

Інститут технічної механіки
Національна академія наук України
Державне космічне агентство України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

РЕДЬКА МИХАЙЛО ОЛЕКСАНДРОВИЧ

УДК 629.78

ДИСЕРТАЦІЯ

**Моделі та методи машинного навчання для аналізу динаміки та керування
супутників при видаленні космічного сміття іонним променем**

151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

галузь знань

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ М. О. Редька

Науковий керівник Хорошилов Сергій Вікторович
доктор технічних наук, професор

Дніпро – 2024

АНОТАЦІЯ

Редька М. О. Моделі та методи машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології». – Інститут технічної механіки Національної академії наук України і Державного космічного агентства України, Дніпро, 2024.

Дисертаційна робота присвячена вирішенню актуальної науково-прикладної задачі розробки моделей та методів машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем.

Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності аналізу динаміки та керування супутників шляхом застосування моделей та методів машинного навчання при видаленні космічного сміття іонним променем.

Об'єкт дослідження – система активного видалення об'єктів космічного сміття з використання іонного променю.

Предмет дослідження – моделі та методи машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем.

У вступі обґрунтовано актуальність застосування моделей та методів машинного навчання для задачі видалення космічного сміття іонним променем, представлено зв'язок роботи з науковими програмами, планами і темами, наведено наукову новизну, представлено практичне значення отриманих результатів, надано інформацію щодо особистого внеску здобувача, представлено перелік публікацій за темою дисертації.

У першому розділі виконано постановку науково-прикладної задачі розробки моделей та методів машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем.

Проведено аналіз сучасного стану проблеми засмічення навколоземного простору, визначено, що впровадження методів активного видалення космічного сміття носить обов'язковий характер. Проведено аналіз літературних джерел щодо перспективних методів активного видалення космічного сміття. Розглянуто декілька методів безконтактного видалення космічного сміття, визначено їх переваги та недоліки. Визначено, що одною з основних проблем проведення місій з видалення космічного сміття з орбіти є їх висока вартість. Розглянуто основні етапи проведення місії безконтактного видалення космічного сміття за допомогою іонного променя, виділено ключові технологічні задачі, які необхідно розв'язати для успішного проведення місії. Проведено аналіз застосовності методів машинного навчання для задач навігації та керування у Космосі, а також для задач, пов'язаних з видаленням космічного сміття. Досліджено актуальність та доцільність застосування методів машинного навчання для методу видалення космічного сміття за допомогою іонного променя, виділено ключові задачі для дослідження. Вказано на доцільність застосування існуючих та розробки нових моделей та методів машинного навчання. Обґрунтовано вибір моделей та методів для подальшого дослідження. Сформульовано завдання дисертаційного дослідження.

У другому розділі розглянуто застосування нейронних мереж для визначення сили електро-реактивного двигуна, що передається об'єкту космічного сміття при його видаленні з орбіти. Створено датасети для тренування нейромережових моделей. Розроблено нейромережові моделі для визначення сили як за допомогою точних даних про орієнтацію об'єкту космічного сміття, так і за допомогою його зображення з бортової фотокамери. Показано, що нейромережові моделі, що розраховують силу за допомогою тільки зображення, мають меншу точність, але не потребують знання точної орієнтації об'єкта космічного сміття. Створено набір із вісімнадцяти розрахункових випадків для тестування запропонованих моделей, а також для

порівняння точності визначення сили із традиційним методом за допомогою центральних проєкцій на допоміжну площину. Запропоновано метод підвищення точності моделей розрахунку сили за зображенням за допомогою попередньої обробки вхідного зображення, визначено основні ключові ознаки зображення для розрахунку сили. Проаналізовано обчислювальну складність нейромережових методів у порівнянні із традиційним методом розрахунку сили за допомогою центральних проєкцій на допоміжну площину. Представлено аналітичні рівняння оцінок обчислювальної складності нейромережових та традиційного алгоритмів із використанням асимптотичної нотації «О-велике». Встановлено, що нейромережові методи краще масштабуються при зростанні розмірності ключових даних, які мають безпосередній вплив на точність визначення сили. Проведено порівняння швидкодії нейромережових моделей та аналітичного алгоритму. Визначено, що нейромережові моделі розраховують силу щонайменше у 2 рази швидше за традиційний метод на однаковому обчислювальному обладнанні.

У третьому розділі запропоновано застосування методів навчання з підкріпленням для проблеми керування орієнтацією космічного апарата. Розглянуто окремий випадок проблеми – керування космічним апаратом з неповним складом виконавчих органів. Задачу керування орієнтацією космічного апарата сформульовано як проблему Марківського процесу прийняття рішень. Орієнтацію космічного апарата представлено кутами Ейлера (крен, тангаж, ролання). Для керування агентом у такому середовищі запропоновано використовувати метод навчання із підкріпленням з архітектурою «критик-виконавець», що належить до методів ітерацій закону керування. Проведено навчання агента, а також його тестування. Запропонований алгоритм керування порівняно із традиційним методом вирішення даної задачі – керування за допомогою лінійно-квадратичного регулятора. Застосовано Гаусівську регресію для врахування невизначеності динаміки моделі об'єкта керування. Отримано графіки траєкторій епізодів

керування за допомогою запропонованого алгоритму та лінійного керування. Визначено, що отриманий алгоритм має кращі показники якості керування за алгоритм лінійного керування, та, крім цього, має здатність покращувати якість керування у міру отримання досвіду від взаємодії із середовищем.

У четвертому розділі розглянуто застосування методів навчання з підкріпленням для проблеми керування положенням космічного апарата з неповним складом виконавчих органів відносно до об'єкта космічного сміття. Крім цього, розглянуто окрему проблему в умовах застосування космічного апарата з конфігурацією двигунів, яка має лише три режими роботи (включено основний двигун, включено двигун-компенсатор, виключено обидва двигуни), а для керування включеннями використовується широтно-імпульсна модуляція, що ускладнює синтез закону керування традиційними методами. Сформульовано задачу як Марківський процес прийняття рішень, для керування обрано алгоритм проксимальної оптимізації стратегії (англ. «proximal policy optimization», PPO), який є різновидом алгоритмів оптимізації стратегії агента. У цільову функцію додано параметр, який дозволяє керувати включеннями реактивних двигунів, що, в свою чергу, дозволяє керувати витратами палива. Проведено навчання та тестування агента, а також порівняння отриманого закону керування з лінійним законом керування. Отримано оцінки витрати палива, похибки керування та графіки епізодів траєкторії як інтелектуального, так і традиційного закону керування. Встановлено, що інтелектуальний алгоритм забезпечує кращі показники якості керування у порівнянні з лінійним керуванням, при цьому за допомогою запропонованих змінних вагових коефіцієнтів є можливість оптимізації кількості включень двигунів. Сформульовано можливі напрямки для подальших досліджень.

У висновках наведено основні результати наукової роботи у відношенні до поставлених наукових задач дослідження.

За результатами дослідження отримано такі наукові результати:

1. *Вперше* запропоновано та протестовано використання моделей нейронних мереж декількох архітектур для вирішення задачі визначення сили впливу факела електро-реактивного двигуна на об'єкт космічного сміття за інформацією про його відносне положення та орієнтацію. Створено датасети та розрахункові випадки для валідації моделей.

2. *Створено* алгоритм визначення ознак із зображення об'єкта космічного сміття з фотокамери для покращення точності визначення сили впливу на об'єкт космічного сміття за допомогою нейронних мереж. Такий підхід забезпечує кращу точність визначення сили у порівнянні з нейромережевим методом без попередньої обробки зображення з фотокамери.

3. *Вперше* отримано оцінки обчислювальної складності нейромережевих моделей, а також аналітичного алгоритму, що використовує метод центральних проєкцій на допоміжну площину. Ці оцінки демонструють, що нейромережеві алгоритми характеризуються меншою обчислювальною складністю у порівнянні з раніше відомими алгоритмами. Ця перевага суттєво зростає при збільшенні розмірності параметрів, які мають безпосередній вплив на точність визначення сили.

4. *Продемонстровано* можливість застосування методів навчання із підкріпленням для керування орієнтацією космічного апарата-переслідувача для методу видалення космічного сміття із використанням іонного променя. Отриманий алгоритм дозволяє досягти кращих показників керування за метод з використанням лінійно-квадратичного регулятора. Крім цього, можливе покращення якості керування орієнтацією КА у процесі його функціонування завдяки використанню алгоритму навчання із підкріпленням «критик-виконавець» та Гаусівської регресії.

5. *Встановлено*, що навчання з підкріпленням є перспективним методом синтезу закону керування для задачі керування відносним положенням космічного апарата при видалення космічного сміття за допомогою іонного променя. Використання методології навчання з підкріпленням дозволяє

досягти кращих показників керування за ті, які забезпечуються традиційним підходом при імпульсному керуванні відносним рухом з точки зору точності керування, швидкодії, кількості включень реактивних двигунів, або витрат палива. Запропонований алгоритм дає можливість розробляти системи керування, які можуть покращувати свої характеристики у міру накопичення даних при функціонуванні конкретного об'єкта.

6. *Визначено*, що з практичної точки зору запропонована методологія на базі методів машинного навчання має потенціал зменшити витрати на проведення місії з видалення космічного сміття, знизити вимоги до елементів систем керування (сенсорів, обчислювальної системи), відмовитись від спеціального стендового обладнання, знизити терміни та вартість розробки.

Ключові слова: безконтактне видалення космічного сміття, машинне навчання, комп'ютерний зір, навчання з підкріпленням, визначення сили, керування орієнтацією, керування відносним положенням, обчислювальна складність, лінійне керування, інтелектуальне керування

ABSTRACT

Redka M. O. Models and methods of machine learning for dynamics analysis and control of spacecraft during space debris removal using ion beam. – Qualifying scientific work on the rights of the manuscript.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in specialty 151 – Automation and computer-integrated technologies (15 – Automation and instrument engineering). – Institute of Technical Mechanics of the NAS and SSA of Ukraine, Dnipro, 2024.

Dissertation is devoted to the solution of an actual scientific and applied problem related to the development of models and methods of machine learning for effective removal of space debris using ion beam technique.

The purpose of the dissertation is to increase effectiveness of dynamics analysis and control of spacecraft using models and methods of deep learning for space debris removal using ion beam technique.

The object of research is the system of active space debris removal using ion beam.

The subject of research is models and methods of deep learning for analysis and control of spacecraft for space debris removal using ion beam technique.

The introduction substantiates the relevance of the use of models and machine learning methods for the problem of space debris removal by ion beam, presents the connection of the work with scientific programs, plans and topics, provides scientific novelty, presents the practical significance of the results obtained, provides information on the personal contribution of the applicant, presents a list of publications on the topic of the dissertation.

In the first section, the scientific and technical problem of applying models and machine learning methods for the method of space debris removal using an ion beam is formulated. An analysis of the current state of the problem of near-Earth space pollution is carried out, and it is determined that the adoption of methods of active space debris removal is mandatory. The literature on promising methods of active

space debris removal is analyzed. Several methods of non-contact space debris removal are considered, their advantages and disadvantages are determined. It is determined that one of the main problems of conducting missions to remove space debris from orbit is their high cost. The main stages of the mission of non-contact space debris removal using an ion beam are considered, and the key technological tasks that need to be solved for the successful conduct of the mission are highlighted. The applicability of machine learning methods for the tasks of navigation and control in space, as well as for tasks related to space debris removal, was analyzed. The relevance and feasibility of applying machine learning methods to the method of space debris removal using an ion beam are investigated, and the key tasks for research are identified. The feasibility of using existing and developing new models and methods of machine learning is indicated. The choice of models and methods for further research is substantiated. The tasks of the dissertation research are formulated.

The second section focuses on the application of neural networks to the problem of determining the force of an electric jet engine to transfer a space debris object for its removal from orbit. Datasets for training neural network models were created. Neural network models have been developed to determine the force using both exact data on the orientation of the space debris object and its image from the onboard camera. It is shown that neural network models that calculate the force using only the image have lower accuracy, but do not require any knowledge of the exact orientation of the space debris object. A set of eighteen computational cases was created to test the proposed models and to compare the accuracy of force determination with the traditional method using central projections on an auxiliary plane. A method of improving the accuracy of models for calculating the force from an image by pre-processing the input image is proposed, and the main key features of the image for calculating the force are identified. The computational complexity of neural network methods is analyzed in comparison with the traditional method of calculating the force using central projections on an auxiliary plane. The analytical equations for estimating the computational complexity of neural network and

traditional algorithms are presented using the asymptotic "O-big" notation. It is revealed that neural network methods scale better with increasing dimensionality of the key data, which have a direct impact on the accuracy of force determination. The performance of neural network models and the analytical algorithm is compared. It is determined that neural network models calculate the force at least 2 times faster than the traditional method on the same computing hardware.

The third section is devoted to the application of reinforcement learning methods to the problem of spacecraft orientation control. A special case of the problem is considered - the control of a spacecraft with an incomplete set of actuators. The spacecraft orientation control problem is formulated as a Markov decision-making problem. The spacecraft orientation is represented by Euler angles (roll, pitch, yaw). To control the agent in such an environment, it is proposed to use a reinforcement learning algorithm "actor-critic", which belongs to the methods of iteration of the strategy. The agent is trained and tested. The proposed control algorithm is compared with the traditional method of solving this problem - control by a linear-quadratic controller. Gaussian regression is used to account for the uncertainty of the dynamics of the model of the controlled object. Graphs of the trajectories of control episodes using the proposed algorithm and linear control are obtained. It is determined that the obtained algorithm has better control performance than the linear control algorithm, and, in addition, has the ability to improve the quality of control as it gains experience from interaction with the environment.

Fourth section examines the application of reinforcement learning methods to the problem of controlling the relative position of a spacecraft in relation to a space debris object. In addition, a separate problem is considered in the context of using a spacecraft with an engine configuration that has only three modes of operation (main engine on, compensator engine on, both engines off), with pulse width modulation used to control the switches, which complicates the synthesis of the control law using traditional methods. The problem is formulated as a Markov decision-making process, and the control algorithm is based on the proximal policy optimization

(PPO) algorithm, which is a type of agent strategy optimization algorithm. A parameter has been added to the target function that allows controlling the inclusion of the power plant, which, in turn, allows controlling the fuel consumption of the power plant. The agent was trained and tested, and the obtained control law was compared with the linear control law. Estimates of fuel consumption, control errors, and trajectory episodes for both the intelligent and traditional control laws were obtained. It is found that the intelligent algorithm has better control quality indicators than the linear control, while the introduced parameter makes it possible to control the total fuel consumption of the fuel installation. Possible directions for further research are formulated.

The conclusions summarize the main results of the research work in relation to the research objectives of the study.

The following scientific results were obtained as a result of the study:

1. *For the first time*, the use of neural network models of several architectures is proposed and tested to solve the problem of determining the force of impact of an electric motor thrust on a space debris object based on information about its relative position and orientation. Created datasets and calculation cases for model validation.

2. An algorithm for identifying features from a camera image of a space debris object *was developed to improve the accuracy* of determining the force of impact on a space debris object using neural networks. This approach provides better accuracy in determining the force compared to the neural network method without pre-processing the image from the camera.

3. *For the first time*, estimates of the computational complexity of neural network models and an analytical algorithm using the method of central projections onto an auxiliary plane are obtained. These estimates demonstrate that neural network algorithms are characterized by lower computational complexity compared to previously known algorithms. This advantage increases significantly with increasing

the dimensionality of the parameters that have a direct impact on the accuracy of force determination.

4. The possibility of using reinforcement learning methods to control the orientation of a spacecraft for the ion beam space debris removal method *has been demonstrated*. The resulting algorithm allows achieving better control performance than the method using a linear-quadratic controller. In addition, it is possible to improve the quality of spacecraft orientation control during its operation by using “actor-critic” reinforcement learning algorithm and Gaussian regression.

5. *It has been found* that reinforcement learning is a promising method of synthesizing a control law for the problem of controlling the relative position of a spacecraft-pursuer for the method of space debris removal using an ion beam. The use of reinforcement learning methodology allows achieving better control performance than that provided by the traditional approach for pulse control of relative motion in terms of control accuracy, speed, number of thruster activations, and fuel consumption. The proposed algorithm makes it possible to develop control systems that can improve their performance as data is accumulated during the operation of a particular spacecraft.

6. *It is determined* that, from a practical point of view, the proposed methodology based on machine learning methods has the potential to reduce the cost of a space debris removal mission, reduce the requirements for control system elements (sensors, processing system), abandon special test equipment, and reduce the time and cost of development.

Keywords: non-contact space debris removal, machine learning, computer vision, reinforcement learning, force detection, orientation control, relative position control, computational complexity, linear control, intelligent control

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

1. Хорошилов С. В., Редька М. О. Глибоке навчання для навігації, наведення та керування в космосі / Хорошилов С. В., Редька М. О. // Журнал «Космічна наука і технологія». – 2021. – 27, № 6 (133). – С. 38-52 (Scopus, Web of Science).
2. Редька М. О., Хорошилов С. В. Визначення силового впливу факела іонного двигуна на орбітальний об'єкт за допомогою глибинного навчання / Редька М. О., Хорошилов С. В. // Журнал Космічна наука і технологія. 2022. Т. 28. № 5 (Scopus, Web of Science).
3. Редька, М.О., Хорошилов, С.В. Згорткові нейронні мережі для визначення впливу іонного променя на об'єкт космічного сміття / Редька, М.О., Хорошилов, С. В. // Science and Innovation, 2023. 19(6), 19–30 (Scopus, Web of Science).
4. Хорошилов С. В., Редька М. О. Інтелектуальне керування орієнтацією космічних апаратів із використанням навчання з підкріпленням // Журнал «Технічна механіка» № 4, 2019 р. – ІТМ НАНУ і ДКАУ – Дніпро (фахове видання категорії Б).
5. Хорошилов С. В., Редька М. О. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning // Журнал «Технічна механіка» № 4, 2020 р. – ІТМ НАНУ і ДКАУ – Дніпро (фахове видання категорії Б).
6. Редька М. О. Визначення сили впливу іонного променя на об'єкт космічного сміття по контурах його зображень з використанням глибокого навчання / М. О. Редька // Технічна механіка. – №2, с. 51 – 63. – 2023 (фахове видання категорії Б).

Опубліковані праці апробаційного характеру:

7. Редька М. О., Хорошилов С. В., Керування рухом космічних апаратів з використанням навчання з підкріпленням – Матеріали X Міжнародної

науково-технічної конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні», – Дніпро, 2019.

8. Редька М. О., Хорошилов С. В., Керування рухом космічних апаратів з використанням штучного інтелекту – Матеріали VII міжнародної конференції «Космічні технології: теперішнє і майбутнє», – Дніпро, 2019.

9. Редька М. О., Хорошилов С. В. Застосування навчання з підкріпленням для керування орієнтацією космічних апаратів. – VI Міжнародна науково-технічна конференція «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем», м. Дніпро, листопад 2020.

10. Редька М. О., Хорошилов С. В. Застосування навчання з підкріпленням для керування відносним рухом космічного апарату з неповним складом виконавчих органів. – Матеріали науково-практичної інтернет-конференції «Космічні горизонти», м. Дніпро, 1-3 червня 2021 р.

11. Redka M. O. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning / M. O. Redka, S. V. Khoroshylov // Матеріали VII Міжнародної науково-технічної конференції «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем». – 3-5 листопада 2021, м. Дніпро. – С. 142-143.

12. Редька М. О. Визначення впливу факелу іонного двигуна на орбітальний об'єкт з використанням глибинного навчання / М. О. Редька, С. В. Хорошилов // Матеріали XXIV міжнародної науково-практичної конференції «Людина і космос». – 25-27 травня 2022, м. Дніпро.

13. Редька М. О., Хорошилов С. В. Deep learning for determination of the ion beam impact on a space debris object – Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології та моделювання – 2022». – 16 грудня 2022, м. Івано-Франківськ.

14. Редька М. О., Хорошилов С. В. Deep learning for space debris removal – Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» 22 березня 2023, Дніпро.

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ	2
ABSTRACT	8
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА.....	13
ЗМІСТ	15
ВСТУП.....	18
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ВИДАЛЕННЯ КОСМІЧНОГО СМІТТЯ ТА АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ЗАДАЧ АНАЛІЗУ ДИНАМІКИ ТА КЕРУВАННЯ У КОСМОСІ	28
1.1 Методи видалення космічного сміття з навколоземних орбіт	28
1.1.1. Проблема засмічення навколоземного простору	28
1.1.2. Методи активного видалення космічного сміття	30
1.1.3. Методи безконтактного видалення космічного сміття	32
1.1.4. Ключові задачі видалення космічного сміття за допомогою іонного променя	35
1.2. Методи машинного навчання для задач аналізу динаміки та керування космічних апаратів	37
1.2.1. Навігація і орієнтація	40
1.2.2. Керування кутовим рухом.....	47
1.2.3. Керування відносним рухом космічного апарата.....	55
1.2.4. Керування приземленням та зависанням.....	57
1.2.5. Планування місій та прийняття рішень	60
1.3. Методи штучного інтелекту в задачах видалення космічного сміття.....	62
1.3.1. Методи штучного інтелекту для класифікації космічного сміття	63
1.3.2. Застосування машинного навчання для оцінки траєкторії сервісного КА.....	65
1.3.3. Передбачення положення ОКС на орбіті за допомогою машинного навчання	69
1.4. Висновки до першого розділу.....	70
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ СИЛИ ВПЛИВУ ФАКЕЛА ЕЛЕКТРО-РЕАКТИВНОГО ДВИГУНА НА ОРБІТАЛЬНИЙ ОБ'ЄКТ	74
2.1. Визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС за інформацією про його відносне положення та орієнтацію із використанням глибинного навчання .	74
2.1.1. Системи координат	75

2.1.2. Модель факела ЕРД	76
2.1.3. Визначення сили за допомогою нейромережевої моделі з повністю пов'язаними шарами	78
2.2. Визначення сили іонного променю за зображенням ОКС за допомогою згорткових нейронних мереж.....	89
2.2.1. Згорткові нейронні мережі	89
2.2.2. Набір даних для тренування.....	91
2.2.3. Тренування та валідація	92
2.2.4. Тренування.....	93
2.2.5. Тестування	95
2.2.6. Швидкість розрахунку сили.....	99
2.3. Визначення сили іонного променю з використанням попередньої обробки зображень та багатошарової нейронної мережі	100
2.3.1. Обробка зображень	100
2.3.2. Нейромережева модель.....	104
2.3.3. Створення набору даних та навчання	104
2.3.4. Тестування	106
2.4. Порівняння обчислювальної складності нейромережевих моделей з аналітичним розв'язком для задачі визначення сили електро-реактивного двигуна для видалення ОКС з орбіти.....	109
2.4.1. Нейронна мережа з повністю пов'язаними шарами та фіксованою кількістю нейронів та прихованих шарів та довільними вхідними даними	109
2.4.2. Нейронна мережа з повністю пов'язаними шарами для випадку з фіксованим розміром входу та довільною кількістю нейронів та прихованих шарів.....	111
2.4.3. ЗНМ з фіксованими параметрами та довільним розміром вхідних даних	113
2.4.4. ЗНМ з фіксованою розмірністю входу та довільними параметрами мережі	116
2.4.5. Метод центральних проєкцій на допоміжну площину (аналітичний метод).....	118
2.4.6. Числові приклади визначення обчислювальної складності	120
2.5. Висновки до розділу	123
РОЗДІЛ 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ОРІЄНТАЦІЄЮ КОСМІЧНИХ АПАРАТІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ.....	125

3.1. Застосування навчання з підкріпленням для інтелектуального керування орієнтацією космічних апаратів	125
3.1.1. Підстави для застосування навчання з підкріпленням.....	125
3.1.2. Постановка задачі та вхідні дані.....	127
3.1.3. Математична модель.....	128
3.1.4. Оптимальне керування	129
3.1.5. Навчання з підкріпленням.....	132
3.1.6. Модель для НЗП	133
3.1.7. Архітектура «Виконавець – Критик».....	136
3.1.8. Аналіз стійкості та робастність системи	138
3.1.9. Алгоритм ефективного НЗП	140
3.2. Числові експерименти	141
3.3. Висновки до розділу	144
РОЗДІЛ 4 КЕРУВАННЯ ВІДНОСНИМ РУХОМ СУПУТНИКІВ З	
ВИКОРИСТАННЯМ НАВЧАННЯ ІЗ ПІДКРІПЛЕННЯМ	145
4.1 Керування відносним рухом космічного апарата з неповним складом виконавчих органів	145
4.1.1. Математична модель.....	145
4.1.2. Вхідні дані.....	147
4.1.3. Числові експерименти	148
4.2 Імпульсне керування відносним рухом космічних апаратів	154
4.2.1. Дискретний лінійно-квадратичний регулятор з ШІМ.....	156
4.2.2. Керування з використанням навчання з підкріпленням	157
4.2.3. Алгоритми імпульсного керування відносним рухом космічних апаратів з використанням навчання з підкріпленням.....	158
4.3. Висновки до розділу	175
ВИСНОВКИ.....	176
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	179
ДОДАТОК А	196
ДОДАТОК Б	198

ВСТУП

Актуальність теми. Внаслідок активного освоєння космосу на навколоземних орбітах перебуває велика кількість штучно створених об'єктів. Ступені ракет-носіїв та космічні апарати (КА), що не виконують корисні функції, та їх фрагменти прийнято називати космічним сміттям (КС) [47]. Зіткнення КС з КА можуть призводити до їх ушкоджень і навіть викликати їх катастрофічні руйнування. Поступове накопичення КС призвело до того, що на низьких навколоземних орбітах ймовірність зіткнень КА з уламками і дрібними частинками штучного походження вище, ніж з природними тілами тих же розмірів. Подальше накопичення техногенних об'єктів на навколоземних орбітах дуже небезпечно тим, що після досягнення деякого критичного рівня може початися лавиноподібне зростання їхньої кількості внаслідок фрагментації при взаємних зіткненнях. Цей феномен відомий як синдром Кеслера [39, 10], внаслідок якого через якийсь час діяльність у космосі стане практично неможливою.

Дослідження щодо моделювання популяції космічного сміття показують, що ситуація для деяких навколоземних орбіт вже є критичною. Наприклад, результати дослідження [60] дозволяють зробити висновок, що в майбутньому кількість об'єктів КС на низьких навколоземних орбітах, що утворилися в результаті зіткнень, перевищать кількість об'єктів, що залишили орбіти внаслідок природних процесів. Це є досить переконливим підтвердженням думки багатьох експертів у тому, що схвалені більшістю космічних держав заходи щодо запобігання забрудненню космічного простору, наприклад [102], недостатні у тому, щоб зупинити подальше зростання популяції КС. У зв'язку з цим в даний час космічним співтовариством активно вивчається питання безпосереднього видалення КС з навколоземних орбіт, яке часто в літературі називають активним видаленням космічного сміття.

У публікаціях [8, 34, 61] описано низку запропонованих концепцій активного видалення орбітальних уламків, від лазерних систем до

електродинамічних зв'язок. При цьому найбільш очевидним способом є стикування системи видалення з цільовим об'єктом космічного сміття (ОКС) або його захоплення за допомогою допоміжних пристроїв (наприклад, мережа або гарпун), перед поверненням з орбіти. Однак ця операція може бути технологічно складною і небезпечною у зв'язку з тим, що ОКС некеровані, можуть характеризуватись складним рухом навколо центру, сильно відрізнятися за формою та механічними властивостями.

Для того, щоб уникнути описаних вище складнощів, було запропоновано концепцію безконтактного відведення ОКС, яка отримала назву «Пастух з іонним променем» (ППІ) [29]. Основний принцип цієї концепції полягає у використанні потоку іонів електрореактивного двигуна (ЕРД) як засіб, що передає силовий імпульс КМ для його гальмування. ППІ має ряд переваг у порівнянні з іншими концепціями, а саме ефективність виведення, низький рівень ризику, можливість повторного використання, висока технологічна готовність основних складових такого способу відведення. Не зважаючи на зазначені переваги концепції ППІ існує ряд завдань, які вимагають вирішення для ефективного використання цієї технології відведення.

По-перше, необхідно мати ефективний метод визначення сили, що передається ОКС, так як це впливає на планування місії [62] та задачі відносного керування [93]. Традиційний метод для вирішення цієї задачі базується на інтегруванні елементарних сил по поверхні ОКС, що може мати складну форму. Реалізація цього підходу має значну обчислювальну складність та накладає додаткові вимоги до бортової системи керування космічного апарата – пастуха (КАП).

По-друге, потребують вдосконалення методи керування кутовим та відносним рухом КАП. Ця група задач обумовлена тем, що для ефективної передачі гальмуючого імпульсу, КАП повинен рухатись на невеликій відстані від ОКС та підтримувати таку орієнтацію, що забезпечують максимальне опромінювання об'єкта відведення. Враховуючи те, що відведення може

тривати декілька місяців, до методів керування висувають вимоги щодо зменшення затрат на керування.

Наразі у світі спостерігається підвищений інтерес до методів штучного інтелекту, що здебільшого зумовлено суттєвими результатами, які були отримані за допомогою глибинного навчання (ГН) – метод машинного навчання, який базується на використанні багатосарових штучних нейронних мереж (ШНМ). Останнім часом ГН швидко розвивається та демонструє багатообіцяючі можливості у вирішенні складних задач, знаходячи неочевидні рішення існуючих проблем [63]. Відомо, що нейромережеві моделі можуть навчатися складним залежностям та закономірностям, не завжди очевидним при аналітичному вирішенні задачі. Не зважаючи на те, що навчання ШНМ може займати багато часу, мережа, що пройшла навчання дозволяє отримувати результати достатньо швидко. Ця особливість зумовлює перспективність методів ГН для вирішення задачі визначення сили, що передається пастухом ОКС.

Останнім часом суттєва увага дослідників прикута до методів навчання з підкріпленням (НЗП). При такому навчанні інтелектуальний агент навчається, взаємодіючи з деяким середовищем [98]. Основна відмінність між класичними методами керування і алгоритмами НЗП полягає в тому, що останні не передбачають знання точної математичної моделі об'єкта і особливо доцільні, коли складно застосовувати точні методи. Крім того методи НЗП дозволять покращувати якість керування у міру накопичення даних про особливості функціонування конкретного об'єкта. З урахуванням цього представляється доцільним дослідити можливість вдосконалення методів керування кутовим та відносним рухом КАП шляхом використання методів НЗП.

Тому **обґрунтованою** є тема дисертаційної роботи, у якій вирішується науково-прикладна задача розробки моделей та методів машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Наукові і практичні результати роботи оформлено у вигляді науково-технічних звітів фундаментальних наукових тем ІТМ НАНУ і ДКАУ.

Дослідження даної дисертаційної роботи виконувалися відповідно до планів науково-дослідних робіт ІТМ НАНУ і ДКАУ:

1. "Розробка та вдосконалення методів системного аналізу, керування та дослідження динаміки, спрямованих на створення об'єктів космічної техніки" (тема фундаментальних досліджень Ш-110-21, № ДР 0121U100542).

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є підвищення ефективності аналізу динаміки та керування супутників шляхом застосування моделей та методів машинного навчання при видаленні космічного сміття іонним променем.

Для досягнення цієї мети в дисертації було сформульовано і вирішено такі завдання:

1. Провести аналіз сучасного стану застосування методів машинного навчання для їх використання для аналізу динаміки, задач керування та видалення космічного сміття у Космосі.

2. Розробити нейромережеву модель для визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС за інформацією про його відносне положення та орієнтацію.

3. Розробити нейромережеву модель для визначення сили іонного променя за зображенням ОКС.

4. Отримати оцінки обчислювальної складності нейромережевих моделей для визначення сили ЕРД, що передається ОКС.

5. Розробити метод керування орієнтацією супутника, що дає можливість покращувати якість керування у міру накопичення даних при функціонуванні конкретного об'єкта.

6. Розробити алгоритми імпульсного керування відносним рухом КА на базі навчання з підкріпленням, що дозволяє оптимізувати кількість включень реактивних двигунів.

Об'єкт дослідження – система активного видалення об'єктів космічного сміття з використання іонного променя .

Предмет дослідження – моделі та методи машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем.

Методи дослідження. Для розробки алгоритму визначення сили впливу електро-реактивного двигуна на об'єкт космічного сміття використано методи машинного навчання, нейронні мережі прямого розповсюдження, згорткові нейронні мережі, методи комп'ютерного зору. Для вдосконалення алгоритмів керування системи безконтактного видалення космічного сміття використовувалися методи навчання з підкріпленням, методи синтезу оптимальних регуляторів. Для дослідження стійкості і керованості активного космічного апарата використовувались критерії стійкості Ляпунова. При дослідженні ефективності створених моделей та методів використовувались методи комп'ютерного моделювання.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Вперше розроблені нейромережеві моделі для визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС або за інформацією про його відносне положення та орієнтацію або за його зображенням.

2. Вперше отримані аналітичні оцінки обчислювальної складності нейромережевих моделей для визначення сили ЕРД, що передається ОКС.

3. Отримали розвиток методи керування орієнтацією супутника з використанням навчання з підкріпленням у частині застосування моделей динаміки, що уточнюються в процесі його функціонування.

4. Удосконалено методи імпульсного керування відносним рухом КА в частині оптимізації кількості включень реактивних двигунів.

Практичне значення отриманих результатів:

1. Отримані оцінки обчислювальної складності запропонованих нейромережевих моделей демонструють, що нейромережеві алгоритми

характеризуються меншою обчислювальною складністю у порівнянні з раніше відомими алгоритмами. Ця перевага суттєво зростає при збільшенні розмірностей моделей.

2. Запропоновані нейромережеві моделі дозволяють визначити силовий вплив значно швидше у порівнянні з методами, які використовувалися раніше, що дозволяє стверджувати про їх перспективність для використання як на борту КА, так і під час математичного моделювання місій з видалення космічного сміття.

3. Запропоновані моделі та методи на базі навчання з підкріплення дозволяє перевершити результати, що забезпечують традиційні підходи, з точки зору, точності керування, швидкодії, кількості включень реактивних двигунів, та витрат палива.

4. Запропонована методологія має потенціал знизити вимоги до елементів систем керування (сенсорів, виконавчих органів), відмовитись від спеціального стендового обладнання, знизити терміни та вартість розробки космічних апаратів.

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

1. Хорошилов С. В., Редька М. О. Глибоке навчання для навігації, наведення та керування в космосі / Хорошилов С. В., Редька М. О. // Журнал «Космічна наука і технологія». – 2021. – 27, № 6 (133). – С. 38-52 (Scopus, Web of Science).
2. Редька М. О., Хорошилов С. В. Визначення силового впливу факела іонного двигуна на орбітальний об'єкт за допомогою глибинного навчання / Редька М. О., Хорошилов С. В. // Журнал Космічна наука і технологія. 2022. Т. 28. № 5 (Scopus, Web of Science).
3. Редька, М.О., Хорошилов, С.В. Згорткові нейронні мережі для визначення впливу іонного променя на об'єкт космічного сміття / Редька, М.О., Хорошилов, С. В. // Science and Innovation, 2023. 19(6), 19–30 (Scopus, Web of Science).

4. Хорошилов С. В., Редька М. О. Інтелектуальне керування орієнтацією космічних апаратів із використанням навчання з підкріпленням // Журнал «Технічна механіка» № 4, 2019 р. – ІТМ НАНУ і ДКАУ – Дніпро (фахове видання категорії Б).
5. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning // Журнал «Технічна механіка» № 4, 2020 р. – ІТМ НАНУ і ДКАУ – Дніпро (фахове видання категорії Б).
6. Редька М. О. Визначення сили впливу іонного променя на об'єкт космічного сміття по контурах його зображень з використанням глибокого навчання / М. О. Редька // Технічна механіка. – №2, с. 51 – 63. – 2023 (фахове видання категорії Б).

Опубліковані праці апробаційного характеру:

7. Редька М. О., Хорошилов С. В., Керування рухом космічних апаратів з використанням навчання з підкріпленням – Матеріали X Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні», – Дніпро, 2019.
8. Редька М. О., Хорошилов С. В., Керування рухом космічних апаратів з використанням штучного інтелекту – Матеріали VII міжнародної конференції «Космічні технології: теперішнє і майбутнє», – Дніпро, 2019.
9. Редька М. О., Хорошилов С. В. Застосування навчання з підкріпленням для керування орієнтацією космічних апаратів. – VI Міжнародна науково-технічна конференція «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем», м. Дніпро, листопад 2020.
10. Редька М. О., Хорошилов С. В. Застосування навчання з підкріпленням для керування відносним рухом космічного апарату з неповним складом виконавчих органів. – Матеріали науково-практичної інтернет-конференції «Космічні горизонти», м. Дніпро, 1-3 червня 2021 р.

11. Redka M. O. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning / M. O. Redka, S. V. Khoroshylov // Матеріали VII Міжнародної науково-технічної конференції «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем». – 3-5 листопада 2021, м. Дніпро. – С. 142-143.
12. Редька М. О. Визначення впливу факелу іонного двигуна на орбітальний об'єкт з використанням глибинного навчання / М. О. Редька, С. В. Хорошилов // Матеріали XXIV міжнародної науково-практичної конференції «Людина і космос». – 25-27 травня 2022, м. Дніпро.
13. Редька М. О., Хорошилов С. В. Deep learning for determination of the ion beam impact on a space debris object – Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології та моделювання – 2022». – 16 грудня 2022, м. Івано-Франківськ.
14. Редька М. О., Хорошилов С. В. Deep learning for space debris removal – Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» 22 березня 2023, Дніпро.

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати дисертації одержано автором самостійно. У працях, опублікованих у співавторстві, автору належать: [106] – реалізовано алгоритм навчання із підкріпленням та підібрано відповідні параметри для його навчання, виконано синтез оптимального керування, яке має властивість покращення якості керування орієнтацією КА у процесі його функціонування; [111] – виконано синтез оптимального керування відносним рухом КА при неповному складі виконавчих органів з використанням алгоритму навчання з підкріпленням; показано, що якість керування в цьому випадку залежить від структури апроксиматорів, типу оптимізаторів, а також параметрів алгоритму навчання; [110] – розглянуто сучасний стан застосовності машинного навчання у задачах видалення космічного сміття, навігації та контролю орієнтації, виділено очевидні переваги використання методів та моделей машинного навчання для вирішення складних

задач, до яких відноситься керування кутовим та відносним рухом КА, планування місій, класифікація космічного сміття, оцінка оптимальної траєкторії сервісного КА для видалення декількох ОКС, передбачення положення ОКС на орбіті, тощо; [85] – запропоновано використовувати нейронні мережі з повністю пов'язаними шарами для вирішення задачі визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС по інформації про його відносне положення та орієнтацію; створено датасети для тестування та валідації запропонованого методу, досліджено вплив конфігурації нейромережевої моделі, а також відносного положення та орієнтації ОКС на значення помилки визначення сили; запропонований метод порівняно з традиційним методом за показниками точності за допомогою розрахункових випадків із змінним параметром, а також визначено швидкодію запропонованого методу у порівнянні з традиційним; [87] – реалізовано застосування ЗНМ для проблеми визначення сили факелу ЕРД, що передається ОКС, з використанням тільки його зображень; створено графічний датасет для навчання моделей за допомогою програмного забезпечення з відкритим кодом Blender, а також датасет для тестування, за допомогою якого було перевірено точність та швидкодія запропонованого алгоритму у порівнянні із традиційним методом, зроблені висновки про доцільність застосування такого методу.

Апробація результатів дисертації.

Матеріали, основні положення та результати дисертаційної роботи доповідались і були опубліковані у збірниках доповідей та матеріалів науково-технічних конференцій та семінарів, а саме: Міжнародна наукова конференція «Космічні технології: сучасне та майбутнє» (м. Дніпро, 2019), Міжнародна науково-технічна конференція «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем» (м. Дніпро, 2020, 2021, 2022), Міжнародна молодіжна науково-практична конференція «Людина і Космос» (м. Дніпро, 2022); Міжнародна науково-технічна конференція «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» (м. Дніпро, 2023); Міжнародна наукова

конференція «Космічні горизонти» (м. Дніпро, 2021); міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні технології та моделювання – 2022» (м. Івано-Франківськ, 2022); на наукових семінарах Інституту технічної механіки НАНУ і ДКАУ (витяги з протоколів семінарів відділу Системного аналізу та проблем керування, 2019 – 2024).

РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ВИДАЛЕННЯ КОСМІЧНОГО СМІТТЯ ТА АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ЗАДАЧ АНАЛІЗУ ДИНАМІКИ ТА КЕРУВАННЯ У КОСМОСІ

В розділі наведено аналіз публікацій, присвячених дослідженню застосування методів та систем на базі штучного інтелекту для задач, пов'язаних з видаленням космічного сміття та аналізом динаміки та керування у Космосі із використанням моделей та методів машинного навчання. Проаналізовано поточний стан застосування методів на базі машинного навчання у задачах, пов'язаних із видаленням космічного сміття на навколоземній орбіті. Визначено тенденції та труднощі у застосуванні подібних методів до наведених задач, визначено сформульовано наукову задачу та обосновано вибір методу дослідження.

1.1 Методи видалення космічного сміття з навколоземних орбіт

1.1.1. Проблема засмічення навколоземного простору

Сучасне становище, яке склалось навколо розповсюдження космічного сміття навколо орбіти Землі викликає все більше занепокоєння. З початком діяльності людини в Космосі в 1957 році в Космос почали запускати ракети, космічні апарати та супутники, які несуть на собі задачі як цивільного (телекомунікації, вимірювання, картографія, тощо) так і військового характеру. Після невдалих місій, виводу апаратів із експлуатації з плином часу та зіткнення об'єктів один із одним, у навколоземному просторі було залишено сотні тисяч уламків та об'єктів різного розміру та форми, які узагальнюють терміном «космічне сміття». Кількість уламків, їхня сумарна маса і площа, яку вони займають, постійно зростають. За даними вчених, на орбіті Землі обертається вже понад мільйон об'єктів розміром більше 1 сантиметра [9, 33].

За даними вчених із Саутгемптонського університету, кількість об'єктів космічного сміття (ОКС) на LEO у найближчі 150 років збільшиться на 300%, якщо не чинити ніяких заходів, або на 65%, якщо використовувати заходи виключно для нових місій [60].

Ця ситуація небезпечна тим, що діючі супутники знаходяться в постійній небезпеці через можливе зіткнення з космічним сміттям. Більше того, нові заплановані місії можуть бути під небезпекою через зіткнення з об'єктами сміття на різних орбітальних траєкторіях. Відомий науковець та консультант NASA Дональд Кеслер запропонував свій аналіз ситуації, який у подальшому було названо «синдромом Кеслера», який стверджує, що кількість космічного сміття зростає в геометричній прогресії, і в майбутньому не залишиться жодної можливості для розміщення космічного апарату на будь-якій орбіті належним чином [39].

На Рисунку 1.1 зображено динаміку кількості об'єктів, що знаходяться у навколоземному середовищі за даними NASA [59].

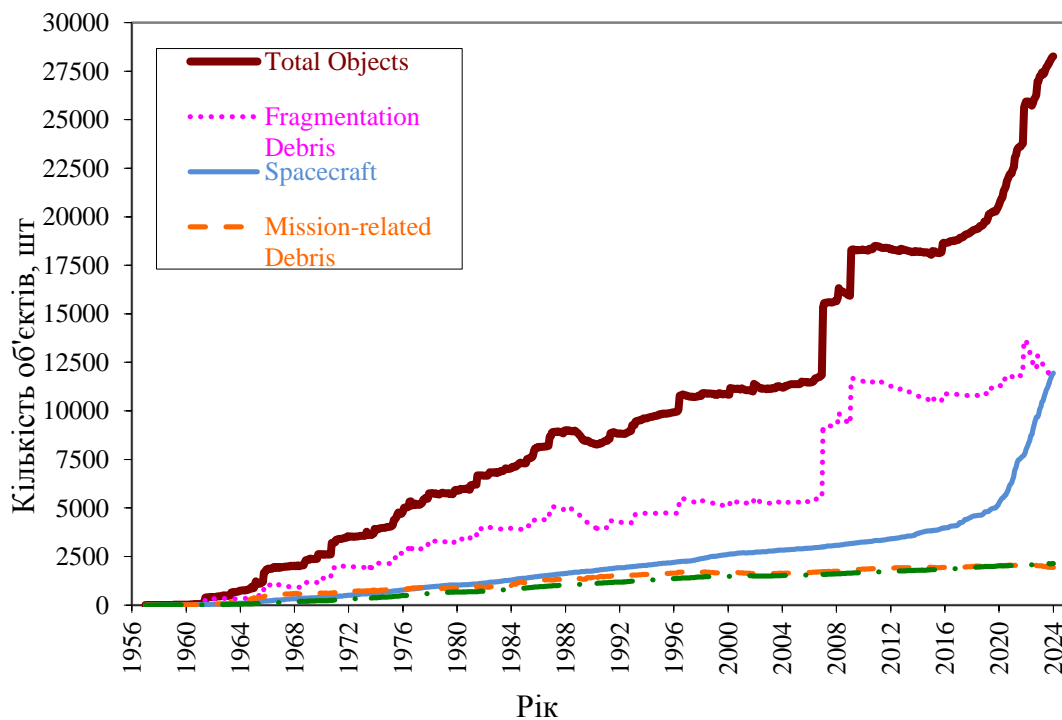


Рисунок 1.1 – Сумарна кількість об'єктів на навколоземній орбіті за даними NASA Orbital Debris Quarterly Newsletter (квітень, 2024)

Для вирішення цієї проблеми, світовими космічними агентствами було створено міжнародні робочі групи, до яких залучено міжнародні спільноти науковців, які пропонують ідеї для вирішення проблем, пов'язаних із розповсюдженням космічного сміття. Так, координаційний комітет IADC (Inter-Agency Debris Coordination Committee) наголошує на обов'язковому і негайному впровадженні наступних кроків [83]:

Mitigation – процедури, націлені на зменшення росту кількості ОКС у майбутньому;

Remediation – системи для активного видалення космічного сміття.

До процедур, націлених до зменшення росту кількості ОКС в майбутньому, належать такі заходи, як: створення рекомендацій для побудови нових космічних апаратів задля зменшення ризику залишення космічного сміття внаслідок поломок, впровадження обов'язкового безпечного відведення космічних апаратів з орбіти після закінчення експлуатації, впровадження підвищеного захисту (бронювання корпусу) космічних апаратів для мінімізації можливості створення уламків, заборону несанкціонованої взаємодії космічного апарата з іншими об'єктами, які знаходяться на орбіті, тощо. Втім, відомо, що такі пасивні заходи хоча і є важливими, але не є вичерпними для повного вирішення проблеми, тому вчені наголошують на обов'язковому впровадженні систем та заходів для активного видалення космічного сміття з навколоземної орбіти.

1.1.2. Методи активного видалення космічного сміття

Системи для активного видалення космічного сміття включають в себе технічні засоби зовнішнього впливу на об'єкти космічного сміття для їх подальшого виведення з орбіти або повного знищення шляхом згорання у верхніх шарах атмосфери Землі [34].

На рисунку 1.2 наведено загальну класифікацію методів активного видалення космічного сміття [88].

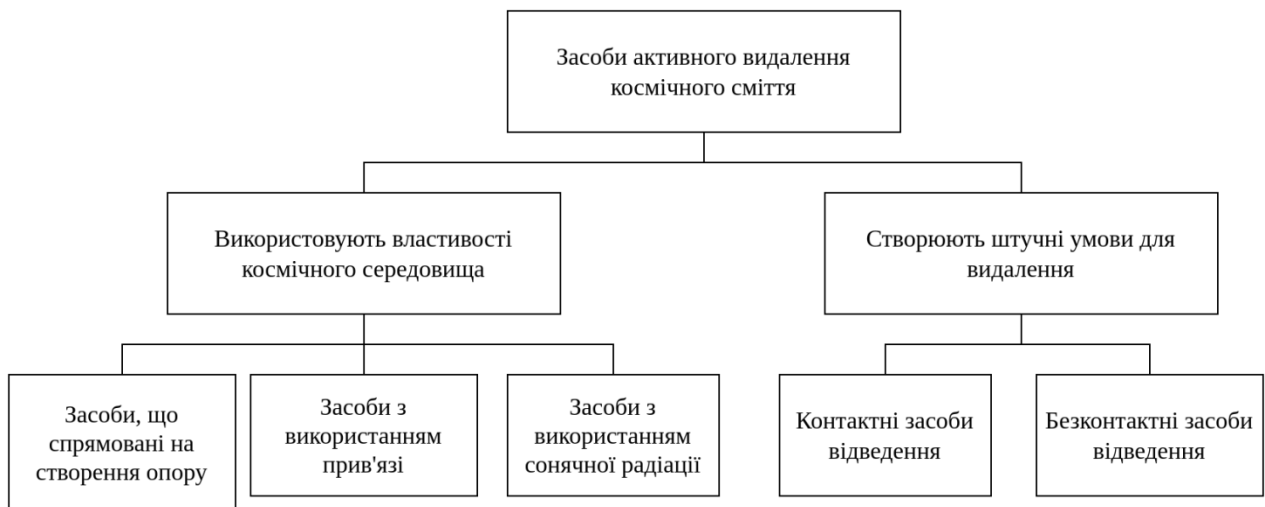


Рисунок 1.2 – Класифікація засобів активного видалення космічного сміття

Важливою ознакою будь-якого методу видалення космічного сміття є його рівень технологічної готовності (англ. «technology readiness level», TRL), що дозволяє стверджувати про можливість впровадження технології для видалення космічного сміття цим методом. Однак, тільки незначна частина методів мають високі показники технологічної готовності. Основні причини такої ситуації полягають у тому, що місії з видалення космічного сміття є занадто дорогими [67, 117]. Відомо, що засоби відведення, які використовують властивості космічного середовища, потребують значних витрат на розробку, через необхідність створення спеціалізованих стендів для симуляції космічного середовища для тестування у наземних умовах. Крім цього, деякі методи видалення космічного сміття вимагають створення централізованої інфраструктури для навігації та контролю, яка складається як зі спеціалізованих апаратних, так і програмних компонентів, які часто використовують передові технології, що накладає додаткових труднощів для їх впровадження [4]. З огляду на те, що щороку необхідно видаляти багато цілей, постає питання, як зробити ці операції з видалення сміття доступними та привабливими для інвесторів, організацій та урядів [79].

Серед способів видалення космічного сміття, останнім часом все більше уваги приділяється безконтактним методам [61]. Ефективне контактне відведення потребує аналізу динаміки усієї системи загалом, адже взаємодія між супутником-переслідувачем і ціллю під час захоплення і видалення впливає на стабільність всієї системи. Для прикладу, нештатна робота системи може призвести до створення нового космічного сміття через відштовхування цілі від переслідувача або навіть зробити систему неконтрольованою. На відміну від контактних методів, безконтактні методи базуються на принципі зменшення швидкості об'єкта-цілі, шляхом передачі імпульсу або розміщення перешкод на траєкторії, працюючи на деякій безпечній відстані. В кінці кінців, об'єкт космічного сміття згорає у верхніх шарах атмосфери Землі, не залишаючи після себе уламків. Такі методи мають перевагу у тому, що мають нижчі ризики та не залежать від форми космічного сміття, а також мають можливість повторного використання системи для видалення декількох об'єктів в рамках однієї місії.

1.1.3. Методи безконтактного видалення космічного сміття

Найбільш технологічно готовими методами безконтактного видалення є методи, які базуються на використанні лазерних установок, метод штучної атмосфери та метод видалення за допомогою іонного променя [8]. На Рисунку 1.3 наведено схематичне зображення цих методів безконтактного видалення космічного сміття [88].

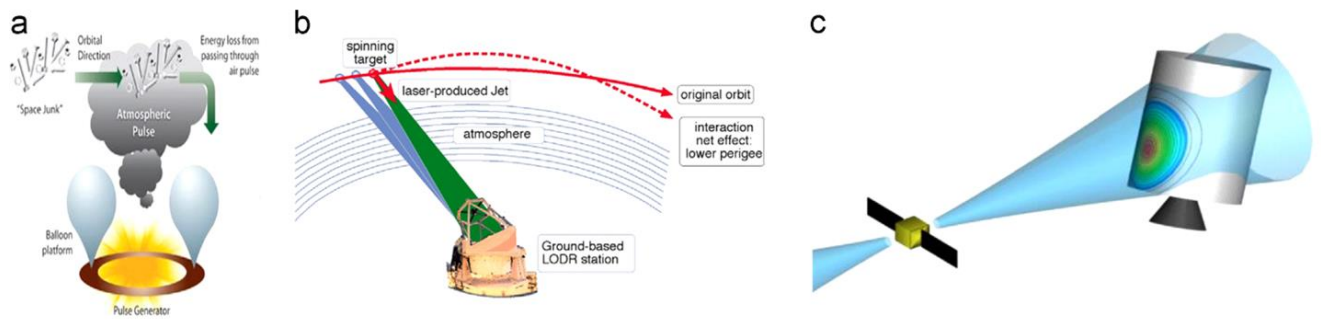


Рисунок 1.3 – Методи безконтактного видалення космічного сміття (а – метод «штучна атмосфера», b – метод видалення за допомогою наземної лазерної установки, c – метод видалення за допомогою іонного променю)

Серед цих безконтактних методів наземні і космічні лазерні технології є одними з найвідоміших. Високопотужні імпульсні лазерні системи передають імпульс об'єкту космічного сміття, щоб, зрештою, зменшити його швидкість [35]. Наземна лазерна система потребує використання великого дзеркала, що спрямовує промінь, для отримання високої щільності потужності, необхідної для створення спрямованого імпульсу по цілі. Це, однак, збільшує вартість і складність системи. Крім цього, ризик утворення нових уламків є відносно високим, через те, що контакт спрямованої пучки лазера з ціллю призводить до нагрівання цілі, що може призвести до зміни фізичних властивостей матеріалу корпусу та створенню нових часток, які можуть впливати на інші об'єкти на орбіті. Щоб зменшити ці ризики, дослідники шукають способи покращення лазерних методів видалення сміття за рахунок, наприклад, використання лазерів малої потужності, та прогнозування поведінки уламків під час взаємодії з лазером.

Інший безконтактний метод видалення космічного сміття включає створення штучної атмосфери перед об'єктом сміття. Концепція цього методу полягає у використанні горючого палива для створення хмари дрібних частинок, яка спрямовується на траєкторію об'єкта космічного сміття для створення лобового опору та гальмування цілі [7]. Видалення здійснюється з деякої відстані із установки, яка генерує хмару, яка може бути розміщена як на

окремому космічному апараті, так і на платформі, яка піднімається на необхідну висоту. Метод використовує просту концепцію, яку можна використовувати для будь-яких об'єктів сміття, незалежно від їхньої форми. Втім, для видалення декількох об'єктів сміття в рамках однієї місії, розробники зустрічаються із проблемою ефективного використання пального. Крім цього, штучна хмара повинна бути точно сформована та спрямована до цілі, адже похибки можуть призвести до підвищеного використання пального або незапланованих та небажаних наслідків через проходження через хмару іншими об'єктами на орбіті.

Іншою перспективною та широко обговорюваною технологією є метод видалення за допомогою іонного променя. Такий метод базується на передачі сили об'єкту-цілі через спрямований потік важких іонів газу (наприклад, ксенону) з космічного апарата-переслідувача із деякої близької відстані. Такий метод має низку переваг: метод працює незалежно від форми, матеріалу або орієнтації цілі; має можливість багаторазового використання до вичерпання палива, що дозволяє зосередитися на знищенні кількох цілей в рамках однієї місії. Крім цього, метод має високу ефективність передачі сили завдяки використанню технології електро-реактивних двигунів, які генерують спрямований імпульс за рахунок бомбардування цілі частками іонів. Серед технологічних складностей даного методу виділяють: ризик відбиття іонів від корпусу цілі у зворотньому напрямку при відведенні з близької відстані; проблеми із визначенням орієнтації цілі на основі неточності візуального сенсору та різноманіття форми та розмірів об'єктів сміття; складність розробки системи керування для фази зближення з ціллю та під час взаємодії з об'єктом сміття, через те, що підлеглий об'єкт має заздалегідь невідому динаміку та є некерованим.

Втім, зважаючи на зазначені недоліки, можна зробити висновок про те, що деякі проблеми можуть бути вирішені шляхом впровадження сучасних методів комп'ютерного зору або синтезу закону керування за допомогою методів

машинного навчання [63], що може не тільки підвищити технологічну готовність методу відводу, але і потенційно знизити вартість та терміни розробки, відмовитись від спеціалізованого обладнання [16].

1.1.4. Ключові задачі видалення космічного сміття за допомогою іонного променя

На рисунку 1.4 наведено основні етапи, які необхідно виконати під час проведення місії видалення об'єкта космічного сміття за допомогою іонного променя [93].

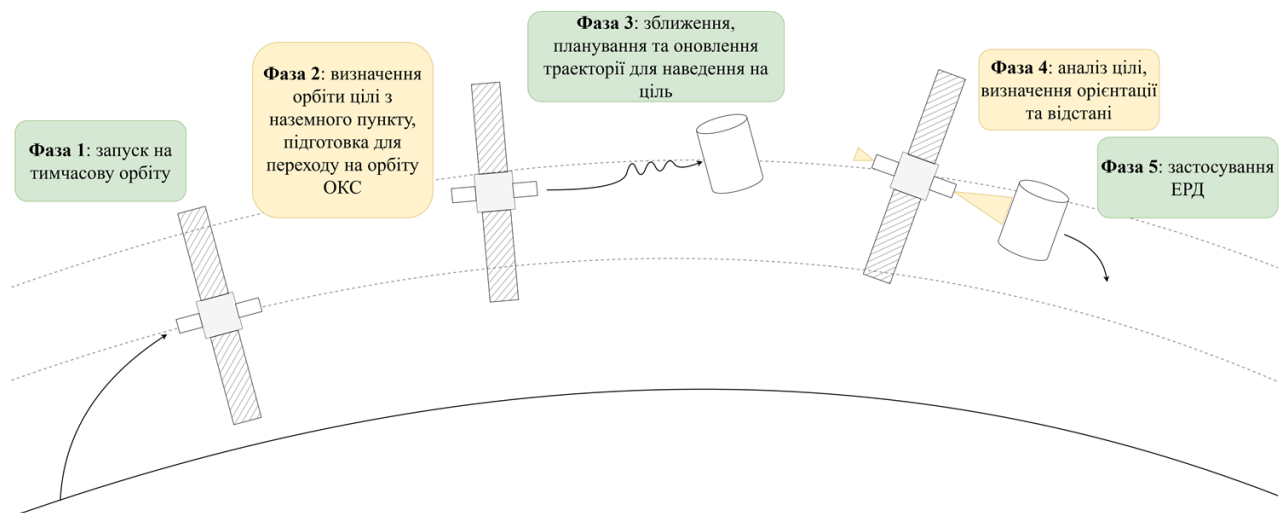


Рисунок 1.4 – Основні етапи місії видалення космічного сміття за допомогою іонного променя

На першому етапі, космічний апарат-переслідувач запускається ракетою-носієм на тимчасову орбіту. Після визначення орбіти об'єкта космічного сміття з наземного пункту керування, у бортовій обчислювальній системі космічного апарата-переслідувача оновлюються дані для підготовки для переходу на орбіту об'єкта-цілі. На наступному етапі, переслідувачем виконується зближення з ціллю, оновлення траєкторії та наведення на ціль допомогою візуального контролю та зовнішніх сенсорів. У даній фазі є можливим ще раз

проаналізувати ціль з близької відстані, визначити її відносну відстань та орієнтацію за допомогою засобів візуального спостереження, наприклад, фотокамери. Після отримання усіх даних, та прийняття рішення з наземного пункту про деорбітування, застосовується ЕРД, для передачі сили до об'єкта-цілі задля подальшого його сходження з орбіти. Знижуючись, об'єкт космічного сміття згорає у верхніх шарах атмосфери Землі, не залишаючи після себе уламків. Космічний апарат, в свою чергу, застосовує допоміжний ЕРД для компенсації переданої сили об'єкту цілі для стабілізації своєї орієнтації. Після чого, космічний апарат може або приступити до завершення місії, або перейти до наступної цілі.

Основні технологічні задачі, які необхідно розв'язати для ефективного видалення ОКС за допомогою іонного променя наступні.

По-перше, алгоритм керування має враховувати обмеження у дотриманні безпечної дистанції до ОКС (рекомендовано дотримуватись дистанції 8 – 20 м [12]). Такого обмеження необхідно дотримуватись на протязі усього часу руху переслідувача за ціллю, що накладає додаткових вимог як до системи керування, так і до необхідного запасу палива, яке необхідно витратити на одну ціль. Дослідники зазначають, що отримання більш економного способу керування може грати ключову роль у подальшому впровадженні цієї концепції у майбутньому.

По-друге, після фази зближення, ключовою задачею є візуальна інспекція цілі. Для успішного деорбітування, необхідно визначити відносну позицію та приблизну орієнтацію об'єкта-цілі, для того щоб на наступному етапі можна було ефективно застосувати двигунну установку для передачі імпульсу до цілі. Крім цього, переслідувач має бути здатним навестись на ціль за допомогою двигунної установки таким чином, щоб ціль потрапляла у сектор опромінення факелом двигунної установки. Для вирішення цих задач, пропонується використовувати алгоритми керування, що використовують як сенсори

(наприклад, LIDAR), так і методи що базуються на візуальному зображенні цілі.

По-третє, для застосування ЕРД, необхідно визначити силу, достатню для деорбітування об'єкта-цілі. Динаміка системи була розглянута у роботі [11], а у роботі [48] були отримані аналітичні рівняння. Втім, такі рівняння були отримані лише для об'єктів сферичної форми. Крім цього, дослідниками була висловлена стурбованість щодо обчислювальної складності алгоритму розрахунку сили [1], адже її необхідно обчислити на бортовій обчислювальній системі космічного апарата, який має обмежені ресурси. В результаті було запропоновано метод центральних проєкцій на допоміжну площину [2], який дозволив дещо спростити розрахунок сили за рахунок використання фотокамери.

Втім, відомо, що сучасний розвиток методів машинного навчання дозволяє успішно розв'язувати складні задачі, які стосуються як комп'ютерного зору так і визначення приблизної орієнтації об'єктів. Так, авторами роботи [93] запропоновано використовувати згорткові нейронні мережі для визначення приблизної орієнтації об'єкта-цілі для методу безконтактного видалення космічного сміття іонним променем. Зважаючи на те, що таке застосування машинного навчання є багатообіцяючим, воно, втім, носить обмежений характер, і матиме незначний вплив на загальну вартість місії. Враховуючи, що в останні роки увага дослідників та практиків присвячена синтезу законів керування за допомогою методології навчання з підкріпленням, яка набула стрімкого розвитку у останні роки, інтерес представляє аналіз застосовності цих та інших методів машинного навчання для методу безконтактного видалення космічного сміття іонним променем.

1.2. Методи машинного навчання для задач аналізу динаміки та керування космічних апаратів

У цей час в світі спостерігається підвищений інтерес до методів штучного інтелекту [101], що багато в чому обумовлений вражаючими результатами, що отримані за допомогою технологій глибокого навчання (ГН). Останнім часом ГН стрімко розвивається і демонструє багатообіцяючі можливості у вирішенні складних завдань, знаходячи неочевидні рішення існуючих проблем [43]. Системи з використанням технологій ГН вже успішно використовуються в різних областях, таких як комп'ютерний зір [17], обробка природної мови [118], автономне водіння [14], робототехніка [58] та ін. У той же час, у космічних системах керування все ще використовуються класичні методи, наприклад [3, 25]. Однак, при вирішенні нових задач освоєння космосу на базі такої традиційної методології, розробники зустрічаються із проблемами адаптивності, робастності та автономності.

Виконання складних завдань орбітального сервісу, таких як скидання корисного навантаження, або захват цілей, які не взаємодіють, супроводжується швидкими змінами параметрів орієнтації та маси космічного апарата (КА), що може призводити до нестійкого руху та перекидань супутника. У таких умовах, зміна режимів руху та характеристик маси є непередбачуваними, тому традиційні методи керування орієнтацією не завжди можуть стабілізувати супутник, так як вони залежать від масових параметрів об'єкта керування.

Прагнення розширити присутність людини у навколomisячному просторі обумовлює попит на «легкі» автоматизовані бортові процеси КА [89]. Знаходження стратегій наведення, ефективних з обчислювальної точки зору, є складним завданням для нелінійних динамічних об'єктів. Значна кількість традиційних підходів покладаються або на припущення у динамічній моделі, що спрощують, або на значні обчислювальні ресурси.

Для майбутніх космічних місій, які розроблюються для дослідження різноманітних тіл у далекому космосі, необхідність проводити успішні операції в умовах невизначеності стає все більш очевидною. Можливість високоточного

керування орієнтацією КА, робастного до виникаючих збурень в умовах невизначеної динаміки, має вирішальне значення для триваючого успіху космічних польотів в дальній космос.

Для реалізації майбутніх повномасштабних місій на Марс будуть потрібні передові алгоритми наведення, здатні адаптуватися до більш суворих вимог місії, наприклад посадка в автономному режимі в обраних регіонах із максимальною точністю, політ по економічним траєкторіям [22]. Для місій на Місяць і Марс, необхідна досконала навігаційна система і алгоритми керування у фазі спуску. Такі алгоритми повинні дозволяти оцінювати вектор стану КА із використанням вхідних даних від масиву датчиків і видавати необхідні керуючі команди для забезпечення точної посадки оптимальним чином. Це завдання традиційно вирішувалося офлайн, коли оптимальні траєкторії посадки обчислювалися заздалегідь, а потім використовувалися у бортових алгоритмах керування, що порушує автономність місії. Для майбутніх керованих місій з дослідження Марса, можливість автономного виявлення і відновлення несправностей має також важливе значення.

Методи виконання маневрів поблизу астероїдів, що використовуються у даний час, потребують надзвичайно точного знання моделі об'єкта керування і точного визначення положення КА до маневру [25]. Це призводить до затримки у декілька місяців між прибуттям КА до астероїда, та моментом, коли можна почати безпечно виконувати маневри у його безпосередній близькості. Автономні операції у безпосередній близькості (включаючи зависання і посадку) в умовах низької гравітації навколишнього середовища астероїдів особливо складні. Методи, що використовуються у даний час потребують знання динаміки навколишнього середовища навколо астероїда. Придбання цих знань вимагає великих затрат як часу, так і грошей.

Картографування та навігація навколо маленького невідомого тіла продовжує бути надзвичайно цікавою і захоплюючою проблемою в галузі освоєння космосу [41]. Традиційно, траєкторія космічного корабля для

картографічних місій розраховується людиною-експертом, що вимагає сотні годин людського часу для контролю процесу навігації і вибору орбіти. Незважаючи на те, що використовувана в даний час методологія дозволила отримати задовільні результати для попередніх місій (наприклад, Rosetta, Hayabusa і Deep Space), сучасні вимоги для картографічних місій розширюються, що вимагає додаткової автономії під час картографування і процесу навігації для КА, що виконує картографію.

Висока вартість космічних місій спонукала кілька космічних агентств активізувати розробки систем автономного керування КА [5]. Агенти, що пройшли «навчання», являють собою один із можливих способів, за допомогою якого автономний КА може адаптуватися до можливостей обладнання, що змінюються, параметрів навколишнього середовища або цілей місії, що зводить до мінімуму залежність від втручань із Землі.

Нові вимоги і задачі у області освоєння космосу, а також значні успіхи використання технологій ГН в інших областях зумовило те, що в останні кілька років з'явилося багато цікавих публікацій, присвячених темі застосування методів ГН для вирішення завдань у космосі.

Метою цього огляду є аналіз результатів останніх робіт з адаптації методів ГН для вирішення завдань навігації, наведення і керування у космосі. Існують огляди близькі до цієї теми [38, 40, 124], які можуть бути корисні для поглиблення або розширення знань з цієї теми.

1.2.1. Навігація і орієнтація

У доповіді [103] представлений новий метод визначення орієнтації з використанням кольорових зображень Землі, отриманих за допомогою камери видимого діапазону. Традиційна земна камера використовується для грубого визначення орієнтації шляхом виявлення краю Землі, і тому вона дає можливість визначати тільки грубу двовісну орієнтацію. На відміну від цього,

запропонований метод може надати інформацію для визначення орієнтації відносно трьох осей шляхом розпізнавання зображення Землі з точністю до долей градуса, і подальшого зіставлення виявленого зображення Землі з глобальною картою. Крім того, цей метод може бути реалізований на базі детекторної системи, що складається із оптичної кольоровий камери і одноплатного комп'ютера. Це дозволяє зменшити розміри системи, знизити її масу і вартість.

Для демонстрації цього методу в космосі розроблена сенсорна система, названа «Deep Learning Attitude Sensor (DLAS)». Отримані зображення швидко аналізуються за допомогою сучасних алгоритмів розпізнавання зображень в реальному часі. Запропонований алгоритм визначення орієнтації демонструє хорошу якість на різних зображеннях. Час обробки зображень для визначення орієнтації становить менше 6 секунд. Відзначається, що архітектуру ШНМ слід вибирати в залежності від продуктивності бортових комп'ютерів. В майбутньому планується застосувати один із методів сегментації зображень U-net, який представляє собою ЗНМ для швидкої і точної сегментації зображень.

У статті [75] представлено новий метод, названий глибоким наведенням, який використовує глибоке НЗП, що дає можливість не розробляти стратегії наведення, а навчатися їм. Методика глибокого наведення, включає отриману шляхом навчання стратегію наведення, яка видає команди швидкості на звичайний контролер для відстеження. Спільне використання методів теорії керування з глибоким НЗП дозволяє знизити навантаження при навчанні і полегшити перенесення навченої системи з симуляції в реальність. Для перевірки можливості реалізації запропонованого підходу розглянуто моделювання та експериментальні дослідження сценаріїв відстеження положення і стикування КА. Результати показують, що таку систему можна повністю навчити при моделюванні і перенести в реальні умови з допустимою втратою якості без будь-якого додаткового налаштування. Судячи з усього, це

перша експериментальна демонстрація використання штучного інтелекту для керування рухом КА.

Стаття [22] пропонує нову адаптивну систему наведення, що розроблена з використанням мета-НЗП. У цій роботі використані принципи мета-НЗП для отримання двох законів адаптивного наведення. Перший з них призначений для керування апаратом в фазі спуску на Марс, а другий підходить для посадки на невеликі тіла, наприклад астероїди. Закони наведення приймають форму глобальної політики в області простору станів, яка визначається областю розгортання і місцями можливої посадки. Ця глобальна політика відображає зв'язок між оцінками вектора стану посадкового модуля в системі координат, пов'язаної метою, і керуючим вектором тяги. Архітектура системи включає РНМ для реалізації закону керування і апроксиматор функції вартості. Використання РНМ дозволяє отриманим алгоритмам адаптуватися в реальному часі до діючих на КА збурень навколишнього середовища.

Оптимізація політики передбачає моделювання взаємодій між агентом, який реалізує політику, і середовищем протягом багатьох епізодів зі випадково створеними початковими умовами, які охоплюють можливі варіанти функціонування. Важливо відзначити, що такі параметри навколишнього середовища, як помилка оцінки стану, сира маса посадкового модуля і сили, що збурюють, змінюються між епізодами. Оптимізована політика адаптується до цих параметрів в реальному часі. Ефективність політик рекурентних і нерекурентних НЗП агентів аналізується в порівнянні з традиційними алгоритмами наведення в чотирьох складних завданнях з невідомою і дуже змінною динамікою. До таких завдань належить безпечна посадка на Марс з випадковою відмовою двигуна і посадка на астероїд з невідомою моделлю навколишнього середовища.

Використовуючи серію експериментів продемонстровано, що закон адаптивного мета-НЗП наведення перевершує традиційний алгоритм керування зі зворотним зв'язком з оптимальним енергоспоживанням. Крім того,

продемонстровано, що в підмножині експериментів адаптивний мета-НЗП закон наведення перевершує неадаптивний закон наведення, оптимізований з використанням стандартного НЗП. При цьому слід зазначити, що НЗП політика оптимізована в тому ж середовищі, що і мета-НЗП політика. Продемонстровані можливості оптимізованої політики мета-навчання для отримання і реалізації закону наведення з використанням спостережень, що складаються тільки з показань доплерівського радіолокаційного висотоміра в умовах посадки на Марс, і показань LIDAR висотоміра в умовах посадки на астероїд. Цей приклад ілюструє можливості одночасного вирішення завдань наведення і навігації.

В роботі [20] представлений новий закон наведення, який використовує спостереження, що складаються тільки з вимірів кутів огляду шукача і швидкостей їх зміни. Політика оптимізована з використанням мета НЗП, її ефективність продемонстрована шляхом моделювання заключної фази екзоатмосферного перехоплення. Важливо відзначити, що закон про наведення не вимагає оцінки дальності, що робить його особливо цінним для пасивних шукачів. Оптимізовані закони наведення пов'язують стабілізовані кути огляду шукача і їх швидкості з тягою керуючих двигунів ракети. Використання мета-НЗП дозволяє оптимізованій політиці адаптуватися до прискорення цілі. Демонструється, що політика забезпечує кращу якість наведення в порівнянні з алгоритмами, що використовують точне знання прискорення цілі.

Агент навчається при його взаємодії із навколишнім середовищем. Кожен епізод навчання заснований на сценарії взаємодії з випадковими параметрами. Тут розглядається сценарій висотного перехоплення маневреної балістичної ракети, при якому ракета-перехопник повинна кінетично знищити ціль прямим попаданням (промах менше 50 см). Сценарій взаємодії значно спрощений. По-перше, моделюється тільки кінцева фаза перехоплення. По-друге, не генеруються реалістичні балістичні траєкторії ракети і цілі, а також нехтується сила тяжіння. Однак слід звернути увагу, що нехтування гравітацією є звичайною практикою при первісній підготовці нового закону наведення. По-

третє, не розглядається поділ цілей та керування кутовим рухом. В такому випадку сценарій взаємодії передбачає, що ціль має початкову перевагу в швидкості, а саме початкові швидкості ракети та цілі складають 3000 м/с і 4000 м/с, відповідно. Ціль виконує випадковий релейний маневр під час перехоплення. Це реалістичний маневр для транспортного засобу, що спускається для того, щоб уникнути перехоплення, так як це кардинально не змінює траєкторію входу апаратів в атмосферу. Використано відношення тягоозброєності ракети до цілі - 2:1. Показано, що НЗП політика підвищила точність наведення і паливну економічність.

Ефективність НЗП політики обумовлена використанням рекурентних шарів нейронної мережі для апроксимації політики і функції вартості, що дає можливість адаптувати політику до конкретного цільового маневру в режимі реального часу. Зокрема, приховані стани рекурентних шарів змінюються по-різному у відповідь на маневри цілі при кожній конкретній взаємодії, що дозволяє формувати керуючі впливи з урахуванням специфіки маневру. На відміну від політики промаху з нульовим зусиллям [91], де фільтр стану виконує оцінювання прискорень, НЗП політика адаптується до маневру цілі в реальному часі. Оптимізована політика ефективна з обчислювальної точки зору, вимагає мінімального обсягу пам'яті і сумісна з сучасними бортовими процесорами.

В роботі [24] розроблено адаптивну інтегровану систему наведення, навігації і керування, яка дозволяє виконувати маневри в безпосередній близькості астероїдів в середовищах з невідомою динамікою, з початковими умовами, які охоплюють великі області виведення, і без знання моделі форми астероїда. Систему реалізовано у вигляді політики, оптимізованої з використанням мета-НЗП. КА обладнаний оптичним шукачем, який фіксується або на деякому елементі поверхні, або на відбитому світлі від навісного лазера, або на активному маяку. Політика безпосередньо встановлює зв'язок між спостереженнями, що включають кути шукача і LIDAR вимірювання відстані,

та командами керування тягою двигунів. Політика реалізована у вигляді РНМ, яка може адаптуватися в реальному часі як по відношенню до зовнішніх збурень, що діють на агента, так і внутрішніх збурень, таких як відмова виконавчих органів і варіації центру мас.

Валідація системи наведення виконана шляхом моделювання маневрів посадки з використанням симулятора із шістьма ступенями свободи. Симулятор рандомізує характеристики астероїда, такі як тиск сонячного випромінювання, його щільність, швидкість обертання і кут нутації, що вимагають відповідної адаптації алгоритмів наведення і керування. Автори демонструють робастність системи у відношенні до відмови виконавчих органів, зміщення датчиків, а також зміни тензора інерції і центру мас КА.

Запропоновано концепцію маневрів для виконання операцій в безпосередній близькості від астероїдів, яка сумісна з розробленою системою наведення. В майбутньому автори планують зосередитися на технологіях пошуку, що використовують прив'язку до об'єктів місцевості, а не до маяків, і замінити далекомір LIDAR з бінокулярним зором. Ще одним напрямком майбутньої роботи може бути дослідження можливості розташування КА на трикутнику зіткнення з метою, що може підвищити як паливну ефективність, так і робастність у відношенні до швидких обертань астероїдів. Підхід, обговорений в цій роботі, також може бути застосовний до завдань орбітального зближення і посадки на Місяць, особливо для місій польоту на Місяць, де місце посадки вже визначено маяками.

Робота [89] обумовлена попитом на «легкі» автоматизовані бортові процеси КА для розширення присутності людини в навколомісячному просторі. Запропонований в цій роботі контролер використовує нелінійні рівняння руху, однак це не призводить до великого додаткового навантаження на бортовий комп'ютер. Проте, такі принципи наведення можуть використовувати високопродуктивні обчислення за рахунок відділення процесу навчання від результуючого контролера. Практичні приклади демонструють гнучкість

підходу НЗП і пропонують можливість поширення на завдання, що вимагають більш високу точність наведення. Продемонстрований контролер пропонує ефективно з обчислювальної точки зору бортове наведення при розгляді декількох тіл. Отриманий нейромережевий контролер демонструє робастність по відношенню до змін опорної геометрії і може узагальнювати минулий досвід при вирішенні нових завдань. Крім того, пропонований підхід відокремлює навчання агента від динамічного середовища функціонування, що забезпечує наведення, яку не залежить від моделі.

У статті [95] представлений підхід для виконання точної посадки на планети сонячної системи, заснований на розвитку методологій формування траєкторій з використанням потенційних функцій. Використана теорія машин екстремального навчання для розробки одношарової ШНМ прямого поширення, яка, навчаючись, встановлює взаємозв'язок між поточним становищем КА і оптимальним полем швидкості, необхідним для формування шляху до поверхні планети з урахуванням економії палива. Методи екстремального навчання забезпечують швидке і точне навчання, а також хороше узагальнення. Мережа навчається у розімкнутому контурі, з використанням економних траєкторій, які генеруються чисельно з використанням псевдоспектральних методів. Після тестування і перевірки ШНМ стає критичним елементом в циклі алгоритму лінійного наведення. Зокрема, для відстеження поля оптимальних швидкостей, яке визначається як привабливе для цілі, що приземлюється, використаний лінійно-квадратичний регулятор (ЛКР). Моделювання методом Монте-Карло показує, що алгоритм забезпечує низьку залишкову помилку наведення, яка становить менше одного метра за положенням і менш ніж 0,9 м/с за швидкістю.

Новий алгоритм наведення розроблений у статті [19] із застосуванням принципів теорії НЗП. Адаптивний алгоритм наведення дозволяє забезпечити відстеження траєкторії в реальному часі для надійної, економної і точної посадки на Марс без необхідності її попередньої побудови на Землі. Результати

імітаційного моделювання методом Монте-Карло показують, що алгоритм здатний автономно забезпечувати рух по близьким до оптимальних траєкторіям, з мінімальною витратою палива і з точністю, яка перевершує точність, характерні для минулих та розроблюваних місій на Марс. Пропонований алгоритм наведення на основі НЗП демонструє високу ступінь гнучкості і може легко адаптувати автономне перенацілювання зі збереженням точності та паливної економічності. Хоча НЗП та інші аналогічні методи машинного навчання застосовувалися раніше до завдань аерокосмічного наведення і керування, ця робота є першою спробою застосування НЗП до проблеми автономної планетарної посадки.

Адаптивний алгоритм наведення на основі НЗП дозволяє автономно навчити КА здійснювати кращу посадку, тобто вибирати послідовності команд прискорення/тяги, які забезпечують економічні траєкторії і необхідну точність з точки зору бажаного кінцевого положення і швидкості (м'яка посадка). Ця задача вирішена шляхом розробки нейромережевого алгоритму наведення при представленні проблеми посадки у вигляді МППР. Процедура навчання дозволяє визначити ваги ШНМ, які максимізують очікуваний критерій якості. Останнє гарантує, що обрані тільки такі керуючі дії, які переводять спусковий апарат в потрібне місце з максимальною точністю і при мінімальній витраті палива. Важливо відзначити, що запропонований алгоритм не вимагає будь-якої опорної траєкторії, а в процесі навчання мережа визначає автономно алгоритм оптимальної посадки, використовуючи поточний стан і інформацію про швидкість, які надаються навігаційною системою. Більш того, система може навчитися оптимальній посадці при наявності несприятливих чинників, таких як збурення навколишнього середовища, перешкоди і затримки датчиків і виконавчих органів

1.2.2. Керування кутовим рухом

В роботі [68] представлений фреймворк для створення адаптивного контролера орієнтації КА з використанням глибокого НЗП. Показано, що розроблений контролер ефективно виконує маневри розвороту на великі кути при стандартній для галузі точності наведення. Показано, що контролер може адаптуватися до різноманітних збурень, які не були представлені агенту на етапі навчання, і не залежать від параметрів керованого КА, навіть якщо він був навчений на іншій конфігурації з іншими параметрами. У цій роботі представлений можливий фреймворк для навчання нейромережевої системи керування орієнтацією КА. Досліджено методи НЗП і функції винагороди, які можна використовувати для підвищення точності керування. Продемонстровано, що ці контролери можуть бути навчені на базі сучасного персонального комп'ютера.

Сучасний алгоритм НЗП для одного виконавця реалізований і застосований в розробленому середовищі моделювання, де показано, що навчений агент досягає галузевого стандарту за точністю наведення за відносно короткий час навчання. Виконано перевірку робастності агента у відношенні до змін умов навколишнього середовища в чотирьох різних тестових сценаріях, кожен з яких призначений для моделювання різних станів, з якими агент може зіткнутися в космосі. Агент успішно адаптувався до всіх проведених тестів на збурення, демонструючи результати, близькі до оптимальних за часом. Здатність агента бути робастним по відношенню до умов, які явно не використовувалися під час навчання, дозволяє обґрунтувати можливість використання контролерів на базі НЗП на реальних КА. Автори також припускають, що є можливість використовувати один «основний» алгоритм керування для широкого спектра супутників, що дозволяє збільшити угруповання автономних КА. Це є необхідним кроком для космічних досліджень майбутнього. Розвиток цієї роботи може бути направлено на використання останніх досягнень в розподіленому навчанні з підкріпленням

для того, щоб використовувати дані, які генеруються угрупованням супутників, для вирішення завдань керування орієнтацією КА.

У доповіді [128] розглянута проблема раптових змін орієнтації та інерційно-масових параметрів, з якими стикаються КА при виконанні складних завдань, таких як відділення корисного навантаження або захоплення об'єктів. Ця робота пропонує новий алгоритм керування орієнтацією і стабілізації КА, заснований на методі глибокого НЗП. Розроблено середу тривимірного моделювання, яка імітує зміну орієнтації КА в реальному часі з урахуванням керуючих моментів. Запропоновано модель ШНМ, яку засновано на сегментованій зваженій функції винагороди, що приймає параметри орієнтації КА в якості входу і видає на виході дискретизований керуючий момент.

Для навчання керуванню орієнтацією і стабілізації КА використаний алгоритм глибокого Q-навчання [32]. Імітаційні експерименти показують, що завдяки безперервному самонавчанню і самовдосконаленню, метод глибокого НЗП поступово вчиться відновлювати положення КА після невідомих раніше збурень. Запропонований алгоритм порівнюється з пропорційно-диференціальним (ПД) контролером і бекстепінг-контролером. Використання ПД-контролера не дозволяє відновити стабілізацію КА через його залежності від інерційних параметрів. Бекстепінг-контролер має стійкість до невизначеності параметрів маси, але може обробляти тільки постійний цикл керування. У порівнянні з цими двома традиційними контролерами, алгоритм, заснований на глибокому НЗП, забезпечує конкурентоспроможні характеристики при наявності невизначеностей параметрів мас і дозволяє змінювати цикл керування під час фази навчання. Запропонований механізм дає можливість реалізувати інтелектуальне керування і може слугувати технічною основою для реалізації обслуговування і ремонту КА на орбіті.

Дослідження [68] представляє фреймворк для отримання дискретного нейромережевого контролера орієнтації КА з використанням НЗП, без необхідності в високопродуктивних обчисленнях. Отримано квазіоптимальні за

часом алгоритми керування з обмеженнями, які здатні забезпечувати точність наведення, що значно перевищують галузеві стандарти. Також представлені контрольні тести агента, що виконує розвороти КА на великі кути в розробленому середовищі моделювання. Обрана функція винагороди дозволяє агенту підвищити точність керування орієнтацією за межі мінімально встановлених вимог. Ця особливість ілюструє переваги використання НЗП в порівнянні з традиційними методами керування. Здатність контролера розуміти довгострокові залежності в процесах при наявності зовнішніх збурень або інші обмеження дає можливість підвищити ефективність керування та результативність. У найближчій перспективі представляє інтерес розгляд можливостей розподіленого НЗП. Наприклад, розподілене навчання з підкріпленням може використовуватися для онлайн навчання агентів з використанням даних, отриманих угрупованням або групою із декількох супутників.

У статті [65] розглядається проблема оптимального керування орієнтацією КА з використанням мінімальної кількості реактивних двигунів орієнтації. Представлені три можливі рішення цього завдання: 1) простий в реалізації контролер на основі логіки, 2) проєктивне керування, спрямоване на те, щоб якомога точніше відтворити ідеальне безперервне керування, і 3) оптимальний нейромережевий прогнозуючий контролер (НПК), який мінімізує загальний імпульс під час маневру. НПК включає РНМ для прогнозування вектора станів у кінцевому тимчасовому обрії оптимізації. У зв'язку з тим, що розглянута система має дискретні входи, використовуваний традиційно для безперервних систем алгоритм зворотного поширення помилки, не застосовують для розглянутого в цій статті випадку. НПК адаптований для систем з бінарними входами, використовуючи надійний генетичний алгоритм для оптимізації горизонту, який віддалюється. Запропоновано автоматичний вибір параметрів функції вартості, що покращує якість НПК і зменшує кількість параметрів налаштування до одного. Крім того, багатошаровий персептрон навчається

офлайн з використанням даних, отриманих використовуючи оптимальне керування. Такий підхід дозволяє замінити використання функції витрат, що вимагає інтенсивного використання центрального процесора, на значно менш витратну з точки зору обчислень мета-модель.

Продуктивність НПК порівнюється із запропонованими алгоритмами логічного і проектного керування для 12UCubeSat. Показано, що він є найбільш ефективним з точки зору вимог до загального імпульсу при рівному часу перехідного процесу і найменш чутливий до вибору параметрів. Керування з багат шаровим персептроном різко скорочує обчислювальні ресурси, необхідні онлайн, при якості керування порівнянним з НПК. Порівняльний аналіз розглянутих алгоритмів показав, що НПК дозволяє економити до 25% палива під час вирішення задачі гасіння кутових швидкостей і до 36% палива під час виконання обертальних маневрів за кінцевий час.

В роботі [72] вивчається здатність звичайного агента НЗП знаходити оптимальну стратегію керування для задач орієнтації КА. Розглянуто два основних типи систем керування орієнтацією. Спочатку розглядається спільне завдання керування орієнтацією з повним складом реактивних виконавчих органів при наявності обмежень на величини керуючих моментів. Потім розглянуто задачу керування орієнтацією за допомогою двигунів-маховиків при наявності додаткових обмежень. Для отримання політики керування орієнтації використано алгоритм оптимізації найближчої політики (ОНП) [71] при навчанні агента з підкріпленням. Для забезпечення робастності тензор інерції супутника вважається невідомим керуючому агенту і вибирається випадковим чином для кожного нового епізоду моделювання. Оскільки об'єкт керування є нелінійним, для підвищення ефективності навчання використано програмне навчання агента. Контролер на основі НЗП порівнюється зі стратегією керування зі зворотним зв'язком на базі QRF контролера (зворотний зв'язок за похідними кватерніона), яка добре себе зарекомендувала.

Досліджено номінальну якість і робастність по відношенню до невизначеностей у динаміці системи. Агент на основі НЗП адаптується до будь-якої масі КА без необхідності повторного навчання. У діапазоні від 0,1 до 100000 кг НЗП агент забезпечує на 2% кращу якість керування в порівнянні з QRF контролером, налаштованого для того ж діапазону мас, і якість, аналогічну до контролера QRF, налаштованого спеціально для заданої маси. При використанні двигунів-маховиків, навчений НЗП агент дозволяє отримати на 25% вище значення функції винагороди, ніж при використанні налаштованого QRF контролера.

У статті [77] пропонується використовувати підхід, заснований на глибокому навчанні з підкріпленням, для підвищення адаптованості і автономності системи керування супутників. Це алгоритм, що використовує моделі, який може знаходити рішення при меншій кількості епізодів навчання, ніж безмодельні алгоритми. Імітаційний експеримент показує, що при виході з ладу класичного керування, цей підхід може знайти рішення і досягти мети за сотню епізодів навчання. Для оптимізації політики використаний евристичний пошук, щоб уникнути локальних оптимумів, властивих градієнтним методам. У порівнянні з класичними методами керування, цей підхід не вимагає попереднього знання параметрів супутника і його орбіти, а може адаптуватися до різних ситуацій на підставі одержаних даних. Для підвищення ефективності адаптації до різних видів супутників і різних завдань пропонується використовувати ПН.

Робота [130] присвячена керуванню орієнтацією жорсткого КА без використання моделі при наявності насичення керуючого моменту і дії зовнішніх збурень. Запропоновано безмодельний контролер глибокого НЗП, який може безперервно навчатися, використовуючи сигнали зворотного зв'язку від об'єкта керування, а також реалізовувати високоточне керування орієнтацією КА без необхідності повторного налаштування параметрів контролера. З огляду на безперервність простору станів і простору керуючих

впливів, використано алгоритм градієнта глибокої детермінованої політики з подвійною затримкою (TD3) [100], заснований на архітектурі «виконавець-критик». У порівнянні з алгоритмом градієнта глибокої детермінованої політики (ГГДП), TD3 більш ефективний. TD3 оптимізує політику, шляхом взаємодії агента з навколишнім середовищем без використання будь-яких апріорних знань, тому процес навчання вимагає багато часу.

Незважаючи на це процес навчання потребує багато часу, тому для вирішення цієї проблеми запропоновано алгоритм TD3 з пропорційно-інтегрально-диференціальним наведенням (PID-Guide TD3), який дозволяє прискорити навчання і поліпшити точність збіжності алгоритму TD3. З огляду на те, що НЗП важко реалізувати в реальних умовах, пропонується метод попередньої підготовки до розгортання і тонкого налаштування, який дозволяє не тільки заощадити час навчання і обчислювальні ресурси, але також швидко досягти гарних результатів. Результати експериментів показують, що НЗП контролер може реалізувати високоточне керування орієнтацією та стабілізацію КА, а також відстеження необхідної траєкторії з високою швидкістю відгуку і невеликим перерегулюванням. Запропонований PID-Guide TD3 алгоритм має більш високу швидкість навчання і більш стійкий, ніж алгоритм TD3.

У статті [129] розглянуто виконання КА складних завдань, таких як скидання корисного навантаження або захоплення цілей, що не взаємодіють. Такі режими руху супроводжуваних швидкими змінами параметрів орієнтації і маси. Для стабілізації орієнтації КА в таких умовах запропоновано використовувати метод НЗП. Побудована модель ШНМ, яка формує на своєму виході дискретний керуючий крутний момент для керування КА. Розроблено середу моделювання динаміки КА і виконано навчання ШНМ в цьому середовищі з використанням алгоритму глибокого Q-навчання. Агент отримує винагороду в разі успішної стабілізації супутника. Імітаційні експерименти показують, що при повторенні процесу навчання, ШНМ поступово вчиться відновлювати орієнтацію КА після невідомого збурення. Навпаки, традиційний

ПД контролер не впорався з цим завданням через його залежності від параметрів маси. Запропонований метод керування орієнтацією КА демонструє значну універсальність і має великий потенціал для інтелектуального керування КА, що виконують складні завдання в майбутньому.

Метою робіт [106, 107, 108, 109] є розробка ефективного алгоритму інтелектуального керування КА на базі методів НЗП. Для підвищення ефективності НЗП використана статистична модель динаміки, заснована на понятті гаусових процесів. Така модель з одного боку дозволяє використовувати апіорну інформацію про об'єкт керування і володіє достатньою гнучкістю, а з іншого боку дозволяє охарактеризувати невизначеність в динаміці у вигляді довірчих інтервалів і може уточнюватися в процесі функціонування КА. У цьому випадку завдання дослідження простору станів-керувань полягає в отриманні таких вимірів, які дозволяють зменшити межі довірчих інтервалів. Як сигнал підкріплення використано відомий квадратичний критерій, що дозволяє враховувати як вимоги до точності, так і до витрат на керування. Пошук керуючих впливів на базі НЗП виконаний із використанням алгоритму ітерацій закону керування. Для реалізації контролера і оцінювання функції вартості застосовані нейромереві апроксиматори.

Гарантії стійкості руху КА з урахуванням невизначеності моделі його динаміки отримані з використанням апарату функцій Ляпунова [106]. В якості кандидата функції Ляпунова використано функцію вартості. Для того, щоб спростити перевірку стійкості на базі розглянутої методології використано припущення про ліпшицеву безперервності динаміки об'єкта керування, що дозволило застосувати метод множників Лагранжа для пошуку керуючих впливів з урахуванням обмежень, сформульованих з використанням верхньої межі невизначеності і ліпшицевих констант динаміки. Ефективність запропонованого алгоритму ілюструється результатами комп'ютерного моделювання. Запропонований підхід дає можливість розробляти системи

керування, які можуть покращувати свої характеристики за рахунок даних, отриманих при функціонуванні конкретного об'єкта.

1.2.3. Керування відносним рухом космічного апарата

Політика для виконання стикувальних маневрів з шістьма ступенями свободи розроблена на базі НЗП і реалізована у вигляді закону керування зі зворотним зв'язком в роботі [31]. НЗП забезпечує можливий підхід для реалізації надійних, автономних маневрів в невизначених умовах з низькими обчислювальними витратами. Алгоритм ОНП використаний для отримання політики стикування в деякій області простору станів об'єкта з шістьма ступенями свободи, прагнучи мінімізувати критерій якості і витрати на керування. Результати моделювання маневрів зближення і стикування для місії Аполлон демонструють, що можливості отриманої політики можна порівняти з результатами, отриманими традиційними методами оптимального керування. У ролі подальших напрямків обговорюються конкретні проблеми і можливі їх шляхи вирішення, а також обговорюються переваги та недоліки алгоритмів стикування на основі НЗП. Ця робота може бути основою для подальшого дослідження заснованих на НЗП законів керування для операцій зближення КА у невизначених умовах.

В роботі [81] вирішується завдання синтезу адаптивного нейрокерування формацією двох КА, що летять на низьких навколосемних орбітах. Один з КА вважається керованим, другий – некерованим, з невідомим значенням балістичного коефіцієнта. Керований апарат здатний змінювати міделевий перетин в певних межах, а також здійснювати імпульсні маневри. Обговорюються основні підходи для вирішення цього завдання, в розгляд вводяться дві ШНМ, знаходяться їх оптимальні розміри. Ставиться завдання адаптації двох параметрів, які є вхідними в керуючі ШНМ, але невідомих для керованого апарату, – балістичного коефіцієнта некерованого апарата і

щільності атмосфери. Завдання адаптації вирішується неградієнтним методом оптимізації.

У статті [111] представлені результати апроксимації оптимального керування відносним рухом КА при неповному складі виконавчих органів з використанням НЗП і дослідження впливу різних чинників на якість такого рішення. Розглянуто задачу керування відносним рухом КА в площині орбіти з використанням тільки керуючих впливів, спрямованих по дотичній до орбіти. Використання такого підходу дозволяє зменшити витрату робочого тіла реактивних виконавчих органів та спростити архітектуру системи керування, проте в ряді випадків, використання методів класичної теорії керування не дозволяє отримувати прийнятні результати. У зв'язку з цим, досліджено можливість вирішення цього завдання методом НЗП, який дозволяють знаходити близькі до оптимальних алгоритми керування в результаті взаємодії системи керування з об'єктом керування, використовуючи сигнал підкріплення, що характеризує якість керуючих впливів.

Пошук керуючих впливів на базі НЗП виконано з використанням алгоритму ітерацій закону керування. Такий алгоритм реалізовано на базі архітектури «виконавець» - «критик». Розглянуто різні варіанти представлення виконавця для реалізації закону керування і критика для отримання значень функції вартості із використанням нейромережевих апроксиматорів. Показано, що точність апроксимації оптимального керування залежить від ряду особливостей, а саме від вдалої структури апроксиматорів, вибору методу оновлення параметрів нейронних мереж, а також параметрів алгоритму навчання.

Досліджений підхід дозволяє вирішувати розглянутий клас задач керування з використанням контролерів з різною структурою, при цьому є можливість уточнення алгоритмів керування в процесі функціонування космічного апарата.

1.2.4. Керування приземленням та зависанням

В роботі [15] представлений адаптивний алгоритм посадки, який з використанням отриманого досвіду навчається формувати оптимальну тягу реактивних двигунів для забезпечення точної посадки на Місяць з використанням зображень і даних висотоміра в якості вхідних даних. Пропонується новий підхід, заснований на мета-НЗП, який об'єднує функції інтелектуального наведення і навігації, що забезпечують повне рішення проблеми посадки на Місяць на основі одержуваних зображень. Зокрема, розроблено середу моделювання, яка дозволяє інтегрувати динаміку системи і отримання зображень з бортових камер. Це досягається за рахунок поєднання симулятора на Python з трасувальником променів (наприклад, Blender), який генерує точні зображення з використанням місячних цифрових моделей місцевості та фізичний двигун рендерінга. Потім зображення використовуються для поновлення політики в реальному часі за допомогою НЗП. Використано переваги останніх відкриттів в області ЗНМ і РНМ для обробки зображень і ОНП для розробки агента для виконання оптимальної м'якої посадки.

Розглядаючи відмови виконавчих органів і невизначеність параметрів атмосфери, в роботі [126] представлений новий, активний, стійкий до відмов алгоритм керування спуском на Марс з використанням ШНМ і адаптивної інверсії моделі. Для виявлення відмов і їх ізоляції онлайн використана ШНМ. Для стійкого до відмов керування спуском на Марс, розроблено адаптований неймережевий ПД-контролер на основі інверсії структурної адаптивної моделі. При виявленні несправності виконавчого органу, система автоматично радіює неймережевий ПД-контролер, замінюючи їм традиційний ПД-регулятор. Помилка між виходом еталонної моделі і вихідними даними системи орієнтації коригується таким чином, щоб забезпечити необхідні динамічні властивості апарата, що спускається. Стійкість замкнутого контуру системи керування досліджується із використанням функцій Ляпунова. Ефективність

розробленого алгоритму ілюструється результатами комп'ютерного моделювання. З огляду на те, що виявлення і ізоляція відмов збільшує обчислювальне навантаження на систему керування, в майбутніх роботах доцільно розглянути можливість виконання стійкого до відмов керування без необхідності явного виконання таких операцій.

У статті [21] з використанням НЗП розроблено новий нелінійний контролер керування операцією зависання в умовах низької гравітації навколишнього середовища астероїдів. Контролер є достатньо робастним для точного зависання в невідомих середовищах. Можливості контролера обмежується лише вимогами до максимальної тяги, що пред'являються умовами навколишнього середовища. Робастність контролера продемонстрована шляхом моделювання точного зависання в декількох навколишніх середовищах, які були невідомі під час оптимізації політики. Середою моделюється з використанням нерівномірного обертання і неоднорідного гравітаційного поля. При моделюванні використано моделі форми астероїда Ітокава. Якість НЗП керування порівнюється з ПД і ЛКР контролерами. Для оцінки вектора стану КА відносно орієнтиру на поверхні астероїду представлений підхід на основі оптичних шукачів, який точно оцінює поточний стан апарата за допомогою тільки однієї камери і лазерного далекоміра.

В роботі [25] за допомогою мета-НЗП оптимізовано політику керування зависанням над астероїдом з шістьма ступенями свободи. Кожна з нейронних мереж політики і функції вартості включає рекурентні приховані шари, а мережа політики додатково має вхідний модуль, що складається з згорткових шарів. Політика встановлює зв'язок між вимірами пульсуючих радарів типу LIDAR і релейних команд керування тягою реактивних двигунів. Ця політика дозволяє КА зависати у фіксованому положенні і з заданою орієнтацією відносно системи координат, яка пов'язана з астероїдом. Важливо відзначити, що політика не вимагає оцінок положення і швидкості, а також може

працювати в середовищах з невідомою динамікою і без моделі форми астероїда і допоміжних засобів для навігації. Під час оптимізації агент стикається із новим, випадковим чином згенерованим астероїдом для кожного епізоду, гарантуючи те, що йому не знайома форма і текстура астероїда, а також динаміка навколишнього середовища. Це дозволяє використовувати навчену політику для астероїда з новими характеристиками, що і демонструється в експериментах авторів. Контролер зависання дозволяє легко спланувати свою місію за рахунок негайного зависання після прибуття КА до астероїда. Це, в свою чергу, спрощує створення моделі форми і дозволяє картувати ресурси за допомогою засобів дистанційного зондування відразу після прибуття до цільового астероїда.

В роботі [41] запропоновано фреймворк для оптимізації завдань автономної візуалізації і картографії як МППР, який можна частково спостерігати. Представлено нове середовище для моделювання орбітального картування малих тіл. Демонструється, що політики, навчені з таким формулюванням МППР, здатні максимально підвищити якість карти при автономному виборі орбіт та контроль завдань візуалізації. Обговорюється інтеграція модулів глибокого НЗП до складу класичних систем програмного забезпечення КА, а також деякі проблеми, з якими можна зіткнутися при цьому.

Автори статті [113] використовували глибоке НЗП, щоб керувати КА навколо невеликого небесного тіла, гравітаційне поле якого невідомо. Передбачається, що мале тіло являє собою трьохвимірний еліпсоїд, а його щільність і розміри не визначені у великих межах. Проведено експерименти з різними системами сприйняття КА, виділяючи легкі нейроморфні системи для виявлення оптичного потоку. Продемонстровано, що навіть в такому невизначеному середовищі і при обмежених можливостях сприйняття, запропонований підхід може забезпечити стратегію керування, що дозволяє зависати над поверхнею астероїда з невеликим залишковим дрейфом. Задача керування КА, що рухається по орбіті в невідомому гравітаційному полі,

внаслідок складного обертання тіла, моделюється у вигляді МППР. Для пошуку керувань, які дозволяють зберегти КА завислим в заданій точці, використано алгоритм прямого пошуку політики. На відміну від попередніх робіт, розглянуто тривісний еліпсоїд і ряд різних сенсорних входів. Запропонований підхід дозволяє пропонувати політики, здатні також мінімізувати дрейф, коли елементарні датчики руху є єдиними пропріоцептивними датчиками на борту. Робота є першим кроком до отримання алгоритмів посадки в умовах низької гравітації, заснованих на візуальних підказках.

1.2.5. Планування місій та прийняття рішень

У статті [36] можливість використання глибокої архітектури для керування всією або частиною бортової системи прийняття рішень в задачах навігації і керування КА досліджена більш детально, розглядаючи глибокі ШНМ для формування оптимальних керуючих впливів під час посадки в задану точку і отримання точної інформації про стан об'єкта керування. Показано, що для цієї вирішення цієї задачі можна навчити ШНМ, і результати приземлення при керуванні цієї навченої мережею близькі до оптимальних. Ці результати дозволяють розробити бортову систему оптимального керування реального часу, здатну формувати оптимальні сигнали впливу для великих областей можливих початкових станів. У статті показано як ШНМ можуть бути навчені реалізовувати оптимальний зворотний зв'язок за станом для ряду безперервних детермінованих нелінійних систем, які становлять інтерес для аерокосмічної галузі.

Можливості навчених мереж не обмежуються пророкуванням оптимального зворотного зв'язку за станом в підмножині використовуваних під час навчання простору станів, а й здатні узагальнити ці результати на випадки, що виходять далеко за рамки навчальних даних. Ця особливість дозволяє припускати, що ШНМ вивчила основну модель - рішення рівняння Гамільтона-

Якобі-Беллмана. Глибина ШНМ сильно впливає на одержувані результати. Примітно, що невеликі мережі, намагаючись наблизитися до оптимального зворотного зв'язку за станом, не можуть задовільно апроксимувати її складну структуру. Помилки, зумовлені використанням навченої ШНМ, не тільки не роблять значного впливу на кінцеве значення функції витрат, але і є безпечними з точки зору запобігання катастрофічних наслідків для умов, які далекі від номінальних.

В роботі [5] розглянуто фреймворки і інструменти глибокого НЗП для планування місій і прийняття рішень на високому рівні для автономних КА в припущенні, що підзадачі вирішено на етапі проектування відповідним чином. Два характерні завдання, що відображають проблеми автономного виведення на орбіту і планування наукових операцій, представлені у вигляді частково спостережуваного МППР. Розглянуто можливість вирішення цих завдань з використання НЗП, продемонстровано переваги, складності і деякі особливості, властиві такому підходу. Проаналізовано залежність успішності вирішення завдань від початкових умов і стратегії навчання. Результати вирішення цих завдань демонструють можливості використання НЗП для поліпшення або доопрацювання політик, отриманих в рамках парадигми, орієнтованої на конкретні режими функціонування, при збереженні робастності системи у відношенні до невизначеності параметрів навколишнього середовища.

Використання методів НЗП адаптовано до парадигми кінцевого автомата КА. Глибоке Q-навчання спільно з частково спостережуваними МППР застосовано для отримання політик, які за якістю можна порівняти з тими, які можуть бути розроблені при знанні всіх особливостей завдання апріорі. Було розглянуто різні структури функцій винагород, гіперпараметри і параметри середовища. Відсутність позитивних результатів при використанні глибокого Q-навчання при вирішенні задачі керування КА є результатом недостатньої кількості даних для навчання з простору предметної області. Ця проблема посилюється великими обчислювальними вимогами до симулятору середовища

функціонування, що значно уповільнює завдання навчання в порівнянні з більш простими середовищами.

Крім того, основана на режимах парадигма розробки майбутніх алгоритмів прийняття рішень безпосередньо піддається перевірці за допомогою теорії гібридних систем. У даній роботі представлений один підхід, за допомогою якого ця теорія може бути використана для визначення «успішних» або «стабільних» автономних агентів прийняття рішень. Подальша робота включає дослідження методів навчання з підкріпленням на основі моделей для зменшення вимог до кількості спроб і використання наявних знань про космічному середовищі. Крім того, прогнозується використання високошвидкісних моделей, побудованих з використанням астродинамічного фреймворку Basilisk, щоб зменшити час навчання.

1.3. Методи штучного інтелекту в задачах видалення космічного сміття

Як видно із попереднього розділу, машинне навчання сягнуло достатнього розвитку для його ефективного застосування у аерокосмічній галузі для задач керування на орбіті. Застосування методів машинного навчання все більше поширюється серед вчених та практиків і для вирішення проблем, пов'язаних із видаленням космічного сміття. Так, робота [46] являє собою аналіз перспектив застосування сучасних методів на базі штучного інтелекту для контролю популяції космічного сміття на навколоземній орбіті. Автор наводить у приклад останні досягнення NASA та ESA: наземну систему для відслідковування переміщення ОКС та автономний супутник для класифікації ОКС, відповідно. Зазначено, що традиційні методи не завжди можуть бути достатніми в умовах постійно зростаючої кількості ОКС різної форми та маси на навколоземній орбіті. Втім, інтеграція методів машинного навчання може допомогти вирішити щонайменше частину із цих складностей, так як методи машинного навчання краще масштабуються та через це можуть

бути більш ефективно перевикористані для ОКС різної форми. Серед обмежень методів ШІ зазначається не завжди висока точність та надійність, крім цього зазначено, що для навчання, методам ШІ необхідні ЕОМ з високою обчислювальною потужністю через необхідність обробки набору даних великого розміру. Втім, останнє припущення справедливе не завжди, адже зазвичай моделі навчаються попередньо на Землі на спеціально призначеному для цього обладнанні. Автори наголошують, що для подальшого ефективного отримання результатів, необхідна спільна робота як спеціалістів ШІ, так і інженерів та вчених космічної галузі, для стандартизації та каталогізації даних про ОКС та моніторинг стану навколоразумної орбіти.

1.3.1. Методи штучного інтелекту для класифікації космічного сміття

Один із найбільш популярних застосунків нейронних мереж – класифікація об'єктів. Тому не дивно, що науковці спробували застосувати нейромережеві методи для класифікації сміття на орбіті. Такі методи дозволяють створити більш повну версію каталогу об'єктів сміття на орбіті, що необхідно для планування подальших місій та для їх подальшого видалення. Так, у роботах [96] та [80] запропоновано застосування нейромережевих алгоритмів для задачі класифікації об'єктів космічного сміття за допомогою даних про криву блиску об'єкту сміття. Автори обох робіт застосовували згорткові нейронні мережі для вирішення цієї задачі. Авторами першої роботи розглянуто чотири класи сміття: уламки, корпуси ракет, правильні багатокутні призми та прямокутні кубоїди. Для цих об'єктів вони створили синтетичний датасет, тензором входу якого є дані кривої блиску об'єкта сміття, а виходом є вектор класифікації. Порівняння із традиційними методами машинного навчання виконувалось як на синтетичних, так і на реальних даних. Автори другої роботи також розглянули чотири класи: два класи ракет циліндричної форми та два класи супутників кубічної форми. На відміну від першої роботи,

автори другої тренували та тестували нейронну мережу виключно на набору даних із реальних (не синтетичних) даних. За результатами обох робіт, згорткові нейронні мережі показали себе значно краще на реальному набору даних у порівнянні із іншими, більш традиційними методами машинного навчання, до яких входять метод градієнта дерев (BT) та метод опорних векторів (SVM). Автори обох робіт наголосили на тому, що наразі застосування методів машинного навчання для подібних задач ускладнюється через різноманітність форм космічного сміття, яку не завжди вдається однозначно класифікувати. Це твердження є вірним, втім очевидно, що запропоноване авторами рішення є ефективним і менш коштовним рішенням для класифікації об'єктів правильної форми, яке може виконуватися безпосередньо на орбіті. Для вирішення специфіки класифікації космічного сміття більш складної форми, як зазначили автори, необхідні подальші дослідження.

Ще одним прикладом успішного застосування згорткових нейронних мереж для задачі класифікації космічного сміття є робота [92], у якій ЗНМ застосовано для ідентифікації об'єкта супутника. Автор наголошує на тому, що це не єдиний застосунок для штучних нейронних мереж, крім цього зазначені ще наступні приклади застосування НМ: алгоритм для визначення аномалій у орієнтації КА, який базується на історичних даних; алгоритм для визначення типу супутника, курсуючого по орбіті за його зображенням. Автори роботи отримали блискучі результати класифікації (точність понад 99%) під час тестування як на синтетичних зображеннях супутника, так і на наближених до реальних за допомогою спеціалізованого стенду. Наголошується, що ЗНМ є достатньо гнучкими для розв'язку заданої задачі, так як вони мають високі можливості візуальної обробки, які допомагають визначати вичерпні візуальні ознаки. Крім цього, зазначається, що ЗНМ можуть успішно вирішити задачу навіть в умовах різноманітних візуальних кондицій, такі як зміна світла та зміна дистанції до об'єкту, але для цього ЗНМ необхідно належним чином тренувати.

1.3.2. Застосування машинного навчання для оцінки траєкторії сервісного КА

Ще одна галузь ефективного застосування машинного навчання – синтез траєкторії за допомогою наявних даних про динаміку КА або його окремих модулів та довільного набору критеріїв. Така траєкторія може бути необхідна, наприклад, для сервісного КА, який застосовує контактний або безконтактний спосіб видалення ОКС з орбіти. Побудова сервісної траєкторії із критеріями є складною задачею. Втім, відомо, що методи машинного навчання можуть допомогти синтезувати рішення навіть в умовах відсутності аналітичного рішення, реалізуючи концепцію алгоритмів, що побудовані за допомогою даних.

Так, машинне навчання було успішно використано для вирішення проблеми планування траєкторії руки-маніпулятора сервісного КА у роботі [97]. Дослідники застосували один із класичних алгоритмів машинного навчання - метод опорних векторів (SVM) під час вирішення задачі багатокритеріальної оптимізації. У роботі розглянуто планування траєкторії руки-маніпулятора сервісного КА до об'єкту обслуговування (ОКС або інший КА) під час сервісної взаємодії. Змінними стану системи керування є положення сумісних ланок маніпулятора, положення самого сервісного КА, а також його відповідні швидкості, прискорення та кут нахилу. Змінними контролю є кути нахилу трьох ланок маніпулятора. Критеріями оптимізації є: положення кінцевої ланки від цільової точки, відстань від початку відліку до сумісної точки кожної ланки, момент сили кожної ланки, зміщення сервісного КА відносно цілі у заданий момент часу. Під час оптимізації, визначаються оптимальні значення вагів для кожного критерію. Параметрами оптимізації є шість параметрів-орієнтирів для ланок маніпулятора (по два параметра для кожної ланки). Для апроксимації функції оновлення параметрів, дослідники застосували модель машинного навчання за допомогою методу опорних

векторів. Модель навчається за допомогою усіх зібраних даних про оптимальне положення, починаючи з 4-ої ітерації циклу оптимізації, таким чином, модель навчається на історії оптимальних значень, а алгоритм покращується у міру накопичення досвіду. Моделювання було відтворене за допомогою додатку OpenModelica та мови програмування R. Запропонована авторами методологія виявилася надійною незалежно від динаміки супутника та ланок маніпулятора. Під час оптимізації вдалося знайти оптимальний результат без додаткової чіткої інформації про механізм чи зв'язок між сервісним КА і ціллю. Ефективність оптимізації була підтверджена можливістю обчислити ключові кути ланок маніпулятора, які призводять до похибки положення кінцевої ланки менше 1 мм у всіх розглянутих випадках. Зі збільшенням обсягу навчальних даних оцінка машинного навчання наближається до рішення, яке забезпечується процесом оптимізації в усьому робочому просторі маніпулятора. Результати дослідження вказують на те, що запропонований метод є багатообіцяючим, але необхідно зазначити, що імплементація методу опорних векторів може накладати додаткових вимог до бортового обладнання ЕОМ сервісного КА. Одним із потенційних рішень є застосування апарату нейронних мереж, що зазначили в якості предмету подальших досліджень і самі автори.

Проблема оцінки витрат палива та тривалості перельотів сервісного КА для визначення траєкторії з критеріями для видалення з орбіти декількох ОКС за допомогою методу активного видалення космічного сміття було досліджено у роботах [57] та [44]. За допомогою такої оцінки є можливим визначити такий маршрут сервісного КА, який мінімізує витрати палива та тривалість перельотів, а також максимізує кількість деорбітованих ОКС. Обидві роботи використовували систему активного видалення ОКС, у якій КА-переслідувач рухається в межах орбіти для виконання зближення із одним із ОКС, після чого відбуває до наступного ОКС, або рухається з ним у парі на орбіту для видалення. Для розрахунку траєкторії активного КА, було використано модель

машинного навчання – нейронної мережі. Для створення моделі НМ, автори обох робіт побудували датасет, входами якого є: орбітальні характеристики ОКС, який перебуває на орбіті прибуття та відбуття, маса ОКС, який необхідно перенести до орбіти знищення, початкова маса сервісного КА, яка змінюється з часом через витрату палива двигунної установки. Вихідний вектор включає в себе витрату маси палива за рівнянням Ціолковського та час перельоту між попередньо знищеним та наступним ОКС.

За результатами, отриманими авторами першої роботи, використання методів машинного навчання та алгоритму пошуку послідовності значно скорочує час обчислень у порівнянні з традиційним (аналітичним) – у 26 разів під час оцінки траєкторії для 100 ОКС. Перевага, отримана від швидкості алгоритму, ще більше зростає порівняно із традиційним методом, якщо розглядається ще більший набір ОКС. Також показано, що запропонована авторами методологія може дозволити обирати траєкторії сервісного КА, які є коротшими та внаслідок цього – менш коштовними, оскільки потрібна менша витрата палива. Крім цього, запропонована методологія забезпечує високу точність із середньою відсотковою похибкою близько 6,04% та 7,89% у порівнянні з традиційним методом щодо цільових значень маси палива та часу польоту, відповідно.

Автори другої роботи, на відміну від першої, розглядали використання НМ для аналізу їх використання у парі з квантовими обчисленнями. Задача, яку було розглянуто обома авторами, являє собою тип задачі, де існує набагато більше комбінацій розв'язків, ніж розумно вичерпно обчислити; таку задачу називають комбінаторною оптимізацією. Ці задачі експоненціально масштабуються, тому складно побудувати ефективний алгоритм за допомогою класичних обчислень. Автори другої роботи наводять в якості рішення використання квантового обчислювального пристрою, створеного компанією Fujitsu – Digital Annealer (DA). DA створено для реалізації методу квантового відпалу, який використовується виключно для вирішення задач комбінаторної

оптимізації. Згідно із запропонованою авторами другої роботи методологією, DA, який має змогу паралельно викликати навчену ШНМ у реальному часі, для оцінки вектору швидкості і часу захоплень і, зрештою, за допомогою цих даних, визначити послідовність захоплень, яка є найбільш зручною з точки зору вартості місії. За результатами авторів, для оцінки траєкторії для деорбітування трьох із десяти можливих ОКС, методу на основі ШНМ знадобилося 56,4 секунди, тоді як метод із використанням DA та ШНМ вирішив задачу за 0,04 секунди. Крім цього, автори порівняли отримання результату за допомогою методологією у порівнянні з обчисленням експертом "вручну" (англ. by hand), але наведене порівняння не є вичерпним через відсутність деталей про обраний експертом метод та критерії замірів часу.

Автори роботи [73] запропонували для цієї проблеми використання навчання з підкріпленням (НЗП). На відміну від попередніх робіт, де методологія була призначена для наземного обчислення, використання НЗП дозволяє створювати алгоритм оцінки, який може бути розміщено безпосередньо на бортовій системі активного КА. Крім цього, завдяки використанню НЗП, такий алгоритм буде постійно покращувати свою оцінку, у міру накопичення досвіду після кожного видаленого ОКС. Автори роботи сформулювали проблему пошуку послідовності ОКС у вигляді Марковського процесу прийняття рішень, обмеженого часовим проміжком (30 днів) в рамках виконання місії. Для цього було сформовано вектор стану, у який входять: кількість ОКС, які залишились для видалення, залишковий час до кінця місії та кількість палива для створення імпульсу для деорбітування, індекс поточного ОКС та бітовий масив, який показує, які ОКС було успішно деорбітовано, а які залишилися ("0" означає "необхідно видалити", "1" - "видалено"). Використання такого масиву, судячи з усього, слугує для алгоритму НЗП провідником інформації на кожному кроці про стан усіх ОКС, запланованих для видалення у рамках місії. Сигнал позитивного підкріплення надається за одне видалення ОКС. Для створення НЗП, авторами було використано DQN, де

застосовується Q-функція, апроксимована нейронною мережею, яка теж оновлюється після відповідного кроку (після 200 ітерацій), у міру накопичення знань про навколишнє середовище та отримання позитивного підкріплення. Таким чином і відбувається покращення алгоритму у міру накопичення досвіду. Під час тестування, авторами було отримано наступні результати. В усіх проведених тестах, алгоритм НЗП зійшовся та знайшов оптимальні траєкторії для видалення ОКС. Автори порівнювали алгоритм НЗП з традиційним алгоритмом DFS (англ. «depth-first search»). Для пошуку, традиційному алгоритму знадобилося 601 секунду. Втім, розширених замірів часу в однакових початкових умовах для всіх тестів наведено не було – єдиний замір було виконано для навчання НЗП для тесту, під час якого НЗП було налаштовано для запам'ятовування тільки позитивних сигналів підкріплення, який зайняв 1954 секунди. Це майже у 3 рази повільніше, хоча алгоритм НЗП має здібність подальшого покращення результатів у міру накопичення досвіду, яку традиційний алгоритм не має. Втім, автори, в свою чергу теж зазначили, що для отримання оптимальних траєкторій, алгоритм НЗП необхідно навчати на протязі деякого часу, поки не буде отримано його сходження.

1.3.3 Передбачення положення ОКС на орбіті за допомогою машинного навчання

Метою дослідження [27] було створення гібридного засобу для передбачення положення ОКС на низькій навколосемній орбіті із використанням засобів машинного навчання та в умовах низької кількості даних для відслідковування. Експериментальні дані трьох супутників із використанням номінального положення станом на деяку дату у минулому на LEO показали, що обидві нейромережеві моделі, створені за допомогою методів машинного навчання ВТ і SVM, здатні успішно вивчити більшість ознак базової моделі помилки. Серед використаних моделей, метод ВТ показав

себе дещо краще, так як він показав кращі результати середньоквадратичної похибки. Обидва алгоритми були навчені на наборах помилкових даних для певної дати у минулому, і авторами зазначається можливий наслідок, що алгоритм може погано працювати на наборі даних у реальному часі (на поточну дату), але дослідники дійшли висновку, що це не є критичним, через те що космічне середовище змінюється не так швидко. Автори застосували передбачені нейромережевими моделями помилки орієнтації для виправлення орбітальних прогнозів. За результатами авторів, завдяки навченим моделям, помилки у передбаченні траєкторії проміжком за останню неділю зменшилися від сотень або навіть тисяч метрів до лише десятків метрів завдяки виправленню помилок за допомогою нейромережових алгоритмів, досягаючи у середньому принаймні 50% покращення точності визначення передбаченого положення ОКС.

1.4. Висновки до першого розділу

З аналізу джерел очевидно, що сучасний стан проблеми засмічення навколоземного простору потребує негайного впровадження методів активного видалення сміття, а одною з основних проблем, яка заважає почати впроваджувати методи відведення вже зараз є висока вартість проведення місій. Визначено перспективні концепції методів активного видалення сміття безконтактним шляхом. Із проаналізованих джерел видно, що метод видалення космічного сміття за допомогою іонного променя є відносно безпечним та може бути застосований одразу для декількох об'єктів сміття, що підвищує його привабливість для майбутнього застосування. Крім цього, концепція має декілька не концептуальних недоліків, які можуть бути вирішені впровадженням сучасних методів комп'ютерного зору та синтезом нових законів керування. Розглянуто основні етапи місії, виділено ключові задачі, до яких можуть бути залучені сучасні методи машинного навчання для

підвищення технологічної готовності та ефективності даного методу відведення.

Розглянуті дослідження щодо застосовності машинного навчання у задачах видалення космічного сміття, навігації та контролю орієнтації показують очевидні переваги використання методів та моделей машинного навчання для вирішення складних задач, до яких відноситься керування кутовим та відносним рухом КА, планування місій, класифікація космічного сміття, оцінка оптимальної траєкторії сервісного КА для видалення декількох ОКС, передбачення положення ОКС на орбіті, тощо.

Крім цього, видно, що нейромережеві моделі є одними із найбільш перспективних і широко застосовуваних методів машинного навчання, через свою розвинуту практично-методологічну базу. Втім, можна побачити і ефективне застосування інших методів машинного навчання, таких як метод опорних векторів. Вибір методу машинного навчання більшою мірою залежить від початкових умов конкретної задачі. Є очевидною тенденція використання згорткових нейронних мереж для обробки фотографічних даних на орбіті задля класифікації або визначення складних ознак, як онлайн (на орбіті), так і офлайн, з наземного пункту керування місією.

Також видно, що у більшості робіт проводилось порівняння моделей машинного навчання з традиційними методами розв'язку поставленої задачі. Частіше за все, методи з використанням нейромережевих моделей дозволили досягти прискорення у вирішенні задачі, подекуди у декілька разів. Втім, таке прискорення неможливе без зниження точності. Авторам було необхідно встановити, чи є прийнятною для конкретної задачі відносна та абсолютна похибка результатів, отриманих за допомогою моделей машинного навчання.

Щодо методів на основі навчання з підкріпленням, то тут видно, що цей клас алгоритмів машинного навчання, навпаки, може потребувати більше часу та обчислювальної потужності, перед тим як алгоритм зійдеться. Втім, після

цього, подібні алгоритми не поступаються традиційним, і до того ж, вони постійно покращуються, на відміну від останніх.

Серед проблемних питань, які стримують застосування методів машинного навчання для розглянутих задач, слід, в першу чергу, відзначити те, що ефективність вирішення завдань в основному залежить від якості комп'ютерного моделювання. Тільки окремі роботи використовували для навчання і тестування моделей реальні дані з орбіти. Це обумовлено, по-перше, специфікою галузі, адже станом на поточний час, невідомо про запуски місій на орбіті виключно для збору даних, які були б в нагоді для вирішення тих чи інших задач за допомогою машинного навчання. Для створення ефективних моделей, необхідно забезпечити регулярний збір великих масивів даних як про кількість, форму та розміри ОКС, так і про їх поведінку. Датасети, що створюються дослідниками, є, як правило, синтетичними, і точність моделей на реальних даних може змінюватись в ту чи іншу сторону.

Щодо методів навчання з підкріпленням в задачах керування, то тут проблемою є відсутність строгих аналітичних результатів, що гарантують стійкість і якість керування. Наявність таких результатів є важливим фактором для того, щоб такі методи більш активно використовувалися на практиці. Лише деякі роботи спільно використовують методи глибокого НЗП і класичної теорії керування для отримання гарантій за стійкістю.

Втім, видно, що наведені дослідження показали переваги використання методів та моделей машинного навчання для вирішення наведених завдань. Ці результати дають підстави для проведення подальших досліджень можливостей використання методів машинного навчання для керування всією, або частиною бортової системи прийняття рішень.

Під час аналізу також було встановлено, що наразі не було виконано спроб застосування сучасних методів та моделей машинного навчання для створення аналогів існуючим методам активного видалення космічного сміття, або для створення їх моделей для подальшого дослідження. Така система активного

видалення, по-перше, могла б знизити вартість існуючих місій за допомогою застосування більш дешевих способів комп'ютерної обробки для встановлення властивостей космічного сміття. По-друге, могла б слугувати базою для подальшого дослідження повністю автономних КА для роботи з видалення ОКС на орбіті, які не потребують коригування із наземного пункту керування місією, або для створення методу керування із заданими критеріями (за часом видалення, витраченому паливу, тощо). Крім цього, нейромережеві методи могли б допомогти у сфері комп'ютерного моделювання перебігу місії, наприклад, апроксимуючі ті чи інші компоненти існуючих методів.

Таким чином, застосування моделей та методів машинного навчання для аналізу динаміки та керування при видаленні космічного сміття одним із існуючих методів є актуальною науково-технічною задачею, яка представляє достатній науковий інтерес. Під час вирішення цієї задачі, буде встановлено методологію застосування моделей та методів машинного навчання для аналізу динаміки і керування. Крім цього, за заданими критеріями буде визначено як переваги, так і проблеми та слабкі місця запропонованих алгоритмів шляхом порівняння з традиційними методами.

РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ СИЛИ ВПЛИВУ ФАКЕЛА ЕЛЕКТРО-РЕАКТИВНОГО ДВИГУНА НА ОРБІТАЛЬНИЙ ОБ'ЄКТ

Згідно проведеного аналізу в розділі 1, значний науковий інтерес спостерігається в задачі створення засобів із використанням машинного навчання на основі одного із існуючих методів видалення космічного сміття з навколоземних орбіт.

Для видалення орбітальних об'єктів була запропонована концепція безконтактного відводу орбітальних об'єктів, яка отримала назву «Пастух з іонним променем» [29]. Основний принцип цієї концепції полягає у використанні потоку іонів ЕРД у якості засобу, яке передає силовий імпульс ОКС для його гальмування. Таке видалення космічного сміття має ряд переваг у порівнянні з іншими відомими підходами, а саме: ефективність відводу, низький рівень ризику, можливість повторного використання, технологічна готовність.

2.1. Визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС за інформацією про його відносне положення та орієнтацію із використанням глибинного навчання

Однією із основних задач, які постають при дослідженні концепції «Пастух із іонним променем», є визначення сили, що передається пастухом ОКС. Знання цієї сили необхідне для успішної реалізації обраної програми відводу, а також може бути корисним для вирішення задач навігації та керування відносним рухом системи «пастух – ОКС» [2]. Визначення цієї сили являє собою складну задачу, оскільки її величина складним чином залежить не тільки від властивостей факела ЕРД, але і від відносного положення та орієнтації ОКС.

Вирішенню цієї задачі присвячено декілька публікацій. Наприклад, у статті [84] запропоновані теоретичні основи опису факела ЕРД для визначення

сили, що передається. Авторами цих робіт використано підхід, який базується на інтегруванні елементарних сил по поверхні об'єкта. Але, як показує практика, реалізація такого метода розрахунку може призводити до громіздких алгоритмів та великих витрат часу під час моделювання, тому використання цих результатів у вигляді алгоритмів на борту пастуха є проблематичним. У роботі [30] розглянуто можливість аналітичного опису сили, але авторами отримані такі вирази тільки для ОКС сферичної форми. У роботах [1, 2] запропоновано метод, який дозволяє визначити силу, що передається по центральній проекції на обрану площину. Не зважаючи на те, що такий підхід суттєво збільшує швидкість розрахунку сили у порівнянні із безпосереднім інтегруванням по поверхні ОКС, він все ж потребує суттєвих обчислювальних ресурсів через наявність циклів для обчислення елементарних сил.

Останнім часом ГН швидко розвивається та демонструє багатообіцяючі можливості у вирішенні складних задач, знаходячи неочевидні вирішення існуючих проблем [58, 110]. Більшість результатів, що використовуються на практиці, отримано за допомогою метода навчання із вчителем або навчання на прикладах. Не зважаючи на те, що навчання ШНМ може займати багато часу, мережа, що пройшла навчання дозволяє отримувати результати достатньо швидко. Ця особливість зумовлює перспективність методів ГН для вирішення задачі визначення сили, що передається пастухом ОКС. Але, відомо, що успішність вирішення задачі за допомогою ГН багато в чому залежить від правильно обраної структури ШНМ, а також алгоритмів та параметрів навчання. Дослідженню цих питань і присвячено цей розділ.

Ціллю дослідження є отримання ШНМ для визначення сили, що передається факелом ЕРД до ОКС, та дослідження впливу різних факторів на її точність.

2.1.1. Системи координат

Для визначення відстані від активного КА до ОКС та відносної орієнтації, розглянемо наступні правосторонні ортогональні системи координат.

$O_I x_I y_I z_I$ – пов'язана з активним КА система координат; її центр O_I знаходиться у вершині уявного конуса іонного променя. Вісь $O_I z_I$ співпадає з віссю променя та направлена до сопла ППІ. Приймається, що ЕРД зафіксовано на КА та орієнтується таким чином, що вісь $O_I z_I$ співпадає з дотичною до орбіти та направлено до ОКС; вісь $O_I y_I$ співпадає з нормаллю до орбіти та спрямовано у зворотному напрямку до Землі, а вісь $O_I x_I$ доповнює систему координат до правосторонньої.

Початкова точка пов'язаної з ОКС системи координат $O_S x_S y_S z_S$ знаходиться у його центрі мас. Напрямок кожної осі співпадає з інерційними вісями ОКС. Орієнтація системи координат, пов'язаної з ОКС, визначається кутами Ейлера. Положення початкової точки, пов'язаної з ОКС системи координат, відносно до початкової точки, пов'язаної з активним КА системи координат, визначається вектором B_I^{SI} .

2.1.2. Модель факела ЕРД

Плазмовий факел ЕРД може бути умовно розділено на ближню (зазвичай менше метра від ЕРД) та дальню області [52, 53, 84]. Для задач безконтактного видалення ОКС, що розглядаються у цій статті, основний інтерес має дальня область променя, оскільки саме тут відбувається взаємодія плазми та мішені.

Для опису дальньої області опромінення факелом ЕРД існує декілька математичних моделей, які відрізняються між собою складністю та точністю [84]. Для випадку, що взято у поточній роботі, було обрано автоподібну модель розповсюдження плазми як варіант, який має задовільну точність та складність.

Автоподібні моделі базуються на припущенні, що природа розповсюдження іонів може бути описана, використовуючи безрозмірну функцію подібності наступного вигляду:

$$r(z) = r_0 h(\tilde{z}), \quad \tilde{z} = \frac{z}{R_0}, \quad (2.1)$$

Де r, z – радіальна (відстань до осі конуса факела) та аксіальна (відстань від вершини конуса факела вздовж його осі) координати іонів, відповідно; R_0 та r_0 – радіус факела та радіальні координати іонів на початку дальньої області ($z = 0$).

Використовуючи функцію $h(\tilde{z})$, концентрація плазми у довільній точці з координатами r, z може бути представлена наступним чином [8]:

$$n = \frac{n_0}{h^2(\tilde{z})} \exp\left(-C \frac{\tilde{r}^2}{2h^2(\tilde{z})}\right), \quad \tilde{r} = \frac{r}{R_0}, \quad (2.2)$$

де n_0 це густина плазми на початку дальньої області променю; C – коефіцієнт, який визначає, як багато плазми попаде у коло з радіусом R_0 .

Необхідно зазначити, що якщо число Маха на початку дальньої області променю (M_0) приблизно дорівнює 1, то характер розповсюдження плазми наближується до конуса, але ним не являється. У той самий час, коли $M_0 > 40$, а відстань до цілі менша за 10 метрів, характер розповсюдження плазми можна рахувати конічним. У цьому випадку, функція подібності може бути виражена наступним чином:

$$h = 1 + \tilde{z} \tan \alpha_0, \quad (2.3)$$

де α_0 це початкова розбіжність кута факела ЕРД. Для проблеми, що розглядається, вважається, що аксіальний компонент швидкості іону плазми залишається постійним:

$$u_z = u_{z0} = const, \quad (2.4)$$

Компонент радіальної швидкості у рамках моделі визначається наступним виразом [29]:

$$u_r = u_{z0} \cdot \frac{\tilde{r}}{\tilde{z}}, \quad (2.5)$$

Факел ЕРД – це потік важких іонів газу (наприклад, ксенону), розігнаний до рівня енергії порядку декількох кілоелектронвольт. Коли подібний факел взаємодіє із твердим тілом, на останній діє сила, що зумовлена інерцією іонів плазми, які бомбардують ціль.

Нехтуючи ефектами залишання іонами плазми цільової площини, розпилення матеріалу цілі та тиску електронів, елементарна сила, що передається на ОКС може бути визначена наступним чином [112]:

$$dF = mnU(-V \cdot U)ds, \quad (2.6)$$

де U це вектор швидкості частинки; ds це елементарна площа цільової поверхні; V це нормальний одиничний вектор до елементарної площини.

Таким чином, сила F , що передається до ОКС від ЕРД може бути визначена шляхом інтегрування елементарних сил [90] по опроміненій площині цілі:

$$F = \int_S dF, \quad (2.7)$$

Для окремих місій видалення космічного сміття, заздалегідь відомі параметри ЕРД та форма та розміри ОКС, тому вони можуть вважатися константними. В такому випадку, сила факела ЕРД залежить тільки від відносного положення та орієнтації ОКС. Враховуючи це, розроблено програмну реалізацію функції, яка приймає числові значення відносного положення та орієнтації ОКС на вхід, та розраховує відповідні еталонні значення сили впливу на ОКС на виході.

2.1.3 Визначення сили за допомогою нейромережевої моделі з повністю пов'язаними шарами

2.1.3.1 Методологія та структура моделі

ШНМ являє собою систему зв'язаних між собою штучних нейронів. Багатошарова нейронна мережа – це ШНМ, яка складається із вхідного, вихідного та розташованого між ними прихованого шарів нейронів. Такі мережі наділені більш широкими можливостями, ніж одношарові нейронні мережі. У роботах [54, 74] доведено, що нейронні мережі як із одним, так і декількома прихованими шарами є універсальними апроксиматорами неперервних функцій багатьох змінних, єдина умова – не лінійність функції активації прихованого шару.

У цій роботі, для всіх ШНМ була використана функція активації ReLU, яка перетворює вхідний сигнал наступним чином:

$$f(x) = \max(0, x), \quad (2.8)$$

Значення на входах функцій активації ШНМ визначаються величинами вагових коефіцієнтів (синапсів) та зміщень (англ. «bias»). Ці параметри визначаються у результаті навчання ШНМ за допомогою алгоритмів оптимізації. Ціль навчання - мінімізація значення помилки на виході нейронної мережі. Наразі, найбільш часто для навчання ШНМ використовують вдосконалені варіанти стохастичного градієнтного спуску (SGD) – такі, як методи середньоквадратичного розповсюдження кореня (RMSprop) та адаптивної оцінки моментів (Adam) [42]. У цій роботі для навчання нейронних мереж використовувався оптимізатор Adam. У якості цільової функції для навчання та валідації була використана середньоквадратична похибка.

Для розв'язання задачі розглянуто три різні конфігурації ШНМ із повністю зв'язаними шарами. Вони відрізняються кількістю прихованих шарів, а також кількістю нейронів у прихованих шарах. Конфігурації нейронних мереж наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Конфігурація нейронних мереж

Назва	Архітектура		Функція активації
	Кількість прихованих шарів	Кількість нейронів	
НМ-512	4	$6 \times 512 \times 256 \times 128 \times 64 \times 3$	ReLU
НМ-1024	4	$6 \times 1024 \times 512 \times 256 \times 128 \times 3$	ReLU
НМ-1024-512	5	$6 \times 1024 \times 512 \times 256 \times 128 \times 64 \times 3$	ReLU

Загальна кількість нейронів у прихованому шарі ШНМ НМ-512 дорівнює 960, а у прихованих шарах нейронних мереж конфігурацій НМ-1024 и НМ-1024-512 знаходиться 1920 та 1984 нейронів, відповідно.

Навчання, валідація, тестування ШНМ, а також обробка даних була виконана за допомогою програм, написаних на мові програмування Python 3.9 з використанням бібліотек Keras, Scikit-learn, Numpy и Scipy.

2.1.3.2. Початкові дані

Для проведення розрахунків були використані наступні параметри ЕРД: початковий радіус факела – 0,0805 м; маса іонів (ксенон) $2,18 \cdot 10^{-25}$ кг; початкова щільність плазми $4,13 \cdot 10^{15}$ м³; початкова аксіальна швидкість іонів 71580 м/с; кут розходження променя 7 градусів; початкова температура електронів 0,001 еВ.

В якості ОКС розглядалась верхня ступінь ракети-носія «Циклон-3», яка була апроксимована циліндром з висотою 2,6 м та діаметром основи 2,2 м.

2.1.3.3. Генерація даних для навчання та валідації ШНМ

Для навчання та валідації ШНМ було сгенеровано набір даних (датасет), що включає вхідні величини – координати центру мас та вугли орієнтації ОКС відносно СКЕ та відповідні цим вхідним параметрам еталонні вихідні значення проєкцій сили, що передається. Еталонні вихідні значення сили були розраховані за допомогою методології, що представлена у розділі 1. Під час генерації датасета вхідні дані були задані довільним чином у області значень кожного параметру із використанням рівномірного розподілення. Діапазони значень вхідних параметрів: для параметрів b_I^x та b_I^y – від -1.0 до 1.0 включно; для параметра b_I^z – від 5.0 до 9.0 включно; для параметрів ψ , ϕ , та θ – від -1.507 до 1.507 включно. Після цього, набір даних було нормалізовано таким чином, що усі значення мають значення у діапазоні від -1.0 до 1.0 .

Загальний обсяг набору даних склав 3500000 записів, його було розподілено у співвідношенні 80% для навчання та 20% для валідації.

2.1.3.4. Навчання та валідація

Навчання ШНМ було виконано на персональному комп'ютері із процесором Intel 10-го покоління із 8 обчислювальними ядрами та 16 виконавчими потоками.

Для початкової ініціалізації вагів синапсів було використано метод Хав'єра [122]. Швидкість навчання для кожної ШНМ – 0.0001. Розмір міні-виборки – 256. Кількість епох навчання – 100. Використано наступні параметри оптимізатора Adam: коефіцієнт згасання градієнта – 0.9; коефіцієнт згасання квадрата градієнта – 0.999; мала постійна – $7.000 \cdot 10^{-7}$.

Для визначення найкращої ШНМ, було здійснено їх порівняння за такими критеріями, як точність валідації та час, який було витрачено на навчання. У таблиці 2.2 наведено результати навчання ШНМ, за якими можна зробити висновок, що ШНМ із найменшою кількістю нейронів у прихованому шарі

демонструє найменшу точність валідації у порівнянні з іншими конфігураціями нейронних мереж.

Таблиця 2.2 – Результати навчання ШНМ

Модель НМ	Оптимізатор	Точність валідації MSE (%)	Витрачено часу на навчання (с)
НМ-512	Adam	99.26	1575
НМ-1024	Adam	99.41	3123
НМ-1024-512	Adam	99.43	3028

Однак, такій моделі необхідно майже у два рази менше часу на навчання. Мережі з більшою кількістю нейронів у прихованому шарі витрачають приблизно однаковий час на навчання, та мають приблизно однакову точність валідації.

2.1.3.5. Тестування

У Додатку Б.1 представлено розрахункові випадки, які відрізняються значеннями положення та орієнтації ОКС відносно СКЕ. Параметри, що відмічено як змінні, приймали значення у діапазонах, зазначених у таблиці 1, з фіксованим шагом, що дорівнює 0.001. Значення параметрів перших шести випадків є номінальними.

На рисунках 1–8 зображено графіки нормованої похибки результатів обчислення сили за допомогою обраних ШНМ у порівнянні з еталонними значеннями. На всіх графіках змінний параметр зображено на осі абсцис, на осі ординат зображено значення нормованої похибки для кожного із виходів нейронної мережі.

Компоненти вектору нормованої похибки було визначено наступним чином:

$$\Delta F^k = F_R^k - F_P^k, \quad k = x, y, z, \quad (2.8)$$

де F_R^k – нормований еталонний вектор сили, а F_P^k – вектор сили, передбачений ШНМ.

На рис. 2.1–2.3 зображено результати тестування трьох конфігурацій ШНМ для розрахункового випадку № 3.

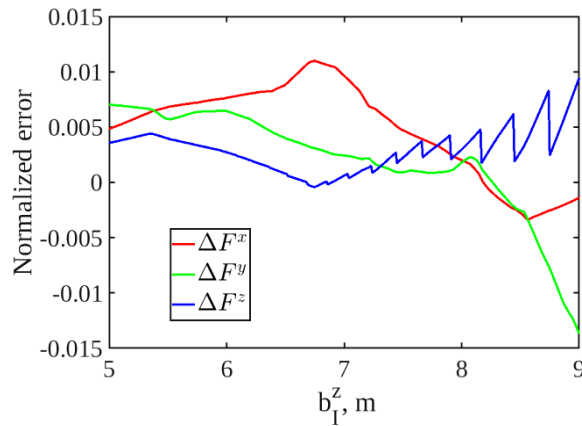


Рисунок 2.1 – Розрахунковий випадок 3 (НМ-512)

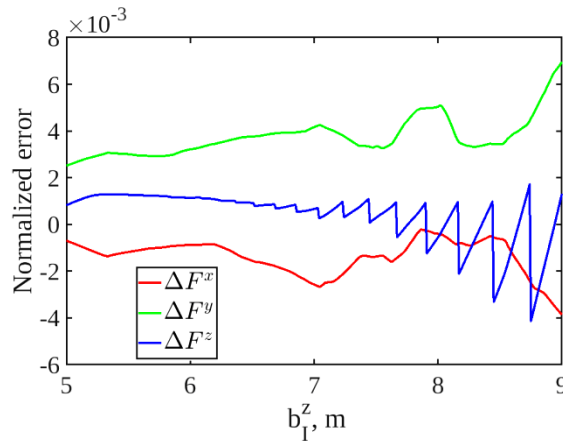


Рисунок 2.2 – Розрахунковий випадок 3 (НМ-1024)

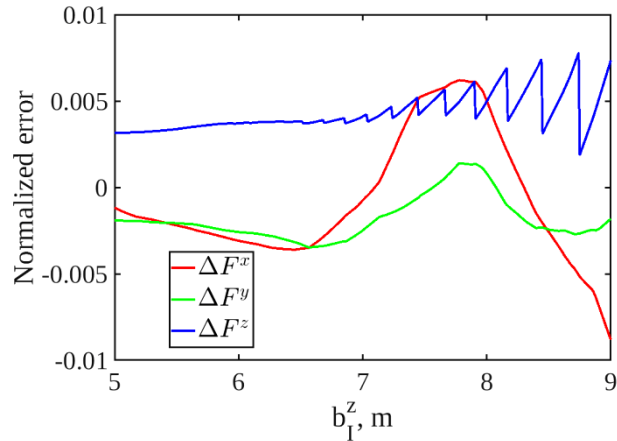


Рисунок 2.3 – Розрахунковий випадок 3 (НМ-1024-512)

Аналізуючи наведені результати тестування, можна зробити висновок про те, що точність моделі НМ-512 нижче, ніж у двох інших моделей. На рис. 2.4–2.8 зображено результати тестування НШМ для деяких інших розрахункових випадків.

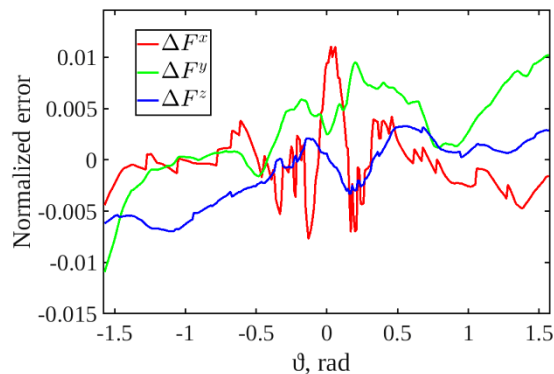


Рисунок 2.4 – Розрахунковий випадок 5 (НМ-512)

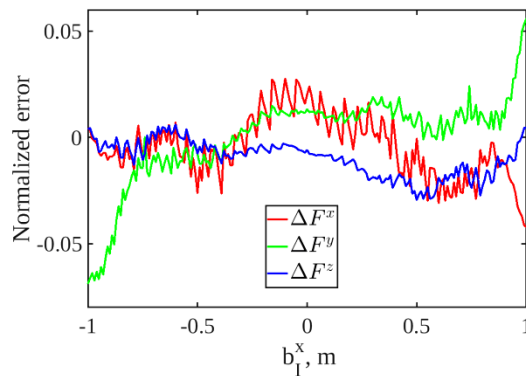


Рисунок 2.5 – Розрахунковий випадок 13 (НМ-1024)

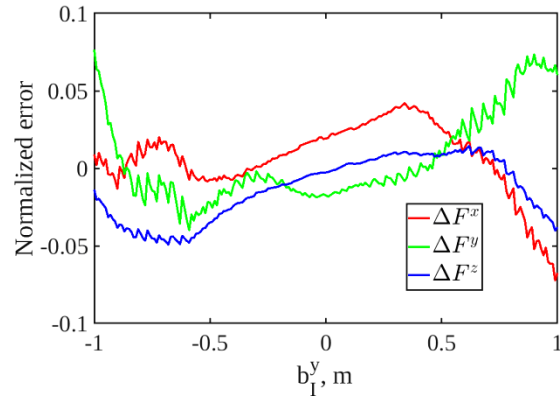


Рисунок 2.6 – Розрахунковий випадок 14 (НМ-512)

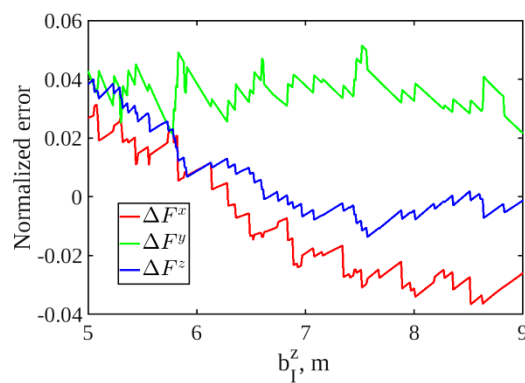


Рисунок 2.7 – Розрахунковий випадок 15 (НМ-1024-512)

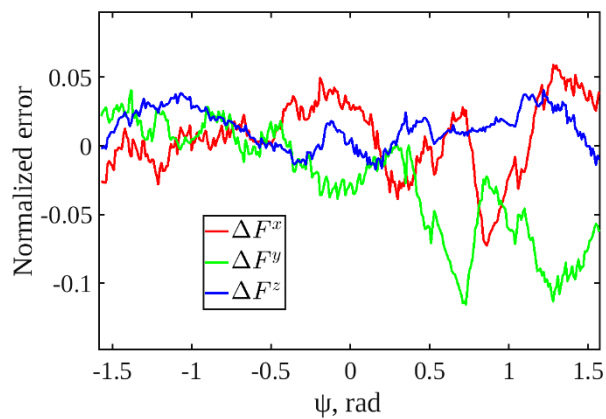


Рисунок 2.8 – Розрахунковий випадок 17 (НМ-1024-512)

2.1.3.6. Аналіз точності моделей

Для порівняння результатів, використано два інтервали зміни вхідних величин – повний та зменшений (в два рази менше повного). Для цього,

визначено максимальні значення помилок визначення сили, що передається до ОКС, для кожного випадку із Додатку Б.1. Максимальні значення у таблицях приведено як для абсолютних, так і для відносних помилок по відношенню до еталонних значень.

Спочатку порівнюємо результати на повному інтервалі. У Додатку Б.2 наведено максимальні значення помилки, отримані моделлю НМ-512. Із таблиці видно, що максимальне значення відносної помилки (ВП) визначення сили було отримано для випадка 17 та складає 18,694% по вісі X.

Однак, значення абсолютної помилки (АП) незначне та складає усього $-1.190 \cdot 10^{-4}$ Н. Для випадків, коли незмінні параметри мають номінальні значення (випадки 1-6), максимальне значення ВП дорівнює 3,873% (АП – $2.500 \cdot 10^{-5}$ Н), та має місце на виході по вісі Y для розрахункового випадку 2.

У Додатку Б.3 наведено максимальні значення помилок на повному інтервалі для моделі НМ-1024.

Максимальна ВП складає 14,599% (АП – $-9,300 \cdot 10^{-5}$ Н), та має місце на виході по вісі Y для розрахункового випадку 17. Для номінальних випадків 1–6 максимальна ВП спостерігалась на виході по вісі Y для випадка 2 (як у моделі НМ-512), та складає 3,094%, що відповідає АП $2,000 \cdot 10^{-5}$.

У Додатку Б.4 наведено значення максимальних помилок на повному інтервалі зміни параметрів для моделі НМ-1024-512. Як і в випадках інших моделей, максимальна ВП спостерігається для розрахункового випадку 17 по вісі Y та складає 11,570%, що відповідає АП $-7,400 \cdot 10^{-5}$ Н. Для номінальних випадків 1–6, максимальна ВП складає 2,524% (АП - $1,600 \cdot 10^{-5}$ Н) та спостерігається на виході по вісі X для розрахункового випадку 1.

Як можна бачити, на повному інтервалі зміни для всіх ШНМ найбільш проблемним виявився розрахунковий випадок 17, де змінюється вугол орієнтації ОКС φ при значеннях інших вхідних параметрів, які не є номінальними. Можна стверджувати, що серед трьох конфігурацій моделей, модель НМ-1024-512 продемонструвала найкращий результат, так як вона має

найменші значення максимальних помилок для розрахункових випадків. Найгірші результати продемонструвала модель НМ-512.

Далі будемо порівнювати значення максимальних помилок на зменшеному інтервалі зміни параметрів. Такі дані представлені у Додатках Б.5, Б.6 та Б.7 для моделей НМ-512, НМ-1024 та НМ-1024-512, відповідно. З Додатку Б.5 видно, що на зменшеному інтервалі максимальна ВП для моделі НМ-512 складає 14,139% (АП $-9,000 \cdot 10^{-5}$ Н) та спостерігається на виході по вісі X для розрахункового випадку 17. Що стосується випадків із номінальними незмінними параметрами (1–6), то тут найгірший результат спостерігається на виході по вісі Y для розрахункового випадку 2 та складає 2,816% (АП $-1,800 \cdot 10^{-5}$ Н).

Для моделі НМ-1024 максимальна ВП на зменшеному інтервалі (таблиця 8) складає 14,599% (АП $-9,300 \cdot 10^{-5}$ Н) на виході по вісі Y для розрахункового випадку 17. Для випадків 1–6 максимальна ВП складає 1,488% (АП $1,000 \cdot 10^{-5}$ Н) на виході по вісі Y для розрахункового випадку 2. Дані таблиці 2.9 свідчать про те, що для моделі НМ-512-1024 максимальна ВП складає 11,570% (АП $-7,400 \cdot 10^{-5}$ Н) на виході по вісі Y для розрахункового випадку 17. Для випадків 1–6 максимальна ВП спостерігається для розрахункового випадку 1 та складає 1,454% (АП $9,000 \cdot 10^{-6}$ Н).

Спостерігаючи за даними, наведеними у таблицях, видно, що усі ШНМ демонструють менші ВП у аксіальному напрямку, ніж їх бокові складові. Для розглянутих моделей, середні аксіальні ВП лежать у діапазоні 2.3 – 3.6%, а бокові ВП знаходяться у інтервалі 4.1 – 6.3%.

Таким чином, можна зробити висновок про те, що на зменшеному інтервалі зміни параметрів, найменшу ВП показала модель НМ-1024-512. Як і на повному інтервалі зміни параметрів, усі моделі продемонстрували найгірші результати для розрахункового випадку 17. Що стосується випадків, де вхідні параметри є номінальними (1-6), то тут ШНМ демонструють значно менші

значення максимальної помилки, у порівнянні із випадками 7-18. За наведеними результатами, можна говорити про те, що тенденції на повному інтервалі зміни параметрів повторюються і на зменшеному, але у випадку останнього, значення помилок значно менші.

Для розглянутих моделей, середні аксіальні ВП на зменшеному інтервалі лежать у діапазоні 1.3 – 2.7%, а бокові ВП знаходяться в інтервалі 3.0 – 5.1%.

Отримані результати дозволяють зробити висновок про те, що запропоновані нейромережеві моделі дозволяють вирішувати задачу визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС. Для більшості розглянутих випадків, значення помилок визначення сили не перебільшують 5%. Але навіть для випадків, коли значення відносної помилки вище цього значення, значення абсолютної помилки залишається незначною. Цей факт дозволяє припускати, що такі помилки є незначними на практиці. Подальше покращення результатів бачиться у тому, щоб мінімізувати помилки у таких розрахункових випадках, як випадок 17. За отриманими даними видно, що цей випадок хоча і виявився найбільш складним для всіх конфігурацій нейронних мереж, але показав тенденцію до спадання значення помилки при збільшенні кількості нейронів у прихованих шарах НМ.

2.1.3.7. Аналіз швидкості моделей

Порівняємо витрати часу, необхідного для визначення сили, з використанням НСМ і раніше запропонованих підходів. Як уже зазначено у попередніх розділах, на даний час найбільш ефективним вважається метод визначення сили, заснований на використанні центральної проекції мішені [1]. Тому саме такий метод і використаємо для порівняння. Час визначення сили з використанням НММ та методу, заснованого на центральній проекції мішені (МЦПМ), для різних випадків представлені в Додатку Б.8.

Як видно з результатів, НММ визначають силу значно швидше, в порівнянні з МЦПМ. Для розглянутих випадків НММ вимагають у середньому більш ніж у 2 рази менше часу, ніж МЦПМ. Для випадку 3 НММ виявилися втричі швидшими у порівнянні МЦПМ. У рамках кожного з розглянутих випадків час визначення сили кожної з трьох НММ відрізняється несуттєво.

2.2. Визначення сили іонного променя за зображенням ОКС за допомогою згорткових нейронних мереж

2.2.1. Згорткові нейронні мережі

Штучна нейронна мережа (ШНМ) – це система пов'язаних між собою штучних нейронів. Багатошарова нейронна мережа складається із вхідного, прихованого та вихідного шару нейронів. Найбільш популярний вид багатошарових нейронних мереж – це ШНМ прямого розповсюдження, із одним або більше глибинних шарів та у яких кожен нейрон глибинного шару поєднано із кожним нейроном попереднього шару [119]. Як вже було сказано в попередньому розділі, така ШНМ із щонайменше одним шаром може апроксимувати будь-яку неперервну функцію багатьох змінних; єдина умова – нелінійність функції активації у глибинному шарі. Для того, щоб ШНМ мала змогу давати коректні значення на вихідному шарі, мережа повинна пройти фазу навчання. Навчання із вчителем є найбільш ефективним методом тренування ШНМ. Згідно із ним, ваги та коефіцієнти зміщення мережі оптимізують, задля мінімізації похибки між фактичним та ідеальним значенням на виході ШНМ.

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) – підтип ШНМ прямого розповсюдження. Такі мережі мають перевагу через більш гнучку архітектуру у вигляді ефективної роботи із вхідними даними із високою розмірністю, включаючи зображення [26], а також можливості навчатися ознакам високої складності. Крім звичайних повнозв'язаних шарів, такі мережі мають шари, які

виконують операцію згортки (таким чином, вони нагадують ковзаючі фільтри), а також шари зниження розмірності. За рахунок того, що фільтри ковзають по масиву вхідних нейронів, це знижує кількість параметрів, які необхідно тренувати через те, що кожен фільтр використовує одні і ті ж коефіцієнти незалежно від його положення. У роботі [127] вперше було використано спосіб зворотного розповсюдження помилки для успішного навчання моделей такої архітектури. ЗНМ можуть бути використані для ефективного розв'язання як задач класифікації, так і регресії.

У цій роботі пропонується використання ЗНМ для визначення сили факела ЕРД, що необхідно передати ОКС для його сходу з орбіти, використовуючи зображення як вхідні дані. Архітектуру ЗНМ, що було використано під час дослідження зображено на рис. 2.9. Входом ЗНМ є масив пікселів зображення ОКС, а виходом – проекції сили на зв'язану з ОКС систему координат. Глибинний шар цієї архітектури складається з двох шарів згортки, двох шарів зниження розмірності ознак за допомогою операції підвибірки, після чого слідує чотири послідовних повністю зв'язаних шари з функцією активації ReLU, які завершуються вихідним шаром, що складається з трьох нейронів, відповідно до трьох проекцій сил.

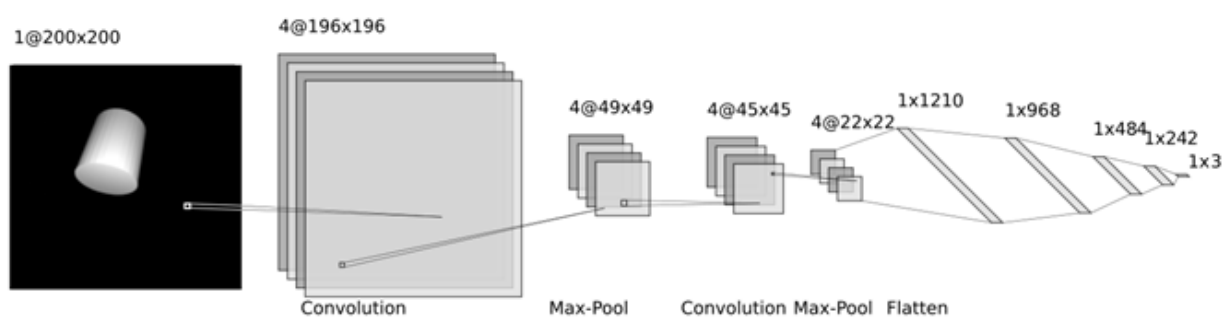


Рис. 2.9. Архітектура ЗНМ

Середньоквадратична похибка між фактичним та ідеальним значенням була використана як функція втрат для тренування ЗНМ.

2.2.2. Набір даних для тренування

Набір даних для тренування (датасети) складаються з зображень ОКС як вхідних даних, та відповідних значень вектору сили як вихідних даних. Як було сказано, значення вектору сили були розраховані за допомогою функції, яка була розроблена за методологією, яка описана у розділі 2.5.1. Вхідні значення для цієї функції було згенеровано довільним чином, з використанням неперервного рівномірного розподілення у відповідних діапазонах для кожного вхідного параметру. Після чого, входи були використані для генерації синтетичних зображень ОКС за допомогою програмного забезпечення із відкритим кодом Blender. Під час рендерінгу була використана фокальна довжина камери 25 мм. Результатом генерації є зображення розміру 200×200 у тонах сірого. На рис. 2.10 зображено приклад згенерованих таким чином зображень. Ми не використовували ніяких методів попередньої обробки зображення перед передачею на вхід нейронної мережі. Після формування набору даних, вихідні значення сили були нормалізовані у діапазоні $[-1.0, 1.0]$. Датасет був розділений для тренування та валідації у частках 80% та 20% відповідно.

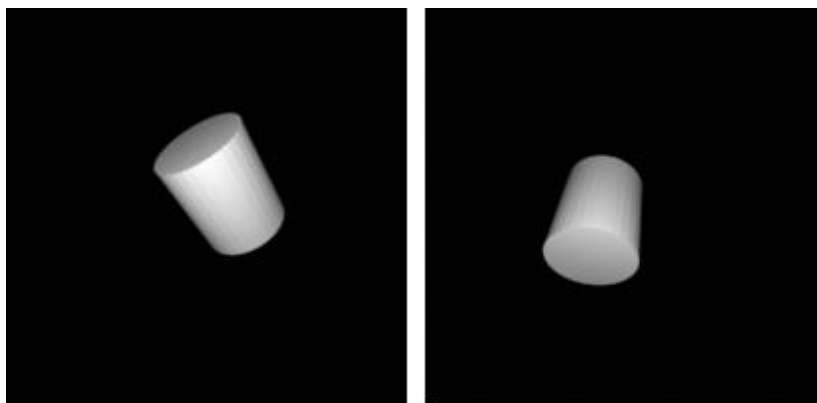


Рис 2.10. Приклади синтетичних зображень ОКС

Під час дослідження, було розглянуто три різні підходи для створення моделі ЗНМ. Перша модель, яка називається CNN1, використовує єдину ЗНМ з

архітектурою, зображеною на Рис. 2.9. Вона тренувалася на наборі із 10000 зображень ОКС, де значення входів змінювались у діапазонах $[-1.0, 1.0]$ м для координат x , y та $[5.0, 9.0]$ м для координати z . Кути орієнтації ψ , ϕ , та θ змінювались у діапазоні $[1.57, 1.57]$ радіан. Друга модель, яка називається CNN2, являє собою ансамблеву нейронну мережу. Вона складається із чотирьох моделей нижнього рівня із архітектурою, зазначеною раніше. Кожна така модель тренувалася на специфічному для себе датасеті розміром 10000 зображень. У цьому випадку, різні моделі використовуються для визначення сили, в залежності від відносної дистанції до ОКС, границі яких представлені у Табл. 2.3. Для того, щоб обрати потрібну модель, використовується класифікатор. Для тренування класифікатора, було взято за основу архітектуру із Рис. 2.9, де вихідний шар було замінено на шар класифікації, для того щоб виконати мультикласову класифікацію, де кількість класів дорівнює 4, а відповідний клас відповідає моделі Q1-Q4. Таким чином, модель CNN2 спочатку виконує класифікацію, а потім – регресію, використовуючи те ж саме зображення. Остання модель, CNN3 схожа за архітектурою на CNN1. Єдина відмінність – розширений датасет для тренування, який складається із усіх зображень, які були використані для тренування моделей Q1-Q4. Розмір датасету для моделі CNN3 дорівнює 40000 зображень.

Таблиця 2.3 – Діапазони зміни параметрів кожної із моделей CNN2

Модель	Діапазон зміни параметру					
	x	y	z	ψ	ϕ	θ
Q1	$[-1, 0]$	$[0, 1]$	$[5, 9]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$
Q2	$[0, 1]$	$[0, 1]$	$[5, 9]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$
Q3	$[0, 1]$	$[-1, 0]$	$[5, 9]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$
Q4	$[-1, 0]$	$[-1, 0]$	$[5, 9]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$	$[-1.57, 1.57]$

2.2.3. Тренування та валідація

Тренування, валідація та тестування моделей було виконано за допомогою мови програмування Python 3.9 та фреймворку машинного навчання із

відкритим кодом PyTorch. Усі моделі тренувались на персональному комп'ютері із центральним процесором Intel 10-го покоління із 8 ядрами та 16 потоками та графічним прискорювачем Nvidia із архітектурою Ampere, що дозволило використати більшу пропускну здатність пам'яті для прискорення процесу тренування [45].

Початкові значення параметрів усіх ЗНМ були ініціалізовані за допомогою методу Глорота [122]. Параметри оптимізатора Adam для навчання усіх моделей були обрані наступні: фактор демпфування градієнту 0.9; коефіцієнт згасання квадратичного градієнту 0.999; мала константа $7.000 \cdot 10^{-7}$. Кожна ЗНМ тренувалася на протязі 25 епох із коефіцієнтом навчання 0.001 та розміром міні-виборки 256.

Час, необхідний для обчислення сили за допомогою кожного зображення було взято за показник швидкодії. Для його визначення, перед виконанням коду, за допомогою якого відбувається визначення сили, було додано засоби заміру часу виконання у мілісекундах. Традиційний метод (функція) визначення сили була використана як пакет Python із вільною функцією; час розрахунку сили був виміряний подібним до ЗНМ чином. Усі заміри швидкодії були зроблені на одному персональному комп'ютері, з одним і тим самим апаратним забезпеченням.

2.2.4. Тренування

На Рис. 2.11 зображено графіки тренування та валідації для моделі CNN1. Тренування цієї моделі протягом 25 епох продовжувалось 501.172 с та завершилось із середніми значеннями втрат для тренування та валідації $6.88 \cdot 10^{-4}$ та $1.26 \cdot 10^{-3}$, відповідно.

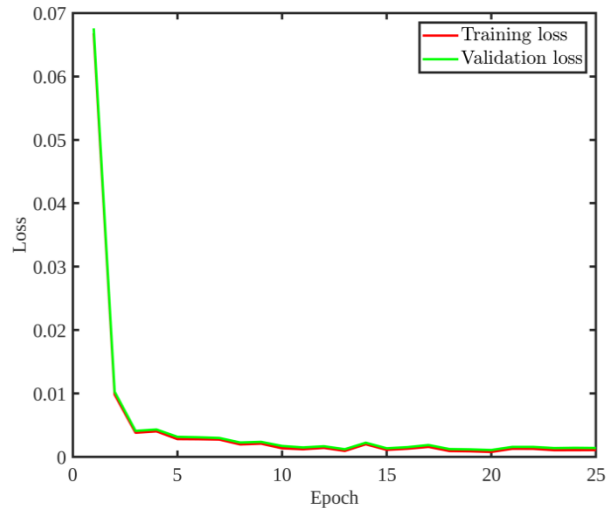


Рисунок 2.11 – Результати тренування моделі CNN1 на протязі 25 епох

Кожна модель нижчого рівня ансамблевої моделі CNN2 тренувалась незалежно одна від одної, використовуючи свій набір даних для тренування. Результати тренування кожної такої моделі після 25-ї епохи наведено у таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 – Середні значення втрат для моделей Q1-Q4 після тренування

Модель	Середнє значення втрати	
	<i>Навчання</i>	<i>Валідація</i>
Q1	$4.4 \cdot 10^{-4}$	$4.9 \cdot 10^{-4}$
Q2	$9.8 \cdot 10^{-4}$	$1.19 \cdot 10^{-3}$
Q3	$5.5 \cdot 10^{-4}$	$6.4 \cdot 10^{-4}$
Q4	$6.0 \cdot 10^{-4}$	$7.2 \cdot 10^{-4}$

На Рис. 2.12 зображено графік середніх значень втрат під час тренування та валідації моделі CNN3. Після закінчення тренування, середні показники втрат склали $7.54 \cdot 10^{-4}$ для тренування та $8.53 \cdot 10^{-4}$ для валідації.

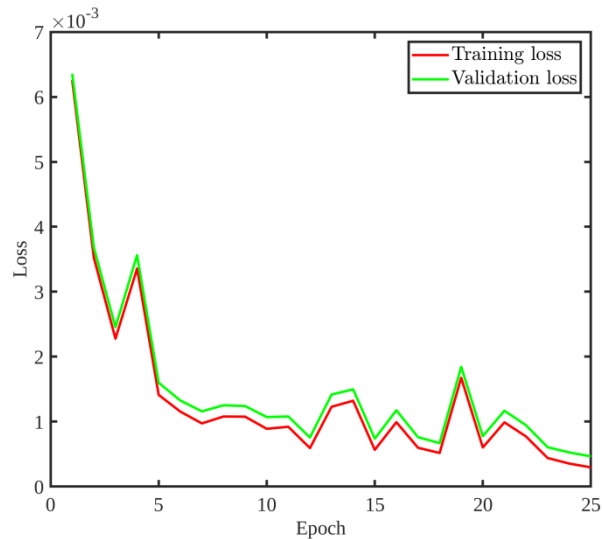


Рис. 2.12. Результати тренування моделі CNN3 на протязі 25 епох

Моделі CNN3 знадобилося 2045.6 секунд для закінчення усіх епох навчання. Це майже у три рази довше ніж навчання будь-якої іншої моделі для регресії, що ми тренували. Такий показник зумовлено значно більшим обсягом датасету для тренування моделі CNN3.

2.2.5. Тестування

Під час тестування, ми перевірили кожен модель ЗНМ використовуючи різні сценарії положення та орієнтації ОКС відносно ККА. Параметри кожного із 18 розрахункових випадків знаходяться у Додатку Б.1. Параметри, що відмічено символом «*» варіюються під час цього розрахункового випадку із шагом 0.001 у рамках діапазону зміни для цього параметру. Усі інші параметри є фіксованими. Параметри, що зафіксовано у перших 6 випадках мають номінальні значення.

На Рис. 2.13-2.15 зображено нормалізовані помилки, отримані для випадку 3 використовуючи моделі CNN1, CNN2, та CNN3 відповідно. Варійований параметр зображено по осі абсциси, а нормалізована помилка – по ординаті.

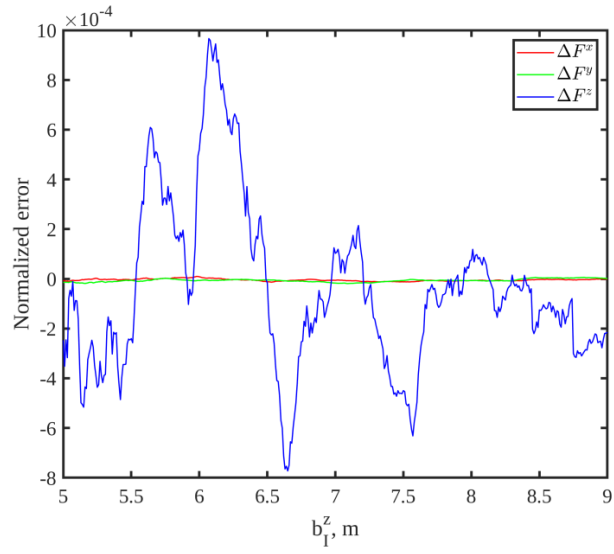


Рисунок 2.13 – Нормалізовані похибки CNN1 для випадку 3.

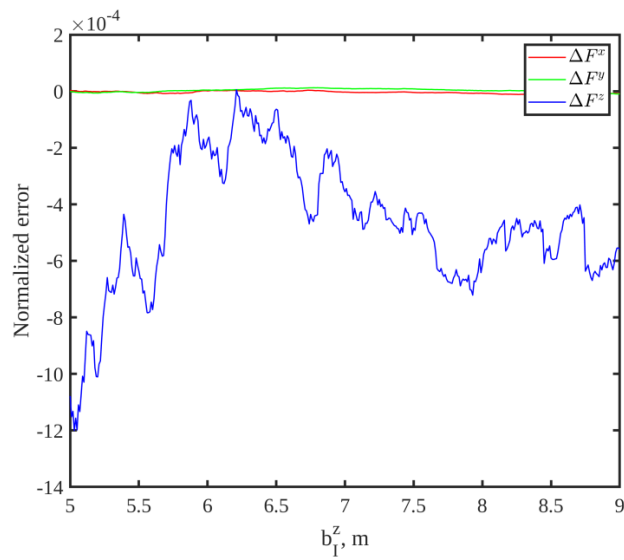


Рисунок 2.14 – Нормалізовані похибки CNN2 для випадку 3.

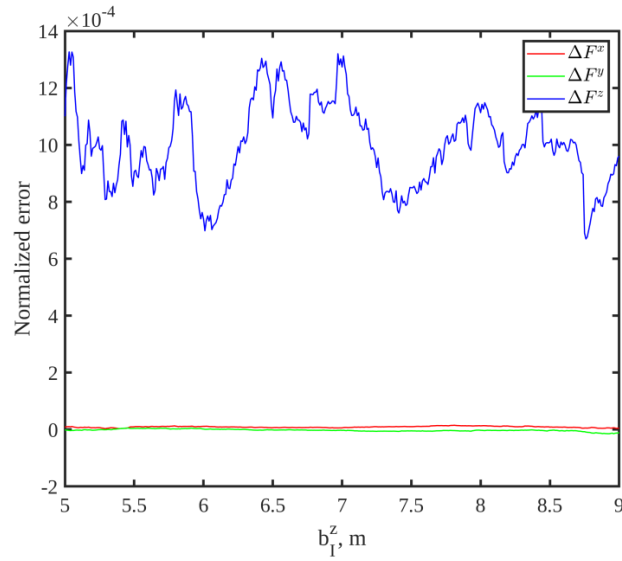


Рисунок 2.15 – Нормалізовані похибки CNN3 для випадку 3.

На Рис. 2.16-2.18 зображено нормалізовані помилки, отримані для випадку 13, який має неномінальні константні параметри, а варійованим є параметр відносного положення по осі x .

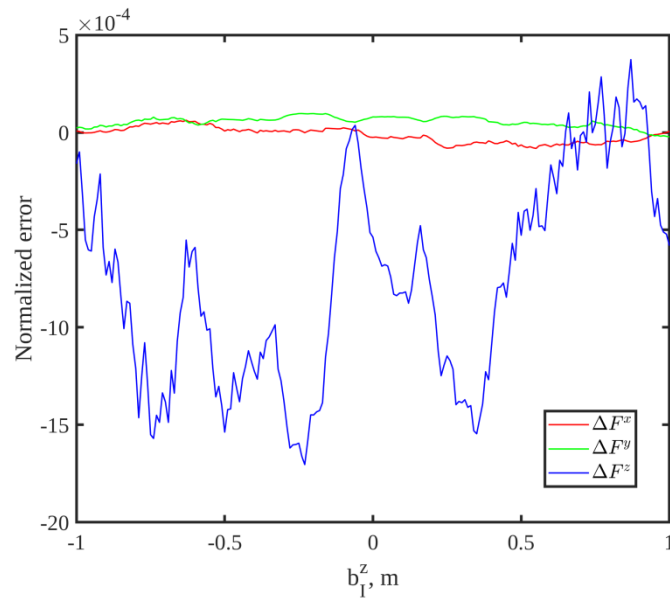


Рисунок 2.16 – Нормалізовані похибки CNN1 для випадку 13.

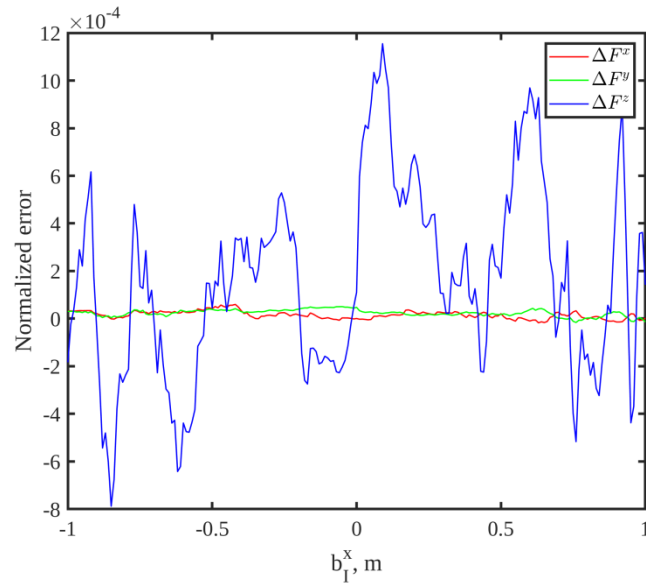


Рисунок 2.17 – Нормалізовані похибки CNN2 для випадку 13.

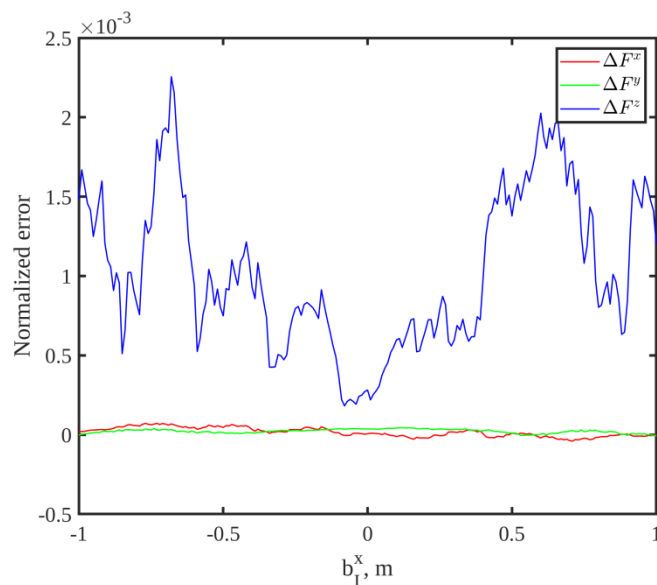


Рисунок 2.18 – Нормалізовані похибки CNN3 для випадку 13.

У Додатку Б.9 наведено максимальні нормалізовані та абсолютні похибки для усіх моделей та усіх розрахункових випадків. Усі моделі продемонстрували найкращу точність у випадку 4 із нормалізованою помилкою 2.863% ($1.821 \cdot 10^{-5}$ Н), 1.555% ($9.888 \cdot 10^{-6}$ Н) та 4.131% ($1.326 \cdot 10^{-3}$ Н) для CNN1, CNN2, CNN3, відповідно. Як можна бачити із результатів наведених у таблиці, CNN3

виявилася найбільш точною моделлю із середнім значенням максимальних нормалізованих помилок у 7.689%.

Розрахунковий випадок 15 виявився найскладнішим для моделі CNN1, де було зареєстровано відносну похибку 27.492% та абсолютну похибку у $1.754 \cdot 10^{-4}$ Н. Модель CNN2 продемонструвала найгірший показник у тестовому випадку 14 із відотною похибкою у 16.889% та абсолютною у $1.070 \cdot 10^{-4}$ Н. Для моделі CNN3, найгірший показник відотної похибки склав 15.323% для розрахункового випадку 15, що відповідає абсолютній похибці у $9.76 \cdot 10^{-5}$ Н.

Не зважаючи на те, що деякі відносні похибки можуть вдатися досить великими, їх вплив на ОКС досить незначний. Наприклад, відносна похибка 27.492% для CNN1 відповідає абсолютній похибці $1.754 \cdot 10^{-4}$ Н, що складає лише 0.5% від номінального значення сили факела КАП (0.031 Н).

Інший висновок полягає у тому, що точність результатів визначення сили підвищується із збільшенням обсягу даних, що використовується для навчання моделі.

2.2.6. Швидкість розрахунку сили

Час розрахунку, необхідний для визначення сили за допомогою функції (традиційний метод) та моделей ШНМ наведено у Таблиці 2.5.

Таблиця 2.5 – Час, витрачений на виконання 18 розрахункових випадків

Час (с)			
Функція (традиційний метод)	CNN1	CNN2	CNN3
19.99	8.49	8.50	8.65

Як видно із наведених даних, будь-яка модель ШНМ розраховує силу значно швидше за традиційний метод. Не зважаючи на те, що серед моделей ШНМ є незначні розбіжності у визначенні сили, вони усі щонайменше у 2 рази

швидші ніж традиційний метод. Ці результати демонструють, що моделі ШНМ є альтернативним методом вирішення задачі визначення сили іонного променю, що передається ОКС для його видалення з орбіти, який має задовільну точність та потребує менше часу для отримання результату у порівнянні з традиційним методом.

2.3. Визначення сили іонного променю з використанням попередньої обробки зображень та багатошарової нейронної мережі

Дослідники в галузі комп'ютерного зору на протязі десятків років розвивали методи, які дозволяють виділяти об'єкти, полегшувати визначення ознак з зображень, тим самим покращуючи результати алгоритмів, які використовують зображення у якості вхідних даних. Прикладом таких ознак можуть бути моменти зображень. Робота [99] демонструє застосування моментів для виявлення силуету літака. Робота [66] демонструє успішне використання моментів зображень для визначення повторень на знімках, отриманих за допомогою супутників SPOT і Landsat TM. Таким чином, застосування цих методів у поєднанні з глибоким навчанням представляє інтерес у контексті підвищення точності та швидкості розрахунку існуючих методів глибинного навчання та з боку аналізу вимог до бортової обчислювальної системи активного КА.

2.3.1. Обробка зображень

У цій роботі розглянуто створення алгоритму попереднього виділення набору ознак зображення ОКС. Такий підхід дозволяє значно зменшити розмірність вхідних даних, тим самим знизивши обчислювальні вимоги. Для отримання таких ознак, було використано методи комп'ютерного зору, а саме визначення контуру зображення ОКС та моментів контуру зображення ОКС.

Для визначення контуру зображення ОКС, використано відомий алгоритм пошуку контурів, описаний Кенні у роботі [64]. Результат визначення контуру ОКС продемонстровано на рис. 2.20. Згідно з цим алгоритмом, першим кроком є розмиття зображення для видалення з нього шуму за допомогою операції згортки з фільтром Гауса.

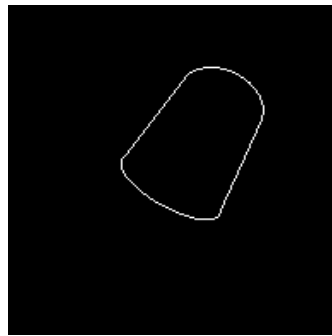


Рисунок 2.20. Приклад контуру ОКС, отриманого за допомогою алгоритму Кенні

Далі, відбувається пошук градієнтів – границі відмічаються там, де градієнт зображення приймає максимальні значення. Градієнти можуть мати різний напрямок, тому алгоритм Кенні використовує чотири незалежні фільтри для знаходження вертикальних, горизонтальних та діагональних ребер на розмитому зображенні. Кут напрямку вектора градієнту округляється та може приймати лише заданий набір дискретних значень. Фінальним кроком є подвійна фільтрація: результат визначається шляхом видалення усіх границь, які не пов'язані з «сильними» границями. Перед застосуванням цього алгоритму, зазвичай необхідно перетворити зображення до вигляду відтінків сірого для зменшення обчислювальних витрат на обробку. Після визначення контуру ОКС, наступним кроком є визначення моментів зображення. Моментом функції є скалярна величина, яка характеризує цю функцію і може бути використана для опису її окремих властивостей. З математичної точки зору, набір моментів є проєкцією функції на поліноміальний базис. У теорії комп'ютерного зору, моментом зображення є деяке зважене середнє значення інтенсивності пікселів зображення, або функція таких моментів, зазвичай

обрана таким чином, щоб описувати конкретну властивість зображення, фігури або контуру, наприклад: площу, геометричний центр, або інформацію про орієнтацію [123].

Для двовимірного зображення $f(x, y)$, просторовий момент порядку $(m + n)$ розраховується наступним чином:

$$M_{mn} = \sum_x \sum_y x^m y^n I(x, y), \quad (2.9)$$

де $m, n = 0, 1, 2, \dots$, та (x, y) – положення пікселя. Центральні моменти μ зазвичай використовуються у більшості прикладних задач, їх можна розрахувати за допомогою наступної формули:

$$\mu_{mn} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^m (y - \bar{y})^n I(x, y), \quad (2.10)$$

де $\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}}$, та $\bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}}$. Слід зазначити, що центральні моменти є інваріантними до трансляції (паралельного переносу об'єкта по площині зображення). Центральні моменти можна зробити інваріантними також і до масштабування фігури на зображенні, для цього центральний момент (6) необхідно поділити на масштабований момент μ_{00} . Результат називається нормалізованим центральним моментом:

$$\eta_{mn} = \frac{\mu_{mn}}{\mu_{00}^w}, \quad (2.11)$$

$$\text{де } w = \frac{m+n}{2} + 1.$$

Для того, щоб придати нормалізованому центральному моменту інваріантність до обертання, описаний вище момент необхідно виразити, як це зробив Хью у роботі [82]. Такий набір моментів також відомий як моменти Хью:

$$H_1 = \mu_{20} + \mu_{02},$$

$$H_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4(\mu_{11})^2,$$

$$H_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (\mu_{03} - 3\mu_{21})^2,$$

$$H_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{03} + \mu_{21})^2,$$

$$H_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})((\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2) + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})(3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{03} + \mu_{21})^2),$$

$$H_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})((\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2) + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}),$$

$$H_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})((\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2) + (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})(3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{03} + \mu_{21})^2).$$

Перші шість моментів Хью є інваріантними до трансляції, масштабування, обертання та віддзеркалювання. Сьомий момент змінює знак на протилежний під час дзеркального відображення.

Слід також зазначити, що наведені моменти є абсолютно інваріантними тільки у випадку, якщо функція, момент якої знаходиться, є неперервною. У випадку дискретних зображень, якими є, наприклад, фотознімки з камери, кажуть про те, що моменти є приблизно (апроксимовано) інваріантними.

Використовуючи зазначені вище положення, є можливим створити алгоритм попередньої обробки зображення ОКС, під час якого виділяються деякі ознаки контуру фігури ОКС, що виглядає наступним чином:

1. Перетворення фотознімку ОКС із 8-ми бітного (відтінки сірого) у 1-бітне представлення (чорно-білий);
2. Отримання пікселів контуру ОКС за допомогою алгоритму Кенні;
3. Визначення просторових моментів контуру (5);
4. Визначення центральних моментів контуру (6);
5. Визначення нормалізованих центральних моментів контуру (7);
6. Визначення моментів Хью [11];
7. Створення кортежу із отриманих ознак.

У результаті, на виході алгоритму попередньої обробки зображення ОКС буде отримано кортеж із 31 ознак, які складаються із наступних значень

моментів: 1–10 – просторові моменти, 11–17 – центральні моменти, 18–24 – нормалізовані центральні моменти, 25–31 – моменти Хью.

2.3.2. Нейромережева модель

Для моделі запропонована архітектура нейронної мережі, що наведена на Рис. 2.21.

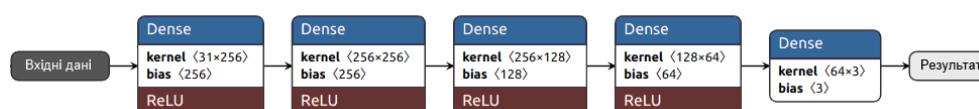


Рисунок 2.21. Архітектура нейронної мережі

В якості функції активації була використана функція ReLU, а для навчання нейронної мережі використано оптимізатор AMSGrad. У якості цільової функції для навчання та валідації використана середньоквадратична похибка (RMSE).

Навчання, валідація, тестування нейронної мережі, а також обробка даних була виконана за допомогою програм, написаних на мові програмування Python 3.10 з використанням бібліотек Keras, Scikit-learn, Numpy и Scipy. Для обробки зображення (виділення контуру ОКС та знаходження моментів) було використано програмний пакет для обробки зображень з відкритим кодом OpenCV.

2.3.3. Створення набору даних та навчання

Для навчання та валідації нейронної мережі було згенеровано набір даних, що складається із зображень ОКС. Для цього було застосовано програмне забезпечення із відкритим кодом Blender, на вхід якого було подано

елементи вектору B_I^{SI} (b_I^x , b_I^y та b_I^z) та кути Ейлера ψ , ϕ , та θ для визначення відносної орієнтації об'єкта ОКС для отримання зображення. Після цього, кожному зображенню було встановлено відповідні вхідним параметрам еталонні вихідні значення проєкцій сили іонного променя. Еталонні вихідні значення сили розраховані за допомогою методології, що представлена у попередніх розділах. Під час генерації датасета вхідні дані були задані довільним чином у області значень кожного параметра із використанням рівномірного розподілу. Діапазони значень вхідних параметрів: для параметрів b_I^x та b_I^y – від -1.0 до 1.0 метрів включно; для параметра b_I^z – від 5.0 до 9.0 метрів включно; для параметрів ψ , ϕ , та θ – від -1.507 до 1.507 радіан включно. Після цього, набір даних було нормалізовано таким чином, що усі значення приймають значення у діапазоні від -1.0 до 1.0 . Загальний обсяг набору даних складає 100000 записів, його було розподілено у співвідношенні 80% для навчання та 20% для валідації.

Навчання нейронної мережі було виконано на персональному комп'ютері із процесором Intel 10-го покоління із 8 обчислювальними ядрами та 16 виконавчими потоками. Результати навчання наведено на рис. 2.22.

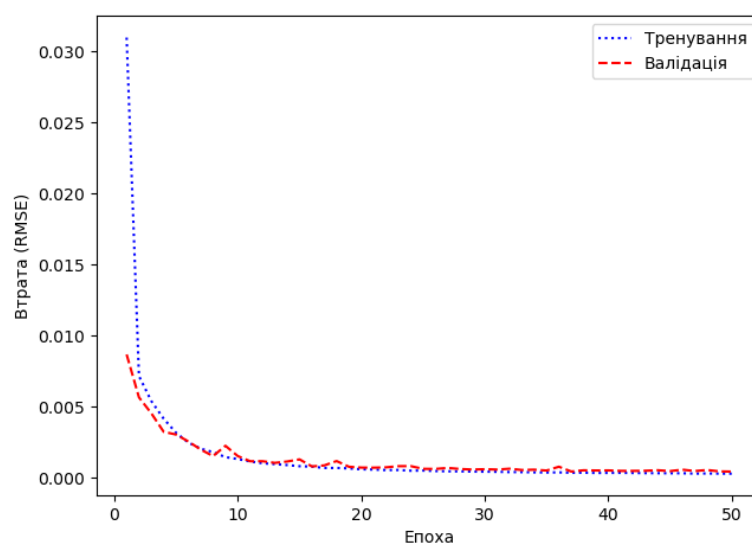


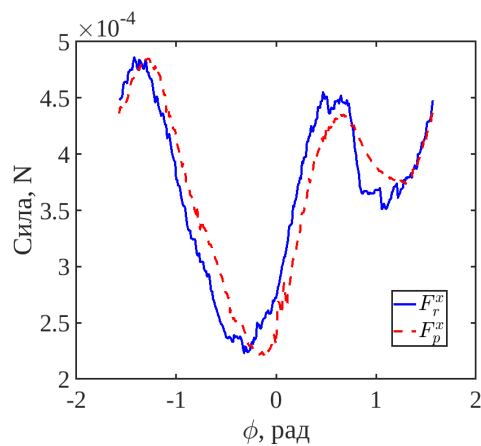
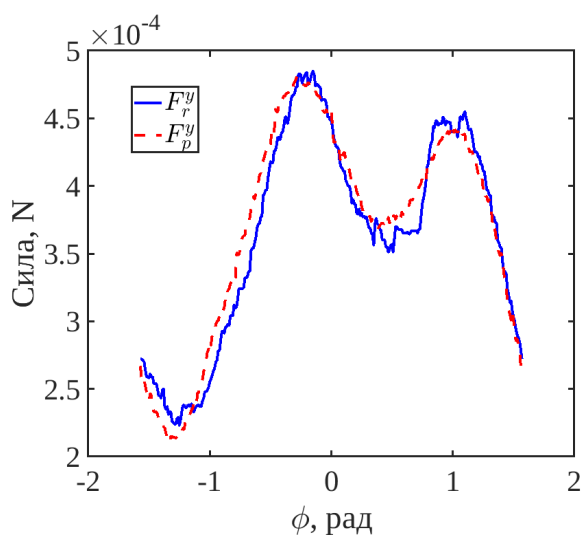
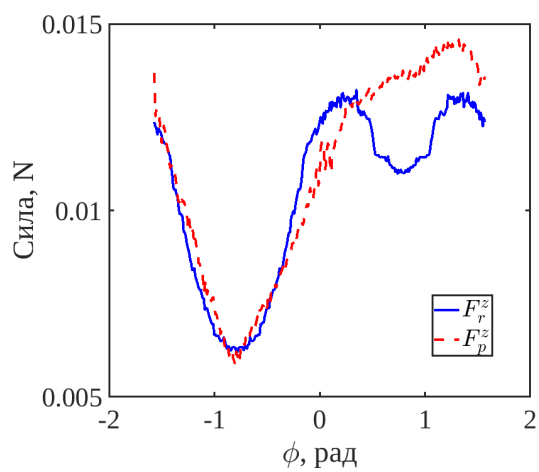
Рисунок 2.22. Графік навчання нейронної мережі. Лінія із точок – значення функції втрат (RMSE) під час навчання, пунктирна лінія – під час валідації

2.3.4. Тестування

Під час тестування було створено додатковий набір зображень, який складається із 18 розрахункових випадків для визначення сили. У таблиці 2.3 представлено параметри розрахункових випадків, вони відрізняються значеннями положення та орієнтації ОКС відносно активного КА. Змінні параметри приймали значення з фіксованим шагом 0.001.

Для оцінки ефективності визначення сили, було використано наступні метрики. Для загальної оцінки алгоритму, була визначена середньоквадратична помилка (RMSE) для всіх розрахункових випадків. Для оцінки точності алгоритму, була визначена максимальна абсолютна та відносна помилка для кожного із випадків. Крім цього, обраховано час, за який розроблена модель визначає силу, для порівняння його із попередніми методами.

На рис. 2.23 – 2.25 показано результати розрахунку проекцій сили по кожній осі для розрахункового випадку 17, у порівнянні з традиційним методом. Суцільною лінією позначено еталонні значення сили (F_r^k , $k = x, y, z$), пунктирною лінією – передбачені за допомогою запропонованого нейромережевого методу (F_p^k , $k = x, y, z$).

Рис. 2.23. Проекції сили на вісь x Рис. 2.24. Проекції сили на вісь y Рис. 2.25. Проекції сили на вісь z

У таблиці 2.6 наведено суми середньоквадратичних помилок відносно традиційного методу центральних проекцій на допоміжну площину у порівнянні із нейромережевим методом з розділу 2.2. Як можна бачити із наведених даних, запропонований метод за критерієм RMSE має майже вдвічі меншу похибку за нейромережевий метод CNN3.

Таблиця 2.6. Середньоквадратичні помилки визначення сили

Метод	RMSE
CNN3	$2.370 \cdot 10^{-5}$
Запропонований (Processing+ANN)	$1.318 \cdot 10^{-5}$

У таблиці 2.7 наведено максимальні відносні помилки визначення сили. За цим критерієм можна сказати, що запропонований метод має на 6.205% більшу точність за попередній нейромережевий метод. Порівняння абсолютних помилок не здійснювалося через те, що ця помилка може трапитись для різних осей.

Таблиця 2.7. Максимальна відносна помилка визначення сили

Метод	Макс. відносна помилка (%)
CNN3	15.323
Запропонований (Processing+ANN)	9.118

У таблиці 2.8 наведено порівняння середнього часу, витраченого на визначення сили для усіх розрахункових випадків. До таблиці для порівняння також додано час, за який визначає силу традиційний метод.

Таблиця 2.8. Сумарний час, витрачений на виконання розрахункових випадків

Метод	Час (с)
Традиційний	19.99
CNN3	8.65
Запропонований (Processing+ANN)	10.99

Запропонований метод є майже вдвічі швидшим за традиційний, але дещо повільнішим за нейромережевий метод CNN3. Причиною є те, що у сумарний час запропонованого методу, також входить попередня обробка зображень. Втім, витрати часу на обробку зображення незначні: сумарно на обробку зображення після виконання усіх розрахункових випадків витрачено 1.53 секунди або 0.08 секунди у середньому на один розрахунковий випадок. Але, не дивлячись на це, необхідно сказати, що обробка зображень все одно може накладати додаткових вимог на апаратне забезпечення активного КА (наприклад, пропускну спроможність пам'яті або набір інструкцій процесора), що повинні мати на увазі розробники обчислювальної системи.

2.4. Порівняння обчислювальної складності нейромережевих моделей з аналітичним розв'язком для задачі визначення сили електро-реактивного двигуна для видалення ОКС з орбіти

2.4.1. Нейронна мережа з повністю пов'язаними шарами та фіксованою кількістю нейронів та прихованих шарів та довільними вхідними даними

Під час прямого розповсюдження у даній НМ необхідно зробити шість перемножень матриць ($Inpt_i$ – вхідна матриця, S_1-S_5 – вагові матриці прихованих шарів, S_{out} – вагова матриця між останнім прихованим та вихідним шаром):

$$S_1 = Inpt_i * W_{ji} = 1x6 * 6x1024 = 1x1024,$$

$$S_2 = S_1 * W_{kj} = 1x1024 * 1024x512 = 1x512,$$

$$S_3 = S_2 * W_{lk} = 1x512 * 512x256 = 1x256,$$

$$S_4 = S_3 * W_{ml} = 1x256 * 256x128 = 1x128,$$

$$S_5 = S_4 * W_{nm} = 1x128 * 128x64 = 1x64,$$

$$S_{out} = S_5 * W_{on} = 1x64 * 64x3 = 1x3.$$

Відомо, що при заданих матрицях A розміром m на n та B розміром n на p , вихідна матриця C (результат добутку) матиме розмір $m \times p$. Тоді, обчислювальна складність добутку матриць становить $O(m * p * n)$. Приймаючи початкові дані, отримуємо:

$$O_{S1} = O(1 * j * i) = O(1 * 1024 * 6),$$

$$O_{S2} = O(1 * k * j) = O(1 * 512 * 1024),$$

$$O_{S3} = O(1 * l * k) = O(1 * 256 * 512),$$

$$O_{S4} = O(1 * m * l) = O(1 * 128 * 256),$$

$$O_{S5} = O(1 * n * m) = O(1 * 64 * 128),$$

$$O_{Sout} = O(1 * o * n) = O(1 * 3 * 64),$$

Крім цього, після кожного перемноження матриць, необхідно поелементно обчислити результат функції активації у прихованому шарі, обчислювальна складність становитиме:

$$O_{Z1} = O(j) = O(1024),$$

$$O_{Z2} = O(k) = O(512),$$

$$O_{Z3} = O(l) = O(256),$$

$$O_{Z4} = O(m) = O(128),$$

$$O_{Z5} = O(n) = O(64),$$

Обчислювальна складність НМ з повністю пов'язаними шарами може бути записана наступним чином:

$$O_{forward} = \left(\sum_{a=1}^b O_{Sa} + O_{Za} \right) + O_{Sout}$$

де b – кількість прихованих шарів, O_{Sa} – обчислювальна складність перемноження матриці на a -му прихованому шарі, O_{Za} – обчислювальна складність поелементного визначення функції активації на a -му прихованому шарі, O_{Sout} – це обчислювальна складність перемноження матриць між останнім прихованим та вихідним шаром (записано окремо, через те, що функції активації у цьому місці обчислювати не потрібно).

При обчисленні асимптотичної верхньої оцінки обчислювальної складності, можна знехтувати константами, таким чином, прийнявши розмір вхідних даних за нескінченно велике число та прийнявши константними параметри нейронної мережі, отримаємо:

$$O_{forward} = O_{S1} + O_{Z1} + O_{S2} + O_{Z2} + O_{S3} + O_{Z3} + O_{S4} + O_{Z4} + O_{S5} + O_{Z5} + O_{S6} = O(j * i) + O(j) + O(k * j) + O(k) + O(l * k) + O(l) + O(m * l) + O(m) + O(n * m) + O(n) + O(o * n),$$

$$O_{forward} = O(j * i + j + k * j + k + l * k + l + m * l + m + n * m + n + o * n) = O(j * (i + 1) + k * (j + 1) + l * (k + 1) + m * (l + 1) + n * (m + 1) + o * n) = O(j * i + k * j + l * k + m * l + n * m + o * n) = O(i),$$

Видно, що у випадку нескінченно-зростаючого обсягу вхідних даних, тільки перший член многочлену буде рости з такою самою швидкістю, як вхід, тому іншими членами можна знехтувати, отримавши наступний результат: $O(i)$.

2.4.2. Нейронна мережа з повністю пов'язаними шарами для випадку з фіксованим розміром входу та довільною кількістю нейронів та прихованих шарів

У попередньому випадку, було прийнято, що розмірність входу нейромережевого алгоритму нескінченно зростає, при фіксованих параметрах

НМ. Але цікавим питанням також є визначення обчислювальної складності при фіксованому розмірі входу при нескінченно зростаючих параметрах НМ, для визначення складності обчислень залежно від розміру параметрів НМ, адже відомо, що точність нейронної мережі залежить від обсягу її внутрішніх параметрів.

Вхід: K – нескінченно велика кількість прихованих шарів; d_k – нескінченно велика кількість нейронів у k -му прихованому шарі, $i=6$ – розмірність вхідних даних, $j=3$ – розмірність вихідних даних.

У такій конфігурації, обчислюються наступні перемноження матриць.

Перемноження вхідної матриці $Input_i$ з ваговою матрицею першого прихованого шару, та обчислювальна складність:

$$S_{input} = Input_i * W_{d_1 i} = 1 \times 6 * 6 \times d_1 = 1 \times d_1 ;$$

$$O_{S_{input}} = O(1 * i * d_1) = O(1 * 6 * d_1) = O(d_1);$$

K перемножень матриць у прихованому шарі, та обчислювальна складність одного перемноження:

$$S_k = S_{k-1} * W_{d_k d_{k-1}} = 1 \times d_{k-1} * d_{k-1} \times d_k = 1 \times d_k, k=2,3,4, \dots, K$$

$$O_{S_k} = O(1 \times d_{k-1} * d_k) = O(d_{k-1} * d_k);$$

Перемноження вихідної матриці з останньою (K -ою) ваговою матрицею прихованого шару, та обчислювальна складність:

$$S_{out} = S_K * W_{j d_K} = 1 \times d_K * d_K \times j = 1 \times j .$$

$$O_{S_{out}} = O(1 * d_K * j) = O(1 \times d_K * 3) = O(d_K);$$

Крім цього, необхідно поелементно обчислити результат функції активації на кожному прихованому шарі, обчислювальна складність цього шагу наступна:

$$O_{z_k} = O(d_k)$$

Таким чином, на одному прямому проході, обчислювальна складність мережі прямого розповсюдження із фіксованим розміром входу та нескінченно-

зростаючою кількістю прихованих шарів та нейронів в них, можна записати наступним чином:

$$O_{forward} = O_{S_{input}} + O_{Z_1} + \sum_{k=2}^K (O_{S_k} + O_{Z_k}) + O_{S_{out}}$$

Однак, для обчислення точної кількості операцій така форма запису не може бути використана, через те, що неможливо розрахувати результат суми нескінченної кількості доданків K . Тому, для спрощення, можна прийняти, що кількість нейронів у кожному прихованому шарі (d_k) однакова та дорівнює нескінченно-великому числу d . Таким чином, можна розрахувати обчислювальну складність з фіксованим розміром входу ($i=6$) та виходу ($j=3$), з нескінченно-великою кількістю прихованих шарів K та нескінченно-великою кількістю нейронів у кожному прихованому шарі d :

$$\begin{aligned} O_{forward} &= O(d) + O(d) + O(K) * O(d * d + d) + O(d) = O(2 * d) + \\ &O(K) * O(d * d + 1)) + O(d) = O(d) + O(K) * O(d^2) + O(d) = O(d) * \\ &(1 + O(K) * O(d) + 1) = O(K) * O(d^2); \end{aligned}$$

2.4.3. ЗНМ з фіксованими параметрами та довільним розміром вхідних даних

Для визначення обчислювальної складності ЗНМ, прийнемо що вхідними даними є зображення з нескінченно-зростаючою кількістю пікселів n . Зазвичай зображення мають 3 або більше каналів, які описують піксель, тому загальну кількість пікселів можна записати як $3n$, і використовуються тривимірні ядра, однак для спрощення ми будемо використовувати приклад з 1-канальним зображенням і 2-вимірними ядрами. Далі припустимо, що ширина ядра і страйд є константами k і s відповідно з такими обмеженнями: $0 < k \leq n$, $0 < s \leq k$.

У шарах згортки іноді використовується операція доповнення нуля, яка додає нулі для вирівнювання вхідних даних, однак ця операція вважається константною за складністю ($O(1)$), і для простоти нею можна знехтувати. Щоб виконати згортку, ми застосуємо поелементне множення ядра та пікселів

зображення, потім результат підсумовується, щоб заповнити результуючу комірку у вихідній матриці. Щоб обчислити одну клітинку вихідної матриці згортки, потрібно k^2 операцій множення та підсумовування. Щоб розрахувати ряд, його потрібно виконати $\left(\frac{\sqrt{n-k}}{s} + 1\right)$ разів, при $0 < k \leq n$, $0 < s \leq k$. Щоб обчислити всю вихідну матрицю, ми робимо це для всіх рядків у вхідній матриці $\left(\frac{\sqrt{n-k}}{s} + 1\right)$ разів). Таким чином, обчислювальна складність розрахунку однієї вихідної матриці згортки з заданим вхідним зображенням дорівнює:

$$O_{conv} = O\left(\left(\frac{\sqrt{n-k}}{s} + 1\right) * \left(\frac{\sqrt{n-k}}{s} + 1\right) * k^2\right) = O\left(\left(\frac{\sqrt{n-k}}{s} + 1\right)^2 * k^2\right), \quad 0 < k \leq n, 0 < s \leq k.$$

Очевидно, що в найгіршому випадку для алгоритму страйд дорівнює 1. Крім того, розмір ядра можна виразити відносно розміру рядка/стовпця вхідної матриці (ширина/висота зображення). Наприклад, для ядра, ширина якого дорівнює чверті ширини зображення, параметр k матиме такий вигляд: $k = \frac{\sqrt{n}}{4}$. Знайти точне значення параметра k для найгіршого сценарію нелегко, тому для простоти припустимо, що це половина ширини зображення ($k = \frac{\sqrt{n}}{2}$). Також знехтуємо одиницею в першому члені, оскільки це не відіграє важливої ролі в загальній складності. Таким чином, складність для найгіршого сценарію обчислення вихідної матриці за допомогою згортки виглядає так:

$$O_{conv} = O\left(\left(\sqrt{n} - \frac{\sqrt{n}}{2}\right)^2 * \left(\frac{\sqrt{n}}{2}\right)^2\right) = O\left(\left(\frac{\sqrt{n}}{2}\right)^2 * \left(\frac{\sqrt{n}}{2}\right)^2\right) = O\left(\frac{n^2}{16}\right) = O\left(\frac{1}{16}\right) * O(n^2) = O(n^2).$$

Після знаходження вихідної матриці вона проходить через функцію активації, яка обчислюється поелементно ($\sqrt{n} * \sqrt{n}$ разів в гіршому випадку з урахуванням вхідних параметрів), для обчислення карти ознак. Зазвичай, кілька карт об'єктів обчислюються в одному шарі згортки, що буде виражено за допомогою множення на константу F (кількість карт об'єктів). Враховуючи це, ми можемо виразити складність для всього шару згортки:

$$O_{convlayer} = F * (O_{conv} + O_{activation}) = O(F * (n^2 + \sqrt{n} * \sqrt{n})) = O(F * (n^2 + n)).$$

Max-pooling — це операція зменшення розмірності вхідних даних. Операція враховує лише максимальне значення вздовж вибраної квадратної області фіксованого розміру. Його обчислювальна складність залежить від вхідних даних, і у випадку CNN шар max-pooling зазвичай розміщуються після шарів згортки. У найгіршому випадку (рідко, але можливо на практиці), max-pooling виконується з використанням результату згорткового шару (набір карт функцій), який має той самий розмір, що й вхідне зображення (це можливо, наприклад, з ядром згортки з розмірами 1x1 і страйдом=1). У цьому випадку, обчислювальна складність одного шару максимального об'єднання становитиме:

$$O_{maxpool} = O(\sqrt{n} * \sqrt{n}) = O(n)$$

Далі – повністю зв'язаний шар. У гіршому випадку він, знову, використовуватиме результат шару max-pooling або шару згортки, складність такого шару в гіршому випадку:

$$O_{fc} = O(\sqrt{n} * \sqrt{n}) = O(n)$$

Підсумовуючи, ЗНМ із вхідним зображенням із нескінченно великою кількістю пікселів n , шарами згортки C , F картами ознак в одному шарі згортки, M шарами max-pooling, та одним повністю зв'язаним шаром довільного розміру матиме наступну обчислювальну складність:

$$O_{CNN} = C * O_{convlayer} + M * O_{maxpool} + O_{fc} = O(C * F * (n^2 + n)) + O(M * n) + O(n).$$

Однак, розмірність шару згортки, карт ознак і шару max-pooling залишається постійною під час обчислень, тому цими константами можна знехтувати. Для визначення кінцевої складності, ми беремо до уваги лише член із найвищим темпом зростання:

$$O_{CNN} = O_{convlayer} + O_{maxpool} + O_{fc} = O(n^2 + n) + O(n) + O(n) = O(n^2).$$

2.4.4. ЗНМ з фіксованою розмірністю входу та довільними параметрами мережі

Щоб визначити обчислювальну складність CNN із вхідними даними фіксованого розміру, потрібно зрозуміти обмеження операцій на кожному шарі прихованого шару. Маючи вхідні дані фіксованого розміру (200x200x1), спочатку опишемо обчислювальну складність шару згортки.

Припустимо, що ширина ядра і крок мають довільний розмір k і s відповідно, однак важливо зазначити, що обидва ці числа обмежені розміром вхідних даних. Розмір ядра не може бути більшим за розмір вхідного зображення, а крок не може бути більшим за розмір ядра ($k \in (0, 200]$, $s \in (0, k]$). Таким чином, обчислювальна складність обчислення згортки з вхідними даними розміром 200x200x1 є постійною:

$$O_{conv} = O\left(\left\lfloor \frac{200-k}{s} \right\rfloor + 1\right) * O\left(\left\lfloor \frac{200-k}{s} \right\rfloor + 1\right) * k^2 = O\left(\left\lfloor \frac{200-k}{s} \right\rfloor + 1\right)^2 * k^2, \text{ де } k \in (0, 200], s \in (0, k]$$

Також очевидно, що найгірший сценарій для алгоритму – коли страйд дорівнює 1, у цьому випадку складність обчислень залежить лише від розміру ядра k , однак складність також залишається постійною:

$$O_{conv} = O(200 - k + 1)^2 * k^2$$

де $k \in (0, 200]$. Після обчислення згортки, поелементно обчислюються функції активації для створення карти ознак, обчислювальна складність цього кроку становить:

$$O_{activation} = O(200^2)$$

де $k \in (0, 200]$. Очевидно, що в гіршому випадку вихідна матриця згортки має розмір 200×200 (за умови $s=1, k=1$), однак обчислювальна складність поелементного обчислення функцій активації в цьому випадку також є постійною.

Як було сказано, декілька карт ознак можуть бути обчислені в одному шарі згортки, що знову буде виражено за допомогою множення на параметр F (кількість карт ознак). Загальна обчислювальна складність шару згортки з фіксованим входом описується наступним чином:

$$O_{convlayer} = O_{conv} + O_{activation} = O\left(\left|\frac{200-k}{s}\right| + 1\right)^2 * k^2 + O(200^2) = O\left(F * \left(\left|\frac{200-k}{s}\right| + 1\right)^2 * k^2 + \frac{200^2}{k^2}\right), k \in (0, 200], s \in (0, k].$$

Знаючи, що k і s є константами, їми можна знехтувати, таким чином, очевидно, що лише кількість карт ознак впливає на обчислювальну складність шару згортки:

$$O_{convlayer} = O(F)$$

Обчислювальна складність шару max-pooling залежить від розмірності вхідних даних. Зазвичай max-pooling виконується з використанням результату згорткового шару, використовуючи в якості вхідних даних набір карт ознак. Операція max-pooling — це завдання пошуку максимального числа в заданій області, яке можна виконати за допомогою алгоритму сортування, обчислювальна складність якого становить $O(n^2)$. У цьому випадку обчислювальна складність одного шару максимального об'єднання становитиме

$$O_{maxpool} = O(F * 200^2) = O(F)$$

Далі є повністю зв'язаний шар. У гіршому випадку він, повторюючись, використовуватиме результат шару max-pooling або шару згортки як вхідні дані. Знаючи, що НМ прямого розповсюдження в якості основних операцій

використовують перемноження матриць, їхня обчислювальна складність залежить від наступних параметрів нейронної мережі: глибина шару прихованого шару (кількість прихованих шарів) D і кількість нейронів в одному шарі N . Таким чином, обчислювальна складність такого шару в найгіршому випадку виглядає наступним чином:

$$O_{fc} = O(F * 200^2) * O(D * N) = O(F * D * N)$$

Таким чином, ЗНМ з фіксованим розміром вхідних даних, C шарів згортки, F карт ознак у одному загортковому шарі, M шарів max-pooling, одним повнозв'язним шаром з кількістю прихованих шарів D та кількістю нейронів в одному шарі N матиме наступну обчислювальну складність:

$$O_{CNN} = C * O_{convlayer} + M * O_{maxpool} + O_{fc} = O((C * F) + (M * F) + (F * D * N)).$$

Знаючи, що для описання складності використовується лише член із найбільшою швидкістю росту розмірності, складність можна записати як:

$$O_{CNN} = O(F * D * N)$$

2.4.5. Метод центральних проекцій на допоміжну площину (аналітичний метод)

Функція, яка обчислює силу іонного променя, яку необхідно застосувати для видалення ОКС з орбіти, приймає 6 аргументів: відносне положення SDO (x, y, z) і орієнтацію (кути Ейлера). Однак, існує низка параметрів, які потрібно брати до уваги під час аналізу обчислювальної складності.

Функція визначає контур ОКС за допомогою визначення опуклої оболонки. Однак, важливу роль відіграє форма ОКС. Наприклад, якщо ОКС є призмою, то кількість точок, що представляють основу фігури, дорівнює 4. Однак, якщо об'єкт SDO є циліндром, то його можна апроксимувати довільною кількістю точок (чим більше число, тим вища точність форми циліндра); це ще

більш актуально для будь-яких ОКС складної форми (наприклад, сферичної або неопуклої форми). Тому можна вважати, що кількість точок фігури можна представити у вигляді нескінченно зростаючого числа n . Обчислювальна складність алгоритму опуклої оболонки для фігури довільного розміру становить $O_{convex} = O(n * \log(n))$ [37].

Далі використовується допоміжна площина для розрахунку сили факела; попадання факела у контур ОКС апроксимується за допомогою кіл довільної кількості; чим ближче це число до нескінченності, тим точніше апроксимується попадання факела. Тому, можна вважати, що це число теж дорівнює нескінченно зростаючому n . Крім цього, кожне коло ділиться на довільну кількість секторів, щоб пізніше визначити, чи точки сектора знаходяться всередині контуру, щоб додати цей сектор до кінцевого рівняння для визначення сили. Очевидно, що чим ближче ця кількість секторів до нескінченності, тим точнішим стає алгоритм, тому можна вважати, що кількість секторів також дорівнює нескінченно зростаючому n . Однак нам також потрібно перевірити, чи належить дана точка сектора контуру SDO. Цей алгоритм (представлений функцією MATLAB “inpolygon”) також має складність $O(n)$, оскільки, як було сказано раніше, фігура SDO представлена у вигляді масиву точок довільного розміру. Використовуючи всі вищенаведені обчислення, обчислювальна складність цього кроку алгоритму становить $O_{sectors} = O(n^3)$.

Отримана обчислювальна складність для всього алгоритму може бути виражена наступним чином:

$$O_{final} = O_{convex} + O_{sectors} = O(n * \log \log (n)) + O(n^3) = O(n^3);$$

Першим членом многочлену складності можна знехтувати, так як він має значно меншу швидкість росту розмірності за другий член. Треба зазначити, що якщо під час імплементації алгоритму, обмежити його точність через обмеження кількості кіл та секторів для розрахунку попадання факела у контур

ОКС за допомогою деякої константи C , обчислювальна складність матиме наступний вигляд:

$$O(n * \log \log (n)) + O(n * C) = O(n * \log(n));$$

2.4.6. Числові приклади визначення обчислювальної складності

Вхідні дані:

1) НМ прямого розповсюдження з архітектурою: $6 \times 1024 \times 512 \times 256 \times 128 \times 64 \times 3$, в якості вхідних параметрів – відносне положення до ОКС у метрах та орієнтація ОКС (кути Ейлера);

2) ЗНМ з архітектурою: $200 \times 200 \times 1$, $4@196 \times 196$, $4@49 \times 49$, $4@45 \times 45$, $4@22 \times 22$, $1210 \times 968 \times 484 \times 242 \times 3$, в якості вхідних даних – зображення ОКС;

3) Аналітична функція, яка використовує метод центральних проєкцій на допоміжну площину з вхідними даними ОКС з формою циліндра, контур якого апроксимовано масивом точок розмірністю 202 елементи, з розбиттям на 20 секторів та 20 кілець для визначення сили.

2.4.6.1. Розрахунок кількості операцій для НМ прямого розповсюдження

Орієнтація ОКС представлена у вигляді вектора з 6 значень (відносне положення в координатах x , y , z до факелу двигуна ЕРД, орієнтація ОКС в кутах Ейлера). За формулою 2.1.1, отримаємо кількість операцій для заданих параметрів:

$$O = (6 * 1024 + 1024) + (1024 * 512 + 512) + (512 * 256 + 256) + (256 * 128 + 128) + (128 * 64 + 64) + (64 * 3) = 704640.$$

2.4.6.2. Розрахунок кількості операцій для ЗНМ

ОКС представлено у вигляді одноканального зображення розмірністю $200 \times 200 \times 1$. За формулами 2.1.1-2.1.3, отримаємо кількість операцій для заданої архітектури ЗНМ:

$$\begin{aligned}
& O \left(((200 - 5 - 1)^2 * 5^2 * 4) + (196 * 196 * 4) + \left(\left(\frac{196-4}{4} - 1 \right)^2 * 16 * 4 \right) + \right. \\
& ((49 - 5 - 1)^2 * 5^2 * 4) + (45 * 45 * 4) + \left(\left(\frac{45-2}{2} - 1 \right)^2 * 4 * 4 \right) + 1936 * 1210 + \\
& \left. 1210 + 1210 * 968 + 968 + 968 * 484 + 484 + 484 * 242 + 242 + 242 * 3 \right) = \\
& (194 * 194 * 25 * 4) + (196 * 196 * 4) + (48 * 48 * 16 * 4) + (43 * 43 * 25 * \\
& 4) + (45 * 45 * 4) + (22 * 22 * 4 * 4) + 4103110 = 4265464 + 4103110 = \\
& 8368574.
\end{aligned}$$

2.4.6.3. Розрахунок кількості операцій для методу центральних проєкцій на допоміжну площину (аналітичний метод)

Контур ОКС представлено вектором з 202 елементів (координати x,y ОКС). За формулою 2.1.4, кількість операцій для аналітичного методу дорівнює:

$$O(202 * 202 + 202 + (202) * 2 + 20 * 20 * 4 * (202 * 4)) = 1334210.$$

2.4.6.4. Динаміка росту кількості операцій в залежності від зміни основних параметрів, які впливають на точність нейромережових моделей та аналітичного алгоритму

Для визначення динаміки, для кожного алгоритму обрано параметри, які впливають на точність. Далі для цих параметрів встановлено номінальне значення, яке збільшувалось шляхом перемноження із параметром m , який приймав значення від 1 до крайньої границі (яка дорівнює 100, що дорівнює збільшенню розмірності у 100 разів) із інкрементом 1. На кожному кроці розраховано кількість операцій для заданої розмірності для кожного алгоритму, за допомогою формул 2.1.1 – 2.1.4.

Для НМ прямого розповсюдження, приховані шари відіграють ключову роль у точності обчислень (чим більше шарів та їх розмірність, тим точніші обчислення). Тому, в якості параметрів, що впливають на точність, було обрано параметри розмірності прихованих шарів та кількості нейронів у них. Номінальними значеннями було обрано 5 прихованих шарів із розмірністю $1024 \times 512 \times 256 \times 128 \times 64$ із фіксованими вхідними даними розмірністю 6×1 та вихідним тензором 3×1 .

Для ЗНМ, точність обчислень залежить від кількості карт ознак та нейронів у повнозв'язному шарі (чим більше їх розмірність, тим точніші обчислення). В якості ключових параметрів були обрані наступні: розмірності згорткових та max-pooling шарів, кількість карт ознак, розмірність повнозв'язного шару. Номінальні значення для параметрів: 4 карт ознак, згортків шар з вихідною розмірністю 196×196 , max-pooling шар з вихідною розмірністю 49×49 , згортковий шар вихідною розмірністю 45×45 , max-pooling шар з вихідною розмірністю 22×22 та повнозв'язний шар з 4 шарами та розмірністю $1210 \times 968 \times 484 \times 242$. Вхідними даними було прийнято вхідне зображення $200 \times 200 \times 1$, вихідними – тензор 3×1 .

Для аналітичного методу, чим більший розмір вхідного вектора, тим точніше апроксимується контур ОКС. Крім цього, ключову роль у точності алгоритму відіграє шаг розбиття на сектори та кільця, за допомогою яких підраховується попадання факела у контур. Номінальні значення для параметрів: контур ОКС апроксимовано масивом точок розмірністю 202 елементи, з розбиттям на 20 секторів та 20 кіл для визначення сили.

Результат розрахунку кількості операцій зі збільшенням розмірності параметрів у 100 разів представлено на Рис. 2.26:

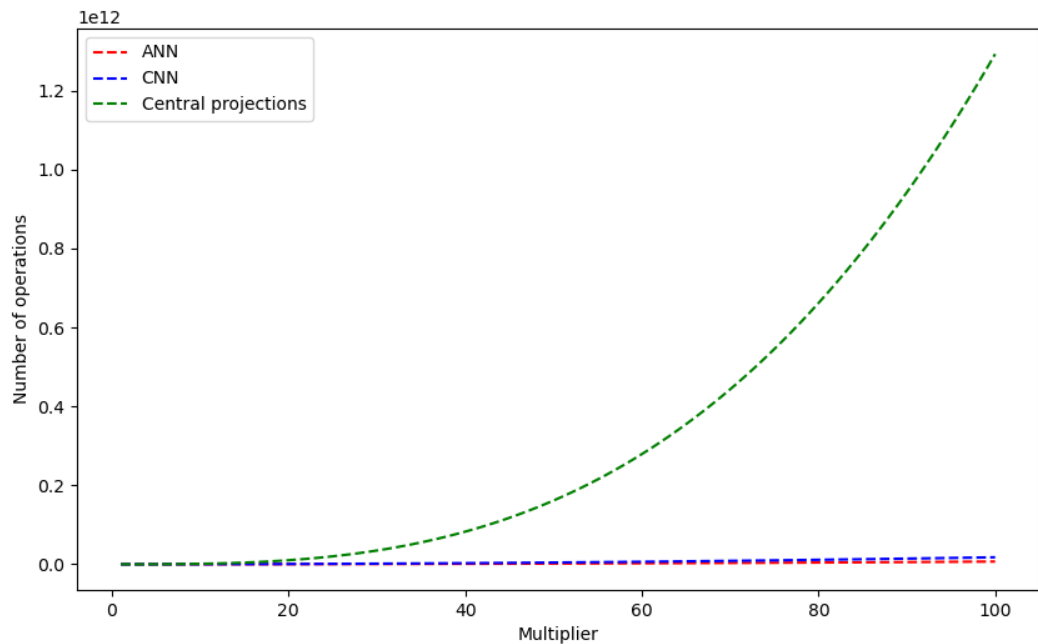


Рис. 2.26. Розрахунок кількості операцій зі збільшенням розмірності параметрів у 100 разів

2.5. Висновки до розділу

1. Запропоновано використовувати нейронні мережі з повністю пов'язаними шарами для вирішення задачі визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС за інформацією про його відносне положення та орієнтацію. Досліджено вплив конфігурації нейромережевої моделі, а також відносного положення та орієнтації ОКС на значення помилки визначення сили. Для більшості розглянутих випадків, значення помилок визначення сили не перебільшують 5%. Але навіть для випадків, коли значення відносної помилки вище цього значення, значення абсолютної помилки залишається незначною. Цей факт дозволяє припускати, що такі помилки є незначними на практиці.

2. Продемонстровано можливість застосування ЗНМ для визначення сили факела ЕРД, що передається ОКС, з використанням його зображень. Визначено, що моделі на базі ЗНМ можуть визначити силу без попередньої інформації про відносне положення та орієнтацію ОКС. Хоча такі моделі виявилися не такими

точними у порівнянні з нейронними мережами повністю пов'язаними шарами, значення помилок є незначними для практичного використання. Крім того, точність таких моделей може бути підвищена шляхом збільшення її розмірності та формування більшого набору даних для навчання. Зазначені факти дозволяють стверджувати про те, що ЗНМ являють собою перспективний метод визначення сили для використання на борту КА.

3. Для підвищення точності визначення сили за зображенням ОКС створено алгоритм, який виділяє ознаки за контуром зображення ОКС. Такий алгоритм, з однієї сторони, виділяє достатню кількість ознак для опису властивостей ОКС, а з другої, значно зменшує розмірність даних, яка надходить на вхід нейронної мережі. Розроблено модель нейронної мережі, яка використовує ознаки для визначення сили впливу на ОКС. Такий підхід забезпечує кращу точність визначення сили у порівнянні з ЗНМ.

4. Отримано оцінки обчислювальної складності запропонованих нейромережових моделей. Ці оцінки демонструють, що нейромережові алгоритми характеризуються меншою обчислювальною складністю у порівнянні з раніше відомими алгоритмами. Ця перевага суттєво зростає при збільшенні розмірностей моделей.

5. Запропоновані нейромережові моделі дозволяють визначити силовий вплив значно швидше у порівнянні з методами, які використовувалися раніше, що дозволяє стверджувати про їх перспективність для використання як на борту КА, так і під час математичного моделювання місій з видаленню космічного сміття.

РОЗДІЛ 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ОРІЄНТАЦІЄЮ КОСМІЧНИХ АПАРАТІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ

3.1. Застосування навчання з підкріпленням для інтелектуального керування орієнтацією космічних апаратів

3.1.1. Підстави для застосування навчання з підкріпленням

Система керування орієнтацією та стабілізації (СКОС) грає важливу роль у процесі функціонування сучасних космічних апаратів (КА), так як від її характеристик багато в чому залежить можливість виконання цільових задач, покладених на КА. При розробці СКОС широко використовуються методи класичної теорії керування та оптимального керування [105], які передбачають наявність точної математичної моделі об'єкта керування (ОК). Однак, на практиці усі математичні моделі у тій чи іншій мірі є неточними. Таким чином, параметри об'єкта часто відомі лише приблизно, а його математична модель може бути настільки складною, що це не дозволяє її використати під час синтезу законів керування. Крім цього, зовнішні збурення, зазвичай також точно невідомі.

Для керування КА при наявності невизначеності можуть бути використані методи теорії робастного керування [78]. Однак, недоліком такого підходу є те, що робастність алгоритмів керування по відношенню до невизначеності ОК зазвичай досягається за рахунок зниження якості керування. Тому, для забезпечення високих характеристик системи керування, необхідний точний опис невизначеності у тій чи іншій формі, що не завжди можливо.

Іншим напрямком методології керування в умовах невизначеності є теорія адаптивного керування [76], основний принцип якої полягає у отриманні інформації про ОК в процесі його функціонування та використання її для керування. Такий підхід дозволяє підлаштовувати регулятор у процесі

функціонування ОК таким чином, щоб забезпечувалась задана точність відстеження деякої оптимальної траєкторії руху, яка розрахована з використанням номінальної моделі. Але, так як номінальний ОК відрізняється від реального, то в цілому, таке керування не завжди є оптимальним.

Враховуючи те, що складність та різноманіття задач, які вирішуються за допомогою КА постійно зростає, використання зазначених вище підходів при розробці СКОС КА призводить до край високих вимог до її елементів (сенсорів, виконавчих органів), необхідності використання спеціального стендового обладнання, високим термінам та вартості розробки.

Розробка СКОС із використанням методів штучного інтелекту має потенціал змінити цю ситуацію. Інтелектуальна система керування може мати можливість покращення характеристик у міру накопичення даних про особливості функціонування конкретного об'єкта. Такий підхід аналогічний тому, як люди вдосконалюють свої навички у міру накопичення досвіду.

Серед різноманітних методів штучного інтелекту, в останній час особливий інтерес вчених та практиків направлено на навчання з підкріпленням (НЗП) [69]. Ці методи найбільш близько імітують можливості людини вдосконалювати свою поведінку для досягнення довгострокових цілей у міру накопичення нового досвіду.

Відомі різноманітні приклади успішного застосування НЗП для вирішення поставлених задач у різних напрямках техніки – наприклад, робототехніки [49, 55], транспорту [70], авіації [18], космічної галузі [13, 23].

Однак, інтерес розробників космічної техніки до цього підходу наразі незначний. Це зумовлено рядом причин. По-перше, вважається, що для реалізації такого підходу потрібні значні обчислювальні ресурси, які недоступні на борту КА. Однак, це представлення склалось давно, і враховуючи сучасний рівень комп'ютерної техніки та перспективи її розвитку, можна сказати, що доступні на орбіті обчислювальні можливості можуть бути достатні для використання такого підходу. По-друге, відомо, що НЗП властива відносно

невисока ефективність навчання. Це призводить до того, що об'єкту необхідно виконати велику кількість спроб, перед тим як він навчиться виконувати необхідну функцію належним чином. Крім цього, у більшості випадків, методологія не забезпечує гарантій досягнення необхідних результатів, до яких звикли розробники космічної техніки.

Таким чином, вдосконалення методів НЗП представляє інтерес із врахуванням специфіки вирішення задач керування КА.

В цьому розділі вирішується задача створення ефективного алгоритму інтелектуального керування орієнтацією КА на базі методів навчання із підкріпленням.

3.1.2. Постановка задачі та вхідні дані

Оцінимо можливість використання НЗП для керування кутовим рухом КА на прикладі наступної модельної задачі. Припустимо, що на етапі розробки системи керування відома деяка наближена (номінальна) модель динаміки КА, яка відрізняється від реальної як значенням її параметрів, так і деякою динамікою, що не моделюється. З використанням цієї номінальної моделі, синтезуємо базовий алгоритм керування, достатній для виконання КА деякого початкового переліку задач. Далі будемо вважати, що КА, використовуючи цей алгоритм керування, починає функціонувати на орбіті. Потім, інтелектуальна система керування виконує послідовно наступні дії:

1. Збір даних про особливості динаміки КА;
2. Уточнення моделі динаміка КА з використанням отриманих даних;
3. Покращення алгоритму керування КА з використанням уточненої моделі.

Приведені вище дії повторюються до тих пір, поки забезпечується покращення якості керування. У кінці потрібно бути отримані такі алгоритми,

які максимально наближаються за якістю до оптимального керування, синтезованого з використанням точної математичної моделі ОК.

3.1.3. Математична модель

Для опису кутового руху КА використаємо інерціальну систему координат (ІСК) $O_I x_I y_I z_I$ із початком у центрі мас Землі O_I . Вісь $O_I y_I$ ІСК направлена за віссю обертання Землі, а вісь $O_I z_I$ – у точку весняного рівнодення у задану епоху. Використаємо також зв'язану з КА систему координат (ЗСК) $O_S x_S y_S z_S$ з початком у центрі мас та осями, які співпадають із головними центральними осями інерції апарата.

Рівняння обертального руху абсолютно жорсткого КА можуть бути представлені наступним чином:

$$J\dot{\omega} + \omega \times J\omega = M^d + M^c, \quad (3.1)$$

де J – тензор інерції КА; $\omega = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ – вектор абсолютної кутової швидкості КА, заданий проекціями на осі ЗСК; M^d, M^c – вектори сумарного збурюючого та керуючого моментів, відповідно.

У якості параметрів орієнтації, використаємо кути Крилова ψ , ϕ , та θ (крен, тангаж, рискання). Перехід від ІСК до ЗСК можна зробити послідовністю поворотів (z-y-x) на кути ψ , ϕ , та θ . У цьому випадку кінематичні рівняння, які зв'язують вектор абсолютної кутової швидкості КА та похідні кутів орієнтації, можуть бути представлені у наступному вигляді:

$$\begin{bmatrix} \dot{\psi} \\ \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \frac{1}{\cos \phi} \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \cos \psi & \sin \phi \cos \psi \\ 0 & \cos \phi \cos \psi & -\sin \psi \cos \phi \\ 0 & \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}. \quad (3.2)$$

Далі, при проведенні числових експериментів, будемо вважати, що рівняння (3.1), (3.2) точно описує динаміку КА.

Рівняння (3.1), (3.2) суттєво нелінійні, але для малих кутових відхилень КА, значення похідних кутів орієнтації приблизно рівні $\dot{\psi} \approx \omega_x$, $\dot{\phi} \approx \omega_y$, $\dot{\vartheta} \approx \omega_z$ та рівняння (3.1), (3.2) можуть бути представлені у лінійній формі у вигляді трьох незалежних диференціальних рівнянь:

$$J_x \ddot{\omega} = M_x^d + M_x^c, \quad J_y \ddot{\omega} = M_y^d + M_y^c, \quad J_z \ddot{\omega} = M_z^d + M_z^c, \quad (3.3)$$

де J_x, J_y, J_z – центральні моменти інерції КА відносно відповідних осей ЗСК; M_x^d, M_y^d, M_z^d і M_x^c, M_y^c, M_z^c – проекції векторів сумарного збурюючого та керуючого моментів на відповідні осі ЗСК.

Вважатимемо, що саме модель (3.3) відома до виводу КА на орбіту.

3.1.4. Оптимальне керування

Для синтезу регулятора, рівняння (3.3) можна представити у формі простору станів у наступному дискретному вигляді:

$$X_{k+1} = AX_k + BU_k, \quad (3.4)$$

де $X = [\psi \quad \phi \quad \vartheta \quad \dot{\psi} \quad \dot{\phi} \quad \dot{\psi}]^T$, $U_k = [M_x^c \quad M_y^c \quad M_z^c]^T$ – вектори стану та керування на k -му такті керування, відповідно.

Матриці стану та керування, які входять у представлення (3.4), мають вигляд:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} J_x^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & J_y^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & J_z^{-1} \end{bmatrix}.$$

Для оцінки якості керування використаємо наступний квадратичний критерій, який враховує точність керування та затрати на керування:

$$I = \sum_{k=0}^{\infty} (X_k^T Q X_k + U_k^T F U_k), \quad (3.5)$$

де Q та F – вагові матриці.

Для такого критерію і лінійного ОК (3.4), керування може бути знайдено у формі лінійно-квадратичного регулятора [78]:

$$U_k^L = -KX_k. \quad (3.6)$$

Матриця коефіцієнтів підсилення регулятора знаходиться шляхом вирішення алгебраїчного рівняння Ріккати:

$$P = Q + A^T(P - PB(F + B^T PB)^{-1}B^T P)A. \quad (3.7)$$

у наступному вигляді: $K = \tilde{F}^{-1}B^T P$, $\tilde{F} = F + B^T PB$, де P – рішення рівняння (3.7).

Саме керування (3.6) будемо використовувати далі у якості базового.

Використовуючи метод лінеаризації зворотного зв'язку та вводячи нове керування U_k^* , початкова нелінійна система рівнянь може бути представлена наступним чином:

$$X_{k+1} = AX_k + B^*U_k^*. \quad (3.8)$$

$$\text{де } B^* = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$U_k^* = -K^*X_k. \quad (3.9)$$

Перехід від лінійного керування для системи (8) до нелінійного керування для початкової системи (1), (2), виконується наступним чином:

$$U_k^N (JF_k J^{-1})^{-1} (U_k^* - J\dot{F}_k \omega_k^T) + \omega_k \times J\omega_k^T, \quad (3.10)$$

де

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & \tan \phi_k \sin \psi_k & \tan \phi_k \cos \psi_k \\ 0 & \cos \psi_k & -\sin \psi_k \\ 0 & \sec \phi_k \sin \psi_k & \sec \phi_k \cos \psi_k \end{bmatrix},$$

$$F = \begin{bmatrix} 0 & [\sec^2 \phi_k \sin \psi_k \dot{\phi}_k + \cos \psi_k \tan \phi_k \dot{\psi}_k] & [\sec^2 \cos \psi_k \phi_k \dot{\phi}_k - \sin \psi_k \tan \phi_k \dot{\psi}_k] \\ 0 & -\sin \phi_k \dot{\phi}_k & -\cos \psi_k \dot{\psi}_k \\ 0 & [\sec \phi_k (\sin \psi_k \tan \phi_k \dot{\phi}_k + \cos \psi_k \dot{\psi}_k)] & [\sec \phi_k (\cos \psi_k \tan \phi_k \dot{\phi}_k - \sin \psi_k \dot{\psi}_k)] \end{bmatrix}.$$

Синтез керування (3.9) виконується аналогічно як у випадку з (3.6).

На рис. 3.1–3.3 наведено залежності зміни кутів орієнтації від часу при використанні лінійного та нелінійного регуляторів для КА, який має наступні центральні моменти інерції: $J_y = 6000 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$, $J_x = 4000 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$, $J_z = 5000 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$. Як видно із цих рисунків, керування лінійним регулятором призводить до значного перерегулювання, і, як наслідок, його якість значно поступається нелінійному. Траєкторії руху КА під керування нелінійного регулятора можна розглядати як еталонні у рамках розглянутої задачі.

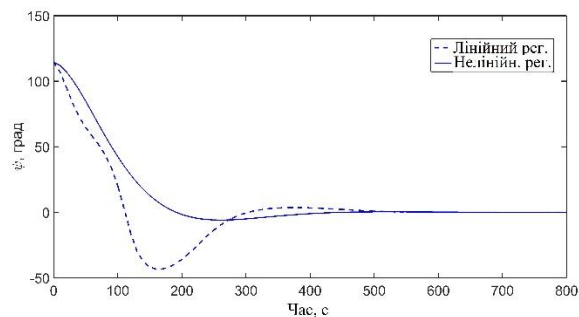


Рис. 3.1. Зміна кута крену від часу для лінійного та нелінійного регуляторів

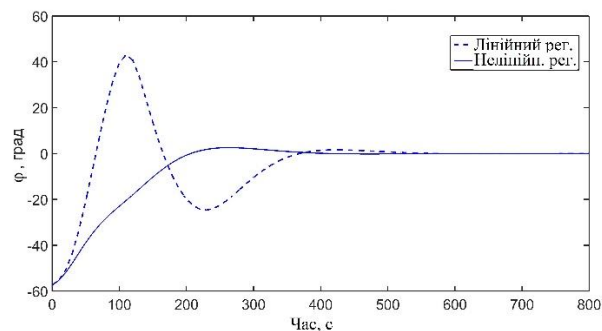


Рис. 3.2. Зміна кута тангажу від часу для лінійного та нелінійного регуляторів

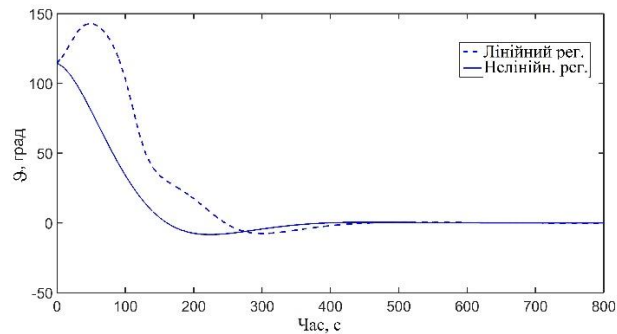


Рис. 3.3. Зміна кута ристання від часу для лінійного та нелінійного регуляторів

3.1.5. Навчання з підкріпленням

При вирішенні задач керування із використанням НЗП передбачається, що система керування навчається, аналізуючи результати своїх дій. Ці результати оцінюються за скалярним сигналом (підкріпленням), який отримується від ОК, і з яким взаємодіє система керування. Сигнал підкріплення, який можна трактувати як вартість, дозволяє інтелектуальній системі керування змінювати свої алгоритми керування, враховуючі досягнення довгострокової цілі.

Загальний алгоритм НЗП, наведений на рис. 3.4, включає наступні дії:

- 1) у момент часу t_k ОК знаходиться у стані X_k ;
- 2) у цьому стані система керування обирає один із можливих керуючих впливів (дій) U_k ;
- 3) система керування виконує цю дію, що призводить до переходу ОК у новий стан X_{k+1} і отриманню підкріплення R_k ;
- 4) виконується перехід до пункту 2 із врахуванням отриманого підкріплення, або, якщо новий стан є кінцевим, то виконується завершення алгоритму.

Нехай χ – множина станів, а A – множина керуючих впливів. Підкріплення R_k є наслідком дії U_k , обраної у стані X_k . Сигнал підкріплення являє собою функцію, яка залежить від вектору, визначеного у просторі $\chi \times A$.

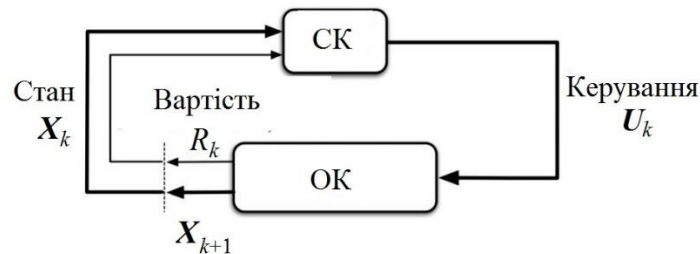


Рис. 3.4. Схема навчання з підкріпленням

Система керування обирає дії таким чином, щоб мінімізувати сумарну вартість, яка визначається наступним чином:

$$G_k = R_k + \gamma R_{k+1} + \gamma^2 R_{k+2} + \dots = \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i R_{k+i}, \quad 0 \leq \gamma \leq 1 \quad .$$

Коефіцієнт знецінення задає ступінь важливості прогнозних значень вартості у майбутньому при виборі керуючих впливів.

Одним із ключових понять ОЗП є функція вартості. Нехай у кожному стані, система керування формує керуючу дію згідно до визначеної стратегії: $U_k = \pi(X_k)$, тоді функція вартості дозволяє визначити сумарну вартість дій при русі із початкового стану і виборі керуючих дій згідно до стратегії. Цю функцію можна представити наступним чином:

$$\begin{aligned} V^\pi(X_k) &= R_k(X_k, U_k) + \gamma R_{k+1}(X_{k+1}, U_{k+1}) + \dots = \\ &= \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i R_{k+i}(X_{k+i}, U_{k+i}) = R_k(X_k, U_k) + \gamma V^\pi(X_{k+1}) \quad . \end{aligned}$$

3.1.6. Модель для НЗП

Алгоритм НЗП може бути реалізовано із використанням моделі ОК. Така модель повинна описувати перехід ОК із початкового стану під дією керування у наступний стан наступним чином:

$$X_{k+1} = F(X_k, U_k) . \quad (3.11)$$

Цю модель доречно представити у наступному вигляді:

$$X_{k+1} = h(X_k, U_k) + g(X_k, U_k) , \quad (3.12)$$

де $h(X_k, U_k)$ – номінальна модель; $g(X_k, U_k)$ – невизначеність.

Особливістю НЗП із використанням моделі є те, що при навчанні використовується інформація не про реальні переходи ОК під дією керуючих впливів, а аналогічні дані, отримані за допомогою моделі. При такому підході якість отриманих результатів визначається точністю використаної при навчанні моделі ОК. У зв'язку з цим, для вирішення розглянутої задачі, використаємо таку модель ОК, яка має потенціал для уточнення. Необхідно запропонувати алгоритми, які дозволяють зменшувати невизначеність $g(X_k, U_k)$ моделі у міру накопичення даних про особливості функціонування ОК.

Такі моделі можуть бути отримані із використанням різних підходів, наприклад, методів механіки. У такому випадку, структура моделі буде фіксованою, а її параметри можуть бути уточнені з використанням методів параметричної ідентифікації [50]. Однак, для нашої задачі такий підхід не є доречним, так як у нашому випадку модель має як параметричну, так і структурну невизначеність.

Великий потенціал для опису різних процесів по експериментальним даним мають моделі, які побудовані на базі нейронних мереж. Нажаль, такий підхід потребує дуже великої кількості даних для забезпечення якісних результатів, що ускладнює їх використання у випадку КА.

Враховуючи наведені вище складності, у цій роботі використана статистична модель, яка базується на понятті гаусових процесів [104]. Такий

підхід дозволяє отримати апостеріорне розподілення функції $f(X_k, U_k)$ за наявними даними із використанням непараметричної байесової регресії:

$$p(f) = GP(\mu, k)$$

Гаусовий процес GP повністю визначається функцією математичного очікування μ та додатньою коваріаційною функцією k , яка також називається ядром.

У якості функції математичного очікування, доцільно обрати номінальну модель ОК:

$$\mu_k = h(X_k, U_k)$$

У якості ядра зазвичай обирають стандартні коваріаційні функції (рис 3.5), які найбільш повно задовольняють особливостям процесу, що розглядається.

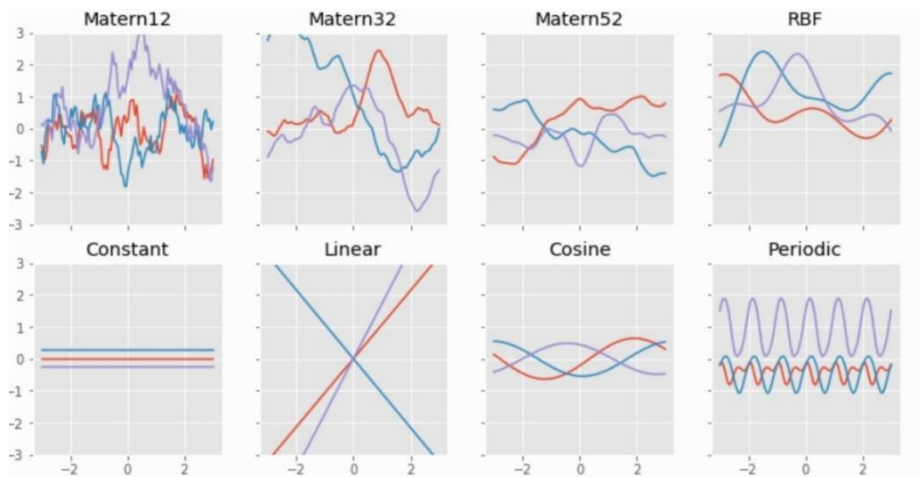


Рис. 3.5. Стандартні коваріаційні функції

Під даними будемо розуміти отримані у процесі функціонування КА зашумлені виміри вигляду:

$$Y_k = \hat{f}(Z_k) = f(Z_k) + \varepsilon, Z_k = (X_k, U_k), \varepsilon \rightarrow N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

Нехай у нас мається навчальних наборів вхідних даних $\bar{Z} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]$ та відповідні їм виміри виходу $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$.

Апостеріорне розподілення $p(f_*|Z_*)$ функції $f(Z_k)$ для довільного, але відомого тестового входу також є гаусовим. Математичне очікування та дисперсія цього розподілення визначаються наступним чином:

$$\mu(Z_*) = k_{**} - k_*^T(K + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1}k_* + \sigma_\varepsilon^2, \quad ,$$

$$\sigma^2(Z_*) = k_{**} - k_*^T(K + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1}k_* + \sigma_\varepsilon^2, \quad ,$$

де $k_* = K(\bar{Z}, Z_*)$, $k_{**} = K(Z_*, Z_*)$, $K_{ij} = k(Z_i, Z_j)$.

На рис. 3.6 наведено опис динаміки ОК із використанням *GP*. Тут світло сірим кольором показано область значень, куди з високою ймовірністю потрапляє реальний процес. На лівому рисунку показана ця область (довірчі інтервали) перед початком отримання вимірів про динаміку ОК. Два наступних рисунка показують, як поступаючи виміри (позначені хрестиком) дозволяють послідовно звужити довірчі інтервали, тим самим зменшивши невизначеність у динаміці ОК.



Рис. 3.6. Опис ОК за допомогою гаусових процесів

3.1.7. Архітектура «Виконавець – Критик»

Існують різні алгоритми знаходження оптимального керування із використанням НЗП. У цей роботі обрано алгоритм ітерацій закону керування [98], який має кращу збіжність у порівнянні з іншими алгоритмами, однак він програє їм з точки зору ефективності навчання (потребує більше даних для

навчання). Враховуючи те, що при навчанні використовується модель, а не реальні переходи ОК, цей фактор не є визначальним.

Суть цього алгоритму полягає у позмінному уточненні функції вартості і закону керування, і включає наступні кроки:

1. Обирається початковий закон керування π .
2. Оцінюється функція вартості V^π для цього закону керування.
3. Виконується деяке число ітерацій з уточнення закону керування, виходячи із мінімізації наступної цільової функції: $\pi(X) \leftarrow \operatorname{argmin}_{V_\eta^\pi} [R_k + \gamma V^\pi(X_{k+1}) - V^\pi(X_k)]$.

Кроки 2 та 3 повторюються до тих пір, поки не буде отриманий оптимальний закон керування π^* і відповідна йому функція вартості V^{π^*} .

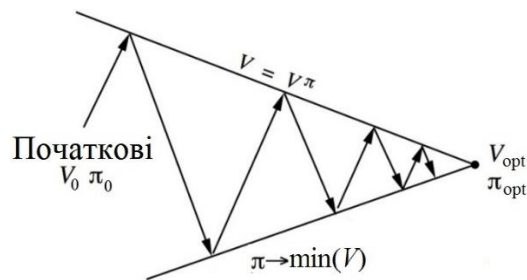


Рис. 3.7. Алгоритм ітерацій закону керування

Такий алгоритм може бути реалізовано із використанням двох модулів – критика та виконавця. У цьому випадку, критик формує на виході оцінки функції вартості, а виконавець – керуючі впливи.

Критик та виконавець реалізовано у формі багат шарових нейронних мереж із прямим поширенням сигналів, які апроксимують відповідно функцію вартості та закон керування:

$$V_\eta^\pi(X), \pi_\theta(X)$$

де η, θ – вектори параметрів критика та виконавця, відповідно.

Для навчання критика використано метод скінчених різниць (CP), оснований на мінімізації помилки CP, яка обчислюється наступним чином:

$$\delta_k = R_k + \gamma V^\pi(X_{k+1}) - V^\pi(X_k) \quad .$$

Враховуючи це, цільова функція критика приймає наступний вигляд:

$$V_\eta^\pi(X) \leftarrow \operatorname{argmin}_{V_\eta^\pi} [R_k + \gamma V^\pi(X_{k+1}) - V^\pi(X_k)] \quad .$$

Цільова функція виконавця із використанням оцінок критика сформована наступним чином:

$$U = \pi_\theta(X) \leftarrow \operatorname{argmin}_{\pi_\theta} [R_k(X_k, \pi_\theta) + \gamma V_\eta^\pi(X_{k+1})] \quad (3.13)$$

3.1.8. Аналіз стійкості та робастність системи

Оптимізація закону керування із використання НЗП часто призводить до того, що замкнутий контур системи керування знаходиться на межі області стійкості. Враховуючи те, що використана у цій роботі для навчання модель ОК містить невизначеність, керований рух реального КА може стати нестійким. Тому критерій (3.13) повинен бути доповнений умовами, які враховують невизначеність моделі.

У розглянутому у цій статті прикладі, КА починає функціонувати з регулятором, синтезованим із використанням лінійної моделі, яка адекватно описує динаміку тільки для малих відхилень компонент вектору стану від нульового положення, і, таким чином, стійкість замкнутого контуру системи керування забезпечується лише для деякої підмножини простору станів. Будь-які траєкторії керованого руху ОК, які беруть початок всередині області атракції, у кінці кінців, збігаються до цільового стану.

У роботі [50] для отримання гарантій стійкості авторами робляться деякі припущення про динаміку системи. Так, передбачається, що динаміка системи ліпшицево неперервна. Слідуючи результатам цієї роботи, також будемо

рахувати, що функції $h(X_k, U_k)$ та $g(X_k, U_k)$, які описують динаміку ОК, та керування $\pi(X_k)$ відповідно L_h, L_g та L_π – ліпшицево неперервні. Тут L_h, L_g та L_π – відповідні ліпшицеві константи.

Крім цього, будемо рахувати, що наша статистична модель динаміки задовольняє наступній вимозі:

$$\|f(Z_*) - \mu(Z_*)\|_1 \leq \beta\sigma(Z_*) \quad .$$

Тут масштабуючий коефіцієнт β обирається таким чином, щоб забезпечити із високою ймовірністю потрапляння значень функції $f(Z_*)$ у обраний довірчий інтервал.

Метод функцій Ляпунова широко використовується у теорії керування для дослідження стійкості [78]. Для випадку, коли динаміка системи ліпшицево неперервна, функція Ляпунова є квазіопуклою в межах області атракції. Ця особливість дозволяє замінити (для перевірки стійкості) вимогу від’ємності похідної від функції Ляпунова вимогою її убуття на одному кроці:

$$v\left(f(X_k, \pi_\theta(X_k))\right) < v(X_k). \quad (3.14)$$

Використана у цій роботі функція вартості (3.5) строго додатня на усій розглянутій області змінення вектору стану, крім нуля. Враховуючи це, у якості кандидата функції Ляпунова, оберемо функцію вартості:

$$v(X_k) = V^\pi \quad .$$

Крім цього, слід зазначити, що використана модель динаміки містить невизначеність. Тому, оцінки функції Ляпунова також будуть мати деяку невизначеність. Для того щоб врахувати це, умову (3.14) можна представити у наступному вигляді:

$$u_*(X_k, \pi_\theta(X_k)) < v(X_k) - L_{\Delta V}\tau. \quad (3.15)$$

де u_* – верхня границя змінення функції v ; τ – шаг дискретизації простору станів; $L_{\Delta V}$ – ліпшицева константа, яка визначається наступним чином:

$$L_{\Delta V} = L_V L_f (L_\pi + 1) + L_V$$

Цільова функція виконавця (3.13) може бути доповнена вимогою робастної стійкості (15) за допомогою методу множників Лагранжа наступним чином:

$$\pi \leftarrow \operatorname{argmin}_{\pi_\theta} \left[R(X_k, \pi_\theta(X_k)) + \gamma V_\eta^\pi (\mu_*(X_k, \pi_\theta(X_k))) + \lambda (u_*(X_k, \pi_\theta(X_k)) - v(X_k)) + L_{\Delta V} \tau \right], (3.16)$$

де λ – множник Лагранжа.

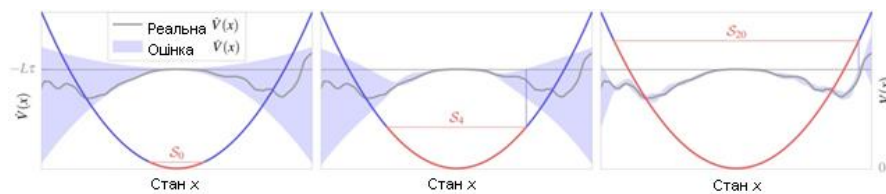


Рис. 3.8. Перевірка приналежності вектору стану області атракції

3.1.9. Алгоритм ефективного НЗП

На базі наведеної вище методології, алгоритм ефективного НЗП для СКОС КА може бути представлено наступним чином:

1. Вибір детермінованої моделі динаміки КА $h(X_k, U_k)$.
2. Синтез базового регулятора $\pi(X_k)$ із використанням моделі $g(X_k, U_k)$.
3. Навчання виконавця $\pi_\theta(X)$.
4. Навчання критика $V_\eta^\pi(X)$.

Початок циклу

5. Збір даних про особливості динаміки КА із використанням керування $\pi_\theta(X)$.
6. Уточнення статистичної моделі $g(X_k, U_k)$.

Початок циклу

7. Покращення керування $\pi_{\theta}(X)$.
8. Уточнення критика $V_{\eta}^{\pi}(X)$.

Кінець циклу

Кінець циклу

3.2. Числові експерименти

При проведенні чисельних експериментів передбачалося, що спочатку відома лише лінійна модель КА (3). Точність визначення її параметрів від її істинних значень, наведених у розділі 3. Обрані наступні структури нейронних мереж:

критика: число прихованих шарів – 4, число нейронів у прихованому шарі – 64, функції активації – лінійний випрямний елемент (ReLU);

виконавця: число прихованих шарів – 3, число нейронів у прихованому шарі – 64, функції активації ReLU (всюди крім виходу) і Tanh (на виході).

На рис. 3.9 показано зміну цільової функції виконавця при його навчанні лінійному керуванню (6) із використанням методу навчання із вчителем.

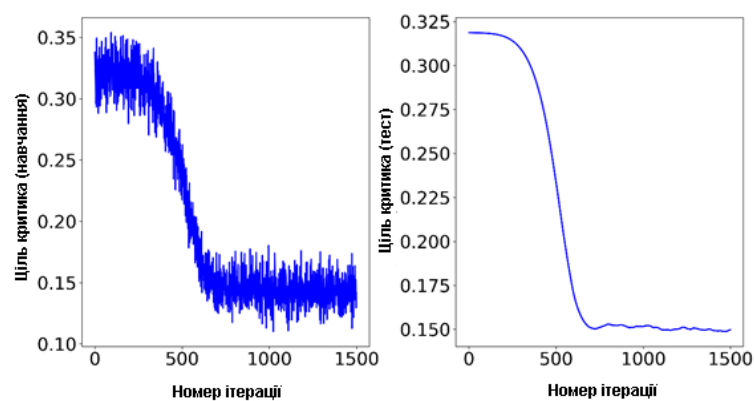


Рис. 3.9. Навчання виконавця базовому керуванню

На рис. 3.10 наведено графіки цільових функцій критика та виконавця у процесі реалізації алгоритму ітерацій закону керування. При навчанні використано коефіцієнт знецінення.

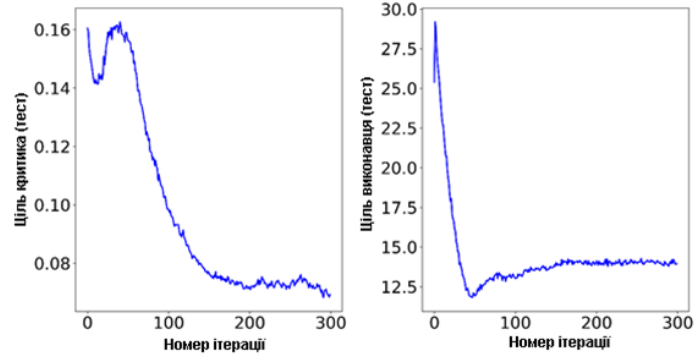


Рис. 10. Ітерації закону керування

Як видно з рис. 3.11–3.13, запропонований алгоритм ОЗП дозволяє суттєво покращити базовий лінійний регулятор. Для цього розрахункового випадку, сумарні вартості для лінійного та інтелектуального регуляторів склали 882.491 і 720.718, відповідно. Однак, результати інтелектуального регулятора дещо поступаються результатам нелінійного регулятора із розділу 3.1.3, який отримано використанням точної моделі ОК. Це пояснюється наступними факторами. По-перше, у нашому випадку, при НЗП передбачається деяка залишкова невизначеність моделі динаміки КА, що призводить до необхідності отримання робастного регулятора, який, як правило, консервативний. По-друге, при навчанні критика з використанням метода скінчених різниць, було обрано коефіцієнт знецінення менше одиниці. Це, як правило, необхідно для забезпечення збіжності використаного алгоритму при використанні апроксиматорів (нейронних мереж).

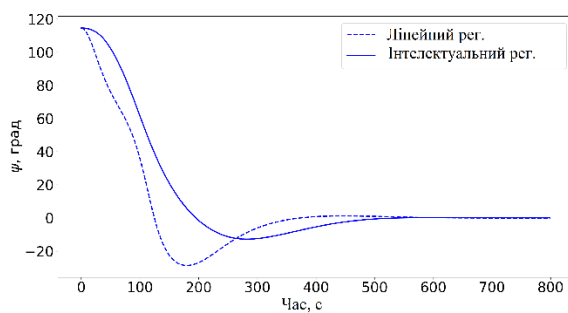


Рис. 3.11. Зміна кута крену від часу для лінійного та інтелектуального регуляторів

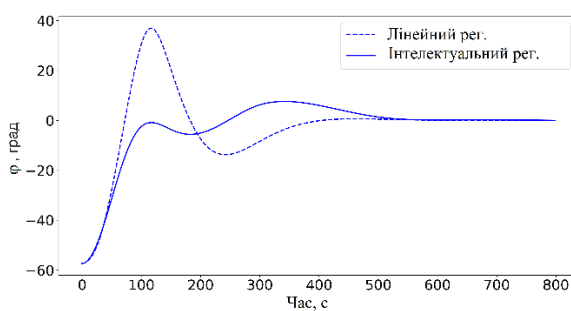


Рис. 3.12. Зміна кута тангажу від часу для лінійного та інтелектуального регуляторів

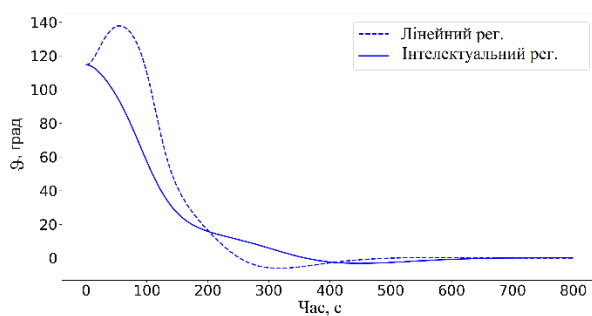


Рис. 3.13. Зміна кута ристання від часу для лінійного та інтелектуального регуляторів

3.3. Висновки до розділу

1. У розділі продемонстрована можливість покращення якості керування орієнтацією КА у процесі його функціонування із використанням навчання із підкріпленням. Запропонований метод дає можливість розробляти системи керування, які можуть покращувати свої характеристики у міру накопичення даних при функціонуванні конкретного об'єкта.

2. Для підвищення ефективності навчання запропоновано використовувати модель об'єкта керування. Для опису динаміки КА при навчанні з підкріпленням обрана модель, яка дозволяє поєднати переваги детермінованих та статистичних моделей та базується на понятті гаусових процесів. Така моделі у порівнянні з нейромережевими моделями, по-перше, потребують суттєво меншого обсягу даних для їх уточнення, а по-друге, дозволяють застосовувати апарата функцій Ляпунова для отримання гарантій стійкості керованого руху.

3. Запропоновано ефективний алгоритм керування орієнтацією КА на базі навчання з підкріпленням, що використовує нейромережеву архітектуру виконавець-критик, модель динаміки на базі гаусових процесів, що уточняється в процесі функціонування апарата.

4. Результати комп'ютерного моделювання демонструють ефективність запропонованого алгоритму щодо покращення якості керування орієнтацією КА в процесі його функціонування.

5. Представляється можливим покращити запропонований алгоритм шляхом використання іншого методу навчання критика, наприклад, метод навчання Монте-Карло [98], що може бути напрямком подальших досліджень.

6. З практичної точки зору запропонована методологія має потенціал знизити вимоги до елементів систем керування (сенсорів, виконавчих органів), відмовитись від спеціального стендового обладнання, знизити терміни та вартість розробки.

РОЗДІЛ 4 КЕРУВАННЯ ВІДНОСНИМ РУХОМ СУПУТНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НАВЧАННЯ ІЗ ПІДКРІПЛЕННЯМ

4.1 Керування відносним рухом космічного апарата з неповним складом виконавчих органів

4.1.1. Математична модель

Будемо розглядати рух у площині орбіти головного КА (ГКА) щодо підлеглого КА (ПКА). Будемо вважати, що для забезпечення необхідних параметрів відносного руху тільки ГКА виконує керуючі впливи. Для математичного опису руху ГКА щодо ПКА використовуємо орбітальну систему координат O_{xyz} . Початок орбітальної системи координат (ОСК) збігається з центром мас ГКА. Вісь O_x збігається з напрямком радіус-вектора, що визначає центр мас ГКА щодо центру мас Землі. Вісь O_y збігається з нормою до площини, що проходить через вісь O_x і вектор орбітальної швидкості ГКА, і спрямована в бік позитивних значень його орбітального кінетичного моменту. Вісь O_z доповнює систему координат до правої.

Положення центру мас ПКА відносно центру мас ГКА будемо описувати радіус-вектором L . Відносна динаміка системи «ГКА – ПКА» може бути описана в площині орбіти за допомогою такої лінеаризованої системи рівнянь [31]:

$$\begin{aligned} \dot{x} - \omega^2 x - 2\omega \dot{y} - \dot{\omega} y - 2kx &= \frac{f_x^d}{m^d} - \frac{f_x^c}{m^c}, \\ \dot{y} - \omega^2 y - 2\omega \dot{x} - \dot{\omega} x - ky &= \frac{f_y^d}{m^d} - \frac{f_y^c}{m^c}, \end{aligned} \quad (4.1)$$

де x, y – проекції вектора L на осі ОСК; m^c, m^d – маси ГКА і ПКА, відповідно; f_x^d, f_y^d – проекції на осі ОСК сумарного вектора сил F^d , що діють

на ПКА; f_x^c, f_y^c – проекції на осі ОСК сумарного вектора сил F^c , що діють на ДКА.

Коефіцієнти $\omega, \dot{\omega}$ и k , що входять до (4.1), визначаються таким чином:

$$\omega = \sqrt{\frac{Gm}{p^3}} (1 + \varepsilon \cos v),$$

$$p = a(1 - \varepsilon^2),$$

$$\dot{\omega} = -2\varepsilon \sqrt{\frac{Gm}{p^3}} \sin v (1 + \varepsilon \cos v) \omega,$$

$$k = \frac{Gm}{R^3},$$

$$R = \frac{a(1 - \varepsilon^2)}{1 + \varepsilon \cos v},$$

де Gm – гравітаційна стала Землі; v – істинна аномалія; ε – ексцентриситет; a – велика піввісь.

Будемо вважати, що ГКА постійно орієнтований в орбітальній системі координат у такий спосіб, що сила тяги реактивних виконавчих органів спрямована по дотичній до орбіти.

Розглядаючи вектор стану $X(t) = [x, y, \dot{x}, \dot{y}]^T$ і керування $u(t)$, а також нехтуючи дією зовнішніх збурень, подамо опис об'єкта керування (4.1) у формі простору станів:

$$\dot{X} = AX + Bu, \quad (4.2)$$

де

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \omega^2 + 2k & \dot{\omega} & 0 & 2\omega \\ -\dot{\omega} & -k & -2\omega & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1/m^s \end{bmatrix}.$$

Оскільки сучасна система керування космічним апаратом являє собою дискретну комп'ютерну систему, модель (4.2) доцільно представити в такій дискретній формі:

$$X_{k+1} = A_k X_k + B_k U_k, \quad (4.3)$$

де $A_k = (I + At_s)$, $B_k = Bt_s$, t_s – інтервал дискретизації; k – номер такту СК.

Далі вважатимемо, що є можливість вимірювати всі компоненти вектора стану і ці вимірювання не спотворені шумами.

В якості оптимального керування використано дискретний LQR регулятор, який синтезовано за методологією, що представлена у розділі 3.1.4.

Для побудови системи керування відносним рухом, використано НЗП, основні принципи якого було представлено у розділі 3.1.5. В якості методології НЗП використано архітектуру «Виконавець – Критик», яку було представлено в розділі 3.1.7.

4.1.2. Вхідні дані

Задачу керування ГКА відносно ПКА розглянемо для таких вихідних даних: висота орбіти – 640 км; ексцентриситет орбіти – 0; маса ГКА – 500 кг; маса ПКА – 1575 кг; максимальна тяга реактивних виконавчих органів – 0.3 Н; період дискретизації системи управління – 30 с.

Вагові матриці критерію (4.6) мають такі значення:

$$Q = \text{diag}(0.1, 0.1, 0, 0), R = 0.8$$

Для цих вихідних даних матриця коефіцієнтів LQR має такі значення:

$$K = [k_1, k_2, k_3, k_4] = [-0.4214, 0.1926, -257.2522, -15.1899]$$

Значення цих коефіцієнтів для різних компонент вектора стану істотно відрізняються, що може призводити до складнощів у процесі навчання з підкріпленням. Для усунення цього недоліку виконаємо нормування вектора стану та управління таким чином:

$$\bar{X} = [x/x_n, y/y_n, \dot{x}/\dot{x}_n, \dot{y}/\dot{y}_n], \bar{u} = u/u_n$$

де $x_n, y_n, \dot{x}_n, \dot{y}_n, u_n$ – відповідні нормуючі значення.

Для нормованого вектора стану модель динаміки і критерій набувають вигляду:

$$\bar{X} = \bar{A}\bar{X} + \bar{B}\bar{u}$$

де $\bar{A} = N^{-1}AN$, $\bar{u} = u_n * N^{-1}u$, $N = \text{diag}(x_n, y_n, \dot{x}_n, \dot{y}_n)$.

Відповідна нормована дискретна система набуває вигляду:

$$\bar{X}_{k+1} = \bar{A}_k\bar{X}_k + \bar{B}_k\bar{u}_k, \quad (4.4)$$

де $\bar{A}_k = (I + \bar{A}t_s)$, $\bar{B}_k = \bar{B}t_s$,

Для нормованої системи критерій (4.4) записується таким чином:

$$\bar{J} = \min \sum_{k=0}^{\infty} (\bar{X}_k^T \bar{Q} \bar{X}_k + \bar{u}_k^T \bar{R} \bar{u}_k), \quad (4.5)$$

де $\bar{Q} = N^{-1}QN$, $\bar{R} = u_n^2 R$

Для наступних нормуючих значень $x_n = 1.05$ м, $y_n = 2.5$ м, $\dot{x}_n = 18 \cdot 10^{-4}$ м/с, $\dot{y}_n = 2.4 \cdot 10^{-2}$ м/с, $u_n = 0.3$ Н, матриця коефіцієнтів нормованого LQR має такі значення: $\bar{K} = [-1.5026, 1.5730, -1.5897, 1.5188]$.

Далі, розглядаючи цей результат, як еталонний регулятор, дослідимо можливість отримання такого самого результату за допомогою НЗП.

4.1.3. Числові експерименти

4.1.3.1. Випадок RL1

У цьому разі використовується апроксиматор виконавця у формі НМ. НМ включає вхідний шар відмітних ознак, розмірність якого дорівнює розмірності вектора стану. Один повністю з'єднаний шар і вихідний шар із розмірністю, що дорівнює розмірності вектора управління. Значення функції вартості обчислюються безпосередньо за допомогою моделі без використання апроксиматора. Для оновлення вагів НМ виконавця використано стохастичний градієнтний спуск (СГС) [28] з розміром міні-вибірки, що дорівнює 64, та зі швидкістю навчання 0.01. Під час обчислення функції вартості ваги виконавця оновлювали через кожні 10 ітерацій.

На рис. 4.3. показано процес навчання для такого випадку в разі ініціалізації ваг виконавця випадковими значеннями з нормальним законом розподілу з нульовим математичним очікуванням і стандартним відхиленням 0.01. Як видно з цього малюнка, значення ваг НМ виконавця сходяться до значень відповідних коефіцієнтів нормованого LQR (показані пунктирними лініями). Унаслідок цього сумарна вартість для цього випадку дорівнює вартості для випадку LQR (див. табл. 4.1).

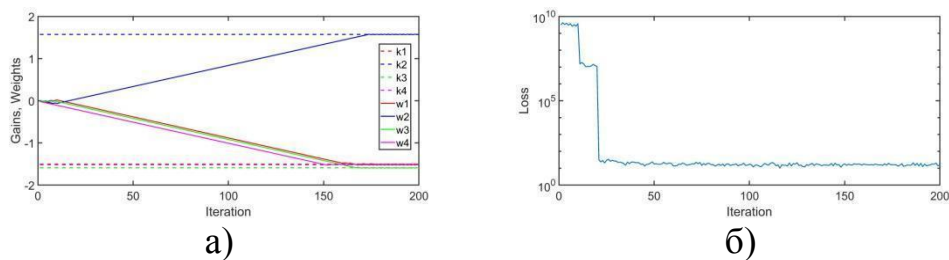


Рис. 4.3. Процес навчання після ініціалізації ваг актора випадковими малими значеннями для випадку RL 1 (а - зміна вагів НМ, б - зміна функції втрат)

Процес навчання виконавця під час використання ініціалізації Хав'єра [122] показано на рис. 4.4. Як видно, у цьому разі значення ваг так само сходяться до їхніх оптимальних значень, але процес навчання потребує приблизно вдвічі більше ітерацій, ніж за ініціалізації малими значеннями.

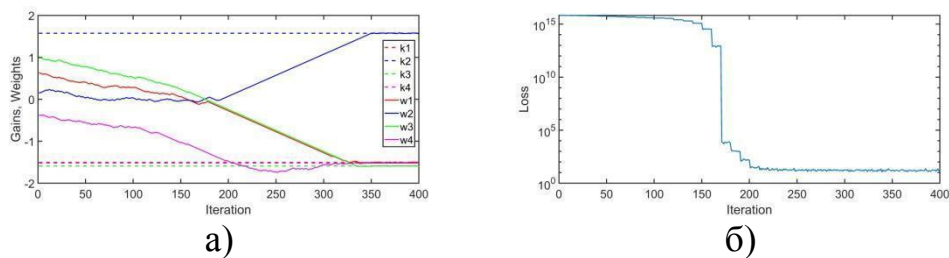


Рис. 4.4. Процес навчання після ініціалізації вагів за допомогою методу Xavier для виконавця для випадку RL 1 (а - зміна вагів НМ, б - зміна функції втрат)

4.1.3.2. Випадок RL2

У цьому разі на виході НМ виконавця використовується функція активації \tanh для обмежень амплітуди керівних впливів. Як видно на рис. 4.5, у цьому випадку значення вагів НМ дещо перевищують значення коефіцієнтів LQR, проте сумарна вартість для цього випадку практично не відрізняється від оптимального варіанта.

Наступні експерименти проведено з використанням нейромережевого критика для апроксимації функції вартості. НМ критика містить вхідний шар відмінних ознак, квадратичний шар, повністю з'єднаний шар і вихідний шар розмірністю 1. У цьому випадку оптимальні значення вагів НМ критика невідомі. Тому, для отримання еталонних значень вагів, спочатку виконано навчання критика з учителем. Для цього, цільові значення функції вартості обчислювали з використанням моделі. Як видно з рис. 4.5, використовувана структура НС дає змогу досить точно апроксимувати функцію вартості.

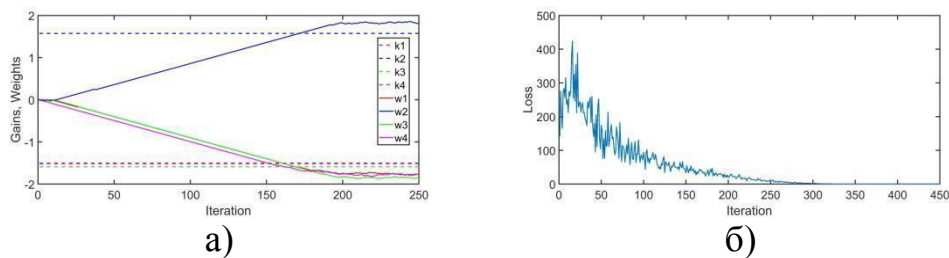


Рис. 4.5. Зміна вагів виконавця (а) та функції втрат критика (б) для випадку RL 2 під час навчання з учителем

На рис. 4.6 показано процес уточнення ваг критика з використанням методу ВР. Для оновлення ваг використано СГС зі швидкістю навчання 0.075 і кількістю ітерацій для оновлення цілі, що дорівнює 50. Як видно з цього малюнка, у цьому випадку спостерігається помітне відхилення ваг критика від еталонних значень (пунктирні лінії).

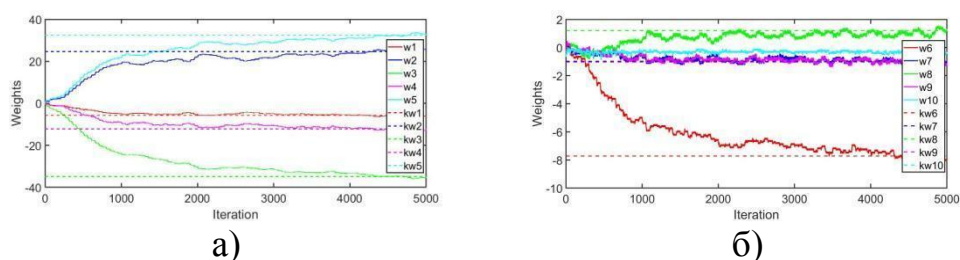


Рис. 4.6. Зміна ваг критика при використанні СГС (а - w1-w5, б - w6-w10)

Використання замість СГС оптимізатора ADAM з параметрами 'GradientDecayFactor' = 0.9 і 'GradientDecayFactor' = 0.999 дає змогу помітно підвищити точність апроксимації функції вартості (див. рис. 4.7, 4.8).

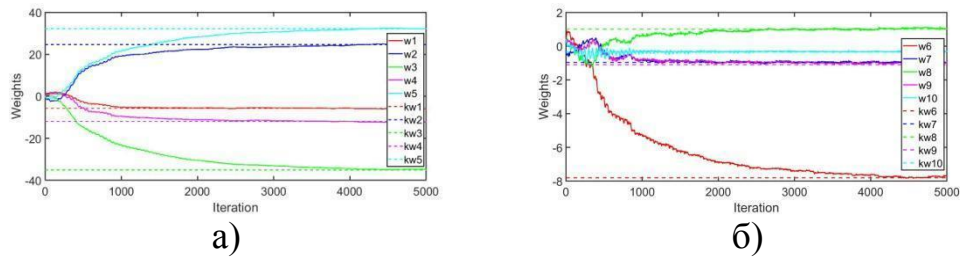


Рис. 4.7. Зміна ваг критика під час використання оптимізатора ADAM (а - w1-w5, б - w6-w10)

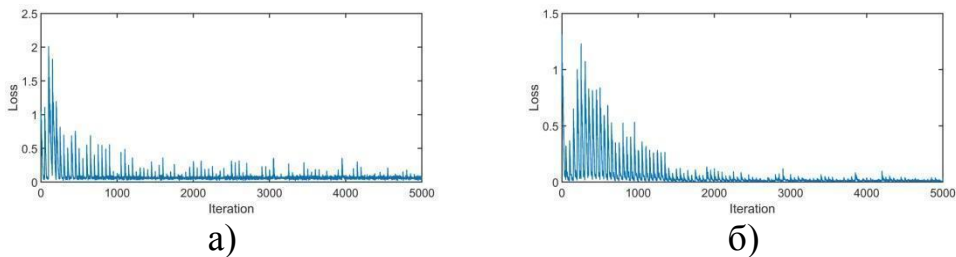


Рис. 4.8. Зміна функції втрат критика (а - СГС, б - ADAM)

4.1.3.3. Випадок RL 3

У цьому випадку використано НМ як для критика так і для виконавця. Для оновлення ваг застосовано СГС із розміром міні-добірки, що дорівнює 64, і зі швидкістю навчання 0.01 і 0.075 для виконавця і критика, відповідно. По черзі виконано 50 ітерацій для уточнення критика і 10 ітерацій для оновлення ваг виконавця. Як видно на рис. 4.9 та 4.10, похибка апроксимації функції вартості призводить до помітної варіації ваг виконавця. Проте, такі похибки навчання виконавця не призводять до істотних відхилень керівних впливів і траєкторії від оптимальної (див. рис. 4.11).

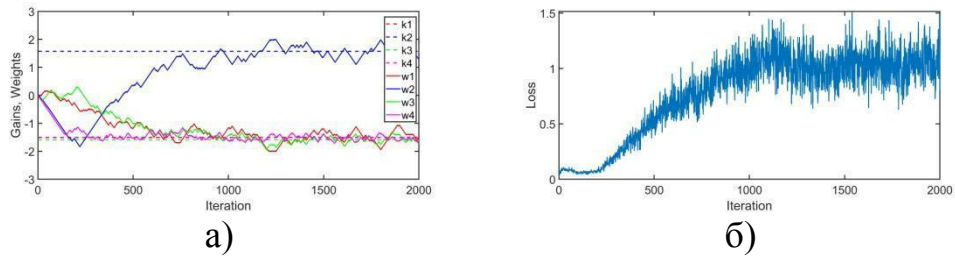


Рис. 4.9. Зміна вагів актора (а) та функції втрат критика (б) для випадку RL 3

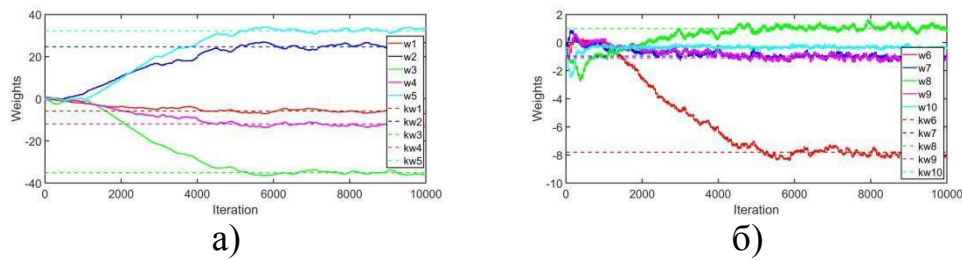


Рис. 4.10. Зміна ваг критика для випадку RL 3 (а - w1-w5, б - w6-w10)

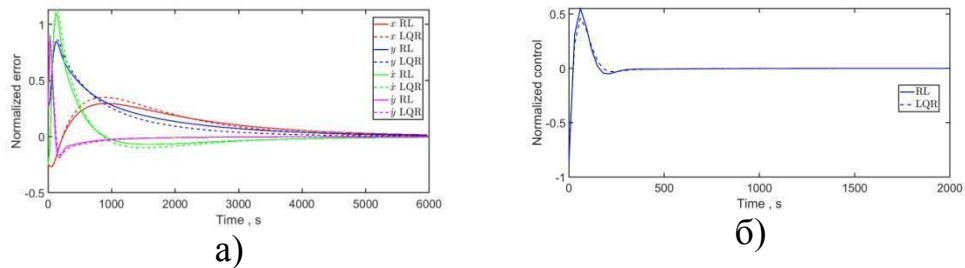


Рис. 4.11. Зміна нормалізованих помилок відносного положення КА (а) та нормалізованих керуючих впливів (б) для випадку RL 3

4.1.3.4. Випадок RL 4

Цей випадок відрізняється від попереднього тим, що для оновлення ваг критика замість СГС використано метод ADAM, який дає змогу точніше апроксимувати функцію вартості (рис. 4.12), що дає змогу отримати результати, більш наближені до оптимальних (рис. 4.13).

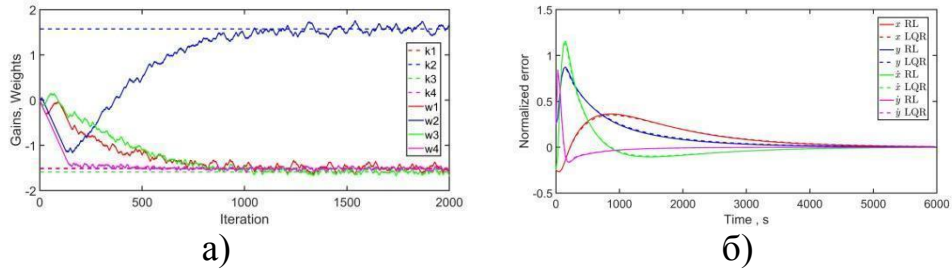


Рис. 4.12. Зміна вагів актора (а) нормалізованих помилок відносного положення КА (б) для випадку RL 4

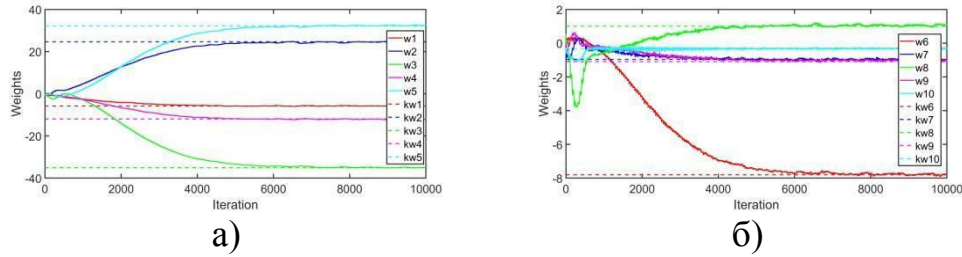


Рис. 4.13. Зміна ваг критика для випадку RL 4 (а – w1-w5, б – w6-w10)

4.1.3.5. Випадок RL 5

На рис. 4.14 та 4.15 показано результати, коли для навчання як виконавця, так і критика використано метод ADAM. Однак, як видно з цих малюнків і таблиці 1, такий підхід не дає змоги отримати результати, кращі, ніж у випадку RL 4.

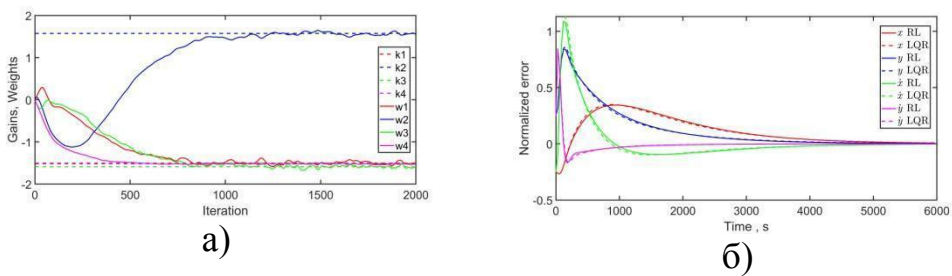


Рис. 4.14. Зміна вагів актора (а) нормалізованих помилок відносного положення КА (б) для випадку RL 5

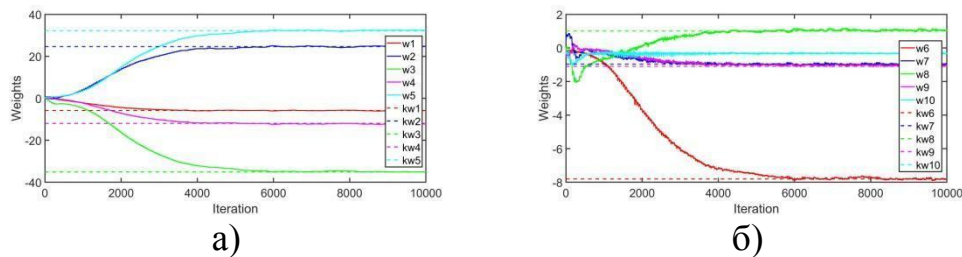


Рис. 4.15. Зміна ваг критика для випадку RL 5 (а – w1-w5, б – w6-w10)

У таблиці подано сумарні вартості, отримані для розглянутих випадків під час руху КА з початкового стану $X = [-0.25, 0.25, -0.25, 0.25]^T$ протягом 200 тактів керування.

Таблиця 4.1. Сумарні вартості

Випадок	LQR	RL 1	RL 2	RL 3	RL 4	RL 5
Сумарна варт.	7.1908	7.1908	7.1955	7.3040	7.1970	7.1994

4.2 Імпульсне керування відносним рухом космічних апаратів

У цей час у світі відзначається підвищений інтерес до місій космічного сервісу. Наприклад, такі місії можуть бути використані для заміни або ремонту несправних компонентів, дозаправки на орбіті та видалення космічного сміття. Для реалізації таких операцій сервісному КА (СКА) необхідно виконувати маневри в безпосередній близькості об'єкта обслуговування (ОО), вирішуючи завдання відносного наведення та керування. Для керування відносним рухом СКА зазвичай застосовують реактивні двигуни (РД). На відміну від інших виконавчих органів, таких як двигуни-маховики, вихід реактивного двигуна має два значення: увімкнено або вимкнено. Такий режим робіт пояснюється тим, що точне регулювання тяги реалізувати складно в основному через те, що частинки бруду, перешкоджають повному закриттю маленького отвору клапана, що в свою чергу призводить до витоків робочого тіла і включенням двигунів, спрямованих у протилежних напрямках. РД, що працює в такому режимі, являє собою істотно нелінійний виконавчий орган, що ускладнює прямий синтез законів керування [6, 114].

Деякі з перших алгоритмів керування з використанням виконавчих органів «увім.–вим.». [94] були засновані на теорії стійкості за Ляпуновим, де включення або вимкнення двигунів вибирається шляхом мінімізації похідної

функції Ляпунова. Однак такі алгоритми керування не мінімізують практично значущій критерій якості - витрати палива та помилку стану.

Для подолання цієї складності зазвичай спочатку синтезують безперервний закон керування з урахуванням мінімізації обраного критерію якості, а потім використовують модулятори для апроксимації безперервного пропорційного керування послідовністю імпульсів тяги необхідної довжини. Для завдань керування використовують широтно-імпульсний (ШІМ) та широтно-частотно-імпульсний (ШЧІМ) модулятори [56]. Процес розробки системи керування з ШІМ простіше ніж з ШЧІМ, оскільки перший лише вносить додаткове демпфування, а другий змінює смугу пропускання і фазову характеристику замкнутого контуру системи.

Якість керування з використанням такого підходу багато в чому залежить від точності апроксимації модулятором безперервного керування послідовністю імпульсів.

В роботі [115] досліджено оптимальну часову затримку імпульсу, виражену як похибка між станами виходу без і з ШІМ. Перший порядок залишку вказує на центрування імпульсу в періоді вибірки. Автори статті [51] пропонують, крім центрування, розділити імпульс на кілька менших імпульсів, рівномірно розподілених протягом періоду вибірки. Це дає лише незначне покращення, але потребує двигунів із значно довшим терміном служби. Такі незначні вдосконалення не виправдовують кваліфікованість двигуна для значно більшої кількості робочих циклів.

Для якісного керування рекомендується, щоб ШІМ мав роздільну здатність у 50–100 разів вищу, ніж час дискретизації. При недостатній роздільній здатності якість керування з модуляторами деградує. Крім цього, описаний вище підхід не дозволяє виконувати в явному вигляді оптимізацію кількості включених двигунів.

З огляду літератури відомо, що в галузі спостерігається підвищений інтерес до методів ГН та НЗП. Це зумовлено тим, що ГН стрімко розвивається і

демонструє багатообіцяючі можливості у вирішенні складних завдань [43]. На жаль, в даний час немає робіт, присвячених застосуванню методів НЗП для імпульсного керування СКА. Такий підхід може дозволити:

1. Забезпечити кращу якість керування у порівнянні з традиційним підходом, заснованим на ШІМ, апроксимуючій лінійний закон керування, при однаковій роздільній здатності імпульсу тяги РД.

2. Оптимізувати частоту включень РД.

Такий підхід досліджений у цій роботі, для реалізації якого вирішені наступні задачі:

1. Побудова моделі об'єкта керування у формі, що дозволяє застосовувати НЗП;

2. Вибір структури та параметрів інтелектуального агента (ІА).

3. Навчання інтелектуального агента.

4. Дослідження якості керування з використанням контролера на базі НЗП.

4.2.1. Дискретний лінійно-квадратичний регулятор з ШІМ

В якості оптимального керування використано ДЛКР, який було представлено в розділі 3.1.4, що реалізує закон керування з повним зворотнім зв'язком.

У якості виконавчих органів СК використовуються РД, які мають на виході два стані – увімкнено та вимкнено. У зв'язку з цим додатково до ДЛКР використовують ШІМ, що дозволяє апроксимувати вихід ДЛКР послідовності імпульсів змінної ширини. Ширина імпульсу на кожному такті визначається наступним чином:

$$t_f = \frac{u_k}{u_f} t_s, t_f \leq t_s,$$

де u_f – номінальна тяга РД; t_s – період дискретизації СК.

4.2.2. Керування з використанням навчання з підкріпленням

Для вирішення задачі керування було використано методологію НЗП «Актор – Критик» (розділ 3.1.5, розділ 3.1.7).

Згідно з методологією глибокого НЗП критик та виконавець реалізовано у формі багат шарових нейронних мереж із прямим поширенням сигналів, які апроксимують відповідно функцію вартості та закон керування:

$$V_{\theta}^{\pi}(X_k), \pi_{\phi}(X_k),$$

де θ, ϕ – вектори параметрів критика та виконавця, відповідно.

Існує багато різних алгоритмів НЗП. В цьому дослідженні застосовано алгоритм, що отримав назву Proximal policy optimization (PPO) [121]. Цей алгоритм реалізується наступним чином:

- 1) Знайти сумарну вартість G_t , яка є сумою вартості за цей крок і дисконтованої майбутньої вартості [120]

$$G_t = \sum_{k=t}^{ts+m} (\gamma^{k-t} C_k) + b\gamma^{N-t+1} V(X_{ts+N}, \theta),$$

де b дорівнює 0, якщо X_{ts+N} є кінцевим станом, і 1 в іншому випадку.

Тобто, якщо X_{ts+N} не є кінцевим станом, дисконтована майбутня вартість включає функцію значення дисконтованого стану, обчислену за допомогою критичної мережі V .

- 2) Знайти функцію переваги D_t

$$D_t = G_t - V(X_t, \theta),$$

- 3) Оновити параметри критика, мінімізувавши функцію втрат L_{critic} для всіх даних міні-вибірки, що отримані.

$$L_{critic}(\theta) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (G_i - V(X_i, \theta))^2.$$

- 4) Оновити параметри актора, мінімізувавши функцію втрати актора L_{actor} всіх даних міні-вибірки, що отримані, наступним чином

$$L_{actor}(\phi) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (-\min(r_i(\phi) \cdot D_i, c_i(\phi) \cdot D_i) + wH_i(\theta, X_i)),$$

$$r_i(\phi) = \frac{\pi(U_i|X_i, \phi)}{\pi(U_i|X_i, \phi_{old})},$$

$$c_i(\phi) = \max(\min(r_i(\phi), 1 + \varepsilon), 1 - \varepsilon),$$

де D_i та G_i – функція переваги та сумарної вартості для i -го елемента міні-вибірки, відповідно; $\pi(U_i|X_i, \phi)$ – це ймовірність виконання дії U_i у стані X_i , враховуючи оновлені параметри політики ϕ ; $\pi(U_i|X_i, \phi_{old})$ – це ймовірність виконання дії U_i у стані X_i , враховуючи попередні параметри політики ϕ_{old} до поточної епохи навчання; ε коефіцієнт фіксації; $H_i(\theta, X_i)$ – ентропія втрат, а w – ваговий коефіцієнт ентропії втрат.

Агент використовує наступне значення ентропії

$$H_i(\theta, X_i) = - \sum_{k=1}^{PN} \pi(U_k|X_i, \phi) \ln \pi(U_k|X_i, \phi),$$

де PN – кількість можливих дискретних дій; $\pi(U_i|X_i, \phi)$ – це ймовірність виконання дії U_i у стані X_i відповідно до поточної політики.

Функції вартості сформуємо наступним чином:

$$C_k = X_k^T Q X_k + L_k^T U_k^T R U_k L_k. \quad (4.6)$$

Ця функція схожа на критерій 3.5, але використання додаткової змінної ваги L_k дозволяє більш гнучку оптимізацію закону керування, наприклад стимулювати агент використовувати більш ширші імпульси.

Для математичного опису відносного руху системи «СКА – ОО» використано модель, яку було представлено у розділі 4.1.1.

4.2.3. Алгоритми імпульсного керування відносним рухом космічних апаратів з використанням навчання з підкріпленням

Запропоновано використовувати два агенти, що відрізняються складом вхідної інформації. ІА1 отримує на вхід звичайний вектор стану X_k , а вхід ІА2 доповнений інформацією про керуючу дію на попередньому такті керування наступним чином $[X_k, u_{k-1}]^T$. Виконавці та критики цих агентів реалізовано у вигляді нейронних мереж, структура яких наведена у таблиці 4.2. Для більшості шарів у якості функцій активацій використано функцію Relu. Єдиний випадок – є використання функції SoftMax на виході виконавця.

Таблиця 4.2. Структура нейронних мереж

Шар	Кількість нейронів			
	ІА 1		ІА 2	
	Виконавець	Критик	Виконавець	Критик
Вхід	4	4	5	5
1-й прихований	40	40	50	50
2-й прихований	34	20	38	22
3-й прихований	30	10	30	10
Вихід	3	1	3	1

При навчанні інтелектуального агента та дослідженні використано наступні вихідні данні: $a=7017$ км; $m^c = 500$ кг; $m^d = 1575$ кг; $t_s=200$ с; $t_f = 10$ с; $u_f = 2$ мН; $Q = \text{diag}(0.625, 6.4, 0.0002, 0.001)$; $R=0.16$;

Розглянуто два діапазонна зміни вектору стану:

Випадок 1: $x_m = 250$ м, $y_m = 800$ м, $\dot{x}_m=0.4$ м/с, $\dot{y}_m=1$ м/с.

Випадок 2: $x_m = 12.5$ м, $y_m = 40$ м, $\dot{x}_m=0.4$ м/с, $\dot{y}_m=1$ м/с.

При навчанні агента використано наступні гіперпараметри:

Горизонт досвіду - 1500,

Коефіцієнт фіксації $\varepsilon=0.015$,

Ваговий коефіцієнт ентропії втрат $w = 0.005$,

Розмір міні вибірки - 1024,

Коефіцієнт знецінення $\gamma =0.9994$.

Швидкість навчання виконавця – $5e-5$,

Швидкість навчання критика – $1e-5$.

Розглянемо застосування як постійних вагових коефіцієнтів дій $L_k^2 = \tilde{L}$, так і змінних, що формуються наступним чином

$$L_k^2 = \tilde{L}_1, \text{ якщо } u_k \neq u_{k-1} \text{ та } L_k^2 = \tilde{L}_2, \text{ якщо } u_k = u_{k-1} .$$

На рис 4.16 – 4.19 зображено залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при різних постійних вагових коефіцієнтах дій та початкових умовах, коли $x_0 = y_0 = 0.5$. Показники якості керування для цього випадку представлено у Табл. 4.3. Як видно з цих результатів, точність керування ІА № 4, 5 перевищує ШІМ контролер, але за рахунок більших витрат палива.

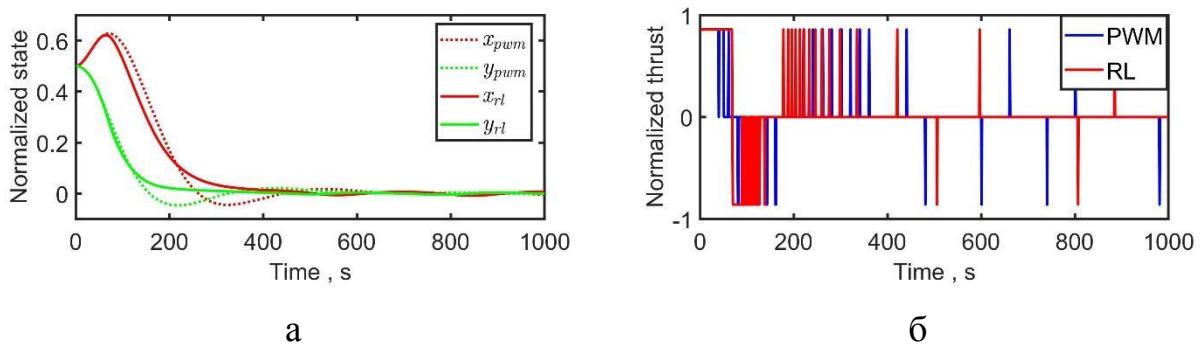


Рисунок 4.16. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.001$

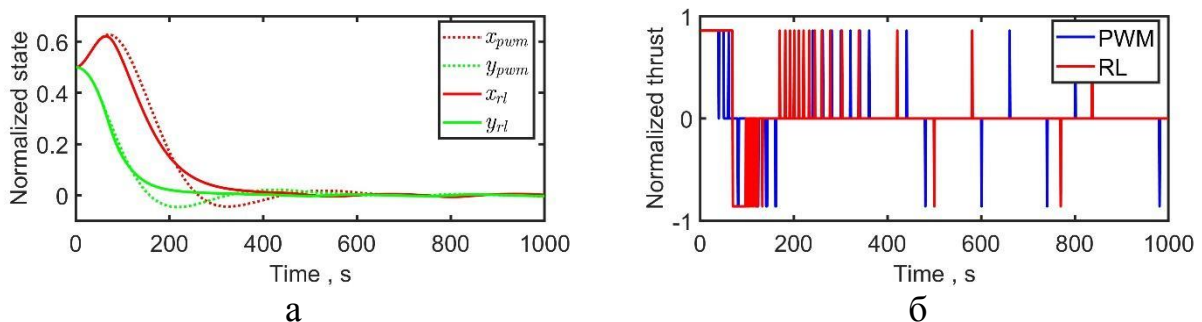


Рисунок 4.17. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.00025$

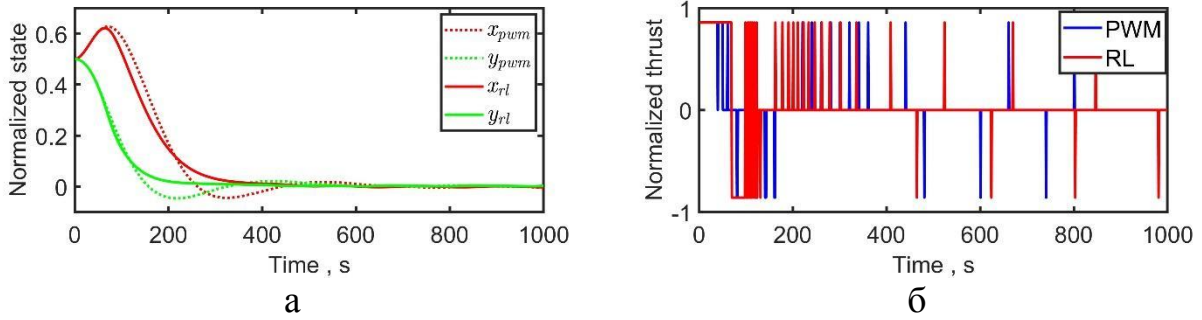


Рисунок 4.18. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.00008$

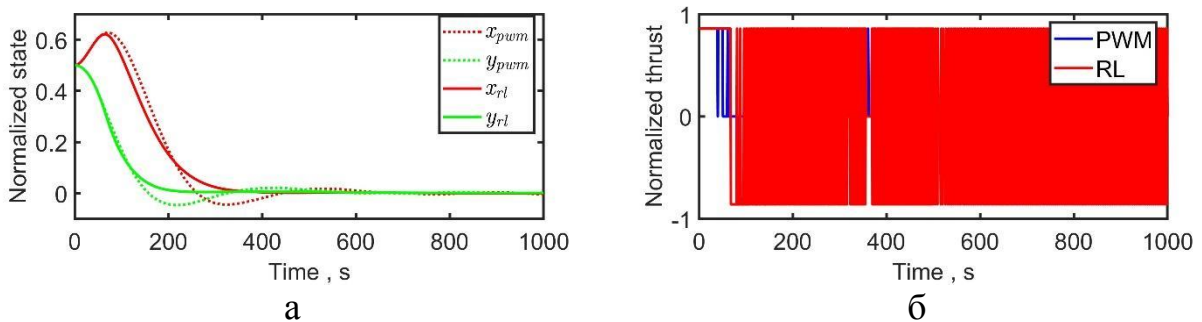


Рисунок 4.19. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.00001$

Таблиця 4.3. Показники якості керування для випадку 1 та постійних вагових коефіцієнтах дій для $x_0 = y_0 = 0.5$

№	\tilde{L}	Кількість включень РД	Моп	Сумарний імпульс, s	Похибка		
					x	y	середня
0	PWM	23	30.52	702	4.50E-03	4.30E-03	4.40E-03
1	0.001	32	32.41	1037	8.00E-03	4.40E-03	6.20E-03
2	0.0005	33	31.42	1037	1.10E-02	7.10E-03	9.05E-03
3	0.00025	28	37.64	1054	6.00E-03	3.00E-03	4.50E-03
4	0.00008	40	30.00	1200	2.40E-03	4.50E-03	3.45E-03
5	0.00001	641	10.02	6420	5.00E-05	2.00E-03	1.03E-03

На рис 4.20 – 4.26 зображено залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при різних постійних вагових коефіцієнтах дій та початкових умовах, коли $x_0 = y_0 = 0.75$. Показники якості керування для цього випадку представлено у Табл. 4.3. Як видно з цих результатів, точність керування тільки ІА №5 не перевищує ШІМ контролер. Усі інші ІА перевищують ШІМ контролер але за рахунок більших витрат палива. ІА №6 забезпечує суттєво кращу точність при меншій кількості умикань РД.

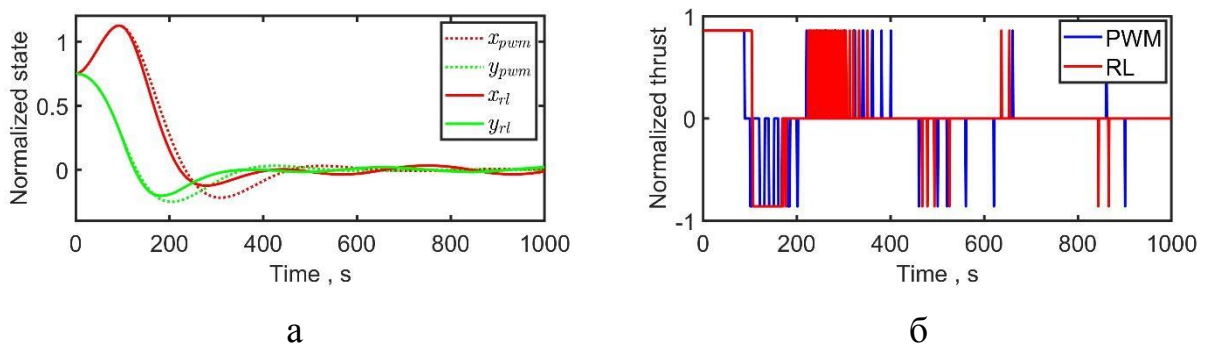


Рисунок 4.20. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.05$

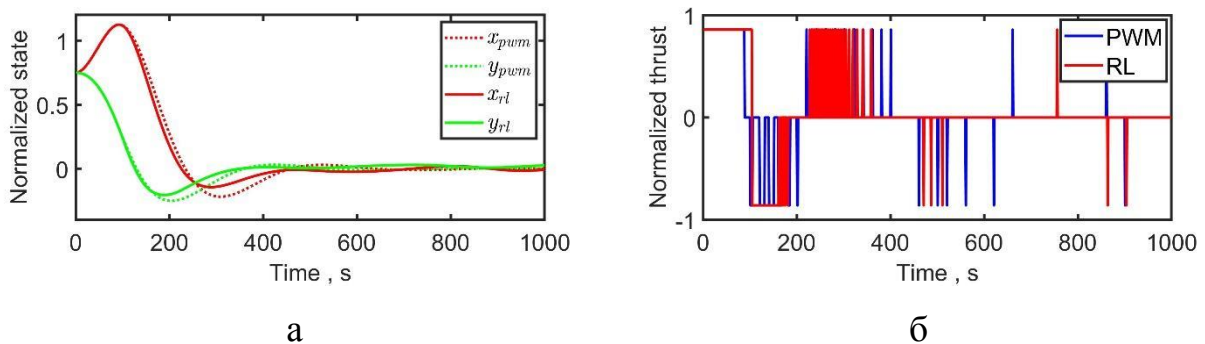
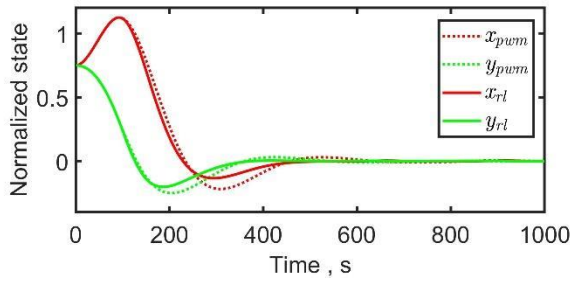
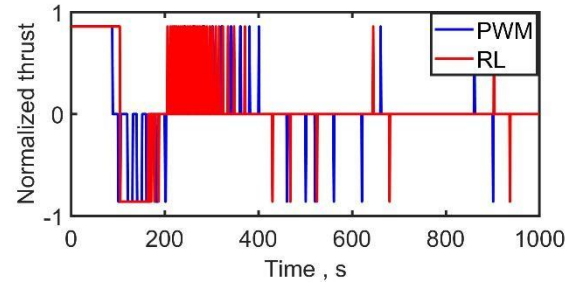


Рисунок 4.21. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.075$

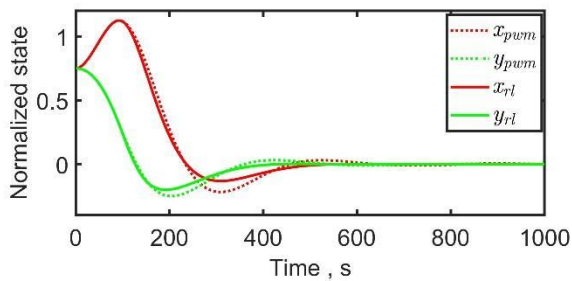


а

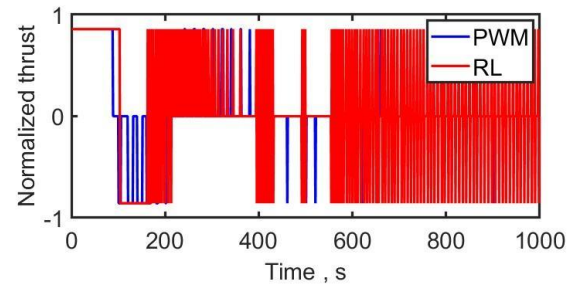


б

Рисунок 4.22. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

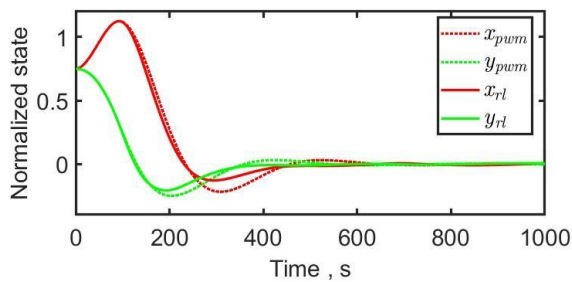
РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.0001$ (результат 1)

а

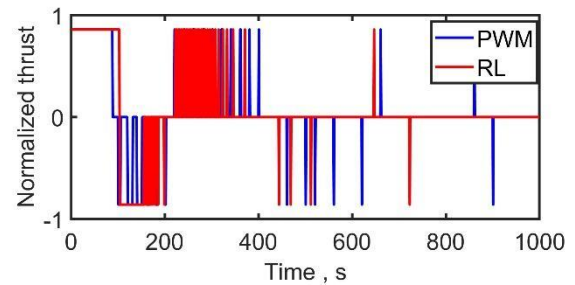


б

Рисунок 4.23. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.0001$ (результат 2)

а



б

Рисунок 4.24. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.0001$ (результат 3)

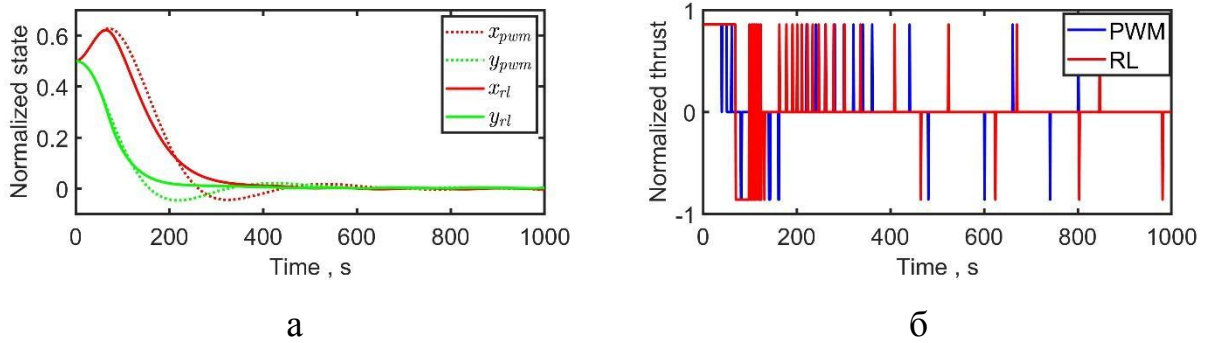


Рисунок 4.25. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.00008$

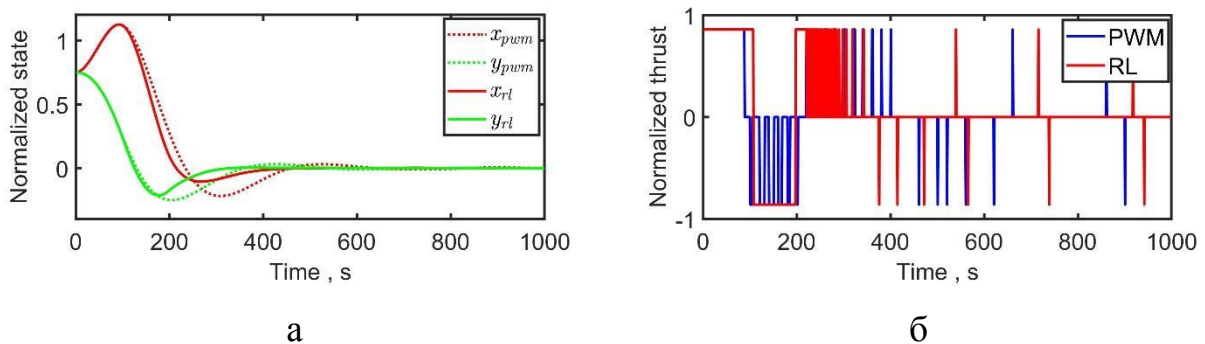


Рисунок 4.26. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L} = 0.00004$

Таблиця 4.4. Показники якості керування для випадку 1 та постійних вагових коефіцієнтах дій для $x_0 = y_0 = 0.75$

№	\tilde{L}	Кількість включень РД	Мон	Сумарний імпульс, s	Похибка		
					x	y	середня
0	PWM	25	55.88	1397	8.50E-03	4.20E-03	6.35E-03
1	0.05	42	42.45	1783	3.50E-02	2.10E-02	2.80E-02
2	0.075	41	41.80	1714	2.10E-02	2.90E-02	2.50E-02
3	0.0001/1	43	40.86	1757	3.80E-03	2.20E-03	3.00E-03
4	0.0001/2	245	14.24	3488	1.50E-04	1.50E-03	8.25E-04
5	0.0001/3	44	38.36	1688	9.50E-03	5.80E-03	7.65E-03
6	0.00008	23	100.22	2305	1.50E-03	3.50E-03	2.50E-03
7	0.00006	48	49.46	2374	4.10E-04	4.10E-03	2.26E-03
8	0.00004	38	58.42	2220	1.70E-03	9.40E-04	1.32E-03

На рис 4.27 – 4.31 зображено залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при різних постійних вагових коефіцієнтах дій та початкових умовах, коли $x_0 = y_0 = 1$. Показники якості керування для цього випадку представлено у Табл. 4.4. Як видно з цих результатів, точність керування тільки ІА №5 не перевищує ШІМ контролер. Усі інші ІА перевищують ШІМ контролер але за рахунок більших витрат палива. ІА №6 забезпечує суттєво кращу точність при меншій кількості умикань РД.

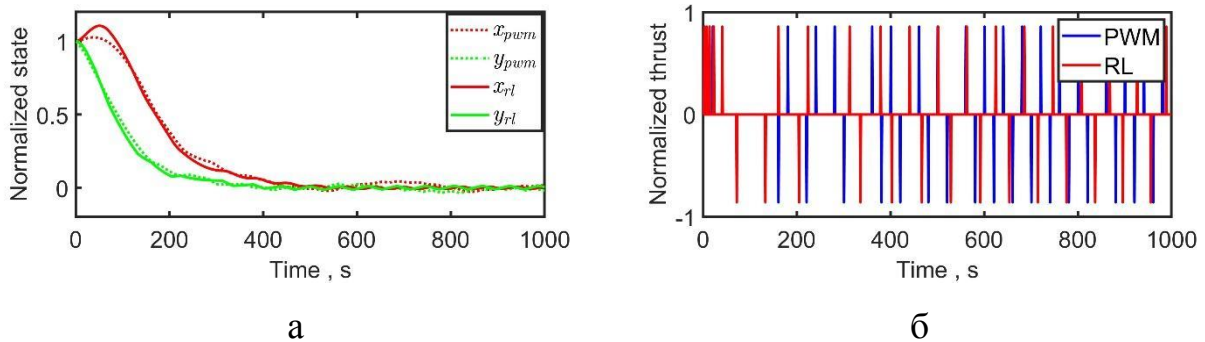


Рисунок 4.27. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L} = 0.0001$

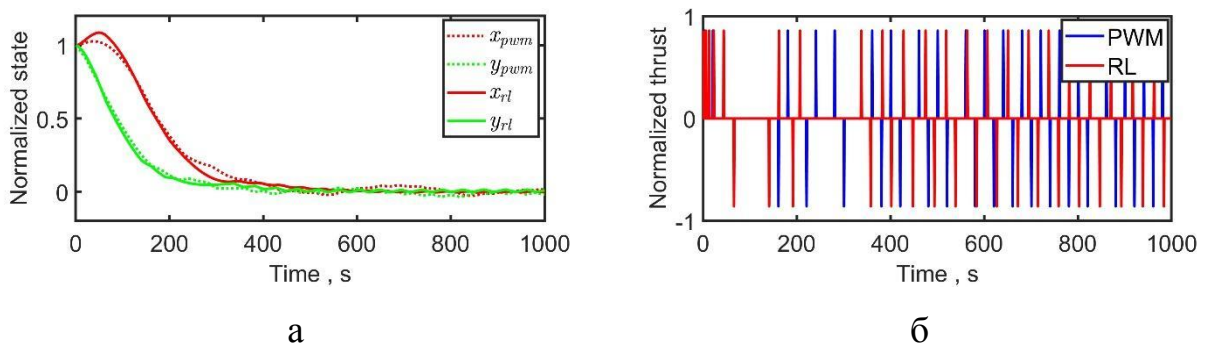


Рисунок 4.28. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L} = 0.00008$

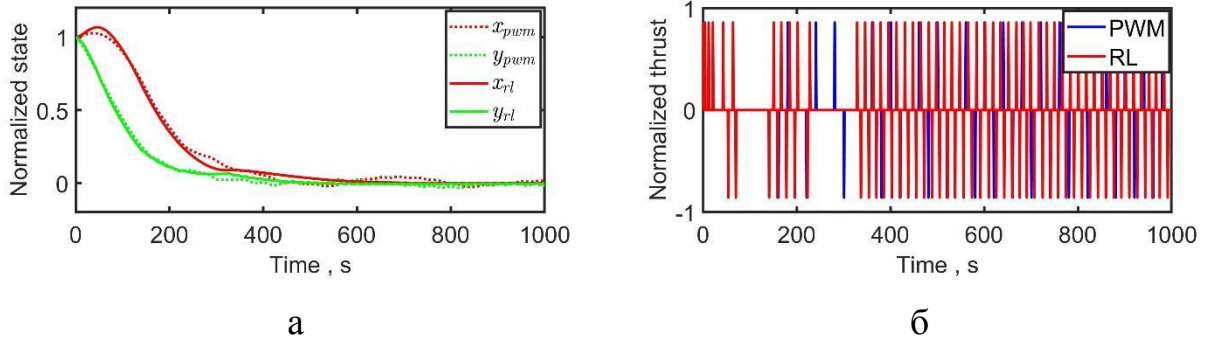


Рисунок 4.29. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L} = 0.00005$

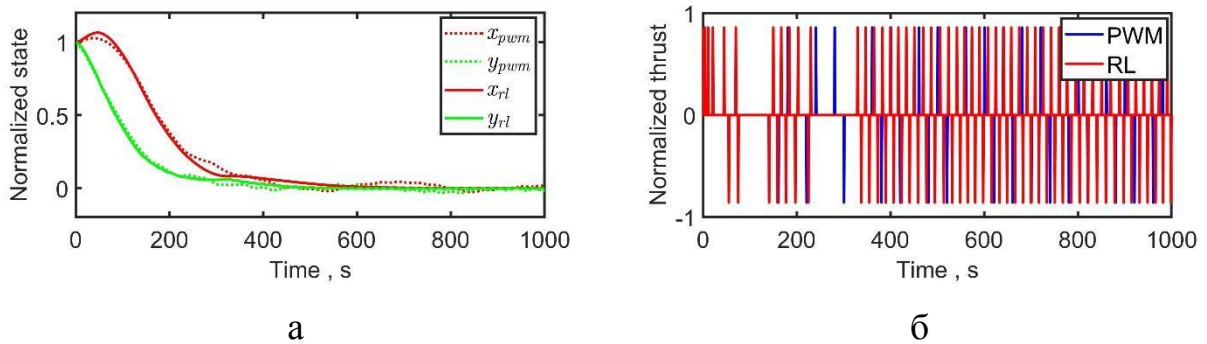


Рисунок 4.30. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L} = 0.000025$ (результат 1)

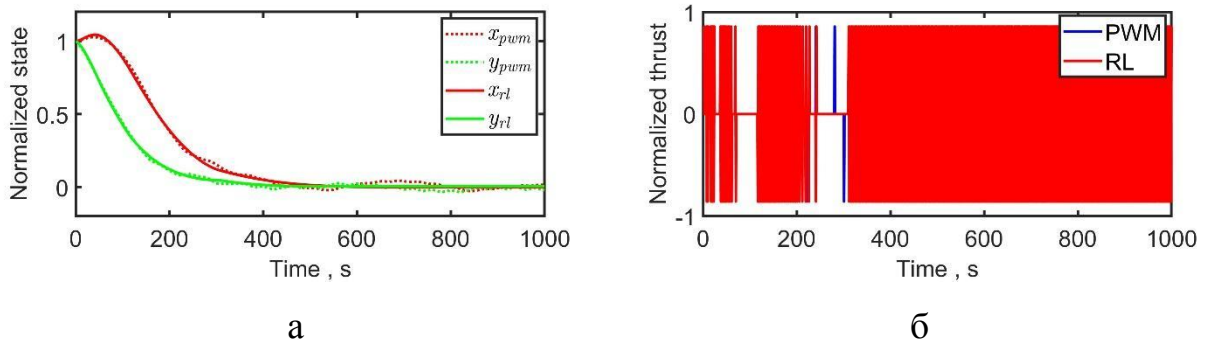


Рисунок 4.31. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L} = 0.000025$ (результат 2)

Таблиця 4.5. Показники якості керування для випадку 2 та постійних вагових коефіцієнтах дій

№	\tilde{L}	Кількість включень РД	Моп	Сумарний імпульс, s	Похибка		
					x	y	середня
0	PWM	37	9.03	334	4.30E-02	3.60E-02	3.95E-02
1	0.0001	33	8.55	282	7.10E-02	1.20E-02	4.15E-02
2	0.00008	40	8.55	342	4.60E-03	1.40E-02	9.30E-03
3	0.00005	98	8.56	839	8.50E-03	1.70E-03	5.10E-03
4	0.000025	96	8.56	822	1.40E-03	7.30E-03	4.35E-03
5	0.000025/2	724	3.47	2513	3.00E-04	6.60E-03	3.45E-03

На рис 4.32 – 4.39 зображено залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при для випадку 1 та змінних вагових коефіцієнтах дій та початкових умовах, коли $x_0 = y_0 = 0.75$. Показники якості керування для цього випадку представлено у Табл. 4.6. Як видно з цих результатів, тільки ІА №5 застосовує більше умикань РД, ніж ШІМ контролер. За показником Моп усі ІА перевищують ШІМ контролер при цьому ІА №6, 8 забезпечує кращу точність керування.

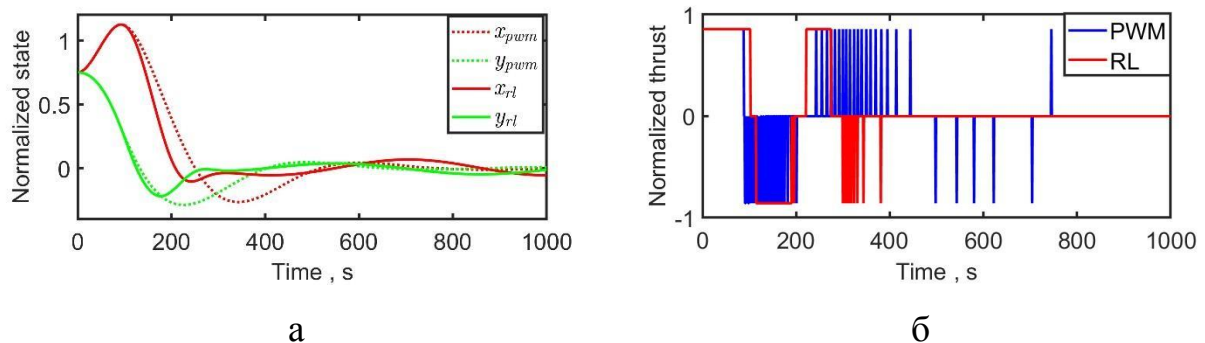
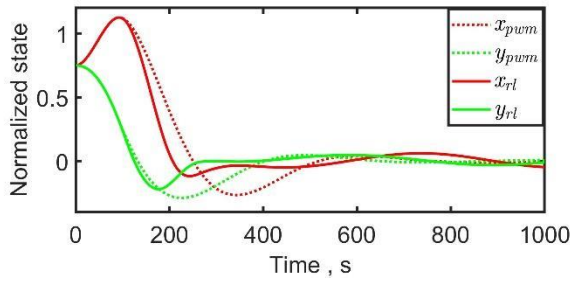
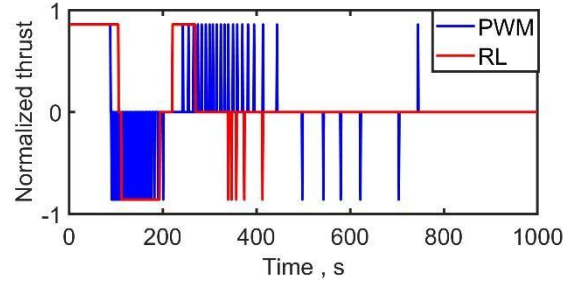


Рисунок 4.32. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.1$ та $\tilde{L}_2 = 0.0005$

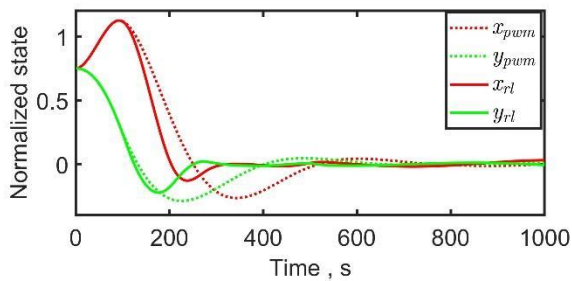


а

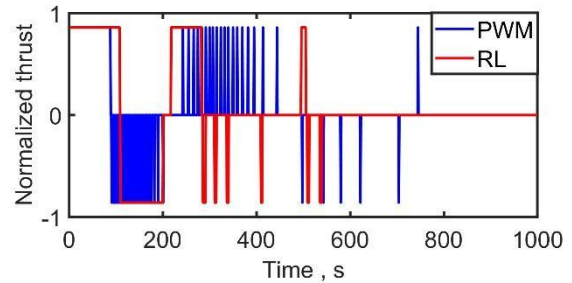


б

Рисунок 4.33. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

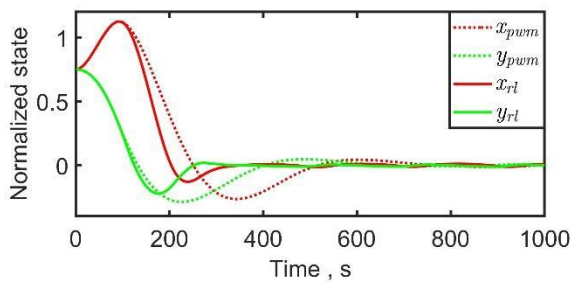
РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.05$ та $\tilde{L}_2 = 0$ 

а

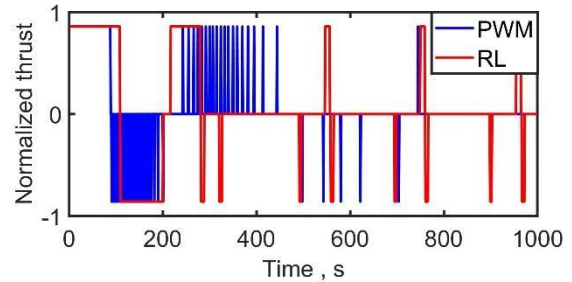


б

Рисунок 4.34. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.01$ та $\tilde{L}_2 = 0$ 

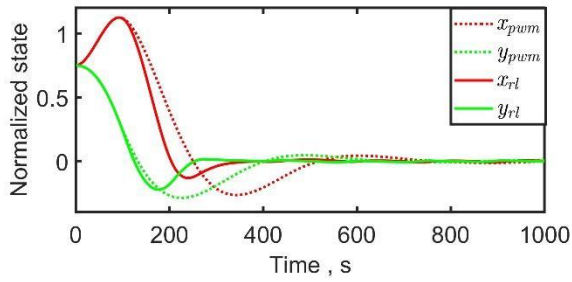
а



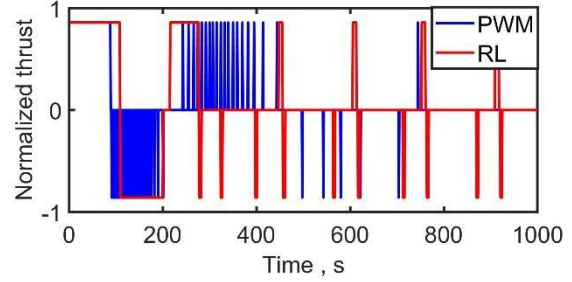
б

Рисунок 4.35. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.005$ та $\tilde{L}_2 = 0$

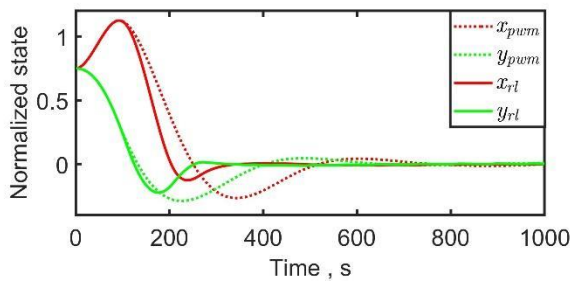


а

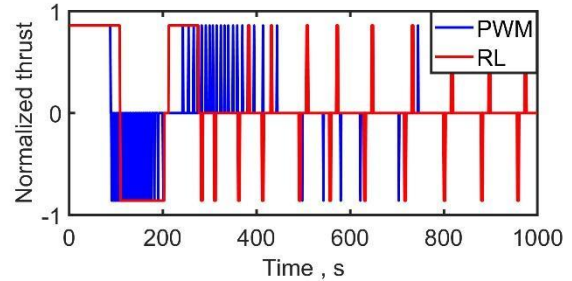


б

Рисунок 4.36. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

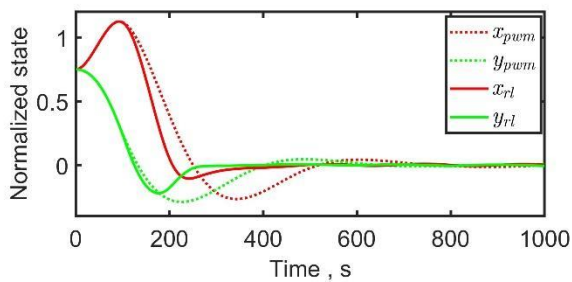
РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.001$ та $\tilde{L}_2 = 0$ 

а

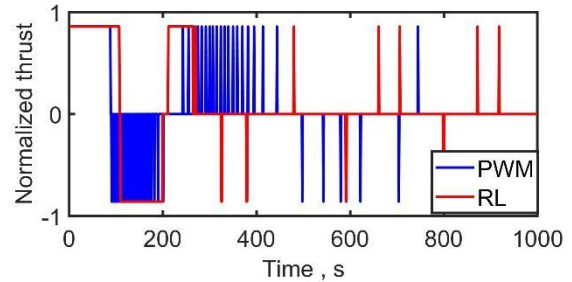


б

Рисунок 4.37. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.0001$ та $\tilde{L}_2 = 0$ 

а



б

Рисунок 4.38. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги

РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.00005$ та $\tilde{L}_2 = 0$ (результат 1)

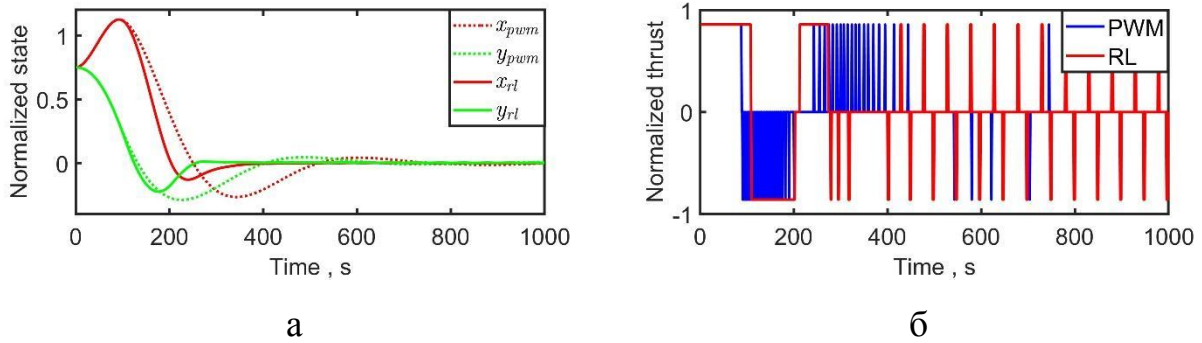


Рисунок 4.39. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при $\tilde{L}_1 = 0.00005$ та $\tilde{L}_2 = 0$ (результат 2)

Таблиця 4.6. Показники якості керування для випадку 1 та змінних вагових коефіцієнтах дій

№	$\tilde{L}_1 / \tilde{L}_2$	Кількість включень РД	Мон	Сумарний імпульс, s	Похибка		
					x	y	середня
0	PWM	25	55.88	1397	8.50E-03	4.20E-03	6.35E-03
1	0.1 / 0.0005	15	138.87	2083	6.70E-02	4.80E-02	5.75E-02
2	0.05 / 0	8	258.13	2065	6.10E-02	3.00E-02	4.55E-02
3	0.01 / 0	10	256.30	2563	3.10E-02	1.10E-02	2.10E-02
4	0.005 / 0	14	205.71	2880	1.30E-02	1.30E-02	1.30E-02
5	0.001 / 0	17	168.35	2862	8.90E-03	5.60E-03	7.25E-03
6	0.0001 / 0	23	128.17	2948	2.90E-03	4.10E-03	3.50E-03
7	0.00005 / 0	13	174.00	2262	7.80E-02	5.80E-03	4.19E-02
8	0.00005 / 0/2	31	95.10	2948	9.40E-04	4.10E-03	2.52E-03

На рис 4.40 – 4.51 зображено залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 1 при для випадку 1 та змінних вагових коефіцієнтах дій та початкових умовах, коли $x_0 = y_0 = 1$. Показники якості керування для цього випадку представлено у Табл. 4.7. Як видно з цих результатів, тільки ІА №6, 10 застосовують більше умикань РД, ніж ШІМ контролер. За показником Мон усі ІА перевищують ШІМ контролер при цьому ІА 1, 5, 6, 8-10 забезпечують кращу точність керування.

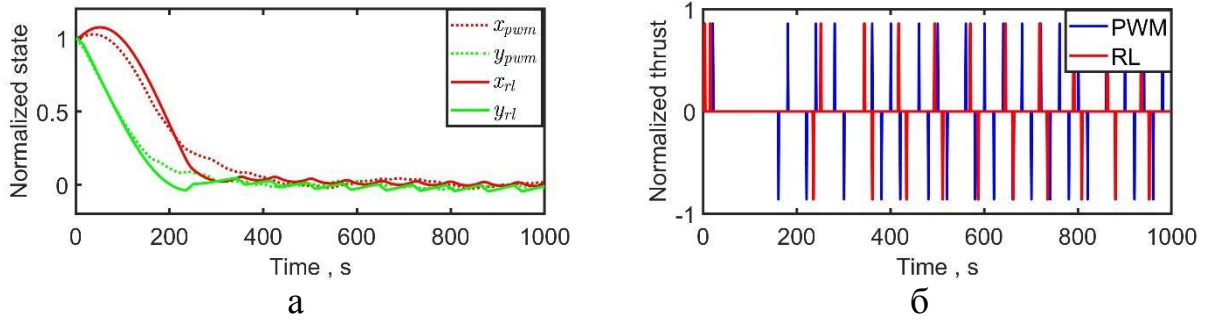


Рисунок 4.40. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.001$ та $\tilde{L}_2 = 0.0008$ (результат 1)

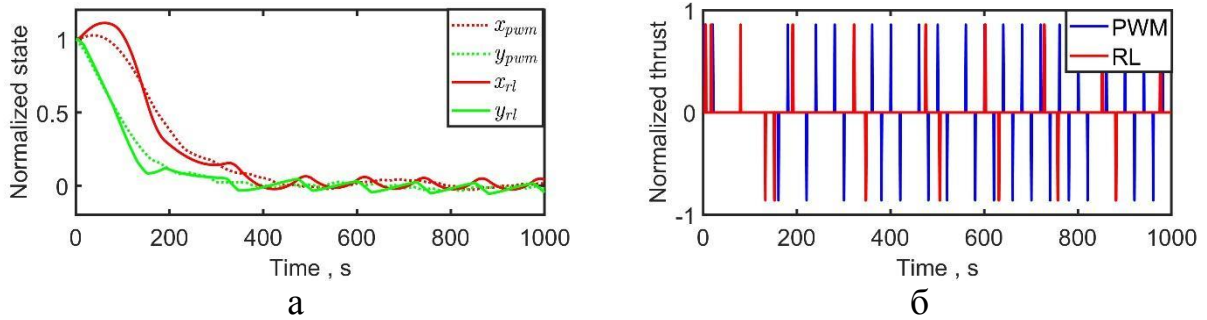


Рисунок 4.41. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.001$ та $\tilde{L}_2 = 0.0008$ (результат 1)

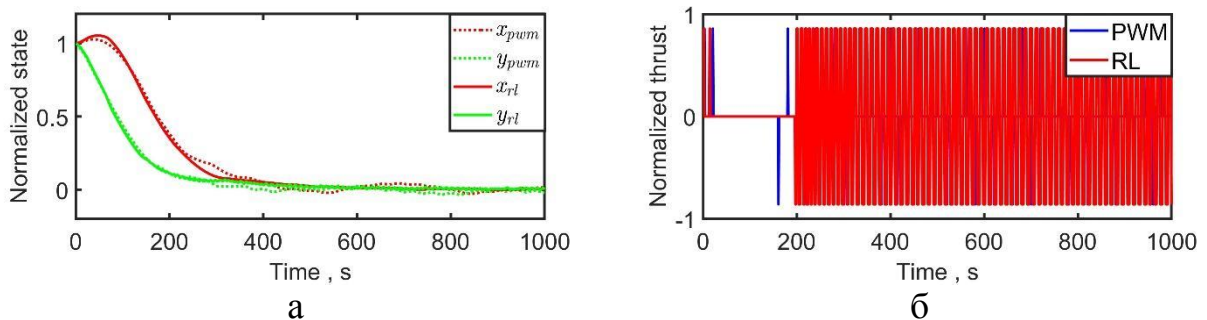


Рисунок 4.42. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.001$ та $\tilde{L}_2 = 0.0001$

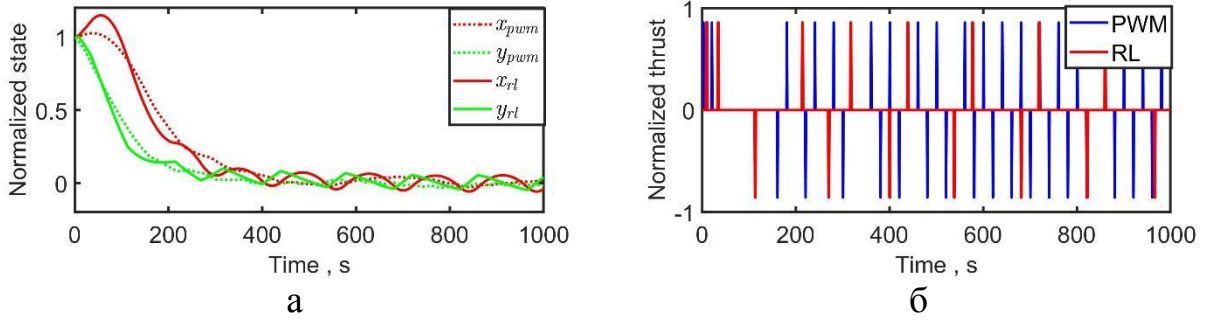


Рисунок 4.43. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0005$ та $\tilde{L}_2 = 0.00035$

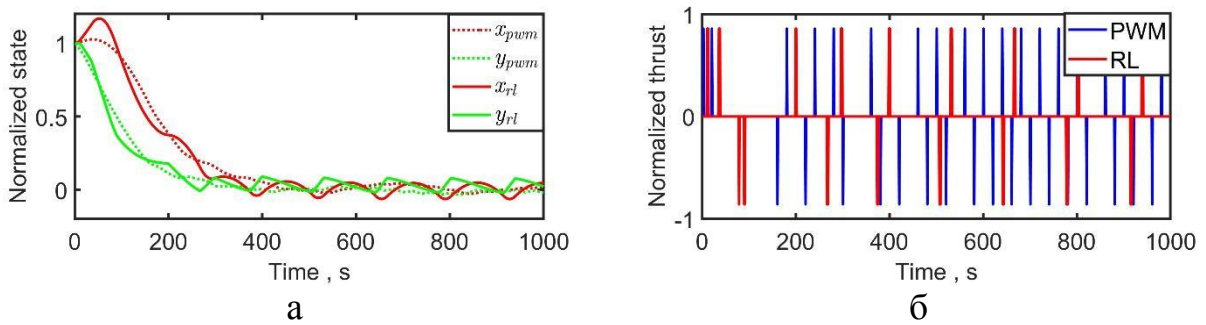


Рисунок 4.44. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0005$ та $\tilde{L}_2 = 0.0003$

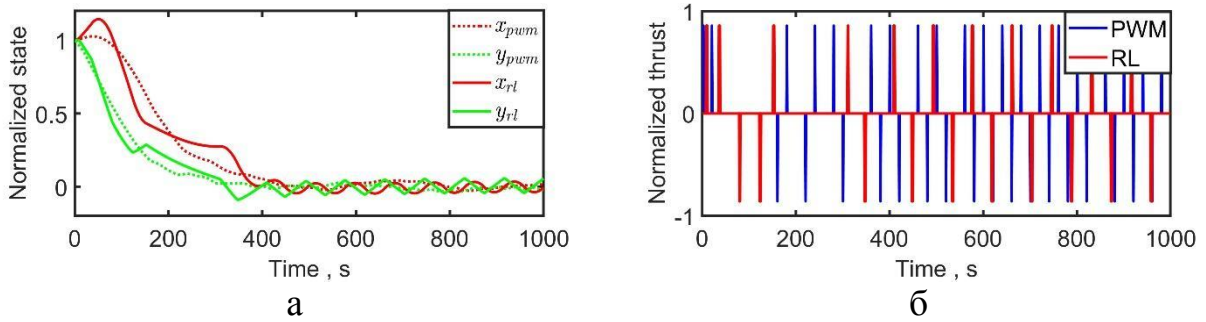


Рисунок 4.45. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0005$ та $\tilde{L}_2 = 0.00025$

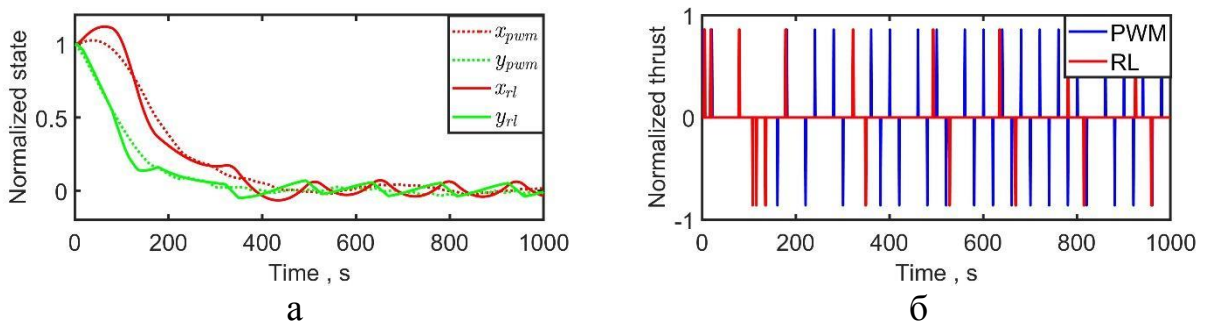


Рисунок 4.46. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0004$ та $\tilde{L}_2 = 0.0002$

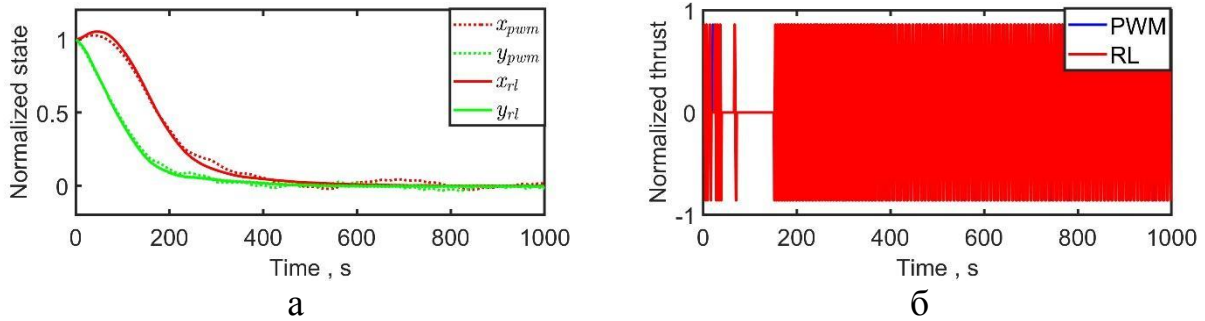


Рисунок 4.47. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0004$ та $\tilde{L}_2 = 0$

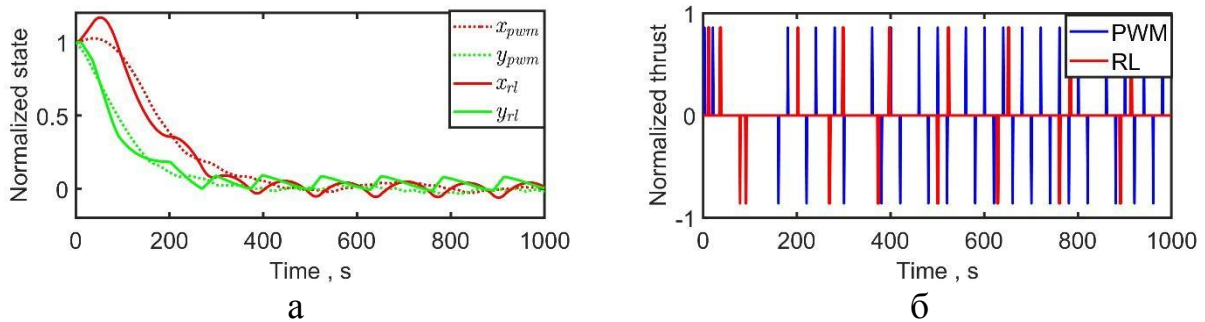


Рисунок 4.48. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0002$ та $\tilde{L}_2 = 0.0008$

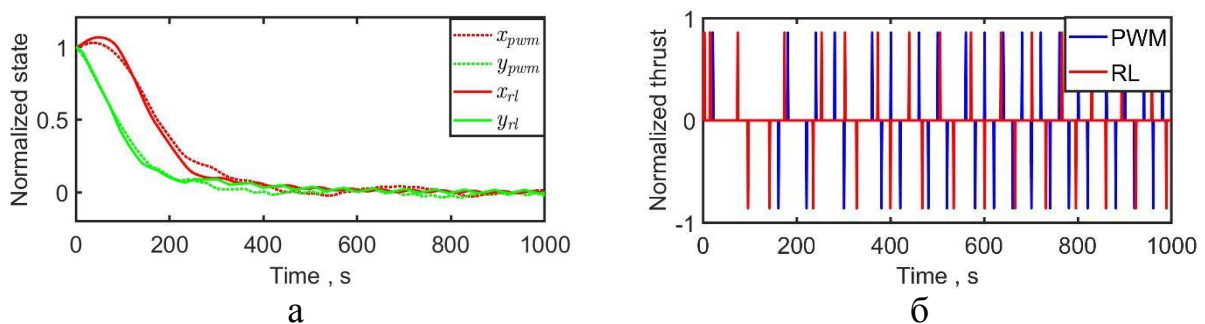


Рисунок 4.49. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0002$ та $\tilde{L}_2 = 0$

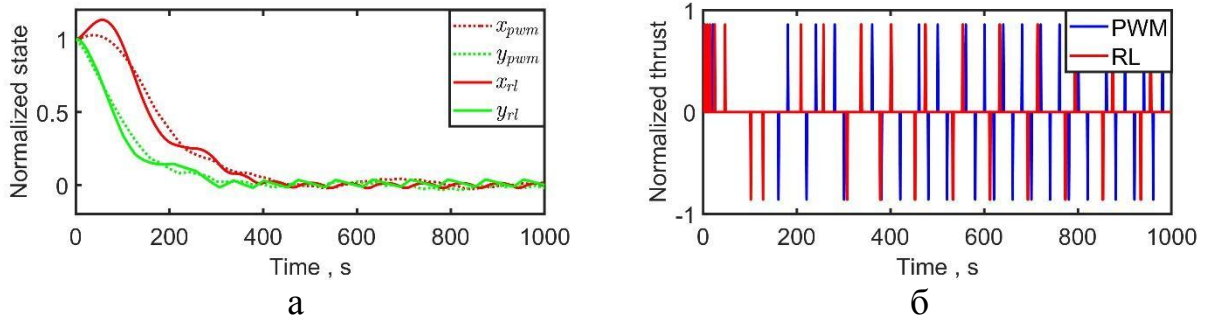


Рисунок 4.50. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0001$ та $\tilde{L}_2 = 0.00008$

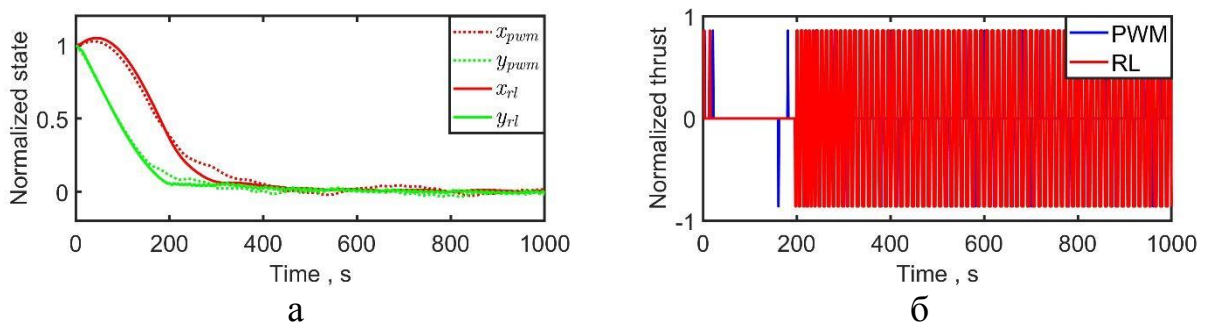


Рисунок 4.51. Залежність нормалізованого вектору стану (а) та вектору тяги РД (б) для випадку 2 при $\tilde{L}_1 = 0.0001$ та $\tilde{L}_2 = 0.00001$

Таблиця 4.7. Показники якості керування для випадку 2 та змінних вагових коефіцієнтах дій

№	$\tilde{L}_1 / \tilde{L}_2$	Кількість включень РД	Моп	Сумарний імпульс, s	Похибка		
					x	y	середня
0	PWM	37	9.03	334	4.30E-02	3.60E-02	3.95E-02
1	0.001 / 0.0008	22	17.14	377	1.80E-02	4.50E-02	3.15E-02
2	0.001 / 0.0008/2	17	16.12	274	4.90E-02	5.50E-02	5.20E-02
3	0.0005 / 0.00035	15	17.67	265	5.80E-02	5.30E-02	5.55E-02
4	0.0005 / 0.0003	17	23.65	402	6.30E-02	7.80E-02	7.05E-02
5	0.0005 / 0.00025	21	24.86	522	3.75E-02	4.10E-02	3.93E-02
6	0.0004 / 0.0	244	24.48	5974	1.40E-03	8.20E-03	4.80E-03
7	0.0002 / 0.00008	17	23.65	402	6.10E-02	8.10E-02	7.10E-02
8	0.0002 / 0.0	30	9.13	274	4.50E-03	1.70E-02	1.08E-02
9	0.0001 / 0.00008	27	14.26	385	1.90E-02	3.70E-02	2.80E-02
10	0.0001 / 0.00001	174	33.44	5818	1.10E-02	1.50E-02	1.30E-02

4.3. Висновки до розділу

1. Побудована модель відносного руху двох супутників, що описує процес керування у формі Марківського процесу прийняття рішень.

2. Продемонстровано можливість точної апроксимації оптимального керування відносним рухом КА при неповному складі виконавчих органів з використанням навчання з підкріпленням. Показано, що якість керування в цьому випадку залежить від ряду особливостей, а саме обґрунтованої структури апроксиматорів, типу оптимізаторів, а також параметрів алгоритму навчання.

3. Визначено структури нейромережевих виконавця та критика для інтелектуального агента для керування відносним рухом КА на базі методів навчання з підкріпленням.

4. Для навчання інтелектуального агента запропоновано функцію вартості зі змінними ваговими коефіцієнтами дій, що дозволяє оптимізувати кількість включень реактивних двигунів у явні форми.

5. Показано, що використання методології навчання з підкріплення дозволяє перевершити результати, що забезпечує традиційний підхід при імпульсному керуванні відносним рухом КА, з точки зору, точності керування, швидкодії, кількості включень реактивних двигунів, та витрат палива.

6. Доцільно провести дослідження робастності інтелектуального агента щодо невизначеності параметрів моделі динаміки супутників, що може бути предметом подальших досліджень.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішена актуальна науково-прикладна задача розробки моделей та методів машинного навчання для аналізу динаміки та керування супутників при видаленні космічного сміття іонним променем. Виконані у роботі дослідження дозволяють зробити наступні висновки:

1. Запропоновано використовувати нейронні мережі з повністю пов'язаними шарами для вирішення задачі визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС по інформацією про його відносне положення та орієнтацію. Продемонстровано можливість застосування ЗНМ для визначення сили факела ЕРД, що передається ОКС, з використанням його зображень. Визначено, що моделі на базі ЗНМ можуть визначити силу без попередньої інформації про відносне положення та орієнтацію ОКС. Досліджено вплив конфігурації нейромережевої моделі, а також відносного положення та орієнтації ОКС на значення помилки визначення сили. Для більшості розглянутих випадків, значення помилок визначення сили є незначними для практичного застосування. Крім того, точність таких моделей може бути підвищена шляхом збільшення її розмірності та формування більшого набору даних для навчання.

2. Продемонстрована можливість застосування ЗНМ для визначення сили факелу ЕРД, що передається ОКС, з використанням його зображень. Визначено, що моделі на базі ЗНМ можуть визначити силу без попередньої інформації про відносне положення та орієнтацію ОКС. Хоча такі моделі виявилися не такими точними у порівнянні з нейронними мережами повністю пов'язаними шарами, значення помилок є незначними для практичного використання. Крім того, точність таких моделей може бути підвищена шляхом збільшення її розмірності та формування більшого набору даних для навчання. Зазначені факти дозволяють стверджувати про те, що ЗНМ являють собою перспективний метод визначення сили для використання на борту КА

3. Для підвищення точності визначення сили за зображенням ОКС запропоновано алгоритм, який виділяє ознаки за контуром зображення ОКС.

Такий алгоритм, з однієї сторони, виділяє достатню кількість ознак для опису властивостей ОКС, а з другої, значно зменшує розмірність даних, яка надходить на вхід нейронної мережі. Розроблено модель нейронної мережі, яка використовує ознаки для визначення сили впливу на ОКС. Такий підхід забезпечує кращу точність визначення сили у порівнянні з ЗНМ.

4. Отримано оцінки обчислювальної складності запропонованих нейромережевих моделей. Ці оцінки демонструють, що нейромережеві алгоритми характеризуються меншою обчислювальною складністю у порівнянні з раніше відомими алгоритмами. Ця перевага суттєво зростає при збільшенні розмірностей моделей.

5. Запропоновані нейромережеві моделі дозволяють визначити силовий вплив значно швидше у порівнянні з методами, які використовувалися раніше, що дозволяє стверджувати про їх перспективність для використання як на борту КА, так і під час математичного моделювання місій з видалення космічного сміття.

6. Продемонстрована можливість покращення якості керування орієнтацією КА у процесі його функціонування із використанням навчання із підкріпленням. Запропонований метод дає можливість розробляти системи керування, які можуть покращувати свої характеристики у міру накопичення даних при функціонуванні конкретного об'єкта.

7. Для підвищення ефективності навчання запропоновано використовувати модель об'єкта керування. Для опису динаміки КА при навчанні з підкріпленням обрана модель, яка дозволяє поєднати переваги детермінованих та статистичних моделей та базується на понятті гаусових процесів. Така модель у порівнянні з нейромережевими моделями, по-перше, потребують суттєво меншого обсягу даних для їх уточнення, а по-друге, дозволяють застосовувати апарата функцій Ляпунова для отримання гарантій стійкості керованого руху.

8. Продемонстровано можливість точного синтезу оптимального керування відносним рухом КА при неповному складі виконавчих органів з використанням навчання з підкріпленням. Показано, що якість керування в цьому випадку залежить від ряду особливостей, а саме обґрунтованої структури апроксиматорів, типу оптимізаторів, а також параметрів алгоритму навчання.

9. Для навчання інтелектуального агента запропоновано функцію вартості зі змінними ваговими коефіцієнтами дій, що дозволяє оптимізувати кількість включень реактивних двигунів у явні форми. Визначено структури для нейромережових виконавця та критика інтелектуального агента для керування відносним рухом КА на базі методів навчання з підкріпленням.

10. Показано, що використання методології навчання з підкріплення дозволяє перевершити результати, що забезпечує традиційний підхід при імпульсному керуванні відносним рухом КА, з точки зору, точності керування, швидкодії, кількості включень реактивних двигунів, та витрат палива.

11. З практичної точки зору запропонована методологія на базі методів машинного навчання має потенціал знизити вимоги до елементів систем керування (сенсорів, виконавчих органів), відмовитись від спеціального стендового обладнання, знизити терміни та вартість розробки.

12. Є можливим покращити запропонований алгоритм керування орієнтацією КА на базі навчання з підкріпленням шляхом використання іншого методу навчання критика, наприклад, метод навчання Монте-Карло [98]. На наступних етапах роботи доцільно провести додаткові дослідження робастності інтелектуального агента при імпульсному керуванні відносним рухом КА щодо невизначеності параметрів моделі динаміки супутників.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A. A. Fokov та S. Khoroshilov, “Validation of simplified method for calculation of transmitted force from plume of electric thruster to orbital object”, *Авіац.-косм. техніка і технологія*, № 2, с. 55–66, 2016.
2. A. Alpatov, F. Cichocki, A. Fokov, S. Khoroshylov, M. Merino та A. Zakrzhevskii, “Determination of the force transmitted by an ion thruster plasma plume to an orbital object”, *Acta Astronaut.*, т. 119, с. 241–251, лют. 2016. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2015.11.020>
3. A. Alpatov, S. Khoroshylov та E. Lapkhanov, “Synthesizing an algorithm to control the angular motion of spacecraft equipped with an aeromagnetic deorbiting system”, *Eastern-Eur. J. Enterprise Technol.*, т. 1, № 5 (103), с. 37–46, лют. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.192813>
4. J. Wahl, “Active debris removal: it’s complicated”. Georgetown University Space Initiative. Дата звернення: 10 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://www.gospaceinitiative.org/contentmaster/active-debris-removal-its-complicated>
5. A. Harris, T. Teil та H. Schaub, “Spacecraft decision-making autonomy using deep reinforcement learning”, у *29th AAS/AIAA Space Flight Mech. Meet., Hawaii*, с. 1–19. [Онлайн]. Доступно: <https://hanspeterschaub.info/Papers/Harris2019.pdf>
6. A. Khosravi та P. Sarhadi, “Tuning of Pulse-Width Pulse-Frequency Modulator using PSO: An Engineering Approach to Spacecraft Attitude Controller Design”, *Automatika*, т. 57, № 1, с. 212–220, січ. 2016. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.7305/automatika.2016.07.618>
7. A. Kofford, “System and method for creating an artificial atmosphere for the removal of space debris”, *Європейський патент EP2574557A2*, 4 берез. 2013.

8. A. Ledkov та V. Aslanov, “Review of contact and contactless active space debris removal approaches”, *Prog. Aerosp. Sci.*, т. 134, с. 100858, жовт. 2022. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2022.100858>
9. A. Lemaître, “Space debris: from LEO to GEO”, у *Satellite Dynamics and Space Missions*. Cham: Springer Int. Publishing, 2019, с. 115–157. Дата звернення: 6 серп. 2023. [Онлайн]. Доступно: https://doi.org/10.1007/978-3-030-20633-8_3
10. A. M. Bradley та L. M. Wein, “Space debris: Assessing risk and responsibility”, *Advances Space Res.*, т. 43, № 9, с. 1372–1390, трав. 2009. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2009.02.006>
11. A. P. Alpatov, S. V. S.V. Khoroshylov та A. I. Maslova, Contactless de-orbiting of space debris by the ion beam. *Dynamics and Control. Akademperiodyka*, 2019. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/akademperiodyka.383.170>
12. A. P. Savchuk, A. A. Fokov та A. P. Alpatov, “Determination of optimal position of ion beam shepherd with respect to space debris object”, *Tech. Mechanics*, № 2, с. 37–48, 2015.
13. A. Russo та G. Lax, “Using artificial intelligence for space challenges: a survey”, *Appl. Sci.*, т. 12, № 10, с. 5106, трав. 2022. Дата звернення: 6 серп. 2023. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/app12105106>
14. A. Sallab, M. Abdou, E. Perot та S. Yogamani, “Deep Reinforcement Learning framework for Autonomous Driving”, *Electron. Imag.*, т. 2017, № 19, с. 70–76, січ. 2017. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2352/issn.2470-1173.2017.19.avm-023>
15. A. Scorsoglio, A. D’Ambrosio, L. Ghilardi, B. Gaudet, F. Curti та R. Furfaro, “Image-Based Deep Reinforcement Meta-Learning for Autonomous Lunar

Landing”, *J. Spacecraft Rockets*, с. 1–13, лип. 2021. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/1.a35072>

16. A. Valluri. “Terranova: eliminating space debris using AI algorithms”. <https://medium.com/>. [Онлайн]. Доступно: <https://medium.com/@ahir.valluri/terranova-eliminating-space-debris-using-ai-algorithms-55fe5835d709>

17. A. Voulodimos, N. Doulamis, A. Doulamis та E. Protopapadakis, “Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review”, *Comput. Intell. Neurosci.*, т. 2018, с. 1–13, 2018. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1155/2018/7068349>

18. A. Y. Ng та ін., “Autonomous Inverted Helicopter Flight via Reinforcement Learning”, у *Springer Tracts in Advanced Robotics*. Berlin, Heidelberg: Springer Berl. Heidelb., 2006, с. 363–372. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: https://doi.org/10.1007/11552246_35

19. B. Gaudet та R. Furfaro, “Adaptive pinpoint and fuel efficient Mars landing using reinforcement learning”, *IEEE/CAA J. Automatica Sinica*, т. 1, № 4, с. 397–411, жовт. 2014. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/jas.2014.7004667>

20. B. Gaudet та R. Furfaro, “Robust Spacecraft Hovering Near Small Bodies in Environments with Unknown Dynamics Using Reinforcement Learning”, у *AIAA/AAS Astrodyn. Specialist Conf.*, Minneapolis, Minnesota. Reston, Virginia: Amer. Inst. Aeronaut. Astronaut., 2012. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/6.2012-5072>

21. B. Gaudet, R. Furfaro та R. Linares, “Reinforcement meta-learning for angle-only intercept guidance of maneuvering targets”, у *AIAA Scitech 2020 Forum*. Amer. Inst. Aeronaut. Astronaut. Inc, AIAA. 2020, с. 1–16. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/6.2020-0609>

22. B. Gaudet, R. Linares та R. Furfaro, “Adaptive guidance and integrated navigation with reinforcement meta-learning”, *Acta Astronaut.*, т. 169, с. 180–190,

квіт. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2020.01.007>

23. B. Gaudet, R. Linares та R. Furfaro, “Terminal adaptive guidance via reinforcement meta-learning: Applications to autonomous asteroid close-proximity operations”, *Acta Astronaut.*, т. 171, с. 1–13, чер. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2020.02.036>

24. B. Gaudet, R. Linares та R. Furfaro. “Seeker based Adaptive Guidance via Reinforcement Meta-Learning Applied to Asteroid Close Proximity Operations”. [Онлайн]. Доступно: <https://arxiv.org/abs/1907.06098>

25. B. Gaudet, R. Linares та R. Furfaro, “Six degree-of-freedom body-fixed hovering over unmapped asteroids via LIDAR altimetry and reinforcement meta-learning”, *Acta Astronaut.*, т. 172, с. 90–99, лип. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2020.03.026>

26. B. Li та R. Venkatesan, *Convolutional Neural Networks in Visual Computing: A Concise Guide*. Taylor Francis Group, 2017

27. B. Li, J. Huang, Y. Feng, F. Wang та J. Sang, “A Machine Learning-Based Approach for Improved Orbit Predictions of LEO Space Debris With Sparse Tracking Data From a Single Station”, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, т. 56, № 6, с. 4253–4268, груд. 2020. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/taes.2020.2989067>

28. B. Mehlig, “Stochastic Gradient Descent”, у *Machine Learning with Neural Networks*. Cambridge Univ. Press, 2021, с. 96–113. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1017/9781108860604.006>

29. C. Bombardelli та J. Pelaez, “Ion beam shepherd for contactless space debris removal”, *J. Guid., Control, Dyn.*, т. 34, № 3, с. 916–920, трав. 2011. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/1.51832>

30. C. Bombardelli, H. Urrutxua, M. Merino, E. Ahedo та J. Pelaez, “Relative dynamics and control of an ion beam shepherd satellite”, *Advances Astronautical Sci.*, № 143, с. 2145–2158, 2012

31. C. E. Oestreich, R. Linares та R. Gondhalekar, “Autonomous Six-Degree-of-Freedom Spacecraft Docking with Rotating Targets via Reinforcement Learning”, *J. Aerosp. Inf. Syst.*, с. 1–12, квіт. 2021. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/1.i010914>
32. C. J. C. H. Watkins та P. Dayan, “Q-learning”, *Mach. Learn.*, т. 8, № 3–4, с. 279–292, трав. 1992. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/bf00992698>
33. C. Pardini та L. Anselmo, “Environmental sustainability of large satellite constellations in low earth orbit”, *Acta Astronaut.*, т. 170, с. 27–36, трав. 2020. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2020.01.016>
34. C. P. Mark та S. Kamath, “Review of active space debris removal methods”, *Space Policy*, т. 47, с. 194–206, лют. 2019. Дата звернення: 6 серп. 2023. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.spacepol.2018.12.005>
35. C. R. Phipps та ін., “Removing orbital debris with lasers”, *Advances Space Res.*, т. 49, № 9, с. 1283–1300, трав. 2012. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2012.02.003>
36. C. Sánchez-Sánchez та D. Izzo, “Real-Time Optimal Control via Deep Neural Networks: Study on Landing Problems”, *J. Guid., Control, Dyn.*, т. 41, № 5, с. 1122–1135, трав. 2018. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/1.g002357>
37. C.-W. Huang та T.-Y. Shih, “On the complexity of point-in-polygon algorithms”, *Comput. & Geosci.*, т. 23, № 1, с. 109–118, лют. 1997. Дата звернення: 26 серп. 2023. [Онлайн]. Доступно: [https://doi.org/10.1016/s0098-3004\(96\)00071-4](https://doi.org/10.1016/s0098-3004(96)00071-4)
38. D. Izzo, M. Märten та B. Pan, “A survey on artificial intelligence trends in spacecraft guidance dynamics and control”, *Astrodynamics*, т. 3, № 4, с. 287–299, лип. 2019. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/s42064-018-0053-6>

39. D. J. Kessler, P. D. Anz-Meador та M. J. Matney, “Space debris”, *Int. Astronomical Union Colloq.*, т. 150, с. 201–208, 1996. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1017/s0252921100501547>
40. D. J. Lary, “Artificial intelligence in Aerospace”, у *Aerospace Technologies Advancements*. 2010, с. 492
41. D. M. Chan та A.-a. Agha-mohammadi, “Autonomous Imaging and Mapping of Small Bodies Using Deep Reinforcement Learning”, у *2019 IEEE Aerosp. Conf., Big Sky, MT, USA, 2–9 берез. 2019*. IEEE, 2019. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/aero.2019.8742147>
42. D. P. Kingma та J. Ba. “Adam: A Method for Stochastic Optimization”. *arXiv:1412.6980*. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>
43. D. Silver та ін., “Mastering the game of Go without human knowledge”, *Nature*, т. 550, № 7676, с. 354–359, жовт. 2017. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1038/nature24270>
44. D. Snelling, E. Devereux, N. Payne та M. Nuckley, “Innovation in planning space debris removal missions using artificial intelligence and quantum-inspired computing”, у *8th Eur. Conf. Space DebrisAt: ESA/ESOC, Darmstadt, Germany*. 2021
45. D. Steinkraus, I. Buck та P. Y. Simard, “Using GPUs for machine learning algorithms”, у *Eighth Int. Conf. Document Anal. Recognit. (ICDAR'05)*, Seoul, South Korea, 1 верес. 2005. IEEE, 2005. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/icdar.2005.251>
46. D. Vansia, “Role of AI (Artificial Intelligence) in Space Debris Management”, *Int. J. Novel Res. Develop.*, т. 8, № 7, с. 287–293, лип. 2023
47. D. Wright, “Space debris”, *Phys. Today*, т. 60, № 10, с. 35–40, жовт. 2007. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1063/1.2800252>
48. E. Ahedo, M. Merino, C. Bombardelli, H. Urrutxua, J. Pelaez та L. Summerer, “Space debris removal with an ion beam shepherd satellite: Target-plasma

interaction”, у 47th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conf. Exhibit, San Diego, California. Reston, Virginia: Amer. Inst. Aeronaut. Astronaut., 2011. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/6.2011-6142>

49. E. Theodorou, J. Buchli та S. Schaal, “Reinforcement learning of motor skills in high dimensions: A path integral approach”, у 2010 IEEE Int. Conf. Robot. Automat. (ICRA 2010), Anchorage, AK, 3–7 трав. 2010. IEEE, 2010. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/robot.2010.5509336>

50. F. Berkenkamp, M. Matteo, A. P. Schoellig та A. Krause, “Safe Model-based Reinforcement Learning with Stability Guarantees”, у 31st Conf. Neural Inf. Process. Syst. (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA. 2017, с. 1–11

51. F. Bernelli-Zazzera, P. Mantegazza та V. Nurzia, “Multi-Pulse-Width Modulated Control of Linear Systems”, J. Guid., Control, Dyn., т. 21, № 1, с. 64–70, січ. 1998. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/2.4198>

52. F. Cichocki, M. Merino та E. Ahedo, “Spacecraft-plasma-debris interaction in an ion beam shepherd mission”, Acta Astronaut., т. 146, с. 216–227, трав. 2018. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2018.02.030>

53. F. Cichocki, M. Merino, D. Feili та E. Ahedo, “Electric Propulsion Subsystem Optimization for Ion-Beam Shepherd missions”, у 34th International Electric Propulsion Conference, чер. 2015. Joint Conference of 30th ISTS, 34th IEPC and 6th NSAT, Hyogo-Kobe, Japan, July 4-10, 2015, с. 1–14.

54. G. Cybenko, “Approximation by superpositions of a sigmoidal function”, Math. Control, Signals, Syst., т. 5, № 4, с. 455, груд. 1992. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/bf02134016>

55. G. Endo, J. Morimoto, T. Matsubara, J. Nakanishi та G. Cheng, “Learning CPG-based Biped Locomotion with a Policy Gradient Method: Application to a Humanoid Robot”, Int. J. Robot. Res., т. 27, № 2, с. 213–228, лют.

2008. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1177/0278364907084980>

56. G. Song, N. V. Buck та B. N. Agrawal, “Spacecraft Vibration Reduction Using Pulse-Width Pulse-Frequency Modulated Input Shaper”, *J. Guid., Control, Дун.*, т. 22, № 3, с. 433–440, трав. 1999. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/2.4415>

57. G. Viavattene, E. Devereux, D. Snelling, N. Payne, S. Wokes та M. Ceriotti, “Design of multiple space debris removal missions using machine learning”, *Acta Astronaut.*, т. 193, с. 277–286, квіт. 2022. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2021.12.051>

58. H. A. Pierson та M. S. Gashler, “Deep learning in robotics: a review of recent research”, *Adv. Robot.*, т. 31, № 16, с. 821–835, серп. 2017. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1080/01691864.2017.1365009>

59. H. Cowardin. “Orbital debris quarterly news, February 2024 - NASA technical reports server (NTRS)”. *NASA Technical Reports Server (NTRS)*. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://ntrs.nasa.gov/citations/20240001080>

60. H. G. Lewis, “Understanding long-term orbital debris population dynamics”, *J. Space Saf. Eng.*, т. 7, № 3, с. 164–170, верес. 2020. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.jsse.2020.06.006>

61. H. Nakima та M. R. Emami, “Assessment of active methods for removal of LEO debris”, *Acta Astronaut.*, т. 144, с. 225–243, берез. 2018. Дата звернення: 6 серп. 2023. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2017.12.036>

62. H. Urrutxua, C. Bombardelli та J. M. Hedo, “A preliminary design procedure for an ion-beam shepherd mission”, *Aerosp. Sci. Technol.*, т. 88, с. 421–435, трав. 2019. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2019.03.038>

63. I. H. Sarker, “Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions”, *SN Comput. Sci.*, т. 2, № 3, берез. 2021. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>
64. J. Canny, “A Computational Approach to Edge Detection”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, РАМІ-8, № 6, с. 679–698, листоп. 1986. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/tpami.1986.4767851>
65. J. D. Biggs та H. Fournier, “Neural-Network-Based Optimal Attitude Control Using Four Impulsive Thrusters”, *J. Guid., Control, Dyn.*, т. 43, № 2, с. 299–309, лют. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/1.g004226>
66. J. Flusser та T. Suk, “A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, т. 32, № 2, с. 382–387, берез. 1994. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/36.295052>
67. J. Foust. “NASA study assesses costs and benefits of orbital debris removal”. *SpaceNews*. Дата звернення: 10 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://spacenews.com/nasa-study-assess-costs-and-benefits-of-orbital-debris-removal/>
68. J. G. Elkins, R. Sood та C. Rumpf, “Autonomous spacecraft attitude control using deep reinforcement learning”, у *71st International Astronautical Congr. (IAC)*, CyberSpace Ed., 12–14 жовт. 2020. с. 1–13. [Онлайн]. Доступно: https://ntrs.nasa.gov/api/citations/20205008891/downloads/elkins_iaac_RLADCS_v2_2_reformat.pdf
69. J. Kober, J. A. Bagnell та J. Peters, “Reinforcement learning in robotics: A survey”, *Int. J. Robot. Res.*, т. 32, № 11, с. 1238–1274, серп. 2013. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1177/0278364913495721>

70. J.-N. Juang, Applied system identification. Englewood Cliffs, N.J: Prentice Hall, 1994
71. J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford та О. Klimov. “Proximal Policy Optimization Algorithms”. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347>. [Онлайн]. Доступно: <https://arxiv.org/abs/1707.06347>
72. J. Vedant, J. T. Allison, M. Wesr та A. Ghosh, “Reinforcement learning for spacecraft attitude control”, у Inter- nat. Astronautical Congr., Internat. Astronautical Federation, Washington D.C., USA, 21–25 жовт. 2019. с. 1–10
73. J. Yang, Y. H. Hu, Y. Liu, X. Hou та Q. Pan, “On the Application of Reinforcement Learning in Multi-debris Active Removal Mission Planning”, у 2019 IEEE 28th Int. Symp. Ind. Electron. (ISIE), Vancouver, BC, Canada, 12–14 черв. 2019. IEEE, 2019. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/isie.2019.8781167>
74. K. Hornik, “Approximation capabilities of multilayer feedforward networks”, Neural Netw., т. 4, № 2, с. 251–257, 1991. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(91\)90009-t](https://doi.org/10.1016/0893-6080(91)90009-t)
75. K. Novell та S. Ulrich, “On deep reinforcement learning for spacecraft guidance”, у AIAA SciTech Forum, 6–10 лип. 2020. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/6.2020-1600>
76. K. J. Astrom та B. Wittenmark, Adaptive Control: Second Edition, 2-ге вид. Dover, 2008
77. K. Xu, F. Wu та J. Zhao, “Model-based deep reinforcement learning with heuristic search for satellite attitude control”, Ind. Robot: int. j. robot. res. application, т. 46, № 3, с. 415–420, трав. 2019. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1108/ir-05-2018-0086>
78. K. Zhou, Robust and optimal control. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 1996

79. L. Perek, “Space debris and the world community”, *Space Policy*, т. 7, № 1, с. 9–12, лют. 1991. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: [https://doi.org/10.1016/0265-9646\(91\)90041-f](https://doi.org/10.1016/0265-9646(91)90041-f)
80. L. Yao та Z. Chang-yin, “The Basic Shape Classification of Space Debris with Light Curves”, *Chin. Astron. Astrophys.*, т. 45, № 2, с. 190–208, квіт. 2021. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.chinastron.2021.05.005>
81. M. G. Shirobokov та S. P. Trofimov, “Formation control in low-Earth orbits by means of machine learning methods”, *Keldysh Inst. Preprints*, № 19, с. 1–32, 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.20948/prepr-2020-19>
82. Ming-Kuei Hu, “Visual pattern recognition by moment invariants”, *IEEE Trans. Inf. Theory*, т. 8, № 2, с. 179–187, лют. 1962. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/tit.1962.1057692>
83. M. Mejía-Kaiser, “IADC space debris mitigation guidelines”, у *The Geostationary Ring*. Brill | Nijhoff, 2020, с. 381–389. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: https://doi.org/10.1163/9789004411029_014
84. M. Merino, F. Cichocki та E. Ahedo, “A collisionless plasma thruster plume expansion model”, *Plasma Sources Sci. Technol.*, т. 24, № 3, с. 035006, квіт. 2015. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1088/0963-0252/24/3/035006>
85. M. O. Redka та S. V. Khoroshylov, “Determination of the force impact of an ion thruster plume on an orbital object via deep learning”, *Kosmicna Nauka I Tehnol.*, т. 28, № 5, с. 15–26, жовт. 2022. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.015>
86. M. O. Redka, “Determination of the force exerted by an ion beam on a space debris object from the edges of its images using deep learning”, *Tech. mechanics*, т. 2023, № 2, с. 51–63, черв. 2023. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/itm2023.02.051>

87. M. Redka та С. Khoroshylov, “Convolutional neural networks for determining the ion beam impact on a space debris object”, *Sci. Innov.*, т. 19, № 6, с. 19–30, груд. 2023. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/scine19.06.019>

88. M. Shan, J. Guo та E. Gill, “Review and comparison of active space debris capturing and removal methods”, *Prog. Aerosp. Sci.*, т. 80, с. 18–32, січ. 2016. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2015.11.001>

89. N. B. LaFarge, D. Miller, K. C. Howell та R. Linares, “Guidance for Closed-Loop Transfers using Reinforcement Learning with Application to Libration Point Orbits”, у *AIAA Scitech 2020 Forum*, Orlando, FL. Reston, Virginia: Amer. Inst. Aeronaut. Astronaut., 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/6.2020-0458>

90. N. Takeichi, “Practical Operation Strategy for Deorbit of an Electrodynamic Tethered System”, *J. Spacecraft Rockets*, т. 43, № 6, с. 1283–1288, листоп. 2006. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/1.19635>

91. P. Zarchan, *Tactical and strategic missile guidance*. Washington, DC: Amer. Inst. Aeronaut. Astronaut., 1990

92. R. Afshar та S. Lu, “Classification and Recognition of Space Debris and Its Pose Estimation Based on Deep Learning of CNNs”, у *Communications in Computer and Information Science*. Cham: Springer Int. Publishing, 2020, с. 605–613. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: https://doi.org/10.1007/978-3-030-50726-8_79

93. R. Colpari та ін., “Conceptual analysis for a technology demonstration mission of the ion beam shepherds”, *CEAS Space J.*, лип. 2022. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/s12567-022-00464-x>

94. R. D. Robinett, G. G. Parker, H. Schaub та J. L. Junkins, “Lyapunov Optimal Saturated Control for Nonlinear Systems”, *J. Guid., Control, Dyn.*, т. 20, №

6, с. 1083–1088, листоп. 1997. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн].
Доступно: <https://doi.org/10.2514/2.4189>

95. R. Furfaro, J. Simo, B. Gaudet та D. R. Wibben, “Neural-based trajectory shaping approach for terminal planetary pinpoint guidance”, у *AAS/AIAA Astrodyn. Specialist Conf.*, Hilton Head. 2013, с. 1–18. [Онлайн]. Доступно: https://www.researchgate.net/publication/269411461_Neural-Based_Trajectory_Shaping_Approach_for_Terminal_Planetary_Pinpoint_Guidance

96. R. Linares, R. Furfaro та V. Reddy, “Space Objects Classification via Light-Curve Measurements Using Deep Convolutional Neural Networks”, *J. Astronautical Sci.*, т. 67, № 3, с. 1063–1091, берез. 2020. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/s40295-019-00208-w>

97. R. R. Santos, D. A. Rade та I. M. da Fonseca, “A machine learning strategy for optimal path planning of space robotic manipulator in on-orbit servicing”, *Acta Astronaut.*, т. 191, с. 41–54, лют. 2022. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2021.10.031>

98. R. S. Sutton та A. G. Barto, “Reinforcement learning: An introduction”, *IEEE Trans. Neural Netw.*, т. 9, № 5, с. 1054, верес. 1998. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/tnn.1998.712192>

99. S. A. Dudani, K. J. Breeding та R. B. McGhee, “Aircraft Identification by Moment Invariants”, *IEEE Trans. Comput.*, т. C-26, № 1, с. 39–46, січ. 1977. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/tc.1977.5009272>

100. S. Fujimoto, H. V. Hoof та D. Meger, “Addressing function approximation error in actor-critic methods”, у *Int. Conf. Mach. Learn.*, PMLR. с. 1587–1596. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.09477>

101. S. J. Russell, *Artificial intelligence: A modern approach*, 2-ге вид. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall/Pearson Educ., 2003

102. S. Kawamoto, N. Nagaoka, T. Sato та T. Hanada, “Impact on collision probability by post mission disposal and active debris removal”, *J. Space Saf. Eng.*, т.

7, № 3, с. 178–191, верес. 2020. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн].
Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.jsse.2020.07.012>

103. S. Koizumi та ін., “Development of attitude sensor using deep learning”, у AIAA/USU Conf. Small Satell., AIAA, Session 7: Adv. Concepts II. 2018. [Онлайн]. Доступно: <https://digitalcommons.usu.edu/smallsat/2018/all2018/456/>

104. S. Marsland, “Gaussian Processes”, у Machine Learning. Chapman Hall/CRC, 2014, с. 395–414. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1201/b17476-18>

105. S. P. Sethi, “Stochastic Optimal Control”, у Optimal Control Theory. Cham: Springer Int. Publishing, 2018, с. 365–384. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: https://doi.org/10.1007/978-3-319-98237-3_12

106. S. V. Khoroshilov та М. О. Redka, “Intelligent control of spacecraft attitude using reinforcement leaning”, Tech. mechanics, т. 2019, № 4, с. 29–43, листоп. 2019. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/itm2019.04.029>

107. S. V. Khoroshylov та М. О. Redka, “Application of reinforcement learning for spacecraft handling”, у Comput. model. optim. complex syst., Dnipro. 2019, с. 150–151.

108. S. V. Khoroshylov та М. О. Redka, “Control of a spacecraft using artificial intelligence”, у Cosmic technol.: present future, Dnipro. 2019, с. 63.

109. S. V. Khoroshylov та М. О. Redka, “Control of a spacecraft using reinforcement learning”, у Inf. technol. metal- lurgy mech. eng., Dnipro. с. 132.

110. S. V. Khoroshylov та М. О. Redka, “Deep learning for spacecraft guidance, navigation, and control”, Kosmicna Nauka I Tehnol., т. 27, № 6, с. 38–52, 2021. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/knit2021.06.038>

111. S. V. Khoroshylov та М. О. Redka, “Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning”, Tech. mechanics, т. 2020, №

4, с. 43–54, груд. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/itm2020.04.043>

112. S. V. Khoroshylov, “Relative Motion Control System of Spacecraft for Contactless Space Debris Removal”, *Nauka Ta Innovacii*, т. 14, № 4, с. 5–17, лип. 2018. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15407/scin14.04.005>

113. S. Willis, D. Izzo та D. Hennes, “Reinforcement learning for spacecraft maneuvering near small bodies”, *Adv. Astronaut. Sci.*, т. 158, с. 1351–1368, 2016. [Онлайн]. Доступно: <https://www.esa.int/gsp/ACT/doc/MAD/pub/ACT-RPR-MAD-2016-NAPA-HoveringOnSmallBodies.pdf>

114. T. C. Anthony, B. Wie та S. Carroll, “Pulse-modulated control synthesis for a flexible spacecraft”, *J. Guid., Control, Dyn.*, т. 13, № 6, с. 1014–1022, листоп. 1990. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/3.20574>

115. T. Ieko, Y. Ochi та K. Kanai, “New Design Method for Pulse-Width Modulation Control Systems via Digital Redesign”, *J. Guid., Control, Dyn.*, т. 22, № 1, с. 123–128, січ. 1999. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.2514/2.4358>

116. T. Mitchell, B. Buchanan, G. DeJong, T. Dietterich, P. Rosenbloom та A. Waibel, “Machine Learning”, *Annu. Rev. Comput. Sci.*, т. 4, № 1, с. 417–433, черв. 1990. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1146/annurev.cs.04.060190.002221>

117. T. Yamamoto, J. Matsumoto, H. Okamoto, R. Yoshida, C. Hoshino та K. Yamanaka, “Pave the way for active debris removal realization: JAXA commercial removal of debris demonstration”, *Proc. 8th Eur. Conf. Space Debris (Virtual)*, Darmstadt, Germany, 20–23 April 2021, 2021

118. T. Young, D. Hazarika, S. Poria та E. Cambria, “Recent Trends in Deep Learning Based Natural Language Processing [Review Article]”, *IEEE Comput.*

Intell. Mag., т. 13, № 3, с. 55–75, серп. 2018. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/mci.2018.2840738>

119. U. Michelucci, “Feedforward Neural Networks”, у *Applied Deep Learning*. Berkeley, CA: Apress, 2018, с. 83–136. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3790-8_3

120. V. Mnih та ін., “Asynchronous Methods for Deep Reinforcement Learning”, *ArXiv*, 2016, ст. № 1602.01783. [Онлайн]. Доступно: <https://arxiv.org/abs/1602.01783>

121. W. Meng, Q. Zheng, G. Pan та Y. Yin, “Off-Policy Proximal Policy Optimization”, *Proc. AAAI Conf. Artif. Intell.*, т. 37, № 8, с. 9162–9170, черв. 2023. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1609/aaai.v37i8.26099>

122. X. Glorot та Y. Bengio, “Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks”, у *Proc. Thirteenth Int. Conf. Artif. Intell. Statist.* 2010, с. 249–256. [Онлайн]. Доступно: <https://proceedings.mlr.press/v9/glorot10a.html>

123. X. Xu та A. G. Constantinides, “Practical issues concerning moment invariants”, *J. Syst. Eng. Electron.*, т. 7, № 1, с. 43–57, 1996

124. X. X. Zhu та ін., “Deep Learning in Remote Sensing: A Comprehensive Review and List of Resources”, *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.*, т. 5, № 4, с. 8–36, груд. 2017. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/mgrs.2017.2762307>

125. Y. Bengio, A. Courville та I. Goodfellow, *Deep Learning*. MIT Press, 2016

126. Y. Huang, S. Li та J. Sun, “Mars entry fault-tolerant control via neural network and structure adaptive model inversion”, *Advances Space Res.*, т. 63, № 1, с. 557–571, січ. 2019. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.09.016>

127. Y. LeCun та ін., “Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition”, *Neural Comput.*, т. 1, № 4, с. 541–551, груд. 1989. Дата звернення: 14 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.541>

128. Y. Wang, Z. Ma, Y. Yang та Z. Wang, “A New Spacecraft Attitude Stabilization Mechanism Using Deep Reinforcement Learning Method”, у 8th eur. conf. aeronaut. space sci. (EUCASS). 2019, с. 1–13. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.13009/EUCASS2019-33>

129. Z. Ma, Y. Wang, Y. Yang, Z. Wang, L. Tang та S. Ackland, “Reinforcement Learning-Based Satellite Attitude Stabilization Method for Non-Cooperative Target Capturing”, *Sensors*, т. 18, № 12, с. 4331, груд. 2018. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/s18124331>

130. Z. Zhang, X. Li, J. An, W. Man та G. Zhang, “Model-Free Attitude Control of Spacecraft Based on PID-Guide TD3 Algorithm”, *Int. J. Aerosp. Eng.*, т. 2020, с. 1–13, груд. 2020. Дата звернення: 15 лип. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1155/2020/8874619>

ДОДАТОК А

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

1. Хорошилов С. В., Редька М. О. Глибоке навчання для навігації, наведення та керування в космосі / Хорошилов С. В., Редька М. О. // Журнал «Космічна наука і технологія». – 2021. – 27, № 6 (133). – С. 38-52 (Scopus, Web of Science).

2. Редька М. О., Хорошилов С. В. Визначення силового впливу факела іонного двигуна на орбітальний об'єкт за допомогою глибинного навчання / Редька М. О., Хорошилов С. В. // Журнал Космічна наука і технологія. 2022. Т. 28. № 5 (Scopus, Web of Science).

3. Редька, М.О., Хорошилов, С.В. Згорткові нейронні мережі для визначення впливу іонного променя на об'єкт космічного сміття / Редька, М.О., Хорошилов, С. В. // Science and Innovation, 2023. 19(6), 19–30 (Scopus, Web of Science).

4. Хорошилов С. В., Редька М. О. Інтелектуальне керування орієнтацією космічних апаратів із використанням навчання з підкріпленням // Журнал «Технічна механіка» № 4, 2019 р. – ІТМ НАНУ і ДКАУ – Дніпро (фахове видання категорії Б).

5. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning // Журнал «Технічна механіка» № 4, 2020 р. – ІТМ НАНУ і ДКАУ – Дніпро (фахове видання категорії Б).

6. Редька М. О. Визначення сили впливу іонного променя на об'єкт космічного сміття по контурах його зображень з використанням глибокого навчання / М. О. Редька // Технічна механіка. – №2, с. 51 – 63. – 2023 (фахове видання категорії Б).

Опубліковані праці апробаційного характеру:

7. Редька М. О., Хорошилов С. В., Керування рухом космічних апаратів з використанням навчання з підкріпленням – Матеріали X

Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні», – Дніпро, 2019.

8. Редька М. О., Хорошилов С. В., Керування рухом космічних апаратів з використанням штучного інтелекту – Матеріали VII міжнародної конференції «Космічні технології: теперішнє і майбутнє», – Дніпро, 2019.

9. Редька М. О., Хорошилов С. В. Застосування навчання з підкріпленням для керування орієнтацією космічних апаратів. – VI Міжнародна науково-технічна конференція «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем», м. Дніпро, листопад 2020.

10. Редька М. О., Хорошилов С. В. Застосування навчання з підкріпленням для керування відносним рухом космічного апарату з неповним складом виконавчих органів. – Матеріали науково-практичної інтернет-конференції «Космічні горизонти», м. Дніпро, 1-3 червня 2021 р.

11. Redka M. O. Relative control of an underactuated spacecraft using reinforcement learning / M. O. Redka, S. V. Khoroshylov // Матеріали VII Міжнародної науково-технічної конференції «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем». – 3-5 листопада 2021, м. Дніпро. – С. 142-143.

12. Редька М. О. Визначення впливу факелу іонного двигуна на орбітальний об'єкт з використанням глибинного навчання / М. О. Редька, С. В. Хорошилов // Матеріали XXIV міжнародної науково-практичної конференції «Людина і космос». – 25-27 травня 2022, м. Дніпро.

13. Редька М. О., Хорошилов С. В. Deep learning for determination of the ion beam impact on a space debris object – Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології та моделювання – 2022». – 16 грудня 2022, м. Івано-Франківськ.

14. Редька М. О., Хорошилов С. В. Deep learning for space debris removal – Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» 22 березня 2023, Дніпро.

ДОДАТОК Б

РЕЗУЛЬТАТИ ВАЛІДАЦІЇ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ
ВИЗНАЧЕННЯ СИЛИ ВПЛИВУ ФАКЕЛУ ЕРД НА ОКС

Додаток Б.1. Координати центру мас та параметри орієнтації ОКС для різних розрахункових випадків

№	Координати центру мас ОКС			Параметри орієнтації ОКС		
	b_1^x , м	b_1^y , м	b_1^z , м	ϑ , рад	φ , рад	ψ , рад
1	*	0	7	0	0	0
2	0	*	7	0	0	0
3	0	0	*	0	0	0
4	0	0	7	*	0	0
5	0	0	7	0	*	0
6	0	0	7	0	0	*
7	*	1	9	1.507	1.507	1.507
8	1	*	9	1.507	1.507	1.507
9	1	1	*	1.507	1.507	1.507
10	1	1	9	*	1.507	1.507
11	1	1	9	1.507	*	1.507
12	1	1	9	1.507	1.507	*
13	*	1	9	-1.507	-1.507	-1.507
14	1	*	9	-1.507	-1.507	-1.507
15	1	1	*	-1.507	-1.507	-1.507
16	1	1	9	*	-1.507	-1.507
17	1	1	9	-1.507	*	-1.507
18	1	1	9	-1.507	-1.507	*

Додаток Б.2. Значення помилок визначення сили для моделі НМ-512 на повному інтервалі

№	АП			ВП		
	Δf^x , Н	Δf^y , Н	Δf^z , Н	Δf^x , %	Δf^y , %	Δf^z , %
1	$-1.700 \cdot 10^{-5}$	$1.600 \cdot 10^{-5}$	$-8.110 \cdot 10^{-4}$	2.720	2.463	2.524
2	$-1.400 \cdot 10^{-5}$	$2.500 \cdot 10^{-5}$	$-1.023 \cdot 10^{-3}$	2.192	3.873	3.186
3	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$-9.000 \cdot 10^{-6}$	$3.030 \cdot 10^{-4}$	1.098	1.367	0.944
4	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$2.000 \cdot 10^{-6}$	$2.400 \cdot 10^{-5}$	1.088	0.281	0.073
5	$6.000 \cdot 10^{-6}$	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$-4.500 \cdot 10^{-5}$	0.987	1.064	0.660
6	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$-4.200 \cdot 10^{-5}$	$-2.240 \cdot 10^{-4}$	1.105	1.094	0.698
7	$-4.100 \cdot 10^{-5}$	$4.700 \cdot 10^{-5}$	$1.183 \cdot 10^{-3}$	6.425	7.329	3.685
8	$-5.400 \cdot 10^{-5}$	$5.100 \cdot 10^{-5}$	$-1.477 \cdot 10^{-3}$	8.432	8.041	4.600
9	$-4.500 \cdot 10^{-5}$	$6.300 \cdot 10^{-5}$	$1.359 \cdot 10^{-3}$	7.064	9.931	4.232
10	$-4.200 \cdot 10^{-5}$	$4.800 \cdot 10^{-5}$	$-9.700 \cdot 10^{-5}$	6.532	7.532	0.301
11	$-9.600 \cdot 10^{-5}$	$5.000 \cdot 10^{-5}$	$1.504 \cdot 10^{-3}$	14.991	7.848	4.683
12	$-4.900 \cdot 10^{-5}$	$-7.900 \cdot 10^{-5}$	$-1.406 \cdot 10^{-3}$	7.657	12.307	4.380
13	$-4.300 \cdot 10^{-5}$	$4.600 \cdot 10^{-5}$	$-2.542 \cdot 10^{-3}$	6.752	7.190	7.915
14	$-4.700 \cdot 10^{-5}$	$4.900 \cdot 10^{-5}$	$-1.581 \cdot 10^{-3}$	7.228	7.646	4.924
15	$-5.100 \cdot 10^{-5}$	$4.700 \cdot 10^{-5}$	$2.174 \cdot 10^{-3}$	7.909	7.427	6.772
16	$-4.300 \cdot 10^{-5}$	$3.800 \cdot 10^{-5}$	$-1.333 \cdot 10^{-3}$	6.752	6.016	4.152
17	$-1.190 \cdot 10^{-4}$	$-8.100 \cdot 10^{-5}$	$1.938 \cdot 10^{-3}$	18.694	12.604	6.037
18	$-4.300 \cdot 10^{-5}$	$3.800 \cdot 10^{-5}$	$-1.460 \cdot 10^{-3}$	6.752	6.016	4.548
Ср. ³ н.	$4.056 \cdot 10^{-5}$	$3.910 \cdot 10^{-5}$	$1.147 \cdot 10^{-3}$	6.354	6.113	3.573

Додаток Б.3. Значення помилок визначення сили для моделі НМ-1024 на повному інтервалі

№	АП			ВП		
	Δf^x , Н	Δf^y , Н	Δf^z , Н	Δf^x , %	Δf^y , %	Δf^z , %
1	$1.300 \cdot 10^{-5}$	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$-6.560 \cdot 10^{-4}$	2.007	1.390	2.043
2	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$-4.560 \cdot 10^{-4}$	1.362	3.094	1.419
3	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.330 \cdot 10^{-4}$	0.386	0.695	0.414
4	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$3.000 \cdot 10^{-6}$	$2.800 \cdot 10^{-5}$	0.271	0.428	0.086
5	$-5.000 \cdot 10^{-6}$	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.400 \cdot 10^{-4}$	0.748	1.162	0.436
6	$-6.000 \cdot 10^{-6}$	$6.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.410 \cdot 10^{-4}$	0.863	0.871	0.440
7	$-3.300 \cdot 10^{-5}$	$-2.900 \cdot 10^{-5}$	$1.118 \cdot 10^{-3}$	5.111	4.474	3.483
8	$-2.000 \cdot 10^{-5}$	$-3.000 \cdot 10^{-5}$	$9.610 \cdot 10^{-4}$	3.059	4.642	2.993
9	$-1.800 \cdot 10^{-5}$	$-2.100 \cdot 10^{-5}$	$1.990 \cdot 10^{-3}$	2.811	3.282	6.198
10	$-2.100 \cdot 10^{-5}$	$-2.100 \cdot 10^{-5}$	$9.610 \cdot 10^{-4}$	3.283	3.282	2.993
11	$-8.200 \cdot 10^{-5}$	$-3.800 \cdot 10^{-5}$	$1.297 \cdot 10^{-3}$	12.792	5.910	4.040
12	$-1.900 \cdot 10^{-5}$	$-3.900 \cdot 10^{-5}$	$9.580 \cdot 10^{-4}$	2.924	6.079	2.984
13	$-2.700 \cdot 10^{-5}$	$-4.400 \cdot 10^{-5}$	$-9.450 \cdot 10^{-4}$	4.208	6.891	2.944
14	$4.700 \cdot 10^{-5}$	$5.000 \cdot 10^{-5}$	$-3.170 \cdot 10^{-4}$	7.356	7.862	0.986
15	$-3.200 \cdot 10^{-5}$	$4.300 \cdot 10^{-5}$	$2.211 \cdot 10^{-3}$	5.048	6.779	6.886
16	$-2.700 \cdot 10^{-5}$	$3.600 \cdot 10^{-5}$	$1.700 \cdot 10^{-4}$	4.208	5.637	0.530
17	$-4.500 \cdot 10^{-5}$	$-9.300 \cdot 10^{-5}$	$-1.040 \cdot 10^{-3}$	6.971	14.599	3.240
18	$-2.700 \cdot 10^{-5}$	$3.600 \cdot 10^{-5}$	$-3.830 \cdot 10^{-4}$	4.208	5.588	1.194
Ср. зн.	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$3.000 \cdot 10^{-5}$	$7.700 \cdot 10^{-4}$	3.756	4.593	2.406

Додаток Б.4. Значення помилок визначення сили для моделі НМ-1024-512
на повному інтервалі

№	АП			ВП		
	Δf^x , Н	Δf^y , Н	Δf^z , Н	Δf^x , %	Δf^y , %	Δf^z , %
1	$1.600 \cdot 10^{-5}$	$6.000 \cdot 10^{-6}$	$-6.070 \cdot 10^{-4}$	2.524	1.007	1.890
2	$1.300 \cdot 10^{-5}$	$1.300 \cdot 10^{-5}$	$4.830 \cdot 10^{-4}$	2.076	2.009	1.503
3	$-6.000 \cdot 10^{-6}$	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$2.490 \cdot 10^{-4}$	0.882	0.346	0.777
4	$-1.000 \cdot 10^{-6}$	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$1.370 \cdot 10^{-4}$	0.080	0.267	0.427
5	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$-6.000 \cdot 10^{-6}$	$1.330 \cdot 10^{-4}$	0.388	0.921	0.415
6	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$-3.000 \cdot 10^{-6}$	$1.420 \cdot 10^{-4}$	0.619	0.509	0.443
7	$-3.900 \cdot 10^{-5}$	$-4.500 \cdot 10^{-5}$	$-1.058 \cdot 10^{-3}$	6.145	7.018	3.295
8	$-2.300 \cdot 10^{-5}$	$-3.000 \cdot 10^{-5}$	$-8.760 \cdot 10^{-4}$	3.647	4.692	2.730
9	$2.600 \cdot 10^{-5}$	$4.000 \cdot 10^{-5}$	$1.578 \cdot 10^{-3}$	4.094	6.253	4.914
10	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$5.100 \cdot 10^{-4}$	1.365	1.097	1.589
11	$-5.300 \cdot 10^{-5}$	$-3.200 \cdot 10^{-5}$	$1.168 \cdot 10^{-3}$	8.296	5.047	3.636
12	$1.900 \cdot 10^{-5}$	$-3.600 \cdot 10^{-5}$	$-6.720 \cdot 10^{-4}$	2.969	5.699	2.093
13	$3.100 \cdot 10^{-5}$	$3.200 \cdot 10^{-5}$	$-1.912 \cdot 10^{-3}$	4.899	4.983	5.956
14	$-2.100 \cdot 10^{-5}$	$6.400 \cdot 10^{-5}$	$6.300 \cdot 10^{-4}$	3.245	10.025	1.962
15	$-2.300 \cdot 10^{-5}$	$3.300 \cdot 10^{-5}$	$1.282 \cdot 10^{-3}$	3.653	5.139	3.993
16	$-1.700 \cdot 10^{-5}$	$1.400 \cdot 10^{-5}$	$-5.800 \cdot 10^{-5}$	2.709	2.181	0.182
17	$-4.600 \cdot 10^{-5}$	$-7.400 \cdot 10^{-5}$	$1.306 \cdot 10^{-3}$	7.262	11.570	4.067
18	$-1.700 \cdot 10^{-5}$	$-3.700 \cdot 10^{-5}$	$-8.010 \cdot 10^{-4}$	2.594	5.850	2.494
Ср. зн.	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$3.000 \cdot 10^{-5}$	$7.600 \cdot 10^{-4}$	3.192	4.145	2.354

Додаток Б.5. Значення помилок визначення сили для моделі НМ-512 на зменшеному інтервалі

№	АП			ВП		
	Δf^x , Н	Δf^y , Н	Δf^z , Н	Δf^x , %	Δf^y , %	Δf^z , %
1	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$5.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.870 \cdot 10^{-4}$	1.485	0.771	0.582
2	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$1.800 \cdot 10^{-5}$	$-2.720 \cdot 10^{-4}$	1.042	2.816	0.847
3	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$1.360 \cdot 10^{-4}$	1.098	0.645	0.424
4	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$2.000 \cdot 10^{-6}$	$2.100 \cdot 10^{-5}$	1.028	0.259	0.067
5	$6.000 \cdot 10^{-6}$	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$-2.120 \cdot 10^{-4}$	0.987	1.064	0.660
6	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$6.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.380 \cdot 10^{-4}$	1.105	0.951	0.431
7	$-3.400 \cdot 10^{-5}$	$-3.700 \cdot 10^{-5}$	$1.106 \cdot 10^{-3}$	5.266	5.779	3.444
8	$-3.100 \cdot 10^{-5}$	$2.800 \cdot 10^{-5}$	$-1.425 \cdot 10^{-3}$	4.919	4.348	4.439
9	$-3.900 \cdot 10^{-5}$	$6.300 \cdot 10^{-5}$	$7.360 \cdot 10^{-4}$	6.107	9.931	2.291
10	$-4.200 \cdot 10^{-5}$	$4.800 \cdot 10^{-5}$	$-8.700 \cdot 10^{-5}$	6.511	7.475	0.271
11	$-7.300 \cdot 10^{-5}$	$-2.600 \cdot 10^{-5}$	$1.504 \cdot 10^{-3}$	11.387	4.142	4.683
12	$-4.900 \cdot 10^{-5}$	$3.400 \cdot 10^{-5}$	$-1.406 \cdot 10^{-3}$	7.657	5.313	4.380
13	$4.000 \cdot 10^{-5}$	$4.600 \cdot 10^{-5}$	$-2.542 \cdot 10^{-3}$	6.213	7.190	7.915
14	$2.700 \cdot 10^{-5}$	$-1.600 \cdot 10^{-5}$	$-1.144 \cdot 10^{-3}$	4.202	2.548	3.494
15	$-4.700 \cdot 10^{-5}$	$4.200 \cdot 10^{-5}$	$-7.070 \cdot 10^{-4}$	7.401	6.500	2.202
16	$-4.300 \cdot 10^{-5}$	$3.800 \cdot 10^{-5}$	$-1.304 \cdot 10^{-3}$	6.665	5.919	4.062
17	$-9.000 \cdot 10^{-5}$	$-4.700 \cdot 10^{-5}$	$1.590 \cdot 10^{-3}$	14.139	7.404	4.953
18	$-3.300 \cdot 10^{-5}$	$-2.600 \cdot 10^{-5}$	$-1.139 \cdot 10^{-3}$	5.158	3.995	3.549
Ср. зн.	$3.000 \cdot 10^{-5}$	$3.000 \cdot 10^{-5}$	$8.700 \cdot 10^{-4}$	5.132	4.281	2.705

Додаток Б.6. Значення помилок визначення сили для моделі НМ-1024-512
на зменшеному інтервалі

№	АП			ВП		
	Δf^x , Н	Δf^y , Н	Δf^z , Н	Δf^x , %	Δf^y , %	Δf^z , %
1	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.110 \cdot 10^{-4}$	1.357	0.610	0.344
2	$6.000 \cdot 10^{-6}$	$1.000 \cdot 10^{-5}$	$-1.770 \cdot 10^{-4}$	0.938	1.488	0.551
3	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$3.000 \cdot 10^{-6}$	$-4.000 \cdot 10^{-5}$	0.266	0.504	0.124
4	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$3.000 \cdot 10^{-6}$	$2.300 \cdot 10^{-5}$	0.267	0.424	0.071
5	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$-1.290 \cdot 10^{-4}$	0.373	1.162	0.402
6	$-6.000 \cdot 10^{-6}$	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$-7.700 \cdot 10^{-5}$	0.863	0.557	0.239
7	$2.200 \cdot 10^{-5}$	$-1.300 \cdot 10^{-5}$	$3.970 \cdot 10^{-4}$	3.378	1.977	1.238
8	$-8.000 \cdot 10^{-6}$	$-2.800 \cdot 10^{-5}$	$-5.730 \cdot 10^{-4}$	1.318	4.445	1.786
9	$-1.000 \cdot 10^{-5}$	$1.300 \cdot 10^{-5}$	$1.382 \cdot 10^{-3}$	1.616	1.982	4.304
10	$-1.900 \cdot 10^{-5}$	$-2.000 \cdot 10^{-5}$	$9.420 \cdot 10^{-4}$	3.011	3.178	2.934
11	$-5.700 \cdot 10^{-5}$	$-3.800 \cdot 10^{-5}$	$1.297 \cdot 10^{-3}$	8.893	5.910	4.040
12	$-1.200 \cdot 10^{-5}$	$-2.900 \cdot 10^{-5}$	$3.360 \cdot 10^{-4}$	1.812	4.503	1.046
13	$1.800 \cdot 10^{-5}$	$1.200 \cdot 10^{-5}$	$-9.450 \cdot 10^{-4}$	2.764	1.903	2.944
14	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$1.900 \cdot 10^{-5}$	$-2.880 \cdot 10^{-4}$	3.152	2.973	0.896
15	$-2.900 \cdot 10^{-5}$	$4.200 \cdot 10^{-5}$	$1.137 \cdot 10^{-3}$	4.468	6.640	3.541
16	$-2.500 \cdot 10^{-5}$	$3.600 \cdot 10^{-5}$	$-1.660 \cdot 10^{-4}$	3.984	5.618	0.516
17	$-2.500 \cdot 10^{-5}$	$-9.300 \cdot 10^{-5}$	$-1.040 \cdot 10^{-3}$	3.933	14.599	3.240
18	$-8.000 \cdot 10^{-6}$	$-3.300 \cdot 10^{-5}$	$-3.500 \cdot 10^{-4}$	1.204	5.172	1.089
Ср. зн.	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$5.200 \cdot 10^{-4}$	2.422	3.536	1.628

Додаток Б.7. Значення помилок визначення сили для моделі НМ-1024 на зменшеному інтервалі

№	АО			ОО		
	Δf^x , Н	Δf^y , Н	Δf^z , Н	Δf^x , %	Δf^y , %	Δf^z , %
1	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$-3.000 \cdot 10^{-6}$	$1.550 \cdot 10^{-4}$	1.454	0.412	0.483
2	$-6.000 \cdot 10^{-6}$	$9.000 \cdot 10^{-6}$	$1.600 \cdot 10^{-4}$	0.983	1.420	0.498
3	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$1.960 \cdot 10^{-4}$	0.620	0.346	0.612
4	$-1.000 \cdot 10^{-6}$	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$1.330 \cdot 10^{-4}$	0.080	0.266	0.415
5	$-2.000 \cdot 10^{-6}$	$-6.000 \cdot 10^{-6}$	$1.330 \cdot 10^{-4}$	0.388	0.921	0.415
6	$4.000 \cdot 10^{-6}$	$-3.000 \cdot 10^{-6}$	$1.420 \cdot 10^{-4}$	0.619	0.509	0.443
7	$-3.200 \cdot 10^{-5}$	$-1.900 \cdot 10^{-5}$	$5.930 \cdot 10^{-4}$	4.957	2.913	1.848
8	$-1.100 \cdot 10^{-5}$	$2.100 \cdot 10^{-5}$	$-2.960 \cdot 10^{-4}$	1.660	3.328	0.923
9	$1.500 \cdot 10^{-5}$	$3.300 \cdot 10^{-5}$	$9.130 \cdot 10^{-4}$	2.391	5.100	2.845
10	$8.000 \cdot 10^{-6}$	$7.000 \cdot 10^{-6}$	$4.920 \cdot 10^{-4}$	1.318	1.058	1.534
11	$3.500 \cdot 10^{-5}$	$2.600 \cdot 10^{-5}$	$1.168 \cdot 10^{-3}$	5.529	4.003	3.636
12	$-1.500 \cdot 10^{-5}$	$-1.700 \cdot 10^{-5}$	$-6.720 \cdot 10^{-4}$	2.340	2.644	2.093
13	$2.300 \cdot 10^{-5}$	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$-6.690 \cdot 10^{-4}$	3.667	3.108	2.082
14	$1.400 \cdot 10^{-5}$	$2.500 \cdot 10^{-5}$	$3.050 \cdot 10^{-4}$	2.161	3.880	0.951
15	$-2.000 \cdot 10^{-5}$	$3.300 \cdot 10^{-5}$	$-4.390 \cdot 10^{-4}$	3.203	5.139	1.366
16	$-1.700 \cdot 10^{-5}$	$1.400 \cdot 10^{-5}$	$-5.800 \cdot 10^{-5}$	2.645	2.181	0.182
17	$3.200 \cdot 10^{-5}$	$-7.400 \cdot 10^{-5}$	$7.880 \cdot 10^{-4}$	4.974	11.570	2.453
18	$1.200 \cdot 10^{-5}$	$-3.700 \cdot 10^{-5}$	$-3.680 \cdot 10^{-4}$	1.952	5.850	1.145
Ср. зн.	$1.000 \cdot 10^{-5}$	$2.000 \cdot 10^{-5}$	$4.300 \cdot 10^{-4}$	2.275	3.036	1.329

Додаток Б.8. Час визначення сили з використанням НММ та МЦПМ

№	Час визначення сили (сек)			
	НМ-512	НМ-1024	НМ-1024-512	МЦПМ
1	6.350	6.305	6.291	17.660
2	6.084	6.492	6.085	17.514
3	12.584	12.306	12.479	38.009
4	9.640	10.532	10.037	27.443
5	9.796	9.773	9.606	28.019
6	9.526	9.568	9.626	28.003
7	6.053	6.221	6.103	11.840
8	6.193	6.139	6.168	11.505
9	12.131	12.150	12.543	26.556
10	9.586	9.718	9.651	15.862
11	9.690	9.807	9.652	20.317
12	9.640	9.572	9.734	15.768
13	6.267	6.390	6.108	11.827
14	6.347	6.395	6.333	11.513
15	12.221	12.310	12.533	26.321
16	9.664	10.796	14.444	15.938
17	11.050	11.536	11.189	19.715
18	11.043	11.239	11.010	16.088
Ср. зн.	9.104	9.292	9.422	19.994

Додаток Б.9. Значення помилок визначення сили для моделей згорткових нейронних мереж на повному інтервалі

Випадок	Максимальна нормалізована похибка (%)			Максимальна абсолютна похибка (Н)		
	<i>CNN1</i>	<i>CNN2</i>	<i>CNN3</i>	<i>CNN1</i>	<i>CNN2</i>	<i>CNN3</i>
1	18.751	11.195	7.686	$1.192 \cdot 10^{-4}$	$7.131 \cdot 10^{-5}$	$4.896 \cdot 10^{-5}$
2	18.855	9.607	9.558	$1.203 \cdot 10^{-4}$	$6.101 \cdot 10^{-5}$	$6.088 \cdot 10^{-5}$
3	3.01	3.738	4.132	$9.665 \cdot 10^{-4}$	$1.200 \cdot 10^{-3}$	$1.327 \cdot 10^{-3}$
4	2.863	1.555	4.131	$1.821 \cdot 10^{-5}$	$9.888 \cdot 10^{-6}$	$1.326 \cdot 10^{-3}$
5	3.846	3.525	5.486	$1.235 \cdot 10^{-3}$	$1.132 \cdot 10^{-3}$	$1.761 \cdot 10^{-3}$
6	3.999	3.869	4.411	$2.551 \cdot 10^{-5}$	$1.242 \cdot 10^{-3}$	$1.416 \cdot 10^{-3}$
7	15.26	9.372	11.259	$9.705 \cdot 10^{-5}$	$5.970 \cdot 10^{-5}$	$7.172 \cdot 10^{-5}$
8	13.976	16.879	7.085	$8.889 \cdot 10^{-5}$	$1.074 \cdot 10^{-4}$	$4.513 \cdot 10^{-5}$
9	27.192	9.677	15.321	$1.750 \cdot 10^{-4}$	$6.164 \cdot 10^{-5}$	$9.761 \cdot 10^{-5}$
10	4.277	2.865	3.785	$2.720 \cdot 10^{-5}$	$1.825 \cdot 10^{-5}$	$1.215 \cdot 10^{-3}$
11	14.005	13.022	10.268	$8.935 \cdot 10^{-5}$	$8.295 \cdot 10^{-5}$	$6.541 \cdot 10^{-5}$
12	4.277	2.865	3.785	$2.720 \cdot 10^{-5}$	$1.825 \cdot 10^{-5}$	$1.215 \cdot 10^{-3}$
13	15.26	9.372	11.259	$9.705 \cdot 10^{-5}$	$5.970 \cdot 10^{-5}$	$7.172 \cdot 10^{-5}$
14	13.944	16.889	7.085	$8.868 \cdot 10^{-5}$	$1.074 \cdot 10^{-4}$	$4.513 \cdot 10^{-5}$
15	27.492	9.677	15.323	$1.754 \cdot 10^{-4}$	$6.164 \cdot 10^{-5}$	$9.760 \cdot 10^{-5}$
16	4.271	2.843	3.782	$2.716 \cdot 10^{-5}$	$1.811 \cdot 10^{-5}$	$1.214 \cdot 10^{-3}$
17	14.235	12.99	10.255	$9.082 \cdot 10^{-5}$	$8.275 \cdot 10^{-5}$	$6.533 \cdot 10^{-5}$
18	4.283	2.865	3.785	$2.724 \cdot 10^{-5}$	$1.825 \cdot 10^{-5}$	$1.215 \cdot 10^{-3}$
Середн.	11.655	7.934	7.689	$1.942 \cdot 10^{-4}$	$2.452 \cdot 10^{-4}$	$6.311 \cdot 10^{-4}$