

В. КАЛАШНІКОВА

АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДІВ УПРАВЛІННЯ РОЄМ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

Предметом дослідження є методи управління для автоматизованої мобільної системи, зокрема роєм БПЛА. **Мета роботи** – порівняльний аналіз централізованих, децентралізованих і розподілених методів управління для виявлення їх переваг і недоліків. **Завдання:** аналіз різних підходів до управління роєм БПЛА, оцінювання їх ефективності, надійності та застосовності в різних галузях. **Методи:** теоретичний аналіз наявних підходів, моделювання й симуляція для оцінювання їх продуктивності та надійності. Дослідження передбачають використання генетичних алгоритмів, ройових алгоритмів і штучних потенційних полів для управління траєкторіями БПЛА. **Результати.** Проведений аналіз демонструє, що централізовані методи забезпечують високу точність і координацію, але їм притаманні обмежені стійкість до збоїв і масштабованість. Децентралізовані методи забезпечують більшу гнучкість та стійкість, проте вони можуть мати проблеми з координацією між вузлами. Розподілені методи надають високу автономію та адаптивність, але потребують надійної комунікаційної інфраструктури. Генетичні алгоритми та ройові алгоритми ефективні для планування траєкторій БПЛА, однак мають високі обчислювальні витрати. **Висновки.** Упровадження різних методів управління залежить від конкретних вимог та умов завдання. Централізовані методи ефективні для завдань, де важливі точність і координація, децентралізовані – для завдань, де необхідні гнучкість та стійкість, а розподілені – для завдань, що потребують автономності та адаптивності. Подальші дослідження мають зосередитися на інтеграції різних підходів для підвищення ефективності та надійності систем управління роєм ботів.

Ключові слова: автоматизована система; управління; роботи; продуктивність; надійність; генетичні алгоритми; ройові алгоритми; централізоване управління; децентралізоване управління; розподілене управління.

Вступ

З розвитком технологій та зростанням потреб у автоматизованих системах БПЛА стали важливим інструментом у багатьох сферах, зокрема сільському господарстві, геодезії, під час рятувальних операцій та моніторингу навколишнього середовища. Управління роєм дронів є одним з найбільш перспективних і складних завдань, що дає змогу значно підвищити ефективність і автономність систем. Упровадження штучного інтелекту (ШІ) для розв'язання цього завдання відкриває нові можливості для підвищення якості та надійності системи, що робить окреслену тему актуальною для дослідження.

Управління роєм БПЛА є складним і багатоаспектним завданням, що вимагає ретельного підходу до вибору способу координації та контролю. Існує кілька основних підходів, що можна застосувати для управління роєм, і кожен з них має архітектурні особливості, переваги та обмеження.

– **Централізований підхід:** використовує один центральний контролер або командний центр, що приймає всі рішення та керує всіма БПЛА в рої. Централізоване управління визначається створенням єдиного основного вузла, що виконує всі принципові функції керування системою та її координації.

Зазначений підхід забезпечує високу точність та синхронізацію дій у складних і динамічних умовах.

– **Децентралізований підхід:** дає змогу кожному дрону в рої приймати рішення на місцевому рівні без необхідності постійного втручання з боку центрального контролера, що забезпечує більшу гнучкість і стійкість до збоїв. Зазначений підхід застосовується в таких сферах, як розвідка, рятувальні операції, логістика, доставка та екологічний моніторинг.

– **Розподілений підхід:** передбачає, що керування виконується через мережу, де кожен БПЛА взаємодіє та співпрацює з іншими апаратами, розподіляючи обов'язки й функції керування між багатьма вузлами. Розподілене управління застосовується для завдань, де важлива автономність і адаптивність.

Метою цієї роботи є теоретичний аналіз наявних підходів, моделювання й симуляція для оцінювання їх продуктивності та надійності. Дослідження передбачають використання генетичних алгоритмів, ройових алгоритмів і штучних потенційних полів для управління траєкторіями ботів. Завданнями дослідження є аналіз кількох підходів до керування роєм БПЛА, оцінювання їх ефективності, надійності та застосовності в різних галузях. Для досягнення поставленої мети впроваджувалися теоретичні дослідження та моделювання. Проведено серію

експериментів на основі симуляції роботи автоматизованих мобільних систем із використанням генетичних алгоритмів, ройових алгоритмів і методів штучних потенційних полів для керування траєкторіями ботів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Розроблення ефективних методів керування роєм ботів є важливим завданням, що потребує глибокого аналізу наявних підходів. У науковій літературі розглядаються різні методи управління, зокрема централізовані, децентралізовані та розподілені підходи.

– **Централізовані методи управління** застосовують один контролер, що приймає всі рішення для роїв ботів, і є досить поширеними. Дослідження [1] продемонструвало, що централізоване керування забезпечує високу точність і координацію дій ботів, що є критичним для військових операцій. Проте дослідження *Yavuz et al.* [2] вказує на вразливість такого підходу до збоїв центрального контролера й на обмежену масштабованість системи.

– **Децентралізовані методи управління** дають змогу кожному БпЛА приймати рішення на місцевому рівні, що забезпечує більшу гнучкість і стійкість до відмов. Наприклад, *Roberge et al.* у праці [3] порівнюють генетичні алгоритми та алгоритми рою часток для планування траєкторій ботів у реальному часі. Дослідники виявили, що децентралізовані підходи є значно ефективнішими для швидкої адаптації до змін у навколишньому середовищі, проте потребують більш складної комунікаційної інфраструктури.

– **Розподілені методи управління** передбачають координацію між роботами за допомогою мережі, де кожен бот взаємодіє та співпрацює з іншими. *Bai et al.* [4] запропонували метод оптимального планування маршрутів для групи БпЛА, який поєднує штучні потенційні поля та інтерполяцію В-сплайнів. Учені довели, що такий підхід дає змогу ефективно уникати перешкод і забезпечувати безпечні траєкторії, проте потребує високої обчислювальної потужності.

– **Гібридні методи** поєднують елементи централізованих і децентралізованих підходів. Вони також активно досліджуються. Зокрема *Wang et al.* [5] розробили алгоритм, що використовує генетичні алгоритми для глобального планування завдань і алгоритми рою часток для локальної оптимізації.

Завдяки зазначеному підходу досягається висока ефективність і гнучкість системи, проте він потребує складного налаштування та значних обчислювальних ресурсів.

Аналіз останніх досліджень демонструє, що кожен з підходів до управління роєм ботів має переваги й недоліки. Централізовані методи забезпечують високу точність та координацію, але їм властива обмежена стійкість до збоїв. Децентралізовані методи гарантують гнучкість і адаптивність, але вимагають складної комунікаційної інфраструктури. Розподілені методи поєднують переваги обох підходів, проте потребують високих обчислювальних потужностей. Гібридні методи – це перспективний напрям досліджень, оскільки вони поєднують переваги централізованих і децентралізованих підходів для досягнення високої ефективності та гнучкості системи управління роєм ботів.

Нерозв'язані проблеми та мета дослідження

Управління роєм ботів є одним із найбільш перспективних і складних завдань у сучасних автоматизованих системах. Наявні методи, зокрема централізовані, децентралізовані та розподілені, мають переваги та недоліки, що поки не повністю розв'язані та вимагають подальших досліджень.

Основні проблеми передбачають оптимізацію траєкторій руху ботів, де традиційні методи, такі як алгоритм A^* і штучні потенційні поля, мають обмеження в складних середовищах із численними перешкодами. Стійкість до збоїв залишається проблемою для централізованих систем управління, які є вразливими до збоїв центрального вузла. Масштабованість системи є ще однією проблемою, оскільки зі збільшенням кількості ботів у рої виникають труднощі з продуктивністю та ефективністю. Децентралізовані системи управління мають високу гнучкість, але вимагають складної комунікаційної інфраструктури.

Метою роботи є порівняльний аналіз методів керування роєм та виявлення їх переваг і недоліків. На основі цього аналізу буде розроблено методи управління, здатні покращити ефективність, надійність і гнучкість автоматизованих мобільних систем.

Для досягнення поставленої мети необхідно **розв'язати такі завдання:**

– дослідити літературу та проаналізувати наявні методи управління роєм ботів, зокрема централізовані, децентралізовані та розподілені підходи;

- проаналізувати різні підходи до планування траєкторій дронів, зокрема генетичні алгоритми, ройові алгоритми та штучні потенційні поля, оцінити їх ефективність у складних середовищах;

- розробити нові методи управління, що можуть забезпечити високу стійкість до збоїв та ефективне масштабування системи;

- провести моделювання та симуляцію запропонованих методів для оцінювання їх продуктивності та надійності в різних умовах;

- порівняти результати запропонованих методів з наявними підходами та виявити їх переваги й недоліки.

Отже, дослідження спрямоване на покращення ефективності та надійності автоматизованих мобільних систем за допомогою впровадження нових підходів до управління роєм ботів.

Матеріали й методи

У роботі розглядаються основні підходи до керування роєм ботів: централізований, децентралізований та розподілений методи. Кожен з них має архітектурні особливості, переваги та недоліки. Для порівняльного аналізу й оцінювання їх ефективності були впроваджені теоретичні методи та моделювання, зокрема генетичні алгоритми, ройові алгоритми й методи штучних потенційних полів.

Централізований метод призначення завдань є одним із найбільш поширених підходів у навігації роєм БпЛА. Він здебільшого застосовується для розподілу загального завдання на окремі підзавдання, бере до уваги їх кількість, типи та важливість, а також обмеження навколишнього середовища. Процедура планування цих підзавдань здійснюється за допомогою наземного терміналу призначення завдань, який генерує відповідні завдання для кожного безпілотного літального апарата в рої.

Автори дослідження [6] використовують генетичні алгоритми з інтегрованим розв'язувачем цілочисельного програмування для розв'язання проблеми шляху БпЛА в умовах обмеженого часу та вимог пріоритету. Цей підхід дає змогу оптимізувати маршрути руху апаратів, зважаючи на конкретні обмеження та пріоритети.

Централізований підхід до управління роєм БпЛА може значно виграти від використання генетичних алгоритмів з інтегрованим розв'язувачем цілочисельного програмування. Генетичні алгоритми (ГА) є еволюційним методом оптимізації, що імітує процес природного відбору, тоді як цілочисельне

програмування (ЦП) використовується для розв'язання задач оптимізації, де деякі або всі змінні мають бути цілочисельними.

Генетичні алгоритми можуть застосовуватися для ефективного планування завдань і розподілу ресурсів між БпЛА в рої, забезпечуючи глобальну оптимізацію системи. Інтеграція розв'язувача цілочисельного програмування дає змогу брати до уваги дискретні аспекти задачі, такі як кількість доступних БпЛА, завдання, що мають бути виконані, та обмеження на ресурси.

Архітектура централізованого підходу з ГА та ЦП

1. Центральний вузол

- Планування завдань: використовує генетичні алгоритми для оптимального розподілу завдань між БпЛА з огляду на поточну ситуацію та стан кожного апарата. ГА забезпечує ефективний пошук у просторі рішень, знаходячи наближено оптимальні рішення.

- Прийняття рішень: інтегрований розв'язувач цілочисельного програмування застосовується для точного розв'язання задач оптимізації з огляду на цілочисельні змінні та обмеження.

- Розподіл ресурсів: генетичні алгоритми дають змогу знаходити оптимальні стратегії розподілу обмежених ресурсів (наприклад енергії, часу) між БпЛА, забезпечуючи максимальну ефективність виконання завдань.

- Моніторинг: центральний вузол збирає та аналізує інформацію з усіх БпЛА для контролю виконання завдань і коригування дій за потреби. Упроваджуються методи машинного навчання для аналізу значних обсягів інформації в реальному часі.

2. БпЛА (агенти)

- Виконання завдань: виконують завдання, що надходять від центрального вузла, забезпечуючи високу точність та координацію дій.

- Збір даних: передають інформацію про своє положення, стан та виконання завдань до центрального вузла. Використовуються різноманітні сенсори, зокрема GPS, камери, лідари та інші датчики.

Центральний вузол застосовує генетичні алгоритми для оброблення даних, що надходять від БпЛА, та планування завдань на основі глобальної стратегії (рис. 1). Кожен безпілотний літальний апарат передає відомості про своє положення, стан та виконання завдань до центрального вузла, який потім використовує ці дані для коригування планів і оптимізації розподілу ресурсів.

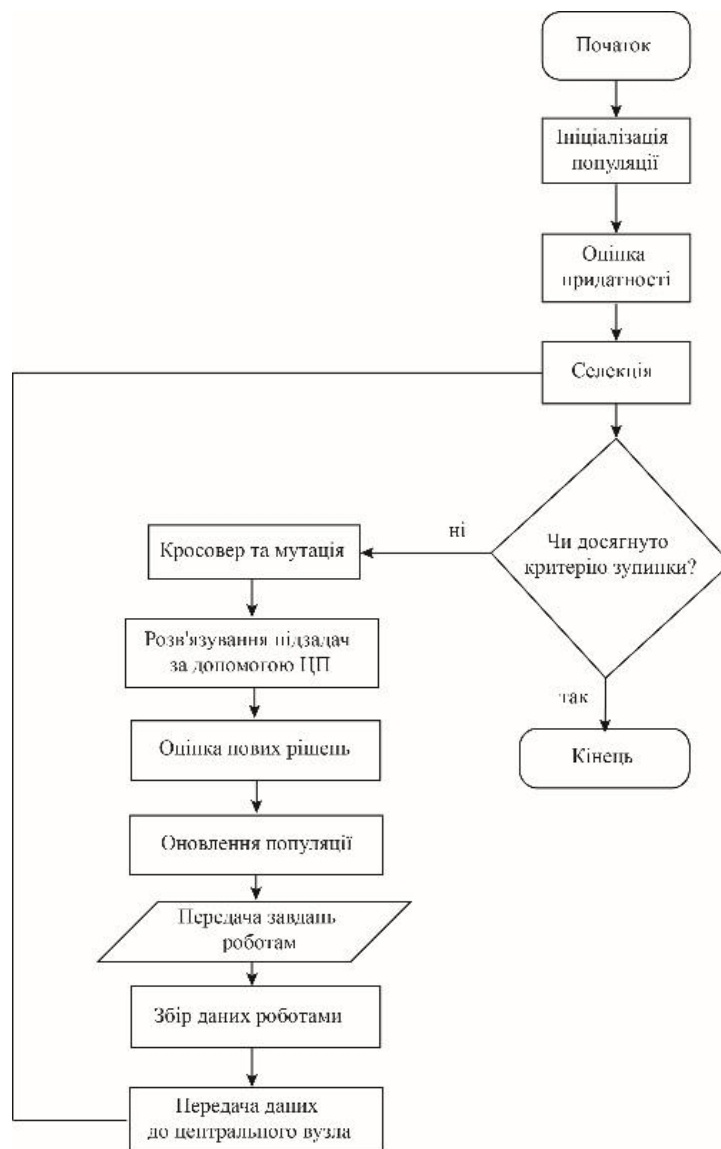


Рис. 1. Алгоритм централізованого підходу з використанням генетичних алгоритмів (ГА) та цілочисельного програмування (ЦП)

Формування початкової популяції: центральний вузол генерує початковий набір рішень (хромосом), кожне з яких є можливим розподілом завдань між БпЛА.

Оцінка придатності: кожна хромосома оцінюється на основі функції придатності, що бере до уваги такі критерії, як час виконання завдань, витрати енергії та ефективність застосування ресурсів.

Селекція: кращі рішення обираються для створення нового покоління, використовуючи такі методи, як турнірна селекція або рулеткова селекція.

Кросовер та мутація: обрані рішення піддаються операціям кросовера та мутації для генерування нових рішень, що поєднують властивості батьківських хромосом і мають випадкові зміни.

Інтеграція ЦП: на кожному етапі генетичного алгоритму розв'язувач цілочисельного програмування застосовується для точного розв'язання підзадач, беручи до уваги цілочисельні змінні та обмеження.

Переваги:

- генетичні алгоритми дають змогу знаходити глобально оптимальні рішення у просторі рішень з огляду на складні взаємозв'язки між змінними;
- інтеграція розв'язувача цілочисельного програмування допомагає точно враховувати дискретні аспекти задачі, забезпечуючи точність рішень;
- генетичні алгоритми ефективні в розв'язанні задач із значною кількістю змінних та обмежень, що забезпечує високу продуктивність системи;

– можливість адаптації алгоритмів до різних умов і змін у навколишньому середовищі.

Недоліки:

– генетичні алгоритми потребують значних обчислювальних ресурсів, особливо за умови великої кількості змінних та обмежень;

– процес еволюційної оптимізації може бути тривалим, особливо в разі значної кількості поколінь і складних функцій придатності.

Хоча ГА і мають високий потенціал знаходження глобально оптимальних рішень, вони не гарантують це в кожній ситуації, що може призвести до знаходження лише локально оптимальних рішень.

Генетичні алгоритми з інтегрованим розв'язувачем цілочисельного програмування є потужним методом для управління роєм БПЛА в централізованому підході. Вони забезпечують ефективну глобальну оптимізацію завдань і ресурсів, беручи до уваги дискретні обмеження. Цей підхід дає змогу досягти високої продуктивності та гнучкості системи, проте вимагає значних обчислювальних ресурсів та часу на оброблення даних.

Управління траєкторіями руху БПЛА в складних тривимірних середовищах є одним із ключових завдань для забезпечення ефективного функціонування рою. Це завдання стає особливо важливим в умовах, де існують численні перешкоди та необхідно забезпечити безпеку й точність руху. Використання генетичних алгоритмів (ГА) та ройових алгоритмів (РА), таких як алгоритм рою часток (*Particle Swarm*

Optimization, PSO) або алгоритм мурашиних колоній (*Ant Colony Optimization*, ACO), дає змогу знаходити оптимальні траєкторії руху для кожного БПЛА з огляду на складність навколишнього середовища. Ройові алгоритми імітують соціальну поведінку тварин, зокрема мурах або риб, які працюють разом для досягнення спільної мети.

Перелічимо основні етапи РА.

– **Ініціалізація.** Випадкове генерування початкових позицій часток або агентів.

– **Оцінювання.** Кожен агент оцінює свою позицію на основі функції придатності.

– **Оновлення.** Агент оновлює свою позицію, зважаючи на свої найкращі досягнення та досягнення сусідів (у випадку PSO) або прямує по слідах феромонів (у випадку ACO).

– **Ітерація.** Процес повторюється до досягнення оптимального рішення.

Дослідження [7] порівнює генетичні алгоритми та ройові алгоритми для планування траєкторій БПЛА у складних тривимірних середовищах. Використання генетичних і ройових алгоритмів дає змогу обчислювати оптимальні траєкторії руху з огляду на динаміку літальних апаратів. Інтеграція цих алгоритмів забезпечує високу гнучкість, адаптивність та ефективність системи, допомагаючи БПЛА виконувати завдання з мінімальними енерговитратами та високою точністю, навіть у складних умовах. Порівняння централізованих методів призначення завдань подано в табл. 1.

Таблиця 1. Порівняльна таблиця для централізованих методів призначення завдань

Критерій	Генетичні алгоритми (ГА)	Інтеграція генетичних алгоритмів та цілочисельного програмування (ГА + ЦП)	Ройові алгоритми (РА)
Точність та координація	висока точність та координація	висока точність та координація	висока точність та координація
Оптимізація	глобальна оптимізація	глобальна оптимізація з огляду на дискретні обмеження	глобальна оптимізація
Стійкість до збоїв	обмежена стійкість до збоїв	обмежена стійкість до збоїв	обмежена стійкість до збоїв
Масштабованість	обмежена масштабованість	обмежена масштабованість	обмежена масштабованість
Обчислювальні витрати	високі обчислювальні витрати	дуже високі обчислювальні витрати	високі обчислювальні витрати
Час оптимізації	тривалий	дуже тривалий	тривалий
Гнучкість та адаптивність	висока	висока	висока
Розподіл ресурсів	ефективний розподіл ресурсів	дуже ефективний розподіл ресурсів	ефективний розподіл ресурсів
Врахування дискретних обмежень	обмежене	точне врахування дискретних обмежень	обмежене
Застосування в умовах пріоритетів	обмежене	ефективне вирішення проблеми шляху з огляду на обмежений час і вимоги пріоритету	обмежене
Моніторинг та коригування завдань	високий рівень	високий рівень	високий рівень
Приклади застосування	розподіл завдань між БПЛА, планування траєкторій	оптимізація маршруту БПЛА з огляду на пріоритети й обмеження	планування траєкторій руху в складних середовищах

Генетичні алгоритми забезпечують високу точність і координацію, але мають високі обчислювальні витрати. Інтеграція генетичних алгоритмів із цілочисельним програмуванням дає змогу брати до уваги дискретні обмеження, забезпечуючи більш точні рішення, але потребує значних обчислювальних ресурсів. Ройові алгоритми також забезпечують високу точність та координацію, але мають обмежену стійкість до збоїв і високі обчислювальні витрати. Отже, вибір методу залежить від конкретних вимог і умов завдання. Використання генетичних і ройових алгоритмів для управління траєкторіями руху БпЛА в складних тривимірних середовищах є потужним підходом, що дає змогу ефективно розв'язувати задачі оптимізації. Інтеграція цих алгоритмів забезпечує високу гнучкість, адаптивність і ефективність системи, допомагаючи БпЛА виконувати завдання з мінімальними енерговитратами та високою точністю, навіть у складних умовах.

На відміну від централізованого методу призначення завдань, *розподілений метод призначення завдань* передбачає можливість передавати інформацію про кожен безпілотний літальний апарат назад до терміналу призначення завдань, зокрема проводити декомпозицію та розподіл завдань. Унаслідок цього термінал призначення завдань виконує функцію міжмережного з'єднувача [9], який дає змогу системі (зграї БпЛА) формувати мережну структуру, сприяючи обміну інформацією, координації завдань та вирішенню конфліктів між БпЛА за допомогою міжмережного з'єднувача.

Основні методи розподіленого призначення завдань передбачають теоретичні підходи багатоагентних систем і методи, аналогічні ринковим механізмам [10]. Теоретичні методи багатоагентних систем розглядають кожен БпЛА як автономну розумну сутність, що керує взаємодією всіх агентів, аналізуючи та інтерпретуючи цільове завдання, розбиваючи загальне завдання на невеликі підзавдання та розподіляючи їх між агентами. Після цього агенти співпрацюють для досягнення цільового завдання [11]. Методи, аналогічні ринковим механізмам, використовують ринкові моделі, зокрема укладання контрактів та аукціонування, для декомпозиції завдань. Розкомпоновані завдання стають доступними для торгів через відкриті торги або аукціони, де БпЛА роблять ставки відповідно до їх фактичної ситуації та стану польоту. У кінцевому підсумку завдання призначаються на основі фактичного результату аукціону [12].

Розподілене призначення завдань у багатоагентних системах (БАС) є критично важливим аспектом для ефективного функціонування рою БпЛА (рис. 2). Це завдання передбачає розподіл і координацію завдань між автономними агентами (БпЛА) без централізованого контролю. Методи розподіленого призначення завдань можуть використовувати теоретичні підходи БАС, а також підходи, аналогічні ринковим механізмам.

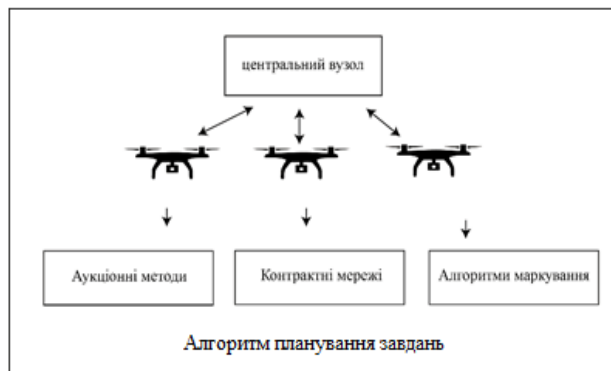


Рис. 2. Архітектура розподіленого методу призначення завдань

На рис. 2 зображена архітектура розподіленого методу призначення завдань у багатоагентних системах. Вона демонструє взаємодію між центральним вузлом управління, агентами (БпЛА) та алгоритмами планування завдань. Центральний вузол управління виконує функцію координації та комунікації між агентами, запуск алгоритмів планування завдань. Агенти (БпЛА) виконують завдання на основі визначених оптимальних шляхів. Алгоритми планування завдань:

- аукціонні методи – організовують процеси аукціонів для розподілу завдань;
- контрактні мережі – встановлюють контракти між агентами для виконання завдань;
- алгоритми маркування – використовують мітки для координації завдань.

Потоки інформації від агентів до центрального вузла управління – інформація про стан та позиції БпЛА; від центрального вузла управління до БпЛА – оптимальні завдання та команди для виконання.

Процеси планування завдань

1. Аукціонні методи. Завдання оголошує центральний вузол або інший агент. Агенти подають свої ставки з огляду на власні ресурси та можливості.

Завдання призначається агенту з найкращою ставкою. Цей підхід забезпечує гнучкість і може адаптуватися до змін у середовищі та можливостях агентів. Може потребувати значних обчислювальних ресурсів і часу для проведення аукціонів.

2. Контрактні мережі. Агент, який має завдання, пропонує контракт іншим агентам. Інші агенти можуть приймати або відхиляти контракт, зважаючи на свої можливості. Забезпечує ефективний розподіл завдань і здатний брати до уваги зміни в середовищі. Може бути складним у реалізації та вимагати значного обміну інформацією між агентами.

3. Алгоритми маркування. Завдання позначаються мітками, що відтворюють їх пріоритет або вимоги. Агенти обирають завдання, керуючись мітками, і виконують їх. Простий у реалізації та ефективний для певних типів завдань. Може не зважати на всі можливості агентів і ресурси, що призводить до субоптимальних рішень.

Методи, аналогічні ринковим механізмам, використовують економічні моделі для розподілу завдань між агентами. Ці підходи передбачають:

– механізм Вікрі – Кларка – Гровса (VCG): агенти подають свої справжні оцінки вартості виконання завдань. Завдання призначаються на основі цих оцінок, максимізуючи загальну корисність. Забезпечує оптимальний розподіл завдань і заохочує агентів до правдивості. Може бути складним у реалізації та вимагати значних обчислювальних ресурсів;

– ринкова метафора: завдання виставляються на ринок, і агенти купують або продають права на виконання завдань на основі своїх ресурсів і можливостей. Забезпечує гнучкість і здатний адаптуватися до змін у середовищі та можливостях агентів. Може потребувати значних обчислювальних ресурсів і часу для функціонування ринку.

Порівняння розподілених методів призначення завдань подано в табл. 2.

Таблиця 2. Порівняння розподілених методів призначення завдань

Критерій	Аукціонні методи	Контрактні мережі	Алгоритми маркування	Механізм Вікрі – Кларка – Гровса (VCG)	Ринкова метафора
Точність і координація	високі	високі	високі	високі	високі
Оптимізація	глобальна	глобальна	глобальна	глобальна	глобальна
Стійкість до збоїв	висока	висока	висока	висока	висока
Масштабованість	висока	висока	висока	висока	висока
Обчислювальні витрати	високі	високі	високі	дуже високі	високі
Час оптимізації	тривалий	тривалий	тривалий	дуже тривалий	тривалий
Гнучкість та адаптивність	високі	високі	високі	високі	високі
Розподіл ресурсів	ефективний	ефективний	ефективний	дуже ефективний	ефективний
Врахування дискретних обмежень	обмежене	обмежене	обмежене	точне врахування дискретних обмежень	обмежене
Застосування в умовах пріоритетів	обмежене	обмежене	обмежене	ефективне розв'язання проблеми шляху з огляду на обмежений час і вимоги пріоритету	обмежене
Моніторинг та коригування завдань	високий рівень	високий рівень	високий рівень	високий рівень	високий рівень
Приклади застосування	розподіл завдань між БпЛА, планування траєкторій	розподіл завдань між БпЛА, планування траєкторій	розподіл завдань між БпЛА, планування траєкторій	оптимізація маршруту БпЛА з огляду на пріоритети та обмеження	розподіл завдань між БпЛА, планування траєкторій

Порівняння розподілених методів призначення завдань показує, що як теоретичні підходи багатоагентних систем, так і методи, аналогічні ринковим механізмам, мають переваги та недоліки. Теоретичні підходи забезпечують високу точність і координацію, однак обмежені в масштабованості та потребують значних обчислювальних ресурсів. Методи, аналогічні ринковим механізмам,

забезпечують високу гнучкість та ефективність у складних середовищах, але також потребують значних ресурсів.

Комунікаційна кооперативна навігація є основним методом навігації для зграї безпілотних літальних апаратів. Зазначений метод передбачає, що зграя БпЛА під час польоту не залежить лише від наземних станцій чи супутників для керування. Натомість

кожен БПЛА, використовуючи інформацію, отриману високоточними сенсорами, зокрема місце розташування та стан, розглядає себе як вузол комунікації. За допомогою бездротових модулів передачі даних, таких як *Bluetooth*, *ZigBee* чи *WiFi*, у зграї БПЛА встановлюється бездротова мережа для обміну інформацією, сприяючи співпраці між різними безпілотними літальними апаратами та формуванню єдиної сутності [13].

Комунікаційна кооперативна навігація може результативно підвищити загальні операційні можливості та розширюваність системи зграї БПЛА, і вона ефективно допомагає іншим методам комунікації. Із зростанням кількості безпілотних літальних апаратів у системах зграї збільшується і обсяг генерованих даних. Наявна архітектура зграї БПЛА, яка вирізняється протоколами MAC та алгоритмами маршрутизації, стикається з викликами в роботі із значним обсягом інформації, що впливає на загальну якість функціонування системи [14].

Для покращення продуктивності автори запропонували модель глибокого навчання Q (DQN), призначену для оптимізації загальної продуктивності мережі, зважаючи на динамічну топологію зграї та мінливі умови зв'язку [15]. Інше дослідження запропонувало багатометодну комбіновану стратегію комунікації БПЛА, яка інтегрує стратегію зв'язку безпілотних літальних апаратів за допомогою мобільної мережі, розглядаючи кожен БПЛА як ретрансляційний вузол для передачі даних.

Режим комунікаційної кооперативної навігації зграї БПЛА дає змогу створювати мережу незалежно від інших попередньо створених мережних засобів. Він здатний автоматично формувати мережу будь-якому оперативному сценарію та динамічно змінювати структуру мережі відповідно до конкретних операційних вимог, наділяючи цей режим міцною здатністю до антиінтерференції. Блок-схема комунікаційного колаборативного навігаційного режиму подана на рис. 3.

Швидкість БПЛА в цьому режимі здебільшого коливається в діапазоні від 5 м/с до 15 м/с. За умови вищих швидкостей зміни топології мережі зв'язку підвищують навантаження на мережу та збільшують затор даних, що впливає на передачу інформації в реальному часі. Бездротові зв'язки та рухома топологія мережі БПЛА вразливі до різних рівнів загроз безпеки, зокрема радіочастотного втручання та інших факторів. Значна кількість зайвої

інформації, що генерується під час польотів, впливає на ефективність передачі даних через обмежену бездротову пропускну здатність, що призводить до тривалої затримки.

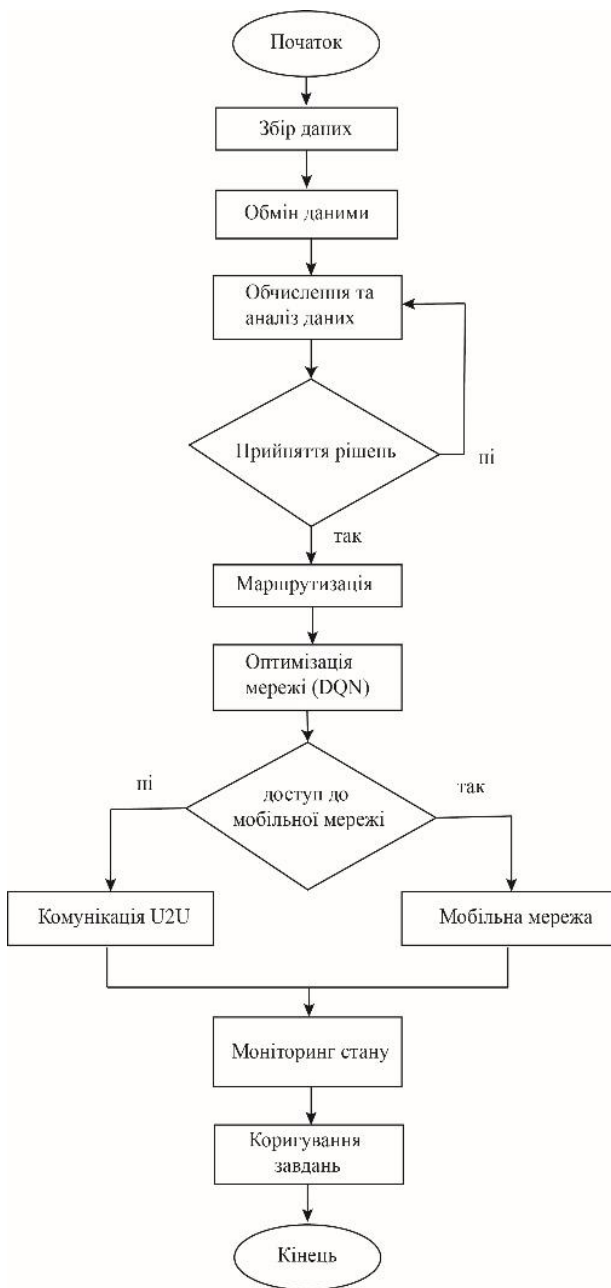


Рис. 3. Алгоритм комунікаційного колаборативного навігаційного режиму

Порівняння методів комунікаційного колаборативного навігаційного режиму призначення завдань подана в табл. 3.

Режим комунікаційної кооперативної навігації для зграї безпілотних літальних апаратів демонструє значний потенціал для підвищення загальних

операційних можливостей та розширюваності системи. Він дає змогу автоматично формувати мережу в будь-якому оперативному сценарії та динамічно змінювати структуру мережі відповідно

до конкретних операційних вимог. Такий підхід забезпечує високу точність, координацію та стійкість до збоїв, водночас забезпечуючи гнучкість і адаптивність системи.

Таблиця 3. Порівняльний аналіз методів комунікації та навігації

Критерій	Традиційна комунікація	Комунікаційна кооперативна навігація
Точність та координація	високі	високі
Оптимізація	помірна	висока
Стійкість до збоїв	низька	висока
Масштабованість	низька	висока
Обчислювальні витрати	низькі	високі
Час оптимізації	довгий	короткий
Гнучкість і адаптивність	низькі	високі
Розподіл ресурсів	центральний	розподілений
Врахування дискретних обмежень	високе	високе
Застосування в умовах пріоритетів	обмежене	широке
Моніторинг і коригування завдань	обмежені	високі
Приклади застосування	розвідка, моніторинг	пошуково-рятувальні операції

Однак існують певні виклики, зокрема потреба в удосконаленні протоколів мережі, забезпечення безпеки комунікацій та ефективне керування значним обсягом інформації. Застосування методів глибокого навчання та багатометодних комбінованих стратегій може значно покращити ефективність і продуктивність системи.

Режим комунікаційної кооперативної навігації є перспективним напрямом для майбутніх досліджень, що дає змогу забезпечити високу автономію та ефективність виконання завдань зграєю БпЛА в різних умовах експлуатації.

Останні досягнення в алгоритмах розпізнавання, пов'язаних із баченням, вивели візуальну навігацію на перший план як значущу тему досліджень у внутрішніх і міжнародних сферах навігації. Порівняно з традиційними радіосенсорами, візуальні сенсори мають перевагу компактності та вартості. Зокрема зображення, зібрані візуальними сенсорами, містять значну кількість інформації, яка, спільно з дедалі більш вдосконаленими візуальними алгоритмами, робить візуальну навігацію високоефективним методом. Під час візуальної кооперативної навігації в зграї БпЛА зафіксовують інформацію про особливості інших безпілотних літальних апаратів за допомогою візуальних сенсорів. Цю інформацію потім обробляють за допомогою моделювання, фільтрації та інших технік для відстеження цілей, які задовольняють певні вимоги. Оцінюючи їх рух на основі положення цілі, БпЛА налаштовують фактори, зокрема положення польоту

чи швидкість, щоб дотримуватися заздалегідь встановлених обмежень та завершити навігаційний політ зграї безпілотних літальних апаратів [16].

У візуальному колаборативному навігаційному режимі для зграї БпЛА основна інформація управління для безпілотних літальних апаратів виводиться лише з інформації особливостей, наданої візуальними сенсорами. Отже, результати, отримані за допомогою візуального аналізу, безпосередньо впливають на якість польоту та безпеку БпЛА. Основною технологією у візуальній кооперативній навігації для зграї безпілотних літальних апаратів є вилучення інформації про особливості з БпЛА на підставі зображень, зібраних візуальними сенсорами, та об'єднання цієї вилученої інформації з даними інерційної навігації БпЛА для виконання трекінгового польоту. Візуальний колаборативний навігаційний режим для зграї БпЛА може бути поділений на три типи: навігація з візуальним керуванням, навігація з об'єднанням інформації візуальних джерел та візуальна навігація SLAM.

Візуально керована навігація – це техніка, за умови якої БпЛА під час польоту зграєю отримують всю інформацію про особливості та розташування за допомогою візуальних сенсорів. Використовуючи ці показники та задані обмеження, БпЛА регулюють свій статус польоту для відстеження польоту одного безпілотного літального апарата або зграї, тим самим досягаючи координованого польоту зграї БпЛА. Цей метод застосовується найчастіше в областях, де сигнали GNSS (Глобальна

навігаційна супутникова система) слабкі чи відсутні. Завдяки своєму покладанню на пряме візуальне відстеження для польоту він ефективно обходить перешкоди, зумовлені сигналами GNSS.

Типовою технікою візуального керівництва є підхід "лідер – послідовник" (рис. 4). За цим методом деякі БПЛА виконують роль лідерів, тоді як інші діють як фоловери в зграї [17]. Кожен фоловер має принаймні одного визначеного лідера, і в межах системи зграї деякі БПЛА можуть виконувати роль і лідера, і послідовника. Така ієрархічна структура спрощує систему зграї до однієї проблеми планування руху. У ланцюгоподібній структурі кожен БПЛА лише має слідувати за попереднім апаратом.

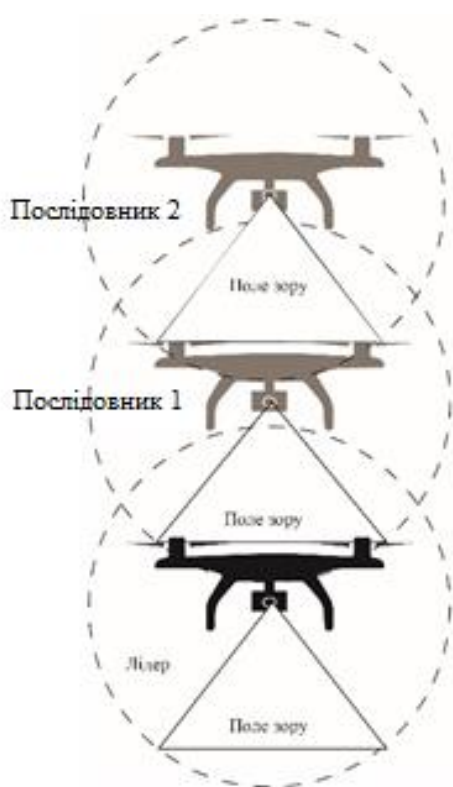


Рис. 4. Візуальна навігації на основі підходу "лідер – послідовник"

На рис. 4 зображено схему візуального наведення в рої БПЛА, де лідер та два послідовники (послідовник 1 і послідовник 2) взаємодіють один з одним за допомогою візуальних сенсорів, дотримуючись оптимальної дистанції. Кожен робот має своє поле зору, що дає змогу послідовникам 1 і 2 орієнтуватися на позицію лідера та на один одного для підтримання рою в заданій формації.

Опишемо наявні системи візуального управління роями БПЛА.

1. Автономний рій безпілотних літальних апаратів з візуальною підтримкою. Лідер оснащений системами LIDAR і камерами для візуальної навігації та точного визначення свого місця в просторі. Послідовники використовують ті самі технології для відстеження руху лідера. Вони формують злагоджену групу, або кластер, рухаючись за лідером відповідно до визначеної траєкторії. Цей підхід дає змогу підтримувати постійну відстань між БПЛА та забезпечує точне й безпечне пересування рою в просторі.

2. Приклад використання візуальної навігації в разі обмеженої видимості. У складних умовах довкілля, наприклад туману, диму або відсутності зовнішніх орієнтирів, візуальна підтримка LIDAR у поєднанні з камерами дає змогу кожному БПЛА розпізнавати об'єкти та інші безпілотні літальні апарати в рої. Це допомагає рою зберігати свою координату та рухатись ефективно навіть в умовах, коли традиційні методи навігації можуть бути неефективними.

3. Система автономного рою з гнучким реагуванням на перешкоди. Завдяки тому, що кожен БПЛА може відстежувати рух лідера й відповідно координувати свою траєкторію, рій може швидко адаптуватися до змін у середовищі. Наприклад, якщо лідер змінює маршрут для уникнення перешкод, послідовники автоматично коригують свої траєкторії, забезпечуючи злагоджений рух всієї групи без необхідності в централізованому контролі.

Підхід візуального управління дає змогу системам зграї БПЛА ефективно функціонувати в областях, де відсутні сигнали GPS, розширюючи потенційні сценарії застосування таких систем і вводячи новий метод їх роботи. Необхідно зауважити, що, оскільки візуальне керівництво цілком залежить від інформації, наданої візуальними сенсорами, це висуває неабиякі вимоги до надійності як візуальних сенсорів, так і алгоритмів візуального розпізнавання. Крім того, через те, що візуальні сенсори чутливі до змін інтенсивності світла, а вимоги візуального розпізнавання можуть коливатися в різних умовах освітлення, підвищення надійності алгоритмів візуального розпізнавання залишається важливою метою дослідження.

На відміну від методу візуального керівництва, що використовує тільки бачення для навігації системи зграї БПЛА, *візійно-допоміжний метод* інтегрує інформацію від GPS, блоків інерційного вимірювання (IMU) та магнітних (MAG) сенсорів, доповнюючи це застосуванням бачення для видобуття

та відстеження особливостей [18]. Основний БпЛА просторово локалізується за допомогою GPS та прямує заздалегідь визначеним маршрутом. Потім фоловер БпЛА використовує візійні сенсори для видобуття інформації про особливості основного апарата. Після отримання відповідних просторових відомостей він об'єднує інформацію з багатьох джерел, зокрема GPS, IMU та MAG, на фоловері. Це приводить до формування маршруту польоту, визначеного оптимальним методом отриманої з об'єднання інформації з багатьох джерел.

Типовий візійно-допоміжний метод – це метод "батько – дитина". У цьому підході тільки один БпЛА розглядається як "батько" й не вимагає встановлення візуальних сенсорів. Замість цього він безпосередньо використовує GPS для локалізації маршруту. Принаймні один чи кілька БпЛА, які виконують ролі дітей і обладнані візуальними та іншими позиційними сенсорами, зокрема GPS, IMU та MAG. Водночас БпЛА-"діти" можуть реалізовувати функції батьків для інших безпілотних літальних апаратів.

Візійно-допоміжний метод дає змогу краще втілювати в життя відстеження та локалізацію БпЛА під час польоту завдяки об'єднанню інформації з багатьох джерел сенсорів. Це покращує точність операційної роботи системи зграї безпілотних літальних апаратів.

Візуальна одночасна локалізація та картографування (V-SLAM) – це технологія, що використовує візуальні сенсори для синхронного виконання зазначених завдань (рис. 5). Хоча вона може надавати послуги для наземних роботів, але також застосовується в локалізації та навігації БпЛА [19, 20]. V-SLAM містить п'ять основних компонентів: отримання інформації від сенсора, візуальна одометрія на передньому фронті, нелінійна оптимізація на задньому фронті, виявлення замкнення петлі та побудова карти [21].

У ситуаціях, коли БпЛА не має апріорної інформації про довкілля, він спочатку отримує та обробляє інформацію зображення за допомогою візійного сенсора. Потім передня візуальна одометрія використовує інформацію про зображення, зняту візійним сенсором, та пов'язані відомості про позицію для відтворення 3D-руху камери, що надає локалізовану карту руху. Однак передня візуальна одометрія може надавати траєкторії та карти лише на короткий період і не здатна забезпечити всі карти. Тому необхідно використовувати нелінійну оптимізацію на задньому фронті для відповідності

оптимальної траєкторії протягом тривалого періоду до великомасштабної оптимізації оптимального картографування, що сприяє побудові карти. Передня візуальна одометрія бере до уваги лише взаємозв'язок сусідніх кадрів часу та не спроможна будувати глобально консистентні траєкторії та карти. Виявлення замкнення петлі може ефективно визначити випадки, коли камера проходить крізь одне й те саме місце кілька разів, забезпечуючи довші обмеження, ніж у ситуації сусідніх кадрів.

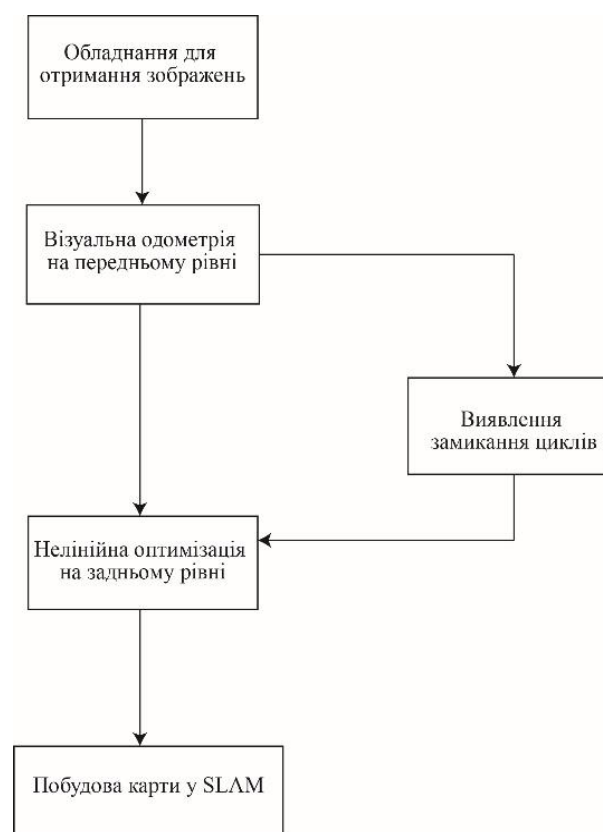


Рис. 5. Етапи візуальної одночасної локалізації та побудови карти (V-SLAM)

Візуальна спільна ко-навігація зграї БпЛА на основі технології V-SLAM підвищує незалежність та антиінтерференційні можливості безпілотних літальних апаратів [22]. Однак вроджені обмеження V-SLAM часто стають помітними в такий спосіб: по-перше, типові повітряні зображення можуть виявляти явища локального розмиття, що впливає на точність локалізації БпЛА; по-друге, великі операції інтеграції можуть спричинити кумулятивні помилки, які впливають на точність системи. Крім того, SLAM сама стикається з проблемами невизначеності та дрейфу масштабу, що, ймовірно, серйозно впливатиме на результати системи.

Режим візуальної спільної ко-навігації зграї БПЛА застосовує візуальні сенсори для прямої спільної навігації позицій безпілотних літальних апаратів. Забезпечуючи надійну відносну інформацію про позицію та орієнтацію системи зграї БПЛА, вона дає змогу кожному апарату в системі зграї використовувати візуальні сенсори для оцінювання відносних положень та відстаней інших БПЛА власною системою координат. З наявністю GPS візуальна навігація може сприяти навігаційній інформації, полегшуючи спільну навігацію зграї БПЛА. У разі відмови GPS візуальна навігація може бути незалежною системою навігації для здійснення відносної навігації між БПЛА в зграї. Крім того, візуальна навігація здатна досягти спільної навігації системи зграї безпілотних літальних апаратів без взаємної комунікації між ними, роблячи це необхідним засобом спільної навігації в складних середовищах. Однак наразі візуальна спільна навігація зграї БПЛА все ще має кілька недоліків:

- складність середовища, де працює система зграї БПЛА, потребує розроблення стійкого алгоритму розпізнавання. Цей алгоритм має зменшити перешкоди для розпізнавання БПЛА від інших об'єктів і точно ідентифікувати та відстежувати апарати в складному середовищі;

- щодо оброблення даних: тоді як візуальні сенсори надають чимало інформації, вони також генерують значну її кількість. Зі збільшенням кількості БПЛА в системі зграї кількість даних, яку генерує візуальний сенсор, зростає експоненційно. Тому оброблення та використання отриманої візуальної інформації – це ключова проблема;

- після отримання ефективних і надійних даних важливо сформулювати розумну логіку та стратегію управління для реалізації системи зграї БПЛА;

- вивчення стратегій, що забезпечують максимальну ефективність роботи системи зграї БПЛА за мінімального споживання ресурсів під час реального польоту, також є напрямом, вартим дослідження.

Результати досліджень та їх обговорення

У процесі моделювання централізованого методу управління роєм безпілотних літальних апаратів було застосовано середовище *CoppeliaSim*, де кожен дрон моніторив центральний контролер. Для реалізації сценарію централізованого управління було використано мову програмування *Lua*, що забезпечило інтеграцію алгоритмів керування в симуляційне середовище. На рис. 6 зображено модель централізованого управління роєм БПЛА.

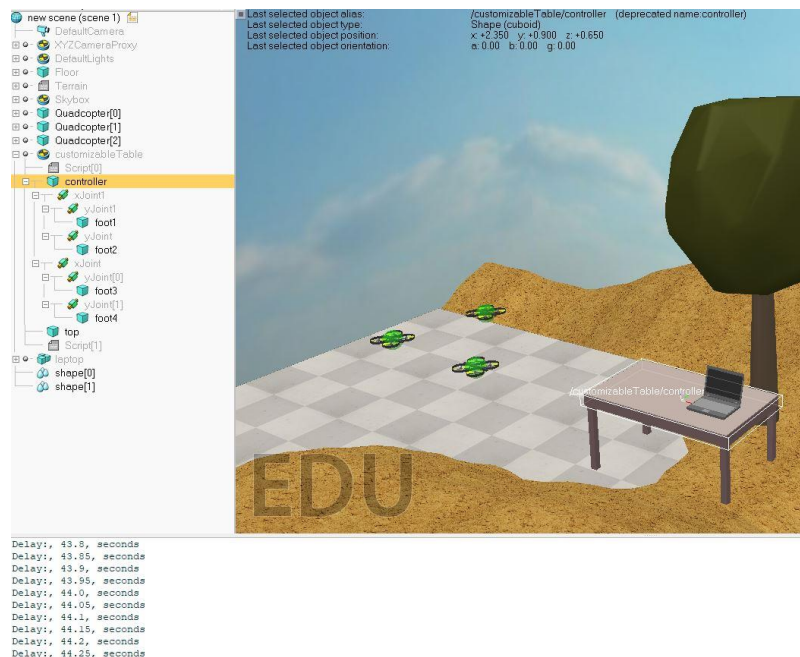


Рис. 6. Централізоване управління роєм БПЛА в *CoppeliaSim*

Центральний контролер, запрограмований на прийняття рішень і передачу команд кожному дрону, використовував функції *Lua* для динамічного

встановлення позицій дронів на основі вхідних показників. Моделювання проводилося для оцінювання ефективності централізованого

управління, зокрема за такими критеріями: затримка прийняття рішень, стійкість системи до відмов, обчислювальні витрати.

Унаслідок було встановлено, що централізоване управління роями БПЛА є ефективним для невеликих груп (до 5–10 апаратів), де середня затримка в процесі прийняття рішень становила близько 50 мс. Це уможливило швидку реакцію на зміни в умовах середовища та координування дії дронів із високою точністю. Однак у разі збільшення кількості дронів (понад 15 одиниць) затримка в прийнятті рішень збільшується експоненційно, досягаючи 150–200 мс для груп з 20 БПЛА. Це може бути критичним у ситуаціях, де необхідно швидко реагувати на зовнішні зміни.

Крім того, централізовані системи виявилися вразливими до відмов центрального контролера.

За умови його несправності вся система втрачала працездатність, що робить цей підхід менш надійним у великих роях або в системах, де важлива висока стійкість до збоїв. Обчислювальні витрати виявилися невисокими, оскільки основні обчислення виконувалися на рівні одного центрального вузла.

На основі проведеного моделювання розподіленого управління дронами в середовищі *CoppeliaSim* були досягнуті певні результати. На рис. 7 зображена сцена симуляції, де кожен квадрокоптер функціонує незалежно, використовуючи інформацію від інших агентів за допомогою механізму обміну даними. Цей підхід ґрунтується на розподіленій архітектурі, де кожен агент може самостійно приймати рішення на основі отриманих повідомлень з інших дронів.

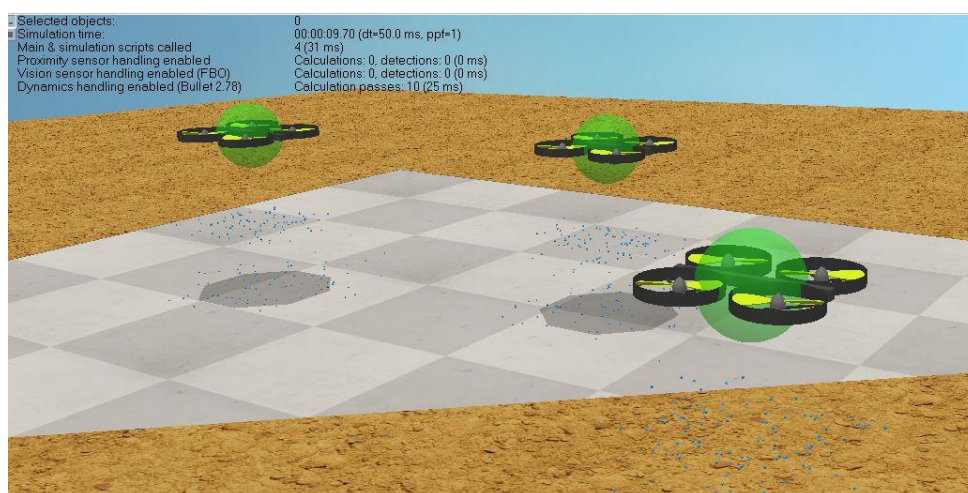


Рис. 7. Розподілене управління роєм БПЛА в *CoppeliaSim*

У процесі моделювання виявлено, що розподілені методи управління мають такі переваги:

- середня затримка в прийнятті рішень: завдяки використанню локальних даних і прямого обміну повідомленнями між дронами середня затримка у виконанні корекцій траєкторій залишалася на рівні 70 мс, незалежно від кількості агентів у рої;
- стійкість до збоїв: кожен агент здатний продовжувати функціонувати незалежно, навіть якщо один або кілька дронів виходять з ладу. Це дає змогу системі підтримувати загальну функціональність, навіть у разі часткових збоїв;
- обчислювальні витрати: система демонструє середній рівень обчислювальних витрат завдяки

тому, що кожен агент відповідає за власні обчислення. Це розвантажує центральний процесор і забезпечує стабільну продуктивність за умови зростання кількості агентів.

Обчислення та метрики

Під час симуляції були отримані такі метрики для оцінювання ефективності:

- затримка прийняття рішень: у середньому 70 мс;
- стійкість до збоїв: система продовжувала працювати, коли були навмисно вимкнені до 1 з 3 дронів;
- обчислювальні витрати: обчислювальні ресурси зростали лінійно зі збільшенням кількості дронів, не перевищуючи критичних показників.

Отже, розподілений метод продемонстрував значну стійкість та ефективність у сценаріях із великим роєм. Це робить його перспективним для використання в реальних умовах, де необхідна автономність агентів і стійкість до збоїв.

Для подальшого дослідження були протестовані алгоритми управління траєкторіями рою: генетичні та ройові.

Генетичні алгоритми (рис. 8) показали високу точність у розв'язанні задач оптимізації траєкторії. Середня помилка в знаходженні оптимальної траєкторії становила лише 2,5%. Однак обчислювальні витрати

були досить високими, і час обчислення зростає залежно від збільшення кількості агентів.

Щоб реалізувати генетичний алгоритм для управління траєкторіями дронів у *CoppeliaSim*, використовували мову *Lua* для скриптів і організували генетичний алгоритм таким чином, щоб він контролював траєкторії кожного БПЛА. У скрипті кожного безпілотної літального апарата створили початкову популяцію траєкторій.

Графік часу відгуку залежно від кількості БПЛА поданий на рис. 9.

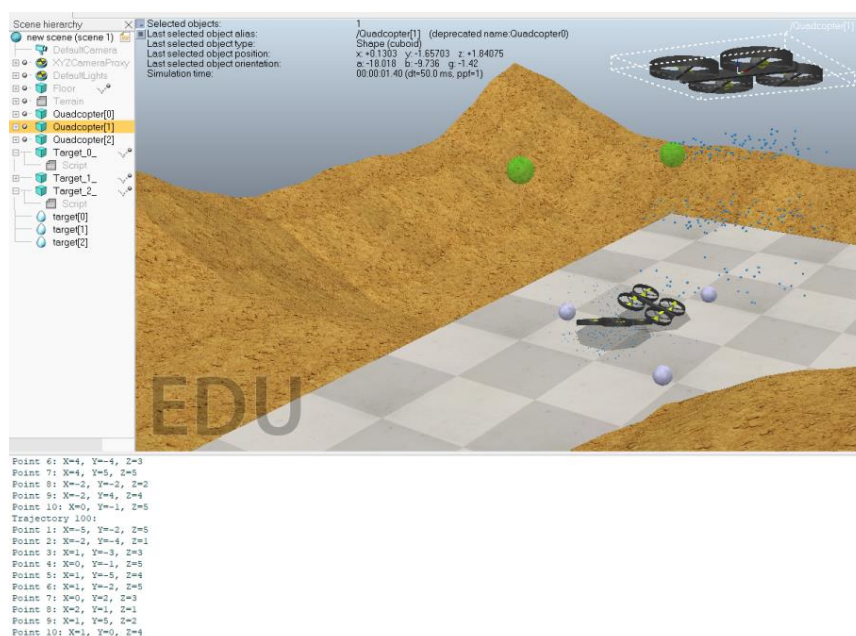


Рис. 8. Моделювання генетичного алгоритму

Основна функція генетичного алгоритму:

```
function genetic_algorithm(targetPosition)
    local population_size = 100 -- Кількість траєкторій у популяції
    local generations = 50 -- Кількість поколінь
    local population = generate_population(population_size) -- Генерація початкової популяції

    for generation = 1, generations do
        local new_population = {}
        for i = 1, population_size / 2 do
            local parent1, parent2 = select_best_two(population, targetPosition)
            local child1 = mutate(crossover(parent1, parent2))
            local child2 = mutate(crossover(parent1, parent2))
            table.insert(new_population, child1)
            table.insert(new_population, child2)
        end
        population = new_population
    end
end
```

```
return select_best_two(population, targetPosition) [1] -- Повертаємо найкращу траєкторію
end
```

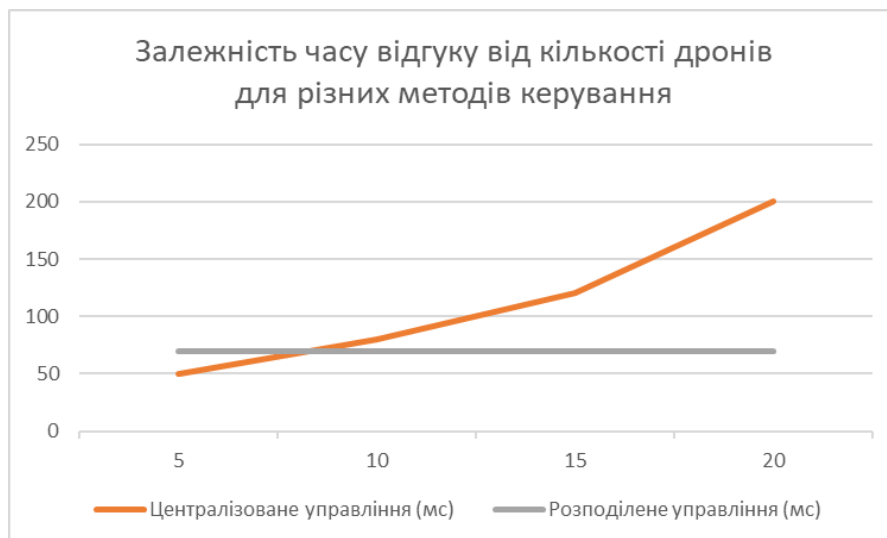


Рис. 9. Залежність часу відгуку від кількості дронів для різних методів керування

На графіку зображено залежність часу відгуку від кількості дронів для централізованого та розподіленого управління. Як видно, у централізованому підході час відгуку зростає експоненційно відповідно до збільшення кількості дронів, тоді як у розподіленому підході затримка залишається стабільною незалежно від кількості агентів.

Результати моделювання демонструють, що централізоване управління ефективно працює для невеликих груп дронів (до 10 БПЛА), забезпечуючи мінімальні затримки відгуку. Проте зі збільшенням кількості апаратів затримка суттєво зростає, обмежуючи його застосування в системах із значною кількістю агентів. Графік на рис. 9 ілюструє залежність часу відгуку від кількості дронів для централізованого та розподіленого методів керування. У разі централізованого управління час відгуку збільшується експоненційно, досягаючи 200 мс для груп із 20 дронів. Натомість розподілене керування показує стабільний час відгуку (близько 70 мс) незалежно від кількості дронів, що свідчить про його перевагу в умовах великого рою.

Отже, розподілені методи управління є перспективними для масштабованих систем, де важлива автономність і стійкість до збоїв. Централізоване управління доцільне для систем із незначною кількістю агентів, де необхідна висока точність координації.

Висновки

У процесі дослідження проаналізовано різні методи управління роєм безпілотних літальних апаратів, а саме централізовані, децентралізовані та розподілені. Кожен з методів має переваги та обмеження: централізоване управління забезпечує високу точність координації, однак йому властива обмежена масштабованість і стійкість до відмов, що робить цей метод неефективним за умови використання у великих роях. Децентралізовані методи надають значну автономність кожному агенту, але водночас можуть виникати проблеми з координацією між агентами, особливо в складних обставинах. Розподілені методи виявилися стійкішими до збоїв та забезпечують стабільну продуктивність за умови збільшення кількості агентів, що робить їх перспективними для масштабованих систем.

Застосування генетичних і ройових алгоритмів для оптимізації траєкторій БПЛА продемонструвало їх ефективність у розв'язанні завдань планування траєкторій. Однак генетичні алгоритми потребують значних обчислювальних ресурсів, що може обмежувати їх використання в реальних умовах. Ройові алгоритми, попри незначну втрату точності, виявилися швидкими та менш ресурсомісткими, що робить їх оптимальними для великих груп агентів.

Отже, вибір методу управління залежить від вимог до точності, масштабованості та стійкості системи. Для нечисленних груп, де важлива координація, доцільно застосовувати централізоване управління, тоді як для великих роїв, де пріоритетом є автономність і адаптивність, перевагу необхідно надавати розподіленим методам.

Подальші дослідження спрямовані на розроблення гібридних методів управління, що об'єднують переваги централізованих і децентралізованих підходів для покращення автономності та адаптивності систем.

Список літератури

1. Fu Z., Mao Y., He D., Yu J., Xie G. Secure Multi-UAV Collaborative Task Allocation. *IEEE Access*, 7, 2019. P. 35579–35587. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2902221>
2. Yavuz H.S., Goktas H., Cevikalp H., Saribas H. Optimal Task Allocation for Multiple UAVs. In *Proceedings of the 2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Gaziantep, Turkey, 5–7 October 2020; 2020. P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302360>
3. Roberge V., Tarbouchi M., Labonté G. Comparison of Parallel Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Real-Time UAV Path Planning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(1), 2013. P. 132–141. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2012.2198665>
4. Bai W., Wu X., Xie Y., Wang Y., Zhao H., Chen K., Li Y., Hao Y. A Cooperative Route Planning Method for Multi-UAVs Based on the Fusion of Artificial Potential Field and B-spline Interpolation. In *Proceedings of the 2018 37th Chinese Control Conference (CCC)*, Wuhan, China, 25–27 July 2018; 2018. P. 6733–6738. DOI: <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2018.8483665>
5. Wang W., Lv M., Ru L., Lu B., Hu S., Chang X. Multi-UAV Unbalanced Targets Coordinated Dynamic Task Allocation in Phases. *Aerospace*, 9(9), 2022. 491 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/aerospace9090491>
6. Wang X., Bai Y., Sun Z., et al. Deep Reinforcement Learning-Based Air Combat Maneuver Decision-Making: Literature Review, Implementation Tutorial, and Future Direction. *Artificial Intelligence Review*, 57(1), 2024. P. 1–25. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10620-2>
7. Yavuz H.S., Goktas H., Cevikalp H., Saribas H. Optimal Task Allocation for Multiple UAVs. In *Proceedings of the 2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Gaziantep, Turkey, 5–7 October 2020; P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302360>
8. Roberge V., Tarbouchi M., Labonté G. Comparison of Parallel Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Real-Time UAV Path Planning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(1), 2013. P. 132–141. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2012.2198665>
9. Jia G.W., Wang J.F. Research Review of UAV Swarm Mission Planning Method. *Systems Engineering and Electronics*, 43(1), 2021. P. 99–111.
10. Lizzio F.F., Capello E., Guglieri G. (2022). A Review of Consensus-Based Multi-Agent UAV Implementations. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 106(2), 2022. 43 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01391-5>
11. Ammoniaci M., Kartsiotis S., Perria R., Storch P. (2021). State of the Art of Monitoring Technologies and Data Processing for Precision Viticulture. *Agriculture*, 11(3), 2021. 201 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture11030201>
12. Yang T., Shen X.S. Mission-Critical Search and Rescue Networking Based on Multi-Agent Cooperative Communication. *Springer Singapore Pte. Limited: Singapore*; 2020. P. 55–76. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-4412-5_5
13. Koushik A.M., Hu F., Kumar S. Deep-Learning-Based Node Positioning for Throughput-Optimal Communications in Dynamic UAV Swarm Network. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 5(3), 2019. P. 554–566. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCCN.2019.2907520>
14. Hellaoui H., Chelli A., Bagaa M., Taleb T. UAV Communication Strategies in the Next Generation of Mobile Networks. In *Proceedings of the 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, Limassol, Cyprus, 15–19 June 2020; P. 1642–1647. DOI: <https://doi.org/10.1109/IWCMC48107.2020.9148312>
15. Walter V., Staub N., Franchi A., Saska M. UVDAR System for Visual Relative Localization with Application to Leader-Follower Formations of Multirotor UAVs. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(3), 2019. P. 2637–2644. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2019.2901683>
16. Bala J.A., Adeshina S.A., Aibinu A.M. Advances in Visual Simultaneous Localization and Mapping Techniques for Autonomous Vehicles: A Review. *Sensors*, 22(22), 2022. 8943 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22228943>
17. Causa F., Vetrella A.R., Fasano G., Accardo D. Multi-UAV Formation Geometries for Cooperative Navigation in GNSS-Challenging Environments. In *Proceedings of the 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, Monterey, CA, USA, 23–26 April 2018; P. 775–785. DOI: <https://doi.org/10.1109/PLANS.2018.8373434>
18. Kaleem Z., Ahmad I., Duong T.Q. UAVs Path Planning by Particle Swarm Optimization Based on Visual-SLAM Algorithm. *Springer: Singapore*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-981-19-12924-7>

19. Nguyen T.H., Nguyen T.M., Xie L. Flexible and Resource-Efficient Multi-Robot Collaborative Visual-Inertial-Range Localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(2), 2021. P. 928–935. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3136286>
20. Bala J.A., Adeshina S.A., Aibinu A.M. A Modified Visual Simultaneous Localization and Mapping (V-SLAM) Technique for Road Scene Modelling. In *Proceedings of the 2022 IEEE Nigeria 4th International Conference on Disruptive Technologies for Sustainable Development (NIGERCON)*, Lagos, Nigeria, 5–7 April 2022; P. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1109/NIGERCON54645.2022.9803124>
21. Wang D., Lian B., Liu Y., Gao B. A Cooperative UAV Swarm Localization Algorithm Based on Probabilistic Data Association for Visual Measurement. *IEEE Sensors Journal*, 22(22), P. 19635–19644. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3213324>
22. Hellaoui H., Chelli A., Bagaa M., Taleb T. UAV Communication Strategies in the Next Generation of Mobile Networks. In *Proceedings of the 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, Limassol, Cyprus, 15–19 June 2020; P. 1642–1647. DOI: <https://doi.org/10.1109/IWCMC48107.2020.9148312>
23. Yang T., Shen X.S. Mission-Critical Search and Rescue Networking Based on Multi-Agent Cooperative Communication. *Springer Singapore Pte. Limited*, Singapore, 2020. P. 55–76. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-4412-5_5

References

1. Fu, Z., Mao, Y., He, D., Yu, J., Xie, G. (2019), "Secure Multi-UAV Collaborative Task Allocation". *IEEE Access*, 7, P. 35579–35587. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2902221>
2. Yavuz, H.S., Goktas, H., Cevikalp, H., Saribas, H. (2020), "Optimal Task Allocation for Multiple UAVs". In *Proceedings of the 2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Gaziantep, Turkey, 5–7 October 2020; P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302360>
3. Roberge, V., Tarbouchi, M., Labonté, G. (2013), "Comparison of Parallel Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Real-Time UAV Path Planning". *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(1), P. 132–141. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2012.2198665>
4. Bai, W., Wu, X., Xie, Y., Wang, Y., Zhao, H., Chen, K., Li, Y., Hao, Y. (2018), "A Cooperative Route Planning Method for Multi-UAVs Based on the Fusion of Artificial Potential Field and B-spline Interpolation". In *Proceedings of the 2018 37th Chinese Control Conference (CCC)*, Wuhan, China, 25–27 July 2018; P. 6733–6738. DOI: <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2018.8483665>
5. Wang, W., Lv, M., Ru, L., Lu, B., Hu, S., & Chang, X. (2022), "Multi-UAV Unbalanced Targets Coordinated Dynamic Task Allocation in Phases". *Aerospace*, 9(9), 491 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/aerospace9090491>
6. Wang, X., Bai, Y., Sun, Z., et al. (2024), "Deep Reinforcement Learning-Based Air Combat Maneuver Decision-Making: Literature Review, Implementation Tutorial, and Future Direction". *Artificial Intelligence Review*, 57(1), P. 1–25. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10620-2>
7. Yavuz, H.S., Goktas, H., Cevikalp, H., & Saribas, H. (2020), "Optimal Task Allocation for Multiple UAVs". In *Proceedings of the 2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Gaziantep, Turkey, 5–7 October 2020; P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302360>
8. Roberge, V., Tarbouchi, M., & Labonté, G. (2013), "Comparison of Parallel Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Real-Time UAV Path Planning". *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(1), P. 132–141. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2012.2198665>
9. Jia, G.W., & Wang, J.F. (2021), "Research Review of UAV Swarm Mission Planning Method". *Systems Engineering and Electronics*, 43(1), P. 99–111.
10. Lizzio, F.F., Capello, E., Guglieri, G. (2022), "A Review of Consensus-Based Multi-Agent UAV Implementations". *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 106(2), 43 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01391-5>
11. Ammoniaci, M., Kartsiotis, S., Perria, R., Storchi, P. (2021), "State of the Art of Monitoring Technologies and Data Processing for Precision Viticulture". *Agriculture*, 11(3), 201 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture11030201>
12. Yang, T., Shen, X.S. (2020), "Mission-Critical Search and Rescue Networking Based on Multi-Agent Cooperative Communication". *Springer Singapore Pte. Limited: Singapore*; P. 55–76. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-4412-5_5
13. Koushik, A.M., Hu, F., & Kumar, S. (2019), "Deep-Learning-Based Node Positioning for Throughput-Optimal Communications in Dynamic UAV Swarm Network". *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 5(3), P. 554–566. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCCN.2019.2907520>
14. Hellaoui, H., Chelli, A., Bagaa, M., Taleb, T. (2020), "UAV Communication Strategies in the Next Generation of Mobile Networks". In *Proceedings of the 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, Limassol, Cyprus, 15–19 June 2020; P. 1642–1647. DOI: <https://doi.org/10.1109/IWCMC48107.2020.9148312>
15. Walter, V., Staub, N., Franchi, A., Saska, M. (2019), "UVDAR System for Visual Relative Localization with Application to Leader-Follower Formations of Multirotor UAVs". *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(3), P. 2637–2644. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2019.2901683>
16. Bala, J.A., Adeshina, S.A., Aibinu, A.M. (2022), "Advances in Visual Simultaneous Localization and Mapping Techniques for Autonomous Vehicles: A Review". *Sensors*, 22(22), 8943 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22228943>

17. Causa, F., Vetrella, A.R., Fasano, G., Accardo, D. (2018), "Multi-UAV Formation Geometries for Cooperative Navigation in GNSS-Challenging Environments". In *Proceedings of the 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, Monterey, CA, USA, 23–26 April 2018; P. 775–785. DOI: <https://doi.org/10.1109/PLANS.2018.8373434>
18. Kaleem, Z., Ahmad, I., & Duong, T.Q. (2022), "UAVs Path Planning by Particle Swarm Optimization Based on Visual-SLAM Algorithm". *Springer: Singapore*. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-981-19-12924-7>
19. Nguyen, T.H., Nguyen, T.M., & Xie, L. (2021), "Flexible and Resource-Efficient Multi-Robot Collaborative Visual-Inertial-Range Localization". *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(2), P. 928–935. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3136286>
20. Bala, J.A., Adeshina, S.A., Aibinu, A.M. (2022), "A Modified Visual Simultaneous Localization and Mapping (V-SLAM) Technique for Road Scene Modelling". In *Proceedings of the 2022 IEEE Nigeria 4th International Conference on Disruptive Technologies for Sustainable Development (NIGERCON)*, Lagos, Nigeria, 5–7 April 2022; pp. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1109/NIGERCON54645.2022.9803124>
21. Wang, D., Lian, B., Liu, Y., & Gao, B. (2022), "A Cooperative UAV Swarm Localization Algorithm Based on Probabilistic Data Association for Visual Measurement". *IEEE Sensors Journal*, 22(22), P. 19635–19644. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3213324>
22. Hellaoui, H., Chelli, A., Bagaa, M., & Taleb, T. (2020), "UAV Communication Strategies in the Next Generation of Mobile Networks". In *Proceedings of the 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, Limassol, Cyprus, 15–19 June 2020; P. 1642–1647. DOI: <https://doi.org/10.1109/IWCMC48107.2020.9148312>
23. Yang, T., Shen, X.S. (2020), "Mission-Critical Search and Rescue Networking Based on Multi-Agent Cooperative Communication". *Springer Singapore Pte. Limited, Singapore*, P. 55–76. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-4412-5_5

Надійшла (Received) 01.11.2024

Відомості про авторів / About the Authors

Калашнікова Василиса Ігорівна – Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського "Харківський авіаційний інститут", аспірантка кафедри інформаційних технологій проєктування, Харків, Україна; e-mail: v.kakashnikova@khai.edu; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-1541-9635>

Kalashnikova Vasylysa – National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute" named after M.E. Zhukovsky, PhD Student at the Department of Information Technology Design, Kharkiv, Ukraine.

METHODS OF MANAGING AN AUTOMATED MOBILE SYSTEM

Subject matter: Description of existing management methods for an automated mobile system, particularly a swarm of bots. **Goal:** To conduct a comparative analysis of centralized, decentralized, and distributed management methods to identify their advantages and disadvantages. **Tasks:** To study various approaches to managing a swarm of bots, analyze their efficiency, reliability, and applicability in different fields. **Methods:** Theoretical analysis of existing approaches, modeling, and simulation to assess their performance and reliability. The research includes the use of genetic algorithms, swarm algorithms, and artificial potential fields for managing bot trajectories. **Results:** The conducted analysis shows that centralized methods provide high accuracy and coordination but have limited fault tolerance and scalability. Decentralized methods offer greater flexibility and robustness but may have coordination issues between nodes. Distributed methods provide high autonomy and adaptability but require a reliable communication infrastructure. Genetic algorithms and swarm algorithms are effective for planning bot trajectories but have high computational costs. **Conclusions:** The use of different management methods depends on the specific requirements and conditions of the task. Centralized methods are suitable for tasks where precision and coordination are important, decentralized methods for tasks requiring flexibility and robustness, and distributed methods for tasks needing autonomy and adaptability. Future research should focus on integrating different approaches to enhance the efficiency and reliability of bot swarm management systems.

Keywords: automated system; management; bots; performance; reliability; genetic algorithms; swarm algorithms; centralized management; decentralized management; distributed management.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Калашнікова В. І. Аналіз та моделювання методів управління роєм безпілотних літальних апаратів. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*. 2024. № 4 (30). С. 67–84. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2024.4.067>

Kalashnikova, V. (2024), "Methods of managing an automated mobile system", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 4 (30), P. 67–84. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2024.4.067>