

СВИСТУН СЕРГІЙ

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0009-8210-6450>e-mail: svystuns@khmnu.edu.ua

РОЗПОДІЛЕНА АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ТА НАВІГАЦІЇ БПЛА

Розвиток сучасних систем управління та навігації безпілотних літальних апаратів потребує впровадження інноваційних підходів до архітектури та кооперації агентів. У роботі запропоновано модель розподіленої архітектури, яка дає змогу кожному агенту ефективно збирати та обробляти інформацію, мінімізуючи невизначеність та оптимізуючи взаємодію в динамічних умовах. Основна увага приділена методам онлайн-навчання і використанню спільних даних для обрахування траєкторій руху агентів за різних умов навколишнього середовища. Розроблені стратегії спрямовані на підвищення автономності та адаптивності агентів у складних середовищах, що відкриває нові можливості для застосування безпілотних літальних апаратів у різноманітних галузях, зокрема в процесі моніторингу, рятувальних операціях та екологічних дослідженнях.

Ключові слова: Розподілена архітектура, безпілотні літальні апарати, системи управління, навігаційні системи, кооперативний пошук.

SVYSTUN SERHIY

Khmelnitskyi National University

DISTRIBUTED ARCHITECTURE OF UAV CONTROL AND NAVIGATION SYSTEM

The rapid development of unmanned aerial vehicle (UAV) technology has underscored the necessity for sophisticated control and navigation systems capable of managing the complexities of modern aerial operations. This manuscript presents a novel distributed architecture for UAV control and navigation that significantly enhances cooperative tasks and operational efficiency in dynamic environments. Our architecture addresses the challenges inherent in traditional centralized systems, particularly scalability and resilience to failures. The core of our proposed architecture is built on a decentralized approach where each UAV functions as an autonomous agent equipped with its own sensing, processing, and communication capabilities. This allows for a distributed decision-making process, where UAVs share information and collaboratively formulate strategies without relying on a central command. Such a configuration not only reduces the communication load but also mitigates the single point of failure risk, enhancing system robustness. We introduce a two-layer control scheme in the architecture. The first layer involves local control loops on individual UAVs that handle real-time navigation and obstacle avoidance. The second layer, supervisory control, coordinates among the UAVs to ensure mission objectives are met efficiently. This hierarchical setup enables UAVs to react swiftly to local environmental changes while aligning their actions towards common goals. Simulation results demonstrate the effectiveness of our distributed architecture in various scenarios. These include navigating challenging terrains, coordinating large fleets of UAVs, and managing tasks that require high levels of autonomy and cooperation. We also show that our system can dynamically adjust to unexpected changes in the environment, such as sudden weather shifts or communication disruptions.

Keywords: distributed architecture, unmanned aerial vehicles, control systems, navigation systems, cooperative search.

Вступ

Упродовж останніх десятиліть відбулися значні досягнення в системах інтелектуального управління, які значно покращили методи прийняття рішень та контролю у двох основних галузях. По-перше, ці системи краще управляють невизначеностями моделювання завдяки можливостям онлайн-навчання з використанням методів та засобів глибокого навчання (ГН) [1]. Ці покращення дають змогу системам управління адаптуватися до невідомих нелінійних невизначеностей, тим самим підвищуючи продуктивність замкнутої системи, коли стикаються з істотними помилками моделювання. По-друге, інтелектуальне управління з безпілотними літальними апаратами (БПЛА) дало змогу підвищити здатність управляти екологічними невизначеностями та приймати більш виважені рішення високого рівня [2, 3]. Подібні інтелектуальні системи передбачають, зокрема, динамічне створення траєкторій управління для контролерів нижчого рівня [4] або розроблення стратегій перемикання у відповідь на фізичні перешкоди в навколишньому середовищі [5].

Під час виконання практичних завдань БПЛА здатні співпрацювати, щоб збирати інформацію про динамічне навколишнє середовище, уникати загроз і координувати дії. Ця можливість підтримується досягненнями в області обчислень, бездротового зв'язку та технологій транспортних засобів, що дає змогу розгортати одночасно кілька БПЛА.

Попри актуальні дослідження в галузі безпілотних транспортних засобів, актуальним залишається розроблення архітектури управляючого контролера для транспортних засобів, що оснащується датчиками, засобами зв'язку та обчислювальними інструментами для виявлення цілей у заданому середовищі.

Аналіз джерел

Проблеми пошуку є поширеними під час застосування в різних галузях людської діяльності, як от, порятунок людей, виявлення цілей, дослідження мінералів тощо. Основні підходи, що спрямовані на вирішення цих проблем, включають оптимальну теорію пошуку [6], географічний пошук [7] та уникнення перешкод [8]. Оптимальна теорія пошуку надає розробникам теоретичний інструментарій, що забезпечує розподіл зусиль пошуку для максимізації користі, і як наслідок, розроблення нових сучасних застосувань [9]. Наприклад, відома задача пошуку з обмеженнями шляху враховує рух шукача, які розглядаються за допомогою евристичних методів через їхню обчислювальну складність [10].

Варте уваги те, що прокладання оптимального шляху, зокрема для автоматизованих систем із БПЛА, передбачає детальне картографування в конкретних районах, з огляду на ефективне, надійне та точне дослідження, що застосовується в різних складних середовищах, наприклад, в осередку мінних полів [11]. Уникнення перешкод у таких середовищах передбачає розроблення оптимальних шляхів за допомогою методів потенційного поля [8], балансуєчи відштовхувальні ефекти перешкод із привабливістю цілі [5]. Разом з тим, практичне впровадження подібних підходів залишається складним [12]. Варто також зауважити, що оптимізація без використання похідних служить для ситуацій, коли прямі похідні цільової функції недоступні (у складних сценаріях чи симуляціях) із застосуванням декількох стратегій, таких як симплекс-метод [13] та мультиспрямований пошук [14].

У поданій роботі запропоновано архітектуру системи кооперативного пошуку в межах обмежень маневрування БПЛА. Ми вводимо онлайн-рамки прийняття рішень для вирішення проблем кооперативного пошуку, які включають реальний метод для співпраці агентів. Запропонована архітектура складається з двох основних блоків: (i) динамічне навчання середовища та створення «мапи пошуку» та (ii) використання цієї мапи та додаткових даних для обрахування реальних траєкторій руху БПЛА. У рамках нашого підходу, ми розглядаємо траєкторії інших транспортних засобів як «м'які перешкоди» та інтегруємо методи штучного потенційного поля для сприяння співпраці через концепцію «конкуруючої сили» між агентами.

Розподілена архітектура управління та навігації

Пропонується розподілена архітектура управління та навігації, що включає N агентів, які діють у визначеній зоні пошуку X . Кожен агент збирає сенсорні дані з навколишнього середовища, зменшуючи невизначеність і сприяючи ідентифікації цілей за допомогою обробки зображень або програмного забезпечення для автоматичного розпізнавання цілей. Окрім локальних даних сенсорів, агенти отримують і попередньо обробляють інформацію від колег через бездротовий зв'язок, який може зазнавати затримок або зниження частоти.

У роботі розглянуто кооперативний пошук [15], де агенти прагнуть оптимізувати здобуття інформації про навколишнє середовище, пересуваючись по менш дослідженим зонам або координуючи переміщення до цільових локацій на основі відомих розподілів ймовірностей. Хоча ця концепція може бути розширена на місії, що включають ухилення від загроз або залучення цілей, поставлена задача тут спрощується до розв'язання завдань кооперативного пошуку.

У налаштуванні управління та навігації кожен агент використовує подвійні петлі управління (рис. 1).

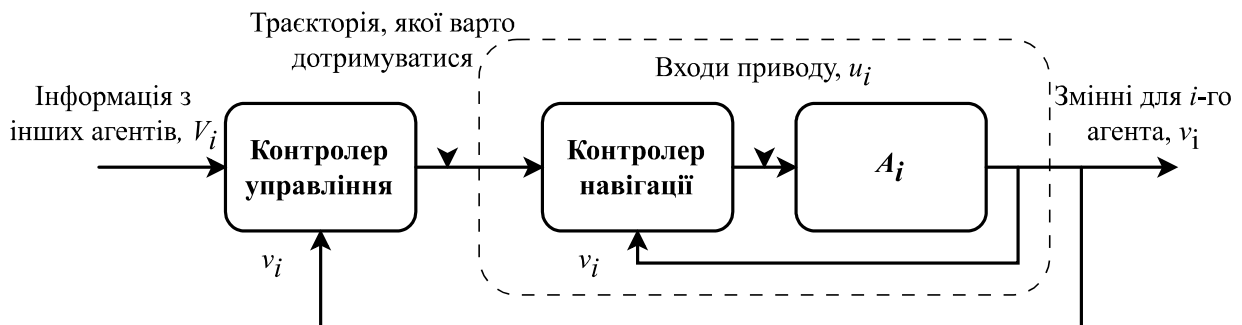


Рис. 1. Розподілена архітектура з контролерами внутрішнього та зовнішнього контурів для управління та навігації БПЛА

Контролер зовнішньої петлі для агента A_i використовує власні сенсорні дані в поєднанні з даними від інших агентів A_j , $i \neq j$, щоб розрахувати прогнозовану траєкторію у такий спосіб

$$P_i(k) = \{p_i(k), p_i(k+1), \dots, p_i(k+q)\}, \quad (1)$$

де $p_i(k+j)$ – бажане місцеперебування агента A_i в момент часу $k+j$, а q – кількість кроків уперед у процедурі планування шляху.

Підхід (1) достатньо надійний для функціонування навіть за неповних або асинхронно отриманих даних від інших агентів. Така конфігурація забезпечує динамічне, реактивне планування шляхів, яке враховує як індивідуальні вхідні дані сенсорів, так і спільні дані, покращуючи ефективність стратегії пошуку в межах оперативних обмежень пошукової зони.

В архітектурі управління БПЛА, контролер внутрішньої петлі використовує сенсорні дані v_i агента A_i для генерування вхідних даних u_i актуаторів A_i , забезпечуючи дотримання передбаченої траєкторії $P_i(k)$. Робота ґрунтується на моделюванні зовнішнього контуру управління, який є критичним для управління БПЛА на основі агрегованої та наявної інформації від A_i та інших агентів, покращуючи зусилля кооперативного пошуку в регіоні X .

Зовнішній контур управління структуровано на дві основні функції (рис. 2а).

Перша функція навчання L_i використовує дані сенсорів для оновлення «мапи пошуку» агента, динамічного зображення навколишнього середовища. Друга функція рішення щодо навігації D_i використовує цю оновлену мапу та додаткові дані, як от, місцеперебування агента, напрямки та стан палива, для

автономного обрахування оптимального шляху для навігації, незалежно від ієрархічних команд або переговорів між агентами.

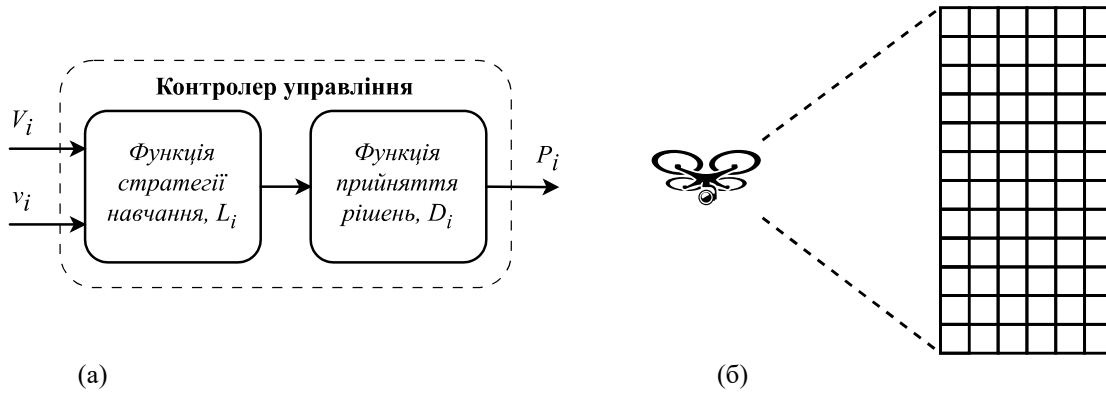


Рис. 2. Компоненти навчання та прийняття рішень (а) контролера зовнішнього контуру для навігації БПЛА та (б) приклад зони сканування для БПЛА

Розподілене навчання в межах системи управління та навігації

Кожен агент підтримує тривимірну «мапу пошуку», яка слугує базою знань про навколишнє середовище. Ця мапа пошуку математично формалізована у такий спосіб

$$z = S(x, y; \theta). \tag{2}$$

Ця мапа (2) відображає ступінь впевненості в особливостях навколишнього середовища в будь-якій даній точці (x, y) у пошуковій зоні X , де значення z коливаються від 0 (повна невизначеність) до 1 (повна впевненість). Оскільки агенти пересуваються зоною та взаємодіють один з одним, ця мапа розвивається, безперервно інтегруючи нові дані в просторову модель, підвищуючи точність та актуальність подання навколишнього середовища. Цей підхід підкреслює пасивний фреймворк співпраці, де кожен агент незалежно сприяє досягненню колективної мети через свої автономні рішення, що ґрунтуються на індивідуальних та спільних знаннях.

Визначаємо $S: X \times \mathbb{R}^q \rightarrow [0,1]$, як онлайн апроксиматор, наприклад, модель ГН, з фіксованою структурою та регульованими параметрами (або вагами) [16], що позначається вектором $\theta \in \mathbb{R}^q$. Таке подання забезпечує часове оновлення відповіді мережі на введення/виведення, де (x, y) є вхідними даними, а z – вихідними даними моделі ГН. Вектор ваг $\theta(k)$ динамічно регулюється за допомогою алгоритмів онлайн навчання, типових для навчання моделей ГН.

Загалом мапа пошуку функціонує як сховище для знань агента про навколишнє середовище. На відміну від простих систем пам'яті, які лише записують сенсорні дані, схема навчання мапи пошуку забезпечує переваги, як от, узагальнення даних між точками та адаптація інформації з різних типів сенсорів. Ця адаптивність є критично важливою, особливо в динамічних середовищах, де мапа може оновлюватися для відображення змін, змінюючи значення впевненості z із часом.

Оскільки агенти (наприклад, БПЛА) переміщуються та збирають дані, вони оновлюють свої мапи пошуку, динамічно інтегруючи нову інформацію (рис. 2б).

На рис. 2б продемонстровано як БПЛА сканує зону впродовж заданого періоду вибірки, $[kT, kT + T]$, де $T > 0$ є часом вибірки. Попри варіації у формі сканованих зон у різних застосуваннях, концепція залишається стабільною: зібрані дані оцифровуються та використовуються для уточнення мапи пошуку $S(x, y; \hat{\theta})$ через коригування параметра $\hat{\theta}$.

Мінімізація невизначеності в пошуковій зоні є проміжною метою; загалом виявлення цілей може передбачати виявлення конкретних цілей або уникнення небезпек. Для адаптації схеми навчання до конкретних місій мапа пошуку може бути розширена до загальної мапи пошуку цілей. Тут вихідний сигнал z онлайн апроксиматора S змінюється від -1 до 1 за таких умов:

- $z = S(x, y; \theta) = 1$ – висока впевненість у присутності цілі в середовищі (x, y) ;
- $z = S(x, y; \theta) = -1$ – впевненість у відсутності цілі в середовищі (x, y) ;
- $z = S(x, y; \theta) = 0$ – повна невизначеність щодо присутності цілі в середовищі (x, y) .

Подання вище покликане допомагати агентам приймати обґрунтовані рішення щодо управління та планування маршрутів. Крім того, навчальна рамка може бути розширена до багатовимірного контексту, де z є вектором, що вказує на різні аспекти, такі як наявність цілі та пріоритет.

Налаштування мапи пошуку передбачає так звану «навчання» про навколишнє середовище. Математично, S апроксимує невідому функцію $S^*(x, y, k)$, що характеризує наявність (або відсутність) цілі в кожній точці (x, y) із часовими адаптивними оновленнями для змін у навколишньому середовищі. Отже, задачу навчання визначено як використання сенсорної інформації від агента A_i та інформації, що надходить від інших агентів $A_j, j \neq i$ в кожен момент часу k , для налаштування ваг $\hat{\theta}(k)$ у такий спосіб

$$\min \left\| S(x, y; \hat{\theta}(k)) - S^*(x, y, k) \right\|_{(x,y) \in X}. \tag{3}$$

З огляду на цільову функцію (3) варто зауважити, що просторово локалізовані моделі покликані запобігти «недонавчанню» в одній зоні через оновлення в іншій, уникаючи «прокляття розмірності» через вхідний простір (x, y) . Прості функції апроксимації та алгоритми, такі як мережі на основі радіальних базисних функцій або розподілені градієнтні методи, зазвичай достатні для цієї схеми навчання.

Під час розгортання кожен агент A_i починає з початкової мапи пошуку, що відображає поточне знання про навколишнє середовище X . Якщо попередніх даних немає, кожна точка на мапі позначена як повністю невизначена. Хоча зазвичай усі агенти діляться однією та тією ж початковою мапою, спеціалізація для конкретних пошукових зон може змінювати мапи та оперативні зони окремих агентів.

Висновки

Досягнення в галузі розподілених обчислень і бездротового зв'язку дали можливість розроблення нових розподілених агентних систем. Одним з ключових питань для успішного розгортання таких систем є розроблення спільних стратегій прийняття рішень та управління. Традиційно методи управління зі зворотним зв'язком були зосереджені переважно на розробленні та аналізі централізованих, внутрішньоконтурних методів. Прийняття рішень та управління розподіленими агентними системами вимагає структури, яка більше ґрунтується на співпраці між агентами та схемах зовнішнього циклу.

У поданій роботі запропоновано розподілену архітектуру з контролерами внутрішнього та зовнішнього контурів для управління та навігації БПЛА для розв'язання задач кооперативного пошуку. Запропонована архітектура складається з двох основних компонентів: вивчення середовища та використання цих знань для прийняття інтелектуальних високорівневих рішень про те, куди йти (планування шляху) і що робити. Впровадження розподіленої архітектури передбачає кооперативне планування, що ґрунтується на рекурсивній процедурі планування на q кроків уперед.

Подальші дослідження будуть спрямовані на вдосконалення алгоритмів навчання для підвищення точності прогнозування БПЛА та на інтеграції більш надійних протоколів зв'язку для підтримки більшої агентів на розширених радіусах дії.

Література

1. Intelligent integrated system for fruit detection using multi-UAV imaging and deep learning / O. Melnychenko et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, no. 6. P. 1913. URL: <https://doi.org/10.3390/s24061913>
2. Nicheporchuk V., Gryazin I., Favorskaya M. N. Framework for intelligent wildlife Monitoring. In: Czarnowski, I., Howlett, R., Jain, L. (eds) *Smart Innovation, Systems and Technologies*. IDT-2020. Vol. 193. Springer, Singapore, 2020. P. 167–177. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-15-5925-9_14
3. Construction of Yunnan's agricultural ecological civilization based on intelligent UAV and SAR image analysis / W. Li et al. *2022 4th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT'2022)*, Tirunelveli, India, 20–22 January 2022. IEEE.Inc., NY, USA, 2022. URL: <https://doi.org/10.1109/icssit53264.2022.9716302>
4. Melnychenko O., Savenko O. A self-organized automated system to control unmanned aerial vehicles for object detection. *4th International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS'2023)* : CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 3373. (Khmelnitskyi, Ukraine, 22–24 March 2023). CEUR-WS.org, Aachen, 2024. P. 589–600. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3373/paper40.pdf>
5. Obstacle avoidance for a swarm of unmanned aerial vehicles operating on particle swarm optimization: a swarm intelligence approach for search and rescue missions / G. Kumar et al. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*. 2022. Vol. 44, no. 2. P. 56. URL: <https://doi.org/10.1007/s40430-022-03362-9>
6. Renewing research on problemistic search—A review and research agenda / H. E. Posen et al. *Academy of Management Annals*. 2018. Vol. 12, no. 1. P. 208–251. URL: <https://doi.org/10.5465/annals.2016.0018>
7. Sun Y., Wang T., Wang S. Location optimization and user association for unmanned aerial vehicles assisted mobile networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2019. Vol. 68, no. 10. P. 10056–10065. URL: <https://doi.org/10.1109/tvt.2019.2933560>
8. Obstacle avoidance path planning design for autonomous driving vehicles based on an improved artificial potential field algorithm / P. Wang et al. *Energies*. 2019. Vol. 12, no. 12. P. 2342. URL: <https://doi.org/10.3390/en12122342>
9. Fast multi-UAV path planning for optimal area coverage in aerial sensing applications / M. A. Luna et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 6. P. 2297. URL: <https://doi.org/10.3390/s22062297>
10. Інформаційна технологія використання гарантованих прогнозів під час рішення задач комбінаторної оптимізації / Д. Голубничий та ін. *International scientific journal «Grail of Science»*. 2023. № 24. С. 302–312. URL: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.17.02.2023.056>
11. Радіаційна, хімічна та біологічна розвідка з використанням безпілотників / С. Мосов та ін. *«Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки»* : збірник тез III Міжнародної наукової конференції (20-21 квітня 2023, м. Тернопіль) / за ред. Криськова А.А., Габрусєвої Н.В. Тернопіль: ФОП Паляниця В.А., 2023. С. 155–158. URL: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/41120> (дата звернення: 10.04.2024).

12. Feng B., Wei L. An improved multi-directional local search algorithm for vehicle routing problem with time windows and route balance. *Applied Intelligence*. 2022. Vol. 53. P. 11786–11798. URL: <https://doi.org/10.1007/s10489-022-04061-7>
13. A distributed simplex architecture for multi-agent systems / U. Mehmood et al. *Journal of Systems Architecture*. 2022. P. 102784. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2022.102784>
14. Path planning for dual UAVs cooperative suspension transport based on artificial potential field-A* algorithm / J. Rao et al. *Knowledge-Based Systems*. 2023. Vol. 277. P. 110797. URL: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110797>
15. Su Y., Huang J., Cai H. Cooperative control of multi-agent systems: Distributed-observer and internal-model approaches. Cham : Springer International Publishing AG, 2022. 383 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-98377-2>
16. Analysis of deep learning methods in adaptation to the small data problem solving / I. Krak et al. In: Babichev, S., Lytvynenko, V. (eds) *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making*. ISDMCI-2022. Vol. 149. Springer, Cham. 2023. P. 333–352. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-16203-9_20

References

1. Intelligent integrated system for fruit detection using multi-UAV imaging and deep learning / O. Melnychenko et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, no. 6. P. 1913. URL: <https://doi.org/10.3390/s24061913>
2. Nicheporchuk V., Gryazin I., Favorskaya M. N. Framework for intelligent wildlife Monitoring. In: Czarnowski, I., Howlett, R., Jain, L. (eds) *Smart Innovation, Systems and Technologies*. IDT-2020. Vol. 193. Springer, Singapore, 2020. P. 167–177. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-15-5925-9_14
3. Construction of Yunnan's agricultural ecological civilization based on intelligent UAV and SAR image analysis / W. Li et al. *2022 4th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT'2022)*, Tirunelveli, India, 20–22 January 2022. IEEE, Inc., NY, USA, 2022. URL: <https://doi.org/10.1109/icssit53264.2022.9716302>
4. Melnychenko O., Savenko O. A self-organized automated system to control unmanned aerial vehicles for object detection. *4th International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntellISIS'2023)* : CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 3373. (Khmelnyskyi, Ukraine, 22–24 March 2023). CEUR-WS.org, Aachen, 2024. P. 589–600. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3373/paper40.pdf>
5. Obstacle avoidance for a swarm of unmanned aerial vehicles operating on particle swarm optimization: a swarm intelligence approach for search and rescue missions / G. Kumar et al. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*. 2022. Vol. 44, no. 2. P. 56. URL: <https://doi.org/10.1007/s40430-022-03362-9>
6. Multi-robot search and rescue: A potential field based approach / J. L. Baxter et al. In: Mukhopadhyay, S.C., Gupta, G.S. (eds) *Autonomous Robots and Agents. Studies in Computational Intelligence*. Vol. 76. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007. P. 9–16. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-540-73424-6_2
7. Sun Y., Wang T., Wang S. Location optimization and user association for unmanned aerial vehicles assisted mobile networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2019. Vol. 68, no. 10. P. 10056–10065. URL: <https://doi.org/10.1109/tvt.2019.2933560>
8. Obstacle avoidance path planning design for autonomous driving vehicles based on an improved artificial potential field algorithm / P. Wang et al. *Energies*. 2019. Vol. 12, no. 12. P. 2342. URL: <https://doi.org/10.3390/en12122342>
9. Fast multi-UAV path planning for optimal area coverage in aerial sensing applications / M. A. Luna et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 6. P. 2297. URL: <https://doi.org/10.3390/s22062297>
10. Informatsiina tekhnolohiia vykorystannia harantovanykh prohnoziv pid chas rishennia zadach kombinatornoj optymizatsii / D. Holubnychiy ta in. *International scientific journal «Grail of Science»*. 2023. № 24. S. 302–312. URL: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.17.02.2023.056>
11. Radiatsiina, khimichna ta biolohichna rozvidka z vykorystanniam bezpilotnykiv / S. Mosov ta in. «*Voenni konflikty ta tekhnohenni katastrofy: istorychni ta psykhologichni naslidky*» : zbirnyk tez III Mizhnarodnoi naukovo konferentsii (20-21 kvitnia 2023, m. Ternopil) / za red. Kryskova A.A., Habrusievoi N.V. Ternopil: FOP Palianytsia V.A., 2023. S. 155–158. URL: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/41120> (data zvernennia: 10.04.2024).
12. Feng B., Wei L. An improved multi-directional local search algorithm for vehicle routing problem with time windows and route balance. *Applied Intelligence*. 2022. Vol. 53. P. 11786–11798. URL: <https://doi.org/10.1007/s10489-022-04061-7>
13. A distributed simplex architecture for multi-agent systems / U. Mehmood et al. *Journal of Systems Architecture*. 2022. P. 102784. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2022.102784>
14. Path planning for dual UAVs cooperative suspension transport based on artificial potential field-A* algorithm / J. Rao et al. *Knowledge-Based Systems*. 2023. Vol. 277. P. 110797. URL: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110797>
15. Su Y., Huang J., Cai H. Cooperative control of multi-agent systems: Distributed-observer and internal-model approaches. Cham : Springer International Publishing AG, 2022. 383 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-98377-2>
16. Analysis of deep learning methods in adaptation to the small data problem solving / I. Krak et al. In: Babichev, S., Lytvynenko, V. (eds) *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making*. ISDMCI-2022. Vol. 149. Springer, Cham. 2023. P. 333–352. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-16203-9_20