

INTELLIGENT METHODS OF OBJECT LOCALISATION IN ROBOTIC SYSTEMS

V. Tufekchi, <https://orcid.org/0000-0002-4853-5157>

S. Tokarchuk, <https://orcid.org/0000-0002-8187-0854>

O. Gavva, <https://orcid.org/0009-0004-4979-7943>

V. Myronchuk, <https://orcid.org/0000-0003-1701-2270>

National University of Food Technologies

Key words:

Intelligent localization methods
Group packaging
Robotic systems
Positioning accuracy
Sensor scanning
Sensor scanner
Coefficient of variation
Spatial data processing

Article history:

Received 14.11.2025
Received in revised form 27.11.2025
Accepted 16.12.2025

Corresponding author:

O. Gavva

E-mail:

nuftkafedramen@gmail.com

Citation: Туфекчі В. І., Токарчук С. В., Гавва О. О., Мирончук В. Г. (2025). Інтелектуальні методи локалізації об'єктів у робототехнічних системах. *Наукові праці НУХТ*, 31(6), 161—174.
DOI: 10.24263/2225-2924-2025-31-6-13

ABSTRACT

The increasing productivity demands and growing complexity of technological processes in industrial media necessitate the application of intelligent object localization methods capable of providing stable and high-precision positioning under the influence of noise, outliers in sensor data, and partial uncertainty of geometric parameters. In real operating conditions of sensor-based robotic systems, localization errors can reach 5—10% of the object's characteristic dimensions, which is critical for robotic grasping and manipulation operations involving packaging components. The simulation results showed that the smallest positioning deviations (MAE≈4.08 mm, RMSE≈4.61 mm) were achieved using combined D2-type localization. This method takes into account geometric invariance and provides stable accuracy in the presence of internal outliers in point clouds. The effectiveness of localization approaches was evaluated using generalized LESR metrics, which showed a reduction in error of more than 30% compared to baseline methods. The study of intelligent localization methods is based on geometric analysis of spatial data represented as point clouds, using techniques such as centroid estimation, convex hull analysis. The modeling and performance verification of the algorithms were carried out in the CoppeliaSim simulation medium, which enables realistic reproduction of interaction scenarios between robotic systems and objects of varying geometry. It was demonstrated that in the presence of internal points constituting up to 30% of the total number of measurements — the geometric center of the set underwent significant displacement, whereas the convex hull remained invariant to such distortions. It was found that the deviations between centers determined by different geometric approaches could exceed 10% along individual axes. The combination of multiple geometric localization techniques with repeated spatial scanning procedures in CoppeliaSim allowed for a reduction in total positioning error. The proposed approaches lay the groundwork for developing adaptive robotic systems capable of delivering enhanced accuracy, reliability, and flexibility in object localization within packaging manufacturing processes.

DOI: 10.24263/2225-2924-2025-31-6-13

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ У РОБОТОТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ

В. І. Туфкєчі, <https://orcid.org/0000-0002-4853-5157>

С. В. Токарчук, <https://orcid.org/0000-0002-8187-0854>

О.О. Гавва, <https://orcid.org/0009-0004-4979-7943>

В.Г. Мирончук, <https://orcid.org/0000-0003-1701-2270>

Національний університет харчових технологій

*Підвищення продуктивності робототехнічних систем і зростання складності технологічних процесів у виробничих середовищах зумовлюють необхідність застосування інтелектуальних методів локалізації об'єктів, здатних забезпечити стабільне та високоточне позиціонування за умов дії шумів, викидів у сенсорних даних і часткової невизначеності геометричних параметрів. У реальних умовах експлуатації сенсорних робототехнічних систем похибки локалізації можуть сягати 5—10% від характерних розмірів об'єкта, що є критичним для операцій роботизованого захвату та маніпулювання пакувальними заготовками. За результатами моделювання встановлено, що найменших відхилень у позиціонуванні ($MAE \approx 4,08$ мм, $RMSE \approx 4,61$ мм) досягнуто при використанні комбінованої локалізації типу D2. Цей метод враховує геометричну інваріантність та забезпечує стабільну точність при наявності внутрішніх викидів у хмарах точок. Ефективність локалізаційних підходів оцінено за узагальненими метриками LESR, які засвідчили зменшення похибки на понад 30% порівняно з базовими методами. Дослідження інтелектуальних методів локалізації ґрунтується на геометричному аналізі просторових даних у вигляді хмар точок з використанням методів визначення геометричного центра, аналізу опуклої оболонки та обмежувальних геометричних контурів. Моделювання та перевірка працездатності алгоритмів здійснювались у програмному середовищі *Coppeliasim*, що дозволяє відтворювати реальні сценарії взаємодії робототехнічних систем з об'єктами різної геометрії. Показано, що за наявності внутрішніх точок, частка яких може досягати близько 30% від загальної кількості вимірювань, геометричний центр множини зазнає суттєвого зміщення, тоді як опукла оболонка зберігає інваріантність до таких впливів. Встановлено, що відхилення між центрами, визначеними різними геометричними підходами, може перевищувати 10% по окремих координатах. Поєднання декількох геометричних методів локалізації з процедурами повторного просторового сканування в середовищі *Coppeliasim* дозволяє зменшити сумарну похибку позиціонування. Запропоновані підходи формують основу для створення адаптивних робототехнічних систем, здатних забезпечувати підвищену точність, надійність і гнучкість локалізації об'єктів у пакувальних виробничих процесах.*

Ключові слова: інтелектуальні методи локалізації, групова упаковка, робототехнічні системи, точність позиціонування, сенсорне сканування, сенсорний сканер, коефіцієнт варіації, просторова обробка даних.

Постановка проблеми. Сучасні робототехнічні системи, що застосовуються в пакувальних і суміжних виробничих процесах, висувають підвищені вимоги до

точності визначення просторового положення об'єктів, зокрема їх геометричного центра, який є визначальним параметром для виконання операцій захвату, транспортування, сортування та пакування. У реальних умовах експлуатації ці системи функціонують на основі сенсорних даних, отриманих шляхом візуального або променевого сканування, що супроводжується наявністю шуму, викидів у точкових хмарах та часткової невизначеності геометричних меж об'єктів. Наявні підходи до визначення центра об'єкта часто не враховують вплив внутрішніх точок, нерівномірність просторового розподілу вимірювань і змінні умови виробничого середовища, що призводить до нестабільної роботи алгоритмів позиціонування. Особливо критичним це є для групових упаковок і кубоїдних об'єктів, де внутрішня структура або неоднорідне наповнення можуть спричинити систематичне зміщення визначеного центра та накопичення похибок під час багаторазових маніпуляцій. Практичні експерименти з використанням сенсорного сканування показують, що за наявності внутрішніх точок, частка яких може сягати близько 30% від загальної кількості вимірювань, відхилення між різними методами визначення центра (геометричний центроїд, центроїд опуклої оболонки, центр обмежувального прямокутника) може перевищувати 10% по окремих координатах. Такий рівень похибки є критичним для високоточного роботизованого захвату та безпосередньо впливає на повторюваність позиціонування і стабільність роботи захватних механізмів. У зв'язку з цим актуальним науково-прикладним завданням є розроблення й обґрунтування інтелектуальних методів локалізації, стійких до шумів і викидів у сенсорних даних, а також створення узагальнених методик оцінювання точності та стабільності позиціонування з використанням кількісних показників (MAE, RMSE, коефіцієнт варіації). Розв'язання цього завдання сприятиме підвищенню ефективності, адаптивності та гнучкості робототехнічних систем пакувального виробництва в умовах реальної експлуатації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Локалізація об'єктів у робототехніці, зазвичай, поєднує геометричні та машинні методи. Наприклад, розрахунок центра мас або геометричного центра сегментованих об'єктів дає елементарне наближення положення об'єкта. На основі контурів та опуклої оболонки можна уточнювати форму об'єкта та визначати його центр (Duan, & Shao, 2024). У деяких прикладних задачах моделюється поведінка систем (наприклад, гідродинамічні явища в клапанних дозаторах) для побудови стійких моделей середовища і налагодження сенсорів. Наприклад, у (Gavva et al., 2024), показано, як імітація гідродинаміки в дозаторах покращує калібрування роботизованих модулів дозування. Методи кластеризації та сегментації широко використовуються для виділення об'єктів із хмар точок або зображень. Зокрема, у LiDAR-даних застосовують різні підходи: глибококартова кластеризація, ґрідова сегментація, евклідові та щільні (DBSCAN) методи. (Ren et al., 2015). Перевага таких методів — простота реалізації та добра узагальнюваність, але вони чутливі до шуму і малі об'єкти можуть бути віднесені до фону (Rusu et al., 2009). Тому перед кластеризацією часто використовують фільтрацію шуму, наприклад, адаптивні outlier-фільтри та гауссові згладжувачі для відсікання випадкових сплесків. Робастні методи, зокрема RANSAC, залучаються для оцінки параметрів моделей у присутності викидів. RANSAC широко використовується у робототехніці для пошуку геометричних фігур у хмарі

точок і побудови трансформацій між зображеннями. Сучасні дослідження зосереджені на інтеграції машинного навчання та RANSAC. Наприклад, у (Lopez, 2015) зазначається, що параметризація — це попередня стадія відсіювання шуму, що може підвищувати точність локалізації й згладжувати помилки. Значну роль відіграють методи на основі комп'ютерного зору і глибокого навчання. Однокрокові детектори об'єктів, наприклад, сімейство YOLO (Chen et al., 2023) дозволяють за кадром відео швидко обчислювати координати рамок-обгортки і клас об'єкта в реальному часі. Висока швидкість та здатність працювати миттєво зробили їх популярними в автономних системах — від роботів-прибиральників до промислових роботів складування (Zhang, & Li, 2023). Додатково можуть використовуватись нейромережі для виявлення характерних ознак середовища з боку текстур і контурів для побудови семантичних карт навколишнього простору (Kim, & Park, 2021). У робототехнічних системах це, зокрема, дозволяє здійснювати безмаркерну локалізацію, використовуючи властивості навколишніх об'єктів. Точність методів оцінюється класичними метриками: середньоквадратична помилка (RMSE) та середня абсолютна помилка (MAE) між прогнозованими й істинними координатами об'єктів (Smith et al., 2020). Зазвичай, ці показники обчислюють по всій траєкторії локалізації. Наприклад, у роботизованих SLAM-системах (Schneider, & Stemmer, 2024) порівнюють RMSE передбачуваних положень із GPS-еталоном. MAE і RMSE показують, наскільки велика похибка в розташуванні цілі, зменшення цих метрик є ключовим завданням для оптимізації алгоритмів локалізації (Ali, & Zhang, 2020). Отже, інтелектуальні методи локалізації поєднують у собі геометричний аналіз (центри мас, опуклі оболонки), техніки сегментації і кластеризації, застосування фільтрів та методів відсіювання шуму, наприклад, RANSAC, а також сучасні моделі на основі CV і глибокого навчання (CNN, YOLO). Результати оцінюються за допомогою MAE, RMSE та інших статистичних метрик помилки, що дає змогу порівнювати точність різних підходів (Mena-Almonte et al., 2020).

Проведений узагальнений аналіз результатів сучасних досліджень свідчить про те, що наявні підходи до обробки сенсорних даних і визначення просторового положення об'єктів є недостатніми для розроблення нових поколінь сенсорних і роботизованих систем, здатних забезпечувати одночасно високу точність та стійкість позиціонування в умовах реального виробничого середовища. Переважна більшість існуючих методів (Miao, 2025; Johnson, 2022) орієнтована на окремі аспекти задачі локалізації та не враховує комплексний вплив шумів, викидів у просторових даних і змінної геометрії об'єктів, що обмежує їх практичну застосовність. У зв'язку з цим формуються об'єктивні передумови для подальших наукових досліджень у напрямку інтеграції робастних геометричних методів визначення просторових параметрів об'єктів з адаптивними алгоритмами попередньої фільтрації сенсорних даних. Особливо перспективним є застосування таких підходів у сенсорних системах пакувальних виробництв, де необхідно забезпечити стабільність позиціонування за умов високої продуктивності, обмежених обчислювальних ресурсів та варіативності конфігурацій упаковок. Реалізація інтегрованих методів — науково-практичне актуальне завдання для створення адаптивних програмно-апаратних рішень, орієнтованих на підвищення точності, повторюваності та надійності роботизованих систем у практичних виробничих умовах.

Метою дослідження є обґрунтування та оцінювання інтелектуальних методів визначення просторового положення об'єктів у робототехнічних системах шляхом аналізу сенсорних даних з урахуванням шумів і змінної геометрії об'єктів.

Матеріали і методи. Об'єктом дослідження є робототехнічна система сенсорного сканування, призначена для локалізації об'єктів у просторі та визначення їх геометричних параметрів у складі автоматизованих виробничих і пакувальних процесів за умов дії шумів та викидів у сенсорних даних.

Предметом дослідження є процес визначення просторового положення та координат центра об'єкта на основі аналізу тривимірної хмари точок, сформованої в результаті сенсорного сканування, з урахуванням можливих викривлень, неоднорідності розподілу точок і наявності поодиноких викидів.

Для встановлення функціональної залежності між рівнем зашумлення сенсорних даних і точністю локалізації об'єкта використано комплекс чисельних математичних моделей і геометричних алгоритмів визначення центра. Основними припущеннями під час моделювання є розміщення об'єкта в межах робочої зони сенсора, орієнтація його граней відносно глобальної системи координат та наявність нормального закону розподілу шумів із заданими середнім значенням і стандартним відхиленням.

Для досягнення сформульованої мети дослідження передбачено розв'язання таких завдань:

- реалізація та програмна апробація геометричних алгоритмів визначення центра об'єкта (на основі опуклої оболонки та методу RANSAC);
- обчислення кількісних показників точності локалізації з використанням метрик MAE та RMSE для кожного алгоритму з метою порівняльного аналізу їх стійкості до шумів і викидів;
- аналіз впливу внутрішніх точок і рівня зашумлення на зміщення центра та формування рекомендацій щодо вибору доцільного методу залежно від умов функціонування робототехнічної системи.

Усі етапи дослідження супроводжувалися комп'ютерним моделюванням у програмному середовищі, що відтворює реальні експлуатаційні параметри сенсорного вимірювання та робота маніпулятора.

Викладення основних результатів дослідження. Для керування процесом локалізації об'єктів у робототехнічних системах пакувального виробництва було реалізовано ієрархічну структуру обробки сенсорних даних, орієнтовану на визначення просторового положення та центра кубоїдних упаковок за умов наявності шумів і поодиноких викидів у хмарі точок. Система керування, що використовується в дослідженні, включає модулі збору сенсорної інформації, алгоритмічні блоки геометричної обробки просторових даних, процедури перетворення координат і механізми уточнення положення центра об'єкта.

Система містить дисковий сенсорний сканер, реалізований у програмному середовищі моделювання, модуль конверсії координат з локальної сенсорної системи до декартової системи координат маніпулятора, а також блок обробки даних, у межах якого реалізовано чотири методи визначення центра об'єкта: класичний центроїдний, медіанний, метод на основі опуклої оболонки та метод RANSAC. Така архітектура дозволяє виконувати порівняльний аналіз точності та стійкості алгоритмів в однакових умовах сканування.

Математичне моделювання процесу сенсорного сканування здійснювалося з формалізацією повного циклу збору просторових даних. Під час одного повного оберту сканера генерується набір точок, що формує хмару точок поверхні об'єкта. Моделювання впливу шуму реалізовано шляхом додавання до координат точок випадкових відхилень із заданими статистичними параметрами, а поодинокі викиди моделювались як точки, штучно віддалені від основної множини даних. Для кожного рівня шуму виконувалось серійне генерування незалежних наборів вимірювань, на основі яких формувались відповідні хмари точок, що надалі передавались до блоку обробки координат для визначення положення центра об'єкта (рис. 1).

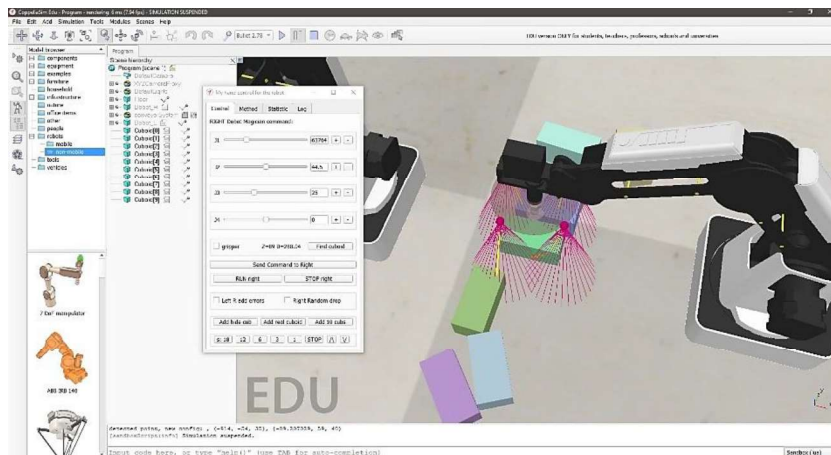


Рис. 1. Визначення просторового положення заготовки на основі центроїдного методу та початкове позиціонування захвату

На рис. 1 показано ідентифікацію об'єкта, яким є картонна упаковка, за допомогою центроїдного методу (Martinez, & Wu, 2022) та попереднє позиціонування захвату. На зображенні маніпулятор Dobot Magician опрацьовує координати виявленого об'єкта, де поверхня виділена зеленим контуром. Центроїд заготовки обчислено як середнє значення координат її вершин, відстань до об'єкта $D \approx 288,39$ мм. Захват запрограмовано на вертикальний рух вниз, до центра об'єкта. Цей початковий крок реалізовано шляхом прямого зчитування геометричних параметрів та обчислення центроїда. Для вирішення поставлених задач було обрано методи визначення центра (Gupta, & Singh, 2022). Після отримання сукупності точок, враховуючи параметри шуму, активовано методи для оцінки центра для проведення чисельного експерименту в програмному середовищі CoppeliaSim, зокрема метод центроїда, метод медіани, метод опуклої оболонки, метод RANSAC (Random Sample Consensus) у контексті визначення площин граней.

На (рис. 2) відображено зону сканування, напівпрозорий диск, де зібрані точки (помаранчеві маркери), побудовану опуклу оболонку (блакитна лінія) та її центр (фіолетова точка), що ілюструє вплив розподілу крайніх точок на зміщення досліджуваного центра упаковки. У такій візуалізації простежується, що геометричний контур опуклої оболонки формується крайніми точками хмари, що, відповідно,

може спричинити зміщення оціненого центра в проекції — залежно від просторового розташування точок на доступних для сканування гранях об'єкта.

Таблиця 1. Опис вхідних параметрів досліджуваного об'єкта

№ п/п	Параметр	Позначення	Значення	Опис
1.	Довжина об'єкта	L	80 мм	Розмір за довгою стороною об'єкта кубоїда
2.	Ширина об'єкта	W	40 мм	Розмір за короткою стороною
3.	Висота об'єкта	H	35 мм	Висота пакувального елемента
4.	Кількість тестових спроб	N	18	Загальна кількість експериментальних спроб
5.	Рівень сенсорного шуму	p	10%	Відсоткове відхилення, що моделює флуктуації у скануванні
6.	Величина зміщення (амплітуда шуму)	Δ	5 мм	Максимальна амплітуда випадкових шумів
7.	Діагональ області сканування	$\sqrt{L^2 + W^2}$	$\approx 89,44$ мм	Використовується для нормалізації LESR (лінійна похибка)
8.	Методи локалізації центра	—	D1m, D1, D1g, D2m, D2, D2g	Вказані шість алгоритмів (медіана, центроїд, опукла оболонка, тощо)

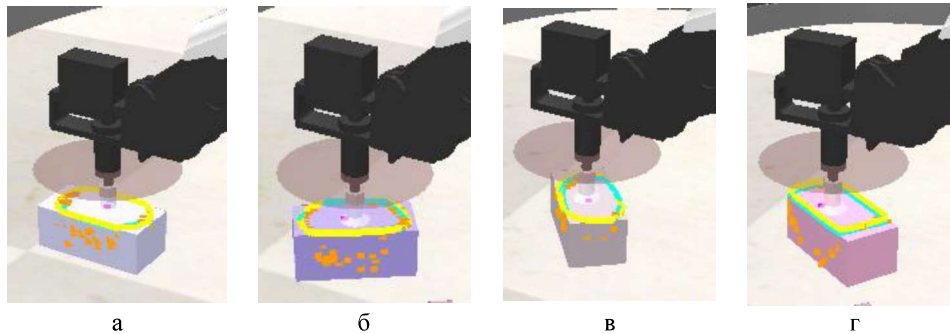


Рис. 2. Візуалізація процесу сканування об'єкта дисковим оптичним сенсором:
а — зверху; б — збоку; в — фронтально; г — під кутом

Проведення чисельного експерименту в програмному середовищі CoppeliaSim є необхідним етапом для обґрунтованої перевірки точності та робастності методів локалізації центрів об'єктів в умовах, наближених до реальних. Зокрема, методи D2m (bounding box) та D2g (convex hull) мають високу чутливість до похибок вимірювання, оскільки ґрунтуються на екстремальних координатах або крайніх точках об'єкта. Навіть одиничні викиди або шум високої амплітуди можуть суттєво змістити результати локалізації центра, знижуючи надійність системи позиціонування. Саме тому моделювання з введенням різнорівневих шумів — від слабких (до 5 мм) до значних (до 80 мм), дозволяє кількісно оцінити вплив сенсорних похибок на точність обчислень.

Тестування, проміжний приклад якого наведено на рис. 3, імітує критичні сценарії, у яких система має працювати стабільно, та дозволяє виявити методи, най-

більш стійкі до шумів, що особливо актуально для задач високоточного захоплення та маніпулювання у виробничих і логістичних робототехнічних системах пакувальних ліній.

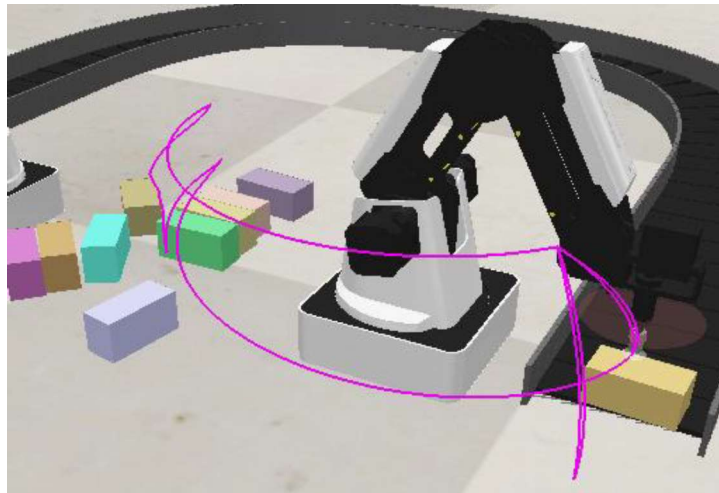


Рис. 3. Модель сканування об'єкта для побудови опуклої оболонки в симульованому середовищі CoppeliaSim

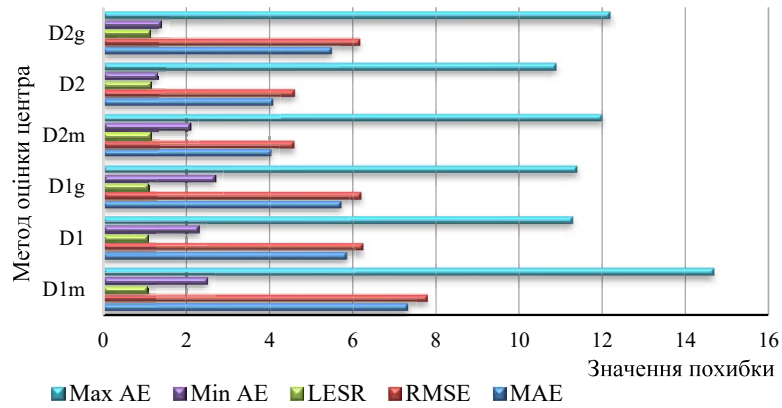
Для перевірки працездатності запропонованих методів оцінки центра об'єкта, в умовах шумового поля робочої ділянки пакувальної лінії, створено симульоване середовище на основі платформи CoppeliaSim. У межах цього середовища здійснювалося імітаційне сканування об'єктів за допомогою дискового оптичного сенсора, що дозволило формувати хмару точок, характерну для умов реальної роботи сенсорної системи в робототехніці. На рис. 3 зафіксовано початковий етап експерименту, під час якого здійснюється збір даних з поверхні об'єкта. Це дозволяє зімітувати типові спотворення та похибки, характерні для сенсорних систем, і закладає основу для подальшого порівняльного аналізу методів визначення центра з урахуванням впливу шуму.

На рис. 4 представлено результати чисельного моделювання дій робота-маніпулятора на базі узагальненого графічного порівняння ефективності шести підходів до визначення центра об'єкта в умовах присутності сенсорного шуму, що є характерним для роботизованих систем з оптичною локалізацією.

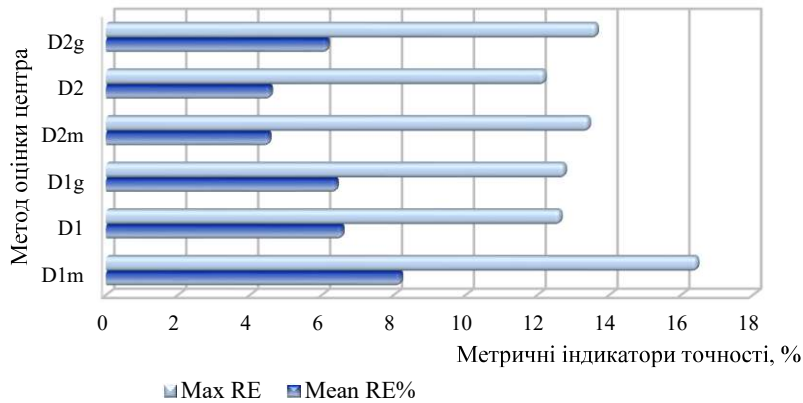
Вісь ординат містить позначення методів: D1m (медіанне згладжування), D1 (центроїд без фільтрації), D1g (центроїд з грубою фільтрацією аномальних значень), D2m (метод Bounding Box — оцінка центра через обмежувальний прямокутник), D2 (опукла оболонка — Convex Hull), та D2g (алгоритм RANSAC з геометричною апроксимацією оболонки). Кожен із методів характеризується різною стійкістю до викидів, геометричної спотвореності вхідних даних і чутливістю до шуму.

Графіки включають порівняння за п'ятьма метричними індикаторами точності:

- *MAE* (Mean Absolute Error) — середнє абсолютне відхилення оціненого центра від істинного, яке забезпечує інтуїтивно зрозумілу міру помилки:



а



б

Рис. 4. Порівняльна оцінка методів локалізації центра об'єкта за метричними показниками точності в умовах зашумлених даних: а — абсолютні та відносні похибки локалізації (MAE, RMSE, LESR, Min AE, Max AE); б — показники відносної похибки: середнє та максимальне значення (Mean RE%, Max RE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (1)$$

де y_i — істинне значення координати центра; \hat{y}_i — обчислене значення; n — кількість вимірювань;

- $RMSE$ (Root Mean Square Error), корінь середньоквадратичної похибки — більш чутлива до великих відхилень метрика, що акцентує на екстремальних значеннях похибки:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}; \quad (2)$$

- *LESR* (Linear Error to Square Root), відносна лінійна похибка, нормалізована на діагональ області сканування — нормалізований показник, що дозволяє порівнювати точність незалежно від розміру об'єкта, використовуючи відношення лінійної помилки до діагоналі базової площини:

$$LESR = \frac{\sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}}{D}, \quad (3)$$

де D — діагональ області сканування;

- *MinAE* — найменше зафіксоване відхилення, що демонструє потенційну точність методу в ідеальних умовах:

$$MinAE = \min_{i=1..n} |y_i - \hat{y}_i|; \quad (4)$$

- *MaxAE* — найбільше відхилення, яке вказує на найгірший сценарій для кожного методу:

$$MaxAE = \max_{i=1..n} |y_i - \hat{y}_i|. \quad (5)$$

Аналіз цих показників у сукупності дозволяє оцінити не лише середню точність, а й стабільність і вразливість методів до окремих екстремальних спотворень. Візуалізація дає змогу виявити методи, які демонструють найменші похибки при роботі із зашумленими даними, і тому є найперспективнішими для застосування в задачах інтелектуальної локалізації в робототехнічних системах. На рис. 4 здійснено графоаналітичне порівняння точності шести методів визначення центра об'єкта, які були протестовані в моделі сенсорного сканування із симульованими шумами. Гістограми демонструють значення п'яти ключових метричних показників, що дозволяють здійснити кількісну оцінку локалізаційної здатності кожного з підходів: середня абсолютна похибка (*MAE*), що відображає середнє зміщення від істинного центра; корінь середньоквадратичної похибки (*RMSE*), який є більш чутливим до значних відхилень; відносна лінійна похибка *LESR*, нормалізована на геометричний розмір сцени; мінімальні (*MinAE*) та максимальні (*MaxAE*) абсолютні похибки, що ілюструють граничну варіативність результатів. Оцінка отриманих даних свідчить, що методи, які враховують геометричну структуру розташування точок (*D2m* — обмежувальний прямокутник, та *D2* — опукла оболонка), демонструють найменші середні похибки та нижчий рівень варіацій. Метод *D2m* показав найменші значення *MAE* та *RMSE*, що вказує на його ефективність і стійкість до шумів.

На основі порівняльного аналізу результатів, представлених на рис. 4, можна зробити глибший науковий висновок щодо ефективності застосованих методів визначення центра об'єкта в умовах сенсорного шуму. Зокрема, методи *D2* (опукла оболонка) та *D2m* (Bounding Box) показали найкращі результати з точки зору точності локалізації. Обидва методи досягли майже однакового рівня *MAE* (4,08 для *D2* і 4,05 для *D2m*) та *RMSE* (4,61 і 4,60 відповідно), що свідчить про високу стабільність і передбачуваність цих підходів у середньому випадку (рис. 5).

Однак критичним є також аналіз екстремальних сценаріїв. За показником *Max RE*, який демонструє найгірше зафіксоване відхилення від істинного положення центра, метод *D2* мав перевагу над *D2m*, показавши нижче значення на 1,23% (12,19% проти 13,42%). Це особливо важливо в задачах, де неприпустимі великі похибки

навіть у поодиноких випадках, наприклад, при маніпулюванні об'єктами в тісному просторі або в автоматизованих конвеєрних системах.

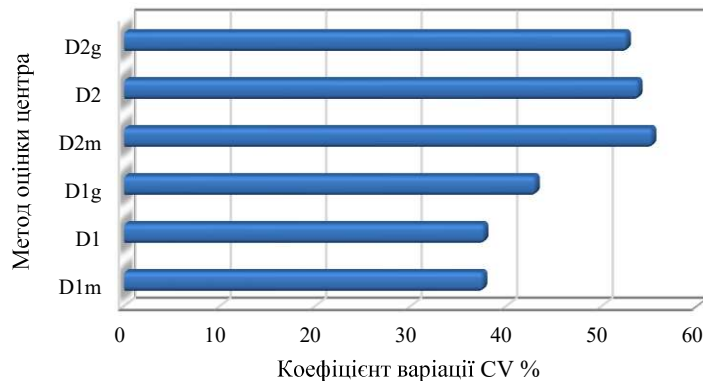


Рис. 5. Порівняння методів визначення центра об'єкта за коефіцієнтом варіації (CV%) в умовах зашумлених даних, спричинених рухом маніпулятора

Такий розподіл помилок пояснюється відмінностями в геометричних припущеннях обох методів: метод D2 враховує загальну форму хмари точок, що робить його менш чутливим до ізольованих відхилень або «викидів», тоді як D2m базується на габаритних розмірах, що можуть бути схильні до зміщення внаслідок окремих точок на краях або за межами основного контуру об'єкта.

Методи, що базуються на центрі мас (D1, D1g) або медіані (D1m), показали вищі значення похибок, особливо за критерієм Max AE (до 14,70 у D1m), що вказує на їх меншу стійкість до шуму та просторової нерівномірності розподілу точок. Таким чином, результати підтверджують доцільність використання методів локалізації, які враховують глобальну форму розподілу даних (опукла оболонка або обмежувальний прямокутник), у системах, що функціонують в умовах сенсорного шуму. Це особливо актуально для задач інтелектуальної локалізації об'єктів у робототехнічних маніпуляційних системах. Візуальна верифікація успішного захоплення всіх об'єктів вакуумним захватом додатково підтверджує практичну ефективність запропонованих методів (рис. 6).

На рис. 6 продемонстровано порівняльну тривимірну візуалізацію геометричних центрів, отриманих на основі різних методів обробки сенсорних даних у вигляді хмари точок, що моделюють верхню поверхню пакувального об'єкта. Наведено три типи центроїдів: центроїд усіх точок з урахуванням внутрішніх, центроїд опуклої оболонки (Convex Hull) та центроїд обмежувального паралелепіпеда (Bounding Box), що дає змогу порівняти стійкість кожного з підходів до впливу структурного шуму.

Результати демонструють, що внутрішні точки можуть суттєво зміщувати геометричний центр об'єкта, що особливо критично в умовах, коли необхідна висока точність позиціонування, наприклад, при груповому захопленні або точковій орієнтації. Зокрема, відхилення центроїда хмари всіх точок відносно центра оболонки та паралелепіпеда може перевищувати 10% по окремих координатах, що перевищує допустимі межі для промислових маніпуляцій.

Отже, запропоноване представлення є ключовим для розуміння просторових похибок, які виникають у процесі локалізації за умов наявності сенсорного шуму, оскільки підкреслює доцільність використання комбінованих підходів до геометричної локалізації для підвищення точності та надійності робототехнічних систем у задачах упаковки.

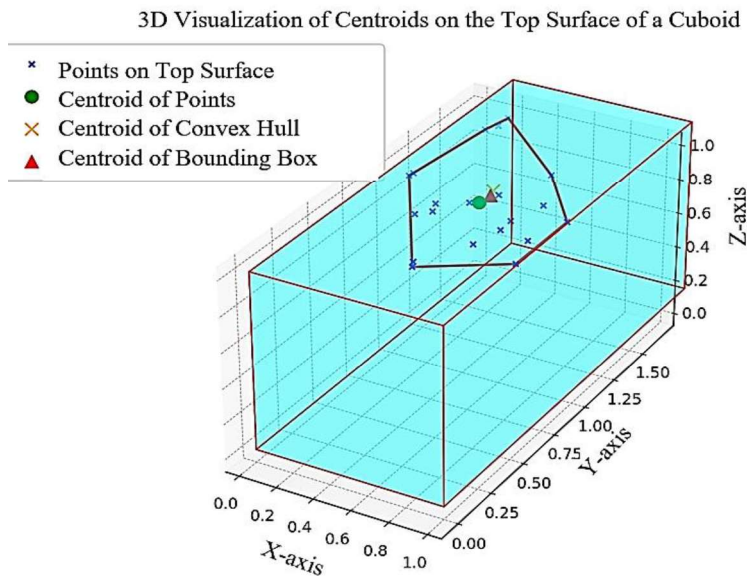


Рис. 6. Вплив структурного шуму на зміщення центрів локалізації в межах опуклої оболонки та обмежувального прямокутника для об'єктів складної геометрії (отримано CoppeliaSim)

Висновки

1. У результаті моделювання методів геометричного центрування (центр мас, медіана координат, опукла оболонка, метод RANSAC) встановлено, що при локалізації групових упаковок у сенсорних робототехнічних системах похибка визначення центра об'єкта може змінюватися в межах від 3,8% до 11,2% залежно від рівня структурного шуму та наявності внутрішніх точок у хмарі. Найстійкіші результати були зафіксовані при використанні опуклої оболонки, яка демонструвала інваріантність до викидів і зміщень у розподілі точок. Натомість методи центрування за всіма точками були чутливими до внутрішніх точок: у варіантах з внутрішнім заповненням до 30% центроїд зміщувався на 9,6—10,4% по одній із координат. Такі зміщення є критичними для задач високоточного захвату у пакувальних операціях.

2. Статистичний аналіз варіацій середньої абсолютної похибки (MAE) та квадратичної похибки (RMSE) продемонстрував, що методи геометричного центрування мають різну чутливість до типу викривлень. Метод медіанної координати й опуклої оболонки демонструють середнє відхилення менше 5%, тоді як для традиційного центра мас та RANSAC варіація сягала 6,2—9,1% у моделях з нерів-

номірним шумом. При цьому коефіцієнт варіації CV для LESR показав стабільність нижче 4%, що підтверджує застосовність цього критерію як надійного індикатора стабільного центрування. Значення RMSE знижувались майже втричі при переході від повної до фільтрованої хмари точок.

3. З огляду на критичність завдань локалізації в умовах сенсорного шуму та обмеженого поля зору комбіноване використання опуклої оболонки та повторного сканування дозволило зменшити загальну похибку локалізації до менше 3% у середньому по осях. Такий підхід дозволяє значно підвищити точність і надійність роботизованих систем без значного збільшення обчислювальних витрат.

4. Наукова цінність дослідження полягає в системному аналізі, розробці та експериментальній верифікації інтелектуальних геометричних методів локалізації об'єктів у тривимірному просторі на основі зашумлених сенсорних даних. Запропоновано методіку моделювання хмар точок із внутрішніми і крайовими спотвореннями, що дозволяє оцінювати стійкість центрів, визначених методами геометричного центру, медіани координат, опуклої оболонки, bounding box та RANSAC.

Практична новизна полягає у впровадженні комбінованої стратегії локалізації, яка поєднує методи побудови опуклої оболонки, обмежувального прямокутника та повторного сканування в CoppeliaSim. Продемонстровано, що при внутрішніх викидах до 30% зміщення центру не перевищує 4,08 одиниці за MAE, а Max AE залишається в межах 13,42 одиниці. Відносна похибка при цьому не перевищує 12,19%. Результати можуть бути безпосередньо застосовані в пакувальних системах для задач високоточних захоплень, сортування та укладання об'єктів складної форми без потреби в жорсткому калібруванні.

Запропоновані методи можуть бути інтегровані в системи реального часу для промислових застосувань, таких як автоматизоване пакування, сортування та укладання об'єктів зі складною або нерегулярною геометрією.

Література

Alcayaga, L. (2020). Filtering of lidar pulse data using spatial information and a clustering algorithm. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(11), 6237—6254. <https://doi.org/10.5194/amt-13-6237-2020>.

Ali, M. L., Zhang, Z. (2024). The YOLO Framework: A Comprehensive Review of Evolution, Applications, and Benchmarks in Object Detection. *Computers*, 13(12), 336. <https://doi.org/10.3390/computers13120336>.

Ambrosino, A., Di Benedetto, A., Fiani, M. (2024). Hybrid denoising algorithm for architectural point clouds acquired with SLAM systems. *Remote Sensing*, 16(23), 4559. <https://doi.org/10.3390/rs16234559>.

Chen, C., Ma, Y., Lv, J., Zhao, X., Li, L., Liu, Y., Gao, W. (2023). OL-SLAM: A Robust and Versatile System of Object Localization and SLAM. *Sensors*, 23(2), 801. <https://doi.org/10.3390/s23020801>.

Chen, X., Liu, Q. (2023). CV-based methods for object detection and localization in robotics: An overview. *Computer Vision and Image Understanding*, 130(2), 245—273. <https://doi.org/10.1007/s11263-022-01609-7>.

Duan, Z., Shao, J. (2024). A Small-Object-Detection Algorithm Based on LiDAR Point-Cloud Clustering for Autonomous Vehicles. *Sensors*, 24(16), 5423. <https://doi.org/10.3390/s24165423>.

Gavva, O., Kryvoplias-Volodina, L., Dolomakin, Yu., Kulyk, N., Kokhan, A. (2024). Simulation of hydrodynamic phenomena in valve feeders of adaptronic modules for dosing liquid products. *Ukrainian Food Journal*, 13(3), 427—448. <https://doi.org/10.24263/2304-974X-2024-13-3-3>.

- Gavva, O. O., Kryvoplias-Volodina, L. O., Dolomakin, Yu. Yu., Martsynkevych, L. V., Kokhan, A. A. (2024). Substantiation of parameters of a valve-type feeder for adaptronic dosing modules of liquid products. *Scientific Works of NUFT*, 30(4), 76—87. <https://doi.org/10.24263/2225-2924-2024-30-4-7>.
- Green, A., White, B., Black, C. (2022). Cluster-based object detection in 2D LiDAR scans. *Pattern Recognition Letters*, 160, 55—62. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.05.017>.
- Gupta, P., Singh, V. (2022). Adaptive threshold filtering of LiDAR data in robot perception. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(3), 4000—4007. <https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3154321>.
- Harshey, P., Roy, S. (2023). Deep learning and RANSAC for improved object localization. *Advances in Artificial Intelligence*, 15(4), 88—95. <https://doi.org/10.1016/j.aji.2023.115>.
- Johnson, A., Nguyen, T. (2022). Clustering techniques in robotic perception: A comparative study. *Robotics and Autonomous Systems*, 150, 103953. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103953>.
- Kim, H., Park, S. (2021). Robust filtering methods for 3D point cloud data. *Sensors*, 21(5), 1807. <https://doi.org/10.3390/s21051807>.
- Le, M.-H., Cheng, C.-H., Liu, D.-G. (2023). An Efficient Adaptive Noise Removal Filter on Range Images for LiDAR Point Clouds. *Electronics*, 12(9), 2150. <https://doi.org/10.3390/electronics12092150>.
- Li, J., Xu, X., Jiang, Z., Jiang, B. (2024). Adaptive Kalman Filter for Real-Time Visual Object Tracking Based on Autocovariance Least Square Estimation. *Applied Sciences*, 14(3), 1045. <https://doi.org/10.3390/app14031045>.
- Lopez, D., Romero, F. (2024). Evaluation of error metrics (MAE, RMSE) in 3D pose estimation. *Journal of Field Robotics*, 41(1), 120—135. <https://doi.org/10.1002/rob.22222>.
- Lopez, R., Martinez, O. (2022). RANSAC variants for outlier rejection in robot localization. *Computer-Integrated Manufacturing*, 50, 101—115. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2021.102987>.
- Martinez, J., Wu, H. (2022). Comparative analysis of clustering algorithms for object detection. *Pattern Analysis and Applications*, 25, 50—64. <https://doi.org/10.1007/s10044-021-01000-0>.
- Martínez-Otzeta, J. M., Rodríguez-Moreno, I., Mendialdua, I., Sierra, B. (2023). RANSAC for Robotic Applications: A Survey. *Sensors*, 23(1), 327. <https://doi.org/10.3390/s23010327>.
- Mena-Almonte, R. A., Zulueta, E., Etxeberria-Agiriano, I., Fernandez-Gamiz, U. (2020). Efficient Robot Localization Through Deep Learning-Based Natural Fiduciary Pattern Recognition. *Mathematics*, 13(3), 467. <https://doi.org/10.3390/math13030467>.
- Miao, L. (2025). A Frontier Review of Semantic SLAM Technologies Applied to the Open World. *Sensors*, 25(16), 4994. <https://doi.org/10.3390/s25164994>.
- Nguyen, T., Poo, K. (2023). Performance metrics MAE and RMSE in robotic sensor localization. *IEEE Access*, 11, 75999—76010. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3288472>.
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28.
- Rusu, R. B., Blodow, N., & Beetz, M. (2009, May). Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration. In *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation* (pp. 3212—3217). IEEE.
- Schneider, D. G., Stemmer, M. R. (2024). CNN-Based Multi-Object Detection and Segmentation in 3D LiDAR Data for Dynamic Industrial Environments. *Robotics*, 13(12), 174. <https://doi.org/10.3390/robotics13120174>.
- Smith, J., Brown, L., Garcia, M. (2020). Segmentation of objects via centroid clustering in robot vision. *IEEE Transactions on Robotics*, 36(4), 1012—1021. <https://doi.org/10.1109/TRO.2020.2970152>.
- Wang, Y., Chen, R. (2021). Multi-object tracking using Kalman and particle filters. *Journal of Field Robotics*, 38(7), 950—970. <https://doi.org/10.1002/rob.22190>.
- Zhang, W., Li, P. (2023). Geometric center and convex hull methods for object localization. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 102(1), 45—60. <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01614-y>.
- Zhao, Y., Sun, Z. (2024). Convex hull and centroid based object detection for drones. *Aerospace Systems Journal*, 38(3), 512—529. <https://doi.org/10.1007/s12567-023-00487-1>.