УДК 629.5 https://doi.org/10.15407/itm2023.02.51

М. О. РЕДЬКА

ВИЗНАЧЕННЯ СИЛИ ВПЛИВУ ІОННОГО ПРОМЕНЯ НА ОБ'ЄКТ КОСМІЧНОГО СМІТТЯ ЗА КОНТУРАМИ ЙОГО ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

Інститут технічної механіки
Національної академії наук України та Державного космічного агентства України,
м. Дніпро, вул. Лешко-Попеля, 15; e-mail: mix5236@ukr.net

Ціллю статті є розробка ефективного алгоритму попередньої обробки зображення та створення відповідної моделі нейронної мережі для визначення сили, яку необхідно передати об'єкту космічного сміття (ОКС) для його безконтактного видалення з орбіти.

При розробці алгоритму та його дослідженні використані методи теоретичної механіки, методи машинного навчання, комп'ютерного зору та комп'ютерного моделювання. Визначення сили відбувається за фотознімком камери, що перебуває на борту активного космічного апарата (КА). Для підвищення ефективності нейронної мережі створено алгоритм, який виділяє ознаки зображення ОКС за контуром його зображення на фотознімку. Такий алгоритм, з однієї сторони, виділяє достатню кількість ознак для опису властивостей фігури, а з другої, значно зменшує розмірність даних, які надходять на вхід нейронної мережі. Створено колекцію даних із наборів ознак та відповідних їм еталонних значень сили для навчання моделі нейронної мережі. Створено модель нейронної мережі, яка використовує ознаки для визначення сили впливу на ОКС. Модель було протестовано за допомогою набору із вісімнадцяти розрахункових випадків, для визначення ефективності алгоритму, його точності та швидкості. Запропонований алгоритм було порівняно з двома існуючими алгоритмами: методом центральних проєкцій на допоміжну площину та моделлю багатошарової нейронної мережі, яка розраховує силу за допомогою параметрів орієнтації ОКС. Порівняння виконувалось за наступними метриками: середньоквадратична помилка, максимальна абсолютна помилка, максимальна відносна помилка. Результати тестування наведені у вигляді таблиць та графіків.

Запропонований підхід дає можливість розробити систему безконтактного видалення ОКС, яка не потребує визначення точної позиції та орієнтації відносно активного КА. Замість цього алгоритм використовує фотознімки камери, з яких виділяються необхідні для розрахунку ознаки. Це дозволяє знизити вимоги до її обчислювальних елементів, відмовитись від сенсорів для визначення відносної позиції та орієнтації, зменшити вартість системи.

Ключові слова: *глибоке навчання, штучний інтелект, комп'ютерний зір, видалення космічного сміття.*

The goal of this article is to develop an effective image preprocessing algorithm and a neural network model for determining the force to be transmitted to a space debris object (SDO) for its non-contact deorbit.

In the development and study of the algorithm, use was made of methods of theoretical mechanics, machine learning, computer vision, and computer simulation. The force is determined using a photo taken by an onboard camera. To increase the efficiency of the neural network, an algorithm was developed for feature recognition by the SDO edge in the photo. The algorithm, on the one hand, selects a sufficient number of features to describe the properties of the figure and, on the other hand, significantly reduces the amount of data at the neural network input. A dataset with the features and corresponding reference force values was created for model training. A neural network model was developed to determine the force to be exerted on a SDO from the SDO features. The model was tested using a set of eighteen calculated cases to determine the effectiveness, accuracy, and speed of the algorithm. The proposed algorithm was compared with two existing ones: the method of central projections onto an auxiliary plane and the multilayered neural network model that calculates the force using the SDO orientation parameters. The comparison was performed using the root mean square error, the maximum absolute error, and the maximum relative error. The test results are presented as tables and graphs.

The proposed approach makes it possible to develop a system of SDO non-contact removal that does not need to determine the exact relative position and orientation with respect to the active spacecraft. Instead, the algorithm uses camera-taken photos, from which the features necessary for calculation are extracted. This makes it possible to reduce the requirements for its computing elements, to abandon sensors for determining the relative position and orientation, and to reduce the cost of the system.

Keywords: *deep leaning, artificial intelligence, computer vision, space debris removal.*

Вступ. Видалення космічного сміття з навколоземної орбіти є важливою задачею, з якою зіткнулася космічна галузь у останні роки. Після понад пів століття людської діяльності у космосі подальша космічна активність ускладняється через перебування на навколоземній орбіті не функціонуючих космічних апаратів, ступенів ракет-носіїв, уламків та інших об'єктів космічного сміття. В останній час з'явилося декілька концепцій видалення космічного сміття з навколоземної орбіти. Одна з них отримала назву «Пастух із іонним променем» [1] і являє собою безконтактне видалення космічного сміття з орбіти за допомогою тяги електро-реактивного двигуна (ЕРД) активного космічного апарата (КА). Однією з основних задач, яку необхідно вирішити для успішного застосування цього та подібних методів, є визначення сили, яку необхідно передати від активного КА до об'єкта космічного сміття (ОКС).

Вирішенню цієї задачі присвячено ряд робіт. У статті [2] запропоновано теоретичні основи опису факела ЕРД для визначення сили, яку необхідно передати до ОКС. Автори цієї роботи використали підхід, який базується на інтегруванні елементарних сил по поверхні ОКС. Втім, реалізація такого способу визначення сили може призвести до громіздких алгоритмів та значних витрат часу під час моделювання, тому використання такого розв'язку задачі на бортовій обчислювальній системі активного КА може бути складним. У роботі [3] розглянуто аналітичний спосіб опису сили, втім автори отримали такі вирази тільки для ОКС сферичної форми. У роботах [4] та [5] було запропоновано метод визначення сили, що передається по центральній проєкції на обрану площину. Такий підхід збільшує швидкість розрахунку сили у порівнянні з інтегруванням по поверхні ОКС, але він все одно потребує суттєвих обчислювальних ресурсів через наявність циклічного обчислення елементарних сил.

Робота [6] пропонує для вирішення задачі застосування сучасних методів штучного інтелекту, а саме глибинного навчання для створення моделей нейронних мереж для вирішення задачі визначення сили. Такі методи мають дещо нижчу точність, але мають у декілька разів вищу швидкість розрахунку сили.

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 [7] демонструє застосування моментів для виявлення силуету літака. Робота [8] 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.

Метою статті є розробка нейромережевої моделі та алгоритму визначення необхідних ознак при обробці зображень, що дозволяють визначати силу впливу факела ЕРД на ОКМ при його безконтактному видаленні.

Постановка задачі та вхідні дані. Розглядається видалення ОКС з навколоземної орбіти, використовуючи метод «Пастух із іонним променем» [1]. Згідно з цим методом, активний КА обладнано двигуном передачі імпульсу (ДПІ), а також двигуном компенсації імпульсу (ДКІ). Потік іонів ДПІ, що направлено на ОКС, використовується для передачі імпульсу гальмування ОКС для його видалення з орбіти. ДКІ направлено у протилежному напрямку та використовується для того, щоб компенсувати реактивну силу ДПІ (рис. 1).

В цілях ефективного безконтактного видалення ОКС з орбіти, активний КА повинен рухатись на відстані від ОКС порядку декількох діаметрів ОКС.

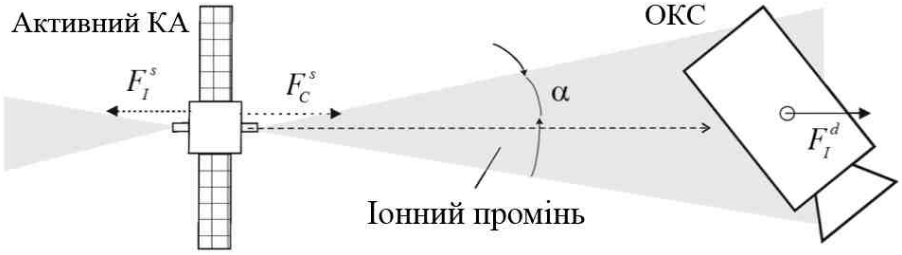

Рис. 1 – Схематичне зображення концепції «Пастух із іонним променем»

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 φ, ϑ, ψ. 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}.

Активний КА на борту має фотокамеру, яка здатна робити знімки ОКС. Фотознімки ОКС мають один 8-бітний канал (відтінки сірого) та роздільну здатність 200×200 пікселів.

Для всіх розрахунків були використані наступні параметри ЕРД: початковий радіус факела 0.0805 м; маса іону (ксенон) $2.18 \cdot 10^{-25}$ кг; початкова густина плазми $4.13 \cdot 10^{15}$ $м^3$; початкова аксіальна швидкість іонів 71580 м/с; кут розбіжності 7 градусів; початкова температура електронів 0.001 еВ.

У якості ОКС розглянуто верхню ступінь ракети-носія Циклон-3, який було апроксимовано циліндром з висотою 2.6 м та діаметром основи 2.2 м.
Для визначення силу впливу факела ЕРД на ОКМ при його безконтактному видаленні необхідно створити нейромережеву модель, на вхід якої подаються ознаки, що визначаються з використанням алгоритму обробки зображень ОКС.

Еталонна модель сили. Для визначення еталонних значень сили променя ЕРД, було використано модель взаємодії променя іонів з ОКС, яку наведено у роботі [2]. У відповідності із цією моделлю, факел плазми ЕРД може бути умовно поділено на ближню (менше метра від ЕРД) та дальню області опромінення. Для проблеми, що розглядається у цій роботі, дальній регіон представляє найбільший інтерес через те, що саме у ньому відбувається взаємодія із ОКС.

Для опису дальньої області опромінення факелом ЕРД існує декілька математичних моделей, які відрізняються між собою складністю та точністю [8]. 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 припущені, що природа розповсюдження іонів може бути описана, використовуючи безрозмірну функцію подібності наступного вигляду:

$$r(z) = r_0 h(\tilde{z}),\ \tilde{z} = z / R_0 ,$$

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]:

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

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

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

$$h = 1 + \tilde{z} \tan \alpha_0 ,$$

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

$$u_z = u_{z0} = \text{const} . \qquad (2)$$

Компонент радіальної швидкості у рамках моделі визначається наступним виразом [2]:

$$u_r = u_{z0} \cdot (\tilde{r} / \tilde{z}) . \qquad (3)$$

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 [6]:

$$dF = mnU(-V \cdot U)ds, \qquad (4)$$

де U це вектор швидкості частинки; ds це елементарна площина 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 (4) по опроміненій площині цілі:

$$F = \int_S dF .$$

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.

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.

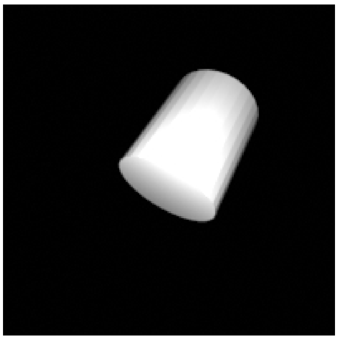

Рис. 2 – Приклад зображення ОКС

Для визначення контуру зображення ОКС, використано відомий алгоритм пошуку контурів, описаний Кенні у роботі [9]. Результат визначення контуру ОКС продемонстровано на рис. 3. Згідно з цим алгоритмом, першим кроком є розмиття зображення для видалення з нього шуму за допомогою операції згортки з фільтром Гауса.

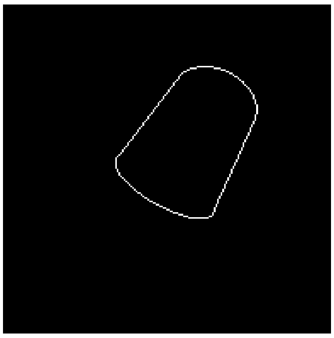

Рис. 3 – Приклад контуру ОКС, отриманого за допомогою алгоритму Кенні

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 [10].

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

$$M_{mn} = \sum_x \sum_y x^m y^n I(x,y)\,, \tag{5}$$

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

$$\mu_{mn} = \sum_x \sum_y (x-\bar{x})^m (y-\bar{y})^n I(x,y)\,, \tag{6}$$

де $\bar{x} = M_{10} / M_{00}$, та $\bar{y} = M_{01} / M_{00}$. 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:

$$\eta_{mn} = \frac{\mu_{mn}}{\mu_{00}^{w}}, \quad (7)$$

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 [11]. 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 ознаки, які складаються із наступних значень моментів: 1–10 – просторові моменти, 11–17 – центральні моменти, 18–24 – нормалізовані центральні моменти, 25–31 – моменти Хью.

Нейромережева модель. Штучна нейронна мережа (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 [6, 12]. Такі мережі наділені більш широкими можливостями, ніж одношарові нейронні мережі. У роботах [13, 14] доведено, що нейронні мережі як із одним, так і декількома прихованими шарами є універсальними апроксиматорами неперервних функцій багатьох змінних, єдина умова – функції активації прихованого шару повинні бути нелінійними. У цій роботі в якості функції активації була використана функція ReLU, яка перетворює вхідний сигнал $\tilde{x}$ наступним чином:

$$R(\tilde{x}) = \max(0, \tilde{x}).$$

Значення на входах функцій активації ШНМ визначаються величинами вагових коефіцієнтів (синапсів) та зміщень. 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, AMSGrad). У цій роботі для навчання нейронної мережі використано оптимізатор AMSGrad. У якості цільової функції для навчання та валідації використана середньоквадратична похибка (RMSE).

Для моделі запропонована архітектура нейронної мережі, що наведена на рис. 4.

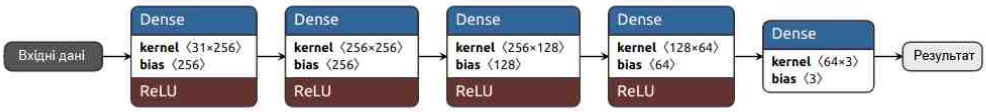

Рис. 4. – Архітектура нейронної мережі. Вхідними даними є ознаки контуру зображення ОКС. Розмірність шарів позначена параметром “kernel”, кількість зміщень вагів синапсів – “bias”. Вид зв’язку нейронів усіх шарів – щільний (“dense”). Функція активації для нейронів прихованого шару – ReLU.

Вхідний шар розміром 31×1 отримує виділені ознаки зображення, за ним слідує прихований шар, який складається із чотирьох шарів розмірністю 256×1, 256×1, 128×1, 64×1, відповідно. На виході розташовано вихідний шар розмірністю 3×1, який відповідає трьом проєкціям сили.

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.

Створення набору даних та навчання. Для навчання та валідації нейронної мережі було згенеровано набір даних (датасет), 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 ϑ, ϕ та ψ 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 променю. 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 ϑ, ϕ та ψ – 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. 5.

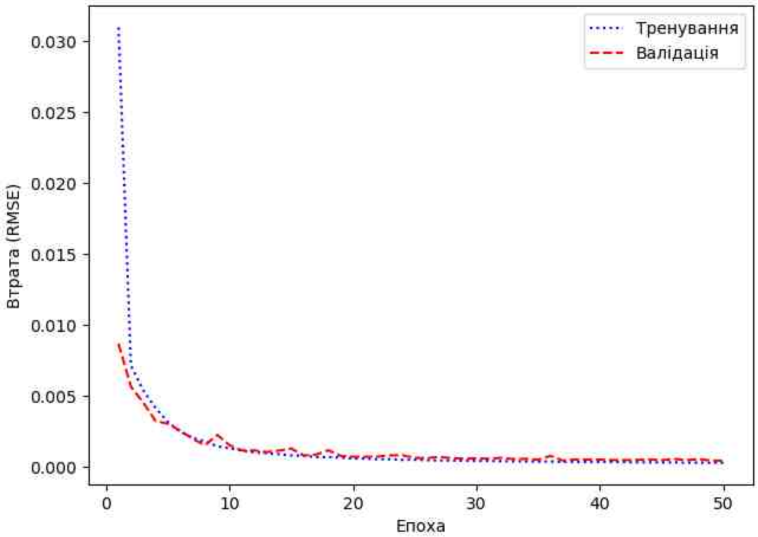

Рис. 5 – Графік навчання нейронної мережі. Лінія із точок – значення функції втрат (RMSE) під час навчання, пунктирна лінія – під час валідації.

Для початкової ініціалізації вагів синапсів було використано метод Xavier [15]. Швидкість навчання – 0.0005. Розмір міні-виборки – 16. Кількість епох навчання – 50. Використано наступні параметри оптимізатора AMSGrad: коефіцієнт згасання градієнта – 0.9; коефіцієнт згасання квадрата градієнта – 0.999; мала постійна – $7.000 \cdot 10^{-7}$.

Тестування. Під час тестування було створено додатковий набір зображень, який складається із 18 розрахункових випадків для визначення сили. У таблиці 1 представлено параметри розрахункових випадків, вони відрізняються значеннями положення та орієнтації ОКС відносно активного КА. Змінні параметри приймали значення з фіксованим шагом 0.001 у діапазонах, зазначених у таблиці 1. Значення параметрів перших шести випадків є номінальними. Компоненти вектора нормованої похибки визначено наступним чином:

$$\Delta F^k = F_R^k - F_P^k \;, \; k = x, y, z \;,$$

де F_R – нормований еталонний вектор сили, а F_P – вектор сили, передбачений нейронною мережею.

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.

Таблиця 1. Параметри положення та орієнтації ОКС для тестування (символом «*» позначено параметр, що варіюється)

Випадок	Положення			Орієнтація		
	x, м	*y, м*	*z, м*	ψ, *рад*	ϕ, *рад*	ϑ, *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	*

На рис. 6 – 8 показано результати розрахунку проєкцій 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, $k = x, y, z$).

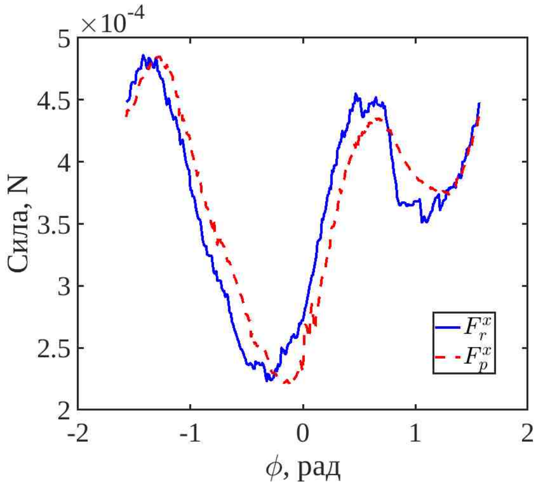

Рис. 6 – Проєкції сили на вісь *x*

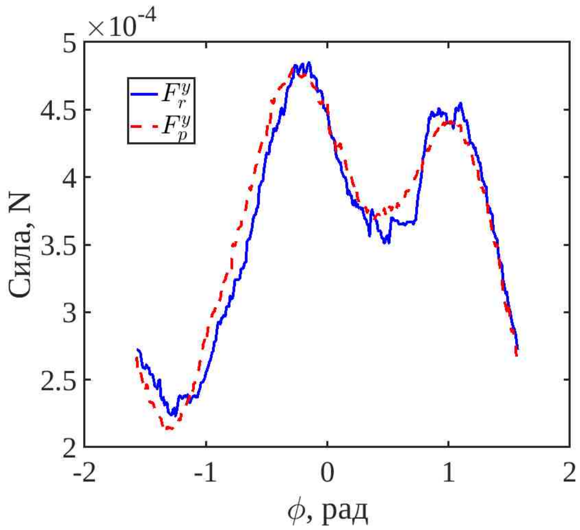

Рис. 7 – Проєкції сили на вісь *y*

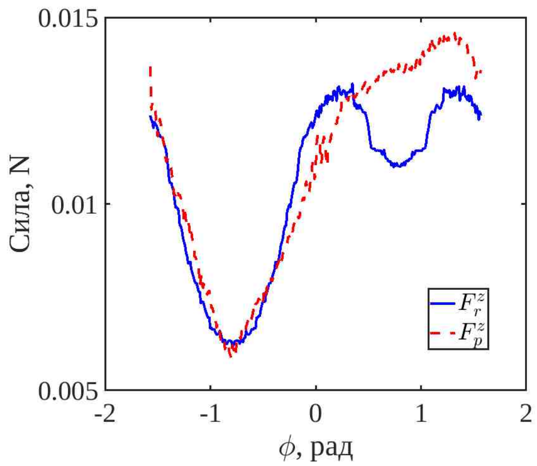

Рис. 8 – Проєкції сили на вісь *z*

У таблиці 2 наведено суми середньоквадратичних помилок відносно традиційного методу [2] у порівнянні із нейромережевим методом з роботи [6]. Як можна бачити із наведених даних, запропонований метод по критерію RMSE незначно поступається нейромережевому методу ANN-1024. Однак, слід зазначити, що цей метод, на відміну від запропонованого, визначає силу за допомогою показників орієнтації та відносної відстані до ОКС, які мають бути відомими заздалегідь. У випадку запропонованого методу, визначення сили відбувається за допомогою зображення ОКС.

Таблиця 2. Середньоквадратичні помилки визначення сили

Метод	RMSE
ANN-1024	$4.491 \cdot 10^{-6}$
Запропонований (Processing+ANN)	$1.318 \cdot 10^{-5}$

У таблиці 3 наведені максимальні отримані абсолютні помилки. Максимальна абсолютна помилка запропонованого методу дуже близька до попереднього нейромережевого методу. Враховуючи той факт, що ця помилка може трапитсь для різних осей (x, y, z), доцільно також порівняти максимальну відносну помилку у відсотках від еталонного значення. Значення відносних помилок наведено у таблиці 4.

Таблиця 3. Максимальна абсолютна помилка визначення сили

Метод	Макс. абсолютна помилка (Н)
ANN-1024	$2.211 \cdot 10^{-3}$
Запропонований (Processing+ANN)	$2.739 \cdot 10^{-3}$

За критерієм відносної помилки запропонований метод виявився кращим за попередній нейромережевий метод.

Таблиця 4. Максимальна відносна помилка визначення сили

Метод	Макс. відносна помилка (%)
ANN-1024	14.599
Запропонований (Processing+ANN)	9.118

У таблиці 5 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 5. Сумарний час, витрачений на виконання розрахункових випадків

Метод	Час (с)
Традиційний	19.99
ANN-1024	12.72
Запропонований (Processing+ANN)	10.99

Запропонований метод є швидшим за традиційний та нейромережевий метод ANN-1024. Слід зазначити, що у час запропонованого методу, зазначений у таблиці, також входить 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 додаткові вимоги на апаратне забезпечення активного КА (наприклад, пропускну спроможність пам’яті або набір інструкцій процесора), що повинні мати на увазі розробники обчислювальної системи.

Висновки. У статті продемонстровано можливість використання обробки зображення для покращення результатів визначення сили за допомогою штучних нейронних мереж. Запропонований метод дає можливість розробити систему визначення сили, для якої не потрібно знати точні параметри орієнтації ОКС. Замість цього, алгоритм використовує фотознімки з камери, з яких визначаються необхідні для розрахунку ознаки. Це дозволяє знизити вимоги до її обчислювальних ресурсів, відмовитись від сенсорів для визначення відносного положення та орієнтації, зменшити вартість системи. Крім цього, такий метод швидший за традиційні методи, а його точність не поступається, а за деякими показниками кращий за існуючі методи розв’язку задачі за допомогою штучних нейронних мереж. Представляється можливим покращити запропонований алгоритм шляхом використання інших методів комп’ютерного зору для визначення більш точних ознак, які можна отримати з контуру об’єкта космічного сміття, що може бути напрямком подальших досліджень.

1. *Bombardelli C., Pelaez J.* Ion Beam Shepherd for Contactless Space Debris Removal. Journal of Guidance, Control, and Dynamics. 2011. Vol. 34, No. P. 916–920. https://doi.org/10.2514/1.51832
2. *Merino M., Cichocki F., Ahedo E. A* collisionless plasma thruster plume expansion model. Plasma Sources Science and Technology. 2015. Vol. 24, No. P. 035006. https://doi.org/10.1088/0963-0252/24/3/035006
3. *Bombardelli C., Urrutxua H., Merino M., Ahedo E., Pelaez J.* Relative dynamics and control of an ion beam shepherd satellite. Spaceflight mechanics. 2012. Vol. 143. P. 2145–2158.
4. *Alpatov A., Cichocki F., Fokov A., Khoroshylov S., Merino M., Zakrzhevskii A.* Algorithm for Determination of Force Transmitted by Plume of Ion Thruster to Orbital Object Using Photo Camera. 66th International Astronautical Congress, Jerusalem, Israel. 2015. P. 1–9.
5. *Fokov A. A., Khoroshilov S. V.* Validation of simplified method for calculation of transmitted force from plume of electric thruster to orbital object. Авиационно-космическая техника и технология. 2016. No. 2. P. 55–66.
6. *Redka M., Khoroshylov S.* Determination of the force impact of an ion thruster plume on an orbital object via deep learning. Космічна наука і технологія. 2022. № 28. P. 15–26. https://doi.org/10.15407/knit2022.05.015
7. *Dudani S. A., Breeding K. J., McGhee R. B.* Aircraft Identification by Mo-ment Invariants. IEEE Transactions on Computers. 1977. Vol. C-26, No. 1. P. 39–46. https://doi.org/10.1109/tc.1977.5009272
8. *Flusser J., Suk T.* A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1994. Vol. 32, No. 2. P. 382–387. https://doi.org/10.1109/36.295052
9. *Canny J.* A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. PAMI-8, No. 6. P. 679–698. https://doi.org/10.1109/tpami.1986.4767851
10. *Xu X., Constantinides A. G.* Practical issues concerning moment invariants. Journal of Systems Engineering and Electronics. March 1996. Vol. 7. No. 1. P. 43–57.
11. *Ming-Kuei Hu.* Visual pattern recognition by moment invariants. IEEE Transactions on Information Theory. 1962. Vol. 8, No. 2. P. 179–187. https://doi.org/10.1109/tit.1962.1057692
12. *Mitchell T.* Machine Learning (Mcgraw-Hill International Edit). McGraw-Hill Education (ISE Editions), 1997. 352 p.
13. *Cybenko G.* Approximation by superpositions of a sigmoidal function. Mathematics of Control, Signals, and Systems. 1992. Vol. 5, No. 4. P. 455. https://doi.org/10.1007/bf02134016
14. *Hornik K.* Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. Neural Networks. 1991. Vol. 4, No. 2. P. 251–257. https://doi.org/10.1016/0893-6080(91)90009-T
15. *Glorot X., Bengio Y.* Understanding the Difficulty of Training Deep Feedforward Neural Networks. Proc. of the Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Proc. of Machine Learning Research. 2010. No. 9. P. 249–256.

Отримано 02.05.2023,
в остаточному варіанті 04.06.2023