INTELLECTUAL INFORMATIONAL TECHNOLOGIES
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

https://doi.org/10.15407/intechsys.2026.04.016
УДК 004.048; 004.896

Р.Ю. ВАЛЬКМАН, пров. інженер,
Інститут інформаційних технологій та систем НАН України,
просп. Акад. Глушкова,40, Київ, 03187, Україна
https://orcid.org/0009-0008-5568-3503
Roman.valkman@gmail.com
О.П. ЛАГОДА, канд. техн. наук., старш. наук. співроб.,
Інститут інформаційних технологій та систем НАН України,
просп. Акад. Глушкова,40, Київ, 03187, Україна
https://orcid.org/0009-0003-0655-6827
lagoda451@gmail.com
О.О. РОДІОНОВ, канд. техн. наук., старш. наук. співроб., завідувач відділу,
Інститут інформаційних технологій та систем НАН України,
просп. Акад. Глушкова,40, Київ, 03187, Україна
https://orcid.org/0009-0000-8304-3185
Rodionov@nas.gov.ua

АЛГОРИТМ ВОВЧОЇ ЗГРАЇ ДЛЯ ЗАДАЧ КЕРУВАННЯ РОЄМ БЕЗПІЛОТНИХ СИСТЕМ: ОГЛЯД ТА МОЖЛИВОСТІ МОДИФІКАЦІЇ

В роботі надається огляд алгоритму вовчої зграї (Wolf Pack Algorithm, WPA) та його застосування для задач керування роєм безпілотних систем (БС). Розглянуто біоінспіровані засади алгоритму вовчої зграї, основні фази його роботи й відповідні математичні моделі. Наведено формальний опис постановки задачі оптимізації, підходи до побудови цільових функцій у задачах кооперативної розвідки та оцінювання якості колективної поведінки рою. За результатами аналізу публікацій показано, що WPA і його сучасні модифікації демонструють потенціал щодо забезпечення збіжності та стійкості у високорозмірних постановках задач призначення завдань і планування траєкторій БС, однак потребують адаптації до дискретних змінних, ресурсних обмежень та вимог реального часу виконання. Окремо розглянуто приклади використання WPA в задачах кооперативної розвідки, призначення завдань рою БС і 3D-планування маршрутів; систематизовано напрями його модифікацій, зокрема елітні

Цитування: Валькман Р.Ю., Лагода О.П., Родіонов О.О. Алгоритм вовчої зграї для задач керування роєм безпілотних систем: огляд та можливості модифікації. Information Technologies and Systems, Київ, 2026, Том 4 (10), 16–42. https://doi.org/10.15407/intechsys.2026.04.016

© Publisher PH "Akademperiodyka" of the NAS of Ukraine, 2025. This is an Open Access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/

стратегії, багатопопуляційні схеми, імовірнісні пороги у фазі облоги та гібридні підходи. Додатково проаналізовано обмеження практичного застосування алгоритму вовчої зграї у зазначених задачах для реальних роїв БС, пов'язані з енергоспоживанням, обчислювальною складністю, пропускною здатністю каналів зв'язку, відмовостійкістю рою та необхідністю часткового перерозподілу завдань у динамічному середовищі. Обґрунтовано, що подальший розвиток алгоритму вовчої зграї має охоплювати ресурсно-орієнтовані модифікації, механізми часткового подієво-орієнтованого перепланування та симуляційну перевірку в робототехнічних середовищах, зокрема ROS/Gazebo, Webots, AirSim або RotorS.

***Ключові слова**: ройовий інтелект, алгоритм вовчої зграї, безпілотні літальні апарати, рій безпілотних систем, керування роєм безпілотних систем, призначення завдань, планування траєкторій, метаевристична оптимізація, відмовостійкість рою, симуляційна валідація.*

Вступ

Керування роєм безпілотних літальних апаратів є складним завданням, яке вимагає ефективних методів оптимізації в реальному часі та в умовах невизначеності [1, 2]. Централізовані підходи до призначення завдань і координації рою БС часто мають проблеми з масштабованістю, затримками обміну даними та чутливістю до відмов окремих вузлів [1, 3]. Саме тому дедалі більшого поширення набувають методи ройового інтелекту й колективного пошуку, здатні формувати (квазі)оптимальні розв'язки без потреби в повній аналітичній моделі середовища або точних градієнтів цільової функції [1, 4].

До подібних класичних біоінспірованих підходів належать:

Генетичний алгоритм (*GA*) — еволюційний метод, що імітує процеси природного добору та схрещування для поступового поліпшення покоління розв'язків. Цей підхід широко застосовується в різних галузях завдяки глобальному пошуку, проте його випадкова природа не гарантує уникнення локальних мінімумів [5].

Алгоритм оптимізації роєм частинок (*Particle Swarm Optimisation, PSO*) — популяційна метаевристика, натхненна колективною поведінкою птахів чи риб, у якій множина «частинок» коригує свої позиції, орієнтуючись на власний та колективний найкращий досвід. *PSO* привертає увагу простотою реалізації та малою кількістю параметрів для налаштування [6–8]. Завдяки внутрішній пам'яті кращих положень і обміну інформацією між частинками, він ефективно шукає екстремуми у складних ландшафтах функцій [8, 9].

Алгоритми оптимізації мурашиною колонією (*Ant Colony Optimisation, ACO*) — сімейство метаевристик, що моделюють поведінку мурах під час пошуку шляхів та побудови розв'язку через феромон-опосередковану непряму комунікацію. У класичній літературі до «мурашиних» методів належать, зокрема, *Ant System* (*AS*), *Ant Colony System* (*ACS*) та *Max–Min Ant System* (*MMAS*), які відрізняються правилами оновлення феромону й стратегіями експлуатації/дослідження [10–12]. *ACO* особливо успішний для комбінаторних задач на кшталт пошуку маршрутів (напр., задача «комівояжера») завдяки

здатності знаходити близькі до оптимуму розв'язки для *NP*-складних задач [10, 13].

Алгоритм штучної бджолиної колонії (*Artificial Bee Colony, ABC*) — підхід, що моделює пошук, оцінювання та експлуатацію «джерел їжі» бджолами, де кандидатні розв'язки відповідають агентам-«бджолам», які обмінюються інформацією про якість знайдених розв'язків. *ABC* вирізняється гнучкістю та простотою, забезпечуючи достатню точність без потреби у похідних цільової функції [14–15].

У бджоло-натхненних метаевристиках доцільно розрізняти щонайменше три окремі напрями, що усталилися в літературі:

• *Bees Algorithm* (*BA*) — пошук із поєднанням випадкової розвідки та локальної околиці перспективних розв'язків;

• *Bee Colony Optimization* (*BCO*) — конструктивний підхід із фазами «forward/backward pass» та колективним обміном інформацією [16];

• *Artificial Bee Colony* (*ABC*) — алгоритм, у якому агенти розподіляються на «*employed/onlooker/scout bees*» та балансують дослідження й експлуатацію [15].

Відповідно, термін «бджолиний рій» не є стандартною назвою окремого класу цих алгоритмів; коректніше використовувати їхні усталені назви (*BA, BCO, ABC*).

Окремо слід відзначити **алгоритм оптимізації сірих вовків (*Grey Wolf Optimizer, GWO*)**, запропонований *S. Mirjalili* та співавт. у 2014 році. *GWO* моделює ієрархію зграї (α, β, δ, ω) та етапи полювання (*encircling, hunting, attacking*), використовуючи малу кількість керуючих параметрів і не потребуючи градієнтної інформації [17]. Значний обсяг сучасних робіт з модифікаціями та прикладними застосуваннями *GWO* узагальнено в оглядах, зокрема у *Liu* та автори (2024) та *Faris* та автори (2018) [18–19].

Алгоритм вовчої зграї (*Wolf Pack Algorithm, WPA*) — відносно новий ройовий алгоритм, що моделює кооперативне полювання вовків (агентів) через фази розвідки (*wandering/scouting*), виклику (*calling*) та облоги (*besieging*), а також через правила «*winner-take*-all» для вибору лідера і «*stronger-survive*» для оновлення популяції [4, 20]. На відміну від *GWO*, де ключовим є механізм оновлення позицій відносно α/β/δ-агентів, *WPA* ґрунтується на фазовій організації пошуку та явному розподілі ролей між агентами [4, 17]. *WPA* привернув увагу дослідників завдяки гарним глобальним властивостям збіжності та стійкості до випадкових коливань [4, 21]. Він успішно застосовувався, зокрема, для задач маршрутизації та планування траєкторій **БС** [2, 22–23].

Варто підкреслити, що останні оглядові дослідження спеціально присвячені як *GWO*, так і *WPA*. Зокрема, *Liu et al*. систематизують варіанти й спектр застосувань *GWO* [18], а *Xu et al*. надають узагальнений огляд *WPA*, порівнюють його з іншими ройовими алгоритмами та окреслюють напрями подальших досліджень [4]. На відміну

від згаданих робіт загального характеру, цей огляд фокусується на перспективах застосування *WPA* (і його модифікацій) саме для задач координації рою БПЛА [1, 2, 22, 24 –26].

Спільною рисою всіх згаданих методів є початкова випадкова ініціалізація популяції кандидатних розв'язків, після чого виконується ітеративний процес їх покращення з обміном інформацією між агентами [4–5, 8, 15, 17]. Важливо, що такі алгоритми не потребують градієнтної інформації — пошук здійснюється стохастично за значеннями цільової функції. Це дає змогу ефективно оптимізувати навіть негладкі чи нерегулярні функції, а стохастична природа допомагає обходити пастки локальних мінімумів у складних багатомодальних просторах [9]. Іншими словами, ройові метаевристики розглядають задачу як «чорну скриньку» і завдяки колективній взаємодії можуть переходити до перспективних областей пошуку, уникаючи передчасної зупинки на локальних екстремумах [4, 8, 15, 17].

Однак кожен з методів має свої обмеження. Наприклад, хоча *PSO* відзначається простотою і потребує мінімум параметрів, базовий алгоритм схильний до передчасної збіжності — частинки можуть швидко зближуватися навколо субоптимального розв'язку, особливо за високої розмірності простору пошуку [8, 27]. Втрата різноманітності популяції в *PSO* призводить до застою і деградації якості розв'язку на складних задачах [6]. Генетичний алгоритм краще досліджує глобальний простір, утім теж не застрахований від стагнації: за відсутності належних механізмів підтримання різноманітності генетичний алгоритм може застрявати в локальних оптимумах [5]. Алгоритми *ACO* також можуть потерпати від ефекту стагнації: через позитивний зворотний зв'язок феромон швидко накопичується на одному маршруті, що спричиняє передчасне обрання субоптимального шляху і сповільнення збіжності. Попри різні вдосконалення (наприклад, *Ant Colony System, Max–Min Ant System*), *ACO* все ще може демонструвати повільну збіжність та застрявати в локальних мінімумах при складних умовах пошуку [10–12]. Алгоритм штучної бджолиної колонії (*Artificial Bee Colony, ABC*) має просту структуру та добре виражені можливості до глобального пошуку, проте страждає на повільну збіжність: його внутрішній механізм і рівняння пошуку забезпечують добре дослідження простору, але слабку експлуатацію знайдених розв'язку, що ускладнює досягнення глобального оптимуму [15]. Згідно з оглядовими дослідженнями, класичний *ABC* часто демонструє повільну глобальну збіжність, тому більшість удосконалень зосереджені на посиленні здатності до експлуатації без втрати різноманіття популяції [14–15]. Враховуючи зазначені недоліки, сучасні дослідження зосереджені на **вдосконаленні ройових алгоритмів** — шляхом адаптивного налаштування параметрів, гібридизації підходів та впровадження механізмів збереження різноманітності [4–5, 13–14, 18–19, 27].

У подальших розділах розглянемо базовий алгоритм *WPA*, його фази та математичні моделі, а також приклади його використання для керування роєм БПЛА.

Мета роботи

Метою роботи є проаналізувати алгоритм вовчої зграї та оцінити його потенціал для розв'язання задач керування роєм БПЛА. Для досягнення мети автори вважають за необхідне:

- описати узагальнену формалізацію задачі керування роєм БПЛА;
- подати біологічні принципи та математичну модель *WPA*;
- описати основні фази алгоритму та їх реалізацію;
- розглянути застосування *WPA* у типових задачах кооперативної роботи рою БПЛА (призначення завдань кооперативної розвідки, планування маршрутів і траєкторій, уникнення конфліктів);
- узагальнити відомі модифікації *WPA* та визначити напрями подальшого розвитку, орієнтовані на обмеження реального часу й невизначеність даних середовища/цілей.

Нижче наведено узагальнену формалізацію задачі, побудовану на основі сучасних досліджень з кооперативної розвідки, призначення завдань і планування траєкторій для рою БПЛА.

За базову постановку пропонується взяти **задачу кооперативної розвідки** (*multi-UAV cooperative reconnaissance*), у якій потрібно: **призначити** БПЛА на множину завдань/цілей (*task allocation, MRTA*), а також **побудувати маршрути/траєкторії** виконання призначених завдань з урахуванням обмежень середовища [1–3, 24, 26, 28].

Нехай рій містить M БПЛА та є N цілей/завдань. Для кожної цілі $j \in \{1, \ldots, N\}$ задані: координати p_j, ризик ураження/втрат r_j («коефіцієнт загрози»), можлива «вага/корисність» w_j, та (за потреби) часові вікна $[a_j, b_j]$. Для кожного БПЛА $i \in \{1, \ldots, M\}$ задані стартова позиція p_i^0, запас ходу/енергії R_i, швидкість та інші технічні обмеження (напр., максимальний кут набору/зниження, допустиме навантаження) [1–2, 24, 26, 28].

Змінні розв'язку в комбінованій постановці можуть бути двох типів:

— дискретні: відображення призначення σ: $\{1, \ldots, N\} \to \{1, \ldots, M\}$ та порядок виконання завдань τ_i для кожного БПЛА;

— неперервні: траєкторії $q_i(t)$ (або послідовності *waypoint*), що реалізують порядок t_i [1–3, 28]**.**

Типова **цільова функція** в кооперативній розвідці є багатокритеріальною (або зваженою сумою критеріїв), наприклад мінімізує: час завершення місії (*makespan*) $T_{\max}$; середній/сумарний час чи довжину маршрутів; інтегральний ризик/загрозу на маршрутах (через r_j та/або карти загроз) [1–2, 24, 26].

Подібні моделі (включаючи врахування загроз і часових/ресурсних обмежень) використовуються в сучасних задачах кооперативної розвідки та призначення завдань для рою БПЛА.

Обмеження середовища включають:

• повноту (кожна ціль покрита/призначена відповідно до вимог);

• ресурсні обмеження БПЛА (дальність, час, паливні/енергетичні ліміти);

• просторову безпеку (уникнення перешкод/заборонених зон);

• обмеження взаємодії між БПЛА (уникнення зіткнень, мінімальна дистанція, зв'язність мережі зв'язку) [1–2, 22, 24, 26, 28]**.**

З точки зору теорії складності, узагальнені постановки *MRTA* та пов'язані з ними задачі маршрутизації/покриття містять *NP*-складні підзадачі (зокрема варіанти задач призначення завдань рою БПЛА і маршрутизації), що мотивує застосування метаевристик у великих розмірностях та в реальному часі [1–3, 25, 28].

У подальшому огляді *WPA* розглядається як метаевристичний інструмент, здатний будувати **кандидатні розв'язки** ((σ, τ, $q(t)$) (або їхні спрощені представлення — лише σ, τ чи лише $q(t)$) та ітеративно поліпшувати їх за значенням цільової функції [4, 20, 22–26, 29–30]**.**

Цільова функція і модель рою

Алгоритм *WPA* розв'язує задачу глобальної оптимізації, метою якої є знаходження оптимального **розв'язку** у просторі допустимих розв'язків. Нехай $X_i = (x_{i1}, \ldots, x_{iD}) \in \Omega \subset \Re^D$ — вектор параметрів, який кодує кандидатний розв'язок (наприклад, параметризовану траєкторію, план призначення цілей або їх гібрид). Задано цільову функцію $f : \Omega \to \Re$, , яка відображає якість розв'язку [4, 20]. Тоді задача максимізації буде мати вигляд

$$X^* = \arg\max_{X \in \Omega} f(x),$$

де X^* — оптимальний (найкращий) вектор параметрів, який відповідає максимально можливому значенню цільової функції. (Примітка: за потреби мінімізації цільового критерію задача зводиться до максимізації шляхом зміни знаку f).* У контексті керування роєм БПЛА функція $f(X)$ може визначати ефективність колективного виконання місії — наприклад, рівень покриття території розвідкою, ймовірність виявлення цілей або інтегральний показник успішності групи БПЛА [1–2, 24, 26].

Алгоритм *WPA* ітеративно покращує розв'язок X шляхом кооперативної поведінки «зграї» агентів, прагнучи підняти значення $f(X)$ до глобального максимуму.

Для обчислення значення цільової функції $f(X)$ кожен агент алгоритму, тобто окремий кандидатний розв'язок, оцінюється відповідно до своєї поточної позиції в просторі пошуку. Значення цільової функції для такого кандидатного розв'язку ототожнюється зі «силою запаху здобичі», яку в біоінспірованій інтерпретації відчуває відповідний штучний вовк [20]. Чим більша $f(X)$, тим «ближче»

агент (вовк) до цілі. Порівнюючи значення цільової функції f для різних кандидатних розв'язків, алгоритм визначає лідера популяції, тобто агента з найкращим поточним значенням цільової функції, і спрямовує інші елементи популяції до перспективних областей пошуку [4, 20].

Основні фази алгоритму *WPA*

Алгоритм *Wolf Pack* складається з трьох основних поведінкових фаз, що моделюють колективне полювання зграї: **фаза розвідки** (*wandering/scouting*), **фаза виклику** (*calling*) та **фаза облоги** (*besieging*) [20]. У різні моменти ітеративного процесу окремі агенти відіграють роль **розвідників**, що шукають здобич, або **мисливців** (агресивних вовків), що спрямовуються до виявленої цілі на заклик лідера. Впродовж роботи алгоритму динамічно застосовуються також дві допоміжні евристики: правило **«переможець отримує все»** для вибору нового лідера та правило **виживання сильнішого** для оновлення складу зграї. Нижче наведено послідовний опис основних фаз алгоритму.

Фаза розвідки. На початку ітерації обирається декілька найбільш успішних на даний момент агентів (вовків) за значенням f у ролі **розвідників**. Агент (вовк-розвідник) самостійно досліджує околиці свого поточного положення в пошуках кращого розв'язку [20]. Якщо розвідник знаходить позицію з більшою цільовою функцією, ніж у поточного лідера зграї, він сам стає новим лідером (відбувається **зміна лідера** зграї). В іншому разі (якщо розвіднику не вдалося перевершити лідера), він виконує випадковий обхід по h напрямках навколо своєї позиції з кроком певної довжини $step_a$. Математично нове положення розвідника i при пробному русі в напрямку p описується як:

$$x_{i,d}^{(p)} = x_{i,d} + \sin\left(2\pi\frac{p}{h}\right) step_{a,d},\ p = 1, 2, \ldots, h,$$

де $x_{i,d}$ — поточна координата агенту (вовка) i по виміру d, а $step_{a,d}$ — величина кроку (радіус пошуку) для розвідувальної фази по цьому виміру. Таким чином, розвідник випробовує різні напрямки (наприклад, рівномірно розподілені по колу в $2D$-випадку) в околі свого місця. Значення h (кількість спроб/напрямків) задається випадково для кожного розвідника в межах $[h_{\min}, h_{\max}]$, що моделює різну тактику пошуку в різних агентів (вовків). Після кожного кроку обчислюється нове значення f; якщо воно перевищує поточний найкращий результат зграї f_{1lead}, цей агент (розвідник) стає лідером і фаза розвідки достроково завершується. Якщо ж жоден із випробуваних напрямків не забезпечує покращення значення цільової функції, поточний найкращий розв'язок не оновлюється, після чого алгоритм переходить до наступної фази [20].

Фаза виклику. Лідер зграї (вовк-лідер), який має найвище значення цільової функції f_{1lead}, ініціює фазу виклику. У біоінспірованій

інтерпретації ця фаза відповідає координації групового полювання, коли лідер сигналізує іншим агентам про виявлену перспективну область пошуку. Після цього група штучних вовків, тобто агентів алгоритмічної популяції, оновлює свої позиції в напрямку лідера [20]. Метою інших агентів алгоритмічної популяції є наближення до цієї точки в просторі пошуку. Кожен «вовк» i у фазі виклику оновлює своє положення за правилом:

$$x_{i,d}^{(k+1)} = x_{i,d}^{(k)} + step_{b,d} \frac{g_d^{(k)} - x_{i,d}^{(k)}}{\left| g_d^{(k)} - x_{i,d}^{(k)} \right|},$$

де $x_{i,d}^{(k)}$ — координата d-го параметра для i-того вовка на ітерації k, а $g_d^{(k)}$ — відповідна координата **лідера** (головного вовка) на цій ітерації. Вектор різниці $g^{(k)} - x_i^{(k)}$ визначає напрямок руху до лідера, а $step_b$ — крок (довжина стрибка) у фазі виклику. Таким чином, кожен «вовк» швидко просувається в бік лідера на відстань, пропорційну $step_b$. Таке оновлення позицій забезпечує швидку концентрацію популяції в околі поточного найкращого розв'язку. Якщо під час зближення якийсь «вовк» i знайде точку з вищим $f(X)$, ніж у поточного лідера, він негайно перебирає роль лідера (оновлюється f_{1ead}) і сам подає сигнал виклику. Якщо ж значення f у вовка залишається нижчим за f_{1ead}, він продовжує рух до лідера, доки відстань $L(i, 1eader)$ між ним та лідером не стане менша за визначений поріг L_{near}. Порогова відстань L_{near} задається як параметр алгоритму і визначає момент переключення до наступної фази — облоги. Таким чином, фаза виклику реалізує механізм обміну інформацією в зграї та швидкого згуртування навколо найкращого знайденого розв'язку.

Фаза облоги. Коли більшість вовків підійшли достатньо близько до лідера (цілі), алгоритм переходить у фазу облоги [20]. На цьому етапі всі агенти (окрім поточного лідера) здійснюють **оточення здобичі** та її тонке доопрацювання. Вважається, що позиція лідера в просторі — це положення здобичі (цільовий розв'язок), навколо якого проводиться локальний пошук для точного захоплення цілі. Кожен вовк i у фазі облоги оновлює свої координати за формулою:

$$x_{i,d}^{(k+1)} = x_{i,d}^{(k)} + \lambda step_{c,d} \left(G_d^{(k)} - x_{i,d}^{(k)} \right),$$

де $G^{(k)}$ — позиція здобичі (тобто поточного лідера) на ітерації k, $step_c$ — крок для облоги (значно менший за $step_b$), а λ — випадкове число в інтервалі [–1, 1] , яке задає випадкове зміщення. На відміну від фази виклику, де вовки рухались строго до лідера великими стрибками, у фазі облоги використовуються малі кроки та випадкові флуктуації напрямку (через множник l). Це забезпечує детальний пошук в околиці поточного найкращого розв'язку та допомагає стаї вийти з локального максимуму, якщо він був помилково прийнятий за глобальний. Після кожного такого мікро-руху обчислюється

нове значення цільової функції *f*. Якщо *f* збільшується (тобто $f_{new} > f_{old}$), вовк приймає нову позицію $X_i^{(k+1)}$; якщо ж покращення не досягнуто, вовк залишається на місці. Такий критерій (прийняття тільки покращень) запобігає деградації колективного розв'язку під час облоги. Процес облоги триває до завершення поточної ітерації або до виконання заданого критерію зупину (наприклад, досягнення достатньо малого приросту *f* за крок).

Примітка: Для належного налаштування алгоритму параметри кроків у різних фазах пов'язані співвідношенням: $step_a$:$step_b$:$step_c \approx$ $\approx$ 1:2:1/2. Це означає, що фаза виклику використовує найбільший крок (для швидкого зближення, грубого пошуку), фаза розвідки — крок середнього масштабу, а облога — найдрібніший крок для тонкого локального пошуку. Дотримання цього балансу забезпечує як широке охоплення простору, так і точність фінального наближення.

Оновлення популяції вовків. Окрім трьох описаних фаз, алгоритм *WPA* включає механізм підтримання різноманітності популяції, що передбачає вилучення найменш ефективних кандидатних розв'язків і генерування нових агентів замість них (так зване правило «**виживання сильніших»**) [20]. Після кількох ітерацій частина агентів може демонструвати стабільно нижчу якість кандидатних розв'язків. Такі найменш ефективні агенти, або «слабкі вовки», вилучаються з популяції, а натомість генерується така сама кількість нових агентів для збереження сталої чисельності популяції. Нові вовки ініціалізуються поблизу позиції поточного лідера, враховуючи набуту «колективну пам'ять» зграї. Зокрема, для кожного з *R* новододаних вовків *j* його координати можна задати правилом:

$$x_{j,d} = g_d + \rho_d, \;\; \rho_d \sim U(-\Delta, \Delta),$$

де g_d — координата лідера (найкращого розв'язку) по виміру *d*, а ρ_d — випадкова поправка, взята з рівномірного розподілу в інтервалі $[-\Delta, \Delta]$ (наприклад, $\Delta = 0.1\, g_d$, тобто розкид 10 % від значення). Такий механізм сприяє збереженню різноманітності популяції — нові агенти ініціалізуються в околі поточного найкращого розв'язку, але не збігаються з ним повністю, що підвищує ймовірність виявлення альтернативних якісних розв'язків. Параметр *R* (кількість одночасно замінених вовків) обирається невеликим випадковим числом (напр., від 1 до $\lfloor N/2 \rfloor$, якщо *N* — розмір зграї), аби запобігти надмірній випадковості чи, навпаки, застою в популяції. Застосування правила «виживання сильніших» після певних інтервалів ітерацій дозволяє алгоритму уникати стагнації, відкривати нові області простору та зберігати високу адаптивність.

Застосування алгоритму вовчої зграї для рою БПЛА

Алгоритм вовчої зграї (*WPA*) набув значної уваги в задачах керування роєм БПЛА завдяки своїй ефективності на складних багатовимірних проблемах [1–2, 4, 28]. Рій БПЛА діє як розподілена система фізичних апаратів, що потребує координації для досягнення спільної мети. У цьому контексті алгоритм вовчої зграї доцільно розглядати не як пряму модель поведінки окремих БПЛА, а як метаевристичний інструмент пошуку оптимальних або наближених до оптимальних рішень. *WPA* природним чином підходить для таких сценаріїв, оскільки забезпечує децентралізований, але координований пошук оптимальних розв'язків. Зокрема, Алгоритм вовчої зграї застосовувався для класу **задач кооперативної розвідки** (*multi-UAV cooperative reconnaissance*), в тому числі для підзадач **динамічного призначення завдань** у рої БПЛА та **планування траєкторій** польоту в складних умовах [22–26, 29–30].

У задачі **призначення завдань між групою БПЛА** (напрямок, відомий як *UAV task assignment*) цільовою функцією є, як правило, міра ефективності виконання низки завдань (розвідка кількох цілей, ураження цілей тощо) всіма БПЛА спільно. Ця задача є *NP*-складною і погано піддається точному розв'язанню за великої кількості БПЛА та цілей [1, 3, 28]. Тому для таких постановок активно застосовують метаевристичні підходи, зокрема *WPA* та його модифікації, які демонструють добрі властивості глобального пошуку і придатність до складних багатовимірних задач [4, 25–26, 29–30]. Наприклад, у роботі *Xu* та співавт. (2022) запропоновано мультидискретну версію алгоритму *WPA* (*MDWPA*) для призначення завдань у рої БПЛА, що враховує дискретний характер множини цілей і виконавців. Порівняно з базовим *WPA*, алгоритм *MDWPA* забезпечив вищу точність розв'язку, кращу стійкість і швидшу збіжність, успішно розв'язуючи задачу розподілу цілей у динамічному середовищі [25]. Отже, навіть у складних сценаріях застосування рою БПЛА алгоритм *WPA* та його модифікації здатні ефективно знаходити близькі до оптимальних плани розподілу цілей [24–26, 29–30].

Іншим напрямом застосування Алгоритму вовчої зграї є **планування траєкторій БПЛА** під час обльоту перешкод або проникнення в захищену зону [2, 22–23]. У таких задачах цільова функція може враховувати мінімальну довжину маршруту, мінімальний радіолокаційний ризик або поєднання подібних критеріїв [2, 22]. Класичні методи навігації часто виявляються недостатньо ефективними в складних ландшафтах цільової функції та можуть застрягати в локальних мінімумах [2, 22–23]. Застосування *WPA* дає змогу колективно досліджувати різні варіанти траєкторій і поступово покращувати маршрути БПЛА з урахуванням небезпечних зон [4, 22–23]. Дослідження показують, що покращені версії *WPA* для задач тривимір-

ного планування маршруту демонструють вищу ефективність порівняно з оригінальним алгоритмом [22–23]. Зокрема, *Chen* та співавт. запропонували модифікацію *WPA* з використанням механізму світлячків і динамічної мутації, що підвищило здатність алгоритму виходити з локальних мінімумів та прискорило збіжність. Отримані результати показали, що вдосконалений алгоритм є ефективнішим у задачі 3*D*-планування траєкторії БПЛА, забезпечуючи оптимальніші маршрути в умовах низьковисотного польоту [23]. Таким чином, *WPA* можна гнучко адаптувати до різних специфічних вимог керування роєм — від оптимального призначення цілей до безпечної та швидкої маршрутизації БПЛА [22–26, 29–30].

Варто зауважити, що багато покращень *WPA* спрямовані на подолання його внутрішніх обмежень, зокрема повільної локальної оптимізації та можливості стагнації [4, 21, 24]. Запропоновані модифікації включають, зокрема, використання елітних стратегій, імовірнісних механізмів вибору та спеціальних схем посилення пошуку, спрямованих на поліпшення збіжності й підвищення здатності алгоритму виходити з локальних оптимумів [4, 23–24]. У комплексі такі підходи дають змогу покращити глобальний пошук, не втрачаючи переваг оригінального алгоритму [4, 21, 24]. Таким чином, *WPA* залишається гнучким і перспективним інструментом для координації рою БПЛА, який може бути налаштований або розширений відповідно до специфіки завдання [4, 22–26, 29–30].

Призначення завдань рою БПЛА

Дискретні модифікації *WPA*. У задачах призначення завдань ключова складність полягає в тому, що змінні мають дискретний характер (призначення, порядок виконання, маршрути), тоді як класичний *WPA* історично розроблявся для неперервної оптимізації [4, 30]. Тому в прикладних роботах використовують дискретизацію поведінок *WPA*, зокрема через спеціальні оператори для роботи з дискретними рішеннями та перестановками. Це показано, зокрема, у роботах, де запропоновано *Multi-Discrete WPA* для задач призначення в складному середовищі й продемонстровано його переваги за точністю та стійкістю порівняно з низкою альтернатив [25].

Гібридизація *WPA* з *PSO/GA* для прискорення збіжності. Для підвищення швидкодії та якості розв'язку в дискретних постановках одним із перспективних напрямів є поєднання алгоритму вовчої зграї (***Wolf Pack Algorithm, WPA***) з механізмами інших метаевристик [4, 30]. Такий підхід особливо актуальний для призначення задач в рої БПЛА, де розв'язок має комбінаторний характер і включає дискретні відповідності між виконавцями та цілями. У роботі *Lu* та співавт. запропоновано алгоритм ***PSO-GA-DWPA***, який поєднує дискретний варіант *WPA* з принципами оптимізації роєм частинок (***Particle Swarm Optimization, PSO***) та генетичного алгоритму (***Genetic Algorithm, GA***) [30]. Ідея такої гібридизації полягає в тому, щоб

зберегти сильні сторони *WPA* як методу глобального пошуку, але водночас компенсувати його обмеження щодо швидкості збіжності та стабільності в багатовимірному просторі дискретних рішень [4, 30]. Використання елементів *PSO* дає змогу посилити спрямованість пошуку та швидше переміщувати популяцію до перспективних областей простору розв'язків, тоді як ідеї *GA* сприяють підтриманню різноманіття популяції та комбінуванню вдалих частин рішень. Це особливо важливо у великих задачах призначення завдань (***UAV task assignment***), де зі збільшенням кількості БПЛА і цілей різко зростає розмірність простору пошуку та підвищується ризик передчасної стагнації [30]. У такій гібридній схемі дискретний *WPA* вже не виступає ізольованим алгоритмом, а працює як основа для кооперативного пошуку, посиленого додатковими механізмами інтенсифікації та диверсифікації [4, 30]. За наведеними в роботі результатами, ***PSO-GA-DWPA*** демонструє високу ефективність саме для задачі призначення завдань в рої БПЛА, забезпечуючи кращу якість пошуку та швидшу збіжність порівняно з базовими підходами. Автори також підкреслюють, що така схема зберігає працездатність у складних постановках великої розмірності, де традиційні або менш адаптовані алгоритми помітно втрачають ефективність [30]. Отже, гібридизація *WPA* з *PSO* та *GA* може розглядатися як практично важливий шлях адаптації алгоритму до реальних дискретних задач координації рою БПЛА, де одночасно потрібні і якість розв'язку, і прийнятний час обчислення [4, 30].

Елітні стратегії та ймовірнісний поріг. У задачах кооперативної розвідки роя БПЛА (***multi-UAV cooperative reconnaissance***) елітні стратегії застосовують для посилення експлуатації найкращих уже знайдених схем розподілу завдань і маршрутів [24, 26]. Їхня основна ідея полягає в тому, що не вся популяція агентів впливає на подальший пошук однаковою мірою, а найкращі особини формують орієнтир для оновлення інших рішень [24]. Завдяки цьому алгоритм не лише зберігає перспективні конфігурації, а й використовує «досвід» елітної підмножини для реконструкції або корекції популяції в наступних ітераціях [24, 26]. Такий підхід підвищує інтенсивність локального пошуку в околі якісних рішень і дає змогу швидше покращувати значення цільової функції [24]. У роботах з кооперативної розвідки це особливо важливо, оскільки рішення повинні одночасно враховувати ефективність покриття цілей, ризики місії та узгодженість дій кількох БПЛА [24, 26]. Водночас надмірна орієнтація лише на поточного лідера або малу групу найкращих агентів може призводити до передчасної збіжності та втрати різноманіття популяції. Саме тому в сучасних модифікаціях *WPA* пропонується замінити класичний поріг переходу у фазі облоги (***distance threshold***) на ймовірнісний поріг (***probability threshold***). На відміну від фіксованого порогу відстані, такий механізм визначається з урахуванням різниці в пристосованості між агентами, тобто перехід до інтенсивнішої фа-

зи пошуку залежить не лише від геометричної близькості, а й від якості поточного розв'язку. Це дає змогу гнучкіше керувати балансом між дослідженням простору пошуку та експлуатацією вже знайдених перспективних областей, а також зменшує ризик застрягання алгоритму в локальних пастках [24]. Отже, поєднання елітних стратегій із ймовірнісним порогом можна розглядати як важливий напрям удосконалення *WPA* для задач кооперативної розвідки рою БПЛА, де одночасно потрібні висока якість рішень, стійкість пошуку та прийнятний час збіжності [24, 26].

Багатопопуляційні та паралельні схеми як відповідь на вимоги реального часу. Окрема проблема полягає в часі розв'язування: особливо у великомасштабних задачах призначення завдань для рою БПЛА алгоритм *WPA* може потребувати неприйнятно тривалого часу для досягнення збіжності. У роботі *Lu et al*. прямо підкреслено, що хоча *WPA* вже продемонстрував ефективність у високорозмірних дискретних задачах, для отримання найкращого розв'язку йому часто потрібно занадто багато часу, тому було запропоновано багатопопуляційний паралельний алгоритм вовчої зграї (***Multi-Population Parallel Wolf Pack Algorithm***) як спеціальну відповідь на цю проблему. Суть підходу полягає в тому, що загальну популяцію ділять на кілька невеликих підпопуляцій, які оптимізуються одночасно та незалежно, а це дає змогу зменшити обчислювальне навантаження на окрему підсистему і прискорити загальний перебіг пошуку. Водночас взаємодія між підпопуляціями не зникає: через механізми комунікації та міграції окремих рішень підтримується різноманіття популяції та запобігається передчасна збіжність. Додатково в цій схемі використовується **елітно-масовий перерозподіл** популяції, за якого найякісніші особини формують елітну підпопуляцію, а інші особини розподіляються між масовими підпопуляціями, що дозволяє двічі оптимізувати кращі рішення й тим самим пришвидшувати збіжність. Для збереження конкурентоспроможності всіх підпопуляцій автори також вводять приблизно рівномірний поділ, щоб якість стартових підгруп не була надто нерівномірною. У цій же роботі багатопопуляційний процес формалізовано у вигляді **синхронної паралельної системи**, де всі вузли виконуються одночасно, а синхронізація потрібна для регулярного обміну інформацією та підтримання стійкості системи. Результати моделювання для просторів розв'язків розмірності 8, 30 і 150 показали, що така організація є ефективною для призначення завдань рою БПЛА та може забезпечувати стабільніший і швидший вихід на якісні розв'язки [29]. Подальший розвиток цієї ідеї представлено у двоетапному багатопопуляційному *WPA*, де задача кооперативної розвідки розділяється на етап оптимізації використання ресурсів рою БПЛА та етап оптимізації плану виконання, а сама популяція поділяється на групу лідерів і дві звичайні групи, що також спрямовано на підвищення точності без надмірного зростання часу обчислення [26].

Отже, багатопопуляційні та паралельні модифікації *WPA* можна розглядати як практично важливий напрям адаптації алгоритму до реальних вимог систем рою БПЛА, у яких необхідно поєднати якість розв'язку, збереження різноманіття пошуку та прийнятний час збіжності. У задачах призначення завдань для рою БПЛА *WPA* найчастіше використовується не в початковому вигляді, а як алгоритмічна основа, доповнена дискретизацією операторів та/або гібридизацією з іншими метаевристиками.

Планування траєкторій і маршрутів рою БС (БПЛА)

У задачах планування траєкторій *WPA* зазвичай застосовується в неперервній або квазінеперервній постановці, де *X* кодує точки маршруту (*waypoints*), параметри сплайнів або керувальні впливи в дискретному часі [22–23]. Типові критерії оптимізації включають довжину маршруту, час польоту, ризик/загрозу, гладкість траєкторії та штрафи за порушення обмежень, зокрема пов'язаних із перешкодами, забороненими зонами та динамікою руху [2, 22]. Потреба у зниженні обчислювальної вартості, уникненні колізій і врахуванні обмежень середовища розглядається в оглядових роботах з планування траєкторій для групи БПЛА (*multi-UAV path planning)* як одна з ключових вимог [2].

Для задач **3*D*-планування траєкторій БПЛА** у літературі описано низку модифікацій *WPA*, спрямованих на посилення локального пошуку та підвищення стійкості алгоритму до передчасної збіжності. У роботі *Chen et al*. удосконалення базового *WPA* реалізовано не лише через загальне налаштування параметрів, а й через зміну самого механізму пошуку: автори вводять механізм наведення за аналогією зі світлячковими алгоритмами (***fluorescein guide mechanism***), що дає змогу точніше спрямовувати агентів у перспективні області простору розв'язків. Крім того, у цій роботі модифіковано режим пошуку (***search mode***) і застосовано стратегію динамічної мутації (***dynamic mutation strategy***), яка підтримує різноманіття популяції та зменшує ризик застрягання в локальних оптимумах. У результаті така модифікація забезпечує ефективніше формування тривимірних траєкторій польоту, зокрема в умовах маловисотного руху, де необхідно одночасно враховувати оптимальність маршруту та безпечне обходження перешкод [23].У ще новіших роботах запропоновано застосовувати покращений *WPA* для *multi-UAV path planning* у складних 3*D*-ландшафтах із хаотичною ініціалізацією та адаптивним кроком, що прямо позиціонується як підхід для складних середовищ і обмежень.

У новішій роботі *Zhang et al*. запропоновано вдосконалений *WPA* для **планування траєкторій роя БПЛА** в складних тривимірних ландшафтах. На етапі ініціалізації автори використовують хаотичну послідовність (*chaotic sequence*), що забезпечує більш рівно-

мірний початковий розподіл агентів у просторі пошуку та покращує охоплення області можливих розв'язків. Додатково вводиться стратегія блукання зі змінним напрямком (***variable-direction walking strategy***), яка підсилює дослідницьку здатність алгоритму, а також механізм адаптивної зміни кроку (***adaptive step-size mechanism***), що дає змогу гнучко змінювати інтенсивність пошуку на різних етапах ітерацій. Для оновлення популяції застосовано також механізм оцінювання подібності на основі відстані Геммінга (***Hamming distance–based similarity judgment mechanism***), який запобігає передчасному виродженню підтримує еволюцію різноманітних рішень. Завдяки цьому модифікований популяції та *WPA* позиціонується як придатний інструмент для складних середовищ з численними обмеженнями, де група БПЛА повинна прокладати безпечні та ефективні маршрути від стартових позицій до цілей [22].

Практична інтерпретація для рою БПЛА: алгоритм вовчої зграї (*Wolf Pack Algorithm, WPA*) та його модифікації доцільно розглядати як модуль глобальної оптимізації (*global optimization*) для побудови маршрутів і траєкторій польоту, особливо в задачах із багатьма обмеженнями, складним рельєфом та багатомодальною цільовою функцією [4, 22–23]. У такій ролі *WPA* може формувати початкові або покращені кандидатні траєкторії, які враховують довжину маршруту, ризик, часові витрати, заборонені зони та вимоги до безпеки польоту [2, 22]. Модифіковані версії алгоритму, що використовують **хаотичну ініціалізацію** (*chaotic initialization*), **адаптивну зміну кроку** (*adaptive step-size mechanism*) і **мутаційні стратегії** (*mutation strategies*), підвищують здатність алгоритму досліджувати простір розв'язків і зменшують ризик передчасної збіжності [22–23]. Це особливо важливо для тривимірного планування траєкторій у складних середовищах, де необхідно одночасно забезпечити досягнення цілі, обхід перешкод і збереження допустимих параметрів руху [2, 22–23].

У практичних архітектурах керування роєм БПЛА алгоритм вовчої зграї доцільно розглядати не як ізольований алгоритм, а як компонент гібридної системи планування. Його можна поєднувати з локальними модулями реактивного уникнення (*reactive avoidance*), які коригують маршрут у реальному часі у відповідь на раптову зміну обстановки або появу нових перешкод [2, 22]. У такій архітектурі *WPA* виконує функцію модуля глобального планування, тоді як локальні алгоритми забезпечують оперативну адаптацію траєкторії без повного перерахунку всієї місії. Подібне поєднання глобального та локального рівнів керування відповідає загальній тенденції до гібридних підходів (*hybrid approaches*) у задачах планування траєкторій групи БПЛА (*multi-UAV path planning*) [2, 4]. Отже, практична цінність алгоритму вовчої зграї полягає не лише у здатності знаходити близькі до оптимальних маршрути, а й у можливості вбудовувати його в багаторівневі системи керування роєм БПЛА як гнучкий оптимізаційний компонент [2, 4, 22–23].

Обмеження практичного застосування алгоритму вовчої зграї в роях БС (БПЛА)

Попри перспективність алгоритму вовчої зграї (*Wolf Pack Algorithm, WPA*) для задач координації рою БПЛА, його практичне застосування не може розглядатися лише з позиції якості знайденого оптимізаційного розв'язку. Для реальних безпілотних платформ критично важливими є бортові ресурсні обмеження: запас енергії, обчислювальна продуктивність бортового процесора, обсяг доступної пам'яті, пропускна здатність каналів зв'язку, затримки обміну даними, надійність зв'язності між БПЛА та обмеження сенсорного обладнання [31–33]. Саме ці фактори визначають, чи може алгоритм бути реалізований безпосередньо на борту БПЛА, чи він має виконуватися на наземній станції, на виділеному лідері рою або в гібридній *edge/cloud*-архітектурі.

Базовий алгоритм *WPA* є популяційною ітеративною метаевристикою, тому його обчислювальна складність зростає зі збільшенням кількості агентів популяції, розмірності простору пошуку та кількості ітерацій. У спрощеному вигляді обчислювальне навантаження можна оцінити як залежне від кількості вовків, кількості ітерацій, розмірності вектора рішення та вартості обчислення цільової функції. Для задач рою БПЛА величина вартості обчислення цільової функції може бути значною, оскільки одна оцінка кандидатного рішення часто включає перевірку **енергетичної допустимості маршруту, уникнення перешкод, часові вікна, конфлікти між БПЛА, ризик втрати зв'язку та обмеження безпеки польоту** [31–33]. Отже, навіть якщо самі оператори алгоритму *WPA* мають відносно просту структуру, інтегральна вартість обчислення алгоритму в реальних задачах може бути високою.

Бортова реалізація повної версії алгоритму *WPA* для великих роїв становить окрему інженерну проблему. Якщо кожен БПЛА має самостійно зберігати популяцію кандидатних розв'язків, виконувати багаторазові обчислення цільової функції та підтримувати обмін інформацією з іншими БПЛА, це може призвести до надмірного навантаження на процесор, швидкого розряду акумулятора і перевантаження каналу зв'язку [31—32]. Тому алгоритм *WPA* доцільно розглядати не як універсальний повністю бортовий алгоритм керування, а як напрямок оптимізації, який потребує архітектурної адаптації до конкретного сценарію застосування.

З практичної точки зору необхідно розрізняти обчислювальне виконання алгоритму *WPA* та фізичне виконання сформованого плану роєм БПЛА. У межах алгоритму агенти («вовки») інтерпретуються насамперед як кандидатні розв'язки оптимізаційної задачі, тобто можливі варіанти розподілу завдань, маршрутів або траєкторій, а не як прямі аналоги окремих фізичних БПЛА. Тому алгоритм *WPA* має розглядатися як програмний оптимізаційний модуль, що може

виконуватися на доступному обчислювальному ресурсі: наземній станції керування, бортовому обчислювальному модулі одного з БПЛА або у розподіленому режимі між кількома БПЛА. Результатом роботи алгоритму є план місії або його оновлена частина, що надалі реалізується роєм БПЛА з урахуванням ресурсних, енергетичних, комунікаційних і безпекових обмежень [32, 34].

Для **підвищення практичної придатності** *WPA* у задачах рою БПЛА до цільової функції необхідно явно **включати ресурсні штрафи**. Зокрема, **доцільно враховувати залишкову енергію БПЛА, очікувані витрати енергії на виконання маршруту, вартість маневрування, обсяг переданих повідомлень, ризик втрати зв'язку, обчислювальну складність локального перерахунку та запас часу до завершення завдання** [31, 33]. У такому випадку кандидатне рішення повинно оцінюватися не лише за довжиною маршруту або якістю покриття цілей, а й за реалістичністю його виконання на конкретній апаратній платформі. Це дозволяє перейти від абстрактного оптимального плану до ресурсно-допустимого плану місії.

Таким чином, **ключовим обмеженням алгоритму *WPA* для рою БПЛА є не лише можливість передчасної збіжності або повільної локальної оптимізації, а й потенційна невідповідність між обчислювальною складністю алгоритму та реальними бортовими ресурсами безпілотних платформ** [31–33]. Саме тому подальші модифікації *WPA* мають бути спрямовані на зменшення кількості ітерацій, адаптивне регулювання розміру популяції, локальний перерахунок лише змінених частин плану, обмеження обсягу інформаційного обміну між БПЛА та включення енергетичних і комунікаційних обмежень безпосередньо до математичної моделі.

Адаптація алгоритму *WPA* до динамічних умов, відмовостійкості рою БПЛА та часткового перерозподілу завдань

Іншим критичним аспектом практичного використання *WPA* є поведінка рою в динамічному середовищі. У реальних сценаріях початковий план місії рідко залишається незмінним: можуть з'являтися нові цілі, частина цілей може втратити актуальність, окремі БПЛА можуть вийти з ладу, втратити зв'язок, вичерпати енергетичний ресурс або стати непридатними до виконання конкретного завдання [32–33, 35]. Тому алгоритм керування роєм БПЛА має забезпечувати не лише первинну оптимізацію, а й живучість системи — здатність рою зберігати прийнятну ефективність після втрати окремих БПЛА або зміни умов середовища [33, 36].

У базовій формі алгоритм *WPA* не містить повного механізму відмовостійкого перерозподілу завдань у реальному часі. Зміна складу зграї агентів алгоритму у класичному варіанті пов'язана переважно з евристикою «виживання сильніших» агентів, тобто заміною слаб-

ших кандидатних рішень новими. Однак така евристика не є тотожною втраті фізичного БПЛА в реальному рої БПЛА. Якщо один або кілька БПЛА припиняють виконання місії, система має не просто оновити популяцію розв'язків, а перерозподілити невиконані завдання між доступними БПЛА з урахуванням їхнього поточного положення, залишку енергії, завантаженості, сенсорних можливостей і зв'язності [33–34, 36].

Для адаптації алгоритму *WPA* до таких умов доцільно розглядати подієво-орієнтований механізм часткового перепланування. Його суть полягає в тому, що при зміні стану системи **— втраті БПЛА, появі нової цілі, зміні пріоритету завдання або зменшенні доступного енергетичного ресурсу — не запускається повний оптимізаційний процес з нуля** [37]. Натомість формується локальна задача перепризначення лише для тієї частини плану, яка стала недопустимою або втратила ефективність. Це дозволяє зменшити час реакції системи й уникнути зайвих обчислень [35, 37].

У межах модифікованого алгоритму *WPA* такий підхід може бути реалізований через **поділ поточного плану місії на стабільну частину та множину проблемних або невиконаних завдань**. Якщо один із БПЛА втрачається, виходить із зони зв'язку або стає непридатним до виконання завдання через критичне зниження енергетичного ресурсу, завдання, призначені цьому апарату, мають бути перенесені до множини невиконаних завдань і повторно розподілені між доступними БПЛА. Наприклад, якщо БПЛА, відповідальний за обстеження двох цільових ділянок, припиняє участь у місії, алгоритм не повинен повністю перебудовувати весь план рою. Доцільніше виконати часткове перепланування: зберегти допустимі маршрути та призначення для інших БПЛА, а невиконані завдання втраченого апарата повторно призначити тим БПЛА, які мають достатній запас енергії, прийнятне просторове розташування та можливість виконати завдання без порушення часових і безпекових обмежень. Такий механізм дає змогу зменшити обчислювальні витрати порівняно з повним перезапуском оптимізаційного процесу та підвищити стійкість рою до втрати окремих БПЛА [33–34, 36–37].

Окремо слід враховувати поняття «деградації місії». У практичних умовах рій БПЛА не завжди може зберегти початкову якість виконання після втрати частини БПЛА. Тому більш реалістичною метою є не абсолютне відновлення оптимального плану, а **забезпечення контрольованої деградації: виконання найбільш пріоритетних завдань, збереження мінімально необхідного покриття території, підтримання безпечної дистанції між БПЛА та повернення БПЛА з критично низьким зарядом** [33, 36]. У такій постановці алгоритм *WPA* може бути доповнений ваговими коефіцієнтами пріоритетності завдань і штрафами за порушення критичних обмежень.

Для задач, що виконуються в динамічному середовищі, перспективним є поєднання модифікованого алгоритму *WPA* з принципом

ковзного горизонту. У такому випадку оптимізація не виконується один раз для всієї місії, а періодично повторюється для обмеженого часового або просторового інтервалу з урахуванням актуального стану рою БПЛА, залишкових ресурсів апаратів, виконаних завдань і змін у навколишньому середовищі [31]. Це дозволяє використовувати алгоритм *WPA* не для повної перебудови плану після кожної події, а для оновлення лише тієї частини розв'язку, яка стала недопустимою або менш ефективною.

Таким чином, практична адаптація алгоритму *WPA* для задач керуванням роєм БПЛА потребує поєднання первинної оптимізації плану з механізмами часткового перепланування у разі зміни умов місії. Саме **здатність оновлювати призначення та маршрути без повного перезапуску оптимізаційного процесу є важливою передумовою відмовостійкості рою**. Без урахування втрати окремих БПЛА, залишкових ресурсів, зв'язності та множини невиконаних завдань алгоритм *WPA* залишається переважно метаевристичним методом пошуку, а не завершеним рішенням для практичного керування автономним роєм БПЛА [32–33, 36–37].

Симуляційна валідація та практична цінність алгоритму вовчої зграї

Анліз наукових джерел показує, що більшість сучасних робіт щодо *WPA* та його модифікацій для рою БПЛА зосереджені на чисельному моделюванні, оцінюванні збіжності, порівнянні з іншими метаевристиками та перевірці на абстрактних або напівформалізованих постановках задач призначення завдань (*task allocation*) і планування маршрутів (*path planning*). Водночас у відкритій літературі досі бракує прикладів повної інтеграції алгоритму *WPA* у сучасні робототехнічні симуляційні середовища з урахуванням фізичної моделі БПЛА, сенсорів, каналів зв'язку, енергетичних обмежень та відмов окремих БПЛА. Саме тому симуляційна валідація має бути окремим етапом подальших досліджень [38–39].

Практична значущість алгоритму *WPA* для роїв БПЛА наразі полягає не стільки в наявності завершених промислових або експериментальних реалізацій, скільки в його потенціалі як метаевристичного інструменту для розв'язання задач розподілу завдань і планування маршрутів. Алгоритм *WPA* може бути використаний для формування початкового розподілу завдань, планування маршрутів, перерозподілу цілей між доступними БПЛА, вибору перспективних областей пошуку або побудови компромісного рішення між часом виконання місії, ризиком, енергоспоживанням та якістю покриття [31–32]. Однак для переходу від теоретичної моделі до інженерної реалізації необхідна окрема симуляційна перевірка.

Для такої перевірки доцільно використовувати робототехнічні симуляційні середовища, що підтримують моделювання багаторо-

ботних систем і багатоагентних сценаріїв за участю кількох БПЛА. Зокрема, поєднання *ROS* і *Gazebo* дає змогу відтворювати фізику руху, роботу сенсорів, обмін повідомленнями та інтеграцію алгоритмів керування у вигляді окремих програмних вузлів [40–41]. *Webots* може застосовуватися для прототипування мультиагентних сценаріїв і порівняння різних підходів до координації [42]. *AirSim* є релевантним для задач, у яких важливими є візуальна реалістичність середовища, сенсорне сприйняття та перевірка алгоритмів автономного польоту [43]. *RotorS*, як *Gazebo*-орієнтований фреймворк для моделювання мультироторних апаратів, може бути використаний для перевірки динаміки польоту та взаємодії з *ROS*-архітектурою [44]. Водночас вибір конкретного середовища моделювання має визначатися цілями експерименту, необхідною фізичною точністю, підтримкою сенсорів, масштабованістю та можливістю відтворення взаємодії між БПЛА в межах рою [38–39].

У наступній роботі доцільно реалізувати окремий симуляційний експеримент, у якому *WPA* або його модифікована версія буде протестована не лише на абстрактній цільовій функції, а й у середовищі, наближеному до робототехнічного сценарію [38–39]. Такий експеримент може включати моделювання групи БПЛА, множини цілей, обмежених енергетичних ресурсів, зон ризику, обмежень зв'язку, появи нових завдань під час місії та втрати одного або кількох БПЛА [31–33, 36]. Для оцінювання ефективності доцільно використовувати не один інтегральний критерій, а набір метрик: частку виконаних завдань, час завершення місії, сумарне енергоспоживання, кількість перепланувань, час реакції на втрату БПЛА, кількість конфліктів між БПЛА, обсяг інформаційного обміну між БПЛА та стабільність алгоритму при збільшенні розміру рою [31, 33, 37–38].

Окремим напрямом подальшої роботи має стати порівняння *WPA* з іншими підходами, зокрема *PSO, GA, ACO, CBBA*-подібними методами та гібридними алгоритмами [34]. Це дозволить визначити, у яких сценаріях *WPA* має переваги, а в яких його застосування є менш доцільним через надмірну обчислювальну вартість, повільну реакцію на динамічні зміни або складність адаптації до ресурсних обмежень БПЛА. Для інженерно-теоретичного дослідження така постановка є важливою, оскільки вона дозволяє відокремити теоретичний потенціал алгоритму від його фактичної придатності до практичного використання.

Таким чином, у межах цієї статті *WPA* розглядається як перспективний, але ще не повністю інженерно верифікований підхід до оптимізації задач рою БПЛА. Подальша реалізація, емуляція та симуляційні тести алгоритму *WPA* у середовищах *ROS/Gazebo, Webots, AirSim* або *RotorS* мають бути спрямовані на перевірку того, чи зберігає алгоритм прийнятну якість рішень за умов обмеженої енергії, обмеженого зв'язку, втрати окремих БПЛА і необхідності часткового перепланування в реальному часі [31–44].

Висновки

Алгоритм вовчої зграї (*Wolf Pack Algorithm, WPA*) зарекомендував себе як перспективний метаевристичний підхід для задач керування роєм БПЛА, оскільки він відтворює природні принципи колективного полювання та переносить їх у площину багатоагентної оптимізації [4, 20]. Його важливою перевагою є поєднання рольової організації популяції та фазової структури пошуку, у межах якої окремі агенти алгоритмічної популяції виконують функції лідера, розвідників і виконавців. Це забезпечує одночасне дослідження простору розв'язків і концентрацію пошуку в найбільш перспективних областях [4, 20]. Саме така організація дає змогу алгоритму підтримувати баланс між глобальним пошуком і локальною експлуатацією знайдених рішень, що є критично важливим для складних багатовимірних задач [4, 21]. На основі огляду наукових робіт можна зробити висновок, що на відміну від низки інших ройових і популяційних метаевристик, *WPA* демонструє прийнятні властивості збіжності, стійкість до випадкових коливань і придатність до задач великої розмірності, де класичні підходи часто втрачають ефективність [4, 21, 25]. Це особливо важливо в керуванні системами рою БПЛА, де необхідно враховувати одночасно просторові, часові, ресурсні та безпекові обмеження [1—3, 28].

Огляд наукових робіт показав, що алгоритм вовчої зграї та його модифікації застосовуються у двох ключових класах задач рою БПЛА: **призначення завдань між окремими БПЛА та планування траєкторій польоту** [22–26, 29–30]. У задачах призначення завдань рою БПЛА алгоритм адаптується до дискретної природи рішень, що дозволяє формувати плани розподілу цілей між БПЛА навіть у складних або динамічних середовищах [25, 29–30, 32]. У задачах планування траєкторій алгоритм вовчої зграї *WP*) демонструє придатність до оптимізації маршрутів у просторах зі складною геометрією, перешкодами, зонами ризику та іншими експлуатаційними обмеженнями [2, 22–23]. При цьому багатодискретні, елітні, багатопопуляційні та гібридні модифікації *WPA* спрямовані на підвищення точності, стійкості й швидкості збіжності порівняно з базовою версією алгоритму [23–26, 29–30].

Водночас проведений аналіз показує, що практична придатність *WPA* для реальних роїв БПЛА не може оцінюватися лише за якістю оптимізаційного розв'язку. Критичними залишаються **ресурсні обмеження безпілотних платформ**: енергоспоживання, обчислювальна продуктивність бортових систем, обсяг пам'яті, пропускна здатність каналів зв'язку, затримки обміну даними та необхідність багаторазового обчислення складної цільової функції [1–2, 28, 31–33]. Саме ці фактори можуть обмежувати безпосередню бортову реалізацію повної версії алгоритму вовчої зграї, особливо у великих роях або сценаріях, де потрібне швидке реагування в реальному часі.

У зв'язку з цим **алгоритм вовчої зграї** доцільно розглядати не як завершений самодостатній алгоритм автономного керування роєм БПЛА, а як перспективний метаевристичний підхід, який потребує подальшої адаптації до умов реального застосування. У задачах рою БПЛА *WPA* може використовуватися для пошуку наближених до оптимальних рішень у задачах розподілу завдань, планування маршрутів або вибору пріоритетних зон пошуку. Водночас для практичного використання такі рішення мають додатково перевірятися на відповідність ресурсним, енергетичним, комунікаційним і безпековим обмеженням конкретної безпілотної системи [2, 28, 31, 33–34]. Такий підхід дозволяє зберегти переваги метаевристичної оптимізації, але водночас уникнути надмірного узагальнення щодо готовності *WPA* до безпосереднього впровадження в реальних роях БПЛА.

Окремого значення набуває питання живучості рою в динамічному середовищі. Реальна місія може змінюватися через появу нових цілей, зміну пріоритетів, втрату зв'язку, зниження енергетичного ресурсу або вихід з ладу одного чи кількох БПЛА [31–33, 35–36]. У таких умовах початковий оптимальний план може швидко втратити актуальність. Тому перспективним **напрямом розвитку алгоритму вовчої зграї є поєднання алгоритму з механізмами часткового подієво-орієнтованого перепланування**, коли повторна оптимізація виконується не для всієї місії з нуля, а лише для тієї частини плану, яка стала недопустимою або неефективною [34, 37]. Це дозволяє зменшити обчислювальні витрати, скоротити час реакції системи та підвищити стійкість рою до втрати окремих БПЛА [33, 36–37].

Отже, результати проведеного огляду полягають не лише в узагальненні відомих модифікацій *WPA*, а й у визначенні ключових умов його практичної адаптації. Подальший розвиток алгоритму має бути спрямований на **зменшення обчислювальної складності, урахування енергетичних і комунікаційних обмежень, підтримання живучості рою та динамічний перерозподіл завдань** [31–37].

Перспективи подальших досліджень. Важливим обмеженням наявних досліджень є те, що значна частина робіт щодо *WPA* для роїв БПЛА залишається на рівні чисельного або математичного моделювання. У відкритій літературі бракує прикладів повної інтеграції алгоритму вовчої зграї у робототехнічні симуляційні середовища з урахуванням фізичної моделі БПЛА, сенсорів, каналів зв'язку, обмеженої енергії, відмов окремих БПЛА і появи нових завдань. Тому в наступній роботі планується реалізувати та промоделювати модифікований *WPA* у середовищах *ROS/Gazebo, Webots, AirSim* або *RotorS*, що дозволить перевірити його практичну придатність для інженерних систем керування роєм БПЛА, а також порівняти з альтернативними метаевристичними та гібридними підходами [31–44].

ПОВІДОМЛЕННЯ

Внесок авторів. *Р.Ю. Валькман: методологія, оригінальна чернетка, написання; О.П. Лагода: узагальнення, концептуалізація, методологія; О.О. Родіонов: основна ідея, формальний аналіз, ресурси, рецензування та редагування.*

ШІ та інші інструменти *під час написання статті не використовувалися.*

Конфлікти інтересів *відсутні.*

Гранти або фінансова підтримка *не використовувалися.*

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Wu H., Peng Q., Shi M., Xing L. A Survey of UAV Swarm Task Allocation Based on the Perspective of Coalition Formation. *International Journal of Swarm Intelligence Research (IJSIR)*, 2022, Vol. 13 (1), 1–22. https://doi.org/10.4018/IJSIR.311499
2. Rahman M., Sarkar N. I., Lutui R. A survey on multi-UAV path planning: Classification, algorithms, open research problems, and future directions. *Drones,* 2025, Vol. 9 (4), Article 263. https://doi.org/10.3390/drones9040263
3. Gerkey B.P., Matarić M.J. A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems. *The International Journal of Robotics Research,* 2004, Vol. 23 (9), 939–954. https://doi.org/10.1177/0278364904045564
4. Xu W., Wang Y., Xu P., Qiu T., Yan T., Wang Z. Wolf Pack Algorithm: An Overview. In: *Intelligent Robotics and Applications, ICIRA 2024,* Lecture Notes in Computer Science, Springer, Singapore, 2025, Vol. 15203, 96–110. https://doi.org/10.1007/978-981-96-0795-2_8
5. Katoch S., Chauhan S.S., Kumar V. A review on genetic algorithm: past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications,* 2021, Vol. 80 (5), 8091–8126. https://doi.org/10.1007/s11042-020-10139-6
6. Xia X., Li S. Research on improved chaotic particle optimization algorithm based on complex function. *Frontiers in Physics,* 2020, Vol. 8, Article 368. https://doi.org/10.3389/fphy.2020.00368
7. Kennedy J., Eberhart R.C. Particle swarm optimization. *The IEEE Intern. Conf. on Neural Networks (ICNN'95),* Perth, Australia, 1995, 1942–1948. https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968
8. Poli R., Kennedy J., Blackwell T. Particle swarm optimization. *Swarm Intelligence,* 2007, Vol. 1, 33–57. https://doi.org/10.1007/s11721-007-0002-0
9. Chernyak Y., Mohammad I. A., Masnicak N., Pivoluska M., Plesch M. Harmonic oscillator based particle swarm optimization. *Publ. Libr. of Science One,* 2025, Vol. 20 (6), 1–26. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0326173
10. Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics,* Part B, 1996. Vol. 26 (1), 29–41. https://doi.org/10.1109/3477.484436
11. Dorigo M., Gambardella L.M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation,* 1997, Vol. 1 (1), 53–66. https://doi.org/10.1109/4235.585892
12. Stützle T., Hoos H.H. MAX–MIN ant system. *Future Generation Computer Systems*, 2000, Vol. 16, 889–914. https://doi.org/10.1016/S0167-739X(00)00043-1
13. Zhao J., You X., Duan Q., Liu S. Multiple ant colony algorithm combining community relationship network. *Arabian Journal for Science and Engineering,* 2022, Vol. 47 (8), 10531–10546. https://doi.org/10.1007/s13369-022-06579-x
14. Genghui Li, Laizhong Cui, Xianghua Fu et al. Artificial bee colony algorithm with gene recombination for numerical function optimization. *Applied Soft Computing,* 2017, Vol. 52, 146–159. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.12.017
15. Bansal J.C., Sharma H., Jadon S.S. Artificial bee colony algorithm: a survey. *International Journal of Advanced Intelligence Paradigms,* 2013, Vol. 5(1/2), 123–159. https://doi.org/10.1504/IJAIP.2013.054681

16. Teodorović D. Bee colony optimization (BCO). *Innovations in Swarm Intelligence,* Studies in Computational Intelligence, Springer, 2009, Vol. 248, 39–60. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04225-6_3
17. Mirjalili S., Mirjalili S. M., Lewis A. Grey Wolf optimizer. *Advances in Engineering Software,* 2014, Vol. 69, 46–61. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007
18. Liu Y., As'arry A., Hassan M. K. et al. Review of the Grey Wolf optimization algorithm: variants and applications. *Neural Computing and Applications,* 2024, Vol. 36 (6), 2713–2735. https://doi.org/10.1007/s00521-023-09202-8
19. Faris H., Aljarah I., Al-Betar M.A., Mirjalili S. Grey Wolf optimizer: a review of recent variants and applications. *Neural Computing and Applications,* 2018, Vol. 30 (2), 413–435. https://doi.org/10.1007/s00521-017-3272-5
20. Wu Hu-Sheng, Zhang Feng-Ming. Wolf Pack Algorithm for Unconstrained Global Optimization. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, Article 465082. https://doi.org/10.1155/2014/465082
21. Chen X., Cheng F., Liu C. et al. An improved Wolf pack algorithm for optimization problems: design and evaluation. *Publ. Libr. of Science One,* 2021, Vol. 16, Article 0254239. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254239
22. Zhan Z., Na Zh., Lin Ye., Nallanathan A. Multi-UAV path planning based on an improved wolf pack algorithm in complex 3D terrains. *Chinese J. of Aeronautics,* 2025, 23p. https://doi.org/10.1016/j.cja.2025.104012
23. Chen Yu., Wu H., Xiao R. Improved Wolf Pack algorithm for UAV path planning problem. *International Journal of Swarm Intelligence Research*, 2022, Vol. 13 (1), 1–22. https://doi.org/10.4018/IJSIR.302605
24. Zhang H., Lv X., Ma C., Cui L. An Elite Wolf Pack Algorithm Based on the Probability Threshold for a Multi-UAV Cooperative Reconnaissance Mission. *Drones*, 2024, Vol. 8 (9), Article 513. https://doi.org/10.3390/drones8090513
25. Xu S., Li L., Zhou Z., Mao Y., Huang J. A Task Allocation Strategy of the UAV Swarm Based on Multi-Discrete Wolf Pack Algorithm. Applied Sciences, 2022, Vol. 12 (3), Article 1331. https://doi.org/10.3390/app12031331
26. Lv X., Xiao Zhang., Zuo L., Zhang Y., Shi B. A two-stage multi-population wolf pack algorithm for task allocation in multi-UAV cooperative reconnaissance. *The Aeronautical Journal*, 2025, Vol. 129 (1341), 3109–3141. https://doi.org/10.1017/aer.2025.10052
27. Xu Z., Xia D., Yong N., Wang J., Lin J. Hybrid particle swarm optimization for high-dimensional Latin hypercube design problem. *Appl. Sciences,* 2023, Vol. 13 (12), Article 7066. https://doi.org/10.3390/app13127066
28. Skaltsis G.M., Hyo-Sang Shin, Tsourdos A. A review of task allocation methods for UAVs. *Journal of Intelligent & Robotic Systems,* 2023, Vol. 109, Article 76. https://doi.org/10.1007/s10846-023-02011-0
29. Lu Y., Ma Y., Wang J. Multi-population parallel Wolf Pack algorithm for task assignment of UAV swarm. *Applied Sciences,* 2021, Vol. 11 (24), Article 11996. https://doi.org/10.3390/app112411996
30. Lu Yi., Ma Ya., Wang J., Han L. Task assignment of UAV swarm based on Wolf Pack Algorithm. *Appl. Sciences,* 2020, Vol. 10 (23), Article 8335. https://doi.org/10.3390/app10238335
31. Han Z., Guo W. Dynamic UAV Task Allocation and Path Planning with Energy Management Using Adaptive PSO in Rolling Horizon Framework. *Appl. Sciences,* 2025, Vol. 15 (8), Article 4220. https://doi.org/10.3390/app15084220
32. Alqefari S., Menai M. E. B. Multi-UAV Task Assignment in Dynamic Environments: Current Trends and Future Directions. *Drones,* 2025, Vol. 9 (1), Article 75. https://doi.org/10.3390/drones9010075
33. Notomista G., Mayya S., Emam Y., Kroninger C., Bohannon A., Hutchinson S., Egerstedt M. A Resilient and Energy-Aware Task Allocation Framework for Heterogeneous Multi-Robot Systems. *IEEE Trans. on Robotics,* 2022, Vol. 38 (1), 159–179. https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3093899

34. Choi H.-L., Brunet L., How J.P. Consensus-Based Decentralized Auctions for Robust Task Allocation. *IEEE Trans. on Robotics,* 2009, Vol. 25 (4), 912–926. https://doi.org/10.1109/TRO.2009.2022423
35. Ghassemi P., Chowdhury S. Multi-Robot Task Allocation in Disaster Response: Addressing Dynamic Tasks with Deadlines and Robots with Range and Payload Constraints. *Robotics and Autonomous Systems,* 2022, Vol. 147, Article 103905. https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103905
36. Mayya S., D'Antonio D. S., Saldaña D., Kumar V. Resilient Task Allocation in Heterogeneous Multi-Robot Systems. *IEEE Robotics and Automation Letters,* 2021, Vol. 6 (2), 1327–1334. https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3057559
37. Buckman N., Choi H.-L., How J. P. Partial Replanning for Decentralized Dynamic Task Allocation. *AIAA Scitech 2019 Forum,* San Diego, CA, USA, 2019, Article 0915. https://doi.org/10.2514/6.2019-0915
38. Phadke A., Medrano F. A., Sekharan C. N., Chu T. Designing UAV Swarm Experiments: A Simulator Selection and Experiment Design Process. *Sensors,* 2023, Vol. 23 (17), Article 7359. https://doi.org/10.3390/s23177359
39. Chen Z., Zhang J., Jiang W., Zhang Y., Chen Y., Chen X. A Survey on Open-Source Simulation Platforms for Multi-Copter UAV Swarms. *Robotics,* 2023, Vol. 12 (2), Article 53. https://doi.org/10.3390/robotics12020053
40. Koenig N., Howard A. Design and Use Paradigms for Gazebo, an Open-Source Multi-Robot Simulator. *The IEEE/RSJ Intern. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS'2004),* Sendai, Japan, 2004, Vol. 3, 2149–2154. https://doi.org/10.1109/IROS.2004.1389727
41. Quigley M., Conley K., Gerkey B., Faust J., Foote T., Leibs J., Wheeler R., Ng A.Y. ROS: An Open-Source Robot Operating System. *ICRA Workshop on Open Source Software,* Kobe, Japan, 2009, Vol. 3, Article 1574231876066232192.
42. Michel O. Cyberbotics Ltd. Webots™: Professional Mobile Robot Simulation. *Intern. J. of Advanced Robotic System,* 2004, Vol. 1 (1), 39–42. https://doi.org/10.5772/5618
43. Shah S., Dey D., Lovett C., Kapoor A. AirSim: High-Fidelity Visual and Physical Simulation for Autonomous Vehicles. *Field and Service Robotics,* Springer, 2018, 621–635. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67361-5_40
44. Furrer F., Burri M., Achtelik M., Siegwart R. RotorS — A Modular Gazebo MAV Simulator Framework. *Robot Operating System (ROS): The Complete Reference,* Vol. 1, 2016, 595–625. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26054-9_23

Отримано/Received 05.06.2026
Прийнято/Accepted 30.07.2026
Опубліковано/Published 23.10.2026

R.Yu. VALKMAN, Leading Engineer,
Institute of Information Technologies and Systems of the NAS of Ukraine,
40, Hlushkova Akad. ave., Kyiv, 03187, Ukraine
https://orcid.org/0009-0008-5568-3503
Roman.valkman@gmail.com
O.P. LAGODA, PhD (Engineering), Leading Researcher,
Institute of Information Technologies and Systems of the NAS of Ukraine,
40, Hlushkova Akad. ave., Kyiv, 03187, Ukraine
https://orcid.org/0009-0003-0655-6827
lagoda451@gmail.com
O.O. RODIONOV, PhD (Engineering),
Senior Researcher, Head of Department,
Institute of Information Technologies and Systems of the NAS of Ukraine,
40, Hlushkova Akad. ave., Kyiv, 03187, Ukraine
https://orcid.org/0009-0000-8304-3185
Rodionov@nas.gov.ua

WOLF PACK ALGORITHM FOR UAV SWARM CONTROL:
A REVIEV AND OPPORTUNITIES FOR MODIFICATION

Introduction. UAV swarm control is a complex problem that requires efficient real-time optimization under uncertainty, limited resources and dynamic environmental constraints. Centralized approaches to task assignment and coordination often suffer from poor scalability, communication delays and vulnerability to failures of individual nodes, which motivates the use of swarm-intelligence-based methods capable of generating near-optimal solutions without a complete analytical model of the environment. Among such methods, **the Wolf Pack Algorithm (WPA)** is a promising metaheuristic inspired by cooperative wolf hunting. It organizes the population through role differentiation and phase-based search, combining exploration and exploitation via scouting, calling and besieging behaviors.

The aim of this review is to analyze the Wolf Pack Algorithm and assess its potential for solving UAV swarm control problems. The paper summarizes the biological foundations and mathematical model of WPA, presents a generalized formulation of cooperative reconnaissance and task allocation problems for UAV swarms and describes the main phases of the algorithm together with its population update mechanism. Particular attention is given to the use of WPA in two major application areas: UAV task assignment and trajectory/path planning, including three-dimensional flight scenarios in constrained environments. The review also systematizes known improvements of WPA, including discrete adaptations, hybrid PSO/GA-based variants, elite strategies, probability-threshold mechanisms and multi-population parallel schemes designed for real-time requirements. In addition, the paper analyzes practical limitations of applying the Wolf Pack Algorithm in real UAV swarms, including energy consumption, computational complexity, communication bandwidth, swarm resilience and the need for partial task redistribution in dynamic environments.

Methods. The study is based on a literature review and theoretical analysis of the Wolf Pack Algorithm and its recent modifications. The structure of WPA is examined through its objective-function formulation, role-based population model and iterative update rules for scouting, calling and besieging phases. The paper also considers a generalized mathematical formulation of multi-UAV cooperative reconnaissance, where task assignment, route planning, risk, time, energy, communication and resource constraints are integrated into a multi-criteria optimization framework. Recent publications are analyzed to identify how WPA is adapted to discrete search spaces, how convergence is accelerated through hybridization and parallelization and how elite and probabilistic mechanisms improve search robustness in UAV swarm applications. Additional attention is paid to resource-aware adaptation, fault

tolerance, event-triggered partial replanning and simulation-based validation as necessary conditions for transferring WPA from theoretical optimization models to engineering-oriented UAV swarm systems.

Results. The review shows that WPA provides a flexible framework for solving complex UAV swarm problems in both discrete and continuous search spaces. In task-assignment scenarios, modified versions such as Multi-Discrete WPA (MDWPA) and PSO-GA-DWPA improve solution accuracy, robustness and convergence speed in large-scale combinatorial settings. In cooperative reconnaissance problems, elite strategies and probability-threshold mechanisms improve the exploitation of high-quality solutions while reducing the risk of premature convergence and local trapping. In trajectory-planning tasks, including 3D path planning in complex terrains, improved WPA variants demonstrate higher efficiency than the basic algorithm by incorporating mutation strategies, adaptive step adjustment, chaotic initialization and enhanced local-search mechanisms. At the same time, the standard WPA still has limitations, particularly slow local optimization in later iterations, the possibility of stagnation near local optima and a potential mismatch between algorithmic complexity and the limited onboard resources of UAV platforms. These shortcomings are addressed in the literature through adaptive operators, hybrid search components, multi-population parallel structures, resource-aware formulations and partial replanning mechanisms that shorten convergence time, preserve population diversity and support swarm resilience under changing mission conditions. Overall, the reviewed studies indicate that WPA and its improved variants are promising for UAV swarm control tasks requiring decentralized coordination, high-dimensional optimization, dynamic task redistribution and adaptation to uncertainty.

Conclusions. The Wolf Pack Algorithm is a promising metaheuristic approach for UAV swarm control because it combines biologically inspired collective behavior with a formal global-optimization framework. Its role-based population structure and phase-based search allow it to balance global exploration and local exploitation, which is especially valuable in large-scale, constrained, and uncertain UAV missions. The reviewed literature indicates that WPA and its modifications are applicable to two key classes of problems: task assignment and trajectory planning. Discrete, hybrid, elite and multi-population variants improve the accuracy, stability and convergence speed of the basic algorithm, making WPA a flexible platform for the development of adaptive swarm-intelligence methods in autonomous UAV systems. However, the practical applicability of the Wolf Pack Algorithm in real UAV swarms cannot be assessed only by the quality of the obtained optimization solution. Energy limitations, computational cost, communication constraints, loss of individual UAVs, and the need for partial event-triggered replanning remain critical factors for engineering implementation. Therefore, the further development of the Wolf Pack Algorithm should include resource-aware modifications, mechanisms for partial task redistribution, and simulation-based validation in robotic environments such as ROS/Gazebo, Webots, AirSim, or RotorS. Such validation is necessary to determine whether WPA-based approaches can maintain acceptable solution quality under limited energy, limited communication, UAV failures, newly emerging tasks and real-time replanning requirements.

Keywords: *Wolf Pack Algorithm; swarm intelligence; UAV swarm control; task assignment; cooperative reconnaissance; path planning; metaheuristic optimization; swarm resilience; partial replanning; simulation-based validation.*