

Розробка динамічного представлення параметрів моделі опису навколишнього середовища колаборативного робота.

Dmytro Gurin¹

1. CITAR Department, Kharkiv National University of Radio Electronics, UKRAINE,
Kharkiv, Nauki Ave. 14., e-mail: dmytro.gurin@nure.ua

Анотація: У даній роботі досліджується питання розвитку динамічного представлення параметрів моделі, яка описує навколишнє середовище колаборативного робота. Розглянуті методи та техніки спрямовані на створення систем, що забезпечують роботам здатність адаптуватися до змін у реальному часі, оптимізуючи їх взаємодію з оточенням та підвищуючи загальну продуктивність робототехнічних систем.

Ключові слова: Індустрія 5.0, Колаборативні роботи, Динамічне середовище мобільного робота, Сенсори.

I. ВСТУП

У світі робототехніки та штучного інтелекту зростає значущість розвитку колаборативних роботів, які взаємодіють з людьми та навколишнім середовищем. Одним із ключових аспектів їх ефективності є здатність реалізувати адаптивне та динамічне управління на основі параметрів навколишнього середовища. Це вимагає розробки та імплементації методів, що дозволяють роботам змінювати свою поведінку та дії в залежності від змін у середовищі, що їх оточує. В свою чергу це дозволяє зробити робоче середовище колаборативного робота більш безпечним для людини.

II. ДИНАМІЧНЕ ПРЕДСТАВЛЕННЯ ПАРАМЕТРІВ МОДЕЛІ ОПИСУ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА КОЛАБОРАТИВНОГО РОБОТА

Розробка моделей динамічного оновлення параметрів у моделі колаборативного промислового робота, потребує впровадити математичні моделі та алгоритми, які дозволяють адаптуватися до змін у середовищі або в роботі системи. Це можна реалізувати за допомогою різних підходів, включаючи алгоритми адаптивного управління, машинного навчання та адаптивної фільтрації.

Для динамічного оновлення робочого простору \mathbb{R}^3 , пропонується використовувати адаптивні алгоритми для моніторингу змін у середовищі:

$$\mathbb{R}^3(t) = \mathbb{R}^3(t-1) + \Delta\mathbb{R}^3(t) \quad (1)$$

Де: $\mathbb{R}^3(t)$ - тривимірний простір на момент часу t ;
 $\mathbb{R}^3(t-1)$ - тривимірний простір на момент часу $t-1$, описує тривимірний простір на попередньому

моменті часу. Це базова точка, з якої відбувається обчислення змін.

$\Delta\mathbb{R}^3(t)$ - представляє собою зміни в робочому просторі на момент часу t , які можуть бути оцінені за допомогою сенсорів або системи моніторингу. То б то відображає різницю або зміни, які відбулися в тривимірному просторі між моментами часу $t-1$ та t . Ці зміни можуть бути викликані рухами об'єктів, змінами в периметрах безпеки або іншими факторами.

Оцінка $\Delta\mathbb{R}^3(t)$ може здійснюватися за допомогою різних сенсорів, які забезпечують дані про навколишнє середовище. Які можна описати наступним чином:

- 3D – сканери, дозволяють збирають дані про тривимірну геометрію навколишнього середовища колаборативного промислового робота маніпулятора, шляхом порівняння зняті дані з попередніми скануваннями для визначення змін у середовищі, модель такої оцінки можна представити наступним чином:

$$\Delta\mathbb{R}^3(t) = Data_t^{3D} - Data_{t-1}^{3D} \quad (2)$$

Де: $Data_t^{3D}$ - є даними, отриманими від 3D – сканера на момент часу t

$Data_{t-1}^{3D}$ - є даними на попередньому моменті часу $t-1$.

- Light Identification, Detection and Ranging (LIDAR) використовують лазерні імпульси для визначення відстані до об'єктів і створення точних тривимірних карт, дозволяє проводити аналіз даних з лідарних сканерів для визначення змін у розташуванні об'єктів, модель такої оцінки можна представити наступним чином:

$$\Delta\mathbb{R}^3(t) = Data_t^{LIDAR} - Data_{t-1}^{LIDAR} \quad (3)$$

Де: $Data_t^{LIDAR}$ - є даними, отриманими з LIDAR на момент часу t ;

$Data_{t-1}^{LIDAR}$ - є даними на попередньому моменті часу $t-1$.

- камери (2D або 3D) збирають зображення або відео для виявлення об'єктів і їх змін у просторі, дозволяють використовувати методи комп'ютерного зору та ШІ для трекінгу об'єктів і оцінки їхніх переміщень, модель такої оцінки можна представити наступним чином:

$$\Delta\mathbb{R}^3(t) = Data_t^{cam} - Data_{t-1}^{cam} \quad (4)$$

Де: $Data_t^{cam}$ – позиція об'єкту по даним отриманим з камери на момент часу t ;

$Data_{t-1}^{cam}$ – позиція об'єкту отримані з камери на попередньому моменті часу $t - 1$.

- сенсори відстані (ультразвукові, лазерні, і.т.д.) ($Sens$) вимірюють відстань до об'єктів у реальному часі, то б то збирають дані про зміни у відстанях до об'єктів для оцінки змін у середовищі, модель такої оцінки можна представити наступним чином:

$$\Delta\mathbb{R}^3(t) = Data_t^{Sens} - Data_{t-1}^{Sens} \quad (5)$$

Де: $Data_t^{Sens}$ – відстань до об'єкту по даним отриманим з сенсора на момент часу t ;

$Data_{t-1}^{Sens}$ – відстань до об'єкту отримані з сенсора на попередньому моменті часу $t - 1$.

На базі 2-5 можна представити зміни у тривимірному просторі можна описати як:

$$\Delta\mathbb{R}^3(t) = (Data_t^{3D}, Data_t^{LIDAR}, Data_t^{cam}, Data_t^{Sens}) - (Data_{t-1}^{3D}, Data_{t-1}^{LIDAR}, Data_{t-1}^{cam}, Data_{t-1}^{Sens}) \quad (6)$$

Де: $Data_t^{3D}, Data_t^{LIDAR}, Data_t^{cam}, Data_t^{Sens}$ – є даними, отриманими від сенсорів на момент часу t ;

$Data_{t-1}^{3D}, Data_{t-1}^{LIDAR}, Data_{t-1}^{cam}, Data_{t-1}^{Sens}$ – є даними отриманими на попередньому моменті часу $t - 1$.

Комбінування цих даних дозволяє адаптивно оновлювати опис тривимірного простору, враховуючи зміни у середовищі, і забезпечити точність і ефективність роботи колаборативного робота маніпулятора.

Робоча зона (\mathbb{D}) може динамічно змінюватися в залежності від зміни об'єктів у просторі або змін у периметрах безпеки (Ω_{safe}) та може бути описана наступним виразом:

$$\mathbb{D}(t) = \mathbb{D}(t - 1) \cup \Delta\mathbb{D}(t) \quad (7)$$

Де: $\mathbb{D}(t)$ - робоча зона на момент часу t , описує простір, в якому працює робот, включаючи всі об'єкти (Ω_t) та периметри безпеки (Ω_{safe}), які можуть впливати на його дії. Це може бути обмежена область, в якій маніпулятор виконує завдання, з урахуванням усіх нових об'єктів і змін у середовищі;

$\mathbb{D}(t - 1)$ - робоча зона на момент часу $t - 1$, описує робочу зону на попередньому моменті часу. Це базова точка, з якої відбувається обчислення змін;

$\Delta\mathbb{D}(t)$ - зміни в робочій зоні на момент часу t , які можуть бути описані як нові або змінені області робочого простору, то б то відображає нові об'єкти або зміни у наявних об'єктах, що з'явилися або були змінені в робочій зоні між моментами часу $t - 1$ і t . Це може бути, наприклад, новий об'єкт, переміщений об'єкт або зміна в периметрах безпеки.

Динамічна робоча зона ($\mathbb{D}(t)$) може бути описана як система, що постійно оновлюється у відповідь на зміни в середовищі ($\Delta\mathbb{D}(t)$). Оновлення може відбуватись у реальному часі завдяки даним з

сенсорів і камер (2-5), які відстежують зміни в середовищі. В наслідок чого $\Delta\mathbb{D}(t)$ в рамках даних досліджень можна представити наступним чином:

- 3D-сканери та лідари збирають дані про тривимірну геометрію середовища, визначаючи нові об'єкти або зміни у розташуванні об'єктів. Нова інформація, отримана від сканерів або лідарів, може бути представлена як додаток до попередньої зони та може бути описана наступним чином:

$$\Delta\mathbb{D}(t) = \Omega_{new}^{3D,LIDAR} \quad (8)$$

Де: $\Omega_{new}^{3D,LIDAR}$ - нові об'єкти або зміни у розташуванні об'єктів, отримана від сканерів або лідарів,

- камера (-и) збирають зображення або відео для виявлення нових об'єктів або змін у середовищі. Нові або змінені об'єкти, виявлені на зображеннях, додаються до робочої зони та може бути описана наступним чином:

$$\Delta\mathbb{D}(t) = \Omega_{new}^{cam} \quad (9)$$

Де: Ω_{new}^{cam} - нові об'єкти або зміни у розташуванні об'єктів, отримана з камери;

- сенсори відстані вимірюють відстань до об'єктів, що дозволяє виявити нові об'єкти або зміни в їх розташуванні, нові дані від сенсорів відстані вносяться в робочу зону, та може бути описана наступним чином:

$$\Delta\mathbb{D}(t) = \Omega_{new}^{sens} \quad (10)$$

Де: Ω_{new}^{sens} - нові об'єкти або зміни у розташуванні об'єктів, які були отримані з сенсорів відстані;

Внаслідок чого математичний опис динамічної робочої зони, можна отримати шляхом модернізації виразу 7 та використання виразів 8-10, результат даної рішення приведено нижче:

$$\mathbb{D}(t) = (Data_{t-1}^{3D}, Data_{t-1}^{LIDAR}, Data_{t-1}^{cam}, Data_{t-1}^{Sens}) \cup \Omega_{new}^{3D,LIDAR}, \Omega_{new}^{cam}, \Omega_{new}^{sens} \quad (11)$$

Де: $Data_{t-1}^{3D}, Data_{t-1}^{LIDAR}, Data_{t-1}^{cam}, Data_{t-1}^{Sens}$ - це робоча зона калабративного робота маніпулятора на попередній момент часу, всі об'єкти і області, які були актуальними на момент $t - 1$, формально це розширене представлення $\mathbb{D}(t - 1)$ з виразу 7;

$\Omega_{new}^{3D,LIDAR}, \Omega_{new}^{cam}, \Omega_{new}^{sens}$ - це нові об'єкти, які були додані до робочої зони між моментами часу $t - 1$ і t , внаслідок цього - об'єкти з'явилися у робочій зоні і їх необхідно додати до попередньої зони, формально це розширене представлення $\Delta\mathbb{D}(t)$ з виразу 7;

$Removed(\Omega_{t-1}^{3D,LIDAR}, \Omega_{t-1}^{cam}, \Omega_{t-1}^{sens})$ - це об'єкти, які були в робочій зоні раніше (на момент часу $t - 1$), але тепер більше не є частиною зони. Це може бути через те, що об'єкти перемістилися, були видалені або більше не є актуальними.

Виходячи з 11
 $Data_{t-1}^{3D}, Data_{t-1}^{LIDAR}, Data_{t-1}^{cam}, Data_{t-1}^{Sens} \cup \Omega_{new}^{3D, LIDAR}, \Omega_{new}^{cam}, \Omega_{new}^{Sens}$

- операція об'єднання двох множин — попередньої робочої зони та нових об'єктів. Це створює оновлену множину об'єктів, які є в робочій зоні на момент t , включаючи нові об'єкти, а $Removed(\Omega_{t-1}^{3D, LIDAR}, \Omega_{t-1}^{cam}, \Omega_{t-1}^{Sens})$ – операція різниці множин видаляє об'єкти, які більше не є частиною робочої зони. Тобто, з результату об'єднання (з новими об'єктами) видаляються ті об'єкти, які були видалені або більше не актуальні.

Приведемо приклад як 11 дозволяє динамічно оновлювати робочу зону, адаптуючи її до змін у середовищі колабаративного робота маніпулятора. Припустимо що, робоча зона колабаративного робота маніпулятора на попередній момент часу $\mathbb{D}(t-1) = \{A, B, C\}$ має наступні об'єкти, також припустимо появу $\Omega_{new}^{cam} = \{D, E\}$ - це нові об'єкти, які були додані до робочої зони між моментами часу $t-1$ і t , при цьому об'єкт покинув робочу зону $\{B\}$, та більше не є її частиною. Тоді відповідно до 11, об'єднання: $\{A, B, C\} \cup \{D, E\} = \{A, B, C, D, E\}$, а видалення $\{A, B, C, D, E\} \setminus \{B\} = \{A, C, D, E\}$. Таким чином, на момент t , робоча зона $\mathbb{D}(t)$ буде включати об'єкти $\{A, C, D, E\}$ виключаючи об'єкти, які були видалені. Запропонована модель 11 на базі 7 дозволяє динамічно оновлювати робочу зону, адаптуючи її до змін у середовищі, що є важливим для точності і безпеки роботи колабаративних промислових роботів.

Модель динаміки об'єктів в просторі, базується на моделі об'єкти в просторі Ω_i , та представляє собою як області з певними геометричними формами і розмірами, математичне описання яких приведено в додатку В. Для динамічного оновлення розташування об'єктів Ω_i , пропонується використовувати алгоритми трекінгу об'єктів. Виходячи з цього модель динаміки об'єктів в робочій зоні коларативного робота маніпулятора можна представити в наступному вигляді:

$$\Omega_i(t) = \Omega_i(t-1) + \Delta\Omega_i(t) \quad (12)$$

Де: $\Omega_i(t)$ - множина об'єктів у просторі на момент часу t , це стан об'єктів у просторі на поточний момент часу t , та включає всі об'єкти, які є у робочій області колабаративного робота маніпулятора на цей момент;

$\Omega_i(t-1)$ - множина об'єктів у просторі на момент часу $t-1$, є стан об'єктів у просторі на попередній момент часу $t-1$, це базова множина об'єктів, з якої починається оновлення.

$\Delta\Omega_i(t)$ - зміна в множині об'єктів за період від $t-1$ до t , тобто нові об'єкти, які з'явилися, або зміни в існуючих об'єктах. Тобто це різниця між поточним і попереднім станом об'єктів. Вона може включати нові об'єкти, які з'явилися, або зміни у властивостях існуючих об'єктів (наприклад, переміщення, зміна розміру, зміна стану).

Модель 12 описує, як оновлюється множина об'єктів у просторі з часом, це дозволяє враховувати динамічні зміни в середовищі, такі як додавання нових об'єктів або зміни в існуючих. Приведемо математичний опис, множина об'єктів на момент t може бути описана як

$$\Omega_i(t) = \{\Omega_c, \Omega_{cy}, \Omega_{co}, \Omega_{cu}, \dots, \Omega_{qp}\}, \quad \text{де}$$

$\Omega_c, \Omega_{cy}, \Omega_{co}, \Omega_{cu}, \dots, \Omega_{qp}$ - об'єкти в просторі, які представлені як області з певними геометричними формами і розмірами, відповідно до 2.6. Зміни в об'єктах $\Delta\Omega_i(t)$ може бути розділене на два типи змін: нові об'єкти $\Delta\Omega_i^+(t)$ та об'єкти, які були видалені або змінені $\Delta\Omega_i^-(t)$. Тоді:

$$\Delta\Omega_i(t) = \Delta\Omega_i^+(t) \cup \Delta\Omega_i^-(t) \quad (13)$$

Виходячи з 12 та 13 оновлена множина буде мати наступний вид:

$$\Omega_i(t) = \Omega_i(t-1) \cup \Delta\Omega_i^+(t) \setminus \Delta\Omega_i^-(t) \quad (14)$$

де: $\Omega_i(t-1)$ - множина об'єктів у просторі на момент часу $t-1$, є стан об'єктів у просторі на попередній момент часу $t-1$, це базова множина об'єктів, з якої починається оновлення;

$\Delta\Omega_i^+(t)$ - нові об'єкти в робочій зоні колабаративного робота маніпулятора;

$\Delta\Omega_i^-(t)$ - об'єкти, які були видалені або змінені в робочій зоні коларативного робота маніпулятора.

Як приклад, припустимо, що робочій зоні є наступні об'єкти, на момент $t-1$: $\Omega_i(t-1) = \{A, B, C\}$, нові об'єкти на момент t : $\Delta\Omega_i^+(t) = \{D\}$ та об'єкти, які були видалені або змінені на момент t : $\Delta\Omega_i^-(t) = \{B\}$. Тоді відповідно до 14 маємо наступну оновлену множену:

$$\Omega_i(t) = \{A, B, C\} \cup \{D\} \setminus \{B\} = \{A, C, D\} \quad (15)$$

Таким чином, на момент часу t , об'єктів в робочій зоні коларативного робота маніпулятора буде $\{A, C, D\}$, де об'єкт B був видалений, а об'єкт D був доданий.

Припустимо, що колабаративний робот маніпулятор, який спочатку навчився розпізнавати три основні типи об'єктів у робочій зоні. Однак у процесі роботи робот стикається з новими об'єктами (12), які потрібно розпізнавати, або з новими ситуаціями, які вимагають зміни правил управління. Відповідно початковий стан навченої моделі на момент часу $t-1$ буде мати наступний вигляд:

$$\mathbb{M}(t-1) = \Omega_s, \Omega_o, \Omega_t \quad (16)$$

Де: Ω_s - об'єкт розпізнаний як області з геометричною формою куб;

Ω_o - об'єкт розпізнаний як області з геометричною формою циліндр;

Ω_t - об'єкт розпізнаний як області з геометричною формою конус.

Робот зібрав нові дані та пройшов додаткове навчання для розпізнавання нового типу об'єкта (наприклад, паралелепіпед (Ω_{rh})) або нових правил поведінки при взаємодії з цим об'єктом. Тоді зміни в навчанні $\Delta M(t)$ будуть мати наступний вигляд:

$$\Delta M(t) = \Omega_{rh} + \text{нові правила поведінки} \quad (17)$$

Де: Ω_{rh} - об'єкт розпізнаний як області з геометричною формою прямокутний паралелепіпед.

Тоді оновлений стан навченої моделі на момент часу t , для даного прикладу буде мати наступний вигляд:

$$M(t) = \Omega_s, \Omega_o, \Omega_t + \Omega_{rh} + \text{нові правила поведінки}$$

III. ВИСНОВКИ

Запропонована модель динамічних об'єктів в робочій зоні колаборативного робота маніпулятора, дозволяє системі динамічно оновлювати список об'єктів у середовищі, що важливо для забезпечення точності і актуальності даних у роботизованих системах. Таким чином, робот маніпулятор постійно адаптує свою модель на основі нових знань, що дозволяє йому краще справлятися з новими ситуаціями або об'єктами в робочій зоні. Це може бути реалізовано як частина алгоритмів машинного навчання, які дозволяють роботу «навчатися» під час роботи, або через оновлення програмного забезпечення на основі зворотного зв'язку від сенсорів і систем управління.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1] Renda A, Schwaag Serger S, Tataj D, Morlet A, Isaksson D, Martins F, Mir Roca M, Hidalgo C, Huang A, Dixon-Declève S, Balland P-A, Bria F, Charveriat C, Dunlop K, Giovannini E. Industry 5.0, a transformative vision for Europe : governing systemic transformations towards a sustainable industry, European Commission Directorate-General for Research Innovation, Publications Office of the European Union, 2022. <https://doi.org/10.2777/17322>.
- [2] Holzinger, A., Schweier, J., Gollob, C. *et al.* From Industry 5.0 to Forestry 5.0: Bridging the gap with Human-Centered Artificial Intelligence. *Curr. For. Rep.* (2024). <https://doi.org/10.1007/s40725-024-00231-7>
- [3] Bhat, F.A., Parvez, S. Emerging Challenges in the Sustainable Manufacturing System: From Industry 4.0 to Industry 5.0. *J. Inst. Eng. India Ser. C* (2024). <https://doi.org/10.1007/s40032-024-01046-y>
- [4] Gurin, D., Yevsieiev, V., Maksymova, S., & Alkhalailah, A. (2024). Using Convolutional Neural Networks to Analyze and Detect Key Points of Objects in Image. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*, 4(9), 5-15.
- [5] Gurin, D., Yevsieiev, V., Abu-Jassar, A., & Maksymova, S. (2024). Using the Kalman Filter to Represent Probabilistic Models for Determining the Location of a Person in Collaborative Robot Working Area. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*, 4(8), 66-75.
- [6] Gurin, D., Yevsieiev, V., Maksymova, S., & Abu-Jassar, A. (2024). Effect of Frame Processing Frequency on Object Identification Using MobileNetV2 Neural Network for a Mobile Robot. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*, 4(8), 36-44.
- [7] Gurin, D., Yevsieiev, V., Maksymova, S., & Alkhalailah, A. (2024). MobileNetv2 Neural Network Model for Human Recognition and Identification in the Working Area of a Collaborative Robot. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*, 4(8), 5-12.
- [8] Abu-Jassar, A. T., Attar, H., Amer, A., Lyashenko, V., Yevsieiev, V., & Solyman, A. (2024). Development and Investigation of Vision System for a Small-Sized Mobile Humanoid Robot in a Smart Environment. *International Journal of Crowd Science*.
- [9] Abu-Jassar, A., Yevsieiev, V., & Maksymova, S. (2024). The Optical Flow Method and Graham's Algorithm Implementation Features for Searching for the Object Contour in the Mobile Robot's Workspace.
- [10] Yevsieiev, V., & Starodubcev, N. (2023). Development of a control algorithm for a small-sized mobile manipulation robot. *Scientific Collection «InterConf»*, (140), 648-651.
- [11] Yevsieiev, V., & Gurin, D. (2023). *Comparative Analysis of the Characteristics of Mobile Robots and Collaboration Robots Within INDUSTRY 5.0* (Doctoral dissertation, European Scientific Platform).
- [12] Yevsieiev, V., Maksymova, S., & Starodubcev, N. (2022). A robotic prosthetic a control system and a structural diagram development. *Collection of scientific papers «ΑΙΟΓΟΣ»*, (August 12, 2022; Zurich, Switzerland), 113-114.
- [13] Maksymova, S., Yevsieiev, V., Nevliudov, I., & Bahlai, O. (2024, May). Balancing System For A Zoomorphic Spot Type Mobile Robot Development Using An Accelerometer MPU 6050 (GY-521). In *2024 IEEE 19th International Conference on the Perspective Technologies and Methods in MEMS Design (MEMSTECH)* (pp. 39-42). IEEE.
- [14] Palácios, R.H.C., Bertoncini, J.P.S., Uliam, G.H.O. *et al.* Evaluation of mobile autonomous robot in trajectory optimization. *Computing* **105**, 2725–2745 (2023). <https://doi.org/10.1007/s00607-023-01205-6>
- [15] Yevsieiev, V., Abu-Jassar, A., & Maksymova, S. (2024). Humanoid Robot Movement Simulation in ROS. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*, 4(7), 146-154.
- [16] I Mahmud, S., Kamarulariffin, A., Ibrahim, A.M. *et al.* Advancements and Challenges in Mobile Robot Navigation: A Comprehensive Review of Algorithms and Potential for Self-Learning Approaches. *J Intell Robot Syst* **110**, 120 (2024). <https://doi.org/10.1007/s10846-024-02149-5>