

Ельвіра КАЙДАН,

студентка 4 курсу, Національного аерокосмічного університету
«Харківський авіаційний інститут»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-1437-6884>
e-mail: e.s.kaidan@student.khai.edu

Науковий керівник: Ольга КРИЦЬКА,

старший викладач кафедри інформаційних технологій
проектування (105) Національного аерокосмічного університету
«Харківський авіаційний інститут»
e-mail: d.krickiy@khai.edu

DOI: <https://doi.org/10.32620/pls.2025.8.56>

УПРАВЛІННЯ РОЄМ БПЛА: ФОРМАЦІЇ, ТАКТИКИ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ПІДХОДИ

Анотація. У роботі розглянуто сучасні підходи до організації та керування роями безпілотних літальних апаратів. Проаналізовано типи формацій, їхній вплив на автономність, стійкість і здатність рою адаптуватися до змін середовища. Особливу увагу приділено тактичним моделям колективної поведінки, включаючи базові та розширені режими взаємодії агентів. Окремо розглянуто інтелектуальні методи керування, зокрема моделі підкріплювального навчання, що дозволяють формувати оптимальні стратегії руху. Наведені результати симуляцій демонструють ефективність децентралізованих підходів та підтверджують перспективність ройових систем у складних операційних сценаріях.

Ключові слова: Ройові системи, БПЛА, формації, тактики, підкріплювальне навчання, самоорганізація, симуляція.

Вступ. Колективна взаємодія безпілотних літальних апаратів стала одним із ключових напрямів розвитку сучасних автономних систем [3, р 320][2, р 7]. На відміну від одиночних платформ, рій БПЛА здатний забезпечувати значно ширше покриття, виконувати паралельні задачі, зберігати працездатність у випадку втрати окремих агентів та адаптувати поведінку до змін середовища [6, р 1-16]. Ефективність таких систем визначається трьома фундаментальними складниками: правильно вибраною формацією [3, р 320], адекватною тактикою групової поведінки та алгоритмічним забезпеченням, що дозволяє приймати оптимальні рішення на рівні кожного агента та всієї групи [5, Article ID 4327380][9, р. 4603-4619].

Представлений огляд систематизує основні структури рою, доводить значення тактичних моделей і демонструє роль інтелектуальних алгоритмів у формуванні поведінки БПЛА в різних операційних сценаріях.

1. Типи формацій рою БПЛА

Формація рою визначає просторову організацію безпілотних літальних апаратів та задає принципи їхньої координації й обміну даними. Від вибору структури залежить поведінкова динаміка рою, його стійкість до відмов і здатність адаптуватися до змін середовища.

У децентралізованій swarm-формації кожен агент коригує рух на основі локальної інформації,

що забезпечує самоорганізацію та високу гнучкість системи [13, Article 11]. На противагу їй, hive-формація працює за єдиним алгоритмом, забезпечуючи синхронність і точність групових маневрів.

Cluster-модель формує ієрархію підгруп із локальними лідерами та підходить для багатофазних місій, де різні частини рою виконують окремі задачі [3, р 320]. У networked formation агенти утворюють децентралізовану комунікаційну мережу, що дозволяє підтримувати стійкий обмін даними навіть на значних відстанях [11, р 113]. Як показано на рис. 1, у середовищі Webots така формація демонструє збалансоване поєднання автономності та колективної узгодженості, зберігаючи структуру навіть у присутності перешкод.

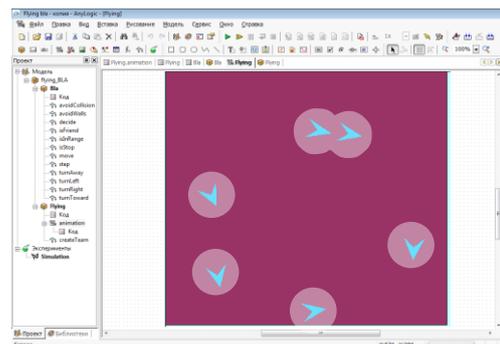


Рис. 1. Сцена моделювання рою у Webots

Зображення демонструє децентралізовану поведінку агентів у складному середовищі, зокрема здатність рою підтримувати стійкість формації, обходити перешкоди та зберігати цілісність структури при мінімальному інформаційному обміні.

Після аналізу сцени можна відзначити, що використання подібних симуляційних середовищ дозволяє оцінити стабільність формацій у реалістичних умовах. На прикладі swarm-структури видно, що кожен БПЛА формує свою траєкторію з огляду на локальний стан, а ройова динаміка виникає як результат колективної поведінки, а не централізованого керування. Це підтверджує, що децентралізовані моделі найкраще підходять для операцій у непередбачуваних умовах, тоді як hive, cluster та networked formation можуть застосовуватися в місцях, де потрібна вищий рівень структурної організованості чи інформаційної стабільності.

2. Тактичні моделі колективної поведінки

Тактичні моделі визначають, яким саме чином рій БПЛА реалізує свою взаємодію під час руху, виконання завдань та реагування на зміну обстановки [10, р 4]. На відміну від формацій, що описують статичну структуру рою, тактики відображають динамічну сторону поведінки, тобто правила перебудови, координації та розподілу ролей між агентами [7, р 1-18]. Саме тактична компонента задає характер колективних дій і визначає, як рій функціонує в реальних умовах — від локальних перешкод до складних типів загроз.

2.1 Тактика рою

На рис. 1 подано узагальнення базових режимів колективної поведінки — Melee, Mass, Maneuver та Swarm. Ці режими відрізняються не лише щільністю та впорядкованістю групи, а й принципами реагування на зовнішні фактори.

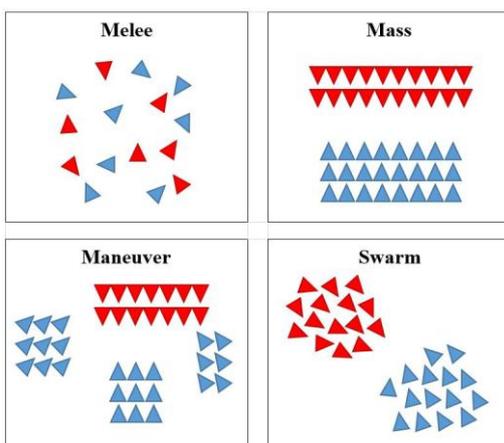


Рис. 2. Основні ройові тактики

Ілюстрація демонструє чотири підходи до організації поведінки рою, кожен із яких орієнтований на певний тип завдань. Тактика «Ближній бій» (Melee) характеризується мінімальними обмеженнями на взаємне розташування агентів: рій діє у високодинамічному

режимі, швидко змінюючи напрямок та щільність, що є ефективним у ситуаціях, де потрібна миттєва реакція на появу цілей чи перешкод [10, р 4]. У протилежність цьому, підхід «Маса» (Mass) передбачає формування щільної впорядкованої групи, у якій усі агенти підтримують однаковий напрямок та швидкість. Така організація забезпечує рівномірне охоплення великих площ і стабільність руху, що важливо для завдань із чітко визначеною фронтальною побудовою [7, р 6]. Режим «Маневр» (Maneuver) зосереджується на гнучкості структури: рій легко перебудовується, утворює тимчасові підгрупи та змінює траєкторію обходу залежно від зовнішніх умов, зберігаючи при цьому спільну мету [1, р. 320]. Натомість тактика «Рій» (Swarm) ґрунтується на природній самоорганізації без фіксованої геометрії. Колективна поведінка виникає з локальних правил взаємодії, що робить систему стійкою до втрати окремих агентів і високо адаптивною в динамічному середовищі [15, р 105].

У сукупності ці чотири тактики охоплюють повний спектр поведінкових моделей — від чітко структурованих до повністю децентралізованих — що дозволяє налаштовувати рій відповідно до конкретних операційних потреб і характеру місці. [12, Article 673]

2.2 Розширені моделі тактичної поведінки

Реальна поведінка рою формується не лише базовими тактиками, а й адаптивними алгоритмами, які враховують локальні параметри, структуру цілей та умови середовища. Однією з ключових моделей є flocking, що забезпечує узгодження напрямку та швидкості агентів і створює колективний рух без централізованого контролю.

Алгоритми select-nearest і assign-nearest оптимізують розподіл цілей: перший призначає найближчу доступну точку, тоді як другий мінімізує сумарні витрати часу для всього рою. Double-swarm дозволяє поділити рій на два незалежні підформування для паралельного виконання задач. У rabbit tactic формується лідируючий агент або віртуальна точка, що задає напрям руху та забезпечує складні маневри або перенаправлення групи.

На рис. 3 показано приклад того, як рій може послідовно змінювати тактичні режими залежно від зміни оперативної ситуації — наприклад, переходити з природного flocking до тактичного double-swarm або select-nearest.

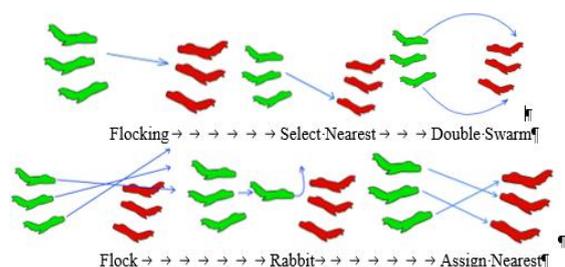


Рис. 3. Послідовність зміни ройових тактик

Розглянуті моделі підкреслюють, що тактики не є статичними — вони можуть комбінуватися або змінюватися в залежності від поставленої задачі. Це дозволяє створювати ройові системи з високим рівнем адаптивності та здатністю ефективно реагувати на складні умови середовища.

3. Методи інтелектуального керування роями

Інтелектуальні методи керування відіграють ключову роль у формуванні адаптивної поведінки рою БпЛА. На відміну від жорстко заданих правил, алгоритми підкріплювального навчання дозволяють агентам самостійно визначати оптимальні дії на основі взаємодії зі середовищем [14, Article 108595].

Моделі **Markov Decision Processes (MDP)** забезпечують формальний опис процесу вибору дій, де перехід між станами має імовірнісний характер. **Q-learning** дає змогу навчатися без попереднього знання структури середовища: агент поступово оновлює Q-значення, формуючи політику, що максимізує винагороду [8, р 3]. У середовищах із безперервними параметрами руху застосовуються алгоритми **Policy Gradient**, які оптимізують поведінку напряму через параметризацію політики, забезпечуючи плавність траєкторій та стійкість до змін умов [4, Article 484].

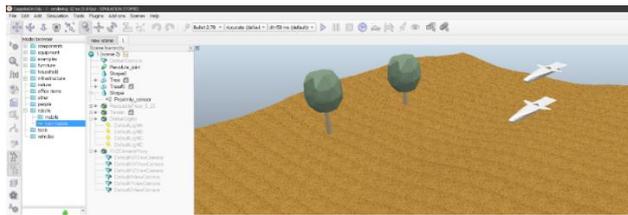


Рис. 4. Рух агента у сітці з урахуванням винагород

Гексагональна сітка дозволяє моделювати різні типи зон (безпечні, нейтральні, небезпечні), а зміна кольору комірок відображає зростання або зменшення винагороди за поточний стан. Це наочно демонструє, як формується політика поведінки при навчанні.

4. Результати моделювання

Симуляційні експерименти у Webots та AnyLogic демонструють, що swarm-структури забезпечують найбільш рівномірне покриття території та зберігають стабільність поведінки навіть за наявності складних перешкод або динамічних змін середовища. Застосування тактик розподілу цілей, зокрема select-nearest та assign-nearest, істотно зменшує час обходу заданих точок і підвищує узгодженість дій між агентами. Тактика circular capture показала високу ефективність у блокуванні рухомих об'єктів, тоді як double-swarm дала змогу одночасно контролювати кілька секторів, розділивши рій на паралельно працюючі підформування.

Використання методів підкріплювального навчання дозволило рою адаптувати траєкторії руху відповідно до структури місцевості, обираючи

безпечні та оптимальні маршрути. Навіть у разі втрати частини агентів загальна конфігурація рою залишалась функціональною: сусідні БпЛА автоматично компенсували відсутність елементів, зберігаючи ефективність колективної дії.

Висновки

Ройові системи демонструють високу ефективність у задачах моніторингу, супроводу, блокування, пошуку та картографування. Правильно підібрана формація, тактична модель і алгоритмічне забезпечення дозволяють досягати високої узгодженості та автономності. Комбінація swarm-тактик і методів підкріплювального навчання забезпечує природну адаптивність рою, роблячи його одним із найперспективніших напрямів у сучасній автономній авіації.

Бібліографічні посилання

1. Abualigah L., Yousri D., Elaziz M.A., et al. A Comprehensive Survey of Swarm Optimization Algorithms and Their Applications // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. — 2021. — Vol. 105. — Article 104385. DOI: 10.1016/j.engappai.2021.104385.
2. Alqudsi Y., ... UAV swarms: research, challenges, and future directions // *Journal of Engineering and Applied Sciences*. — 2025. — Vol. 43. — P. 1–14. DOI: 10.1186/s44147-025-00582-3.
3. Bu Y., Li X., Zhang Q. Advancement Challenges in UAV Swarm Formation Control // *Unmanned Systems*. — 2024. — Vol. 8, No. 7. — P. 320. DOI: 10.3390/2504-446X/8/7/320.
4. Ekechi C. C., Choi H.-S., Kim M. A Survey on UAV Control with Multi-Agent Reinforcement Learning // *Aerospace*. — 2025. — Vol. 9, No. 7. — Article 484. DOI: 10.3390/drones9070484.
5. Lee W., Chen G., Zhu X. Federated Reinforcement Learning-Based UAV Swarm System for Aerial Remote Sensing // *Mathematical Problems in Engineering*. — 2022. — Article ID 4327380. DOI: 10.1155/2022/4327380.
6. Liao J., Zhang L., Wang S. UAV swarm formation reconfiguration control based on pigeon-inspired optimization // *Science China Information Sciences*. — 2023. — Vol. 66, No. 5. — P. 1–16. DOI: 10.1007/s11432-022-3735-5.
7. Ouyang Q., Liu Y., Zhou D. Formation Control of Unmanned Aerial Vehicle Swarms: A Review // *Asian Journal of Control*. — 2023. — Vol. 25, Issue 4. — P. 1–18. DOI: 10.1002/asjc.2806.9
8. Puente-Castro A., Rivero D., Pereira A., Fernández-Blanco E. Q-Learning-Based System for Path Planning with UAV Swarms in Obstacle Environments // *arXiv preprint*. — 2023. — arXiv:2303.17655. URL: <https://arxiv.org/abs/2303.17655>.
9. Puente-Castro A., Serrano A., ... UAV swarm path planning with reinforcement learning for coverage-based tasks // *Applied Intelligence*. — 2022. — Vol. 52, No. 9. — P. 4603–4619. DOI: 10.1007/s10489-022-03254-4.

10. Shi M., Xing L. A Survey of UAV Swarm Task Allocation Based on the Perspective of Coalition Formation // International Journal of Swarm Intelligence Research. — 2025. — Vol. 13, Issue 1. DOI: 10.4018/IJSIR.311499.

11. Sopov I., Krytskyi D., Artomova A., Artomov I. Trust-based routing methodology in UAV swarm networks based on traffic analysis and anomaly detection // Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries. — 2025. — No. 2(32). — P. 111–128. DOI: 10.30837/2522-9818.2025.2.111.

12. Yang C., Zhang B., Zhang M., Wang Q., Zhu P. Research on Decision-Making Strategies for Multi-Agent UAVs in Island Missions Based on Rainbow Fusion MADDPG Algorithm // Drones. — 2025. — Vol. 9, No. 10. — Article 673. DOI: 10.3390/drones9100673.

13. Zhang X., Liu J. Research on UAV Swarm Network Modeling and Resilience Assessment Methods // Sensors. — 2024. — Vol. 24, No. 1. — P. 1–18. DOI: 10.3390/s24010011.

14. Zhang Y., Dong X., Li Z., Ren Z. Multi-Agent Reinforcement Learning for Cooperative Control of UAV Swarms: A Survey // Aerospace Science and Technology. — 2023. — Vol. 140. — Article 108595. DOI: 10.1016/j.ast.2023.108595.

15. Zhou W., Li J., Liu Z., Shen L. Improving multi-target cooperative tracking guidance for UAV swarms using multi-agent reinforcement learning // Chinese

Journal of Aeronautics. — 2022. — Vol. 35, No. 7. — P. 100–112. DOI: 10.1016/j.cja.2021.09.008.

E. Kaidan

Uav swarm management: formations, tactics, and intellectual approaches.

Abstract. The paper considers modern approaches to the organization and control of swarms of unmanned aerial vehicles. It analyzes the types of formations, their impact on autonomy, stability, and the ability of the swarm to adapt to environmental changes. Particular attention is paid to tactical models of collective behavior, including basic and advanced modes of agent interaction. Intelligent control methods are considered separately, in particular reinforcement learning models that allow the formation of optimal motion strategies. The simulation results demonstrate the effectiveness of decentralized approaches and confirm the promise of swarm systems in complex operational scenarios.

Keywords: Swarm systems, UAVs, formations, tactics, reinforcement learning, self-organization, simulation

Зразок для цитування:

Кайдан Е. Управління роєм БпЛА: формації, тактики та інтелектуальні підходи. Пропілеї права та безпеки, 2025. №8. С. 222–225. DOI: <https://doi.org/10.32620/pls.2025.8.56>.