

ПРОЦЕНКО МИХАЙЛО

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0003-7359-4874>e-mail: mishagg45@gmail.com**МАСЛІЙ РОМАН**

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0000-0003-3021-4328>e-mail: maslij.r.v@vntu.edu.ua

АНАЛІЗ РОЙОВИХ МЕТОДІВ КЕРУВАННЯ БЕЗПЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ

У роботі здійснено комплексне дослідження та порівняння ройових алгоритмів керування безпілотними літальними апаратами (БПЛА) у динамічному середовищі. Проаналізовано методи Particle Swarm Optimization, Ant Colony Optimization та Artificial Bee Colony з точки зору принципів роботи, переваг, обмежень і практичних сфер застосування. Для об'єктивної оцінки ефективності розроблено набір критеріїв, що охоплюють швидкість збіжності, гнучкість, робастність, обчислювальну складність та енергоефективність. Отримані результати дозволили визначити найбільш придатні алгоритми для розв'язання завдань пошуку, розвідки, картографування та кооперативної доставки вантажів. Додатково окреслено перспективні напрями розвитку, зокрема створення гібридних алгоритмів і вдосконалення методів адаптації до умов невизначеності. Практична цінність роботи полягає у формуванні підґрунтя для розробки більш автономних і ефективних систем керування роєм БПЛА, що можуть знайти застосування в сільському господарстві, пошуково-рятувальних операціях, моніторингу доквілля та інспекції інфраструктури. Отримані висновки можуть бути використані як методологічна основа для подальшої інтеграції ройових підходів у практичні системи керування автономними БПЛА.

Ключові слова: ройові алгоритми; безпілотні літальні апарати (БПЛА); Particle Swarm Optimization; Ant Colony Optimization; Artificial Bee Colony; оптимізація траєкторій; кооперативне керування; динамічне середовище; гібридні алгоритми; автономні системи

PROTSENKO MYKHAILO, MASLIJ ROMAN

Vinnytsia National Technical University

ANALYSIS OF SWARM CONTROL METHODS FOR UNMANNED AERIAL VEHICLES

This study presents a comprehensive analysis and comparison of swarm intelligence algorithms for controlling unmanned aerial vehicle (UAV) swarms in dynamic environments. The research focuses on Particle Swarm Optimization, Ant Colony Optimization, and Artificial Bee Colony algorithms, examining their operational principles, advantages, limitations, and practical applications. To ensure an objective evaluation, a set of performance criteria was established, including convergence speed, flexibility, robustness to environmental changes, computational complexity, and energy efficiency. The results highlight the most suitable algorithms for tasks such as search, reconnaissance, mapping, and cooperative cargo delivery. Furthermore, promising directions for future research are identified, particularly the development of hybrid approaches that combine the strengths of different methods and the adaptation of swarm algorithms to uncertain and rapidly changing conditions. The practical significance of the study lies in providing a foundation for the development of more autonomous and efficient UAV swarm control systems applicable in agriculture, search and rescue, environmental monitoring, and infrastructure inspection. The findings may serve as a methodological basis for further integration of swarm-based approaches into practical UAV control systems.

Keywords: swarm intelligence; unmanned aerial vehicles (UAVs); Particle Swarm Optimization; Ant Colony Optimization; Artificial Bee Colony; trajectory optimization; cooperative control; dynamic environment; hybrid algorithms; autonomous systems

Стаття надійшла до редакції / Received 09.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.11.2025

Постановка проблеми

Зростання складності завдань для багатоагентних безпілотних систем у динамічному середовищі актуалізує потребу в ройових підходах до керування, які здатні забезпечити масштабованість, відмовостійкість і роботу в режимі реального часу [1]. На відміну від одноагентних платформ, рої безпілотних літальних апаратів (БПЛА) мають обмежені енергетичні та обчислювальні ресурси на борту, працюють під дією стохастичних збурень сенсорних систем і комунікаційних затримок, і при цьому повинні гарантувати безпечну координацію великої кількості агентів у просторі [2]. Ключова методологічна проблема полягає у виборі та налаштуванні ройового алгоритму під конкретний клас завдань (пошук, картографування, відстеження, кооперативне транспортування) з урахуванням системних обмежень. Алгоритми ройового інтелекту, зокрема Particle Swarm Optimization (PSO), Ant Colony Optimization (ACO) та Artificial Bee Colony (ABC), містять численні вільні параметри, чутливість до яких суттєво впливає на швидкість збіжності, якість рішень та стабільність поведінки рою.

Попри відчутний прогрес у їхньому розвитку, все ще відсутні уніфіковані методичні настанови щодо параметризації з урахуванням топології взаємодії агентів, характеристик сенсорного поля, пропускну здатності каналів зв'язку та рівня невизначеності середовища [3]. Це ускладнює відтворюваність результатів і

переносимість налаштувань між різними сценаріями. Додаткові труднощі виникають через потребу балансування між суперечливими критеріями: швидкістю збіжності й обчислювальною складністю, якістю рішення й енергоефективністю, адаптивністю до змін середовища та безпекою маневрування (уникнення зіткнень). Відсутність єдиної системи стандартизованих метрик і тестових сценаріїв ускладнює коректне порівняння алгоритмів і вибір раціонального методу для конкретних умов застосування.

Отже, наукова проблема полягає у формуванні єдиної методології оцінювання та обґрунтованого порівняння ройових методів керування БПЛА за релевантними показниками: швидкість збіжності, обчислювальна складність, адаптивність і робастність, масштабованість та енергоефективність. При цьому необхідно враховувати ресурсоємність, обмеження комунікаційних каналів та вимоги до безпеки польоту. Такий підхід забезпечить відтворюваність результатів, сприятиме коректному вибору алгоритмів для різних типів місій і закладе основу для подальшої стандартизації ройових технологій у практичних застосуваннях.

Аналіз останніх досліджень

У сучасній науковій літературі ройові методи розглядаються як один із найперспективніших напрямів розвитку багатоагентних систем. Дослідження останніх років свідчать про стрімке зростання уваги до проблематики кооперативного керування БПЛА, що пов'язано з розширенням сфер їх практичного застосування, від пошуково-рятувальних місій до моніторингу довкілля та картографування територій [4]. Основною перевагою ройових підходів є здатність до самоорганізації та колективного прийняття рішень у складних і динамічних умовах. У роботах низки авторів підкреслюється, що біоінспіровані алгоритми, такі як моделі, засновані на поведінці птахів, риб, мурах та бджіл, відкривають широкі можливості для розробки ефективних механізмів координації у роях БПЛА [5]. Вони забезпечують робастність системи, стійкість до відмов окремих агентів та здатність до масштабування без значного ускладнення структури керування. Особливої уваги заслуговують підходи, що дозволяють поєднувати глобальну оптимізацію із локальним реагуванням, забезпечуючи баланс між швидкістю збіжності та якістю рішень.

Разом із тим, сучасні дослідження вказують і на низку проблем, які залишаються невирішеними. Серед них — обмеженість комунікаційних каналів, вплив завад та затримок на синхронізацію дій, а також потреба у швидкому перерозподілі завдань у разі втрати агентів. У працях наголошується, що для забезпечення надійності роботи рою необхідно розробляти алгоритми, здатні функціонувати в умовах часткової відсутності даних і змінної топології взаємодії [6]. Ці виклики формують основу для подальших досліджень, спрямованих на інтеграцію ройових методів із технологіями штучного інтелекту та вдосконалення підходів до адаптивного керування.

Таким чином, наявні наукові результати демонструють значний потенціал ройових алгоритмів для керування БПЛА, проте також підтверджують необхідність проведення комплексного аналізу їх ефективності в реальних умовах експлуатації.

Мета статті

Метою даного дослідження є комплексний аналіз і порівняння ройових алгоритмів керування безпілотними літальними апаратами з метою визначення їх ефективності для виконання різних типів завдань у динамічному середовищі [7]. Зокрема, увага зосереджується на трьох базових підходах — Particle Swarm Optimization (PSO), Ant Colony Optimization (ACO) та Artificial Bee Colony (ABC), які розглядаються як найпоширеніші й найбільш перспективні алгоритми ройового інтелекту.

Для досягнення поставленої мети було сформульовано такі завдання:

1. Систематизувати й узагальнити сучасні підходи до ройового керування БПЛА;
2. Розробити набір критеріїв для оцінювання ефективності алгоритмів, зокрема за швидкістю збіжності, обчислювальною складністю, адаптивністю, масштабованістю та енергоефективністю;
3. Провести порівняльний аналіз досліджуваних алгоритмів у контексті типових завдань (пошук, розвідка, картографування, транспортування вантажів);
4. Визначити перспективні напрями вдосконалення ройових методів, включаючи розробку гібридних рішень і застосування технологій машинного навчання.

Таким чином, дослідження спрямоване на формування узагальненої методології, що дозволяє здійснювати обґрунтований вибір алгоритмів ройового керування залежно від умов і специфіки практичного застосування.

Виклад основного матеріалу

Алгоритм Particle Swarm Optimization (PSO) вперше було запропоновано Кеннеді та Ебергарттом у 1995 році як біоінспірований метод, що моделює колективну поведінку зграй птахів і риб [8]. Його ключова ідея полягає в тому, що кожна «частинка» — агент, що представляє потенційне рішення, рухається у просторі пошуку, оновлюючи власну траєкторію під впливом як індивідуального, так і групового досвіду.

Рух частинок описується системою рівнянь:

$$\begin{aligned} v_i(t+1) &= \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (g - x_i(t)), \\ x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1), \end{aligned} \quad (1)$$

де:

- $x_i(t)$ — позиція i -ї частинки,
- $v_i(t)$ — її швидкість,
- p_i — найкраща знайдена позиція частинки,
- g — глобально найкраща позиція серед усіх агентів,

- ω – коефіцієнт інерції,
- c_1, c_2 – коефіцієнти когнітивної та соціальної складових,
- r_1, r_2 – випадкові коефіцієнти з діапазону $[0,1]$.

Завдяки цьому підходу PSO балансує між експлуатацією (локальний пошук) та експлорацією (глобальний пошук). Параметр ω контролює «пам'ять руху»: великі значення стимулюють глобальне дослідження, тоді як малі — швидку локальну оптимізацію [9].

Коефіцієнт інерції (ω): визначає здатність алгоритму досліджувати нові області. Коефіцієнти прискорення c_1, c_2 регулюють співвідношення між особистим та колективним досвідом. Розмір рою (N): впливає на баланс між якістю рішення та обчислювальними витратами. Максимальна швидкість (V_{max}): обмежує крок оновлення позицій частинок, запобігаючи «втечі» за межі області пошуку.

Правильний вибір параметрів критично впливає на ефективність роботи PSO, особливо в задачах реального часу [10].

PSO демонструє високу ефективність у вирішенні завдань планування траєкторій і уникнення перешкод для груп безпілотних апаратів. Наприклад:

- Оптимізація траєкторій: швидке знаходження безпечних маршрутів у складному середовищі з динамічними перешкодами.
- Місії пошуку і порятунку: здатність швидко охоплювати великі території, мінімізуючи час реакції.
- Енергетична оптимізація: врахування обмеженого ресурсу батарей БПЛА для мінімізації витрат енергії.
- Картографування: забезпечення рівномірного розподілу агентів для покриття заданої площі з мінімальними перетинами.

Серед ключових переваг PSO — висока швидкість збіжності, простота реалізації та універсальність. Водночас обмеженням є ризик передчасної збіжності до локальних мінімумів та зростання обчислювальної складності при великій кількості агентів. Це робить його особливо придатним для завдань, де критичним є швидке прийняття рішень, але менш ефективним у випадках із високою динамікою середовища чи великою кількістю змінних.

Алгоритм Ant Colony Optimization (ACO) належить до класу ройових методів, натхнених природними процесами. Його основа — спостереження за поведінкою мурашиних колоній, які здатні колективно знаходити найкоротші шляхи до джерела їжі [11]. В алгоритмі цей процес моделюється за допомогою віртуальних агентів, що залишають на графі «феромонні сліди».

Ймовірність переходу агента з вершини i у вершину j описується формулою:

$$P_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in N_i} [\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}]^\beta} \quad (2)$$

де:

- $\tau_{ij}(t)$ – рівень феромону на ребрі (i, j) у момент часу t ,
- $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ – евристична інформація, обернена відстань між вершинами,
- α – коефіцієнт, що визначає вплив феромону,
- β – коефіцієнт, що визначає вплив евристики (наприклад, довжини шляху),
- N_i – множина сусідів вершини i

Формула описує, як мураха обирає наступний крок. Якщо рівень феромону високий і шлях короткий, імовірність його вибору зростає. Таким чином, рій поступово концентрується на найкоротших і найефективніших маршрутах [12].

Феромон на кожному ребрі оновлюється за правилом:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

де ρ – коефіцієнт випаровування ($0 < \rho < 1$), який моделює поступове «забування» неефективних маршрутів, а $\Delta\tau_{ij}(t)$ – кількість феромону, залишеного мурахами після проходження по шляху. Що пояснює та моделює випаровування: якщо шлях рідко використовується, його «вага» зменшується, що дозволяє алгоритму уникати фіксації на неактуальних рішеннях.

У сфері управління безпілотними апаратами АСО виявляє ефективність передусім у завданнях маршрутизації та оптимізації шляхів у середовищах із перешкодами. Завдяки механізму феромонного випаровування система може динамічно перебудовувати маршрути, що є критично важливим для розвідки, патрулювання чи інспекції інфраструктури. Його сильними сторонами є висока адаптивність до змін середовища та природна здатність до паралельних обчислень, проте обмеженням виступає значна залежність від правильного налаштування параметрів і зростання обчислювальної складності у великих роях [13].

Алгоритм Artificial Bee Colony (ABC) був запропонований Карабога у 2005 році як біоінспірований метод, що моделює поведінку бджолоїної колонії під час пошуку джерел їжі. У моделі колонія складається з трьох типів агентів: робочих бджіл, які досліджують уже знайдені джерела; спостерігачів, що обирають найбільш перспективні напрями на основі «танцю бджіл»; та розвідників, які випадково шукають нові джерела. Такий розподіл ролей дозволяє збалансувати глобальний і локальний пошук, забезпечуючи ефективну багатокритеріальну оптимізацію [14].

Оновлення положення агента в алгоритмі ABC описується формулою:

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + \varphi_{i,j} \cdot (x_i(t) - x_j(t)) \tag{4}$$

де:

- $x_i(t)$ – позиція i-го агента у момент часу t, у випадку БПЛА це може бути координата дрона чи набір параметрів маршруту.
- $x_j(t)$ – випадково обраний сусід, (позиція сусіднього агента у рої). Це вводить випадковість у пошук.
- $\varphi_{i,j}$ – випадковий коефіцієнт з діапазону $[-1,1]$, що визначає напрям і силу зміщення відносно різниці між агентами.
- $x_i(t + 1)$ – нове положення агента після оновлення.

Уявімо, що бджола-робітник шукає нове джерело їжі. Вона бере своє поточне положення $x_i(t)$ і порівнює його з положенням іншої бджоли $x_j(t)$. Якщо ця різниця вказує на перспективний напрям, то бджола робить крок у тому напрямку. Випадковий коефіцієнт $\varphi_{i,j}$ дозволяє або підсилити рух (якщо він близький до 1), або навіть змінити його на протилежний (якщо від’ємний). Тобто формула означає, що нове рішення формується як збурений варіант старого, з урахуванням різниці з іншими агентами. Випадковість у коефіцієнті $\varphi_{i,j}$ дає системі адаптивність — рій не застрягає на одному рішенні, а здатен досліджувати альтернативи[15].

У сфері безпілотних літальних апаратів ABC демонструє особливу ефективність у завданнях, де потрібно одночасно оптимізувати кілька критеріїв. Це можуть бути місії кооперативного транспортування вантажів, де враховуються баланс між енергоспоживанням, стабільністю польоту та часом виконання; або картографування територій, де важливо рівномірно розподілити ресурси рою та мінімізувати перекриття зон. Завдяки розподілу ролей між агентами ABC здатен ефективно перемикатися між дослідженням нових рішень і вдосконаленням уже знайдених, що робить його придатним для динамічних сценаріїв. Алгоритм поєднує високу гнучкість і простоту реалізації з ефективним балансом між локальним і глобальним пошуком. Його сильними сторонами є здатність працювати з багатокритеріальними задачами та хороша масштабованість за рахунок природного розподілу ролей. Водночас до обмежень можна віднести відносно повільну швидкість збіжності у порівнянні з PSO та чутливість до вибору параметрів, зокрема кількості джерел їжі та межі спроб модифікації рішення [16].

Таким чином, ABC є ефективним методом для управління роями БПЛА у завданнях, що потребують компромісу між кількома параметрами, і може розглядатися як потужний інструмент для побудови гібридних алгоритмів у поєднанні з PSO чи ACO.

Після розгляду основних принципів роботи, математичних моделей та практичних аспектів застосування трьох базових алгоритмів ройового інтелекту — Particle Swarm Optimization (PSO), Ant Colony Optimization (ACO) та Artificial Bee Colony (ABC), виникає потреба у їх об’єктивному порівнянні за ключовими характеристиками. Це дозволяє виявити сильні та слабкі сторони кожного методу, а також визначити найбільш доцільні сфери їх використання в управлінні роями безпілотних літальних апаратів.

Для цього сформовано набір критеріїв, що включає швидкість збіжності, обчислювальну складність, енергоефективність, адаптивність до змін середовища та масштабованість [17]. У таблиці нижче наведено узагальнені результати аналізу, що дозволяють співставити ефективність PSO, ACO та ABC у контексті типових завдань, таких як планування траєкторій, маршрутизація, моніторинг територій та багатокритеріальна оптимізація.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз ройових алгоритмів для керування БПЛА

Критерій	PSO	ACO	ABC
Швидкість збіжності	Висока: швидко знаходить рішення навіть у динамічних середовищах	Середня: ефективний для статичних або слабо змінних задач	Середня: поступове поліпшення рішень через баланс пошуку
Обчислювальна складність	Середня: добре масштабується для середніх роїв	Висока: потребує значних ресурсів при збільшенні числа агентів	Низька–середня: ефективний у багатокритеріальних задачах
Енергоефективність	Висока: оптимізує траєкторії з урахуванням ресурсів	Середня: залежить від параметрів випаровування феромону	Висока: гарний баланс між витратами й якістю рішення
Адаптивність до змін середовища	Середня: може втрачати ефективність при раптових змінах	Висока: завдяки механізму випаровування феромону	Висока: завдяки розподілу ролей між агентами
Масштабованість	Обмежена: втрачає ефективність при дуже великих роях	Висока: добре працює для великих систем	Середня: збільшує обчислення при великій кількості агентів
Типові завдання	Планування траєкторій, пошук і порятунок, динамічні операції	Маршрутизація, моніторинг територій, патрулювання	Багатокритеріальні задачі, транспортування вантажів, картографування

Кожен з алгоритмів ройового інтелекту має власні сильні сторони, які визначають доцільність його використання у різних сценаріях управління БПЛА. PSO є найшвидшим за збіжністю, що робить його незамінним у динамічних середовищах, де важливо швидко реагувати на зміни, наприклад, під час пошуково-рятувальних операцій або уникнення рухомих перешкод [18]. Його обмеження полягають у масштабованості: при значному збільшенні кількості агентів ефективність знижується через зростання обчислювальних витрат. АСО, навпаки, показує вищу адаптивність і масштабованість, що особливо корисно для завдань маршрутизації у складних або розгалужених середовищах. Завдяки механізму випаровування феромону алгоритм здатний перебудувати маршрути навіть за умови змін, що робить його ефективним для моніторингу територій і патрулювання. Проте його недоліком є висока обчислювальна складність, яка обмежує застосування в реальному часі при великій кількості дронів [19].

ABC демонструє найкращі результати у багатокритеріальних задачах, де потрібно одночасно враховувати кілька факторів, таких як енергоефективність, час виконання і надійність маршруту. Його механізм розподілу ролей між агентами дозволяє підтримувати баланс між дослідженням нових рішень і вдосконаленням існуючих. Проте алгоритм збігається повільніше за PSO, що може бути критичним у швидкоплинних сценаріях.

Таким чином, PSO є оптимальним вибором для завдань швидкого реагування, АСО — для довготривалих місій у складних середовищах, а ABC — для багатокритеріальних задач, де важливо знайти компроміс між різними параметрами. У практиці управління БПЛА доцільним є комбіноване застосування цих методів у гібридних схемах, що дозволяє максимально використати їх переваги.

Висновки

У ході дослідження було проведено системний аналіз трьох основних ройових алгоритмів – Particle Swarm Optimization (PSO), Ant Colony Optimization (ACO) та Artificial Bee Colony (ABC) – у контексті їх застосування для керування роями безпілотних літальних апаратів. Отримані результати показали, що PSO забезпечує найвищу швидкість збіжності й добре підходить для завдань, де критично важливим є швидке прийняття рішень у динамічному середовищі [20]. Алгоритм АСО продемонстрував високу адаптивність і здатність до масштабування, що робить його придатним для завдань маршрутизації та моніторингу територій, однак він вимагає значних обчислювальних ресурсів. У свою чергу, ABC проявив себе як найбільш ефективний метод у багатокритеріальних задачах, де необхідно знаходити компромісні рішення між кількома показниками, наприклад, при кооперативному транспортуванні вантажів або картографуванні.

Загалом аналіз підтвердив, що універсального алгоритму, який би домінував у всіх сценаріях, не існує. Оптимальний вибір залежить від специфіки завдання, ресурсних обмежень та вимог до швидкості, енергоефективності чи якості рішення. Практична цінність роботи полягає у створенні методологічної бази, яка дозволяє обґрунтовано обирати алгоритми для конкретних місій із залученням роїв БПЛА [21].

Перспективними напрямками подальших досліджень є розробка гібридних підходів, що поєднують переваги PSO, АСО та ABC, а також інтеграція цих методів із системами машинного навчання та штучного інтелекту для підвищення автономності, стійкості та ефективності БПЛА в умовах невизначеності. Крім того, актуальним є завдання стандартизації критеріїв оцінювання ефективності алгоритмів, що дозволить забезпечити відтворюваність експериментів та їхнє практичне впровадження у реальних багатоагентних системах.

Література

1. Каратанов О., Устименко О., Єна М., Бова Є., Калашнікова В. Використання алгоритмів ройового інтелекту при проєктуванні систем управління груп безпілотних літальних апаратів. Молодий вчений. 2021. №10(98). С. 93-96. <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2021-10-98-24>
2. Bu, Y., Yan, Y., Yang, Y. Advancement Challenges in UAV Swarm Formation Control: A Comprehensive Review. Drones, 2023, 8(7), 320. <https://doi.org/10.3390/drones8070320>
3. Chen, Q., Wang, Y., Jin, Y., Wang, T., Nie, X., Yan, T. A Survey of An Intelligent Multi-Agent Formation Control. Appl. Sci. 2023, 13, 5934. <https://doi.org/10.3390/app13105934>
4. Chung, S. J., Paranjape, A. A., Dames, P., Shen, S., & Kumar, V. (2018). A survey on aerial swarm robotics. IEEE Transactions on Robotics, 34(4), 837-855. <https://doi.org/10.1109/TRO.2018.2857475>
5. Alfeo, A. L., Cimino, M. G., De Francesco, N., Lazzeri, A., Lega, M., & Vaglini, G. (2018). Swarm coordination of mini-UAVs for target search using imperfect sensors. Intelligent Decision Technologies, 12(2), 149-162. <https://doi.org/10.3233/IDT-180087>
6. Do, H.T., Hua, H.T., Nguyen, M.T., Nguyen, C.V., Nguyen, H.T., Nguyen, H.T., Nguyen, N.T. Formation Control Algorithms for Multiple-UAVs: A Comprehensive Survey. EAI Endorsed Trans. Ind. Netw. Intell. Syst. 2021, 8, e3. <https://doi.org/10.4108/eai.10-6-2021.170230>
7. Oh, K.K., Park, M.C., Ahn, H.S. A Survey of Multi-Agent Formation Control. Automatica 2015, 53, 424-440. <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2014.10.022>
8. Kouvaros, P., Lomuscio, A., & Pirovano, E. (2018). Symbolic synthesis of fault-tolerant plans in multi-agent systems. Proc. 17th Int. Conf. on Autonomous Agents and MultiAgent Systems, 1771-1773. Liu, Y., Liu, J., He, Z., Li, Z., Zhang, Q., Ding, Z. A Survey of Multi-Agent Systems on Distributed Formation Control. Unmanned Syst. 2023, 1-14. <https://doi.org/10.1142/S2301385024500274>
9. Yanmaz, E., Yahyanejad, S., Rinner, B., Hellwagner, H., & Bettstetter, C. (2018). Drone networks: Communications, coordination, and sensing. Ad Hoc Networks, 68, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2017.09.001>
10. Khan, A., Rinner, B., Cavallaro, A. Cooperative robots to observe moving targets: A review. IEEE Trans. Cybern. 2016, 12, 187-198. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7763837>

11. Kurdi, H.A., Aloboud, E., Alalwan, M., Alhassan, S., Alotaibi, E., Bautista, G., How, J.P. Autonomous task allocation for multi-UAV systems based on the locust elastic behavior. *Appl. Soft Comput.* 2018, 71, 110–126. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.06.006>
12. Zhang, D., Duan, H. Social-class pigeon-inspired optimization and time stamp segmentation for multi-UAV cooperative path planning. *Neurocomputing* 2018, 313, 229–246. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.06.032>
13. Я. А. Кулик, Б. П. Книш, М. В. Барабан. Моделивання переміщення вантажів на основі мурашиного алгоритму за допомогою групи безпілотних літальних апаратів. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-164-5-73-79>
14. Tahir, A., Böling, J., Haghbayan, M. H., Toivonen, H. T., & Plosila, J. (2019). Swarms of unmanned aerial vehicles—A survey. *Journal of Industrial Information Integration*, 16, 100106. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2019.100106>
15. Ouyang, Q., Wu, Z., Cong, Y., Wang, Z. Formation Control of Unmanned Aerial Vehicle Swarms: A Comprehensive Review. *Asian J. Control* 2023, 25, 570–593. <https://doi.org/10.1002/asjc.2806>
16. F. Aljalaud, H. Kurdi, K. Youcef-Toumi "Bio-Inspired Multi-UAV Path Planning Heuristics: A Review" *Mathematics* 2023, 11(10), 2356. <https://doi.org/10.3390/math11102356>
17. Кир'янов А. Ю. Аналіз сучасних підходів до групового керування автономними безпілотними літальними апаратами // Зв'язок. 2023. № 5. С. 40-47. DOI: [10.31673/2412-9070.2023.053846](https://doi.org/10.31673/2412-9070.2023.053846)
18. Шовкошитний І.І., Василенко О.А. Проблемні питання ройового застосування ударних безпілотних літальних апаратів // Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. 2023. № 3(48). С. 27-34. DOI: [10.33099/2311-7249/2023-48-3-27-34](https://doi.org/10.33099/2311-7249/2023-48-3-27-34)
19. Микійчук М.М., Зіганшин Н.С. Аналіз методів керування безпілотними літальними апаратами // Вимірвальна техніка та метрологія. 2024. Том 80, вип. 4. С. 38-40. <https://doi.org/10.23939/istcm2019.04.037>
20. Компанієць О.М., Ключніков І.М., Дмитрієв А.Г. Комплексний аналіз впливу факторів на ефективність управління роями безпілотних літальних апаратів // Системи озброєння і військова техніка. 2023. № 75. <https://doi.org/10.30748/soivt.2023.75.08>
21. Лупандін В.А., Мегельбей Г.В., Самойленко В.М., Тюріна В.Ю. Обґрунтування напрямків захисту об'єктів та озброєння і військової техніки від ройів безпілотних літальних апаратів. Системи озброєння і військова техніка. 2022. № 1(69). С. 91-97. <https://doi.org/10.30748/nitps.2021.45.07>

References

1. Karatanov, O., Ustylenko, O., Yena, M., Bova, Ye., & Kalashnikova, V. (2021). Application of swarm intelligence algorithms in the design of control systems for groups of unmanned aerial vehicles. *Young Scientist*, 10(98), 93–96. <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2021-10-98-24>
2. Bu, Y., Yan, Y., Yang, Y. Advancement Challenges in UAV Swarm Formation Control: A Comprehensive Review. *Drones*, 2023, 8(7), 320. <https://doi.org/10.3390/drones8070320>
3. Chen, Q., Wang, Y., Jin, Y., Wang, T., Nie, X., Yan, T. A Survey of An Intelligent Multi-Agent Formation Control. *Appl. Sci.* 2023, 13, 5934. <https://doi.org/10.3390/app13105934>
4. Chung, S. J., Paranjape, A. A., Dames, P., Shen, S., & Kumar, V. (2018). A survey on aerial swarm robotics. *IEEE Transactions on Robotics*, 34(4), 837–855. <https://doi.org/10.1109/TRO.2018.2857475>
5. Alfeo, A. L., Cimino, M. G., De Francesco, N., Lazerri, A., Lega, M., & Vaglini, G. (2018). Swarm coordination of mini-UAVs for target search using imperfect sensors. *Intelligent Decision Technologies*, 12(2), 149–162. <https://doi.org/10.3233/IDT-180087>
6. Do, H.T., Hua, H.T., Nguyen, M.T., Nguyen, C.V., Nguyen, H.T., Nguyen, N.T. Formation Control Algorithms for Multiple-UAVs: A Comprehensive Survey. *EAI Endorsed Trans. Ind. Netw. Intell. Syst.* 2021, 8, e3. <https://doi.org/10.4108/eai.10-6-2021.170230>
7. Oh, K.K., Park, M.C., Ahn, H.S. A Survey of Multi-Agent Formation Control. *Automatica* 2015, 53, 424–440. <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2014.10.022>
8. Kouvaros, P., Lomuscio, A., & Pirovano, E. (2018). Symbolic synthesis of fault-tolerant plans in multi-agent systems. *Proc. 17th Int. Conf. on Autonomous Agents and MultiAgent Systems*, 1771–1773. Liu, Y., Liu, J., He, Z., Li, Z., Zhang, Q., Ding, Z. A Survey of Multi-Agent Systems on Distributed Formation Control. *Unmanned Syst.* 2023, 1–14. <https://doi.org/10.1142/S2301385024500274>
9. Yanmaz, E., Yahyanejad, S., Rinner, B., Hellwagner, H., & Bettstetter, C. (2018). Drone networks: Communications, coordination, and sensing. *Ad Hoc Networks*, 68, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2017.09.001>
10. Khan, A., Rinner, B., Cavallaro, A. Cooperative robots to observe moving targets: A review. *IEEE Trans. Cybern.* 2016, 12, 187–198. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7763837>
11. Kurdi, H.A., Aloboud, E., Alalwan, M., Alhassan, S., Alotaibi, E., Bautista, G., How, J.P. Autonomous task allocation for multi-UAV systems based on the locust elastic behavior. *Appl. Soft Comput.* 2018, 71, 110–126. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.06.006>
12. Zhang, D., Duan, H. Social-class pigeon-inspired optimization and time stamp segmentation for multi-UAV cooperative path planning. *Neurocomputing* 2018, 313, 229–246. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.06.032>
13. Ya. A. Kulik, B. P. Knysh, M. V. Baraban. Modeling cargo transportation based on the ant algorithm using a group of unmanned aerial vehicles. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-164-5-73-79>
14. Tahir, A., Böling, J., Haghbayan, M. H., Toivonen, H. T., & Plosila, J. (2019). Swarms of unmanned aerial vehicles—A survey. *Journal of Industrial Information Integration*, 16, 100106. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2019.100106>
15. Ouyang, Q., Wu, Z., Cong, Y., Wang, Z. Formation Control of Unmanned Aerial Vehicle Swarms: A Comprehensive Review. *Asian J. Control* 2023, 25, 570–593. <https://doi.org/10.1002/asjc.2806>
16. F. Aljalaud, H. Kurdi, K. Youcef-Toumi "Bio-Inspired Multi-UAV Path Planning Heuristics: A Review" *Mathematics* 2023, 11(10), 2356. <https://doi.org/10.3390/math11102356>
17. Kyrianov, A. Yu. (2023). Analysis of modern approaches to group control of autonomous unmanned aerial vehicles. *Communication*, (5), 40–47. <https://doi.org/10.31673/2412-9070.2023.053846>
18. Shovkoshytnyi, I. I., & Vasylenko, O. A. (2023). Problematic issues of swarm application of strike unmanned aerial vehicles. *Modern Information Technologies in the Sphere of Security and Defence*, 3(48), 27–34. <https://doi.org/10.33099/2311-7249/2023-48-3-27-34>
19. Mykyichuk, M. M., & Zihanshyn, N. S. (2024). Analysis of methods for controlling unmanned aerial vehicles. *Measuring Equipment and Metrology*, 80(4), 38–40. <https://doi.org/10.23939/istcm2019.04.037>
20. Companiets, O. M., Kliushnikov, I. M., & Dmytriiev, A. H. (2023). Comprehensive analysis of factors influencing the effectiveness of UAV swarm control. *Systems of Arms and Military Equipment*, (75). <https://doi.org/10.30748/soivt.2023.75.08>
21. Lupandin, V. A., Mehelbei, H. V., Samoilenko, V. M., & Tiurina, V. Yu. (2022). Substantiation of directions for protecting objects, weapons, and military equipment from UAV swarms. *Systems of Arms and Military Equipment*, 1(69), 91–97. <https://doi.org/10.30748/nitps.2021.45.07>