

Технічні науки

УДК 623.746.-519

Литвинчук Дмитро Валерійович

науковий співробітник науково-дослідної лабораторії

льотного факультету

Харківський національний університет Повітряних Сил

імені Івана Кожедуба

Lytvynchuk Dmytro

Researcher of the Research Laboratory of the Flight Faculty

Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University

ORCID: 0000-0002-0655-4798

Мартиненко Сергій Вікторович

старший науковий співробітник науково-дослідної лабораторії

льотного факультету

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба

Martynenko Serhiy

Senior Researcher of the Research Laboratory of the Flight Faculty

Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University

ORCID: 0000-0001-9199-5776

Ралко Валерій Юрійович

науковий співробітник науково-дослідної лабораторії

льотного факультету

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба

Ralko Valeriy

Researcher of the Research Laboratory of the Flight Faculty

Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University

ORCID: 0000-0001-6724-5000

Чебаненко Віктор Борисович

*молодший науковий співробітник науково-дослідної
лабораторії льотного факультету*

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба

Chebanenko Viktor

Junior Researcher of the Research Laboratory of the Flight Faculty

Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University

ORCID: 0009-0005-5650-5547

Шмигленко Олег Володимирович

*молодший науковий співробітник науково-дослідної
лабораторії льотного факультету*

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба

Shmyglenko Oleh

Junior Researcher of the Research Laboratory of the Flight Faculty

Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University

ORCID: 0009-0009-7853-8998

**ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ ANT COLONY OPTIMIZATION
ЯК СПОСОБУ ЕФЕКТИВНОГО ПЛАНУВАННЯ МАРШРУТІВ
БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ
RESEARCH OF ANT COLONY OPTIMIZATION ALGORITHMS
AS A WAY TO EFFICIENTLY PLAN ROUTES FOR
UNMANNED AERIAL VEHICLES**

***Анотація.** У статті досліджується застосування мурашиних алгоритмів для розв'язання проблеми маршрутизації безпілотних літальних апаратів (БнЛА).*

Застосування даних алгоритмів для розв'язання поставленої задачі дозволяє оптимізувати обчислювальні витрати та підвищити

ефективність пошуку оптимальних маршрутів. Мурашині алгоритми, засновані на принципах самоорганізації та стигмергії, демонструють здатність адаптуватися до мінливих умов та ефективно вирішувати складні оптимізаційні задачі з багатьма змінними. Цей підхід відкриває шлях до автоматизації планування маршрутів для безпілотних літальних апаратів, що сприяє зниженню ризиків та витрат на їх експлуатацію.

Ключові слова: алгоритм мурашиних колоній, безпілотні літальні апарати, оптимізація, стигмергія.

Summary. The article investigates the use of ant algorithms to solve the problem of routing unmanned aerial vehicles (UAV).

The use of these algorithms to solve the task allows us to optimise computing costs and increase the efficiency of finding optimal routes. The ant algorithms, based on the principles of self-organisation and stigmergy, demonstrate the ability to adapt to changing conditions and effectively solve complex optimisation problems with many variables.

This approach paves the way for automated route planning for unmanned aerial vehicles, which helps to reduce the risks and costs of their operation.

Key words: ant colony algorithm, unmanned aerial vehicles, optimisation, stigmergy.

Постановка проблеми. Завдяки своїм унікальним технічним характеристикам безпілотні літальні апарати можуть бути оснащені різними сенсорними пристроями для здійснення моніторингу навколишнього середовища в реальному часі, визначення власного положення, безперервного коригування орієнтації в польоті та уникнення перешкод. Основна мета планування траєкторії БпЛА полягає в тому, щоб знайти оптимальний і здійснений шлях у відомому середовищі, який не містить конфліктів і відповідає критеріям оптимізації, враховуючи

попередньо визначені місця початкової та кінцевої точок. У реальних умовах польоти БпЛА залежать від багатьох неконтрольованих факторів через притаманну невизначеність і динаміку середовища. Отже, дослідження планування траєкторії БпЛА мають глибоке практичне значення. Ця стаття в першу чергу стосується питання статичного планування шляху. У цьому контексті статичне планування траєкторії передбачає створення моделі середовища для планування траєкторії БпЛА, одночасно враховуючи обмеження продуктивності та комплексну оцінку витрат, пов'язаних з БпЛА. Кінцева мета полягає в тому, щоб заздалегідь спланувати маршрут до того, як БпЛА вирушить у політ.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблемі пошуку оптимального маршруту польоту БпЛА присвячено численні роботи як закордонних, так і вітчизняних авторів. Серед них особливо варто виділити такі дослідження. У роботі Цимбалістової О. А. [1] розглянуто методи кластеризації для вибору маршрутів з подібними характеристиками. Проаналізовано основні підходи до розв'язання цієї проблеми, зокрема виділено переваги та недоліки різних методів кластеризації. Однак ці методи не враховують особливості планування маршрутів, зокрема висоту польоту, швидкість та інші важливі параметри.

У працях Станкевича С. А. та Васька А. В. [2] автори відмовилися від використання класичної задачі комівояжера, замінивши її методами лінійного булевого програмування. Перевагою цього підходу є можливість врахування більшої кількості факторів, що пов'язані з використанням БпЛА.

У роботі Радецького В. Г., Руснака І. С. та Даника Ю. Г. [3] розглянуто метод оптимізації маршруту польоту БпЛА з урахуванням обмеження на максимальний час польоту. В їхніх дослідженнях також враховується нерівноцінність точок, що включаються в маршрут.

У роботі Kamate S. та Yilmazer N. [4] досліджується застосування адаптивного методу віднімання фону для автоматичного виявлення динамічних об’єктів на знімках, що значно покращує точність та швидкість обробки даних під час польоту.

Дослідження Delle Fave F. M., Xu Z., Rogers A. та Jennings N. R. [5] присвячено координації групи БпЛА для пошуку динамічної мети за допомогою алгоритму максимальної суми. Це дозволяє підвищити ефективність виконання місій завдяки злагодженим діям кількох апаратів.

У роботах Олексенка О. О., Гарасименка В. В. та Ярошенка Я. В. [6], [7] запропоновано метод автоматизованого планування маршрутів для безпілотних транспортних засобів, який базується на мурашиному алгоритмі. Цей підхід дозволяє сформувати оптимальний маршрут, враховуючи вхідні параметри, такі як мінімальна та максимальна швидкість руху, координати початкової та кінцевої точок, а також точки зупинок і часові обмеження. Алгоритм генерує послідовність відвідування точок, що мінімізує загальний час пересування, з урахуванням заданих швидкісних параметрів.

Мета статті полягає у розробці методу прогнозування польоту безпілотного літального апарату на основі мурашиного алгоритму.

Методи дослідження – використано загально-наукові методи узагальнення досвіду, аналізу та синтезу, системний підхід.

Виклад основного матеріалу. Безпілотні літальні апарати відкривають можливості для реалізації широкого спектра стратегічних та тактичних цілей, нерідко в режимі оперативного обміну даними та реагування на зміни. Автоматизований політ БпЛА передбачає можливість як дистанційного управління, так і автоматичного планування маршруту самим апаратом. У другому випадку, оператор визначає фінальну точку (ціль), а БпЛА автоматично обирає траєкторію та виконує відповідні маневри. Для планування маршруту необхідне використання “швидких”

алгоритмів, здатних оперативно знаходити, нехай і не завжди оптимальні, але “розумні” маршрути. При цьому використовується картографічний матеріал та супутня інформація, зокрема відомості про вітер, метеоумови, області, що становлять загрозу для БпЛА, а також зони з поганим зв'язком. Як правило, такі зони представлені на карті як території з чіткими кордонами, перетин яких може спричинити небажані наслідки для БпЛА. Дані про ці зони отримуються в процесі розвідки та вимагають застосування додаткових ресурсів [1].

Україна, як і багато інших країн, крокує в епоху технологічних змін, де новітні винаходи стають помічниками у розв'язанні складних завдань. Науково-технічний поступ у галузі безпілотних літальних апаратів сприяв значному розширенню їх потенціалу та їх інтеграції в різні сфери. БпЛА широко використовуються як у цивільних, так і у військових цілях, зокрема: для виявлення та відстеження лісових пожеж; для моніторингу міських просторів для виявлення потенційних проблем, зокрема транспортні затори, аварії в енергомережах, забруднення навколишнього середовища; для інспекції інфраструктури, такої як мости, автошляхи, лінії електропередач та ін. Це допомагає знаходити можливі пошкодження та своєчасно проводити необхідні ремонти та надання даних для оперативного реагування. Окрім того, що стосується військового призначення, БпЛА активно залучаються для проведення розвідувальних операцій, повітряного мінування, нанесення вогневого ураження противника, в рятувальних операціях тощо.

Серед основних переваг БпЛА слід виділити мінімізацію ризику для особового складу, відносно невисоку вартість, легкість в обслуговуванні та здатність функціонувати в умовах обмеженої видимості.

Головною проблемою у використанні БпЛА постає грамотне планування польотних траєкторій. Це завдання потребує значних зусиль і ресурсів – як часових, так і обчислювальних. Адже необхідно брати до

уваги величезну кількість аспектів: атмосферні умови, наявність перешкод, а також необхідність економного використання ресурсів задля досягнення найбільшої ефективності в пошуку та спостереженні за об'єктами. Неефективні моделі та підходи до планування маршрутів можуть спричинити втрату безпілотників, зниження якості виконання поставлених завдань та збільшення експлуатаційних витрат на БпЛА. Враховуючи високу ціну та складність технічного обслуговування безпілотних апаратів, надзвичайно важливо розвивати інтелектуальні системи підтримки рішень, які допоможуть автоматизувати процеси планування траєкторій та зменшити роль людського фактору в керуванні БпЛА.

Планування маршруту для БпЛА є складним процесом, що включає кілька етапів (табл. 1), з урахуванням різних факторів, таких як погодні умови, характеристики апарата, місцеві обмеження та вимоги місії.

Таблиця 1

Етапи планування маршрутів БпЛА

Номер	Етап	Зміст
I	Збір вихідних даних	Збір картографічних відомостей про регіон, інформацію про погоду, вимоги місії та обмеження тощо
II	Аналіз місії	Визначення цілей місії – збори даних, спостереження або пошуково-рятувальні операції та ін. На основі отриманих даних і з урахуванням різних факторів, таких як відстань до об'єкта, швидкість, обмеження та інші, обирається оптимальний маршрут за допомогою спеціалізованих алгоритмів
III	Оцінка потенційних загроз безпеці польоту	Урахування можливих зіткнень з іншими літаючими об'єктами, перешкоди на землі, погодні умови та інші фактори, що можуть вплинути на виконання місії. Якщо місія передбачає тривалий політ, то планується маршрут із урахуванням зупинок для підзарядки або технічного обслуговування
IV	Планування маршруту польоту	Урахування точок вильоту та приземлення, швидкості та висоти польоту, кутів нахилу та іншої важливої інформації
V	Виконання польоту	Проведення моніторингу стану апарата та умов навколишнього середовища
VI	Завершення місії	Аналіз результатів польоту для визначення ефективності вибраного маршруту та виявлення можливих покращень у процесі планування майбутніх маршрутів

Задача маршрутизації безпілотних літальних апаратів є непростим оптимізаційним викликом, який передбачає знаходження оптимальних шляхів для низки таких апаратів для виконання різноманітних місій. Маючи на борту різноманітні сенсори для збору зображень, ці пристрої здатні фіксувати візуальну інформацію з об'єктів. Ці зображення можливо пересилати на пункт управління без перешкод, використовуючи безпроводне з'єднання в реальному часі. Значним плюсом є їхня можливість пересування без потреби залучення головних транспортних мереж. Останні технологічні успіхи, наприклад, збільшення часу автономної роботи батарей, вдосконалення комунікаційних систем та зниження витрат на виробництво, сприяли розширенню сфер застосування БпЛА. Проте, під час планування маршрутів потрібно враховувати вплив метеорологічних факторів, зокрема сильного вітру, туману, дощу чи снігу, що можуть знизити безпеку польотів. Також важливо зважати на обмежений обсяг пального, котрий може обмежити можливість БпЛА виконувати довготривалі місії або подорожувати на великі відстані [10].

У останні роки активно розвиваються метаевристичні методи штучного інтелекту, серед яких знаходиться мурашиний алгоритм або метод мурашиних колоній (Ant System, AS), запропонований М. Доріго в 1992 році [8]. Спочатку алгоритм мурах було розроблено для знаходження найкоротшого шляху на графах, проте подальші дослідження, зокрема західних [11] та вітчизняних науковців, сприяли створенню численних варіацій алгоритму й підтвердили його здатність розв'язувати широкий спектр оптимізаційних завдань. Однією з важливих переваг алгоритму є його висока продуктивність у процесі оптимізації розподілених нестационарних систем [16]. У випадку змін в системі, що досліджується, алгоритм демонструє швидку адаптацію до нових умов та визначає оптимальне рішення. Вказані, а також інші переваги алгоритму (наприклад, висока швидкість обробки даних) актуалізують дослідження можливостей

застосування мурашиного алгоритму та його модифікацій для розробки оптимальних траєкторій польотів БпЛА.

Безпілотні літальні апарати завдяки своїм унікальним технічним характеристикам можуть бути оснащені різноманітними сенсорними пристроями для здійснення моніторингу навколишнього середовища в реальному часі, визначення свого місця розташування, коригування польотної орієнтації та уникнення перешкод. Завдяки цьому БпЛА мають значну здатність ефективно виконувати свої завдання. Основною метою планування маршруту БпЛА є знаходження оптимального та здійсненого маршруту в межах відомого середовища, який не містить конфліктів та відповідає критеріям оптимізації, за умов заздалегідь заданих початкових і кінцевих точок. У реальних умовах польотів місії БпЛА підлягають багатьом неконтрольованим факторам через властиву невизначеність і динаміку середовища. Тому дослідження планування маршруту БпЛА має глибоке практичне значення.

Вчені розробили безліч алгоритмів для вирішення задачі двовимірного планування маршруту, таких як метод розкладу елементів, метод потенційного поля та алгоритм Дейкстри. Однак ці алгоритми зазвичай не враховують обмеження по висоті та можуть не відповідати практичним вимогам польоту реальних БпЛА. З моменту пропозиції алгоритму оптимізації мурашиних колоній (Ant Colony Optimization, ACO) Доріго, він поступово набув популярності у логістиці та плануванні маршрутів. У 1990-х роках основними представниками алгоритмів ACO були Ant System (AS) і дві найбільш успішні варіації: MAX-MIN Ant System (MMAS) і Ant Colony System (ACS). Алгоритми ACO постійно вдосконалювались і розвивались, тому вони мають високу стійкість і хорошу зворотну інформацію, імітуючи принцип збору їжі мурах, що допомагає вирішити проблему складного планування маршрутів. Коли колонія мурашок стикається з вибором дістатися до їжі двома різними

шляхами, один з яких набагато коротший за інший, їхній вибір є абсолютно випадковим. Однак ті, хто використовує коротший шлях, швидше дістаються до їжі і тому частіше ходять туди-сюди між мурашником і їжею (рис.1).

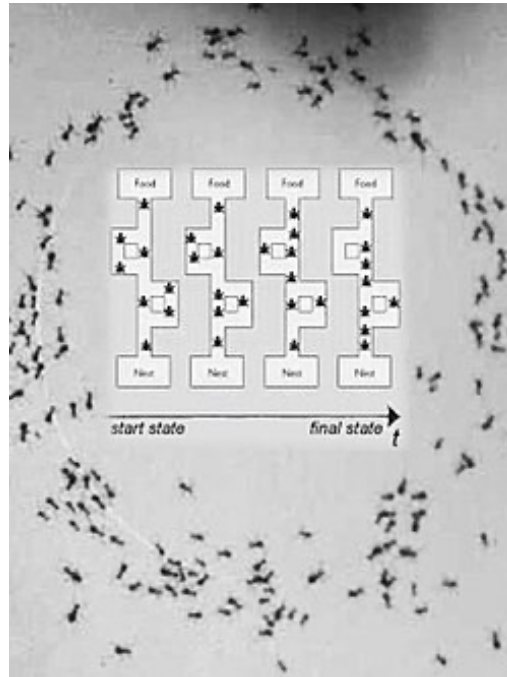


Рис. 1. Колонія мурах [16]

Мурашині алгоритми беруть за основу наслідування природних процесів самоорганізації мурашиних колоній. Колонія мурах представлена як мультиагентна система, де кожен агент (мураха) діє за дуже простими приписами. Незважаючи на примітивність поведінки кожної окремої мурахи, взаємодія в рамках системи забезпечує високий рівень організації, що дає змогу мурахам існувати на Землі більше як 100 мільйонів років. Самоорганізація реалізується через низькорівневу взаємодію агентів, що обмінюються тільки локальною інформацією, без централізованого контролю, зосереджуючись на досягненні глобальних цілей. Самоорганізація базується на взаємодії чотирьох складових: численних повторень (де декілька мурах одночасно шукають шлях), випадковості (що короткий маршрут, то частіше мураха може пройти ним за певний час), позитивного зворотного зв'язку (імітується поведінка мурах через

“залишення слідів” і пересування по ним) та негативного зворотного зв'язку (за допомогою випаровування феромону). Для передачі локальної інформації мурахи застосовують так звану стигмергію — форму взаємодії, за якої один агент змінює середовище, а інші агенти, через певний проміжок часу, спостерігають ці зміни та використовують цю інформацію у своїй роботі.

Мурахи вдаються до стигмергії, залишаючи феромон – спеціальну хімічну речовину, коли шукають їжу або повертаються з нею до свого гнізда. Інші мурахи, що знаходяться поряд, реагують на феромон, обираючи той самий шлях, таким чином збільшуючи його концентрацію. Що більше феромону на стежці, то привабливішою вона стає для інших, збільшуючи ймовірність повторного використання цього шляху. Отже, розподіл феромону слугує динамічною пам'яттю системи, де кожна мураха впливає на рівень феромону в точці, де вона проходить.

Концентрація феромону на стежці обернено пропорційна її довжині. Коротший шлях означає вищу концентрацію феромону, що робить його більш привабливим для решти мурах. Таким чином, короткий шлях зберігається в “пам'яті” мурашника як найкращий та має більшу ймовірність бути обраним надалі. Феромон поступово випаровується, створюючи негативний зворотний зв'язок. Зі збільшенням концентрації феромону на оптимальних шляхах та при постійній швидкості випаровування, неефективні шляхи зникають, і мурахи все частіше обирають лише оптимальні варіанти. Використання цього механізму (випаровування) запобігає швидкій прив'язаності до одного, не зовсім оптимального шляху, забезпечуючи ефективну адаптивність системи.

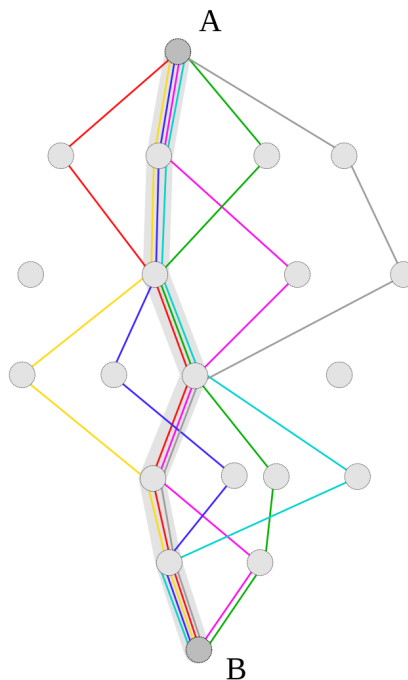
Колонії мурашок, як і інші суспільства комах, – це розподілені системи. Їм притаманна високоорганізована соціальна структура, хоча окремі особини досить прості. Вони здатні вирішувати складні завдання, що перевищують можливості кожної мурашки окремо. “Мурашині алгоритми”

досліджують моделі, створені на основі спостережень за реальною поведінкою мурах, використовуючи ці спостереження як джерело натхнення для розробки нових алгоритмів оптимізації та розподіленого керування. Головна ідея полягає в тому, що принципи самоорганізації, що реалізуються у вигляді високоорганізованої поведінки справжніх мурашок, можна використовувати для координування штучних агентів під час вирішення обчислювальних задач. Мурашині колонії стали джерелом натхнення для створення різних видів мурашиних алгоритмів, що застосовуються у пошуку їжі, розподілі праці та кооперативному транспортуванні. У кожному з цих випадків мурахи координують свою діяльність за допомогою стигмергії – непрямого способу комунікації, який здійснюється через зміни в навколишньому середовищі. Приклад: мурахарозвідник залишає хімічні сліди на землі, збільшуючи таким чином ймовірність того, що інші мурахи підуть тим самим шляхом. Біологи продемонстрували, що багато аспектів соціальної поведінки мурашиних колоній можуть бути пояснені за допомогою простих моделей, заснованих лише на стигмергічній комунікації. Інакше кажучи, дослідники показали, що часто стигмергічної, непрямої комунікації достатньо для того, щоб пояснити, яким чином соціальні комахи досягають самоорганізації.

Ця ідея лежить в основі мурашиних алгоритмів та застосовується для узгодження дій штучних груп агентів. Є чимало успішних прикладів використання мурашиних алгоритмів, серед яких “мурашина колоніальна оптимізація” (ACO), що спеціалізується на вирішенні дискретних оптимізаційних проблем. У цьому підході несподівані відкриття, що виникли з поведінки справжніх мурах при пошуку їжі, було адаптовано для створення штучних мурах, здатних розв'язувати комплексні задачі оптимізації. Мурашині алгоритми використовують принципи самоорганізації та стигмергії для координації дій штучних агентів, показуючи, що прості правила взаємодії між агентами можуть призвести до

ефективного вирішення складних оптимізаційних завдань. Вони відкривають нові перспективи для розробки імітаційних моделей та алгоритмів, що використовують природні принципи колективного інтелекту для розв'язання реальних проблем.

Розглянемо один з найпопулярніших варіантів мурашиних алгоритмів - Ant Colony System. Цей алгоритм вдосконалює класичну систему мурах (AS), застосовуючи інформацію, отриману з попередніх поколінь, для покращення ймовірнісної моделі пошуку. Це досягається за допомогою двох ключових процесів. Перший — це використання стратегії пріоритетного вибору під час оновлення феромонів, що залишають мурахи на ребрах: феромон змінюється тільки на тих ребрах, які входять до найкращого знайденого рішення. Другий процес передбачає, що мурахи обирають наступний вузол для часткового розв'язку, використовуючи псевдовипадковий пропорційний вибір. Під час оновлення феромонів, після завершення роботи кожного покоління мурах, феромон зберігається тільки на шляху, який привів до найкращого знайденого рішення (рис. 2).



**Рис. 2. Вибір найкоротшого шляху між двома точками А і В
з використанням графу [17]**

В алгоритмі Ant Colony Optimization (ACO) феромон відкладається на ребрах графа, що представляє середовище планування маршруту БПЛА, на основі якості шляхів, пройдених мурахами. Існує кілька варіантів формул оновлення феромонів, але загальна ідея полягає в наступному:

1) *випаровування феромону* (Pheromone Evaporation).

З часом феромон на всіх ребрах графа поступово випаровується. Це робиться для того, щоб уникнути передчасної збіжності до субоптимального розв'язання і стимулювати подальше дослідження простору пошуку. Формула випаровування зазвичай має такий вигляд:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t),$$

де $\tau_{ij}(t)$ – кількість феромону на ребрі (i, j) у момент часу t ;

ρ – коефіцієнт випаровування феромону, $0 \leq \rho < 1$. Чим вище ρ , тим швидше випаровується феромон;

2) *відкладення феромону* (Pheromone Deposition).

Після того як усі мурахи завершать свій шлях (одну ітерацію), кількість феромону на ребрах, які були частиною “позитивних” рішень, збільшується. Різні версії ACO використовують різні стратегії для визначення того, які шляхи вважаються “позитивними” і скільки феромону слід відкласти.

Загальна формула оновлення феромону:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t),$$

де m – кількість мурах;

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$ – кількість феромону, який відкладено k -ю мурахою на ребрі (i, j) протягом поточної ітерації.

Існує кілька поширених способів визначення кількості феромону, що відкладається кожною мурахою $\Delta\tau_{ij}^k(t)$:

1) *Ant System (AS)*.

Кількість феромону, відкладена k -ю мурахою на ребрі (i, j) , обернено пропорційна довжині її шляху (L_k):

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, \\ 0 \end{cases}$$

де $\frac{Q}{L_k}$ – якщо мураха k пройшла через ребро (i, j) ;

0 – інакше;

Q – константа, що визначає кількість феромону, який відкладається;

2) *Ant Colony System (ACS)*.

В ACS оновлення феромонів відбувається як локально (під час побудови рішення мурахою), так і глобально (після завершення ітерації). Глобальне оновлення зазвичай застосовується тільки до найкращого знайденого на даний момент шляху. Кількість феромону, що відкладається, може бути обернено пропорційною довжині найкращого шляху (L_{best}).

$$\Delta\tau_{ij}^{best}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_{best}}, \\ 0 \end{cases}$$

де $\frac{Q}{L_{best}}$ – якщо найкраще рішення містить ребро (i, j) ;

0 – інакше;

3) *Max-Min Ant System (MMAS)*.

У MMAS кількість феромону на кожному ребрі обмежена максимальним та мінімальним значеннями $[\tau_{min}, \tau_{max}]$. Тільки найкраща мураха в кожній ітерації (або найкраща мураха з початку роботи алгоритму) може відкладати феромон.

$$\Delta\tau_{ij}^{best}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_{best}}, \\ 0 \end{cases}$$

де $\frac{Q}{L_{best}}$ – якщо найкраща мураха пройшла через ребро (i, j) ;

0 – інакше.

Головною метою ММАС є запобігання занадто великим або надто малим значенням феромону, що може призвести до передчасної збіжності або обмеженого пошуку. Обмеження діапазону значень феромону в ММАС стимулює мурах досліджувати різні шляхи та запобігає переважанню одного шляху на ранніх етапах алгоритму. Спочатку всі значення феромону встановлюються на максимальний рівень. Під час проходження мурахами ребер, вони залишають феромон відповідно до якості знайденого рішення, проте кількість феромону, яку можна залишити, обмежується максимальними та мінімальними значеннями, заданими алгоритмом.

У контексті планування маршруту БпЛА якість шляху мурахи зазвичай оцінюється на основі таких факторів, як: довжина шляху (більш короткі шляхи вважаються кращими); споживання енергії (шляхи з меншим споживанням енергії кращі); уникнення перешкод (шляхи, що уникають перешкод, мають вищу якість (можна запровадити штрафи за проходження поруч із перешкодами)).

Відповідно, під час відкладення феромону мурахи, які знайшли коротші, енергоефективніші та безпечніші шляхи, залишатимуть більше феромону на пройдених ними ребрах. Це збільшує ймовірність того, що наступні мурахи будуть слідувати цими більш якісними шляхами, що в кінцевому підсумку призведе до знаходження оптимального або близького до оптимального маршруту для БпЛА.

Поняття “феромону”, у випадку з маршрутами БпЛА, інтерпретується наступним чином:

1) феромон як міра привабливості маршруту (або його частини). Уявімо, що кожного разу, коли штучна “мураха” (що являє собою одну з ітерацій пошуку рішення) прокладає певну ділянку маршруту між двома точками (вузлами графа, що являє собою робочий простір БпЛА), вона залишає на цій ділянці певну кількість “віртуального феромону”. Кількість залишеного феромону зазвичай пов'язана з “якістю” пройденого маршруту

цією мурахою. Наприклад: коротші маршрути можуть призводити до відкладення більшої кількості феромону; маршрути з меншим споживанням енергії можуть також заохочуватися більшою кількістю феромону; маршрути, що уникають перешкод або зон ризику, можуть отримувати додаткове “позитивне” феромонне підкріплення;

2) феромон як інформація для наступних мурах. Наявність феромону на певній ділянці маршруту робить цю ділянку більш привабливою для наступних “мурах” під час ухвалення рішення про те, куди рухатися далі. Мурахи ухвалюють імовірнісне рішення про наступний крок, віддаючи перевагу тим ділянкам маршруту, на яких концентрація феромону вища. Це означає, що раніше знайдені “позитивні” маршрути мають більшу ймовірність бути повторно використаними або стати основою для подальшого поліпшення;

3) випаровування феромону. Важливим аспектом є випаровування феромону з часом (між ітераціями алгоритму). Це означає, що “старі” маршрути, які не були підкріплені новими мураками, поступово втрачають свою привабливість. Випаровування феромону виконує кілька важливих функцій:

запобігає передчасному сходженню до субоптимального рішення, – якби феромон не випаровувався, перші знайдені (можливо, не найкращі) маршрути могли б швидко стати надто привабливими, і алгоритм перестав би досліджувати інші області пошуку;

сприяє забуванню неефективних маршрутів. Якщо якась ділянка маршруту виявилася не вигідною в довгостроковій перспективі, випаровування феромону зменшить її привабливість для майбутніх мурах;

стимулює дослідження нових, потенційно кращих маршрутів. Постійне випаровування феромону підтримує баланс між експлуатацією вже знайдених позитивних рішень і дослідженням нових можливостей.

Таким чином, у контексті планування маршрутів БпЛА феромон являє собою:

штучно створену міру привабливості певних ділянок повітряного простору (представлених ребрами графа);

форму колективної пам'яті колонії штучних мурах про раніше знайдені рішення;

механізм самоорганізації, який дає змогу колонії поступово знаходити оптимальні або близькі до оптимальних маршрути шляхом ітеративного дослідження та обміну інформацією (через феромонні сліди).

Вибір конкретної формули та параметрів оновлення феромонів (наприклад, ρ , Q , стратегії вибору найкращої мурахи) може суттєво впливати на продуктивність алгоритму АСО під час планування маршруту БпЛА.

Використання концепції феромону в АСО дає змогу ефективно розв'язувати складні задачі оптимізації маршрутів БпЛА, з огляду на різні обмеження і цілі, як-от мінімізація відстані, часу польоту, енергоспоживання, уникнення перешкод і зон із високим ризиком.

У найпростішому випадку маршрут польоту БпЛА можна представити як серію послідовних етапів [7]: зліт з вихідної точки маршруту (ВТМ) та набір висоти, горизонтальні ділянки, де здійснюється крейсерський політ, досягнення об'єкта, а також зниження до рубежу виконання завдання (РВЗ) або кінцевої точки маршруту (КТМ). Горизонтальні ділянки включають поворотні точки маршруту (ПТМ), де змінюється курс, а в загальному випадку – і висота польоту (рис. 3).

Для спрощення припускаємо, що розташування ВТМ, КТМ і поворотних точок повністю визначає маршрут польоту БпЛА.

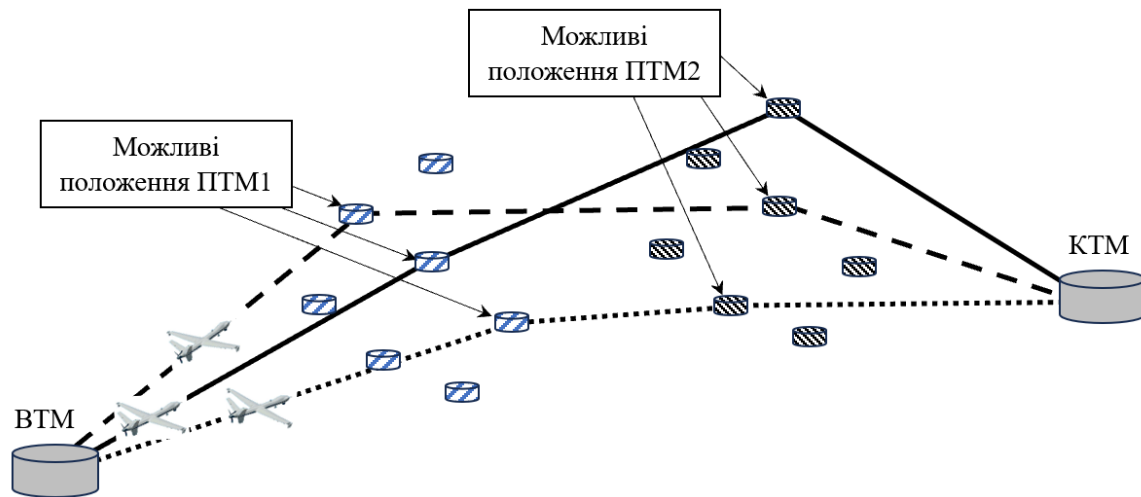


Рис. 3. Приклад побудови маршруту польоту БпЛА

Джерело: складено автором за даними [7]

Кожен етап маршруту, а також маневри на вибраних ПТМ, супроводжуються певними ризиками для БпЛА і потребують витрат ресурсів, що дозволяє порівнювати різні маршрути за їхньою перевагою. Оскільки можливі варіанти розташування поворотних точок численні, кількість можливих маршрутів польоту БпЛА може бути дуже великою, що ускладнює пошук оптимального маршруту за допомогою методу перебору.

В алгоритмі мурашок, в кожному циклі ітераційного процесу, агенти проводять пошук рішення, а також оновлюють феромони на знайденому шляху. Кожний k -й агент стартує свій шлях з BTM, долає визначені алгоритмом поворотні пункти маршруту та завершує свій рух в KTM. Вибір ПТМ з j можливих здійснюється на основі ймовірнісного правила, що визначає ймовірність переходу k -го агента в i -у ПТМ з врахуванням доступності i -ї ділянки маршруту L_i та концентрації феромонів на цій ділянці F_i в момент часу t наступним чином [7]:

$$P_i^k(t) = \frac{F_i(t)^{\alpha} \cdot L_i^{\beta}}{\sum_{j=1}^J F_j(t)^{\alpha} \cdot L_i^{\beta}}, \quad (1)$$

де $\alpha \geq 0$ і $\beta \geq 0$ – два регульовані параметри, що задають вагу феромона і доступності ділянки, відповідно.

При $\alpha = 0$ агенти на кожному кроці прямують до найближчої ПТМ, і AS перетворюється на “жадібний” алгоритм класичної теорії оптимізації. Якщо $\beta = 0$, враховується тільки вплив феромонів, що швидко приведе розв'язок до субоптимального. Для забезпечення доброї динаміки у [9] рекомендується встановлювати $\beta > \alpha$. М. Доріго виявив низку комбінацій α і β , які дозволяють отримувати добрі результати за найкоротший час.

Згідно з правилом (1), визначаються ймовірності вибору тієї чи іншої ПТМ. Сам процес вибору реалізується за принципом “колеса рулетки”. Це можна здійснити, наприклад, розділивши відрізок довжиною S на J частин, довжина яких пропорційна P_i . Потім генерується випадкове число, рівномірно розподілене в інтервалі [12], і вибір ПТМ здійснюється відповідно до того, в яку частину відрізка S потрапляє це випадкове число. Доступність ділянки маршруту L_i в найпростішому випадку можна обчислити за формулою (2).

$$L_i = \frac{1}{D_i}, \quad (2)$$

де D_i – довжина i -ї ділянки маршруту.

В більш складних випадках значення L_i може бути розраховане в залежності від наявності “зон небезпеки” на ділянці польоту.

У дослідженні алгоритму мурашиної колонії було встановлено, що для досягнення найкращих результатів пошуку важливо мати як оптимальне, так і гірше рішення. Раніше алгоритм штучної колонії мурашок зосереджувався лише на оптимальному рішенні для поведінки всієї групи, щоб створити позитивний зворотний зв'язок. Однак загальний обсяг ресурсів, які використовуються в процесі пошуку шляху, є фіксованим. Тому в цій статті пропонується використовувати результати пошуку гіршого шляху для збільшення випаровування феромону на цьому шляху та скорочення часу, необхідного для його проходження. Таким чином, концентрація феромону в ще не досліджених областях буде значно

вищою, ніж на поганому шляху, що збільшить ймовірність того, що мурашка дослідить ці області, оскільки в них може бути знайдено краще рішення.

Спочатку всі шляхи, знайдені мурахами, сортуються, а потім для останніх ω мурах здійснюється коригування феромонів з урахуванням штрафу. Мурахи ω сортуються за довжиною шляху, і штраф застосовується відповідно до рівня сортування, – чим коротший шлях, тим вищий його рівень і, відповідно, більший штраф для цього шляху. Спираючись на цю концепцію, в цій статті пропонується розробити модель штрафування феромонів для алгоритму мурашиної колонії, що відображено у наведеній формулі [15].

$$C = \rho + \frac{\lambda \sum_{\omega=0}^{k=\omega} (k-\omega)}{D},$$

де ρ – швидкість випаровування феромону;

D – відстань від точки до цільової точки;

λ – $1/10$ відстані D , щоб гарантувати, що повне значення не є надто великим;

ω – порядок поганого шляху пошуку мурахи;

k – фіксоване значення, що дорівнює ω . У конкретному застосуванні, якщо оптимальний шлях і найгірший шлях проходять через цю точку, штраф не накладається.

Це безпосередньо впливає на ймовірність вибору шляху мурахою. Тобто, феромон на поганому шляху зменшується, що знижує ймовірність його повторного проходження. Водночас зростає ймовірність дослідження невідомих ділянок. Для оновлення феромонів використовується глобальний метод, оскільки локальний метод з більшою ймовірністю призведе до потрапляння мурахи в локальне оптимальне рішення. Після того як всі мурахи в кожному поколінні завершили пошук, феромони оновлюються відповідно до результатів оптимізації та моделі оновлення

феромонів, описаної раніше. У процесі пошуку алгоритм AS запобігає передчасній конвергенції, що дозволяє досягти кращих результатів. Крім того, загальна кількість феромонів на шляху контролюється в межах певного діапазону ($[min, max]$), що запобігає надто швидкому переходу мурахи до локально оптимального шляху та дозволяє мурахам досліджувати ширший спектр невідомих територій.

На початковому етапі пошуку, для покращення ефективності алгоритму, початкове значення феромону встановлюється на максимальний рівень. Оновлення феромону здійснюється за наступними правилами:

$$T_{ij}(t) = (1 - \rho)T_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{best},$$

де $\Delta\tau_{ij}^{best} = \begin{cases} (C_k)^{-1} \\ 0 \end{cases}$ – оновлення феромону оптимального шляху;

C_k – оптимальна відстань шляху.

Попри те, що історично оптимальне рішення зберігається після завершення пошуку колонії мурах, під час оновлення феромону, матриця феромонів оновлюється на основі оптимального шляху поточного покоління. Це дозволяє ефективніше використовувати механізм позитивного зворотнього зв'язку, створений оптимальним шляхом, і дає більше можливостей для дослідження нових шляхів. Таким чином, загальний процес пошуку шляху стає більш різноманітним, що допомагає уникнути передчасної конвергенції до локального оптимуму і зменшує дослідження поганих шляхів, що в свою чергу підвищує ефективність алгоритму пошуку мурашиної колонії.

Алгоритми колонії мурашок широко використовуються для вирішення різноманітних задач оптимізації в різних областях, особливо в галузі інженерного проектування. Алгоритм мурашиної колонії – це інтелектуальний алгоритм із механізмом позитивного зворотнього зв'язку.

Висновки. Безпілотні літальні апарати набули великої популярності завдяки своїй здатності виконувати складні завдання в різних сферах, таких як моніторинг інфраструктури, сільське господарство, боротьба з пожежами та розвідувальні операції в умовах бойових дій. Вони стали особливо важливими через свою низьку вартість, простоту обслуговування та високу ефективність, що робить їх незамінними в ситуаціях, де використання пілотованої авіації є небажаним або небезпечним. Планування маршрутів для БпЛА – це складний процес, який вимагає врахування численних факторів, таких як погодні умови, наявність перешкод, активність протиповітряної оборони та необхідність оптимізації ресурсів. Відсутність ефективних методів планування може призвести до втрати апаратів і збільшення витрат на їх експлуатацію. Застосування сучасних алгоритмів оптимізації, використання геоінформаційних систем та штучного інтелекту дозволяє врахувати всі фактори, пов'язані з плануванням польотів БпЛА, і забезпечити високий рівень виконання завдань. Ці технології допомагають створювати моделі, які можуть ефективно адаптуватися до змін у навколишньому середовищі, що дозволяє успішно виконувати місії в різних умовах.

Результати досліджень загалом позитивні та вказують на потенціал використання мурашиного алгоритму для вирішення задач. Прокладання маршрутів польоту буде здійснюватися з урахуванням перешкод на маршруті та “зон небезпеки”. Мурашині алгоритми базуються на принципах самоорганізації та стигмергії, що забезпечує ефективну координацію багатьох агентів (мурашок), які можуть адаптуватися до змінюваних умов і швидко знаходити оптимальні або наближені до оптимальних рішення. Застосування таких алгоритмів для прогнозування траєкторій польотів БпЛА дозволяє знизити ризики, зменшити витрати часу та ресурсів на пошук маршруту і підвищити ефективність виконання місій.

Дослідження показують, що мурашиний алгоритм добре підходить для розв'язання задач маршрутизації в реальних умовах, де необхідно враховувати різноманітні змінні фактори, такі як метеорологічні умови, заборонені зони та можливі перешкоди. Крім того, методи, що використовують мурашині алгоритми, можуть бути адаптовані до умов швидкої зміни ситуації, що є особливо важливим для завдань з високими вимогами до часу реагування та обмеженими обчислювальними ресурсами.

Таким чином, запропонований підхід до прогнозування польоту БПЛА на основі мурашиного алгоритму є перспективним інструментом для оптимізації траєкторій польотів безпілотних апаратів у реальних умовах, забезпечуючи їхню більшу автономність і знижуючи потребу в людському втручанні. Однак, для покращення результатів, необхідне подальше вдосконалення та адаптація алгоритму до специфічних завдань та обмежень, з якими стикаються БПЛА в різних сферах застосування.

Література

1. Цимбалістова О. А. Розвиток ринку послуг безпілотних літальних апаратів як основний напрямок інноваційного прогресу сучасної авіації. *Економічний аналіз*. 2015. Т. 19, № 1. С. 116-122 URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/ecan_2015_19%281%29__17 (дата звернення: 25.03.2025).

2. Станкевич С. А., Васько А.В. Застосування сучасних технологій аерокосмічного знімання в аграрній сфері. *Наукові аспекти геодезії, землеустрою та інформаційних технологій: матеріали наук.-практ. конфер.* 2011. С. 44-50.

3. Радецький В. Г., Руснак І. С., Даник Ю. Г. Безпілотна авіація в сучасній збройній боротьбі: монографія. К.: НАОУ, 2008. 224 с.

4. Kamate S., Yilmazer N. Application of Object Detection and Tracking Techniques for Unmanned Aerial Vehicles. *Procedia Computer Science*. 2015. Vol. 61. P. 436–441. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.09.183>.

5. Delle Fave F. M., Xu Z., Rogers A., Jennings N. R. Decentralised Coordination of Unmanned Aerial Vehicles for Target Search using the Max-Sum Algorithm. *AAMAS 2010 Workshop on Agents in Real Time and Environment: conference paper*. 2010. 10 p. URL: https://eprints.soton.ac.uk/270812/1/ARDE_Workshop.pdf (дата звернення: 01.04.2025).

6. Олексенко О. О., Гарасименко В. В. Метод визначення варіантів польоту безпілотного літального апарату на основі макс-мінного мурашиного алгоритму. Сучасний стан проведення наукових досліджень у ІТ-технологіях, галузях електроніки, інженерії, нанотехнологіях та транспортній сфері : колективна монографія, за ред. Г. І. Валеренко. Вінниця : European scientific platform, 2022. С. 4-12. <https://doi.org/10.36074/csriteenat.ed-2.01>.

7. Олексенко О. О., Ярошенко Я. В. Розробка методу оптимального маршруту польоту безпілотного літального апарату на основі мурашиного алгоритму. Сучасний стан проведення наукових досліджень у ІТ-технологіях, галузях електроніки, інженерії, нанотехнологіях та транспортній сфері : колективна монографія, за ред. Г. І. Валеренко. Вінниця : European scientific platform, 2021. С. 147-158. <https://doi.org/10.36074/csriteenat.ed-1.10>.

8. Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A. Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*. 1996. Vol. 26, No.1. P. 1-13. <https://doi.org/10.1109/3477.484436>, <https://jmvidal.cse.sc.edu/library/dorigo96a.pdf> (дата звернення: 03.04.2025).

9. Бережний А. О. Методи та інформаційна технологія автоматизованого планування маршрутів польотів безпілотних літальних апаратів для підвищення ефективності пошуку об'єктів: дис. канд. техн. наук : 05.13.06. Харків : ХНУПС, Черкаси : ЧДТУ, 2020. 192 с.

10. Дружинін Є. А., Ковалевський М. І., Погудіна О. К., Черановський В. О. Методи та інформаційні технології впровадження безпілотних літальних апаратів в повітряний простір України. *Системи озброєння і військова техніка*. 2021. № 4(68). С. 84–90. <https://doi.org/10.30748/soivt.2021.68.12>.

11. Гуляницький Л. Ф., Сторчевий В. В. Одна спеціальна задача маршрутизації БПЛА. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія: Математика і інформатика*. 2019. № 1(34). С. 69–78. [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2019.1\(34\).69-78](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2019.1(34).69-78).

12. Зіньков Р. В., Марчук Г. В. Принцип дії мурашиного алгоритму при вирішенні задачі ковіміяжера. *Державний університет "Житомирська політехніка"*. URL: <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2019/12/17-1.pdf> (дата звернення: 16.04.2025).

13. Галінський Д. О., Куліш Р. В. Метод моніторингу стану стаціонарних елементів об'єктів критичної інфраструктури безпілотними літальними апаратами з використанням динамічного програмування. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2023. Т. 1, № 71. С. 10-14. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.1.010>.

14. Plastiras G., Kyrkou C., Theocharides T. Efficient ConvNet-based Object Detection for Unmanned Aerial Vehicles by Selective Tile Processing. *Proceedings of the 12th International Conference on Distributed Smart Cameras (ICDSC'18)*, Eindhoven, Netherlands. September 2018. Art. 3. P. 1-6. <https://doi.org/10.1145/3243394.3243692>.

15. Qu H., Huang L.W., Ke X. Research of improved ant colony based robot path planning under dynamic environment. Dianzi Keji Daxue Xuebao. *Journal of the University of Electronic Science and Technology of China*. March 2015. 44(2). P. 260-265. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2015.02.017>.

16. Waldner J.-B. Nanocomputers and Swarm Intelligence. London: ISTE John Wiley & Sons. 2008. p. 225

17. Swarm Learning – A Decentralized Machine Learning Framework. URL: <https://analyticsindiamag.com/ai-trends/swarm-learning-a-decentralized-machine-learning-framework> (дата звернення: 16.04.2025).