



ХОРОШИЛОВ
Сергій Вікторович —
доктор технічних наук,
в.о. заступника директора
з наукової роботи Інституту
технічної механіки
Національної академії наук
України і Державного
космічного агентства України

МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ЗАДАЧАХ КЕРУВАННЯ РУХОМ КОСМІЧНИХ АПАРАТІВ

Стенограма доповіді на засіданні Президії НАН України 4 вересня 2024 року

У доповіді наведено окремі важливі результати досліджень вчених Інституту технічної механіки НАН України і ДКА України зі створення моделей та методів штучного інтелекту для розв'язання актуальних прикладних задач механіки, пов'язаних із керуванням рухом перспективних космічних апаратів. Сфера потенційних застосувань отриманих результатів охоплює, зокрема, вирішення проблеми космічного сміття та підвищення ефективності орбітального сервісу.

Шановні члени Президії!

Шановні колеги!

Останніми роками методи штучного інтелекту (ШІ) розвиваються дуже стрімко, а сфера їх застосування постійно розширюється, пропонуючи нові рішення для різноманітних складних завдань.

Методи штучного інтелекту вже успішно використовують у таких галузях, як комп'ютерний зір [1], автономне водіння [2], робототехніка [3], кібербезпека, оброблення природної мови (NLP) тощо. Проте космічні системи керування все ще розробляють без використання елементів ШІ, незважаючи на те, що традиційні методи зумовлюють досить тривалі строки розроблення проєктів і високу вартість космічних систем. Крім того, освоєння космосу ставить нові завдання, вирішуючи які на основі традиційної методології розробники стикаються з проблемами адаптивності, робастності та автономності систем.

Втім, останнім часом ситуація почала змінюватися, зростає зацікавленість науковців і фахівців-практиків у застосуванні методів штучного інтелекту для створення космічних систем [4, 5]. З одного боку, така активність пояснюється помітним прогресом у галузі технологій ШІ, а з іншого — зростанням складності нових завдань, що постають перед космонавтикою (орбітальний сервіс, місії на Марс, на астероїди тощо) і потребують інших, більш сучасних підходів до їх вирішення.

Незважаючи на велике різноманіття методів, які охоплює поняття «штучний інтелект» [6], більшість результатів промислового застосування отримано на основі методів машинного навчання (рис. 1) [7], які використовують для розроблення алгоритмів, здатних розв'язувати задачі з пошуку закономірностей у масивах різноманітних даних.

В Інституті технічної механіки НАН України і ДКА України було проведено науково-дослідні роботи з розвитку та використання методів машинного навчання.

Перша група отриманих результатів пов'язана з вирішенням проблеми космічного сміття. Загалом космічним сміттям називають штучно створені об'єкти, які вже не функціонують, але залишаються в космосі. З року в рік ця проблема все більше загострюється, оскільки, як видно з рис. 2, кількість орбітальних об'єктів постійно збільшується, і вже зараз це істотно ускладнює космічну діяльність [8]. Наприклад, за розрахунками фахівців, до 2028 р. супутникам Starlink доведеться виконати 1 млн маневрів, щоб уникнути зіткнень з космічним сміттям. Якщо нічого не робити, рано чи пізно виникне ситуація, яку називають синдромом Кесслера. Це гіпотетичний розвиток подій, коли космічне сміття на навколоземній орбіті унеможливить практичне використання близького космосу.

Одним із варіантів, які пропонують для вирішення цієї проблеми, є примусове видалення об'єктів космічного сміття з орбіт. Інститут технічної механіки НАН України і ДКА України входив до складу міжнародного консорціуму проекту LEOSWEEP (Improving Low Earth Orbit Security With Enhanced Electric Propulsion), що фінансувався Європейською комісією. Ми брали участь у дослідженнях за однією з концепцій такого видалення, що здобула назву «пастух з іонним променем» (ion-beam shepherd) [9]. Ця концепція ґрунтується на використанні створеного іонним двигуном променя плазми для надання гальмівного імпульсу об'єктам космічного сміття (рис. 3). Це безконтактний метод, тобто супутнику-пастуху не потрібно пристиковуватися до об'єкта, і

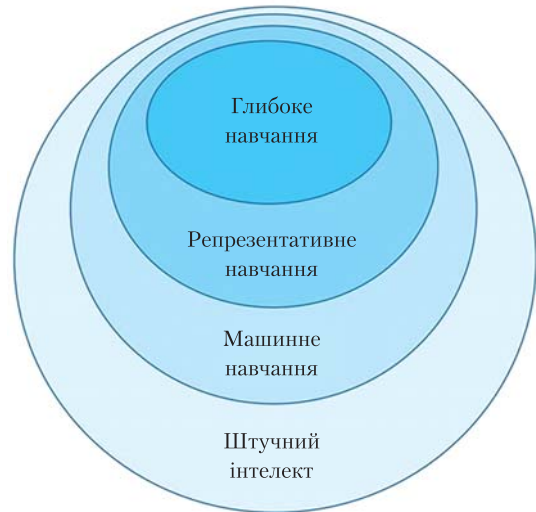


Рис. 1. Машинне навчання — одна з груп методів штучного інтелекту

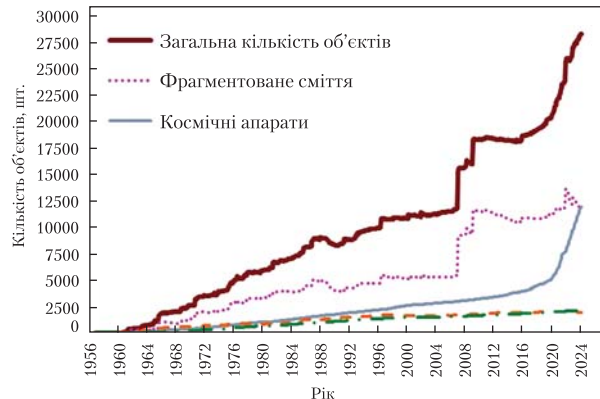


Рис. 2. Зростання кількості об'єктів на навколоземних орбітах за період з 1956 по 2024 р.



Рис. 3. Видалення космічного сміття за допомогою іонного променя

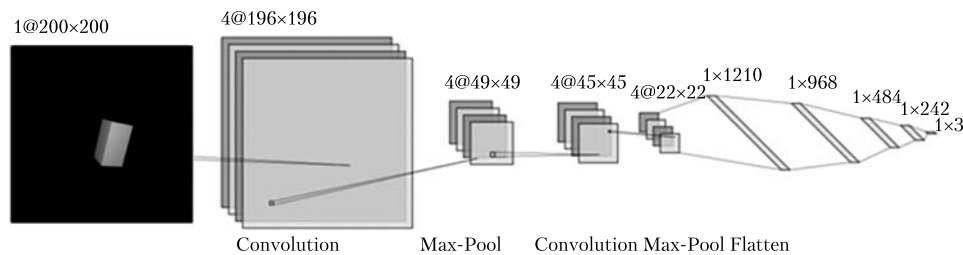


Рис. 4. Архітектура моделі на основі згорткових нейронних мереж

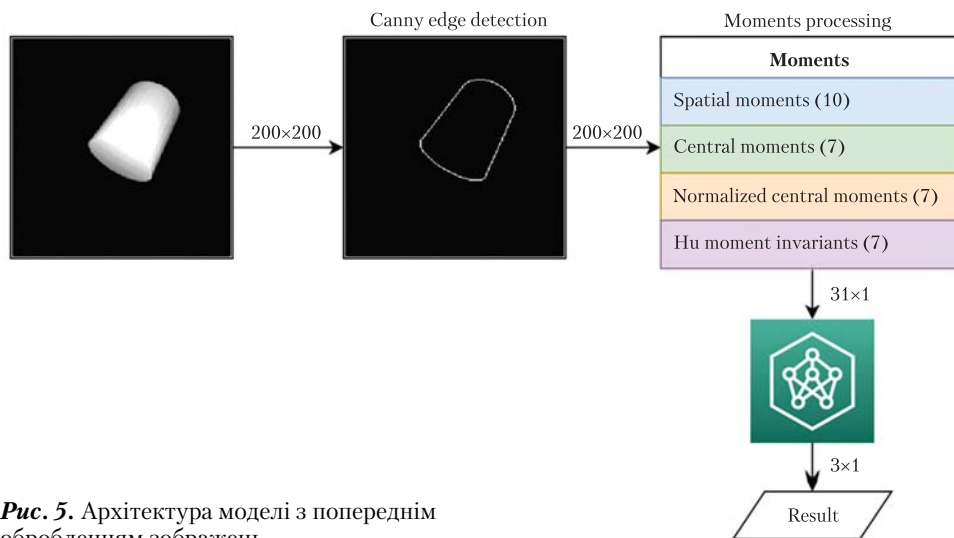


Рис. 5. Архітектура моделі з попереднім обробленням зображень

ця особливість значно підвищує безпеку проведення операції.

Однак для реалізації концепції пастуха з іонним променем необхідно мати ефективні методи визначення сили, з якою іонний двигун впливає на об'єкт космічного сміття. Це потрібно для планування місій, а також для розроблення алгоритмів керування відносним та обертальним рухом [10, 11]. Традиційні алгоритми розв'язання цієї задачі мають досить високу обчислювальну складність, що призводить до проблем з їх застосуванням навіть на етапі моделювання, не кажучи вже про їх реалізацію на борту космічного апарата. Ми запропонували розв'язувати задачу з визначення потрібної сили іонного двигуна за допомогою штучних нейронних мереж, використовуючи їх як універсальні апроксиматори.

Однією з ключових відмінностей між глибоким навчанням [12] і традиційним машинним навчанням є етап визначення ознак або характеристик, які можна використати для вирішення поставленого завдання. Загалом сила, що передається об'єкту, залежить від його відносного положення, орієнтації, розміру та форми, а також від властивостей плазми, але для цієї конкретної місії вплив іонного променя залежить лише від відносного положення та орієнтації об'єкта космічного сміття. Саме тому модель використовує інформацію про взаємне положення та орієнтацію як вхідні дані для нейронної мережі з повнозв'язаними шарами [13]. Параметри мережі визначено за парадигмою навчання з вчителем, згідно з якою потрібно знайти функцію, що описує зв'язок між входом та виходом на основі прикладів

пар вхід-вихід, де відомими є еталонні значення виходу. Еталонні значення сили отримано з використанням традиційного методу для різних взаємних положень і орієнтацій об'єктів космічного сміття в процесі його видалення.

Результати проведених досліджень засвідчили, що штучна нейронна мережа визначає силу значно швидше, ніж це можна зробити за допомогою традиційного методу, а її похибки є несуттєвими з точки зору практичного використання.

Ця модель придатна для прискорення моделювання, але для її реалізації на орбіті потрібно вимірювати відносно положення та орієнтацію об'єктів космічного сміття, для чого необхідно мати додаткові сенсори, зокрема типу LIDAR, які на сьогодні дуже дорогі. Тому ми вирішили дослідити можливість застосування методів глибокого навчання для визначення впливу іонного двигуна за візуальними зображеннями об'єкта космічного сміття. Цю ідею ми обґрунтували в нашій попередній роботі [14], в якій довели, що для розрахунку сили доцільно розглядати не тривимірну поверхню об'єкта космічного сміття, а її центральну проєкцію на площину, перпендикулярну променю, яку можна отримати за допомогою фотокамери [15]. Для побудови такої моделі було застосовано згорткові нейронні мережі, оскільки вони здатні виокремлювати ознаки з необроблених зображень (рис. 4). Для навчання використовували синтетичні зображення об'єктів, які ми створювали за допомогою програмного забезпечення з відкритим кодом [16].

Один зі способів підвищити точність таких моделей — збільшити їх розмірність, але тоді для їх навчання потрібен значно більший набір даних. З огляду на це було запропоновано інший підхід, заснований на попередньому обробленні вхідних зображень (рис. 5). У процесі такого оброблення визначають моменти контуру зображення об'єкта космічного сміття. У комп'ютерному зорі ці моменти є скалярними величинами, які можна використовувати для опису окремих характеристик об'єкта, таких як площа, геометричний центр або орієнтація. Цей підхід завдяки істотному зменшен-

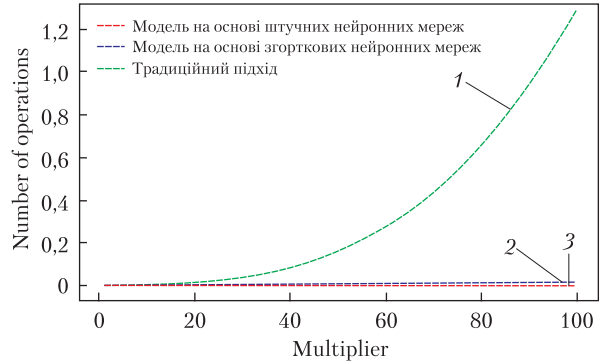


Рис. 6. Залежність обчислювальної складності моделей від їхньої розмірності

ню розмірності вектора вхідних даних дозволив застосувати звичайну нейронну мережу з повнозв'язаними шарами.

Модель з попереднім обробленням зображень з точки зору точності перевершує модель на основі згорткових нейронних мереж, а швидкість визначення сили в ній виявилася значно вищою за традиційний алгоритм, але дещо меншою, ніж у моделі на основі згорткових нейронних мереж.

Оскільки швидкість отримання результатів, строго кажучи, залежить від особливостей реалізації алгоритмів, було отримано аналітичні оцінки залежності обчислювальної складності від розмірності таких моделей з використанням нотації велике O , що описує обчислювальні витрати в найгіршому випадку.

Як видно з рис. 6, зі збільшенням розмірності моделі обчислювальна складність традиційного підходу (крива 1) експоненційно зростає на відміну від моделей на основі нейронних мереж (криві 2 і 3). Ці оцінки демонструють, що алгоритми на основі нейронних мереж значно менш складні в обчислювальному плані, ніж традиційні алгоритми.

Ще один напрям наших робіт пов'язаний з підвищенням ефективності орбітального сервісу — нової парадигми освоєння космосу, яка передбачає ремонт, модернізацію, дозаправку космічних апаратів та інші операції. Ми розглянули можливість створення систем керування космічними апаратами, які можуть

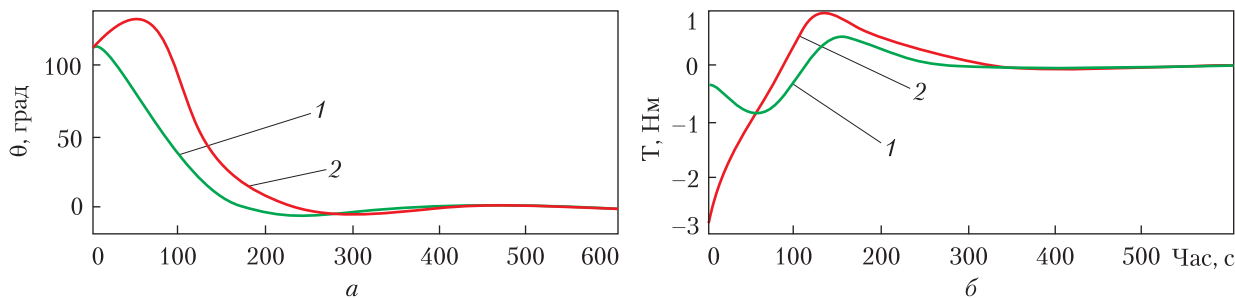


Рис. 7. Керування орбітальним рухом космічного апарата: *a* — зміна кута орієнтації; *б* — зміна керівного моменту; 1 — інтелектуальний алгоритм; 2 — початковий алгоритм

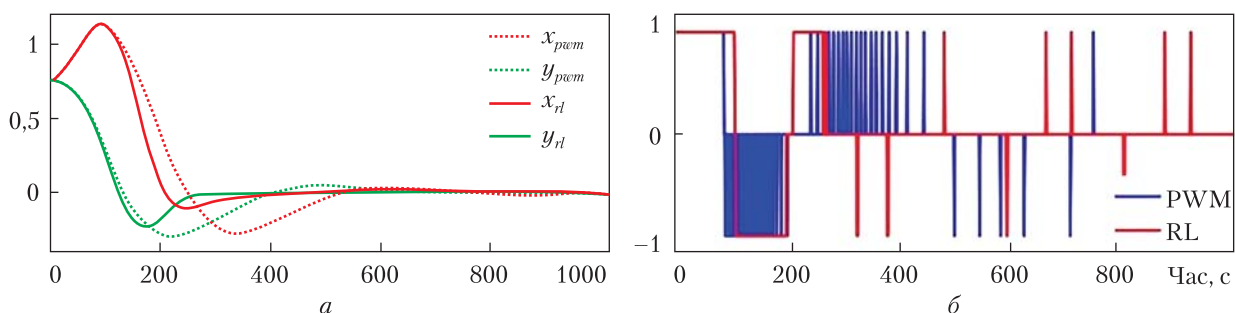


Рис. 8. Імпульсне керування відносним рухом космічного апарата з використанням навчання з підкріпленням: *a* — зміна вектора стану; *б* — послідовність керівних імпульсів

поліпшувати свої характеристики в процесі функціонування, подібно до того як молодий фахівець, поступово набуваючи досвіду, вчиться вирішувати дедалі складніші завдання.

Задачу розв'язували на основі парадигми навчання з підкріпленням, згідно з якою система керування навчається, аналізуючи результати своїх дій [17]. Результати навчання оцінюють за скалярним сигналом (сигналом підкріплення), який система керування отримує від об'єкта керування. Сигнал підкріплення дозволяє інтелектуальній системі змінювати свої алгоритми так, щоб мінімізувати сумарну вартість виконання певного завдання.

Під час розв'язання цієї задачі особливу увагу було приділено таким добре відомим недолікам методів навчання з підкріпленням [18]:

1) низька ефективність навчання, що призводить до того, що космічний апарат має виконати багато спроб для того, щоб навчитися якісно виконувати завдання;

2) відсутність формальних гарантій отримання результатів, що зазвичай вимагають розробники космічних систем.

Для підвищення ефективності навчання запропоновано використовувати статистичну модель, яка описує перехід об'єкта керування в результаті керівної дії з початкового стану в наступний стан і не потребує великого обсягу даних для її уточнення. Така модель, заснована на понятті гауссівських процесів, дозволяє використовувати апріорну інформацію про об'єкт керування та представляти невизначеність у динаміці у вигляді довірчих інтервалів. У цьому випадку задача дослідження простору станів та керувань зводиться до отримання таких вимірів, які дозволяють зменшити ці довірчі інтервали.

Гарантії стійкості руху космічного апарата з урахуванням невизначеності моделі його динаміки було отримано з використанням апарату функцій Ляпунова. Для того щоб спростити

перевірку стійкості на основі розглянутої методології, використано припущення про ліпшицеву неперервність динаміки об'єкта керування, що дало змогу реалізувати пошук керівних впливів з урахуванням обмежень, сформульованих із застосуванням верхньої границі невизначеності та ліпшицевих констант.

Інтелектуального агента реалізовано із застосуванням нейромережових апроксиматорів на основі архітектури «виконавець-критик», де виконавець формує керівні впливи, а критик — оцінки функції вартості [19].

Передбачається, що на етапі проектування системи керування відома наближена модель динаміки космічного апарата. Цю модель використовують для синтезу базового алгоритму керування, достатнього для того, щоб космічний апарат міг виконувати деякі початкові прості завдання. Потім інтелектуальна система керування послідовно виконує такі дії:

- 1) збирання даних про особливості динаміки космічного апарата;
- 2) уточнення моделі динаміки космічного апарата з використанням отриманих даних;
- 3) удосконалення алгоритму керування за допомогою оновленої моделі.

Ці дії повторюються доти, доки не буде досягнуто необхідної якості керування.

Як видно з рис. 7, інтелектуальний алгоритм (крива 1) істотно перевершує початковий алгоритм (крива 2) з точки зору якості керування та витрат. Цей приклад належить до задач регресії, коли керівні впливи можуть приймати будь-які значення у заданому діапазоні.

В іншому прикладі розв'язано задачу класифікації при керуванні рухом космічних апаратів з використанням хімічних реактивних двигунів, які мають лише два стани: увімкнено або вимкнено. Причому кількість вмикань обмежена. Ця властивість значно ускладнює прями

ий синтез законів керування. Для вирішення цієї проблеми традиційно використовують модулятор тяги для перетворення безперервного сигналу керування на послідовність імпульсів керування реактивним двигуном. Однак цей підхід не дозволяє явно оптимізувати кількість вмикань двигуна, і ефективність керування істотно погіршується, якщо роздільна здатність тяги двигуна є недостатньою відносно періоду дискретизації контролера.

Реалізація системи керування на основі навчання з підкріпленням дозволяє подолати ці недоліки [20]. Запропоновано використовувати функцію вартості зі змінними ваговими коефіцієнтами дій, що дає можливість оптимізувати кількість вмикань реактивного двигуна в явній формі. Показано, що система керування на основі навчання з підкріпленням дає кращі результати щодо точності керування, швидкодії (рис. 8а), кількості вмикань реактивних двигунів (рис. 8б) та витрат палива, ніж традиційний підхід з модулятором тяги.

Отже, результати останніх досліджень засвідчили переваги використання методів штучного інтелекту для космічних застосувань. Зокрема, вони дають можливість знизити вимоги до елементів систем керування, таких як сенсори та виконавчі органи, відмовитися від використання спеціальних стендів для відпрацювання систем, а також дозволяють зменшити терміни виконання та вартість розробки.

Отримані результати дають підстави для проведення подальших досліджень за цим напрямом. Попереду ще багато роботи, щоб можна було впевнено стверджувати, що методи штучного інтелекту є ефективними та надійними для їх застосування в космосі.

Дякую за увагу!

За матеріалами засідання підготувала О.О. Мележик

REFERENCES

1. Voulodimos A., Doulamis N., Doulamis A., Protopapadakis E. Deep learning for computer vision: a brief review. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/7068349>
2. Pierson H., Gashler M. Deep learning in robotics: a review of recent research. *Adv. Robotics*. 2017. **31**(16): 821–835. <https://doi.org/10.1080/01691864.2017.1365009>
3. Sallab A.E., Abdou M., Perot E., Yogamani S. Deep reinforcement learning framework for autonomous driving. *Electronic Imaging*. 2017. **19**: 70–76. <https://doi.org/10.2352/ISSN.2470-1173.2017.19.AVM-023>
4. Izzo D., Märten M., Pan B. A survey on artificial intelligence trends in spacecraft guidance dynamics and control. *Astrodynamics*. 2019. **3**: 287–299. <https://doi.org/10.1007/s42064-018-0053-6>
5. Khoroshylov S.V., Redka M.O. Deep learning for space guidance, navigation, and control. *Space Science and Technology*. 2021. **27**(6): 38–52. <https://doi.org/10.15407/knit2021.06.038>
6. Russell S.J., Norvig P. *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson education, 2010.
7. Mitchell T.M. *Machine Learning*. New York: McGraw Hill, 1997.
8. Liou J.-C., Anilkumar A.K., Bastida Virgili B., Hanada T., Krag H., Lewis H., Raj M., Rao M., Rossi A., Sharma R. Stability of the future LEO environment – an IADC comparison study. In: Proc. of the 6th European Conference on Space Debris (22–25 April 2013, Darmstadt). <https://conference.sdo.esoc.esa.int/proceedings/sdc6/paper/199>
9. Bombardelli C., Peláez J. Ion beam shepherd for contactless space debris removal. *J. Guid. Contr. Dynam.* 2011. **34**(3): 916–920. <https://doi.org/10.2514/1.51832>
10. Khoroshylov S. Out-of-plane relative control of an ion beam shepherd satellite using yaw attitude deviations. *Acta Astronautica*. 2019. **164**: 254–261. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2019.08.016>
11. Khoroshylov S. Relative control of an ion beam shepherd satellite in eccentric orbits. *Acta Astronautica*. 2020. **176**: 89–98. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2020.06.027>
12. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. The MIT Press, 2016.
13. Redka M.O., Khoroshylov S.V. Determination of the force impact of an ion thruster plume on an orbital object via deep learning. *Space Science and Technology*. 2022. **28**(5): 15–26. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.015>
14. Alpatov A., Cichocki F., Fokov A., Khoroshylov S., Merino M., Zakrzhevskii A. Determination of the force transmitted by an ion thruster plasma plume to an orbital object. *Acta Astronautica*. 2016. **119**(2-3): 241–251. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2015.11.020>
15. Alpatov A.P., Cichocki F., Fokov A.A., Khoroshylov S.V., Merino M., Zakrzhevskii A.E. Algorithm for determination of force transmitted by plume of ion thruster to orbital object using photo camera. In: Proc. 66th Int. Astronautical Congress (Jerusalem, Israel, 2015). P. 2239–2247.
16. Redka M.O., Khoroshylov S.V. Convolutional Neural Networks for Determining the Ion Beam Impact on a Space Debris Object. *Sci. Innov.* 2023. **19**(6): 19–30. <https://doi.org/10.15407/scine19.06.019>
17. Sutton R.S., Barto A.G. *Reinforcement Learning: an Introduction*. MIT Press, 1998.
18. Khoroshylov S.V., Redka M.O. Intelligent control of spacecraft attitude using reinforcement learning. *Technical Mechanics*. 2019. (4): 29–43. <https://doi.org/10.15407/itm2019.04.029>
19. Khoroshylov S.V., Redka M.O. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning. *Technical Mechanics*. 2020. (4): 43–54. <https://doi.org/10.15407/itm2020.04.043>
20. Khoroshylov S.V., Wang C. Spacecraft relative on-off control via reinforcement learning. *Space Science and Technology*. 2024. **30**(2): 3–14. <https://doi.org/10.15407/knit2024.02.003>

Serhii V. Khoroshylov

*Institute of Technical Mechanics of the National Academy of Sciences of Ukraine
and State Space Agency of Ukraine, Dnipro, Ukraine*

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7648-4791>

MODELS AND METHODS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SPACECRAFT MOTION CONTROL TASKS

Transcript of scientific report at the meeting of the Presidium of NAS of Ukraine, September 4, 2024

The report presents important research results of scientists from the Institute of Technical Mechanics of the National Academy of Sciences of Ukraine and the State Space Agency of Ukraine on the development of models and methods of artificial intelligence for solving relevant applied tasks of mechanics related to motion control of advanced spacecraft. Potential applications of the results include, in particular, solving the problem of space debris and improving the efficiency of orbital services.

Cite this article: Khoroshylov S.V. Models and methods of artificial intelligence in spacecraft motion control tasks. *Visn. Nac. Akad. Nauk Ukr.* 2024. (10): 44–50. <https://doi.org/10.15407/vsn2024.10.044>