

ТЕНДЕНЦІЇ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПЛАНУВАННЯ ТРАЄКТОРІЙ БАГАТОЦІЛЬОВИХ НИЗЬКООРБІТАЛЬНИХ МІСІЙ АКТИВНОГО ВИДАЛЕННЯ КОСМІЧНОГО СМІТТЯ

Інститут технічної механіки

*Національної академії наук України і Державного космічного агентства України,
вул. Лешко-Попеля, 15, 49005, Дніпро, Україна; <https://ror.org/003ed9546>; e-mail: jura_gold@meta.ua*

Космічне сміття (КС) стало нагальною проблемою через зростання кількості супутників та ракет, відправлених у космос з початку космічної ери. Навколоземний простір зараз заповнений тисячами діючих супутників і об'єктів КС. Найбільшу небезпеку для діючих супутників становлять дрібні фрагменти КС, основним джерелом яких є покинуті великі об'єкти КС: непрацюючі супутники, відпрацьовані ступені ракет та розгінні блоки. Зростання частоти зіткнень фрагментів КС з цінними космічними об'єктами стимулювало появу численних досліджень, що присвячені питанням активного видалення космічного сміття (АВС). В проведених дослідженнях наведено приклади ефективних багатоцільових місій АВС, реалізація яких пов'язана з виконанням складних і дороговартісних маневрів транспортних космічних апаратів (ТКА) місій. Багатоцільові місії АВС повинні забезпечувати економічну і технічну ефективність в умовах зміни навколишнього середовища і вимог до місій. В процесі виконання багатоцільових місій АВС один чи групи роботизованих ТКА з рушійними установками високої або низької тяги переміщуються по траєкторіях від одних об'єктів АВС до інших, захоплюють їх та відводять з орбіти, або прикріплюють до них модулі відведення. Траєкторії ТКА включають послідовності орбітальних перельотів для зустрічі з об'єктами АВС і суттєво залежать від балістичних схем місій АВС і тяги рушійних установок ТКА. Складність проведення маневрів ТКА та дефіцит ресурсів місій АВС призводять до необхідності проведення систематичного планування траєкторій ТКА. Більше того, місії АВС потребують високого рівня автономності планування траєкторій ТКА. Планування траєкторій багатоцільових місій АВС призводить до необхідності розв'язку складних задач оптимального розподілу об'єктів АВС між ТКА місій, а також, одно або багатокритеріальних задач вибору оптимальних траєкторій АВС. З математичної точки зору задача планування траєкторій багатоцільових місій АВС належить до залежних від часу оптимізаційних комбінаторних задач механіки космічного польоту з дискретними і безперервними змінними.

Метою роботи є висвітлення тенденцій у використанні методів штучного інтелекту для планування траєкторій багатоцільових низькоорбітальних місій активного видалення космічного сміття.

У цій статті проведено порівняльний аналіз сучасних тенденцій і перспектив використання, метаевристичних методів і методів машинного навчання в задачах планування траєкторій багатоцільових місій АВС. Виявлено перспективні області застосування розглянутих методів. Продемонстровано можливість використання попередньо навченої методами навчання з підкріпленням або глибокого навчання з підкріпленням нейронної мережі для автономного планування місій у групувань АВС в умовах зміни навколишнього середовища і вимог місій. Новизна статті полягає в виявленні сучасних тенденцій і перспектив використання методів штучного інтелекту для планування траєкторій багатоцільових низькоорбітальних місій АВС.

Ключові слова: видалення космічного сміття, комбінаторна оптимізація, планування траєкторій, методи пошуку по дереву, метаевристичні методи, методи машинного навчання, нейронна мережа.

Orbital debris (OD) has become a pressing problem due to the growing number of satellites and rockets. Space debris (SD) has become a pressing problem due to the growing number of satellites and rockets launched into space since the beginning of the space age. The space around the Earth is now filled with thousands of operating satellites and SD objects. The greatest danger to operating satellites comes from small SD fragments, whose main source is abandoned large SD objects: defunct satellites, spent rocket stages, and boosters. The increasing frequency of collisions of SD fragments with valuable space objects has stimulated numerous studies devoted to active space debris removal (ASDR). They provide examples of effective multi-target ASDR missions, whose implementation involves complex and expensive maneuvers of automated transfer vehicles (ATV). Multi-target ASDR missions must be economically and technically effective under conditions of a changing environment and changing mission requirements. In multi-target ASDR missions, one or groups of robotic ATVs with high or low thrust propulsion systems move along trajectories from one ASDR object to another, capture them, and remove them from orbit, or attach removal modules to them. ATV trajectories include sequences of orbital transfers for rendezvous with ASDR objects, and they significantly depend on the ballistic schemes of ASDR missions and the ATV propulsion system thrust. The complexity of ATV maneuvers and the scarcity of ASDR mission resources call for systematic planning of ATV trajectories. Moreover, ASDR missions require a high level of autonomy in planning ATV trajectories. Planning the trajectories of multi-target ASDR missions calls for solving complex problems of optimal distribution of ASDR objects between the mission ATVs and single- or multi-criteria problems of choosing optimal ASDR trajectories. Mathematically, the problem of planning the trajectories of multi-

target ASDR missions is a time-dependent optimization combinatorial problem of space flight mechanics with discrete and continuous variables.

The goal of this paper is to identify trends in the use of artificial intelligence methods in planning the trajectories of multi-target low-orbit ASDR missions.

The paper presents a comparative analysis of the current trends in and prospects for the use of meta-heuristic and machine learning methods in trajectory planning for multi-target ASDR missions. Promising areas of application for the methods considered are identified. It is shown that a neural network pre-trained using reinforcement learning or deep reinforcement learning methods can be used in autonomous planning of ASDR missions under conditions of a changing environment and changing mission requirements. The novelty of the paper lies in identifying current trends in and prospects for the use of artificial intelligence methods in planning the trajectories of multi-target low-orbit ASDR missions.

Keywords: *space debris, combinatorial optimization, metaheuristic optimization, machine learning, neural network.*

Вступ. Космічне сміття (КС) стало нагальною проблемою через зростання кількості супутників та ракет, відправлених у космос з початку космічної ери. Навколоземний простір зараз заповнений тисячами діючих супутників і об'єктів КС. Найбільшу небезпеку для діючих супутників становлять дрібні фрагменти КС, основним джерелом яких є покинуті великі об'єкти КС: непрацюючі супутники, відпрацьовані ступені ракет та розгінні блоки. В умовах орбітального польоту корпуси космічних об'єктів втрачають механічну стійкість і руйнуються. Цьому процесу сприяють залишки палива в баках, а також хімічні сполуки, що використовувались для підтримки внутрішнього тиску або для роботи системи енергопостачання. Під впливом змінних температур вони можуть переходити в газоподібний стан і при нагріванні призводити до руйнування конструкції через надлишковий тиск і хімічні реакції. Поширення КС також прискорюють випробування протисупутникових ракет, які призводять до зіткнень та фрагментації існуючих супутників, створюючи ще більше фрагментів КС. Зростання кількості фрагментів КС підвищує ризики їх зіткнень на навколоземних орбітах з цінними космічними об'єктами і вимагає проведення численних дороговартісних маневрів з уникнення зіткнень [1]. Ризик зіткнень цінного космічного об'єкту з фрагментом КС залежить від маси і площі поперечного перерізу фрагменту КС, ймовірності зіткнення з ним і тривалості його перебування на висотах функціонування цінного космічного об'єкту. Численні дослідження незалежних наукових груп показали, що великі об'єкти КС становлять найбільшу пряму або відстрочену небезпеку для постійно зростаючого космічного трафіку. Особливо це проявляється на низьких навколоземних орбітах. В низці робіт для стабілізації ризику зіткнень космічних об'єктів з об'єктами КС рекомендовано щорічно відводити з низьких орбіт 4–5 великих об'єктів КС.

Зростання частоти зіткнень фрагментів КС з цінними космічними об'єктами стимулювало появу численних досліджень, що присвячені питанням активного видалення космічного сміття (АВС). Було розроблено різноманітні контактні і безконтактні підходи для видалення КС. Через складність проведення космічних операцій та обмеженість ресурсів для реалізації цих підходів існує потреба в проведенні систематичних заходів планування місії АВС.

Видалення окремих об'єктів КС є важливим етапом на шляху до впровадження АВС, але з міркувань технічної і фінансової ефективності існує потреба в розгортанні багатоцільових місій АВС з використанням групи транспортних космічних апаратів (ТКА). Багатоцільові місії АВС повинні забезпечувати економічну і технічну ефективності в умовах зміни навколишнього середовища і вимог до місії. Більше того, вони вимагають високого рівня автономності планування траєкторій ТКА АВС.

Планування багатоцільових траєкторій АВС є складною задачею оптимізації, яка призначена для визначення послідовності видалення об'єктів КС, часу зустрічі ТКА з об'єктами КС і траєкторій переміщення між двома об'єктами КС, що обслуговуються послідовно. З математичної точки зору задача планування траєкторій багатоцільових місій АВС належить до залежних від часу оптимізаційних комбінаторних задач механіки космічного польоту з дискретними і безперервними змінними. Задача планування траєкторій багатоцільових місій АВС є гібридною неpolіноміальною (NP-повною) задачею оптимізації через експоненціальне зростання її складності із лінійним зростанням кількості об'єктів АВС.

Особливості планування траєкторій місій АВС. Розподіл великих об'єктів КС у навколоземному просторі не є однорідним, оскільки супутники запускаються для виконання різних завдань. Ступені ракет і розгінні блоки, які залишились на орбітах, рухаються приблизно тими самими близькими до кругових орбітами, що й запуснені ними космічні об'єкти. Незважаючи на різні збурення, що діють на об'єкти КС, їхні орбіти переважно зберігають постійним значення нахилу, а для висот понад 700 км – значення великої півосі. В зв'язку з обмеженістю енергетичних ресурсів ТКА виникає необхідність групування об'єктів АВС. Найчастіше групування виконують за величинами нахилу і висоти орбіт об'єктів АВС, оскільки поворот площини орбіти ТКА на 1 градус на низьких висотах вимагає приросту швидкості ТКА близько 130 м/с. Довготи висхідних вузлів (ДВВ) групованих об'єктів АВС можуть суттєво відрізнятися. Крім того, в наслідок полярного стиснення Землі, цей параметр має властивість дрейфу, що призводить до постійної зміни ДВВ орбіт об'єктів КС. Сформовані групи об'єктів АВС належать одній орбітальній площині або мають близькі нахили і висоти орбіт, але можуть мати різні значення ДВВ орбіт. При відведенні згрупованих таким чином об'єктів АВС основною проблемою орбітального перельоту ТКА є усунення різниці ДВВ між ним і об'єктами КС. Оскільки корекція площини орбіти ТКА за допомогою тяги двигуна є дуже дороговартісною операцією, для усунення різниці ДВВ між ним і об'єктами АВС доцільне використання природного дрейфу ДВВ орбіт ТКА і об'єктів АВС [2]. Якщо різниця ДВВ орбіт ТКА і об'єктів АВС відома, то послідовність видалення об'єктів АВС з орбіт визначається лише динамікою відносного руху їхніх орбітальних площин. Для прискорення дрейфу ДВВ орбіти ТКА можливе його переведення на дрейфову орбіту. Параметри дрейфової орбіти визначають для кожного конкретного орбітального перельоту ТКА.

В процесі виконання багатоцільових місій АВС один чи групи роботизованих ТКА з рушійними установками високої або низької тяги переміщуються по траєкторіях від одних об'єктів АВС до інших, захоплюють їх та відводять з орбіти, або прикріплюють до них модулі відведення. Цей процес продовжується, доки не перевищені виділені місії, час або запаси палива ТКА. Траєкторії ТКА включають послідовності орбітальних перельотів для зустрічі з об'єктами АВС і суттєво залежать від балістичних схем місій АВС і тяги рушійних установок ТКА. Найбільш конкурентоспроможними вважаються місії АВС з використанням ТКА з електрореактивними рушійними установками малої тяги. Однак такі місії характеризуються надто великою тривалістю (що обумовлює значні витрати на наземне обслуговування) і підходять лише для супутників малої та середньої маси. З іншого боку, вони передба-

чають використання великих сонячних батарей, що призводить до збільшення маси ТКА.

Планування траєкторій багатоцільових місій АВС призводить до необхідності розв'язку складних задач оптимального розподілу об'єктів КС між ТКА, а також, одно або багатокритеріальних задач вибору оптимальних траєкторій АВС. Більшість задач планування траєкторій АВС мають багатокритеріальну природу. В випадку багатокритеріальної оптимізації пошук глобального оптимуму замінюється на пошук фронту Парето – множини недовідомих рішень, що виражають можливі компроміси між різними конфліктуючими цілями місії. Розв'язок задач багатоцільової оптимізації є одним з кращих прикладів успіху еволюційних методів оптимізації [3].

Велика кількість математичних моделей планування траєкторій багатоцільових місій АВС [4–7] здебільшого стосуються мінімізації витрат палива місії, часу виконання місії або витрати палива і часу виконання місії одночасно. Ці моделі не враховують економічну доцільність (корисність) виконання місії АВС. Як правило, видалення кожного об'єкту КС збільшує винагороду за виконання багатоцільової місії АВС. Винагороду за видалення з орбіти кожного об'єкту КС часто пов'язують з ризиком зіткнення цього об'єкта АВС з цінними об'єктами на орбітах навколо Землі. Уникнення зіткнень вимагає численних маневрів. Враховуючи, що ресурси ТКА обмежені і дозволяють йому видалити лише підмножину з доступних до видалення об'єктів АВС, доцільно обирати до видалення такі об'єкти АВС, видалення яких дозволяє отримати максимальну сукупну винагороду місії АВС. Методи планування траєкторій багатоцільових місій АВС, на яких максимізується сукупна винагорода місії, привертають все більше уваги дослідників.

Методи оптимального планування траєкторій місій АВС. Методи оптимального планування траєкторій багатоцільових місій АВС розподіляють на: детерміновані методи і методи штучного інтелекту.

Детерміновані методи спрямовані на пошук глобального оптимуму та підходять для невеликої кількості об'єктів АВС. Прикладами детермінованих методів є метод вичерпного пошуку і метод пошуку по дереву. Недоліком детермінованих методів є значне обчислювальне навантаження. Детерміновані методи стають непридатними для оптимального планування траєкторій багатоцільових місій АВС у випадку великої кількості об'єктів АВС.

Метод повного перебору розглядає всі можливі комбінації для визначення точного глобального оптимального розв'язку як статичної, так і динамічної задачі оптимізації траєкторій багатоцільових місій АВС. Його використання можливе лише тоді, коли простір розв'язку достатньо малий. Коли чисельність досліджуваної множини об'єктів АВС перевищує 10 одиниць, витрати машинного часу для отримання розв'язку стають неприйнятними через так званий комбінаторний вибух. Тому, як правило, більшість робіт з використанням цього методу розглядають сукупність невеликої кількості об'єктів АВС. В дослідженні [8] Зуяні та Васіле представили спрощений сценарій планування місії АВС з видалення п'яти об'єктів КС для ТКА з русійними установками малої тяги. Браун та ін. [9] запропонували чотири режими видалення КС. Найкраща послідовність видалення з чотирьох–шести об'єктів уламків отримана за допомогою методу повного перебору.

Методи пошуку по дереву спрямовані на дослідження процесу оптимізації шляхом знаходження ланцюжків з високою ймовірністю стати оптималь-

ним рішенням та відсікання інших ланцюжків [10]. Метод пошуку по дереву можна розглядати як типовий метод неявного перебору. Стратегія відсікання є критично важливою для методу пошуку по дереву, оскільки надмірне відсікання може призвести до втрати оптимального рішення, а неадекватне відсікання збільшить обчислювальне навантаження [2]. Лі та ін. [11] запропонували метод пошуку променю зі стратегією відсікання, в якій лише кількість вузлів першої ширини променю розширювалася для наступного рівня, а інші відкидалися. Метод гілок і меж – ще одна ефективна стратегія відсікання. Олімпіо та Фрувель [12] вивчали місію ABC на сонячно-синхронній орбіті з урахуванням збурення J2 та розробили метод розгалуження зі стратегією відсікання для прискорення процесу пошуку послідовності видалення об'єктів ABC. Бара та ін. [13] розділили задачу планування місії ABC на два шари. В верхньому шарі вони побудували лінійну цілочислову модель, а в нижньому шарі вони побудували нелінійну змішану цілочислову модель та застосували метод гілок та меж для пошуку найкращої послідовності видалення. Серф [2] використав метод гілок та меж для оптимізації послідовності видалення об'єктів ABC і траєкторії перельотів ТКА, щоб отримати оптимальну схему видалення об'єктів ABC з мінімальною загальною витратою палива. Додатково враховуючи термін завершення місії, Мадакат та ін. [14] змоделювали задачу як багатоцільову залежну від часу задачу орбітальних перельотів. Однак, у більшості вищезгаданих випадків, планується лише невеликий обсяг видалення об'єктів ABC. Коли йдеться про випадки великої кількості об'єктів ABC, методи пошуку по дереву стають неефективними.

Методи штучного інтелекту включають в себе метаевристичні методи і методи машинного навчання.

Метаевристичні методи дозволяють протягом прийнятної часу визначити майже оптимальне вирішення проблеми планування траєкторій місій ABC. Метаевристичні методи є стохастичними за своєю природою і використовують функції ймовірності для генерації послідовності розв'язків задачі. Точність метаевристичних методів залежить від визначених користувачем параметрів оптимізації і глобальна оптимальність рішення не гарантована. Метаевристичні методи – це клас методів глобальної оптимізації, які використовують евристичні правила. Наприклад, стандартний генетичний метод використовує мутації, схрещування та відбір для пошуку оптимальних рішень. Він виявився дуже корисним для вирішення задач оптимізації траєкторій переміщень з орбіти на орбіту.

У нещодавно проведених дослідженнях для планування траєкторій місій ABC застосовані генетичний алгоритм (ГА) [15], імітація відпалу (ІВ) [16], оптимізація рою частинок (ОРЧ) [17] і оптимізація колонії мурах (ОКМ) [18]. Чен та ін. [19] запропонували триетапну стратегію видалення об'єктів ABC на основі ГА. Орієнтуючись на проблему планування місій з видалення сміття з геостаціонарної орбіти, Мохаммаді-Дехабаді та ін. [20] розробили багатоцільовий алгоритм для мінімізації загального споживання палива і терміну виконання місії. За допомогою проведених експериментів вони показали, що початкові орбіти ТКА мали великий вплив на споживання палива і часові витрати місій ABC. Стюарт та ін. [21] використали ОКМ для визначення послідовності видалення об'єктів ABC та кількості ТКА, необхідних для очищення орбіт від об'єктів ABC. Шень та ін. [22] з використанням ОКМ отримали

оптимальну послідовність видалення 10 об'єктів ABC для задачі динамічного планування місії ABC за умов збурення J2.

Методи машинного навчання з учителем і без учителя широко використовують для планування траєкторій багатоцільових місій ABC.

Навчання з учителем використовує отриману високоточним методом планування орбітальних перельотів ТКА навчальну вибірку для створення з використанням нейронної мережі оперативної сурогатної моделі орбітальних перельотів ТКА. Планування траєкторії видалення об'єктів місії ABC потребує оперативного отримання характеристичних швидкостей орбітальних перельотів ТКА між будь-якими двома об'єктами ABC. Зазвичай це трудомісткий процес і потребує неприйнятний для його проведення час. Для вирішення цієї проблеми при плануванні траєкторії місії ABC використовували наближені аналітичні методи розрахунку динаміки ТКА. Аналітичні методи швидкі, але їх точність не висока. Помилки розрахунку характеристичних швидкостей орбітальних перельотів ТКА безпосередньо впливають на результати оптимізації траєкторій місії ABC. Останнім часом дослідники приділяють все більше уваги використанню сурогатних моделей орбітальних перельотів ТКА. Побудова сурогатних моделей орбітальних перельотів ТКА з орбіти на орбіту особливо актуальна під час оптимального планування траєкторій багатоцільових місій ABC, коли обчислюється та оцінюється велика кількість можливих траєкторій багатоцільових місій ABC. Сурогатна або замісна модель будується методами машинного навчання з учителем і використовується для досить точної апроксимації результатів моделювання високоточної моделі. Оскільки один прогін навченої сурогатної моделі зазвичай виконується набагато швидше, ніж прогін вихідної високоточної моделі, оптимальне планування траєкторій багатоцільових місій ABC суттєво прискорюється. Авторами роботи [23] запропоновано сурогатну модель динаміки орбітальних перельотів для швидкої оцінки вартості та тривалості орбітальних перельотів ТКА. Сурогатну модель побудовано на основі штучних нейронних мереж (НМ) і використано для планування оптимальної траєкторії ABC. З цією метою НМ інтегровано в метод пошуку оптимальної траєкторії ABC.

Навчання без учителя – це метод машинного навчання, де метод самостійно шукає приховані структури, закономірності та взаємозв'язки у нерозмічених даних, без будь-якого попереднього втручання чи підказок людини. Навчання без учителя використовують в задачах групування об'єктів ABC у доступні для обслуговування ТКА групи і для планування траєкторій багатоцільових місій ABC.

Для групування об'єктів ABC використовують методи кластеризації, а для планування траєкторій багатоцільових місій ABC – навчання з підкріпленням (НП) і глибокого навчання з підкріпленням (ГНП). Точність методів машинного навчання залежить від визначених користувачем параметрів і потребує оцінки.

Задача планування траєкторії багатоцільових місій ABC допускає формулювання у вигляді марківського процесу прийняття рішень (МПР)], який визначає політику проведення ABC за допомогою методу НП. Навчання з підкріпленням – це метод машинного навчання, який передбачає взаємодію агента з середовищем і отримання від середовища скалярного сигналу винагороди. Мета агента – так виконувати дії в середовищі, щоб отримати максимальну винагороду. На відміну від методу навчання з учителем, у цьому ме-

тоді агент не знає прикладів правильних дій, а сигнал винагороди не повинен надавати агенту інформацію про правильність дії. Навчання з підкріпленням визначає дії місії ABC для максимізації або мінімізації сумарної накопиченої винагороди за виконання місії. В якості винагороди за виконання місії в розглянутих роботах використані сукупна корисність місії, витрати палива місії, час виконання місії, витрати палива і час виконання місії одночасно. Методи машинного навчання з підкріпленням чудово підходять для вирішення задачі планування траєкторій багатоцільових місій ABC, оскільки воно націлено на отримання максимальної винагороди за виконання місії, так само, як і місія ABC. Завдяки узагальнюючій здатності навченої нейронної мережі методи НП і ГНП стають дедалі популярнішими для автономного планування місій ABC. Результати використання методів машинного НП для вирішення задачі планування траєкторій багатоцільових місій ABC наведено в низці статей.

Авторами статті [24] представлено формулювання задачі планування місії ABC у вигляді задачі НП. Запропоновано структуру НП для вирішення задачі планування місії. Всі основні компоненти моделі оптимізації максимальної винагороди місії ABC перетворено згідно вимог схеми НП, розроблено модифікований метод пошуку за допомогою дерева верхніх довірчих меж для задачі планування, який використовує процедури вибору та розширення за допомогою нейронної мережі. Існує небагато результатів щодо поступового навчання в умовах динамічного середовища. В статті [25] автори розробили нову схему поступового навчання для динамічних середовищ, де функції винагороди можуть змінюватися з часом, а не бути статичними. Запропонована схема поступового навчання спрямована на автоматичне налаштування оптимальної політики для адаптації до постійно мінливого середовища. Результати проведеного моделювання показують, що запропонована схема може значно покращити адаптивність та застосовність у динамічних середовищах. Статтю [26] присвячено створенню оптимального плану видалення об'єктів місії ABC. В роботі побудовано дворівневу математичну модель задачі комівояжера, що залежить від часу. Розроблена модель включає планування послідовності видалення об'єктів місії ABC і планування траєкторії переміщення ТКА. Для задачі планування місії ABC використано метод на основі НП для оптимізації послідовності видалення об'єктів місії ABC та часу зустрічі. Експериментальні результати для різних сценаріїв моделювання підтвердили ефективність та перевагу запропонованого методу, що свідчить про його хорошу продуктивність для вирішення задачі планування місії ABC.

В статті [27] представлено метод вибору графіку відвідування об'єктів місії ABC. Розв'язання цієї задачі традиційними методами потребує багато часу ЕВМ. У представленому в статті підході використано навчання НП для отримання близьких до оптимальних траєкторій відвідування об'єктів місії ABC. Навчена НП потребує значно менших обчислювальних витрат, ніж традиційні методи отримання близьких до оптимальних траєкторій відвідування об'єктів місії ABC. Отримані з використанням навченої НП результати не суттєво погіршують якість отриманого розв'язку. Навчена НП здатна узагальнити отримання хороших результатів на кількість об'єктів місії ABC, що в кілька разів перевищує ту кількість об'єктів місії ABC, яка використана при навчанні.

Висновки. У цій статті проведено порівняльний аналіз використання детермінованих, метаевристичних методів і методів машинного навчання в за-

дачах планування оптимальних траєкторій багатоцільових місій АВС. Оцінено доцільності використання цих методів в залежності від запланованих для виконання задач АВС. Виявлено перспективні області застосування розглянутих методів. Продемонстровано можливість використання попередньо навченої нейронної мережі для автономного планування місій АВС в умовах зміни навколишнього середовища і цілей місії. Новизна отриманих результатів полягає в виявленні сучасних тенденцій і перспектив використання методів штучного інтелекту для планування траєкторій багатоцільових низькоорбітальних місій АВС. Отримані результати можуть знайти застосування при обґрунтуванні, попередньому плануванні і управлінні балістичними операціями багатоцільових місій АВС.

1. *Maestrini M., Di Lizia P.* Guidance strategy for autonomous inspection of unknown non-cooperative resident space objects. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*. 2022. Vol. 45. № 6, P. 1126–1136. <https://doi.org/10.2514/1.G006126>
2. *Cerf M.* Multiple Space Debris Collecting Mission: Optimal mission planning. *Journal of Optimization Theory and Applications*. 2015. Vol. 167. № 1. P. 195–218. <https://doi.org/10.1007/s10957-015-0705-0>
3. *Coello C.* Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field. *IEEE computational intelligence magazine*. 2006. Vol. 1. № 1. P. 28–36. <https://doi.org/10.1109/MCI.2006.1597059>
4. *Baibee B.W., Alfano S., Pinon E., et. al.* Design of spacecraft missions to remove multiple orbital debris objects. *Proc. IEEE Aerospace Conference*. 2011. P. 1–14. <https://doi.org/10.1109/AERO.2011.5747303>
5. *Zhao J., Feng W., Yuan J.* A novel two-level optimization strategy for multi-debris active removal mission in LEO. *Computer modeling in engineering & sciences*. 2020. Vol. 122. P. 149–174. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2020.07504>
6. *Bérend N., Olive X.* Bi-objective optimization of a multiple-target active debris removal mission. *Acta Astronautica*. 2016. Vol. 122. P. 324–335. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2016.02.005>
7. *Yu J., Chen X. Q., Chen L.H.* Optimal planning of LEO active debris removal based on hybrid optimal control theory. *Advances in Space Research*. 2015. Vol. 55, № 11. P. 2628–2640. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.02.026>
8. *Zuiani F., Vasile M.* Preliminary design of debris removal missions by means of simplified models for low-thrust, many-revolution transfers. *J. Aerosp. Eng.* 2012. Vol. 2012. 22. p. <https://doi.org/10.1155/2012/836250>
9. *Braun V., Liipken A., Flegel S.* Active debris removal of multiple priority targets. *Adv. Space Res.* 2013. Vol. 51. Issue 9. P. 1638–1648. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2012.12.003>
10. *Zhang N., Zhang Z., Baoyirt H., et. al.* An optimization algorithm for solving multiple debris removal missions of the time-dependent traveling salesman problem model. *Astrodynamics*. 2022. Vol. 6. Issue 2. P. 219–234. <https://doi.org/10.1007/s42064-021-0107-z>
11. *Haiyang L., Shiyu C., Hexi B.* J2-Perturbed multitarget rendezvous optimization with low thrust. *Guid. Control Dyn.* 2018. Vol. 41. № 3. P. 796–803. <https://doi.org/10.2514/1.G002889>
12. *Olympio J., Frouvelle N.* Space debris selection and optimal guidance for removal in the SSO with low-thrust propulsion. *Acta Astronaut.* 2014. Vol. 99. P. 263–275. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2014.03.005>
13. *Barea A., Urrutxua H., Cadarso L.* Large-scale object selection and trajectory planning for multi-target space debris removal missions. *Acta Astronaut.* 2020. Vol. 170. P. 289–301. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2020.01.032>
14. *Madakat D., Morio J., Vanderpooten D.* Biobjective planning of an active debris removal mission. *Acta Astronaut.* 2013. Vol. 84. P. 182–188. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2012.10.038>
15. *Forrest S.* Genetic algorithms. *ACM. Comput. Surv. (CSUR)*. 1996. Vol. 28, Issue 1. P. 77–80. <https://doi.org/10.1145/234313.234350>
16. *Laarhoven P., Aarts E.* Simulated annealing. *Theory and Applications. Mathematics and Its Applications*. 1987. 187. p. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-94-015-7744-1> (дата звернення 06.16.2026).
17. *Eberhart R., Kennedy J.* A new optimizer, using particle swarm theory. In *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, 4-6 October 1995*. <https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
18. *Dorigo, M., Maniezzo, V., Coloni A.* Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. SMC-Part B*. 1996. Vol. 26. P. 29–41. <https://doi.org/10.1109/3477.484436>
19. *Chen Y., Bai Y.* Optimal mission planning of active space debris removal based on genetic algorithm. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci.* 2020. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/715/1/012025>
20. *Mohammadi-Dehabadi A., Daneshjou K., Bakhtiari M.* Mission planning for on-orbit servicing through multiple servicing satellites: A new approach. *Adv. Space Res.* 2017. Vol. 60. P. 1148–1162. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2017.05.037>
21. *Stuart J., Howell K., Wilson R.* Application of multi-agent coordination methods to the design of space debris mitigation tours. *Adv. Space Res.* 2015. Vol. 57. P. 911–928. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.05.002>
22. *Shen H., X., Zhang T., Casalino L., et. al.* Optimization of active debris removal missions with multiple targets. *Space and Rocket*. 2018. Vol. 55, Issue. 1. P. 181–189. <https://doi.org/10.2514/1.A33883>
23. *Snelling D., Devereux E., Payne N., et. al.* Innovation in planning space debris removal missions using artificial intelligence and quantum-inspired computing. *8th European Conference On Space Debris*. 2021. P. 20–23. URL:

- https://www.researchgate.net/publication/351023286_Innovation_in_planning_space_debris_removal_missions_using_artificial_intelligence_and_quantum-inspired_computing (дата звернення 16.06.2026).
24. Yang J., Hou X., Hen Hu Yu., et al. A reinforcement learning scheme for active multi-debris removal mission planning with modified upper confidence bound tree search. IEEE Access. 2020. Vol. 8. P.108461–108473. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3001311>
 25. Wang Z, Chen C., Li X., et. al. A novel incremental learning scheme for reinforcement learning in dynamic environments. Proc. 12-th World Congr. Intel!. Control Automat. 2016. P. 2426–2431. <https://doi.org/10.1109/WCICA.2016.7578530>
 26. Yingjie X., Xiaolu L., Renjie H., et. al. Active debris removal mission planning method based on machine learning. Mathematics. 2023. Vol. 11. Issue. 6. <https://doi.org/10.3390/math11061419>
 27. Tomanek-Volynets E., Ceriotti M., Mcinnes C., et. al. Optimization with deep reinforcement learning. Astronautical Congress (IAC2024). 2024. P. 1432–1442. <https://doi.org/10.52202/078368-0123>

Стаття надійшла до редакції 06.08.2026;
прийнято до друку після рецензування 03.09.2026;
дата публікації 28.09.2026