

ПОРІВНЯННЯ І ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОСТОРОВИХ МОДЕЛЕЙ РОЙОВОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Дослідження присвячене порівнянню та оптимізації просторових моделей роевого інтелекту та їх значення для розвитку та оптимізації мультиагентних систем. Розглянуто наукові напрацювання в цій сфері та постійне розширення можливостей застосування таких систем. На основі вивчення наукових праць попередньо встановлено необхідність об'єднання міждисциплінарних підходів для розв'язання комплексних задач із використанням роевого інтелекту. Подальші дослідження передбачають поглиблене вивчення, порівняння, оцінка і оптимізація моделей роевого інтелекту в контексті різних прикладних завдань.

Ключові слова: штучний інтелект, інтелектуальний агент, мультиагентні системи, ройовий інтелект, алгоритми оптимізації ройового інтелекту, моделі машинного навчання ML.

Вступ. На сучасному етапі розвитку технологій мультиагентні системи набувають дедалі більшого поширення в різноманітних наукових і технічних галузях, відіграючи визначальну роль у технологічному прогресі.

Особливої значущості ці системи отримують у контексті збройних конфліктів, коли зростає потреба в автономних системах із розвиненим інтелектуальним управлінням, що підкреслює нагальність розвитку мультиагентних технологій.

Подібні технології наразі вже знаходять застосування в безпілотних літальних апаратах(БПЛА), які використовуються не лише у військовій справі, але й у агропромисловому комплексі, пошуково-рятувальних операціях, будівельній галузі та екологічному спостереженні.

За даними досліджень [1], ринок військових безпілотників демонструє стрімке зростання: від 14,14 млрд доларів США у 2023 році до 16,7 млрд у 2024 році, з прогнозованим збільшенням до 47,16 млрд доларів США до 2032 року при середньорічному прирості 13,15%.

Провідними компаніями в цій галузі є Lockheed Martin, Northrop Grumman, General Atomics та Boeing. Стрімке збільшення попиту на військові дрони відображає значні інвестиції та увагу до цієї сфери, а також їх широке застосування у військових операціях. Такий розвиток зумовлений сучасними військовими конфліктами (російська агресія проти України з 24 лютого 2022 року та терористичні дії Хамасу проти Ізраїлю

з 7 жовтня 2023 року), а також значним прогресом у сфері штучного інтелекту протягом останніх років.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Для кращого розуміння наступного матеріалу рекомендується ознайомитися з термінами, що розглядалися у попередніх статтях авторів.[2,3].

Формалізовані моделі рою виникли на основі біологічних досліджень 19–20 століть, які вивчали колективну поведінку тварин. У першій половині 20-го століття створювалися прості математичні моделі, наприклад, динаміка популяцій Лотки-Вольтерри.

Активний розвиток обчислювальних моделей розпочався у другій половині 20-го століття завдяки появі комп'ютерів, які дозволили симулювати великі системи. Сучасні моделі рою базуються на інтеграції спостережень за природою, математичного аналізу та нових технологій.

Існують два принципово різні підходи, які використовуються для моделювання і аналізу динаміки рою: [4]

- просторовий(spatial);
- непросторовий (nonspatial).

У непросторових підходах динаміка рою на рівні популяції описується в непросторовий спосіб через частотні розподіли груп різних розмірів. Передбачається, що групи різного розміру розділяються або об'єднуються в інші групи залежно від внутрішньої динаміки груп, умов навколишнього середовища та взаємодії з іншими групами. Недоліком непросторових підходів є те, що вони вимагають введення кількох «штучних» припущень щодо злиття та поділу груп різних розмірів для опису та аналізу динаміки популяції, що призводить до погіршення точності моделювання.

Просторовий підхід враховує середовище, яке може бути включене до моделі явно або неявно. Він може бути поділений на дві окремі концепції: [4]

- індивідуально-орієнтовану або лагранжеву (Lagrangian);
- континуальну або ейлерову (Eulerian).

У науковій літературі ці концепції можуть мати різні назви залежно від контексту дослідження. Наприклад, індивідуально-орієнтовані моделі іноді називають мікроскопічними, а континуальні - макроскопічними.[5]

В індивідуально-орієнтованих моделях базовим описом є рівняння руху кожного агента рою, і тому цей підхід є природним для моделювання та аналізу складних соціальних взаємодій і агрегацій.

Наприклад, типовим рівнянням руху, яке розглядається для кожного агента рою в межах індивідуально-орієнтовану, є рівняння руху Ньютона (другий закон Ньютона):

$$m_i a_i = F_i, \quad (1)$$

де m_i – маса агента, a_i – його прискорення, F_i - рівнодійна всіх прикладених до агента сил.

Загальне розуміння поведінки рою в рамках цього підходу полягає в тому, що вона є результатом взаємодії між агентами двох сил: притягування на далекій відстані та

відштовхування на короткій відстані. Наприклад, у риб притягіння ґрунтується на інформації, отриманій за допомогою зору, і має далекодіючий характер, в той час як відштовхування зумовлене тиском та коливаннями води, які сприймаються органом чуття — бічною лінією (*linea lateralis*) риби, і має коротший діапазон дії.

З іншого боку в континуальних моделях динаміку рою описують за допомогою континуальної моделі потоку, а саме концентрації або густини популяції (тобто моделі, в якій кожен агент рою не розглядається як окрема одиниця, а рій є континуумом, який характеризується його густиною в одно-, дво- або тривимірному просторі), що описується диференціальними рівняннями в частинних похідних густини рою.

Базовим рівнянням континуальних моделей є рівняння адвекції-дифузії-реакції виду

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D(\rho) \frac{\partial \rho}{\partial x} \right) - \frac{\partial}{\partial x} (V(\rho) \rho) + B(\rho) \quad (2)$$

де ρ – густина рою, член адвекції $\frac{\partial}{\partial x} (V(\rho) \rho)$ та член дифузії $\frac{\partial}{\partial x} \left(D(\rho) \frac{\partial \rho}{\partial x} \right)$ є спільним результатом індивідуальної поведінки та впливу середовища, а член реакції $B(\rho)$ обумовлений динамікою рою.

Для моделювання динаміки рою з застосуванням континуального підходу також використовуються стохастичні марковські моделі[5], що характеризують еволюцію системи через розподіл ймовірностей її станів.

Фундаментальним рівнянням для таких моделей є рівняння:

$$\frac{\partial P(\vec{n}, t)}{\partial t} = \sum_{\vec{n}'} W(\vec{n} | \vec{n}'; t) P(\vec{n}', t) - \sum_{\vec{n}'} W(\vec{n}' | \vec{n}; t) P(\vec{n}, t) \quad (3)$$

де $\vec{n}'$ і $\vec{n}$ – стани системи, $P(\vec{n}, t)$ - ймовірність знаходження системи в стані $\vec{n}$ в момент часу t , а $W(\vec{n} | \vec{n}'; t)$ і $W(\vec{n}' | \vec{n}; t)$ - швидкості переходу між станами.

В індивідуально-орієнтованому підході часто використовуються моделі, побудовані на основі теорії графів[6], де агенти розглядаються як вузли, а їх взаємодії — як ребра графа.

Граф описується сукупністю двох множин

$$G = (V, E) \quad (4)$$

де $V = \{1, 2, \dots, N\}$ – множина вершин (вузлів), що представляють агентів у кількості - N , $E = \{(1, 2), (1, 3), (2, 3), \dots, (i, j)\}$ – множина ребр (зв'язків між агентами), ребро $(i, j) \in E$ означає, що агент i передає інформацію агенту j .

Важливим поняттям в теорії графів є кістякове дерево - це підграф, який містить всі вершини початкового графа і не має циклів. Кістякове дерево забезпечує мінімальну зв'язність графа, тобто існування шляху між будь-якими двома вершинами. (Рисунок 1)

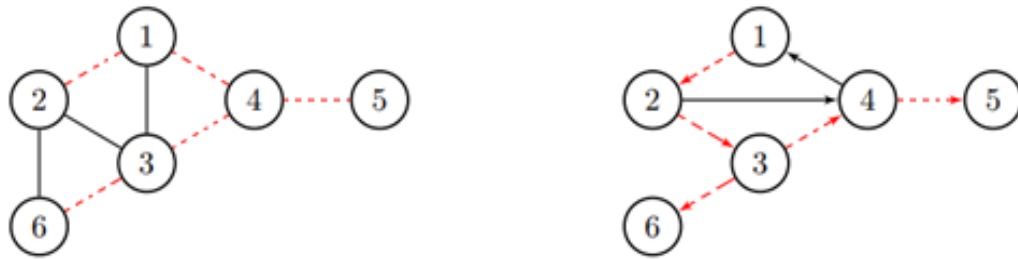


Рисунок 1 - Приклад неорієнтованого графа (зліва) та орієнтованого графа (справа). Кістякове дерево відділено красним пунктиром кольором

Модель рою на основі теорії графів запропонована у роботі [6] розглядає рой як інформаційну мережу, де кожен агент представлений вузлом графа, а інформаційні зв'язки між агентами представлені ребрами графа. Топологія такої мережі може бути як статичною, так і динамічною. При чому розглядаються два основні підходи до керування багатоагентними системами: на основі вузлів (node-based), де аналізується еволюція стану кожного агента, та на основі ребр (edge-based), де аналізується відносний стан між парами агентів.

Автор [6] віддає перевагу підходу на основі ребр (edge-based), оскільки він природніше враховує такі обмеження: обмеження на відстань між агентами (мінімальна для уникнення зіткнень, максимальна для збереження зв'язку), обмеження на зв'язність (необхідність підтримки інформаційного обміну) та обмеження поля зору (отримання інформації тільки від агентів в межах видимості). Цей підхід крім того дозволяє простіше аналізувати стійкість системи та краще підходить для практичної реалізації, використовуючи відносні вимірювання між агентами.

Консенсус у розподіленій системі агентів означає досягнення узгодженого стану (позиції та/або орієнтації) всіма агентами при дотриманні вищезгаданих обмежень.

Важливою умовою досягнення консенсусу є наявність кістякового дерева в графі, що гарантує можливість поширення інформації між всіма агентами системи.

А в статі [7] представлена модель для керування групою агентів, що базується на вимірюванні та контролі ентропії системи. Модель має два основні режими роботи: коли показник ентропії перевищує встановлену межу, агенти автоматично починають формувати більш щільну групу для зниження загального рівня ентропії. Після досягнення прийняттого рівня ентропії (нижче порогового значення) група агентів переходить до виконання основного завдання, рухаючись до визначеної цілі.

Концепція ентропії, яка застосовується до групи взаємодіючих агентів, дозволяє створити ефективну систему керування їх формацією. Для забезпечення надійної та масштабованої роботи групи агентів у даному дослідженні використовується особливий різновид ентропійної міри - ентропія Цалліса, що дозволяє оцінювати та контролювати рівень впорядкованості системи в цілому.

Ще одним підходом для моделювання рою є модель холонічної мультиагентної системи (HMAS - Holonic Multi-Agent System)[8].

HMAS - це рекурсивна структура холонів. Холон, за визначенням Артура Кестлера, одночасно є як цілим, так і частиною цілого. Таким чином, він може складатися з

інших холонів, строго відповідаючи трьом умовам: бути стабільним, мати здатність до автономності та вміти співпрацювати з іншими холонами. Ієрархічна структура HMAS дозволяє моделювати систему на декількох рівнях деталізації відповідно до цілей моделювання або доступних обчислювальних ресурсів. Ієрархія вкладених один в одного холонів називається холархією (Рисунок 2).

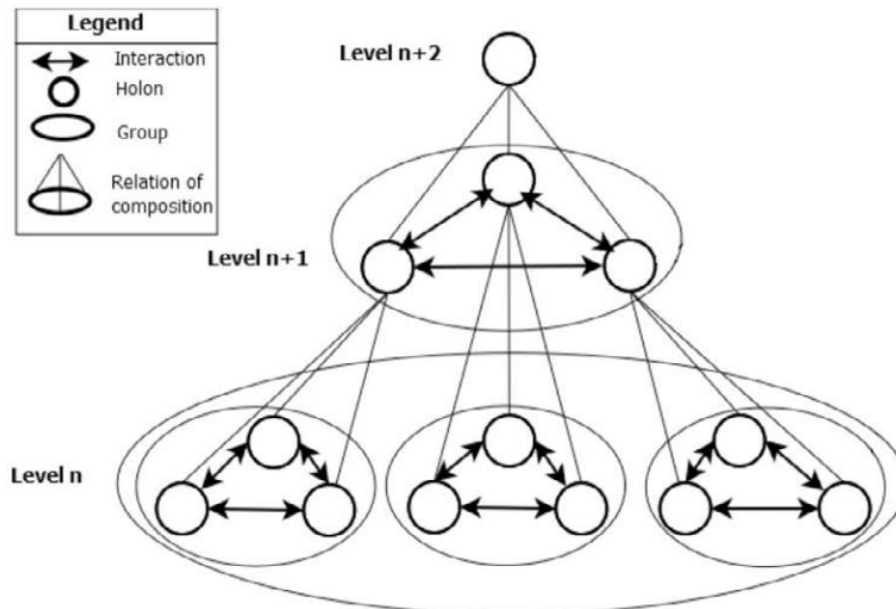


Рисунок 2 - Холархія з трьома холархічними рівнями

Цікавий підхід до моделювання рою з використанням теорії хаосу представлений у статті [9].

Дослідження виконано в рамках проєкту ASIMUT (Aid to Situation Management based on MULTimodal, MULTiUAVs, MULTilevel acquisition Techniques), що підтримується Європейським оборонним агентством EDA (European Defence Agency).

ASIMUT використовує ієрархічну структуру рою з двома рівнями координації:

- рій вищого рівня координації (HLCS - High Level Coordination Swarm), який забезпечує загальне керування роєм;
- рой нижчого рівня (LLCS - Low Level Coordination Swarm), які виконують безпосередні завдання спостереження та збору інформації.

Автори статті[9] переслідували ціль зробити рух дронів непередбачуваним для потенційного противника, тому були використані хаотичні динамічні моделі.

В дослідженні було використано три основні моделі: (Рисунок 3)

- MAMM (Ma Mobility Model) - базова модель, що використовує систему Ма, яка показала гірші результати через часті повороти та петлі в траєкторіях дронів;
- MAMM2 покращена версія MAMM з модифікованим розбиттям карти поворотів, що дозволило зменшити кількість різких поворотів;
- CROMM (Chaotic Rössler Mobility Model) - найефективніша модель, що базується на системі Рьосслера, яка була обрана для подальшої інтеграції з хаотичним алгоритмом мурашиної колонії CACO(Chaotic Ant Colony Optimization).

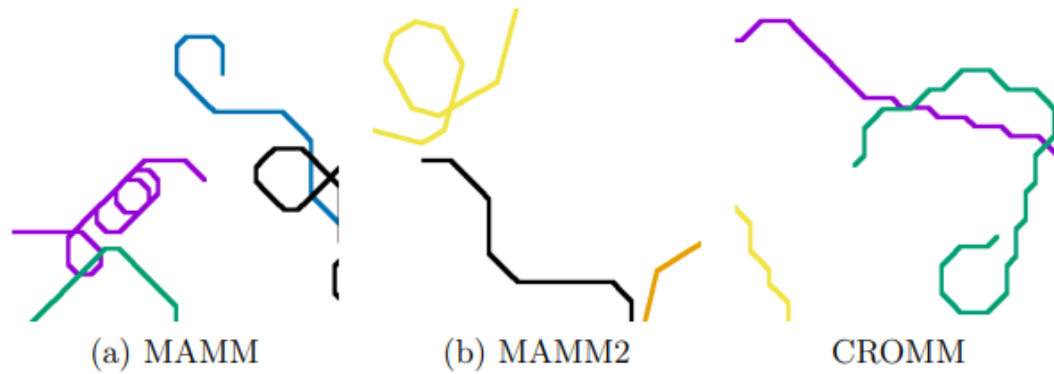


Рисунок 3 - Патерни траєкторій дронів отримані різними моделями при однаковому масштабі: MAMM має багато петель, MAMM2 - прямолінійні ділянки без петель, CROMM поєднує прямі лінії та серпантинні патерни з широкими поворотами

Ціль та постановка завдання. Після ретельного аналізу наукових досліджень [3-9] вирішено обрати просторову лагранжеву модель запропоновану Т.І. Zohdi [10].

Перевагами цієї моделі є її відносна простота та водночас потужний дослідницький потенціал, оскільки вона:

- забезпечує прецизійне відстеження траєкторії кожного агента у тривимірному просторі;
- надає ефективний інструментарій для моделювання складних взаємозв'язків між агентами;
- ґрунтується на класичних фізичних принципах руху, що робить її математичну основу надійною та зрозумілою.

Мета дослідження - змодельовати процес колективного картографування території за допомогою рою автономних агентів (Рисунок 4). Основний критерій оптимізації - мінімізація сумарного часу обстеження території.

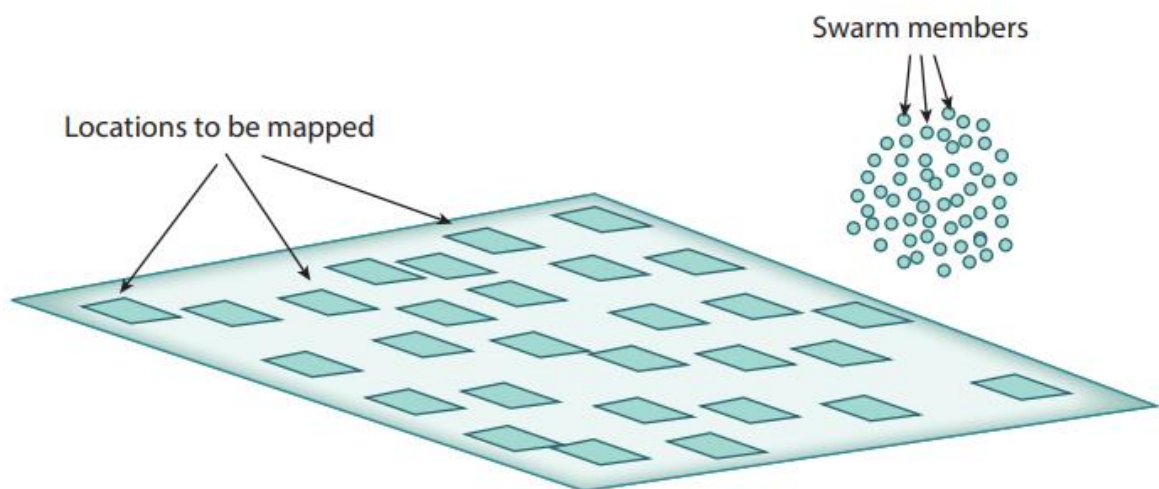


Рисунок 4 - Типова схема картографування території за допомогою рою
(Locations to be mapped — Локації, цілі для картографування;
Swarm members — Члени, агенти рою) [10]

Матеріал дослідження. Для реалізації дослідження обрано математичний апарат просторової лагранжевої моделі. Перехід до опису руху агентів розпочнемо з введення базових позначень та координатної системи.

Для позначення векторів та тензорів використовується жирний шрифт, застосовується фіксована декартова система координат з правою ортогональною трійкою одиничних векторів ($\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$).

Положення агента рою визначається радіус-вектором $\mathbf{r}$:

$$\mathbf{r} = r_1 \mathbf{e}_1 + r_2 \mathbf{e}_2 + r_3 \mathbf{e}_3 \quad (4)$$

Швидкість агента $\mathbf{v}$:

$$\mathbf{v} = \dot{r}_1 \mathbf{e}_1 + \dot{r}_2 \mathbf{e}_2 + \dot{r}_3 \mathbf{e}_3 \quad (5)$$

Прискорення агента $\mathbf{a}$:

$$\mathbf{a} = \ddot{r}_1 \mathbf{e}_1 + \ddot{r}_2 \mathbf{e}_2 + \ddot{r}_3 \mathbf{e}_3 \quad (6)$$

У нашому аналізі ми розглядаємо агентів рою як точкові маси, тобто ігноруємо їхні розміри.

Для кожного члена рою (загальна кількість агентів рою N), з масою m_i рівняння руху задається наступним чином:

$$m_i \dot{\mathbf{v}}_i = m_i \ddot{\mathbf{v}}_i = \Psi_i^{mt}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_N) \quad (7)$$

де Ψ_i^{mt} – результуюча сила або рівнодійна сил, що діють на i -й член рою, ці сили враховують:

- взаємодію з цілями для картографування (mt – mapping targets), які спрямовують член рою до певних локацій або точок, що потрібно дослідити;
- взаємодію з іншими членами рою, уникнення зіткнень або підтримання певного відстані між ними.

Реалізація алгоритму виглядає наступним чином:

1. Задання локацій для картографування:

$$\mathbf{T}_i = (T_x, T_y, T_z)_i \quad (8)$$

для $i = 1, 2, \dots, N_T$ де N_T загальна кількість цілей.

2. Ініціалізація положення агентів рою:

$$\mathbf{r}_i = (r_x, r_y, r_z)_i \quad (9)$$

для $i = 1, 2, \dots, N$ де N загальна кількість цілей.

3. Для кожного члена рою i розрахувати відстань до кожної цілі j :

$$\|\mathbf{r}_i - \mathbf{T}_j\| = \sqrt{(r_{ix} - T_{jx})^2 + (r_{iy} - T_{jy})^2 + (r_{iz} - T_{jz})^2} \quad (10)$$

та визначити напрямок до цієї цілі:

$$\mathbf{n}_{ij} = \frac{\mathbf{T}_j - \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{r}_i - \mathbf{T}_j\|} \quad (11)$$

4. Для кожного члена рою i визначити взаємодію із ціллю як функцію відстані та напрямку:

$$\Psi_i^{mt} = \mathcal{F}(\|r_i - T_j\|, n_{ij}) \quad (12)$$

Наприклад, можна обчислити сукупний зважений напрямок до цілей:

$$N_i = \sum_{j=1}^{N_T} \omega_j n_{ij} e^{-a\|r_i - T_j\|} \quad (13)$$

де ω_j — коефіцієнт, який відображає важливість цієї цілі, a — параметр, що визначає швидкість затухання.

Далі цей зважений напрямок нормалізується для отримання єдиного напрямку руху:

$$n_j^* = \frac{N_i}{\|N_i\|} \quad (14)$$

Сили взаємодії обчислюються шляхом множення доступної тяги F_i на загальний нормалізований напрямок:

$$\Psi_i^{mt} = F_i n_i^* \quad (15)$$

5. Інтегрування рівнянь руху:

$$m_i \dot{v}_i = \Psi_i^{mt} \quad (16)$$

Це дає змогу обчислити нову швидкість і положення.

Нова швидкість:

$$v_i(t + \Delta t) = v_i(t) + \frac{\Delta t}{m_i} \Psi_i^{mt}(t) \quad (17)$$

Нове положення:

$$r_i(t + \Delta t) = r_i(t) + \Delta t v_i(t) \quad (18)$$

Якщо нова швидкість перевищує максимально допустиме значення v_{max}

$$\|v_i(t + \Delta t)\| > v_{max} \quad (19)$$

то швидкість масштабують таким чином – спочатку позначаємо поточну швидкість як:

$$v_i^{old}(t + \Delta t) = v_i(t + \Delta t) \quad (20)$$

тоді масштабована (нормалізована) швидкість:

$$v_i^{new}(t + \Delta t) = v_i(t + \Delta t) \frac{v_{max}}{\|v_i^{old}(t + \Delta t)\|} \quad (21)$$

6. Перевірка, чи виконано картографування цілей - аналізується відстань між членом рою та цілями:

$$\|r_i - T_j\| \leq tolerance \quad (22)$$

Якщо будь-який член рою досяг цілі T_j , цілі T_j виключається з подальшого розгляду, щоб уникнути дублювання зусиль.

7. Процес повторюється з 3-го пункту для наступного кроку інтегрування часу $t + \Delta t$, поки не всі цілі не будуть обстежені.

Висновки. У результаті порівняння сучасних просторових моделей найбільш перспективною була визначена лагранжева модель, запропонована Т.І. Zohdi [10]. Її перевагами є простота реалізації, точне відстеження траєкторій агентів у тривимірному просторі, а також здатність моделювати складні взаємодії між членами рою, цілями та перешкодами. Основною метою дослідження було створення моделі, яка забезпечувала

б ефективно картографування території шляхом мінімізації сумарного часу її обстеження.

Запропонована модель враховує такі ключові типи взаємодій: між членами рою (тяжіння та відштовхування), між членами рою та цілями (тяжіння до областей для картографування). Розроблений алгоритм забезпечує адаптивне управління роєм, виключення виконаних цілей та ефективне покриття області.

Подальші напрями досліджень включають оптимізацію параметрів моделі, врахування енергетичних обмежень агентів, тестування на фізичних роботах у реальних умовах та адаптацію алгоритму для задач із динамічними перешкодами.

Додатково слід дослідити інтеграцію машинного навчання для автоматичного налаштування параметрів моделі, що дозволяє покращити ефективність роботи рою в різних середовищах.

Використання еволюційних алгоритмів може допомогти оптимізувати траєкторії руху агентів та оновлення популяцій у задачах із великою розмірністю.

Алгоритми рою такі як PSO або ACO, можуть бути корисними для поліпшення кооперативної поведінки агентів та адаптивного пошуку глобального оптимуму рішень у динамічних умовах.

Запропонований підхід є універсальним і відкриває можливості для вирішення широкого спектра задач, таких як картографування, моніторинг, пошуково-рятувальні.

ЛІТЕРАТУРА

1. Military Drone Market Size, Share & Russia-Ukraine War Impact Analysis. Forecast, 2024-2032 URL: <https://www.fortunebusinessinsights.com/military-drone-market-102181> (дата звернення 23.12.2024)
2. Купін А.І., Косей М.П. Аналіз алгоритмів ройового інтелекту // «Системні технології» - Том 3 №152 (2024) – С. 69-80 - URL: <https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/st/article/view%20/1696/996> (дата звернення 23.12.2024)
3. Купін А.І., Косей М.П. Аналіз алгоритмів ройового інтелекту // International scientific and technical conference. Information Technologies in Metallurgy and Machine building – ITMM 2024 – С. 460-465 - URL: <https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/itmm/article/view/1823/1108> (дата звернення 23.12.2024)
4. Veysel Gazi, Kevin M. Passino (The Ohio State University, 2002) - Stability analysis of swarms. URL: https://www.researchgate.net/publication/3031441_Stability_analysis_of_swarms (дата звернення 29.12.2024)
5. Kristina Lerman, Aram Galstyan, Tad Hogg (USC Information Sciences Institute, Hewlett-Packard - 2004 Labs) - Mathematical Analysis of Multi-Agent Systems URL: https://www.researchgate.net/publication/1957056_Mathematical_Analysis_of_Multi-Agent_Systems (дата звернення: 29.12.2024)
6. Esteban Restrepo(Automatic. Université Paris-Saclay, 2021) - Coordination control of autonomous robotic multi-agent systems under constraints. URL: <https://theses.hal.science/tel-03537341v1> (дата звернення: 29.12.2024)

7. Luke Fina, Douglas Shane Smith, Jr., Jason Carnahan and Hakki Erhan Sevil (Mechanical Engineering, Intelligent Systems & Robotics, University of West Florida; I3, Huntsville - 2022) - Entropy-Based Distributed Behavior Modeling for Multi-Agent UAVs. URL: <https://www.mdpi.com/2504-446X/6/7/164> (дата звернення: 05.02.2025)
8. Igor Tchappi, Jean Etienne Ndamlabin Mboula, Amro Najjar, Yazan Mualla, Stephane Galland (University of Luxembourg, Inria Nancy – Grand Est, Luxembourg Institute of Science and Technology, Univ. Bourgogne-Franche-Comté - 2022) - A Decentralized Multilevel Agent Based Explainable Model for Fleet Management of Remote Drones URL: https://www.researchgate.net/publication/360670873_A_Decentralized_Multilevel_Agent_Based_Explainable_Model_for_Fleet_Management_of_Remote_Drones (дата звернення: 06.02.2025)
9. Martin Rosalie, Grégoire Danoy, Serge Chaumette, Pascal Bouvry (University of Luxembourg, University of Bordeaux - 2019) - Chaos-enhanced mobility models. URL: <https://hal.science/hal-01699298/file/asimut.pdf> (дата звернення: 06.02.2025)
- T.I. Zohdi (Department of Mechanical Engineering, University of California, Berkeley – 2018) - Multiple UAVs for Mapping: A Review of Basic Modeling, Simulation, and Applications. URL: <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev-environ-102017-025912> (дата звернення: 10.02.2025)

REFERENCES

1. Military Drone Market Size, Share & Russia-Ukraine War Impact Analysis. Forecast, 2024-2032 URL: <https://www.fortunebusinessinsights.com/military-drone-market-102181> (дата звернення 23.12.2024)
2. Купін А.І., Косей М.П. Аналіз алгоритмів ройового інтелекту // «Системні технології» - Том 3 №152 (2024) – С. 69-80 - URL: <https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/st/article/view%20/1696/996> (дата звернення 23.12.2024)
3. Купін А.І., Косей М.П. Аналіз алгоритмів ройового інтелекту // International scientific and technical conference. Information Technologies in Metallurgy and Machine building – ITMM 2024 – С. 460-465 - URL: <https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/itmm/article/view/1823/1108> (дата звернення 23.12.2024)
4. Veysel Gazi, Kevin M. Passino (The Ohio State University, 2002) - Stability analysis of swarms. URL: https://www.researchgate.net/publication/3031441_Stability_analysis_of_swarms (дата звернення 29.12.2024)
5. Kristina Lerman, Aram Galstyan, Tad Hogg (USC Information Sciences Institute, Hewlett-Packard - 2004 Labs) - Mathematical Analysis of Multi-Agent Systems URL: https://www.researchgate.net/publication/1957056_Mathematical_Analysis_of_Multi-Agent_Systems (дата звернення: 29.12.2024)
6. Esteban Restrepo (Automatic. Université Paris-Saclay, 2021) - Coordination control of autonomous robotic multi-agent systems under constraints. URL: <https://theses.hal.science/tel-03537341v1> (дата звернення: 29.12.2024)
7. Luke Fina, Douglas Shane Smith, Jr., Jason Carnahan and Hakki Erhan Sevil (Mechanical Engineering, Intelligent Systems & Robotics, University of West Florida; I3, Huntsville -

2022) - Entropy-Based Distributed Behavior Modeling for Multi-Agent UAVs. URL: <https://www.mdpi.com/2504-446X/6/7/164> (дата звернення: 05.02.2025)

8. Igor Tchappi, Jean Etienne Ndamlabi Mboula, Amro Najjar, Yazan Mualla, Stephane Galland (University of Luxembourg, Inria Nancy – Grand Est, Luxembourg Institute of Science and Technology, Univ. Bourgogne-Franche-Comté - 2022) - A Decentralized Multilevel Agent Based Explainable Model for Fleet Management of Remote Drones URL: https://www.researchgate.net/publication/360670873_A_Decentralized_Multilevel_Agent_Based_Explainable_Model_for_Fleet_Management_of_Remote_Drones (дата звернення: 06.02.2025)

9. Martin Rosalie, Grégoire Danoy, Serge Chaumette, Pascal Bouvry (University of Luxembourg, University of Bordeaux - 2019) - Chaos-enhanced mobility models. URL: <https://hal.science/hal-01699298/file/asimut.pdf> (дата звернення: 06.02.2025)

T.I. Zohdi (Department of Mechanical Engineering, University of California, Berkeley – 2018) - Multiple UAVs for Mapping: A Review of Basic Modeling, Simulation, and Applications. URL: <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev-environ-102017-025912> (дата звернення: 10.02.2025)

Received 30.04.2025.

Accepted 02.05.2025.

Comparison and optimization of spatial models of swarm intelligence

The study is dedicated to the comparison and optimization of spatial models of swarm intelligence and their importance for the development and optimization of multi-agent systems. The research examines the scientific achievements in this field and the continuous expansion of the application possibilities of such systems. Based on the analysis of scientific literature, the necessity of combining interdisciplinary approaches to solve complex problems using swarm intelligence has been preliminarily established. Further research involves an in-depth study, comparison, evaluation, and optimization of swarm intelligence models in the context of various applied tasks.

Key words: artificial intelligence, intelligent agent, multi-agent systems, swarm intelligence, swarm intelligence optimization algorithms, machine learning models, ML.

Купін Андрій Іванович - доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних систем та мереж Криворізького національного університету.

Косей Максим Петрович - аспірант кафедри комп'ютерних систем та мереж Криворізького національного університету.

Kupin Andrey - Doctor of technical sciences, professor, Head of the department of computer systems and networks of The Kryvyi Rih National University.

Kosei Maksym - PhD student of the department of computer systems and networks of The Kryvyi Rih National University.