів;
- розподіл ресурсів;
- координацією групових дій;
- оперативне реагування на зміни топології мережі.



Традиційні алгоритми управління часто виявляються недостатньо ефективними в умовах динамічного середовища, значної кількості вузлів та неповноти інформації про поточний стан системи. Сьогодні, зростає інтерес до інтелектуальних методів, заснованих на використанні технологій штучного інтелекту, машинного навчання та багатоагентних підходів. Вони дозволяють забезпечити адаптивне прийняття рішень і підвищити рівень автономності функціонування розподілених систем.

Предметом дослідження є інтелектуальні методи автономної навігації та колективного управління вузлами розподілених систем у середовищі Mesh-мереж. Основна увага приділяється питанням координації дій автономних агентів, децентралізованого обміну даними, прийняття колективних рішень і забезпечення стійкості функціонування мережевої інфраструктури.

Науковий та практичний інтерес становить визначення можливостей інтеграції сучасних інтелектуальних алгоритмів у процеси навігації та управління розподіленими системами. Вирішення цієї проблеми має важливе значення для створення високоефективних робототехнічних комплексів, мереж безпілотних літальних апаратів, систем моніторингу територій, пошуково-рятувальних платформ та інших інформаційно-керуючих систем. Їх функціонування залежить від надійної взаємодії великої кількості автономних вузлів.

У зв'язку з цим актуальними завданнями є аналіз сучасних інтелектуальних методів автономної навігації, дослідження механізмів колективного управління в Mesh-мережах, оцінювання їх переваг та обмежень та визначення напрямів подальшого розвитку технологій децентралізованої взаємодії розподілених систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика автономної навігації та колективного управління розподіленими системами активно досліджується в контексті розвитку робототехнічних комплексів, безпілотних транспортних засобів, кіберфізичних систем та мереж Інтернету речей. Значна увага приділяється створенню алгоритмів, які здатні забезпечувати:

- самостійне прийняття рішень;
- адаптацію до змін зовнішнього середовища;
- координацію дій великої кількості взаємодіючих агентів [1].

У сучасних дослідженнях автономної навігації широко застосовуються методи штучного інтелекту, машинне та підкріплювальне навчання [2, 3]. Їх використання дозволяє підвищити точність визначення маршрутів, адаптувати поведінку автономних агентів до динамічних умов середовища та забезпечити ефективне планування руху в умовах невизначеності. Окремий напрям становлять дослідження, присвячені використанню нейронних мереж для прогнозування змін навколишнього середовища та оптимізації процесів прийняття рішень [4, 5].

Паралельно розвиваються багатоагентні підходи, у межах яких складні завдання вирішуються шляхом взаємодії автономних вузлів. У таких системах увага зосереджується на механізмах розподілу функцій між агентами, формуванні узгоджених стратегій поведінки та забезпеченні стійкості колективної роботи за відсутності централізованого керування. Результати досліджень свідчать, що багатоагентні моделі дозволяють підвищити масштабованість систем та зменшити залежність від окремих вузлів [6, 7].

Важливе місце у сучасних наукових працях займають питання організації комунікації в Mesh-мережах. Досліджуються алгоритми маршрутизації [8], механізми самоорганізації мережевої структури [9], способи підтримання зв'язності між вузлами [10] та підходи до підвищення відмовостійкості мереж [11]. Отримані результати підтверджують переваги Mesh-архітектури для функціонування розподілених систем у складних або швидкозмінних умовах експлуатації.

Разом із тим аналіз наукових джерел [1-11] показує, що більшість досліджень розглядає задачі автономної навігації, мережевої взаємодії або колективного управління переважно окремо. Значно менше уваги приділяється комплексному поєднанню інтелектуальних методів прийняття рішень із механізмами децентралізованої взаємодії в Mesh-мережах. Недостатньо дослідженими залишаються питання забезпечення ефективної координації великої кількості автономних агентів за умов змінної топології мережі, обмежених комунікаційних ресурсів та неповноти інформації про стан системи.

Таким чином, наявні наукові результати створюють теоретичне підґрунтя для подальшого розвитку інтелектуальних систем автономної навігації та колективного управління. Водночас потребують подальшого дослідження підходи до інтеграції алгоритмів штучного інтелекту, багатоагентних моделей та технологій Mesh-мереж з метою підвищення ефективності функціонування розподілених систем у реальних умовах експлуатації.

Незважаючи на значний обсяг наукових досліджень у сфері автономної навігації, багатоагентних систем та Mesh-мереж, низка важливих аспектів залишається недостатньо опрацьованою. Існуючі підходи переважно орієнтовані на розв'язання окремих завдань, які пов'язані із маршрутизацією даних,



навігацією автономних агентів або організацією мережевої взаємодії. Питання комплексної інтеграції інтелектуальних методів навігації та механізмів колективного управління в межах єдиного розподіленого середовища досліджено недостатньо.

Актуальною проблемою залишається забезпечення ефективної координації великої кількості автономних вузлів в умовах постійної зміни топології Mesh-мережі [12]. Існуючі алгоритми не завжди враховують одночасний вплив таких факторів як:

- нестабільність каналів зв'язку;
- обмеженість обчислювальних ресурсів;
- затримки передачі даних;
- необхідність оперативного прийняття колективних рішень.

Недостатньо вивченими залишаються питання адаптивного управління групами автономних агентів за умов неповної або суперечливої інформації про стан мережі та зовнішнього середовища [13]. Значна частина запропонованих рішень демонструє високу ефективність у модельних умовах, однак потребує подальшого дослідження для їх застосування в реальних розподілених системах зі змінною структурою зв'язків.

Потребують уточнення підходи до поєднання методів машинного навчання, багатоагентної взаємодії та децентралізованого управління з метою підвищення надійності функціонування Mesh-мереж і забезпечення узгодженості дій автономних вузлів [14]. Подальший розвиток високоефективних розподілених систем стримує відсутність універсальних механізмів, які здатні одночасно враховувати особливості навігації, мережевої взаємодії та колективного прийняття рішень.

Таким чином, актуальним науковим завданням є дослідження можливостей застосування інтелектуальних методів автономної навігації та колективного управління для підвищення ефективності функціонування розподілених систем у Mesh-мережах, а також визначення перспективних напрямів їх практичної реалізації.

Метою дослідження є визначення особливостей застосування інтелектуальних методів автономної навігації та колективного управління розподіленими системами в Mesh-мережах, а також виявлення закономірностей їх впливу на ефективність, адаптивність і надійність функціонування децентралізованих інформаційно-керуючих систем. Це дасть можливість визначити перспективні напрями вдосконалення алгоритмів взаємодії автономних агентів та підвищення ефективності їх практичного використання в умовах динамічної зміни топології мережі.

Для досягнення мети були поставлені наступні задачі:

- проаналізувати сучасні підходи до побудови систем автономної навігації в розподілених мережевих середовищах;
- дослідити особливості використання інтелектуальних методів колективного управління багатоагентними системами;
- визначити можливості інтеграції алгоритмів штучного інтелекту з механізмами функціонування Mesh-мереж;
- оцінити переваги та обмеження сучасних підходів до децентралізованої взаємодії автономних вузлів;
- обґрунтувати перспективні напрями підвищення ефективності автономної навігації та колективного управління розподіленими системами.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розподілена Mesh-мережа розглядається як сукупність автономних вузлів, здатних здійснювати обмін інформацією без використання централізованого координатора. Кожний вузол виконує функції прийому, передавання та ретрансляції повідомлень. Такий підхід забезпечує самоорганізацію мережі та збереження її працездатності при зміні структури зв'язків.

Топологію мережі доцільно подати у вигляді неорієнтованого графа $G = (V, E)$, де $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ – множина вузлів мережі; $E = \{e_{ij}\}$ – множина каналів зв'язку між вузлами. Матриця суміжності визначається співвідношенням $A = \{\alpha_{ij}\}$, де $\alpha_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } (v_i, v_j) \in E, \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases}$ Ступінь i -го вузла $d_i = \sum_{j=1}^n \alpha_{ij}$, характеризує кількість доступних сусідніх вузлів.

Матриця ступенів має вигляд $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$, а матриця Лапласа $L = D - A$. Саме матриця L використовується під час реалізації алгоритмів колективного керування та досягнення консенсусу між агентами. Стан кожного вузла описується вектором (1):



$$x_i = [x_i \ y_i \ v_i \ E_i \ q_i]^T \quad (1)$$

де x_i , y_i – координати вузла; v_i – швидкість переміщення; E_i – залишковий запас енергії; q_i – рівень завантаження каналу зв'язку.

Еволюція стану описується дискретною моделлю (2):

$$x_i(k+1) = Ax_i(k) + Bu_i(k) + w_i(k) \quad (2)$$

де $u_i(k)$ – керуюча дія; $w_i(k)$ – випадкові зовнішні збурення. Наявність каналу зв'язку між двома вузлами визначається умовою $d_{ij} \leq R$, де $d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$; R – максимальний радіус стійкого радіозв'язку, м. Для оцінювання якості каналу введено інтегральний показник (3):

$$Q_{ij} = \alpha B_{ij} + \beta P_{ij} + \gamma S_{ij} \quad (3)$$

де B_{ij} – нормована пропускна здатність; P_{ij} – ймовірність успішної доставки пакетів; S_{ij} – коефіцієнт стабільності каналу, при цьому $\alpha + \beta + \gamma = 1$.

Маршрутизація повідомлень здійснюється шляхом мінімізації функції вартості (4):

$$C_{ij} = \omega_1 d_{ij} + \omega_2 T_{ij} + \omega_3 L_{ij} + \omega_4 E_{ij} \quad (4)$$

де T_{ij} – затримка передачі; L_{ij} – рівень завантаження каналу; E_{ij} – енергетичні витрати передавання інформації. Вагові коефіцієнти задовольняють умову $\sum_{i=1}^4 \omega_i = 1$.

Загальна цільова функція оптимізації маршруту записується як (5):

$$J = \sum_{(i,j) \in P} C_{ij} \rightarrow \min \quad (5)$$

де P – множина ребер обраного маршруту. Для оцінювання зв'язності мережі використовується коефіцієнт (6):

$$K_c = \frac{2m}{n(n-1)}, \quad (6)$$

де m – кількість активних каналів, шт; n – кількість вузлів, шт. Середня довжина маршруту визначається виразом (7):

$$L_{avg} = \frac{1}{N_p} \sum_{k=1}^{N_p} l_k, \quad (7)$$

де l_k – довжина k -го маршруту; N_p – загальна кількість маршрутів. Енерговитрати мережі оцінюються функцією (8), Дж:

$$E_{net} = \sum_{i=1}^n (E_i^{tx} + E_i^{rx} + E_i^{idle}), \quad (8)$$

де E_i^{tx} – витрати енергії на передавання; E_i^{rx} – витрати на приймання; E_i^{idle} – енергоспоживання в режимі очікування.

Комплексний показник ефективності функціонування Mesh-мережі визначається формулою (9):

$$E_{mesh} = \lambda_1 P_d + \lambda_2 D + \lambda_3 K_c + \lambda_4 \left(1 - \frac{E_{net}}{E_{max}}\right), \quad (9)$$

де P_d – коефіцієнт доставки пакетів; D – середня швидкість передачі даних; K_c – коефіцієнт зв'язності мережі; E_{max} – максимально допустимі енерговитрати. При цьому $\sum_{i=1}^4 \lambda_i = 1$.

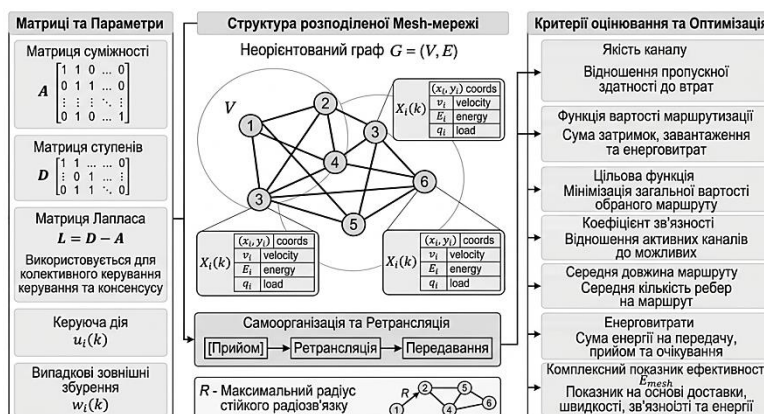


Рис. 1. Структура розподіленої Mesh-мережі

Запропонована модель описує геометричну структуру Mesh-мережі, параметри її зв'язності, характеристики інформаційного обміну та критерії оцінювання ефективності функціонування. Вона створює математичну основу для побудови алгоритмів автономної навігації та колективного управління.

Автономна навігація в розподіленій Mesh-мережі розглядається як процес визначення оптимальної траєкторії руху мобільного агента з одночасною координацією його дій із сусідніми вузлами мережі. Кожний агент виконує прийняття рішень локально, використовуючи інформацію про власний стан та дані, отримані від сусідніх вузлів.

Стан агента у момент часу k визначається вектором (10):

$$S_i(k) = [x_i, y_i, v_i, \theta_i, E_i, N_i]^T, \quad (10)$$

де x_i, y_i – координати; v_i – швидкість; θ_i – напрям руху; E_i – запас енергії; N_i – множина сусідніх агентів. Керування рухом описується системою (11):

$$\begin{aligned} \dot{x}_i &= v_i \cos \theta_i, \\ \dot{y}_i &= v_i \sin \theta_i, \\ \dot{\theta}_i &= \omega_i, \end{aligned} \quad (11)$$

де ω_i – кутова швидкість повороту. Зміна швидкості визначається рівнянням (12):

$$\dot{v}_i = u_i - \mu v_i, \quad (12)$$

де u_i – керуючий сигнал; μ – коефіцієнт опору середовища. Для забезпечення безпечного руху необхідно виконання умови $d_{ij} \geq d_{\min}$, де $d_{\min}$ – допустима відстань між агентами.

Відстань між агентами визначається виразом (13):

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (13)$$

Функція вартості переміщення агента має вигляд (14):

$$J_i = \alpha D_i + \beta T_i + \gamma E_i + \delta R_i, \quad (14)$$

де D_i – довжина маршруту; T_i – час руху; E_i – енергетичні витрати; R_i – ризик втрати зв'язку. Оптимальна траєкторія визначається умовою $J_i \rightarrow \min$.

Для координації роботи всієї групи використовується алгоритм консенсусного керування (15):

$$u_i = -\sum_{j \in N_i} a_{ij}(x_i - x_j), \quad (15)$$

При цьому процес збіжності описується як $\dot{X} = -LX$, де L – матриця Лапласа мережі; $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$. Стійкість процесу досягається за умови $\lambda_2(L) > 0$, де λ_2 – друга найменша власна величина матриці Лапласа. Для реалізації автономної навігації використовується функція (16):

$$R = \omega_1 R_g + \omega_2 R_s + \omega_3 R_c + \omega_4 R_e, \quad (16)$$

де R_g – досягнення цілі; R_s – безпечний рух; R_c – підтримання зв'язності мережі; R_e – економія енергії. При використанні Q-learning значення функції якості визначається за формулою (17):

$$Q(s, a) = Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)], \quad (17)$$

де r – отримана винагорода; α – швидкість навчання; γ – коефіцієнт дисконтування. Колективна ефективність функціонування групи агентів визначається формулою (18):

$$F_c = \eta_1 P_d + \eta_2 C + \eta_3 E + \eta_4 T, \quad (18)$$

де P_d – імовірність доставки повідомлень; C – коефіцієнт зв'язності; E – енергоефективність; T – швидкодія системи.

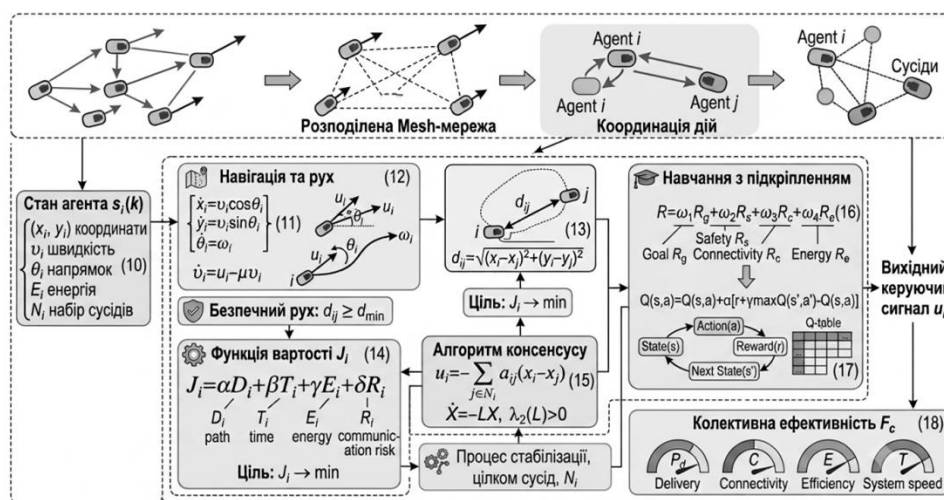


Рис. 2. Схема колективного управління агентами

Запропонована модель забезпечує одночасне розв'язання задач автономної навігації та колективної координації агентів. Поєднання консенсусного алгоритму з механізмом навчання з підкріпленням дозволяє адаптувати траєкторії руху до змін топології Mesh-мережі, зменшити час досягнення цілі, підтримувати зв'язність між вузлами та знижувати сумарні енергетичні витрати системи. Такий підхід є основою для подальшого аналізу ефективності запропонованих алгоритмів і їх порівняння з традиційними методами керування.

Оцінювання ефективності запропонованого підходу здійснюється за сукупністю технічних показників, які характеризують якість автономної навігації, надійність передачі інформації, ефективність колективної взаємодії агентів та стійкість функціонування Mesh-мережі. Основною метою оцінки є визначення переваг інтеграції інтелектуальних алгоритмів у процеси навігації та колективного керування порівняно з традиційними методами маршрутизації.

До основних критеріїв оцінювання належать:

- коефіцієнт успішної доставки пакетів;
- середня затримка передачі інформації;
- час побудови маршруту;
- енерговитрати мережі;
- стійкість до відмов окремих вузлів;
- масштабованість системи;
- рівномірність розподілу навантаження між вузлами;
- швидкість адаптації до зміни топології мережі.

Для порівняльного аналізу було розглянуто чотири підходи до організації автономної навігації та маршрутизації: алгоритм Dijkstra, алгоритм A*, метод навчання з підкріпленням (Q-learning) та запропонований інтелектуальний метод колективного управління. Результати порівняльної оцінки представлені в таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняльна оцінка ефективності алгоритмів автономної навігації

Показник	Dijkstra	A*	Q-learning	Запропонований метод
Доставка пакетів, %	92,4	94,8	96,1	98,3
Середня затримка, мс	31,6	27,4	24,8	18,5
Час побудови маршруту, мс	14,8	12,3	10,7	8,4
Енерговитрати, Дж	100	94	88	73
Стійкість до відмов, %	81	86	91	96
Масштабованість	середня	висока	висока	дуже висока
Адаптація до зміни топології	низька	середня	висока	дуже висока

Дані таблиці свідчать, що запропонований метод забезпечує найкращі результати практично за всіма досліджуваними показниками. Найбільша перевага спостерігається при збільшенні кількості вузлів мережі та появі нових маршрутів передачі даних, коли інтелектуальні алгоритми дозволяють оперативно перебудовувати схему взаємодії агентів (рис. 3).

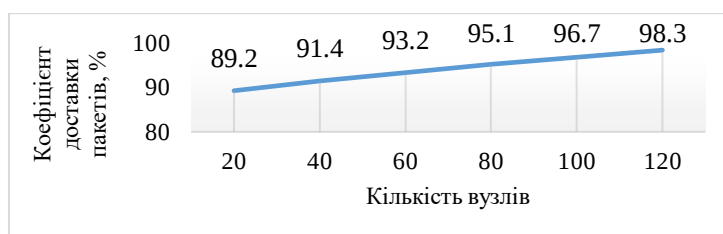


Рис. 3. Залежність коефіцієнта доставки пакетів від кількості вузлів Mesh-мережі

Як видно з рис. 3, зі збільшенням кількості вузлів коефіцієнт доставки пакетів залишається стабільно високим, що свідчить про ефективність самоорганізації мережі та адаптивної маршрутизації. Графік залежності середньої затримки передачі даних від навантаження мережі показано на рис. 4.

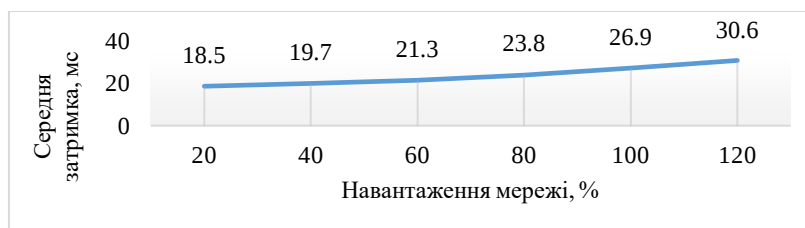


Рис. 4. Залежність середньої затримки передачі даних від навантаження мережі

Представлені результати показують, що використання інтелектуального керування дозволяє зменшити середню затримку передачі інформації навіть за високого навантаження мережі. Наведена залежність (рис. 5) демонструє поступове зростання енергоспоживання зі збільшенням кількості агентів. Водночас застосування інтелектуального розподілу навантаження дозволяє уникнути різкого збільшення витрат енергії завдяки рівномірному використанню мережевих ресурсів.



Рис. 5. Вплив кількості автономних агентів на енерговитрати мережі

Отримані результати підтверджують, що інтеграція методів штучного інтелекту, багатоагентного керування та Mesh-мереж забезпечує підвищення ефективності автономної навігації, покращує надійність передавання інформації та зменшує експлуатаційні витрати розподілених систем. Найбільший ефект досягається в умовах динамічної зміни топології мережі. Інтелектуальні методи здатні



адаптуватися практично в режимі реального часу на відміну від традиційних алгоритмів які потребують значного часу для перебудови маршрутів.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У результаті проведеного дослідження проаналізовано сучасні підходи до побудови систем автономної навігації та колективного управління розподіленими системами, що функціонують у середовищі Mesh-мереж. Встановлено, що використання децентралізованої архітектури у поєднанні з інтелектуальними методами прийняття рішень забезпечує:

- підвищення адаптивності мережі;
- підвищення її стійкості до відмов окремих вузлів;
- підвищення ефективності інформаційної взаємодії між автономними агентами.

Розроблено математичну модель розподіленої Mesh-мережі, яка враховує топологічні характеристики мережі, параметри інформаційного обміну та особливості функціонування автономних вузлів. Запропоновано модель автономної навігації та колективного управління поєднує механізми багатоагентної взаємодії, консенсусного керування та інтелектуального вибору маршрутів. Такий підхід дозволяє координувати дії агентів у режимі реального часу та забезпечувати ефективне функціонування системи в умовах динамічної зміни топології мережі.

Оцінювання ефективності запропонованого підходу показало його переваги порівняно з традиційними алгоритмами маршрутизації. Отримані результати свідчать про:

- підвищення коефіцієнта доставки пакетів;
- зменшення середньої затримки передачі даних;
- скорочення часу побудови маршрутів;
- зниження енергоспоживання;
- покращення масштабованості мережі.

Такий підхід підтверджує доцільність використання інтелектуальних методів для організації автономної навігації та колективного управління в сучасних розподілених інформаційно-керуючих системах. Практичне значення одержаних результатів полягає в можливості їх застосування під час розроблення мереж безпілотних літальних апаратів, мобільних робототехнічних комплексів, систем моніторингу, пошуково-рятувальних платформ, сенсорних мереж та інших кіберфізичних систем.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробленням гібридних алгоритмів автономної навігації, що поєднують методи глибокого навчання, навчання з підкріпленням і роевого інтелекту, а також із удосконаленням механізмів самоорганізації Mesh-мереж в умовах високої динаміки та обмежених комунікаційних ресурсів. Доцільним напрямом подальших досліджень є також експериментальна перевірка запропонованих моделей на реальних багатоагентних платформах і визначення їх ефективності в умовах практичного застосування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Shukla, B. K., Parashar, B., Singla, V. K., & Verma, S. (2025). Autonomy and adaptive architectures in distributed systems. *Distributed and Parallel Computing*, 183–218. <https://doi.org/10.1002/9781394288038.ch9>
2. Dulce-Galindo, J. A., Santos, M. A., Raffo, G. V., & Pena, P. N. (2022). Distributed supervisory control for multiple robot autonomous navigation performing single-robot tasks. *Mechatronics*, 86, 102848. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2022.102848>
3. Nahavandi, S., Alizadehsani, R., Nahavandi, D., Mohamed, S., Mohajer, N., Rokonzaman, M., & Hossain, I. (2025). A comprehensive review on autonomous navigation. *ACM Computing Surveys*, 57(9), 1–67. <https://doi.org/10.1145/3727642>
4. Ivanotchak, O., Kedenko, I., Kulish, S., Hlibchuk, A., & Dmytrenok, S. (2024). Conceptualization of neural models for decision support tasks. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 335(3(1)), 78–87. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-335-3-11>
5. Morokhovych, B. V. (2026). Artificial intelligence models in the task of monitoring the ecological environment of the region. *System Technologies*, 2(163), 161–171. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-163-2026-15>
6. Maldonado, D., Cruz, E., Torres, J. A., Cruz, P. J., & Benitez, S. D. P. G. (2024). Multi-agent systems: A survey about its components, framework and workflow. *IEEE Access*, 12, 80950–80975. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3409051>



7. Liu, D., Ren, F., Yan, J., Su, G., Gu, W., & Kato, S. (2024). Scaling up multi-agent reinforcement learning: An extensive survey on scalability issues. *IEEE Access*, 12, 94610–94631. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3410318>
8. Yena, M. V., & Bykov, A. M. (2025). Hybrid routing algorithms for multilevel air traffic control systems. *Systems of Arms and Military Equipment*, (2(82)), 122–128. <https://doi.org/10.30748/soivt.2025.82.15>
9. Guo, Z., Zhang, Y., Liu, S., Wang, X. V., & Wang, L. (2023). Exploring self-organization and self-adaption for smart manufacturing complex networks. *Frontiers of Engineering Management*, 10(2), 206–222. <https://doi.org/10.1007/s42524-022-0225-1>
10. Salnyk, S. (2023). Methodology for hybrid construction and maintenance of data transmission routes in programmable mobile radio communication devices based on neural networks. *Information Technology and Security*, 11(2), 239–250. <https://doi.org/10.20535/2411-1031.2023.11.2.293815>
11. Yeremenko, O. S., & Mersni, A. (2020). Improving the fault tolerance of modern infocommunication network elements using default gateway redundancy protocols. *Problems of Telecommunications*, (2(27)), 68–81. <https://doi.org/10.30837/pt.2020.2.06>
12. Dzhus, O., & Lobur, M. (2025). Analysis of the state and problems of functioning of wireless AD HOC and MESH networks. *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, 2(30), 727–751. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.30.914>
13. Danilov, S. Yu. (2025). Models of reactive adaptation of agents to contexts of uncertainty and changes in environmental parameters. *Management of Development of Complex Systems*, (64), 185–193. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.185-193>
14. Borysenko, I. I., Halai, A. L., Hladka, M. V., Hobbiazov, A. S., & Khabiuk, N. S. (2026). Information technology for integrating IoT devices into warehouse management systems. *Scientific Notes of the State University of Information and Communication Technologies*, (1), 182–192. <https://doi.org/10.31673/2786-8362.2026.019813>

**Oleksii Melnyk**Institute of Mathematical Machines and Systems Problems of the National Academy of Sciences of Ukraine,
Kyiv, Ukraine

ORCID:0009-0003-4800-6014

oleksii.mlk@gmail.com

**INTELLIGENT METHODS OF AUTONOMOUS NAVIGATION AND COLLECTIVE CONTROL OF
DISTRIBUTED SYSTEMS IN MESH NETWORKS**

Abstract. The relevance of the study is due to the growing role of distributed cyber-physical systems, unmanned platforms and autonomous agents. Their functioning requires reliable navigation, adaptive data exchange and coordinated decision-making in dynamic environments. The use of Mesh networks, which provide decentralized interaction between nodes and increase the system's resilience to failures of individual elements, is of particular importance. The purpose of the study is to analyze and generalize intelligent methods of autonomous navigation and collective management of distributed systems in Mesh networks, as well as to determine the prospects for their practical application. To achieve this goal, the methods of system analysis, comparative evaluation of artificial intelligence algorithms, multi-agent management and decentralized data routing were used. As a result of the study, the features of the application of machine learning, reinforcement learning and collective decision-making methods to ensure autonomous navigation of mobile agents in a distributed information environment were identified. It has been established that the combination of intelligent algorithms with self-organized architecture of Mesh networks contributes to increasing the adaptability, scalability and reliability of the functioning of distributed systems. The feasibility of using multi-agent approaches to coordinate the actions of autonomous nodes in conditions of limited resources and variable network topology is substantiated. The scientific novelty of the work lies in the comprehensive generalization of modern approaches to the integration of intelligent navigation methods and collective control in Mesh networks. The practical significance of the results is associated with the possibility of their use in the development of unmanned systems, robotic complexes, sensor monitoring networks and other distributed information and control systems. Further research should be directed to improving the mechanisms of adaptive interaction of agents and increasing the efficiency of decision-making in complex network environments.

Keywords: autonomous navigation, collective control, Mesh networks, distributed and multi-agent systems, artificial intelligence, machine learning, decentralized routing, self-organizing networks.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Shukla, B. K., Parashar, B., Singla, V. K., & Verma, S. (2025). Autonomy and adaptive architectures in distributed systems. *Distributed and Parallel Computing*, 183–218. <https://doi.org/10.1002/9781394288038.ch9>
2. Dulce-Galindo, J. A., Santos, M. A., Raffo, G. V., & Pena, P. N. (2022). Distributed supervisory control for multiple robot autonomous navigation performing single-robot tasks. *Mechatronics*, 86, 102848. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2022.102848>
3. Nahavandi, S., Alizadehsani, R., Nahavandi, D., Mohamed, S., Mohajer, N., Rokonuzzaman, M., & Hossain, I. (2025). A comprehensive review on autonomous navigation. *ACM Computing Surveys*, 57(9), 1–67. <https://doi.org/10.1145/3727642>
4. Ivanotchak, O., Kedenko, I., Kulish, S., Hlibchuk, A., & Dmytrenok, S. (2024). Conceptualization of neural models for decision support tasks. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 335(3(1)), 78–87. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-335-3-11>
5. Morokhovych, B. V. (2026). Artificial intelligence models in the task of monitoring the ecological environment of the region. *System Technologies*, 2(163), 161–171. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-163-2026-15>
6. Maldonado, D., Cruz, E., Torres, J. A., Cruz, P. J., & Benitez, S. D. P. G. (2024). Multi-agent systems: A survey about its components, framework and workflow. *IEEE Access*, 12, 80950–80975. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3409051>



7. Liu, D., Ren, F., Yan, J., Su, G., Gu, W., & Kato, S. (2024). Scaling up multi-agent reinforcement learning: An extensive survey on scalability issues. *IEEE Access*, 12, 94610–94631. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3410318>
8. Yena, M. V., & Bykov, A. M. (2025). Hybrid routing algorithms for multilevel air traffic control systems. *Systems of Arms and Military Equipment*, (2(82)), 122–128. <https://doi.org/10.30748/soivt.2025.82.15>
9. Guo, Z., Zhang, Y., Liu, S., Wang, X. V., & Wang, L. (2023). Exploring self-organization and self-adaption for smart manufacturing complex networks. *Frontiers of Engineering Management*, 10(2), 206–222. <https://doi.org/10.1007/s42524-022-0225-1>
10. Salnyk, S. (2023). Methodology for hybrid construction and maintenance of data transmission routes in programmable mobile radio communication devices based on neural networks. *Information Technology and Security*, 11(2), 239–250. <https://doi.org/10.20535/2411-1031.2023.11.2.293815>
11. Yeremenko, O. S., & Mersni, A. (2020). Improving the fault tolerance of modern infocommunication network elements using default gateway redundancy protocols. *Problems of Telecommunications*, (2(27)), 68–81. <https://doi.org/10.30837/pt.2020.2.06>
12. Dzhus, O., & Lobur, M. (2025). Analysis of the state and problems of functioning of wireless AD HOC and MESH networks. *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, 2(30), 727–751. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.30.914>
13. Danilov, S. Yu. (2025). Models of reactive adaptation of agents to contexts of uncertainty and changes in environmental parameters. *Management of Development of Complex Systems*, (64), 185–193. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.185-193>
14. Borysenko, I. I., Halai, A. L., Hladka, M. V., Hobbiazov, A. S., & Khabiuk, N. S. (2026). Information technology for integrating IoT devices into warehouse management systems. *Scientific Notes of the State University of Information and Communication Technologies*, (1), 182–192. <https://doi.org/10.31673/2786-8362.2026.019813>

Отримано редакцією журналу / Received: 02.03.26

Прорецензовано / Revised: .25.03.26

Схвалено до друку / Accepted: 24.09.26



This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License.