

ДЕРЖАВНА СЛУЖБА УКРАЇНИ З НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ
ЛЬВІВСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БЕЗПЕКИ
ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

КУЗИК ОСТАП АНДРІЙОВИЧ

УДК 528.8.044.6::004.93

ДИСЕРТАЦІЯ

**ВИКОРИСТАННЯ АКТИВНИХ ОПТИЧНИХ СИСТЕМ ТА
ТЕХНОЛОГІЙ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ ДЛЯ ПОБУДОВИ ЗОБРАЖЕНЬ
ПРЕДМЕТІВ У ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРИ**

122 Комп'ютерні науки

12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

_____ О. А. Кузик

Науковий керівник:

Бурак Назарій Євгенович, кандидат технічних наук, доцент

Львів – 2026

АНОТАЦІЯ

КУЗИК О.А. Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки (12 Інформаційні технології). Львівський державний університет безпеки життєдіяльності Державної служби України з надзвичайних ситуацій, Львів, 2026.

У дисертації на підставі проведених досліджень розв'язано науково-прикладне завдання отримання і покращення зображень з використанням активних оптичних систем та інформаційних технологій аналізу і обробки зображень у задимленому просторі.

Під час проведення пошуково-рятувальних операцій середовище з обмеженою видимістю, спричиненою наявністю в повітрі продуктів горіння та подібних перешкод не дає можливості рятувальникам ефективно виконувати свої завдання. Покращити орієнтування в просторі, ідентифікацію предметів під час ліквідації аварій та пошуку потерпілих можна застосуванням оптичних систем та приладів, які здатні працювати в умовах задимленого середовища, доповнити можливості людського зору здатністю краще розрізняти навколишню обстановку. Проаналізовано сучасний стан та найпоширеніші види технологій формування зображення і його покращення. Зосереджено увагу на активних оптичних системах та пристроях сканування простору лідарах, їх фізичному принципі та основних можливостях – побудови цифрових моделей рельєфу, тривимірних зображень об'єктів всередині та зовні приміщень. Встановлено основні проблеми, пов'язані з їх застосуванням у задимленому просторі, зокрема появу зашумлень та втрату зображень частин предметів. Встановлено основні методи покращення зображень у разі застосування у середовищі з обмеженою видимістю, які можна поділити на

методи усунення шумів та методи кластеризації для групування точок, що належать одному предмету.

На підставі проведених експериментальних досліджень із застосуванням лідара Intel RealSense LiDAR camera L515, що працює на принципі мікроелектромеханічних систем, запропоновано апаратно-програмний метод підвищення чіткості зображення, сформованого лідаром, який базується на повороті пристрою на малі кути у проміжку між послідовними кутами сканування у горизонтальному (вертикальному) напрямку, отриманні інформації про об'єкти між сусідніми пікселями та формуванні інтегрованого зображення. Проведені експерименти з переміщення об'єктів невеликих розмірів встановили їх появу та зникання на сформованому зображенні, що підтверджує актуальність запропонованих рішень.

З урахуванням особливостей сформованого лідаром 3D даних про об'єкти у навколишньому просторі виявлено, що точки простору розташовані на прямих, які починаються в точці розміщення лідара, розташовані в області сканування лідара і утворюють між двома сусідніми прямими однакові кути по горизонталі та вертикалі. А дані зображення одного кадра мають вигляд матриці, у рядки та стовпчики якої внесені значення відстаней від лідара до об'єкту, що відбиває промінь лазера. За такими даними для проведення аналізу та покращення зображення потрібні додаткові перетворення координат та їх представлення у сферичній системі координат, що потребує додаткових обчислювальних ресурсів. Обґрунтовано метод аналізу зображень, що полягає у розміщенні в декартовій системі координат точок, координатами яких по двох осях є номери рядка та стовпчика матриці даних, а на третій осі відкладено відстані від точок до лідара.

Для аналізу та покращення зображення, отриманого з лідара, проведено експериментальні дослідження у задимленому та незадимленому середовищі із застосуванням експериментального тунелю, встановленого на відкритому просторі. Заповнення димом здійснювали із застосуванням пристрою генерації диму із електричним приводом. Обґрунтовано вибір методу кластеризації

DBSCAN, який у разі застосування не лише групує точки у просторі, але й усуває зашумленість. На основі вибраного методу для аналізу зображення з лідача розроблено метод, який перед застосуванням DBSCAN здійснює сумування послідовних кадрів і накопичення точок, які відносяться до реальних об'єктів і видалення тих, що трапляються рідко. За результатами реалізації запропонованого методу у відповідному алгоритмі та у програмі мовою Python вдалося виявити мішень, яку використовували під час експерименту.

Процес покращення зображення включає усунення шумів, яке здійснюється не завжди ефективно відомими методами. Запропоновано метод аналізу зображень у 3D просторі із застосуванням діаграм Вороного та визначенням на їх основі локальної щільності для кожної точки простору, що визначається величиною, оберненою до об'єму відповідної комірки Вороного. За значеннями локальних щільностей відкинуто точки з низькою локальною щільністю. Встановлено доцільність використання логарифмічної шкали локальних щільностей в процесі реалізації запропонованого методу.

Проведено дослідження, які порівнюють результати очищення від шумів методом діаграм Вороного та методом статистичного видалення викидів SOR. Виявлено, що множини точок, відкинутих цими методами є різними, метод діаграм Вороного відкидає більше точок, ніж SOR, а коефіцієнт кореляції між результатами обох методів становить біля 0,4. Порівняння інтервальних розподілів за локальними щільностями для задимленого та незадимленого середовища виявило, що вони корелюють між собою з високим коефіцієнтом кореляції 0,9995 для проаналізованих наборів точок. Для пошуку різниць між випадками звичайних умов та недостатньої видимості побудовано інтервальний розподіл різниць кількостей точок, за яким виявлено, що найбільші додатні різниці є для точок, що відповідають інтервалам з досить високою локальною щільністю у логарифмічній шкалі $-2,87..-2,11$. Це свідчить про втрату точок на зображеннях реальних предметів у задимленому просторі. І найбільші від'ємні різниці є на інтервалах з невисокою локальною щільністю $-3,64..-2,87$, що

пояснюється появою у задимленому середовищі точок, що відображають частки диму.

Проведено дослідження послідовного застосування методів очищення від шуму та кластеризації. Встановлено зростання ефективності кластеризації після відкидання зашумлень.

За результатами досліджень сформульовано рекомендації із застосування лідарів для аналізу зображень та ідентифікації предметів у задимленому просторі під час проведення наземних пошуково-рятувальних операцій та із застосуванням літальних апаратів. Рекомендовано застосування лідарів з довжиною хвилі 800-1100 нм, оскільки в цьому діапазоні затухання лазерного променя у задимленому середовищі є меншим, ніж у видимому. Запропоновано структурні схеми: переносного автономного пристрою, до складу якого входить лідар, комплексу пристроїв (пристрій з лідаром на безпілотному літальному апараті, пристрій оператора та, за потреби, пристрій керівника пошуково-рятувальних робіт) пов'язаних бездротовим зв'язком. Сформульовано основні вимоги до функцій програмного забезпечення автономного пристрою та комплексу пристроїв.

Ключові слова: активні оптичні системи, електромеханічні системи, апаратно-програмні комплекси, задимлене середовище, дані, обробка даних, інтелектуальний аналіз даних, покращення зображення, ідентифікація об'єктів, інформаційні технології, цифрові перетворення, доповнена реальність, програмні комплекси.

ABSTRACT

KUZYK O.A. The use of active optical systems and information processing technologies for constructing images of objects in a smoky space. – Qualification scientific work in the form of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in the specialty 122 Computer Science (12 Information Technologies). Lviv State University of Life Safety of the State Emergency Service of Ukraine, Lviv, 2026.

The dissertation, based on the conducted research, solves the scientific and applied problem of obtaining and improving images using active optical systems and information technologies for analyzing and processing images in a smoky space.

During search and rescue operations, an environment with limited visibility caused by the presence of combustion products and similar obstacles in the air does not allow rescuers to effectively perform their tasks. Improving orientation in space, identifying objects during accident elimination and searching for victims can be achieved by using optical systems and devices that are able to work in a smoky environment, supplementing the capabilities of human vision with the ability to better distinguish the surrounding environment. The current state and the most common types of image formation technologies and their improvement are analyzed. The focus is on active optical systems and space scanning devices LIDAR, their physical principle and main capabilities - building digital terrain models, three-dimensional images of objects inside and outside the premises. The main problems associated with their use in a smoky space have been identified, in particular the appearance of noise and the loss of images of parts of objects. The main methods of improving images in the case of use in an environment with limited visibility have been identified, which can be divided into noise removal methods and clustering methods for grouping points belonging to one object.

Based on experimental studies using the Intel RealSense LiDAR camera L515 LIDAR, which works on the principle of microelectromechanical systems, a hardware and software method for increasing the clarity of the image formed by the

LIDAR has been proposed, which is based on rotating the device by small angles in the interval between consecutive scanning angles in the horizontal (vertical) direction, obtaining information about objects between neighboring pixels and forming an integrated image. Experiments on the movement of small objects have established their appearance and disappearance in the formed image, which confirms the relevance of the proposed solutions.

Taking into account the features of the 3D data generated by the LIDAR about objects in the surrounding space, it was found that the points of space are located on straight lines that begin at the LIDAR location point, are located in the LIDAR scanning area and form equal angles horizontally and vertically between two adjacent straight lines. And the image data of one frame has the form of a matrix, the rows and columns of which contain the values of the distances from the LIDAR to the object reflecting the laser beam. According to such data, additional coordinate transformations and their representation in a spherical coordinate system are required for analysis and image improvement., which requires additional computing resources. A method of image analysis is justified, which consists in placing points in a Cartesian coordinate system, the coordinates of which on two axes are the row and column numbers of the data matrix, and on the third axis the distances from the points to the LIDAR are plotted.

To analyze and improve the image obtained from the LIDAR, experimental studies were conducted in a smoky and smoke-free environment using an experimental tunnel installed in an open space. Filling with smoke was carried out using an electrically driven smoke generation device. The choice of the DBSCAN clustering method was justified, which, when applied, not only groups points in space, but also eliminates noise. Based on the selected method for analyzing the LIDAR image, a method was developed that, before applying DBSCAN, sums up consecutive frames and accumulates points that relate to real objects and removes those that occur rarely. According to the results of implementing the proposed method in the corresponding algorithm and in the Python program, it was possible to detect the target used during the experiment. The image improvement process

includes noise removal, which is not always effectively performed by known methods. A method of analyzing images in 3D space using Voronoi diagrams and determining on their basis the local density for each point of space, which is determined by the value inverse to the volume of the corresponding Voronoi cell. Points with low local density are discarded according to the values of local densities. The feasibility of using a logarithmic scale of local densities in the process of implementing the proposed method is established.

Studies have been conducted that compare the results of noise removal using the Voronoi diagram method and the SOR statistical outlier removal method. It was found that the sets of points discarded by these methods are different, the Voronoi diagram method discards more points than SOR, and the correlation coefficient between the results of both methods is about 0.4. Comparison of interval distributions by local densities for smoky and smoke-free environments revealed that they correlate with each other with a high correlation coefficient of 0.9995 for the analyzed sets of points. To find the differences between the cases of normal conditions and insufficient visibility, an interval distribution of the differences in the number of points was constructed, according to which it was found that the largest positive differences are for points corresponding to intervals with a fairly high local density on a logarithmic scale of $-2.87..-2.11$. This indicates a loss of points in images of real objects in a smoky space. And the largest negative differences are at intervals with a low local density of $-3.64..-2.87$, which is explained by the appearance of points reflecting smoke particles in a smoky environment.

A study of the sequential application of noise removal and clustering methods was conducted. An increase in the efficiency of clustering after noise removal was established.

Based on the results of the research, recommendations were formulated on the use of LIDARs for image analysis and identification of objects in a smoky space during ground search and rescue operations and with the use of aircraft. The use of LIDARs with a wavelength of 800-1100 nm is recommended, since in this range the attenuation in a smoky environment is less than in the visible. Structural diagrams are

proposed: a portable autonomous device, which includes a LIDAR, a complex of devices (a device with a LIDAR on an unmanned aerial vehicle, an operator's device and, if necessary, a device for the head of search and rescue operations) connected by wireless communication. The main requirements for the software functions of the autonomous device and the complex of devices are formulated.

Keywords: active optical systems, electromechanical systems, hardware and software complexes, smoky environment, data, data processing, data mining, image enhancement, object identification, information technology, digital transformation, augmented reality, software complexes.

Список публікацій здобувача

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

Статті у міжнародних наукових виданнях і тих, що входять до міжнародних наукометричних баз (МНБ):

1. **Kuzyk O.**, Prydatko O., Burak N., Kuzyk A. Improving the Streaming Image Quality with LiDAR. Proceedings of the 2nd International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry (Smartindustry'25). Conference. Lviv, Ukraine, April 03–05, 2025. CEUR Workshop Proceedings, 2025. Vol.3970. Pp. 286-294. <https://doi.org/10.5281/zenodo.20532260>. (0,5 д. а.) **Видання входить до МНБ – Scopus.** *Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення виявлення малих за розмірами предметів, отриманих за допомогою лідара, що полягає у повороті пристрою справа наліво на кут між двома послідовними променями в напрямку обертання та дає можливість сканування простору у проміжних областях та програмної генерації зображень з вищою роздільною здатністю та становить 0,28 друк. арк.*

Статті у наукових фахових виданнях України:

2. **Кузык О. А.**, Придатко О. В. Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності.* 2024. № 29. С. 44-53. <https://doi.org/10.32447/20784643.29.2024.05>. (0,7 д. а.) **Категорія Б.** *Особистий внесок автора полягає у аналізі та обґрунтуванні лідар-технологій для побудови зображень у задимленому просторі, що становить 0,4 друк. арк.*

3. **Кузык О. А.**, Придатко О. В. Покращення зображення з лідара у задимленому середовищі. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності.* 2024. № 30. С. 90-97. <https://doi.org/10.32447/20784643.30.2024.09>. (0,47 д. а.) **Категорія Б.** *Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення зображення у*

задимленому просторі на основі аналізу інформації послідовних зображень та його реалізації у вигляді прикладного програмного забезпечення, що становить 0,27 друк. арк.

4. **Кузик О. А.**, Кузик А. Д. Аналіз зображень, отриманих лазерним скануванням простору в умовах недостатньої видимості, з використанням діаграм Вороного. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності*. 2026. № 33. С. 137-149. <https://doi.org/10.32447/20784643.33.2026.12>. (0,8 д. а.) **Категорія Б.** Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення зображення у задимленому просторі з використанням 3-D діаграм Вороного для виявлення груп точок, що належать об'єкту і його реалізації у вигляді прикладного програмного забезпечення, що становить 0,5 друк. арк.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

5. **Кузик О. А.**, Придатко О. В., Бурак Н. Є. Аналіз засобів та систем оптичного дослідження простору. *Інформаційна безпека та інформаційні технології: збірник тез доповідей IV Міжнародної науково-практичної конференції, ІБІТ 2022, Львів: ЛДУ БЖД, 30 листопада 2022*. С. 266-267. (0,12 д. а.) Особистий внесок автора полягає у проведенні аналізу оптичних пристроїв для дослідження простору, що працюють у різних оптичних діапазонах та на різних фізичних принципах та становить 0,04 друк. арк.

6. **Кузик О. А.** Чинники впливу на якість зображення, отриманого за допомогою лідара під час пошукових робіт. *Інформаційна безпека та інформаційні технології: збірник тез доповідей VI Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих учених, студентів і курсантів, Львів, ЛДУ БЖД, 30 листопада 2023*. С. 335-337. (0,18 д. а.)

7. **Кузик О. А.**, Бурак Н. Є. Оцінювання та покращення якості зображення, отриманого з лідара. *Проблеми та перспективи розвитку системи безпеки життєдіяльності: Зб. наук. праць XIX Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, курсантів та студентів*. Львів: ЛДУ

БЖД, 2024. С. 558-561. (0,18 д. а.) *Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення роздільної здатності зображення за допомогою лідара та становить 0,12 друк. арк.*

8. Кузик А. Д., Придатко О. В., **Кузик О. А.** Обстеження лісових ділянок, пошкоджених внаслідок воєнних дій, з використанням безпілотних літальних апаратів. *Екологічна безпека в умовах війни : збірник тез доповідей V Міжнародної науково-практичної конференції, Львів: ЛДУ БЖД, 21 листопада 2024. С. 222-223. (0,12 д. а.) Особистий внесок автора полягає у розробці методу використання БПЛА для сканування простору в умовах недостатньої видимості і структурної схеми додаткового обладнання для обстеження лісів та становить 0,04 друк. арк.*

9. **Кузик О. А.**, Бурак Н. Є., Придатко О. В. Розпізнавання фрагментів зображення, отриманого з лідара, під час пошукових робіт. *Цивільний захист в умовах війни : збірник тез доповідей I Міжнародної науково-практичної конференції, Львів: ЛДУ БЖД, 17-18 квітня 2025. С. 212-214. (0,16 д. а.) Особистий внесок автора полягає у розробці методу розпізнавання зображення в умовах недостатньої видимості, що передбачає кластеризацію, аналізі найбільш доцільних методів кластеризації для роботи з лідаром та становить 0,06 друк. арк.*

ЗМІСТ

ВСТУП.....	15
РОЗДІЛ 1. СУЧАСНИЙ СТАН ТЕХНОЛОГІЙ ФОРМУВАННЯ ТА ПОКРАЩЕННЯ ЗОБРАЖЕННЯ В СЕРЕДОВИЩІ З ОБМЕЖЕНОЮ ВИДИМІСТЮ З ВИКОРИСТАННЯМ ОПТИЧНИХ СИСТЕМ.....	22
1.1. Аналіз сучасних технологій формування зображень в умовах обмеженої видимості та задимлення	22
1.2. Активні оптичні системи та пристрої сканування простору.....	24
1.3. Робота активних оптичних пристроїв і систем в умовах недостатньої видимості.....	29
1.4. Технології аналізу та покращення зображення, отриманого за допомогою оптичних пристроїв.....	40
1.5. Висновки до Розділу 1.....	47
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ АКТИВНИХ ОПТИЧНИХ СИСТЕМ У ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРИ.....	49
2.1. Обґрунтування методів та засобів експериментального дослідження активних оптичних систем в умовах штучного задимлення	49
2.2. Апаратно-програмні методи покращення якості зображень	53
2.3. Математичні методи та інформаційні технології аналізу масивів точок, групування та покращення зображень.....	53
2.4. Висновки до Розділу 2.....	55
РОЗДІЛ 3. ТЕХНОЛОГІЇ І МЕТОДИ ОТРИМАННЯ ТА ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ЛІДАРА В ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРИ	56
3.1. Оцінювання якості зображень, сформованих лідаром.....	57
3.2. Апаратно-програмний метод покращення зображень, сформованих лідаром	60
3.3. Особливості використання метрик і перетворень координат для	

аналізу зображень з лідара.....	68
3.4. Висновки до Розділу 3.....	86
РОЗДІЛ 4. АНАЛІЗ, ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ ПРОСТОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ, СФОРМОВАНИХ ЛІДАРОМ, ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПРЕДМЕТІВ У ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРИ	87
4.1. Покращення зображення з лідара у задимленому середовищі	88
4.2. Аналіз зображень, отриманих лазерним скануванням простору в умовах недостатньої видимості, з використанням діаграм Вороного	96
4.3. Поєднання та порівняння ефективності методів для аналізу зображень створених лідаром	107
4.4. Рекомендації із застосування лідарів для аналізу зображень та ідентифікації предметів у задимленому просторі	119
4.5. Висновки до Розділу 4.....	124
ВИСНОВКИ.....	126
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	128
ДОДАТКИ.....	143
Додаток А. Список публікацій здобувача за темою дисертації.....	143
Додаток Б. Відомості про апробацію результатів дисертації.....	146
Додаток В. Акти впровадження результатів дисертації.....	147
Додаток Г. Лістинг програмного коду.....	150
Додаток Д. Лістинг програмного коду.....	152
Додаток Е. Лістинг програмного коду.....	153
Додаток Є. Лістинг програмного коду.....	157
Додаток Ж. Лістинг програмного коду.....	160
Додаток З. Лістинг програмного коду.....	165

ВСТУП

Актуальність теми. Під час проведення пошуково-рятувальних робіт у задимлених приміщеннях, в умовах пожеж у природних екосистемах та на різноманітних об'єктах рятувальники нерідко стикаються з проблемою орієнтування у просторі та ідентифікації предметів в умовах недостатньої видимості. Це сповільнює їх роботу, ускладнює пошук небезпечних предметів, постраждалих осіб і збільшує ризики їх загибелі від небезпечних чинників пожежі. Зважаючи на окреслену проблему гострої актуальності набуває питання пошуку технологій та способів їх застосування для візуалізації задимленого простору, одним з яких є застосування активних оптичних систем (лідарів), які формують 3D зображення рельєфу і предметів у полі зору. Отримане зображення є набором точок простору, до кожної з яких виміряно відстань, і потребує аналізу з метою розпізнавання предметів та фрагментів рельєфу.

Дослідження активних оптичних систем в умовах задимлення та пожеж проводили Hitch A. L., Tissot J., Huang Z., Starr J. W., Mitchell E. W., Li S. та ін. Технології побудови і покращення зображень, сформованих лідаром в умовах недостатньої видимості, досліджували Laplaige C., Mitchell S. E., Xu L., Tobin R., Zhang Y., Fritsche P. та ін. Більшість наукових праць не дають однозначних рекомендацій щодо найбільш дієвого методу застосування лідарів в умовах задимлення, побудови і аналізу зображень з метою ідентифікації об'єктів. Це зумовлює актуальність дисертаційного дослідження, спрямованого на пошук та удосконалення технологій застосування активних оптичних систем і аналізу отриманих за їх допомогою зображень.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертацію виконано відповідно до основних завдань Концепцій наукової діяльності Львівського державного університету безпеки життєдіяльності на 2020-2025 роки, зокрема пріоритетного напрямку фундаментальних та прикладних досліджень №4. «Методи інформаційного аналізу та синтезу явищ, які виникають при надзвичайних ситуаціях техногенного і природного

характеру та розроблення технологій їх ліквідації» та на 2026-2030 роки в частині пункту пріоритетного напрямку №3 «Розроблення та модернізація технічних систем і обладнання для потреб цивільного захисту та оперативно-рятувальних підрозділів ДСНС України». Зміст і результати дослідження також узгоджуються з планами науково-дослідної роботи кафедри інформаційних технологій та систем електронних комунікацій в частині роботи на тему «Розроблення програмного забезпечення для встановлення фактичного ступеня послаблення проникаючої радіації зовнішнього випромінювання (коефіцієнта захисту K_z) конструкцій споруд та будівель (або їх частини)», у якій автор обґрунтував доцільність застосування сучасних методів обробки масивів даних під час автоматизації розрахунку фактичного ступеня послаблення проникаючої радіації зовнішнього випромінювання.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є розроблення та обґрунтування методів використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови, аналізу і покращення зображень за результатами сканування у задимленому просторі.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Проаналізувати за літературними джерелами існуючі технології та обладнання формування та покращення зображень у задимленому просторі.
2. Обґрунтувати можливість застосування активних оптичних пристроїв для побудови зображень в умовах недостатньої видимості.
3. Розробити метод підвищення роздільної здатності активних оптичних пристроїв.
4. Обґрунтувати методи аналізу та кластеризації 3D зображень, які сформовані лідаром в умовах задимлення.
5. Запропонувати методи обробки і покращення зображень, сформованих лідаром у задимленому середовищі, для зменшення зашумленості та ідентифікації предметів.
6. Розробити рекомендації щодо використання лідарів під час проведення пошуково-рятувальних робіт в умовах задимлення.

Об'єкт дослідження – процеси сканування простору активними оптичними системами, аналізу та обробки зображень.

Предмет дослідження – методи та технології використання активних оптичних систем, аналізу і обробки сформованих ними масивів точок для підвищення роздільної здатності, зниження зашумленості створених ними зображень та ідентифікації предметів у задимленому просторі.

Методи дослідження. Науково-прикладне завдання розроблення ефективних методів використання активних оптичних систем для побудови зображень предметів у задимленому просторі вирішувалося з використанням математичних методів аналізу зображень та інформаційних технологій. У роботі використано методи аналізу та синтезу наукових джерел з метою виявлення та подальшого удосконалення існуючих технічних рішень, експериментальних досліджень із застосуванням оптичних систем і програмних засобів, на основі яких здійснювалася обробка та аналіз масивів даних, формувалися 3D зображення. Для сканування простору використовувався Intel RealSense LiDAR camera L515. Для створення задимлення використовували експериментальний тунель, який наповнювали димом із використанням генератора диму з електроприводом. Отримання масивів даних, налаштування режимів роботи та візуалізацію здійснювали з використанням програмного забезпечення RealSense SDK 2.0 (v. 2.50.0). Математичні методи використовували для обґрунтування та здійснення перетворень просторових координат і метрик з метою відображення і аналізу даних. Аналіз даних з реалізацією математичних методів та формування 3D зображень здійснювали з використанням програм мовою Python.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у встановленні закономірностей роботи активних оптичних систем у задимленому просторі та на їх основі розробленні методів покращення зображення та ідентифікації предметів за результатами сканування.

При цьому здобувачем

вперше:

- розроблено метод обробки та аналізу зображень, сформованих активними оптичними системами в умовах недостатньої видимості, в основі якого є сумування послідовних слайдів, усунення шумів, кластеризація та накопичення точок, які відповідають реальним предметам і втрачаються на окремих слайдах в умовах задимлення;

- розроблено метод аналізу зображень у тривимірному просторі із застосуванням діаграм Вороного, який визначає локальні щільності точок та дає можливість видаляти точки з низькими локальними щільностями, усуваючи зашумлення зображень, отриманих у середовищі з обмеженою видимістю, та залишати точки з високими локальними щільностями, що відповідають реальним предметам.

Удосконалено:

- метод переходу від сферичних до декартових координат, що відповідає застосуванню неевклідової метрики для аналізу масивів точок за результатами сканування лідаром у необробленому вигляді та зменшує час обробки даних за рахунок уникнення перетворень координат.

Набули подальшого розвитку:

- метод аналізу просторових зображень і зменшення шумів за рахунок послідовного застосування декількох методів і алгоритмів;

- апаратно-програмний метод підвищення роздільної здатності лідара, що базується на повороті лідара на кут, який є кратним куту між двома послідовними променями у горизонтальній площині, що збільшить цей показник на величину кратності у порівнянні з традиційним скануванням;

- інформаційні технології обробки та аналізу зображень, сформованих активними оптичними системами, на основі яких сформовано рекомендації й структурні схеми переносних апаратно-програмних комплексів та комплексів для безпілотних систем для ідентифікації предметів у задимленому просторі під час пошуково-рятувальних операцій.

Практичне значення одержаних результатів. Практичне значення досліджень полягає у розробці методів аналізу зображень, що містять

зашумлення, для ідентифікації предметів під час проведення пошуково-рятувальних робіт в умовах задимлення, створенні на їх основі програмних модулів, які можуть використовуватись з практичною метою.

Розроблені методи та реалізовані на їх основі алгоритми можуть застосовуватись рятувальними службами для покращення орієнтування у просторі та ідентифікації предметів під час проведення аварійно-пошукових робіт в умовах задимлення та недостатньої видимості. У разі оснащення літальних апаратів підрозділів безпілотних систем та авіаційних загонів активними оптичними системами розроблені методи дають можливість покращити якість зображення в звичайних погодних умовах та за недостатньої видимості.

Результати проведених досліджень впроваджені в практичну діяльність 3 державного пожежно-рятувального загону ДСНС України у м. Києві (акт впровадження від 02.06.2026), ТОВ «Механікал Арт Інновейшинз» (акт впровадження від 12.05.2026 № 12/05/26), а також в освітній процес Львівського державного університету безпеки життєдіяльності (акт впровадження від 25.05.2026).

Особистий внесок здобувача. Усі наукові теоретичні та практичні результати, винесені на захист і наведені в дисертації, одержано здобувачем особисто. Авторський внесок у наукові праці, які написані у співавторстві, використаний у роботі за темою досліджень. Зокрема, у роботі [1] розроблено метод покращення виявлення малих за розмірами предметів, отриманих за допомогою лідара, що полягає у повороті пристрою справа наліво на кут між двома послідовними променями в напрямку обертання та дає можливість сканування простору у проміжних областях та програмної генерації зображень з вищою роздільною здатністю; у роботі [2] проведено аналіз та обґрунтування лідар-технологій для побудови зображень у задимленому просторі; у роботі [3] розроблено метод покращення зображення у задимленому просторі на основі аналізу інформації послідовних зображень та виконано його реалізацію у вигляді прикладного програмного забезпечення; у роботі [4] розроблено метод

покращення зображення у задимленому просторі з використанням 3-D діаграм Вороного для виявлення груп точок, що належать об'єкту і його реалізації у вигляді прикладного програмного забезпечення; у роботі [5] проведено аналіз оптичних пристроїв для дослідження простору, що працюють у різних оптичних діапазонах та на різних фізичних принципах; у роботі [7] розроблено метод покращення роздільної здатності зображення за допомогою лідара; у роботі [8] розроблено метод використання БПЛА для сканування простору в умовах недостатньої видимості і структурної схеми додаткового обладнання для обстеження лісів; у роботі [9] розроблено метод розпізнавання зображення в умовах недостатньої видимості, що передбачає кластеризацію, проведено аналіз найбільш доцільних методів кластеризації для роботи з лідаром.

Апробація результатів дисертації. Основні результати досліджень доповідалися, обговорювалися й отримали позитивне схвалення на 5 міжнародних та національних науково-практичних конференціях, семінарах та круглих столах: IV Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційна безпека та інформаційні технології» (Львів, 2022), VI Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих учених, студентів і курсантів «Інформаційна безпека та інформаційні технології» (Львів, 2023), XIX Міжнародній науково-практичній конференції молодих вчених, курсантів та студентів «Проблеми та перспективи розвитку системи безпеки життєдіяльності» (Львів, 2024), V Міжнародній науково-практичній конференції «Екологічна безпека в умовах війни» (Львів, 2024), I Міжнародній науково-практичній конференції «Цивільний захист в умовах війни» (Львів, 2025), звітних конференціях ад'юнктів та здобувачів Львівського державного університету безпеки життєдіяльності (Львів, 2022–2026).

Публікації. Основні положення дисертації знайшли відображення у 9 наукових працях, із них: 1 стаття, що індексується в наукометричній базі Scopus; 3 статті, що входять до переліку наукових фахових видань України; 5 у збірниках тез і матеріалів міжнародних і всеукраїнських конференцій.

Сукупний обсяг публікацій становить 3,23 друкованих аркушів, із яких 1,71 – особистий внесок автора.

Структура і обсяг роботи. Дисертація складається з анотації, вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг дисертації становить 168 сторінок, із них 113 сторінок основного тексту, 36 рисунків та 10 таблиць. Робота містить 9 додатків на 26 сторінках.

РОЗДІЛ 1.

СУЧАСНИЙ СТАН ТЕХНОЛОГІЙ ФОРМУВАННЯ ТА ПОКРАЩЕННЯ ЗОБРАЖЕННЯ В СЕРЕДОВИЩІ З ОБМЕЖЕНОЮ ВИДИМІСТЮ З ВИКОРИСТАННЯМ ОПТИЧНИХ СИСТЕМ

Середовище з обмеженою видимістю, спричиненою наявністю в повітрі часток диму, пилу, водяної пари та інших подібних перешкод не дає можливості рятувальникам під час проведення пошуково-рятувальних операцій ефективно виконувати свої завдання. Покращити орієнтування в просторі, ідентифікацію предметів можна застосуванням різноманітних оптичних систем та приладів, які здатні працювати в умовах такого середовища, доповнити можливості людського зору здатністю краще бачити та розрізняти навколишню обстановку. Особливо актуально покращити здатність бачити у задимленому середовищі під час внутрішніх та зовнішніх пожеж.

1.1. Аналіз сучасних технологій формування зображень в умовах обмеженої видимості та задимлення

Під час проведення пошуково-рятувальних робіт у задимлених приміщеннях та на відкритих територіях за наявності осередків полум'я, рятувальники нерідко зіштовхуються з проблемою орієнтування в умовах недостатньої видимості. Це сповільнює роботу рятувальника, ускладнює пошук людей та збільшує ризики їх загибелі від факторів пожежі [1]. Зважаючи на окреслену проблему гострої актуальності набуває в теперішній час завдання пошуку технологій і способів їх застосування для візуалізації простору задимленого приміщення та об'єктів на відкритих територіях під час пожеж.

Звичайні камери, які працюють у видимому діапазоні світлових хвиль, за нормальних умов видимості дають можливість ефективно здійснювати пошук та орієнтування у просторі. Якість зображення залежить від оптики, властивостей світлочутливої матриці та алгоритмів обробки зображення. Проте

в умовах задимлення оптичні перешкоди ускладнюють а деколи і унеможлиблюють перегляд, що зумовлює використання інших технологій.

На теперішній час значного поширення набули тепловізійні системи, в основі яких використовуються інфрачервоні камери [2]. В умовах задимлення за різницею температур вони дають змогу рятувальникам досить ефективно бачити різноманітні предмети, конструктивні елементи будівлі, а також здійснювати пошук потерпілих.

Огляд наявних рішень для пожежників, що базуються на тепловізійному принципі, наведено у роботі [3]. Описано будову та принцип роботи пожежного шолома C-Thru Smoke Diving Helmet, який дає змогу орієнтуватися у просторі, забезпечуючи базове бачення геометрії інтер'єру та роботу в умовах сильного задимлення без необхідності пересування вздовж стін чи повзти по підлозі. Шолом забезпечує пошук потерпілих, а також приглушує небажані звуки і підсилює необхідні. Описана і тепловізійна hands-free камера Halo, яка здатна працювати у складних умовах задимлення та точково вимірювати температуру середовища і відображати її у чотирьох кольорових палітрах.

Основним недоліком інфрачервоних камер є недостатня можливість забезпечувати ефективний огляд внутрішнього простору приміщення за наявності полум'я, яке є джерелом інтенсивного випромінювання в інфрачервоному діапазоні. У випадку потрапляння в поле зору камери полум'я чи іншого високотемпературного джерела відбувається засвічування зображення, що ускладнює процес розпізнавання об'єктів, які є менш інтенсивними джерелами випромінювання.

Іншим прикладом технології покращення зорового сприйняття навколишнього середовища у задимленому просторі є використання радарів – пристроїв, які сканують простір сфокусованими електромагнітними хвилями та вимірюють відстань від перешкод, які відбивають ці хвилі. Електромагнітні хвилі у більшості добре поширюються в умовах задимлення, що дає змогу використовувати радари для бачення крізь дим, наприклад радар у міліметровому діапазоні [4]. Основним недоліком радарів є можливість

побудови зображень на основі відстані, що не дозволяє розпізнати предмети за ознаками кольору.

Орієнтування у задимленому просторі може бути покращене з використанням ультразвукових пристроїв. Прикладом є пристрій для орієнтування пожежників у задимленому просторі [5]. Він складається з ультразвукового сенсора вимірювання відстані, мікроконтролера, дисплею для відображення цифрової інформації та блока живлення. Пристрій вмонтовується в каску пожежника та дає можливість виміряти і відобразити відстань до предметів, розташованих перед ним. Основним недоліком такого методу є відсутність можливості формування якісного зображення простору та точкового вимірювання відстані.

Таким чином, існуючі методи та пристрої не завжди дають можливість ефективно бачити і орієнтуватися в задимленому просторі.

1.2. Активні оптичні системи та пристрої сканування простору

Активні оптичні системи широко використовуються для сканування простору та формування його тривимірного зображення в різних сферах діяльності людини. Принципом роботи таких пристроїв, до яких відносять лідари (LIDAR - Light Identification, Detection and Ranging), є сканування лазерним променем відповідної довжини хвилі простору та вимірювання відстані до предметів на його шляху. Їх перевагою у порівнянні з іншими оптичними пристроями (інфрачервона камера, камера видимого діапазону та ін.) є можливість будувати карту рельєфу, а у випадку переміщення лідара – 3D зображення простору.

Основна сфера застосування активних оптичних систем – сканування земної поверхні, природних екосистем, міської забудови, різноманітних об'єктів, дослідження структури всередині приміщень та підземних споруд (метро, каналізаційні системи, підвали та ін.) (рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Схема найпоширеніших сфер застосування лідарів
Джерело: складено автором

Лідари застосовують для створення цифрових моделей рельєфу. Їх використання особливо актуальне для картографування територій та середовищ, що змінюються з часом, включаючи прибережні території – пляжі та дюни [6], берегові лінії річок та морів [7], структуру лісів та їх просторову трансформацію, сільськогосподарські та міські екосистеми [8], зміни дорожніх умов для систем керування безпілотних транспортних засобів [9], археологічні дослідження [10], картографування території [11], вимірювання глибини снігу [12] тощо. Рятувальні служби зустрічаються з труднощами орієнтування в просторі не лише під час пошукових та рятувальних робіт у задимленому середовищі чи за інших умов недостатньої видимості, але і в процесі слідування до місця виникнення надзвичайних ситуацій. Поєднання технологій лідара та GPS дає змогу швидко будувати 3D моделі поверхні Землі та шукати шляхи доїзду. Опис таких

технологій, які застосовувалися в Новому Орлеані після урагану Катріна наведені в [13].

У більшості згаданих робіт та інших джерелах значна увага приділяється точності отриманого зображення, зокрема, відстані до точок поверхні сканування [11]. Сучасні лідари зазнали низки вдосконалень в результаті науково-технічного прогресу та зараз широко використовуються для прецизійних вимірювань у різних системах: картографування, автономна навігація, аналіз рослинності, управління надзвичайними ситуаціями та військова підтримка [14]. Огляд розширених функціональних можливостей побудови 3D зображень на основі покращення технологій активних оптичних систем та збільшення їх показників (дальність, поле зору, роздільна здатність та швидкодія) проведено в [15]. Багато завдань, що вирішуються за допомогою лідарів, вимагають не лише точного вимірювання відстані, але й високоякісних зображень (з точністю до сантиметра), зокрема в системах реального часу, які працюють з поверхнями із неоднаковою відбивною здатністю та наявності перешкод [16]. Загалом, в процесі одометрії швидкість формування та аналізу зображень не забезпечує можливості для підвищення якості зображення. У таких випадках одночасно використовуються два алгоритми: низька точність та висока частота для оцінки руху, та висока точність, але на порядок нижча частота для створення високоякісного зображення [17]. Для покращення якості в процесі одночасної локалізації та картографування запропоновано метод [18], заснований на ефективному локальному картографуванні та ієрархічній оптимізації. Вимірювання 3D-лазерного сканера агрегуються в локальні карти з різною роздільною здатністю шляхом реєстрації на основі поверхні з використанням теорії графів. Під час проведення робіт з картографування та орієнтування роботизованих систем у невідомому середовищі потрібні одночасно локалізація та картографування. Використання лідарів в екстрених випадках, наприклад для оцінювання масштабів руйнувань, після землетрусу, у поєднанні з надширококутовими сенсорами для вирішення цих завдань та побудови карти місцевості описано в [19].

Практична реалізація лідара вимагає не лише покращення зображення, але й оцінки останнього. Цій проблемі присвячено низку робіт. Зокрема, у [20] розглянуто відповідні технології, наведено формулу для оцінки якості зображення та запропоновано методи їх покращення. У [21] представлено стратегію, спрямовану на оптимізацію таких зображень за допомогою ітерацій та статистичних методів. У [22] корекція інтенсивності зображення виконувалася шляхом коригування геометричних параметрів сканування за допомогою одно- або багатопроменевого лідара. Оцінювання проводилося за допомогою геометричних / морфологічних та глибинних / поверхневих методів навчання з корекцією / нормалізацією інтенсивності. Ці та подібні до них методи оцінки та покращення зображень є складними, не завжди ефективними у реалізації та вимагають потужних обчислювальних ресурсів.

У деяких випадках зображення лідарів поєднуються з іншими просторовими даними: картами щільності руху [23], що допомагає виконати глибший аналіз зображення та розширити функціональність методу лазерного сканування. Існує одночасна складність локалізації, а також відображення в процесі автономної навігації та позиціонування безпілотних систем, що використовують мультисенсорне злиття [24, 25]. Ефективність цього типу систем локалізації та картографування залежить від алгоритмів, що використовуються для навігації та злиття. Об'єднання даних лідара та RGB камери запропоновано у [26]. Розроблений модуль згортки дає можливість представлення ключових ознак об'єктів та забезпечує більшу точність 3D виявлення. У [27] проаналізовано ефективність одночасного використання в умовах низького рівня освітленості видимої, інфрачервоної камер та лідара. Мультимодальний метод покращує виявлення об'єктів, використовуючи переваги кожного із сенсорів. Проблеми використання безпілотних літальних апаратів у складних умовах всередині приміщень та надійного оцінювання висоти польоту розглянуто в [28]. При цьому дані сканування лідаром об'єднуються з 1D лазерним далекоміром та іншими системами – барометром, інерційною системою позиціонування та сенсорами апарата. Запропоновано

використання буферного повторного прогнозування, яке дає позитивний ефект, подібний до хронологічного використання даних.

Цьому вирішенню питання покращення якості зображення в умовах диму присвячено роботу [29]. Алгоритм об'єднання працює в системі реального часу та забезпечує картографування з використанням 2D лідара та RGB-D камери.

Проблема обробки поточкових відеозображень актуальна не лише для лідарів, але й для інших оптичних пристроїв, що працюють в умовах низької видимості. У [30] була використана нейронна мережа для аналізу рухомих об'єктів у відеопотоці.

Принципи та технології практичного застосування лідарів детально описані в [31]. Лідари для систем автоматичного керування транспортними засобами, їх структура та функціонування описані в [32]. Для виконання топографічних робіт лідари розміщуються на борту літальних апаратів, включаючи безпілотні. Відповідні технології їх застосування наведені в [33]. Окрім традиційних лідарів, поширення набули однофотонні лідари, які надсилають лише один імпульс на об'єкт і вимірюють час польоту окремих фотонів [34].

Будова сучасних лідарів базується на різноманітних принципах. Зазвичай це чотири механізми сканування зображень [35]: оптико-механічні, електромеханічні, мікроелектромеханічні системи (MEMS) та твердотільні системи сканування. Електромеханічне сканування є найпоширенішим, але MEMS є більш досконалою технологією, ніж інші. Твердотільне сканування має перспективи розвитку, оскільки має високу надійність, велике поле зору та швидкість сканування, але сьогодні його технологічно складно виготовити.

Покращення якості зображення лідарів може бути досягнуто не лише математичними методами та алгоритмами. Приклад успішного вирішення цієї проблеми, заснований на фізичних принципах, наведено в [36]. Лідар, заснований на методі Шемпфлюга, сканує під кутом з корекцією, що збільшує чіткість усього зображення. Загалом, якість лідарного сканування на практиці

повинна бути на високому рівні, а її покращення є нагальною науково-технічною проблемою.

1.3. Робота активних оптичних пристроїв і систем в умовах недостатньої видимості

Лідари застосовують для орієнтування у темряві за недостатньої видимості. Здебільшого, на основі лідарів будують системи внутрішнього позиціонування, машинного зору та потреб робототехніки [37]. Лідари використовують у системах безпеки [38], спостереження [39] та інших подібних випадках. Принцип роботи лідара базується на вимірюванні відстаней від точок простору, який сканується лазерним променем та вловлюється фоточутливим елементом [40]. Їх також використовують і в умовах недостатньої видимості. Однак на теперішній час активні оптичні пристрої на основі лідар-технології не набули широкого застосування та недостатньо встановлено спроможності їх ефективного застосування рятувальними службами в умовах задимлення.

Активні оптичні системи на основі лідар-технології (рис. 1.2) використовують для сканування простору лазерним променем і визначення відстані до кожної точки.

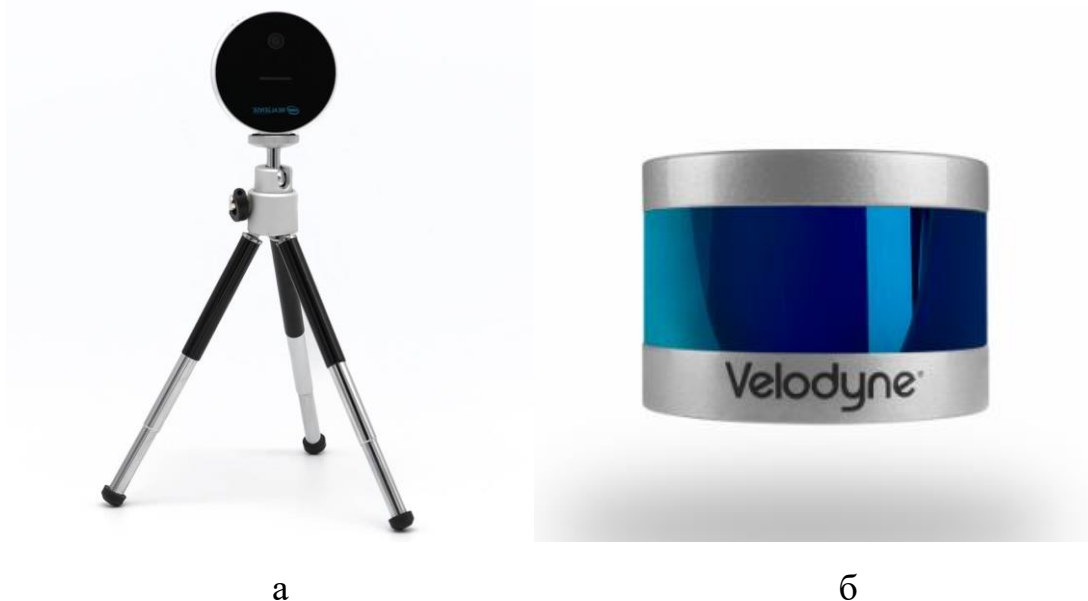


Рисунок 1.2 – Зовнішній вигляд лідара: а – Intel RealSense LiDAR Camera L515 [41]; б – Velodyne’s Puck lidar sensor [42]

На основі даних сканування лідара за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення формують двовимірне або тривимірне зображення (двовимірні координати точки та відстань до неї) (рис. 1.3). У випадку оптично прозорого середовища лідар дає змогу побудувати зображення предметів, на які потрапляє лазерний промінь. Відстань до предмета на сформованому зображенні часто описується відтінком кольору.



Рисунок 1.3 – Зображення, побудоване за допомогою лідара Velodyne та програмного забезпечення VeloWiew [42]

За наявності диму, туману чи дрібнодисперсного пилю відбувається ослаблення лазерних променів внаслідок дисперсії або відбиття. У випадку туману [43], задимлення [44], запилення [45] у повітрі лазерний промінь може відбиватися від часток або диспергувати, що призводить до втрати окремих пікселів і погіршення якості зображення [46]. В результаті використання лідарів в умовах недостатньої видимості є обмеженим, зокрема зменшується відстань до об'єктів сканування [47]. В умовах задимленого середовища та інших умов недостатньої видимості лідари не дають можливість побудувати якісне зображення, оскільки середовище ослаблює і розсіює лазерний промінь, який сканує простір. Лідар у такому випадку може неправильно вимірювати відстані

до предметів або взагалі не візуалізувати їх. Тому для роботи лідарів в умовах задимленого простору та недостатньої видимості потрібно враховувати ці особливості. В окремих випадках лідари можуть застосовуватися для аналізу задимленого середовища, зокрема розмірів, концентрації часток та їх виду.

У роботі [48] розглянуто проведення пошуково-рятувальних операцій у підземних середовищах, заповнених аерозольними частками диму і пилу, за участі роботизованих комплексів. У запропонованій моделі запропоновано визначення локальної щільності точок для видалення зображень часток диму з середовища за допомогою коефіцієнта локального відхилення. Проведення розвідки у підземному середовищі під час пошуково-рятувальних операцій за допомогою лідара потребує побудови 3D моделі, виявлення людей і тварин. Це завдання вирішується у [49], розробленням інтелектуального розвідувального блоку, який використовується для дослідження свердловин і колодязів, може працювати у темному середовищі, заповненому пилом та димом.

Лідар може успішно застосовуватися для визначення дисперсії диму над кронами дерев лісового масиву. Відповідний метод оцінювання параметрів шлейфу диму та його розсіювання наведений в [50]. У представлених дослідженнях фактично вимірюють відстані до часток, які утворюють хмару диму, на фоні просторового неба.

Дим від пожежі характеризується хімічним складом часток, їх розміром та концентрацією [51]. Ці показники спричиняють формування кольору та оптичної щільності диму. Проникнення променів крізь дим залежить від матеріалу, що горить, частки продуктів горіння якого та їх концентрація спричиняють неоднакову проникність монохроматичних променів різної довжини хвилі. Результати досліджень оптичної щільності диму внаслідок горіння деревини та поліметилметакрилату у видимому та ближньому інфрачервоному діапазонах, наведені в [52], вказують на залежність цього показника від виду горючого матеріалу. Зокрема спостерігається зниження оптичної щільності із збільшенням довжини хвилі, особливо понад 1200 нм. Але із збільшенням концентрації часток диму проникнення променів

зменшується та спостерігається розсіювання.

Розподіл шумів на зображеннях лідарів в умовах туману і дощу, їх моделювання на основі методу Монте-Карло та пов'язування з виміряними даними описано в [53]. На формування зображення впливають розміри і властивості аерозольних часток та параметри лазера, зокрема довжина хвилі.

Дослідженню аерозолю за допомогою поляризаційного лідара присвячена праця [54], у якій запропоновано розпізнавання його складу, зокрема диму та пилу, з використанням коефіцієнтів деполаризації на довжинах хвиль 532 нм і 1064 нм. Виявлено, що співвідношення коефіцієнтів деполаризації на двох довжинах хвиль має лінійну залежність від мікрофізичних властивостей аерозолів, зокрема аспектного співвідношення, ефективного радіуса і комплексного показника заломлення. На коротких довжинах хвиль цей показник можна використовувати для інвертування характеристик поглинання частинок, що покращує розпізнавальну здатність лідара.

У [55] проведено порівняння різноманітних сенсорів вимірювання відстаней в умовах високої температури і диму: лідарів, ультразвукових, нічного бачення, інфрачервоних та мікрохвильових. Виявлено, що використання лідарів з довжиною хвилі 905 нм є ефективним у випадку високих температур та незначного задимлення. В умовах сильного задимлення точність вимірювання зменшується на відстанях понад 8 м. Більш ранні дослідження цих авторів [56], проведені для інфрачервоних стереосистем на основі двох тепловізорів і лідара, також підтверджують зниження ефективності лідара із збільшенням відстані та зростанням щільності диму. Об'єднання результатів сканування лідаром та тепловізійного зображення під час рятувальних операцій на морі з використанням безпілотного надводного корабля описано в [57]. Пошук потерпілих у тумані та диму супроводжується перешкодами у вигляді аерозолів, до яких додаються водяні бризки. Запропонована модель, що використовує сигнали двох пристроїв, дає задовільні результати. Поєднання лідара та інфрачервоної камери для орієнтування у просторі на основі запропонованих алгоритмів та використання інформації для

керування пожежними роботами всередині приміщень розглянуто в [58].

Деякі інші аспекти цієї проблеми наведені в роботі [59]. Автори експериментально встановили, що когерентне лазерне випромінювання у лідачах з довжиною хвилі 1560 нм може застосовуватися для виявлення рухомих і деформівних предметів крізь полум'я. Процес вимірювання відстаней використовує гетеродинне детектування. Властивість домінування верхнього шару полум'я над кутовим відхиленням свідчить про можливість використання лідарів під час масштабних пожеж.

У роботі [60] проведено порівняння роботи лідара Velodyne [42] з довжиною хвилі 905 нм та радара у задимленому просторі із застосуванням алгоритмів одночасної локалізації та відображення, зокрема трансформації нормального розподілу карти зайнятості та Gmapping. Точність вимірювання відстаней з допомогою лідара є вищою порівняно з радаром, але у задимленому просторі відстань, на якій здійснюється вимірювання, – значно меншою.

Дослідження ослаблення часток диму різного розміру описані в [61]. Виявлено, що коефіцієнт відбиття зменшується із зростанням довжини хвилі та зменшенням розміру частинок диму. Найменше ослаблення спостерігається для часток розміром 0,1 мкм у діапазоні хвиль від 300 до 1300 нм. У випадку часток більших розмірів відбиття буде більшим. Але навіть для часток розміром 0,4 мкм відбиття буде зменшуватися та становитиме 0,55 у ближньому інфрачервоному діапазоні порівняно зі значенням у видимому діапазоні 0,75.

Результати дослідження оптичних властивостей диму від палаючих і тліючих лісових горючих матеріалів наведено в [62]. Вони містять отримані значення альbedo від часток диму, який утворений не раніше, ніж через 4 хв. Ці значення мають тенденцію до зниження із збільшенням довжини хвилі та є вищими для випадку диму від тління порівняно з димом від горіння, що значно ускладнює видимість в умовах такого задимлення.

У [63] встановлено, що поглинання сонячного випромінювання деревним димом відбувається з високою спектральною вибірковістю, а саме: із збільшенням довжини хвилі в ультрафіолетовому, видимому та ближньому

інфрачервоному діапазонах хвиль поглинання зменшується. При цьому дим розділено на органічний вуглець і сажу та встановлено, що органічний вуглець поглинає 14% сонячного світла, а сажа – 86%. Подальші дослідження [64] встановили таку ж залежність поглинання променів світла від довжини хвилі, зокрема для диму автомобільних двигунів така залежність описується як λ^{-1} , а для диму від горіння біомаси – як λ^{-2} . Також встановлено, що істотний вплив на зростання поглинання світла має органічний вуглець у видимому (менше 600 нм) та ультрафіолетовому діапазонах.

Видимість в умовах задимлення досліджувалася [65] і для інших довжин хвиль, зокрема у терагерцовому діапазоні, які випромінює тіло людини і які розташовані між інфрачервоним (3000 нм) та мікрохвильовим (30 мкм) діапазонами хвиль. Отримано негативний результат, який не дає можливості бачити за допомогою камери, що працює на частоті 0,25 ТГц.

Під час гасіння пожеж водою у приміщеннях утворюються аерозолі, до складу яких входить дим і водяна пара [66]. Молекули та краплі води значно ослаблюють інфрачервоне випромінювання, та практично утворюють повністю непрозоре середовище у видимому діапазоні довжин хвиль. Встановлено, що середнє пропускання інфрачервоних променів водяним туманом становить близько 12%, а для розпиленої спринклером води – 37%. Із зростанням довжини хвилі у ближньому та середньому інфрачервоному діапазонах також відбувається зменшення поглинання частками диму інфрачервоних хвиль.

Ослаблення світлових променів у діапазоні 350-1100 нм у димовій камері досліджено в [67] і встановлено, що показник затухання залежить від довжини світлової хвилі та часу. У діапазоні 800-1100 нм ослаблення є меншим, ніж для видимого світла, і з часом відбувається незначне його підвищення, а у діапазоні 350-700 нм навпаки: відбувається зниження показника затухання з часом, особливо у короткохвильовій частині цього діапазону.

Проведений аналіз свідчить про те, що використання лідара, який працює у ближньому інфрачервоному діапазоні, підвищить ефективність огляду задимленого приміщення у порівнянні із звичайними засобами у видимому

діапазоні. Наявність водяної пари чи крапель води під час гасіння призведе до зменшення прозорості середовища у інфрачервоному діапазоні, спричиненої дифузією, та ускладнить застосування пристроїв у цьому діапазоні [68].

Однак частки диму не лише ослаблюють, але і розсіюють світло. Тому сфокусований лазерний промінь буде під час слідування до об'єкта сканування ослаблюватися і розсіюватися. Аналогічне явище буде спостерігатися з відбитим від поверхні світлом. Тому зображення від сканування буде ослабленим і розсіяним. Для його аналізу потрібно буде застосовувати цифрові методи покращення зображення.

Процеси зворотного розсіювання під час сканування простору, заповненого аерозолем, зокрема частками сажі, досліджувалися у [69]. Побудовано модель зворотного розсіювання на основі фрактальних агрегатів.

Ще одним аспектом лазерного сканування у задимленому середовищі закритих приміщень є нерівномірний розподіл диму за висотою. Тому розташовувати лідар рекомендовано якомога нижче (для візуалізації області із меншою густиною диму). Він може розміщатися, наприклад, на поясі рятувальника, а зображення передаватися на дисплей в шоломі. У випадку застосування для розвідки роботів, які переміщуються на незначній висоті над поверхнею, де задимленість нижча, що збільшуватиме відстань сканування.

Оскільки принципом роботи лідара є вимірювання відстаней, то сформоване ним зображення буде фактично мапою поверхні, що сканується. На відміну від камер у видимому діапазоні, лідар не потребує освітлення і працює ефективніше за його відсутності, оскільки у складі сонячного світла є хвилі, довжина яких збігається з довжиною хвилі лазера, який сканує простір. У випадку сильного задимлення лазерний промінь відбивається не лише від поверхонь, але й від часток диму, що ускладнить вимірювання відстані до об'єктів та може знизити цей показник. Оскільки пристрій постійно здійснює сканування, а задимлене середовище є неоднорідним та може динамічно змінювати свої оптичні властивості, вимірювана відстань може варіювати. У

такому випадку потрібно вибрати максимальне значення цього показника для кожної точки простору.

Задля кращої побудови зображень лідари можна поєднувати із камерами, які працюють у видимому діапазоні. Для розпізнавання зображень застосовують аналіз результатів сканування у порівнянні з оптичними даними [70]. Існує також практика поєднання лідарів з радарми, зокрема для навігації роботів у задимленому просторі [71]. Лідар може будувати карту приміщень та визначати позиціонування робота в диму чи тумані, на відміну від радара, але роздільна здатність лідара є значно вищою за відповідний показник радара і тому є доцільним поєднання цих пристроїв для орієнтування у приміщенні.

Для побудови тривимірних зображень використовують лідари, які базуються на імпульсних джерелах світла, та однофотонні лідари, огляд технологій побудови та функціонування яких, зокрема статистичну модель виявлення фотона, часовий фільтр і алгоритм оцінювання відбиття та глибини відстані, наведено у [72]. Але використання однофотонних лідарів у задимленому середовищі є ускладненим, оскільки у разі поглинання та розсіювання фотон може не повернутися і значення відстані для такого пікселя не буде визначеним.

У [73] досліджувалося використання однофотонних лідарів для побудови зображень в умовах задимлення. Наведено модель розсіяння фотонів у часовій області, яка базується на гамма-розподілі та враховує параметри лідара і характеристики часток диму. Поглинання та розсіювання відбуваються одночасно у зв'язку із співвимірністю довжин хвилі лазера та розміру часток і зумовлюють величину поглинальної відстані між лідаром та об'єктом. Із зростанням поглинання для великих відстаней кількість відбитих від цілі фотонів зменшується. На середнє розсіювання впливає потужність лазера, функція відгуку системи та тривалість дії перешкоди. В результаті отримано модель гамма-розподілу розсіювання від часток диму.

Такій же проблемі присвячена робота [74], у якій аналізується сигнал, відбитий від цілі та ослаблений туманом, для побудови тривимірних зображень.

Наведено алгоритм побудови таких зображень, який містить блоки вимірювання кількості імпульсів у кожному пікселі, застосування гамма-перетворення, компенсацію накопичень, застосування другого гамма-перетворення та отримання глибини до кожної точки. Запропонований алгоритм дає змогу на відстані 1,4 км в умовах туману збільшити відношення сигналу до фону та підвищити розпізнавання зображення до 0,3088, що на 20,5% краще у порівнянні з традиційним алгоритмом, а відносну похибка вимірювання відстані зменшити на 28,2%.

Гамма-розподіл та модель Пуассона використовуються у [75] для оцінювання процесу передачі фотонів у задимленому середовищі, яке розсіює світло. При цьому відстані до цілі від лідара, встановленого на безпілотний літальний апарат, розглядаються невеликими і становлять від 30 до 75 см. Такі ж технології гамма-розподілу та побудови багатомасштабних суперпікселів застосовані у роботі [76], яка присвячена проблемі виявлення цілей автономними транспортними засобами в умовах диму, туману чи серпанку. Метод дозволяє отримувати глибинні зображення крізь густий туман на відстані 1,4 км.

Експериментальні дослідження побудови зображень предметів за допомогою лідара описані у [77]. За допомогою лідара отримано зображення предметів на відстані до 150 м із застосуванням однофотонного детектування. Між предметами та лідаром розташовано задимлене середовище товщиною 10 м. Довжина хвилі лазера становила 1550 нм та 637 нм. Для обробки інформації використані дані про координати точки та час затримки фотона. Застосовано розподіл Пуассона, що дало можливість отримати відстань, відкинувши шум, спричинений задимленням. Запропонований метод дає можливість спостерігати предмети та їх переміщення у режимі реального часу в задимленому середовищі.

Важливим завданням під час практичного застосування лідарів є оцінювання глибини сканування, яке вирішується у [78].

Для вимірювання відстаней до точок поверхні в напівпрозорому середовищі використовують поляризаційні лідари, які дають змогу вимірювати глибину дна у воді від 10 см до 6 м. Отримані сигнали від двох поверхонь відділяються з використанням векторів Стокса та матриці Мюллера. Інформація про відстань отримується з використанням розподілу Пуассона. Результати розробки та дослідження роботи поляризаційного лідара наведено в [79]. Теоретичні основи використання поляризаційних лідарів для визначення відстаней у неглибокому середовищі з двома поверхнями описано і в [80]. Одна з поверхонь відбиває промінь світла практично без зміни поляризації, а друга поверхня, до якої визначають відстань, деполіризує його. Під час експерименту було визначено відстань до поверхні крізь скло та шар повітря.

У роботі [81] запропоновано метод зменшення похибки дистанційного проходження шляхом нерівномірного розподілу інтенсивності ехо-імпульсу на два. Промінь низької інтенсивності використовується для зменшення похибки проходження променя великої інтенсивності. Без попереднього моделювання чи додаткової обробки метод здатний зменшити помилку вимірювання дальності в реальному часі.

Лідари можуть застосовуватися не лише для роботи в повітряному середовищі для картографування берегової лінії чи змін у стані рослинності. Лідари із синьо-зеленою довжиною хвиль здатні працювати у підводних прибережних середовищах, таких як екосистеми коралових рифів [82].

Оптичні властивості середовища, зокрема рефракція, дають змогу визначити й інші екологічні властивості середовища, зокрема вміст хлорофілу у воді [83].

Результати аналізу роботи лідарів за видами, діапазоном та довжиною хвилі наведені в таблиці 1.1. Як видно з таблиці, ефективність роботи звичайних лідарів є вищою в інфрачервоному діапазоні. Перспективними є однофотонні лідари, які можуть працювати на значно більших відстанях: від сотень метрів до понад 1 км. Поляризаційні лідари використовують для роботи на межі середовищ, зокрема у воді. Це відкриває перспективу їх застосування

для розпізнавання зображень у задимленому середовищі крізь скло. Недоліком є невелика відстань розпізнавання – до 10 м.

Таблиця 1.1

Види лідарів, їх основні властивості та якість роботи у непрозорому середовищі

Вид технології лідара	Діапазон та довжина хвилі		Якість роботи	
	Видимий	Інфрачервоний	Максимальна відстань	Розпізнавання об'єктів
Звичайний лазер	532 нм	1064 нм	Не вказана, досягається на коротких довжинах хвилі	Не вказано
		905 нм	До 8 м	Не вказано
		1560 нм	Не вказана	Виявлено рухомі предмети крізь полум'я
		905 нм	До 100 м у прозорому середовищі та 0,3-0,4 м у задимленому	Не вказано
	300-750 нм	750-1300 нм	Не вказана, найменше ослаблення для часток розміром 0,1 мкм у видимому та інфрачервоному діапазонах, а для 0,4 мкм – більше відбиття у видимому діапазоні	Не вказано
	350-700 нм	800-1100 нм	Не вказана, ослаблення є меншим в ІЧ діапазоні	Не вказано
Однофотонний	Не вказано	Не вказано	1,4 км в умовах туману	Розпізнавання до 0,3088
	637 нм	1550 нм	150 м при товщині задимленого середовища 10 м	Побудова зображень предметів
Поляризаційний	Не вказано	Не вказано	10 см – 6 м, робота у воді	Виміряно глибину dna

Проблеми та засади розроблення пристрою, який дає можливість бачити крізь дим і туман, наведені в [84]. Пристрій містить світлодіодну матрицю, до якої входять 55 світлодіодів діапазону 1568 нм та яка освітлює задимлений простір, а відбитий сигнал вловлює камера, що працює в короткохвильовому інфрачервоному діапазоні. Цей пристрій відрізняється від лідара, але працює на основі рівняння лідара. Результати польових досліджень демонструють кращу роботу у порівнянні з камерою видимого діапазону.

Ще інший принцип роботи покладений в основу роботи пристрою, описаного у [85]. Цей пристрій здійснює синхронне сканування лазером у ближньому інфрачервоному діапазоні, результати якого сприймаються високочутливою камерою цього ж діапазону, яка має режим експозиції з рухомим затвором, що синхронізований з лазерним скануванням для миттєвого поля зору.

Таким чином, активні оптичні системи, в основу яких покладені різноманітні принципи роботи, можуть в окремих випадках застосовуватися для створення зображень в умовах недостатньої видимості, зокрема задимлення. Проте якість зображення в таких умовах погіршується та потребує застосування інформаційних технологій аналізу та покращення зображення.

1.4. Технології аналізу та покращення зображення, отриманого за допомогою оптичних пристроїв

Одним із істотних недоліків лідара, як уже зазначалося, є його погана робота в умовах диму, снігу, дощу і туману. Тому починаючи з 2020 років почалися дослідження, спрямовані на видалення шумів та покращення роботи лідара. Огляд методів видалення шумів наведено в [86]. Основними методами є алгоритми п'яти типів: на основі відстані, на основі інтенсивності, на основі об'єднання даних, на основі навчання та на інших принципах.

Для формування зображень від лідарів використовують різні методи. Динамічна нерівномірність зображення, сформованого лідаром, потребує застосування технологій розпізнавання та покращення зображень, які базуються на різноманітних методах. Іноді ефект приносить об'єднання даних від лідарів та інших пристроїв, зокрема радарів, з використанням методу кластеризації даних лідара та подальшим порівнянням з інформацією від радара [87].

Виділення лінійних структур може здійснюватися із застосуванням машинного навчання [88]. З цією метою спочатку проводять аналіз зображень, на основі якого відбувається процес машинного навчання.

Основні методи, які використовують на практиці для формування зображення, отриманого з лідара, наведені на схемі (рис. 1.4).



Рисунок 1.4 – Основні методи формування зображення за допомогою лідара

Джерело: складено автором

Без обробки зображень проводили дослідження роботи лідара у більшості проаналізованих раніше джерел. Ефективність розпізнавання зображень є невисокою з причин ослаблення та дисперсії променя часточками диму. У цьому випадку вирішальне значення має діапазон довжини хвиль. Кращою є якість зображення в інфрачервоному діапазоні до 1500 нм.

Застосування статистичних методів обробки зображення, зокрема гамма-розподілу, використовують для однофотонних лідарів. Цей метод дає можливість врахувати розсіювання фотонів та будувати більш якісне зображення цілі. В окремих випадках застосування подвійного гамма-

перетворення значно збільшить відстань, на якій можливе розпізнавання об'єктів.

Напіваналітичний метод Монте-Карло для моделювання відбитих поляризованих і неполяризованих імпульсів під час сканування простору лідаром в умовах задимленого середовища запропоновано у [89]. Удосконалення цього методу Монте-Карло та згорткова модель для розпізнавання цілі та шумів від часток диму виконано в [90].

Відображення об'єктів ускладнюється не лише в задимленому середовищі, а і у тумані. Завдання відображення кораблів у такому середовищі однофотонним лідаром розв'язується у [91]. Запропонований алгоритм передбачає подвійне гамма-оцінювання, використання методів кластеризації та відокремлення відбитих сигналів, за результатами яких здійснюється відкидання несправжніх зображень.

В окремих випадках перешкоди у вигляді часток диму та туману можуть бути корисними, оскільки за цими показниками можна встановити обмеження на пересування транспортних засобів або безпілотних апаратів та не допустити їх зіткнення з перешкодами. У [92] наведено результати роботи Баєсівської моделі, яка на основі статистичного аналізу прогнозує дальність, на якій лідар може виявляти об'єкти.

У [93] запропоновано для зменшення впливу перешкод у середовищі, якими можуть бути частки диму, дощу та снігу, використання модуля магістральної мережі з обмеженням геометричного розташування. При цьому використовується лінійний адаптивний метод зниження частоти дискретизації та стратегію вибірки для дискретизації.

Розподіли Пуассона та нормальний також відносять до статистичних методів, які застосовують для обробки зображень поляризаційних та звичайних лідарів.

Машинне навчання є перспективним та може бути використане не лише для розпізнавання лінійних структур, але і для об'єктів більш складної форми, зокрема рухомих та змінної форми.

Багатозадачну навчальну мережу для обробки хмар точок, отриманих за допомогою лідарів, яка дає можливість фільтрування шумів, які виникають внаслідок аерозолів і диму, сегментацію окремих об'єктів та автодоповнення на основі PointNet та її трьох розгалужень, розроблено в [94]. Результати роботи моделі перевірено на синтетичних та змодельованих наборах даних.

У [95] запропоновано вирішення проблеми усунення перешкод у вигляді шумів у задимленому середовищі та розпізнавання зображень на основі залишкової нейронної мережі, що дає можливість розпізнавати відбиті сигнали імпульсного лідара від часток диму та реальних об'єктів. Як мішень застосовували матовий матеріал та моделювали різну інтенсивність зашумлення.

Покращення виявлення цілей у задимленому середовищі за допомогою поляризованого імпульсного інфрачервоного лазера та обробки відбитих зображень методом глибокого навчання проведено у [96]. Застосування апаратних технологій та нейронних мереж дало можливість істотно підняти точність розпізнавання зображень у складних умовах.

Найбільш простими і ефективними методами аналізу зображень, сформованих лідаром, є зниження рівня шуму і кластеризація. До методів кластеризації з одночасним прибиранням шуму належать DBSCAN, OPTICS та DENCLUE, причому DBSCAN має найменший рівень складності $O(n \lg n)$ [97].

У [98] проведено дослідження, яке оцінює чотири методи кластеризації – k-середніх, агломеративну кластеризацію, спектральну кластеризацію та модель гаусової суміші – на основі фотограмметричних параметрів, похибки повторної проекції, точності проекції, кутів перетину, відстані та кількості камер, що використовуються в розрахунках сполучних точок. Результатом є значне покращення якості побудови 3D-моделей, причому метод k-середніх значно перевершує інші методи кластеризації на основі трьох показників оцінки. Запропоновано перехід до меншої розмірності за допомогою нейронної мережі VAE.

У роботі [99] встановлено, що мережа PointNet не придатна для

виокремлення зображень у тривимірному просторі. Тому побудовано ієрархічну нейронну мережу, яка рекурсивно застосовує PointNet до вкладеного розбиття вхідного набору точок. Створена мережа PointNet++ здатна ефективно та надійно вивчати глибинні ознаки наборів точок, використовуючи відстані в метричному просторі. Зокрема, результати, значно кращі за існуючі, були отримані на складних тестах 3D-хмар точок. Загалом нейронні мережі можуть давати непогані результати, проте потребують відповідного навчання.

Підвищення роздільної здатності зображень на основі навчання описано і в [100]. Воно базується на навчанні нейронних структур та придатне до обробки відеопотоку або окремих зображень. Наведений метод визначає вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків. Навчання проводиться на парі зображень низької та високої роздільної здатності. Ці дослідження продовжено у роботі [101], де застосовано матрицю дивергенції з автоматичним виявом кросовера та його коефіцієнтів. Це дає змогу покращити роздільну здатність зображень та їх масштабування.

Глибоке навчання для покращення зображень у динамічному розсіюючому середовищі диму використано в [102]. Робота описує експериментальні дослідження у п'яťох групах диму з різною концентрацією часток та зображеннями для розпізнавання у вигляді цифр. Результати навчання використовуються для реальних завдань орієнтування в умовах задимлення.

У роботі [103] описано використання методу оптимізації Гауса-Ньютона для розпізнавання цілі в умовах туману, що як і дим ослаблює сигнал і робить перешкоди. Експерименти з перевірки запропонованого методу проводилися у довгій камері з генеруванням туману та були успішними за видимості від 8 до 32 м.

Статистичне видалення викидів або Statistical Outlier Removal (SOR) є одним із широко застосованих методів фільтрації зображення. Він базується на оцінці статистичних даних для точок у заданому околі. Алгоритм, що базується на цьому методі, наведений у [104] та входить до Point Cloud Library (<http://pointclouds.org>). У подальшому цей метод вдосконалений на основі

врахування інтенсивності та відстані для хмар точок [105]. Він є адаптивним до методу фільтрації та враховує інтенсивність і розрідженість сусідніх зон, що дозволяє ефективно відкинути виявлені лідаром шуми, що спричинені несприятливими погодними умовами, зокрема снігопадом. Ще одним удосконаленням методу статистичного видалення викидів є адаптивна фільтрація, що враховує поріг інтенсивності, видаляє викиди та зберігає значну кількість точок, що належать до об'єктів [106].

Для зменшення шумів під час сканування простору лідаром використовують також інші методи. Одним із методів видалення викидів є аналіз послідовних результатів сканування сенсором лідара, запропонований у [107]. Побудований на його основі алгоритм дає можливість прискорити процес видалення шумів у порівнянні з динамічним видаленням за радіусом та динамічним статистичним видаленням.

Використання традиційних методів кластерного аналізу потребує підбору відповідних параметрів, які залежать від набору даних. До них належать, зокрема, вибір кількості кластерів, вибір відстані до точок, які відкидаються від кластерів, вибір метрики та інші проблеми, які пов'язані із складністю інтерпретації та потребують участі людини у цьому процесі. Зокрема про проблеми масштабованості та чутливості до шуму йдеться у роботі [108]. Стаття аналізує сильні сторони різних методів кластеризації, а також недоліки методів k-середніх, ієрархічної кластеризації, DBSCAN, GMM та спектральної кластеризації. У цій статті для аналізу недоліків методу k-середніх використано метод діаграм Вороного на площині.

Метод діаграм Вороного загалом не відноситься до кластерного аналізу. Він використовується у багатьох практичних задачах для побудови зон близькості до набору точок. Розроблений українським вченим Г. Вороним цей метод, а також сферу його застосування описано у [109].

Сучасні праці, присвячені застосуванню діаграм Вороного, стосуються розв'язання багатьох задач. У [110] для покращення локалізації у вузлах бездротової сенсорної мережі за обмеженими даними пропонується двоетапний

метод, який базується на застосуванні діаграм Вороного у 3D для офлайн навчання та подальшої обробки з використанням гібридної регресії та методу k-середніх. Результатом є покращення орієнтування у просторі.

Розпізнавання процесів поведінки у натовпі, зокрема штовхання, за відеозображенням досліджено у [111]. Запропонований метод базується на використанні діаграм Вороного, за допомогою якого визначають локальні області, пов'язані з кожною людиною у натовпі. Це дає змогу на мікрорівні кожної людини дослідити потік людей та покращити управління ним. Після застосування методу Вороного отримані області обробляються у нейронній мережі EfficientNetV1B0.

Діаграми Вороного у просторі використовують для досліджень та моделювання пористих структур. У роботі [112] наведено дослідження з проектування штучної пористої кістки для імплантації з використанням діаграм Вороного. За випадково згенерованим набором точок у просторі формується просторова структура у вигляді тривимірної діаграми Вороного. Далі розв'язується практична задача визначення напружень у просторовій структурі.

Актуальною є проблема покриття зони безпілотними літальними апаратами, яка описана у [113] та використовується у сільськогосподарському моніторингу, збереженні лісового господарства та міському плануванні. Вона розв'язується на основі побудови діаграм Вороного.

Дослідження фізичних систем як сукупності часток у тривимірному просторі та часі є важливим завданням фізики та техніки. Для вирішення питань щодо впорядкованості таких сукупностей у [114] запропоновано застосовувати метод теселяції Вороного. Він дасть змогу охарактеризувати фізичну систему та її структуру. Ця задача стосується фізичних систем і може бути актуальною для аналізу систем точок, отриманих скануванням лідаром.

У завданнях геодезії та картографії також виникає проблема просторового аналізу. Її розв'язання можливе на основі діаграм Вороного та пропонується у [115]. Для аналізу будується модель поверхні, яка не лише статична, але і дає можливість відображати динамічні процеси на поверхні.

Використовують діаграми Вороного під час роботи з зображеннями і у медичній сфері. Зменшення зашумлення зображень очного дна при діабетичній ретинопатії з використанням діаграм Вороного проведено у [116]. Для аналізу побудовано тріангуляцію Делоне та діаграми Вороного на площині. Сегментація ядер під час діагностики онкологічних захворювань за зображеннями застосовує поєднання методів k-середніх, діаграм Вороного та суперпіксельних міток для навчання нейронної мережі [117].

Деякі роботи, присвячені комп'ютерному зору та розпізнаванню зображень, використовують не лише класичні діаграми Вороного, але і їх модифікації. Зокрема у [118] описано використання методів аналізу множин точок на площині на основі діаграм Вороного як алгоритму пошуку найближчих сусідів, кластерно-індукованих діаграм Вороного, що враховують взаємний вплив точок, та Діаграм Лагерра-Вороного, що враховують ваги, зосереджені у точках.

Таким чином, для побудови, покращення зображень та ідентифікації на них предметів найбільш поширеними є методи кластеризації, які дають можливість групувати точки та розпізнавати предмети, від яких вони відображаються.

1.5. Висновки до Розділу 1

1. Для проведення пошуково-рятувальних робіт застосовують системи, які базуються на різних фізичних принципах і по-різному відображають предмети у задимленому просторі.

2. Активні оптичні системи використовують для побудови зображень рельєфу за значеннями виміряних у процесі сканування відстаней

3. За певних умов лідари здатні працювати в умовах задимленого середовища, проте якість зображення погіршується і потребує інформаційних технологій аналізу та покращення зображень.

3. Обробка зображень з метою аналізу та ідентифікації предметів передбачає використання методів кластеризації, усунення шумів і підвищення чіткості зображень.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ АКТИВНИХ ОПТИЧНИХ СИСТЕМ У ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРИ

Для проведення досліджень активних оптичних систем у задимленому середовищі використовувалися різноманітні методи, зокрема аналізу та синтезу наукових джерел – для встановлення наявних та обґрунтування запропонованих методів і технологій побудови зображень та ідентифікації предметів у задимленому просторі з урахуванням фізичних принципів роботи, експериментальні методи досліджень для отримання зображення простору точок та його покращення, математичні методи перетворення координат, аналізу, обробки та покращення зображення, виділення груп точок, що відповідають предметам у просторі та зменшення шумів на зображенні.

2.1. Обґрунтування методів та засобів експериментального дослідження активних оптичних систем в умовах штучного задимлення

Для досліджень за темою дисертації використано активну оптичну систему Intel RealSense LiDAR camera L515 [41]. Принципом роботи є сканування простору за допомогою мікроелектромеханічних систем, які забезпечують сканування інфрачервоного лазера, та прийому відбитого сигналу за допомогою інфрачервоного фотодіода. Мікроелектромеханічні системи забезпечують сканування променя лазера у межах поля зору лідара. На виході пристрій формує простір точок, відстані до яких виміряно в процесі сканування. Окрім вимірювання відстаней, пристрій має вбудовану RGB камеру в оптичному діапазоні світлових хвиль та інфрачервоному діапазоні.

Основні технічні характеристики лідара Intel RealSense LiDAR camera L515, які вказані в технічній документації пристрою [119], наведені в табл. 2.1.

Таблиця 2.1

Основні технічні характеристики
лідара Intel RealSense LiDAR camera L515 [119]

Технічні характеристики	Значення
Діапазон вимірювання відстаней	0,25 – 9,00 м
Частота кадрів вимірювання відстаней за роздільної здатності 1024x768	30 кадрів / с
Частота кадрів відео RGB камери у видимому діапазоні з роздільною здатністю 1920x1080	30 кадрів / с
Інтерфейс	USB 3.1 Gen1
Поле зору	70° x 55°
Середня точність вимірювання на відстані 1 м	< 5 мм
Середня точність вимірювання на відстані 9 м	< 14 мм
Стандартне відхилення на відстані 1 м	2,5 мм
Стандартне відхилення на відстані 9 м	15,5 мм
Час експозиції однієї точки	< 100 нс
Умови освітленості	< 500 люкс

Лідар проводить сканування простору лазером в ближньому інфрачервоному діапазоні з довжиною хвилі 860 нм. Живиться пристрій напругою 5 В через USB 3.0 інтерфейс, який використовується для передачі даних (рис. 2.1).

Для проведення досліджень в умовах задимлення використовували горизонтальний відкритий з обох сторін експериментальний тунель циліндричної форми довжиною 2,2 м, виготовлений з синтетичної тканини, натягнутої на металеві каркаси у вигляді арок (рис. 2.1).

Експериментальний тунель встановили на відкритому просторі, заповнювали димом за допомогою пристрою генерації диму з електроприводом, що продукував дим внаслідок тління трухлявої деревини. Відстань від лідара до мішені вимірювали рулеткою. Оскільки яскраве світло впливає на роботу лідара, погіршуючи якість зображення, дослідження проводили за погодних умов – хмарності.



Рисунок 2.1 – Експериментальний тунель для досліджень роботи лідара у задимленому просторі

Джерело: фото автора

Для отримання зображень з лідара в цифровому форматі використовували персональний комп'ютер із встановленим на ньому програмним забезпеченням

для роботи з Intel RealSense LiDAR camera L515 – RealSense SDK 2.0 (v. 2.50.0) [120].

Лідар встановлювали на горизонтальній поверхні на початку експериментального тунелю та під'єднували за допомогою USB інтерфейсу до персонального комп'ютера (рис. 2.2).



Рисунок 2.2 – Лідар під час досліджень в експериментальному тунелі циліндричної форми за відсутності задимлення

Джерело: фото автора

Отримання та збереження масивів даних, налаштування режимів роботи та візуалізацію результатів експериментальних досліджень здійснювали з використанням програмного забезпечення RealSense SDK 2.0 (v. 2.50.0), яке було інстальоване на персональному комп'ютері.

Отже, наявна активна оптична система Intel RealSense LiDAR camera L515, обладнання для експериментів, методи та технології і відповідне програмне забезпечення дають змогу провести експериментальні дослідження роботи лідара в умовах задимлення.

2.2. Апаратно-програмні методи покращення якості зображень

Для досліджень запропонованого апаратно-програмного методу покращення зображень, сформованих лідаром, використовували активний оптичний пристрій Intel RealSense LiDAR camera L515, який підключали за допомогою USB інтерфейсу до персонального комп'ютера із встановленим програмним забезпеченням Intel RealSense Viewer v.2.53.1 [121].

Дослідження проводили всередині приміщення за відсутності задимлення та за незначного видимого освітлення. Для вимірювання відстаней використовували рулетку та лінійку з поділками 1 мм. Замість повороту лідара здійснювали переміщення предметів у перпендикулярному до лідара напрямку. Кут повороту розраховували за тригонометричними формулами.

Запропонований метод дозволяє провести дослідження, метою яких є покращення якості зображень, сформованих лідаром.

2.3. Математичні методи та інформаційні технології аналізу масивів точок, групування та покращення зображень

Аналіз зображень, сформованих лідаром у задимленому просторі та для порівняння за відсутності задимлення, проводили із застосуванням методів кластеризації, які дають можливість згрупувати точки за близькістю скупчення та виділити окремі групи для ідентифікації предметів.

Перегляд 2D та 3D зображень масивів точок, сформованих лідаром, на персональному комп'ютері проводили з використанням Intel RealSense Viewer v.2.53.1. За допомогою застосунка отримані відеозображення були збережені у форматі *.bag.

Із застосуванням програми rs-convert.exe, яка входить до складу пакету Intel RealSense SDK 2.0, отримано кадри відеозображення, які в подальшому були конвертовані у файли даних формату *.csv. Для візуального перегляду під час аналізу також використовували відеозображення і зображення у форматі *.png, сформовані лідаром та конвертовані програмним забезпеченням.

Для обробки та аналізу масивів точок використовували методи кластеризації, зокрема DBSCAN та k-середніх. Для очищення від зашумлення використовували, зокрема, методи статистичного видалення викидів (Statistical Outlier Removal або SOR), відомий також як метод k-найближчих сусідів, та діаграм Вороного у тривимірному просторі, за допомогою яких будували зони близькості та визначали локальні щільності в комірках, побудованих навколо точок простору.

Аналіз зображень масивів точок, отриманих з лідара, проводили після їх представлення у декартовій системі координат, на осях якої відкладали по горизонталі та вертикалі точки, які отримували скануванням з відстанями між сусідніми, що дорівнюють 1, а по іншій горизонтальній осі – відстані до цих точок від лідара. Для аналізу, побудови та відображення застосовували формули переходу від декартових до сферичних координат з урахуванням технічних характеристик лідара Intel RealSense LiDAR camera L515, зокрема його поля зору та роздільної здатності по горизонталі та вертикалі (див. табл. 2.1).

Реалізацію методів аналізу, групування, очищення від шумів та покращення зображень, а також побудову зображень проводили з використанням математичних методів кластеризації та зменшення зашумленості, які реалізовували у середовищі програмування Python із підключенням додаткових програмних модулів для обробки даних:

- Pandas – для обробки та аналізу даних;
- NumPy – для виконання математичних операцій;
- SciPy – для вирішення оптимізаційних та інших математичних задач, які розширюють можливості NumPy, зокрема
 - scipy.spatial – для просторового аналізу,
 - scipy.cluster – для кластерного аналізу;
- plotly.express – побудови 3D зображень;
- os – введення-виведення даних.

Для візуалізації роботи алгоритмів формували 3D зображення для перегляду у браузері. Чисельні дані за результатами виконання алгоритмів, які стосуються чисельних значень, отримували у вигляді файлів даних формату *.csv, які виводили на диск комп'ютера.

Таким чином, наведені математичні методи та інформаційні технології їх реалізації дають можливість проведення експериментальних досліджень аналізу зображень, сформованих лідаром, його покращення та ідентифікації предметів.

2.4. Висновки до Розділу 2

Застосовані методи досліджень, обладнання, апаратні та програмні засоби забезпечують вирішення завдань досліджень.

1. Технічні характеристики лідара Intel RealSense LiDAR camera L515 дають можливість використовувати його для досліджень у задимленому середовищі з метою аналізу та покращення зображень.

2. Апаратно-програмні методи використали для отримання масивів точок у просторі та досліджень покращення зображень.

3. Методи кластеризації використовували для аналізу та обробки зображень, виділення груп близьких точок, що належать одному предмету.

4. Для очищення від зашумлення масивів точок використовували методи SOR та діаграм Вороного у тривимірному просторі.

РОЗДІЛ 3

ТЕХНОЛОГІЇ І МЕТОДИ ОТРИМАННЯ ТА ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ЛІДАРА В ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРИ

Отримання інформації про об'єкти у навколишньому просторі є важливим етапом аналізу, розпізнавання та ідентифікації предметів за допомогою активних оптичних пристроїв. Для формування зображень, отриманих з лідара, а також подальшої обробки використовують різноманітні технології та методи. Найпоширенішими технологіями цих активних оптичних пристроїв є [122]:

- традиційний механічний лідар;
- лідар на основі мікродзеркал;
- нескануючий Flash лідар;
- твердотільний лідар.

Найпоширенішими є перші два види, які формують приблизно однакові зображення. Для експериментальних досліджень в рамках дисертації використано лідар другого типу на основі мікродзеркал або так званих мікроелектромеханічних систем (MEMS).

В умовах недостатньої видимості та задимлення, що спричиняє перешкоди для лазерного променя та погіршує відображення простору внаслідок втрати корисної інформації та появи хибних елементів на зображенні, важливим завданням є формування зображень такої якості, що дає можливість використання отриманих даних для подальшого аналізу, обробки та ідентифікації предметів.

Обробку інформації проводять з використанням комп'ютерів та спеціалізованого програмного забезпечення, в основу якого покладено математичні методи і алгоритми.

3.1. Оцінювання якості зображень, сформованих лідаром

Для проведення пошукових робіт, зокрема в умовах недостатньої видимості (задимлення, туману), використання лідарів, які працюють у інфрачервоному діапазоні хвиль, дає можливість ідентифікації об'єктів. Проте за недостатньої видимості на зображенні, яке фактично є картою рельєфу, окрім об'єктів спостерігаються точки та неіснуючі об'єкти, зумовлені відбиттям та розсіюванням лазерного променя від молекул середовища. Для фільтрування зображення від хибних об'єктів потрібно встановлювати максимальну та мінімальну межі очікуваної відстані до реальних об'єктів та методи покращення якості зображення. Якість зображення погіршується із зростанням відстані та наближенні до краю зображення від центра кадру.

Лідар – це пристрій для сканування лазерним променем простору та одночасного вимірювання відстані до об'єктів. Принцип його роботи дає можливість будувати рельєфне зображення частини простору, яка сканується. За відсутності перешкод на зображенні відображаються найбільш віддалені точки об'єктів, на які потрапляє лазерний промінь. У випадку розміщення об'єктів на віддалі від фонові поверхні, на ній спостерігається їхня тінь. Також у випадку потрапляння в кадр гладких поверхонь, розташованих під гострим кутом до лазерного променя (підлога, стіни, гладкі поверхні, водяна поверхня та ін.) можуть виникати дзеркальні відображення об'єктів, спричинені відбиттям прямого і відбитого лазерного променя під час сканування. У випадку наявності перешкод на шляху лазерного променя, зумовлених умовами недостатньої видимості (дим, полум'я, водяна пара, туман, пил та ін.) вимірювання відстані внаслідок відбиття від молекул перешкоди або розсіювання буде ускладненим або й неможливим. Для точок зображення, які розташовані поруч, під час сканування може фіксуватися декілька відстаней: від об'єктів, від молекул перешкоди. Тоді потрібно відділити хибні значення від істинних відстаней до об'єктів. Для цього в процесі обробки зображення потрібно відкинути зайві значення, залишаючи реальні відстані до об'єктів. Для цього окремі точки зображення потрібно відкинути. Це призведе до погіршення

якості зображення об'єктів. А внаслідок розсіювання окремі точки зображення об'єктів можуть бути зміщені. Це також призводить до спотворення та зниження чіткості зображення.

Для відкидання хибних значень відстаней потрібно встановити мінімальну та максимальну відстані до об'єктів. Але ці значення наперед невідомі та можуть змінюватися за значної нерівномірності рельєфу, наявності об'єктів перед фоном, які підлягають відображенню та ін. Цей процес потрібно постійно контролювати та коригувати, оцінювати якість отриманого зображення. Наступним етапом доцільно застосовувати методи та алгоритми покращення якості зображення (інтерполяції, цифрового згладжування та ін.). Якщо проводиться пошук об'єктів наперед відомих типів та форми, тоді доцільно застосовувати нейронні мережі, провівши попереднє «навчання», або «штучний інтелект».

Використання лідара, на відміну від оптичної камери, має певні особливості отримання зображень, зумовлені різними відстанями до поверхні об'єктів у межах кадру зображення. Вони полягають у збільшенні площі точки, яка підсвічується лазерним променем, із збільшенням відстані внаслідок збільшення ширини лазерного променя. Це призводить до того, що більш віддалені точки поверхонь об'єктів будуть більшими за площею, що погіршить чіткість зображення. Це потребує застосування адаптивних методів та алгоритмів покращення якості зображення, які полягають у більшому ступені покращення якості зображення в деякому околі для віддалених фрагментів поверхонь і меншому ступені покращення якості (або взагалі не покращуючи його) для фрагментів, розташованих ближче. Такий же підхід застосовується також і для фрагментів на краях зображення та посередині.

Для оцінювання необхідності застосування адаптивного методу покращення якості зображення для об'єктів, розташованих на різних відстанях проведено експериментальне дослідження. Використано Intel RealSense LiDAR Camera L515 та програмне забезпечення Intel® RealSense™ Viewer. Оцінювання якості зображення, отриманого за допомогою лідара проводили на

відстанях 1, 2, 3, 4 та 5 м, розташовуючи спеціально виготовлену тестову рельєфну мішень з висотою 20 см, шириною 22 см та перепадами висот 1-3 см. Мішень розташовували в центрі кадру зображення (рис. 3.1), а також з лівого та правого країв.

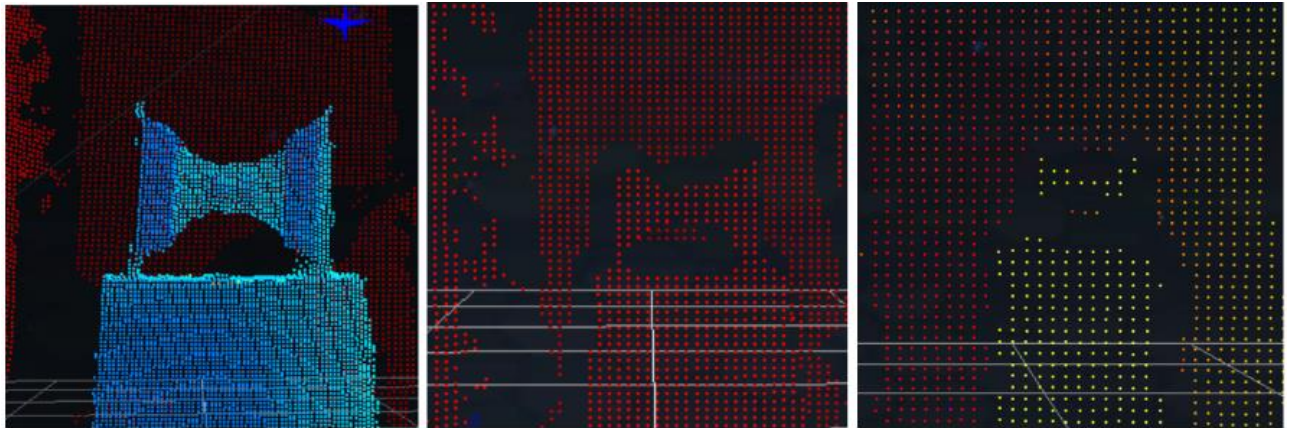


Рисунок 3.1 – Оцінювання чіткості зображення, отриманого за допомогою лідара за допомогою мішені, розміщеної по центру на відстанях

а – 1 м, б – 3 м, в – 5 м

Джерело: сформовано програмою

Проаналізувавши отримані зображення, виявлено, що рельєф мішені видно лише на відстані 1 м. Із збільшенням відстані спостерігається зменшення розмірів та погіршення якості зображення. На відстанях 1, 2, 3, 4 і 5 м розміри мішені становлять, відповідно, 47×50 , 22×24 , 14×15 , 10×11 та 5×8 пікселів. Спостерігається також певне погіршення якості зображення для тієї ж відстані із зміщенням до краю кадру зображення.

Таким чином, недостатня видимість призводить до погіршення якості зображення, спричиненого вимірюванням відстаней як від об'єктів, так і від молекул середовища, крізь яке відбувається сканування. Якість зображення погіршується із зростанням відстані до поверхні об'єктів та відхиленням від центра зображення. Для покращення якості зображення, отриманого за допомогою лідара, потрібно застосовувати як традиційні методи, так і адаптивні, у яких рівень покращення залежить від відстані.

3.2. Апаратно-програмний метод покращення зображень, сформованих лідаром

Активні оптичні системи сканують навколишній простір та будують зображення, на основі їх технічних характеристик та принципів роботи. Для покращення якості зображень, побудованих лідаром, проаналізуємо, яким чином лідар Intel RealSense LiDAR camera L515 створює зображення.

Лідар сканує ділянку простору, обмежену бічними гранями чотирикутної піраміди, у вершині якої він знаходиться, представляючи поле відстані у вигляді піксельних кадрів. Технологія мікроелектромеханічних систем керує лазерним променем, який працює в імпульсному режимі. Сканування починається вздовж верхньої горизонтальної лінії, потім промінь опускається до наступної лінії, сканує вздовж неї та опускається до наступної лінії, продовжуючи цей процес до нижньої лінії. Лазерний промінь достатньо добре сфокусований та утворює вузький тілесний кут (рис. 3.2).

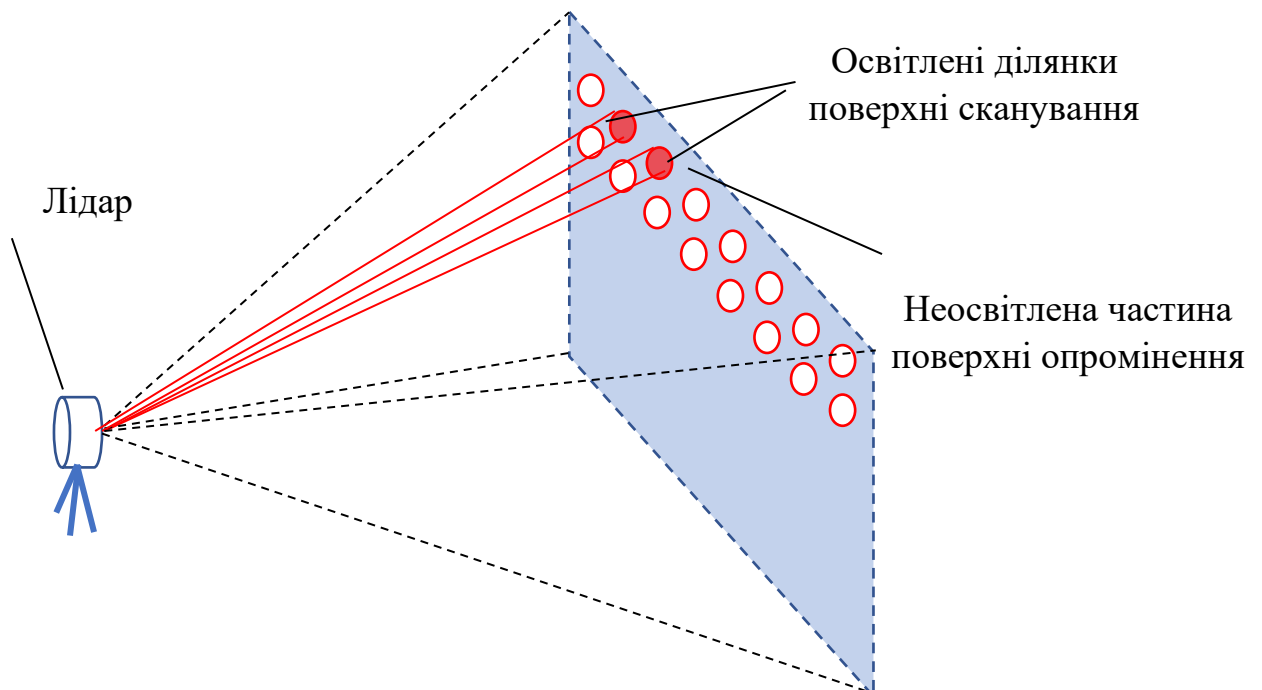


Рисунок 3.2 – Сканування простору лідаром

Джерело: складено автором

Відбите світло від освітленої лазером поверхні досягає фотодіода, що дозволяє виміряти відстань до області, і ця відстань відображається в окремому пікселі як відстань до певного об'єкта (лідара) або за допомогою певного кольору на 2D або 3D зображенні. Однак між сусідніми освітленими лазером ділянками на поверхні в межах поля сканування деякі проміжні ділянки залишаються неосвітленими лазером. Із збільшенням відстані від лідача розмір таких неосвітлених ділянок збільшується, що може призвести до втрат у виявленні дрібних об'єктів або деталей, особливо тих, які знаходяться на більших відстанях, що знижує чіткість та якість зображення.

Слід окремо зазначити, що покращення якості відеозображення є складнішим процесом, потребує більше обчислювальних ресурсів та часу і включає обробку не лише одного кадру, але й послідовної серії кадрів.

У активних оптичних системах зниження чіткості та якості зображення може бути наслідком низького коефіцієнта відбиття на освітленій поверхні та наявності деталей між сусідніми пікселями. Перша проблема пов'язана з фізичними властивостями поверхні і її практично неможливо вирішити. Лише в окремих випадках, коли низький коефіцієнт відбиття виникає не через властивості матеріалу, а через великий кут між лазерним променем і нормаллю до поверхні, його можна збільшити, змінивши кут падіння променя. Другу проблему зниження чіткості, спричинену недостатньою роздільною здатністю або похибкою вимірювання відстані, можна вирішити за допомогою методів, подібних до методів покращення зображення, таких як програмне покращення роздільної здатності за допомогою методів інтерполяції. Важливо пам'ятати, що кожен піксель відповідає не кольору, а відстані. Однак, як і у випадку зі звичайними зображеннями, цей метод не завжди точно відображає проміжні деталі.

Підвищеної якості можна досягти, ущільнюючи промені під час процесу сканування. Однак цей метод вимагає відповідних конструктивних змін у лідарі. Це зробити складно, особливо коли ми використовуємо готовий прецизійний пристрій, враховуючи максимальну щільність сканування, яка,

ймовірно, вже досягнута розробниками. Тому, якщо певний тип лідара доступний і неможливо внести зміни у його конструкцію, якість зображення можна покращити, не використовуючи традиційні програмні методи, шляхом додаткового сканування простору, розташованого між послідовними точками, що опромінюються лазерними променями, та для яких вимірюються відстані. Таке сканування буде виконуватись без втручання у внутрішню будову лідара та внесення конструктивних змін.

Виходячи з наведених міркувань, пропонуємо метод, який, на відміну від існуючих, може вирішити другу проблему та частково першу, описані вище. Основна суть цього методу полягає в механічному переміщенні (обертанні навколо осі або оптичного центру) лідара на відповідний кут для сканування неосвітлених частин поверхні, а потім програмній обробці (компенсації) відповідного руху.

З метою перевірки практичної дієвості методу були проведені експериментальні дослідження. За відсутності механізму обертання лідар розміщувався на горизонтальній поверхні у нерухомому стані, а об'єкти спостереження переміщувалися відносно нього у напрямку перпендикулярному до напрямку на лідар. Об'єктами, що відображались лідаром під час експериментальних досліджень, були циліндр і прямокутний паралелепіпед, розміри яких наведені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Розміри об'єктів, які використовувалися в процесі досліджень покращення чіткості зображення лідаром

№ з/п	Об'єкт	Висота, мм	Діаметр (ширина), мм
1	Циліндр	170	7
2	Прямокутний паралелепіпед	51	12
3	Прямокутний паралелепіпед	51	35

Ці об'єкти розташовувались вертикально на площині, на якій розміщувався лідар (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 – Експериментальне дослідження методу підвищення чутливості та покращення якості зображення лідара, об'єкт – циліндр діаметром 7 мм і довжиною 170 мм
Джерело: фото автора

Зображення аналізували шляхом горизонтального переміщення об'єктів вздовж поверхні (рис. 3.4).

Максимальні відстані до об'єктів l_i , $i = 1, 2, 3$ були визначені експериментально, з умови, щоб ці об'єкти виявляв лідар (таблиця 3.2).

Коли об'єкти переміщувалися у напрямку, перпендикулярному до напрямку на лідар, вони послідовно з'являлися та зникали на сформованому зображенні. Щоб точніше визначити необхідні розміри зміщення, на яких об'єкти зникали та знову з'являлися, ми перемістили їх на відстань, на якій зображення об'єктів зникало та знову з'являлося 10 разів, і поділили отриману відстань на 10. В результаті були отримані значення зміщень Δ_i (таблиця 3.2).

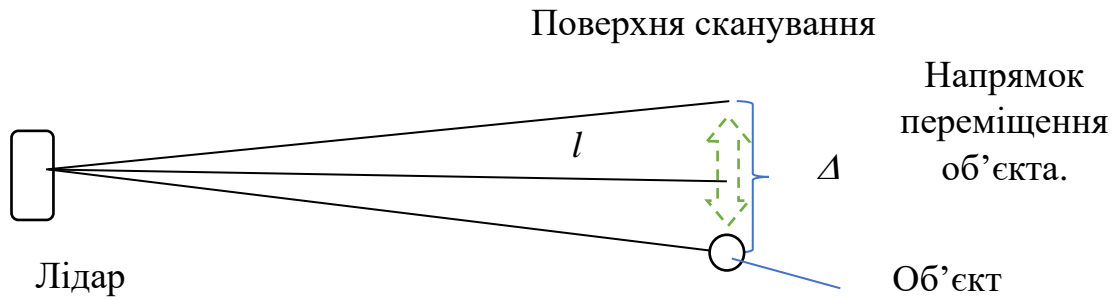


Рисунок 3.4 – Експериментальне дослідження покращення чутливості та якості зображення лідара (на схемі вигляд зверху)

Джерело: складено автором

Використовуючи формулу

$$\sin \frac{\alpha_i}{2} = \frac{\Delta_i}{2l_i}, \quad (3.1)$$

де l_i – відстань від лідара до площини, вздовж якої рухався об'єкт i , α_i – найменший кут повороту, в межах якого об'єкт зникав і знову з'являвся, та Δ_i – довжина переміщення, отримуємо значення кутів для кожного з об'єктів. Результати наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Результати експериментальних досліджень чутливості та покращення якості зображення з лідара

№ з/п	Максимальна відстань l , мм	Найменше значення зміщення Δ , мм	Найменший кут повороту α_i , градуси
1.	700 ± 5	3 ± 0.5	0.245
2.	1100 ± 5	5 ± 0.5	0.260
3.	2250 ± 5	10 ± 0.5	0.254

Проведені експериментальні дослідження свідчать про актуальність запропонованого методу покращення зображення з лідара.

Алгоритм реалізації методу покращення зображення з лідара. Цей алгоритм описує один з можливих варіантів реалізації цього методу на практиці. Для збереження загальності методу зроблено припущення, що відстань до кожної точки на поверхні, що сканується лідаром, незначно відхиляється від середнього значення.

Алгоритм запропонованого методу складається з двох взаємопов'язаних частин, які виконуються паралельно. Перша частина стосується функціонування лідара та його переміщення (обертання), а друга описує побудову високоякісного зображення та його відображення на екрані:

1. Формування зображення лідаром

1. Під час руху променя в межах поля зору піраміди отримується перший кадр зображення з роздільною здатністю $n \times m$ пікселів.

2. Визначається середня відстань до поверхні, освітлені області на цьому діаметрі відстані та відстань між сусідніми поверхнями, потім обчислюється коефіцієнт кутового поділу k .

3. Визначається середня відстань до поверхні, освітлені області на цьому діаметрі відстані та відстань між сусідніми поверхнями, потім обчислюється коефіцієнт кутового поділу k .

4. Камера у вибраному напрямку повертається на кут таким чином, щоб кут між послідовними променями був кратним k , що дозволяє їй освітити найближчу частину поверхні, яка не була освітлена в попередньому кадрі.

5. Після того, як промінь просканує поле зору лідара, отримується наступний кадр.

6. Продовжуємо виконувати кроки 2 та 3, доки новоотриманий кадр не зміститься на 1 піксель у вибраному напрямку порівняно з першим кадром.

7. Напрямок руху камери змінюється, останній кадр позначається як перший, а потім повертається до кроку 2.

II. Побудова та відображення зображення

1. У програмному забезпеченні для обробки зображень формується матриця розміром $kn + 1 \times m$.

2. Вибираємо напрямок зсуву (вправо або вліво, протилежний початковому напрямку обертання) та встановлюємо базовий стовпець (перший зліва або справа, залежно від напрямку зсуву).

3. Використовуючи дані першого кадру лідача, значення стовпців матриці встановлюємо, починаючи з базового стовпця, а кожен наступний стовпець з даними кадру призначається матриці зі зміщенням на $k - 1$ стовпців.

4. У матриці один стовпець переміщується в напрямку зсуву та приймається за базовий стовпець.

5. Наступний кадр приймається за поточний.

6. Використовуючи дані з поточного кадру лідача, значення стовпців матриці встановлюються, починаючи з поточного базового, пропускаючи $k - 1$ стовпців для кожного наступного стовпця.

7. Кроки 4, 5 та 6 продовжуються до заповнення останнього стовпця матриці.

8. Згенероване зображення на екрані відображається на основі даних матриці.

9. Напрямок змінюється на протилежний, останній кадр вважається поточним кадром, останній стовпець – базовим. Після цього можна перейти до кроку 4.

Таким чином, безперервне сканування поверхні лідаром та повороти на відповідні кути, як описано в алгоритмі, дають змогу покращити якість отриманого зображення.

Результатом цього методу буде зображення, яке матиме горизонтальний розмір $kn + 1$ пікселів. Це дасть можливість досягти більшої чіткості. Однак, завдяки використанню $k + 1$ кадрів для побудови одного кадру покращеного зображення, це призведе до зниження частоти кадрів та сповільнення відео. За малої кратності ($k = 2, 3$) особливих проблем не виникне. Для більших значеннях k цей недолік можна компенсувати тим, що паралельно з формуванням високоякісних зображень, додатково можна переглядати необроблені кадри, безпосередньо сформовані лідаром. У випадку такого перегляду виникає ще одна проблема – постійний рух зліва направо. Її можна вирішити за допомогою програмної стабілізації зображення, здійснюючи синхронне зміщення в протилежному напрямку та обмежуючи розмір кадру зліва та справа.

Запропонований метод також можна використовувати для покращення якості та збільшення вертикального розміру зображення. У цьому випадку камеру слід обертати навколо горизонтальної осі, яка проходить через оптичний центр. Якщо є потреба підвищити якість зображення як по горизонталі, так і по вертикалі, то запропонований метод можна модифікувати для отримання зображень фрагментів із вищою роздільною здатністю як по горизонталі, так і по вертикалі. У цьому випадку камеру слід обертати в горизонтальному та вертикальному напрямках, щоб промінь лідара послідовно сканував відповідну неосвітлену частину поверхні. Кількість послідовних кадрів, необхідних для створення зображення високої якості, буде значною, а отже, перегляд у реальному часі буде ускладнений. Однак для аналізу зображень з метою ідентифікації об'єктів таке покращення якості буде доречним.

Якщо поверхня має значний перепад висот, або якщо сканується частина простору з об'єктами, розташованими на різних відстанях від лідара, може

виникнути проблема через те, що на поверхнях об'єктів, розташованих на близькій відстані, слід вибирати меншу кратність порівняно з тими, що розташовані на далекій відстані. Вирішення цієї проблеми може полягати у виборі оптимальної кратності як для близьких, так і для віддалених об'єктів, або у виборі фрагмента об'єкта на певній відстані та покращенні його якості шляхом вибору кратності k на основі середньої відстані до нього.

Отже, для покращення якості зображення з лідача та відображення об'єктів або фрагментів, розмір яких менший за відстань між двома послідовними пікселями на відповідній відстані від лідача, запропоновано метод, який полягає у повороті пристрою справа наліво на кут між двома послідовними променями у напрямку обертання, скануванні простору в проміжних областях, а також у виконанні програмної генерації зображень з вищою роздільною здатністю у напрямку обертання лідача.

Можливість реалізації запропонованого методу та у разі його застосування відображення малих об'єктів, які можливо не будуть відображені на зображеннях, сформованих фіксованим лідаром, підтверджується експериментальними дослідженнями і може бути реалізовано додатковими апаратними засобами для здійснення поворотів камери, які будуть працювати синхронізовано з механізмом сканування лідаром.

3.3. Особливості використання метрик і перетворень координат для аналізу зображень з лідача

Для розв'язування багатьох практичних завдань, пов'язаних з побудовою в цифровому вигляді рельєфу, зокрема під час проведення пошуково-рятувальних операцій, аналізу змін в навколишньому середовищі, дослідження лісових екосистем, використовують лідари. Результатом їх роботи є масив точок, який утворений в результаті визначення відстаней та напрямків до точок поверхонь об'єктів, що знаходяться в зоні сканування. Отримані результати можуть використовуватися для створення 3D зображень, які у подальшому треба обробити, зокрема згрупувавши точки та ідентифікувати об'єкти,

використовуючи методи кластеризації. Під час цього процесу виникає проблема, пов'язана з тим, що площа поверхні сканування і густота точок безпосередньо залежать від відстані до поверхні сканування. Це зумовлене принципом роботи лідара, який полягає у наступному. Без зменшення загальності будемо вважати, що промінь лазера виходить з однієї точки – лідара, сканує простір та вимірює відстані, здійснюючи повороти із сталим кроком на однакові кути в горизонтальному та вертикальному напрямках. Тоді кожену точку $M(x, y, z)$ простору $Oxyz$ можна розглядати у сферичній системі координат $Or\varphi\theta$, де O – початок координат – точка розміщення лідара, з якої виходять промені, що сканують простір, r – відстань від початку координат до точки простору, φ – кут в горизонтальній площині Oxy між горизонтальною віссю Ox та напрямком на проекцію точки простору на горизонтальну площину з початку координат, а θ – кут між горизонтальною площиною Oxy та напрямком на точку простору з початку координат (рис. 3.5).

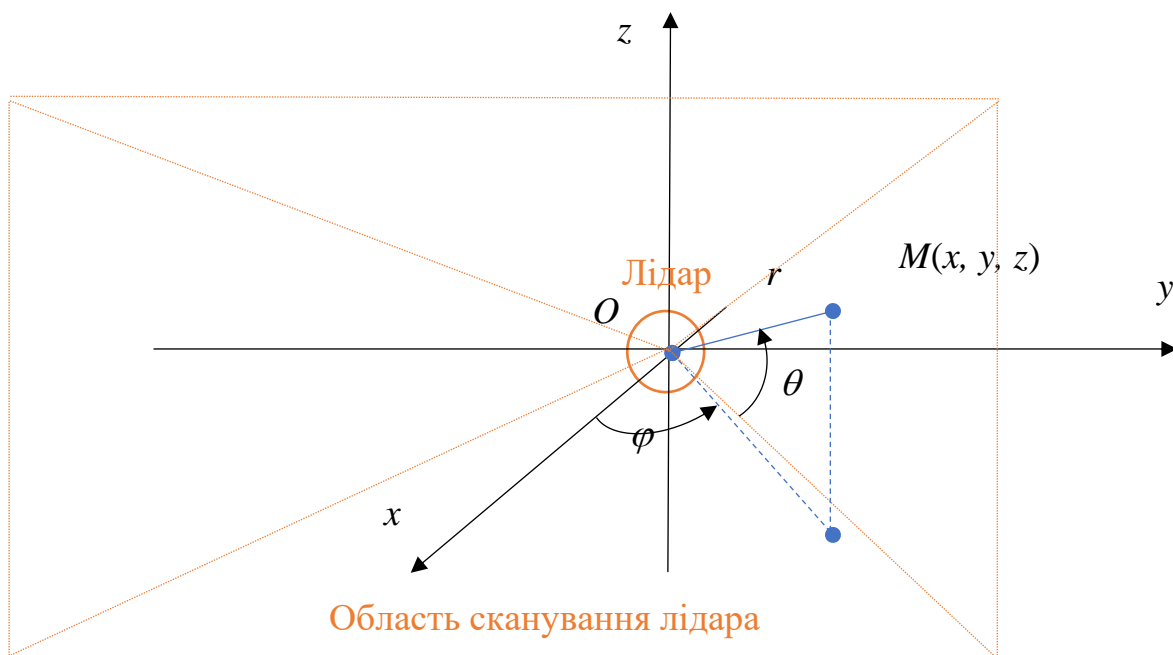


Рисунок 3.5 – Точка простору M в області сканування лідара (система координат $Oxyz$ та суміщена з нею сферична $Or\varphi\theta$)

Джерело: складено автором

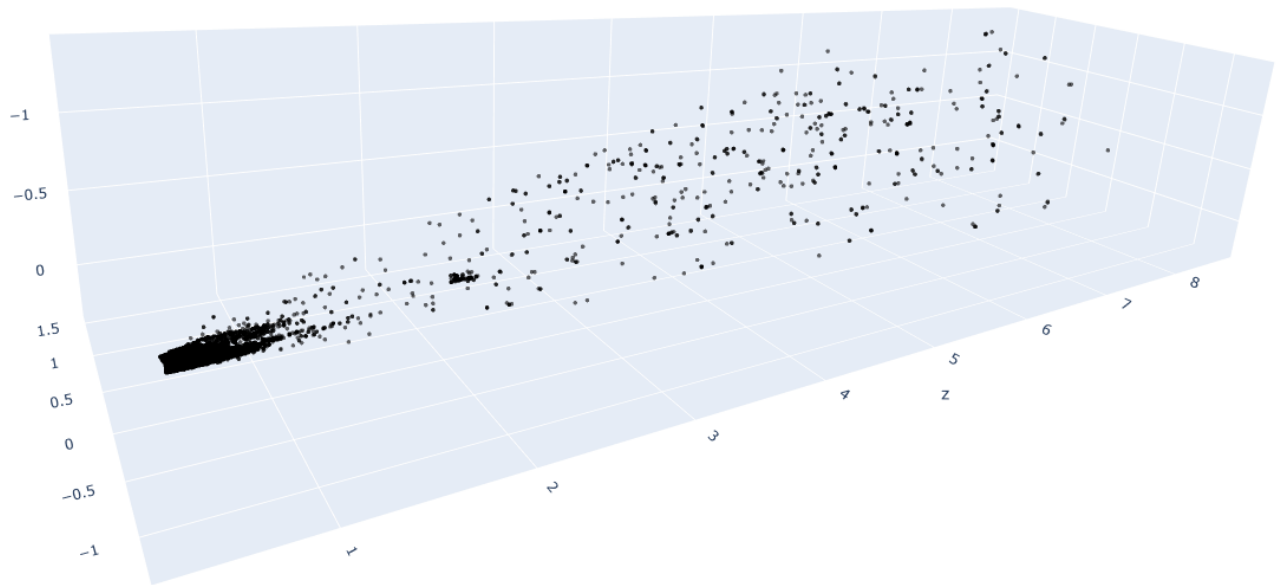
Координати такої точки у сферичній системі $Or\varphi\theta$ будуть мати вигляд $M(r, \varphi, \theta)$. Розташуємо лідар таким чином, щоб горизонтальна вісь співпадала з віссю симетрії області сканування, з віссю Ox , яка є віссю сферичної системи координат. Тоді область сканування буде описуватися нерівностями:

$$\begin{aligned} 0 < r &\leq r_{max}, \\ -\varphi_{max} &\leq \varphi \leq \varphi_{max}, \\ -\theta_{max} &\leq \theta \leq \theta_{max}. \end{aligned} \quad (3.2)$$

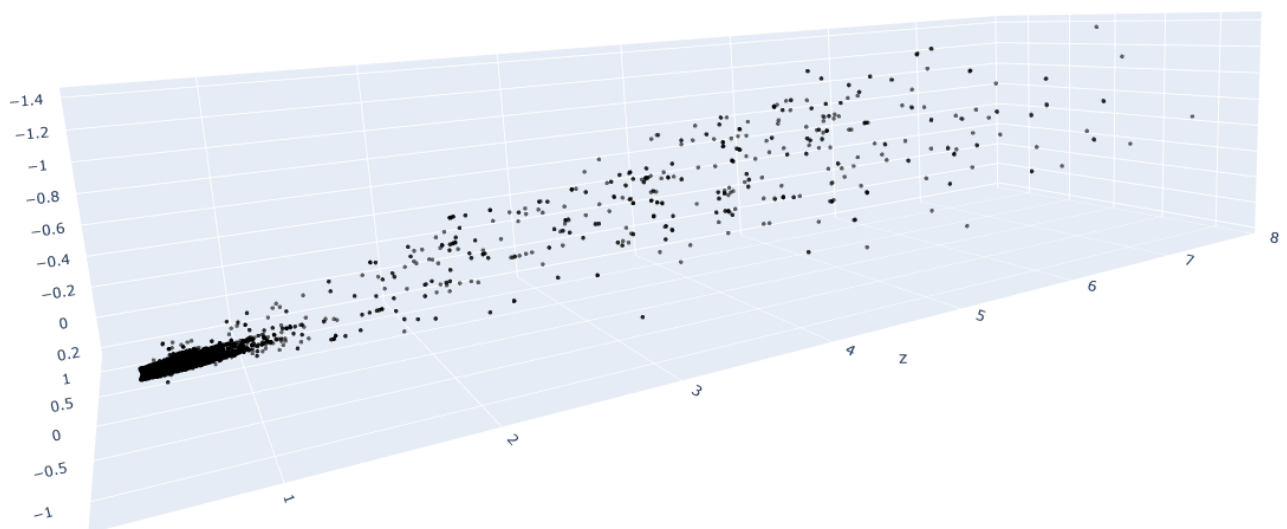
Параметри r_{max} , φ_{max} , θ_{max} визначаються технічними характеристиками лідара. Будемо вважати, що φ_{max} та θ_{max} не перевищують $\frac{\pi}{2}$.

Оскільки кластеризацію доцільно проводити у декартовій системі координат, розглянемо два підходи до цього етапу аналізу зображення. Перший є природним і полягає у переході від полярної до декартової системи координат і подальшому аналізі масиву точок. У цьому випадку застосовується евклідова метрика.

Для прикладу розглянемо необроблені дані сканування лідаром Intel RealSense LiDAR camera L515, отримані під час експериментальних досліджень. Відобразимо точки простору, від яких відбився сигнал (від навколишніх предметів та перешкод) у сферичній системі координат, горизонтальна вісь якої спрямована у напрямку, перпендикулярному до фронту лідара. Точки наводяться за результатами сканування у необробленому вигляді. Такі зображення, що відображають реальні об'єкти у незадимленому і задимленому середовищах та перешкоди у вигляді сторонніх точок, отримані під час досліджень з використанням експериментального тунелю, наведені на рис. 3.6.



а



б

Рисунок 3.6 – 3D зображення необроблених масивів точок, сформованих лідаром та зображених у сферичній системі координат:

а – у незадимленому середовищі, б – в умовах задимлення

Джерело: сформовано програмою

Побудова зображень у реальних координатах потребує попереднього перетворення координат. З цією метою треба провести обчислення за

формулами переходу, що потребує більше часу і ресурсів обчислювальної системи для формування зображень.

Недоліком такого підходу відображення сканованого простору є згадана раніше залежність площі сканування та щільності розміщення точок від відстані до лідара, а також необхідність проведення обчислень координат. Інший підхід базується на тому, що сферичні координати точки можна розглядати як декартові у системі координат $O_1x_1y_1z_1$ іншого тривимірного простору, тобто

$$\begin{aligned}x_1 &= r, \\y_1 &= \varphi, \\z_1 &= \theta.\end{aligned}\tag{3.3}$$

Для використаного у рис. 3.5 набору даних розглянемо приклади побудови зображень для проведення подальшого аналізу, безпосередньо відобразивши сферичні координати точок у декартовій системі координат. Якщо 3D зображення побудувати, відклавши на двох осях координат номери рядків і стовпців матриці даних та значення відстаней до точок – на третій осі, тоді отримаємо зображення, що відповідають попереднім рисункам, відповідно, у незадимленому та задимленому середовищах (рис. 3.7).

Такий спосіб побудови 3D зображення точок є простішим і швидшим, оскільки потребує менше обчислювальних ресурсів. Основною відмінністю рис. 3.7 у порівнянні з рис. 3.6 є розтягнутість зображення (великі відстані між точками на малих відстанях від лідара), яке лінійно залежить від відстаней та із їх збільшенням зменшується. Тому під час обробки зображення з представленням у декартових координатах потрібно враховувати ці особливості.

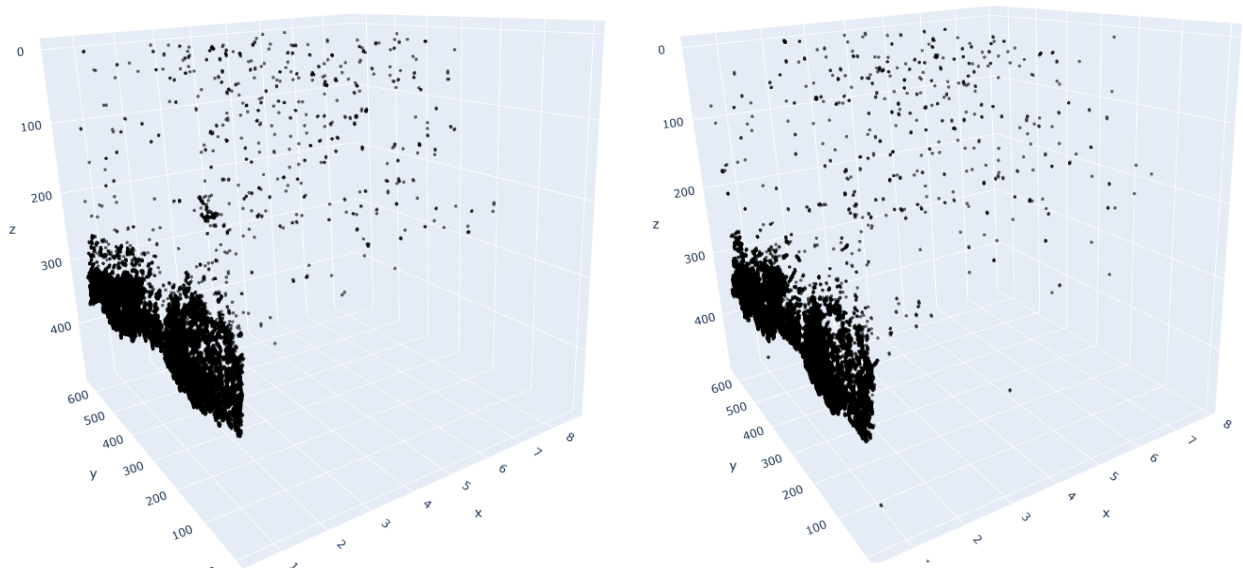


Рисунок 3.7 – 3D зображення необроблених масивів точок, сформованих лідаром та зображених у декартовій системі координат:

а – у незадимленому середовищі, б – за умов задимлення

Джерело: сформовано програмою

Точки простору, які зіскановані лідаром, у системі координат $O_1x_1y_1z_1$ будуть розташовані на прямих, які паралельні до осі O_1x_1 . Якщо дві точки $M_1(r_1, \varphi_1, \theta_1)$ та $M_2(r_2, \varphi_2, \theta_2)$ у цій системі координат з'єднати між собою відрізком, тоді його довжина буде евклідовою відстанню між цими точками, яка визначається за формулою

$$l_1 = \sqrt{(r_2 - r_1)^2 + (\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2}. \quad (3.4)$$

Якщо повернутися до сферичної системи координат $Or\varphi\theta$, тоді відрізок M_1M_2 у системі координат $O_1x_1y_1z_1$, буде відображенням деякої кривої $M_1^*M_2^*$ у сферичній системі координат $Or\varphi\theta$, а довжині цього відрізка у системі координат $O_1x_1y_1z_1$, відповідатиме довжина відповідної йому кривої.

І навпаки, коли у системі координат $Oxyz$, яка накладена на сферичну систему $Or\varphi\theta$, розглядати відрізок $M_1^*M_2^*$, який з'єднує точки, координати яких

у сферичній системі $M_1^*(r_1, \varphi_1, \theta_1)$ та $M_2^*(r_2, \varphi_2, \theta_2)$, а у декартовій $M_1^*(x_1, y_1, z_1)$ та $M_2^*(x_2, y_2, z_2)$, тоді він відобразиться у відповідну йому криву M_1M_2 у системі координат $O_1x_1y_1z_1$, Тоді довжині відрізка $M_1^*M_2^*$, в системі координат відповідатиме довжина отриманої кривої у $Oxyz$ (або у сферичній $Or\varphi\theta$).

Побудуємо аналітичне рівняння такої кривої та оцінимо можливості використання декартової системи координат і евклідової метрики для вимірювання відстані та використання в процесі кластеризації даних сканування.

Відрізок M_1M_2 у декартовій системі координат $O_1x_1y_1z_1$ описується параметричним рівнянням:

$$\begin{aligned} r(t) &= r_1 + (r_2 - r_1)t, \\ \varphi(t) &= \varphi_1 + (\varphi_2 - \varphi_1)t, \\ \theta(t) &= \theta_1 + (\theta_2 - \theta_1)t, \end{aligned} \quad (3.5)$$

де t – параметр, $0 \leq t \leq 1$.

У системі координат $Oxyz$ формули переходу від сферичної до декартової системи координат мають вигляд:

$$\begin{aligned} x &= r \cos \varphi \cos \theta, \\ y &= r \sin \varphi \cos \theta, \\ z &= r \sin \theta. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Підставивши у (3.6) замість r , φ та θ відповідні функції (4), отримаємо рівняння кривої $M_1^*M_2^*$, відображенням якої є відрізок M_1M_2 в системі координат $O_1x_1y_1z_1$, тобто

$$\begin{aligned} x(t) &= r(t) \cos \varphi(t) \cos \theta(t), \\ y(t) &= r(t) \sin \varphi(t) \cos \theta(t), \\ z(t) &= r(t) \sin \theta(t). \end{aligned} \quad (3.7)$$

Початок цієї кривої буде в точці M_1^* , якщо $t = 0$, а кінець – у точці M_2^* , коли $t = 1$.

На рис. 3.8 зображено приклад відрізка M_1M_2 та кривої $M_1^*M_2^*$, у яку він відображається для значень $r_1 = 2, r_2 = 5, \varphi_1 = 0, \varphi_2 = 0,4, \theta_1 = 0$ і $\theta_2 = 0,2$.

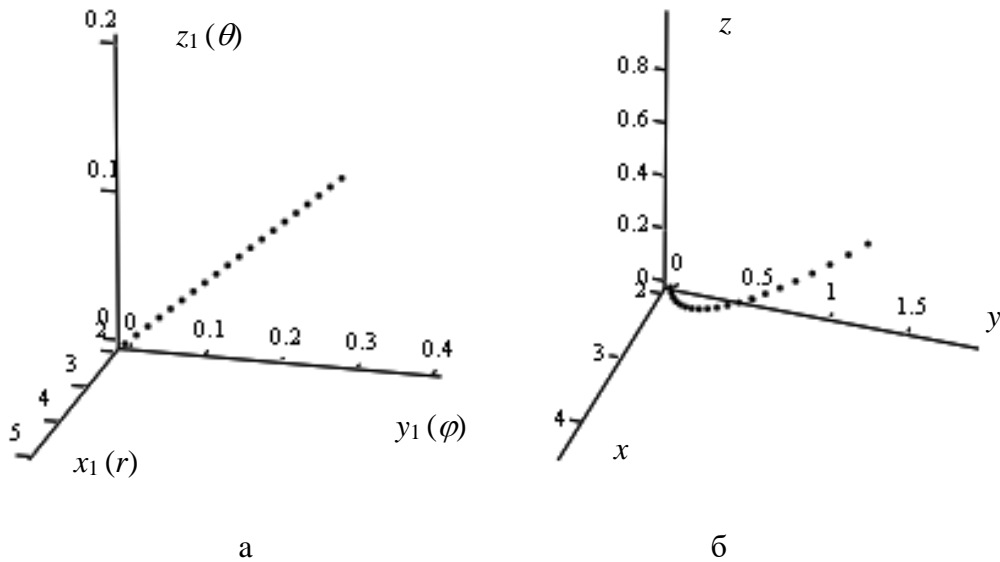


Рисунок 3.8 – Зображення відрізка у декартовій системі координат $O_1x_1y_1z_1$ з відкладеними на осях сферичними координатами (r, φ, θ) (а) та кривої, у яку він відображається в результаті переходу від декартової $O_1x_1y_1z_1$ до сферичної $O_r\varphi\theta$ системи координат, суміщеної з $Oxyz$ (б)

Джерело: сформовано програмою

Довжина цієї кривої визначається за формулою

$$l = \int_0^1 \sqrt{(x'(t))^2 + (y'(t))^2 + (z'(t))^2} dt. \quad (3.8)$$

Для її обчислення за формулою (3.8) спочатку знайдемо похідні функцій (3.7):

$$\begin{aligned} x'(t) &= r(t)(-\sin \varphi(t) \varphi'(t) \cos \theta(t) - \\ &\quad - \cos \varphi(t) \sin \theta(t) \theta'(t)) + r'(t) \cos \varphi(t) \cos \theta(t), \\ y'(t) &= r(t)(\cos \varphi(t) \varphi'(t) \cos \theta(t) - \\ &\quad - \sin \varphi(t) \sin \theta(t) \theta'(t)) + r'(t) \sin \varphi(t) \cos \theta(t), \end{aligned} \quad (3.9)$$

$$z'(t) = r(t) \cos \theta(t) \theta'(t) + r'(t) \cos \theta(t).$$

Оскільки після підстановки правих частин (3.9) у (3.8) отримаємо громіздкий вираз, тому спочатку підставимо їх у підкореневий вираз (3.8) та спростимо його:

$$\begin{aligned} & (x'(t))^2 + (y'(t))^2 + (z'(t))^2 = \\ & = r^2(t) \left(\sin^2 \varphi(t) \cdot (\varphi'(t))^2 \cos^2 \theta(t) + \right. \\ & + 2 \sin \varphi(t) \varphi'(t) \cos \theta(t) \cos \varphi(t) \sin \theta(t) \theta'(t) + \cos^2 \varphi(t) \sin^2 \theta(t) (\theta'(t))^2 \left. \right) \\ & + 2r(t) (-\sin \varphi(t) \varphi'(t) \cos \theta(t) - \\ & - \cos \varphi(t) \sin \theta(t) \theta'(t)) r'(t) \cos \varphi(t) \cos \theta(t) + \\ & + (r'(t))^2 \cos^2 \varphi(t) \cos^2 \theta(t) + r^2(t) \left(\cos^2 \varphi(t) (\varphi'(t))^2 \cos^2 \theta(t) - \right. \\ & - 2 \cos \varphi(t) \varphi'(t) \cos \theta(t) \sin \varphi(t) \sin \theta(t) \theta'(t) + \\ & + \sin^2 \varphi(t) \sin^2 \theta(t) (\theta'(t))^2 \left. \right) + \\ & + 2r(t) (\cos \varphi(t) \varphi'(t) \cos \theta(t) - \sin \varphi(t) \sin \theta(t) \theta'(t)) r'(t) \sin \varphi(t) \cos \theta(t) + \\ & + (r'(t))^2 \sin^2 \varphi(t) \cos^2 \theta(t) + r^2(t) \cos^2 \theta(t) (\theta'(t))^2 + \\ & + 2r(t) \cos \theta(t) \theta'(t) r'(t) \cos \theta(t) + (r'(t))^2 \cos^2 \theta(t). \end{aligned} \quad (3.10)$$

Провівши елементарні перетворення у (3.10), отримуємо спрощений вираз

$$\begin{aligned} (x'(t))^2 + (y'(t))^2 + (z'(t))^2 = r^2(t) \left(\cos^2 \theta(t) (\varphi'(t))^2 + (\theta'(t))^2 \right) + \\ (r'(t))^2. \end{aligned} \quad (3.11)$$

Підставимо праву частину виразу (10) у (7) та отримаємо

$$l = \int_0^1 \sqrt{r^2(t) \left(\cos^2 \theta(t) (\varphi'(t))^2 + (\theta'(t))^2 \right) + (r'(t))^2} dt. \quad (3.12)$$

Оскільки функції (3.5) є лінійними, то їх похідні будуть сталими і дорівнюватимуть різницям відповідних координат:

$$\begin{aligned} r'(t) &= r_2 - r_1, \\ \varphi'(t) &= \varphi_2 - \varphi_1, \\ \theta'(t) &= \theta_2 - \theta_1. \end{aligned} \quad (3.13)$$

З урахуванням (3.13) формула (3.12) набуде вигляду:

$$l = \int_0^1 \sqrt{r^2(t)(\cos^2 \theta(t) (\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2) + (r_2 - r_1)^2} dt. \quad (3.14)$$

У випадку розміщення точок на однаковій відстані від лідара ($r(t) = r_0 = \text{const}$) довжина кривої буде пропорційною до цієї відстані та залежатиме від кутів φ_1 , θ_1 , φ_2 та θ_2 . Ця величина буде визначатися формулою

$$l = \int_0^1 \sqrt{r_0^2 (\cos^2(\theta_1 + (\theta_2 - \theta_1)t) (\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2)} dt,$$

а довжина відрізка M_1M_2 буде визначатися за формулою

$$l_1 = \sqrt{(\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2}.$$

Якщо точки M_1 і M_2 розташовані у площині $O_1x_1y_1$ і $r_1 = r_2 = r_0$, тоді $\theta_1 = \theta_2 = 0$ і $l = r_0 |\varphi_2 - \varphi_1|$. Якщо ці точки будуть розміщені на однакових висотах над цією площиною ($\theta_1 = \theta_2 = \theta_0$), тоді $l = r_0 \cos \theta_0 |\varphi_2 - \varphi_1|$. В обох цих випадках довжина відрізка M_1M_2 буде $l_1 = |\varphi_2 - \varphi_1|$.

У випадку розміщення точок M_1 і M_2 у площині O_1xz та $r_1 = r_2 = r_0$ маємо $\varphi_1 = \varphi_2 = 0$ і тоді $l = r_0 |\theta_2 - \theta_1|$. Якщо ж вони будуть розташовані на вертикальних прямих ($\varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_0$), тоді відстань між цими точками буде

визначена за цією ж формулою $l = r_0|\theta_2 - \theta_1|$. Довжина відрізка M_1M_2 буде $l_1 = |\theta_2 - \theta_1|$.

Для порівняння відстані між точками $M_1(r_1, \varphi_1, \theta_1)$ та $M_2(r_2, \varphi_2, \theta_2)$ у системі координат $O_1x_1y_1z_1$ та довжини кривої $M_1^*M_2^*$ у системі координат $Oxyz$, яка відображається у відрізок M_1M_2 , порівняємо вирази у правих частинах формул (3) і (13). Для цього можемо порівняти вирази під коренями у цих формулах. Довжини відрізка і кривої, очевидно, залежать від вибору початкової і кінцевої точок. Вони будуть рівними між собою, якщо виконуватиметься рівність

$$r^2(t)(\cos^2 \theta(t) (\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2) + (r_2 - r_1)^2 = (r_2 - r_1)^2 + (\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2. \quad (3.15)$$

Спростивши (3.15), отримуємо

$$[r^2(t) \cos^2 \theta(t) - 1](\varphi_2 - \varphi_1)^2 + [r^2(t) - 1](\theta_2 - \theta_1)^2 = 0. \quad (3.16)$$

Якщо

$$\begin{aligned} \varphi_2 - \varphi_1 &\neq 0, \\ \theta_2 - \theta_1 &\neq 0, \\ r_2 - r_1 &\neq 0, \end{aligned} \quad (3.17)$$

тоді вираз у лівій частині (3.16) буде дорівнювати 0, якщо одночасно

$$r^2(t) \cos^2 \theta(t) - 1 = 0 \quad (3.18)$$

і

$$r^2(t) - 1 = 0. \quad (3.19)$$

З урахуванням (18) рівняння (17) набуває вигляду

$$\cos^2 \theta(t) - 1 = 0 \quad (3.20)$$

Ця рівність виконується лише тоді, коли $\theta(t) = 0$ або $t = \frac{\theta_1}{\theta_1 - \theta_2}$. При цьому t , як зазначалося раніше, може набувати значень з відрізка $[0; 1]$, що досягається у випадку, якщо θ_1 і θ_2 мають різні знаки, або одне з цих значень дорівнює 0, а інше є відмінне від 0.

Якщо $\varphi_2 = \varphi_1$ або $\theta_2 = \theta_1$, тоді вираз (3.16) буде виконуватись у випадку, коли, відповідно, виконуватимуться рівності (3.19) або (3.18).

Рівність (3.19) буде виконуватися, якщо $r^2(t) = 1$ або $t = \frac{1-r_1}{r_2-r_1}$. З урахуванням, що t має належати відріжку $[0; 1]$, отримуємо, що у випадку $r_1 < r_2$ має виконуватися $r_1 \leq 1 \leq r_2$, а коли $r_1 > r_2$, тоді $r_2 \leq 1 \leq r_1$.

Виконання рівності (3.18) буде у випадку, якщо

$$r^2(t) = \frac{1}{\cos^2 \theta(t)} \quad (3.21)$$

Для аналізу випадків виконання рівності (3.21) розглянемо більш загальний випадок, подавши її у вигляді

$$r = \frac{1}{\cos \theta}. \quad (3.22)$$

Формула (3.22) для $-\frac{\pi}{2} < \theta < \frac{\pi}{2}$ і $0 < r < r_{max}$ задає лінію (рис. 3.9).

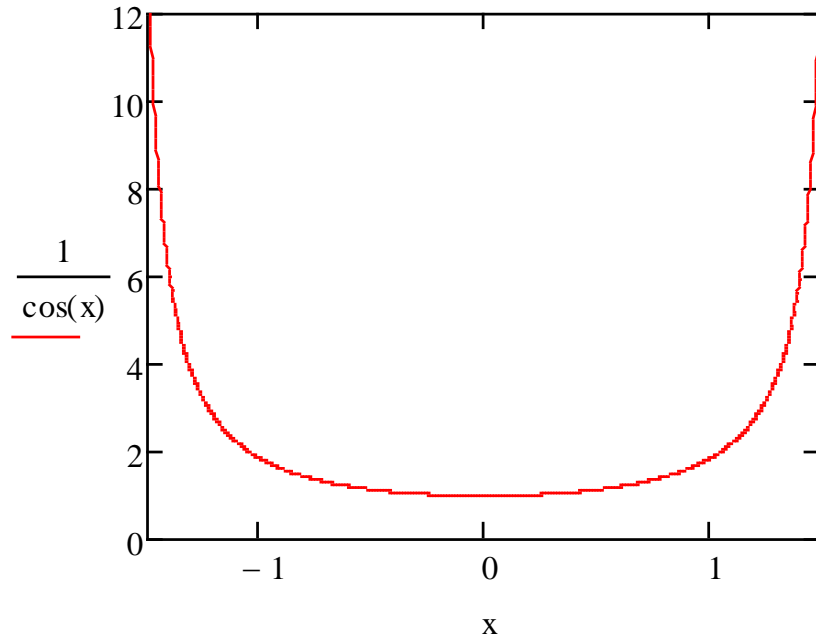


Рисунок 3.9 – Графік лінії $r = \frac{1}{\cos \theta}$ для $-\frac{\pi}{2} < \theta < \frac{\pi}{2}$ і $0 < r < r_{max}$

Джерело: сформовано програмою

Вище цієї лінії будуть точки, для яких $r > \frac{1}{\cos \theta}$, а під нею – точки, для яких $r < \frac{1}{\cos \theta}$.

Розглянемо ще один випадок – використання евклідової відстані між точками в системі координат $Oxyz$. Для цього визначимо довжину відрізка $M_1^*M_2^*$, що з'єднує початок і кінець кривої $M_1^*M_2^*$. Якщо розглянемо відрізок $M_1^*M_2^*$ у декартовій системі координат $Oxyz$, тоді відстань між цими точками (довжина відрізка) з урахуванням (3.7) буде дорівнювати

$$\begin{aligned}
 l_{M_1^*M_2^*} &= \sqrt{(x(1) - x(0))^2 + (y(1) - y(0))^2 + (z(1) - z(0))^2} = \\
 &= \sqrt{(r(1) \cos \varphi(1) \cos \theta(1) - r(0) \cos \varphi(0) \cos \theta(0))^2 +} \\
 &\quad (r(1) \sin \varphi(1) \cos \theta(1) - r(0) \sin \varphi(0) \cos \theta(0))^2 + = \\
 &\quad (r(1) \sin \theta(1) - r(0) \sin \theta(0))^2
 \end{aligned}$$

$$= \sqrt{\begin{aligned} &(r_2 \cos \varphi_2 \cos \theta_2 - r_1 \cos \varphi_1 \cos \theta_1)^2 + \\ &(r_2 \sin \varphi_2 \cos \theta_2 - r_1 \sin \varphi_1 \cos \theta_1)^2 + \\ &(r_2 \sin \theta_2 - r_1 \sin \theta_1)^2 \end{aligned}} \quad (3.23)$$

Провівши елементарні перетворення, з (3.23) отримаємо вираз

$$l_{M_1^* M_2^*} = \sqrt{r_2^2 + r_1^2 - r_2 r_1 ((\cos(\varphi_2 - \varphi_1) + 1) \cos(\theta_2 - \theta_1) + (\cos(\varphi_2 - \varphi_1) - 1) \cos(\theta_2 + \theta_1))}. \quad (3.24)$$

Далі можемо порівняти це значення з довжиною відповідної кривої $M_1^* M_2^*$, яка обчислюється за формулою (3.14). Цю формулу після врахування (3.5) можна переписати у вигляді

$$l = \int_0^1 \sqrt{(r_1 + (r_2 - r_1)t)^2 (\cos^2(\theta_1 + (\theta_2 - \theta_1)t) (\varphi_2 - \varphi_1)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2) + (r_2 - r_1)^2} dt. \quad (3.25)$$

На наступному етапі досліджень розглянемо випадок, за якого у сферичній системі координат $Or\varphi\theta$, суміщеній з системою координат $Oxyz$, маємо відрізок та відобразимо його у декартову, відклавши на її осях сферичні координати. Для цього візьмемо дві точки $M_1^*(x_1, y_1, z_1)$ та $M_2^*(x_2, y_2, z_2)$ у просторі з евклідовою метрикою $Oxyz$, який сканує лідар. Відстань між цими точками дорівнює

$$l_{Dec} = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2}. \quad (3.26)$$

Параметричне рівняння відрізка буде таким:

$$\begin{aligned} x(t) &= x_1 + (x_2 - x_1)t, \\ y(t) &= y_1 + (y_2 - y_1)t, \\ z(t) &= z_1 + (z_2 - z_1)t. \end{aligned} \quad (3.27)$$

Оскільки ми розглядаємо сферичну систему координат, то подамо координати відрізка $M_1^*M_2^*$ у ній. Для цього виконаємо перетворення з декартової системи координат $Oxyz$ у сферичну. Формули переходу від декартової системи координат $Oxyz$ до сферичної мають вигляд

$$\begin{aligned} r &= \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}, \\ \varphi &= \arccos \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}}, \\ \theta &= \arctg \frac{z}{\sqrt{x^2+y^2}}. \end{aligned} \quad (3.28)$$

Підставивши параметричне рівняння відрізка (3.27) у формули переходу (3.28), отримаємо координати кожної його точки у полярній системі координат:

$$\begin{aligned} r(t) &= \sqrt{(x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2}, \\ \varphi(t) &= \arccos \frac{x(t)}{\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}}, \\ \theta(t) &= \arctg \frac{z(t)}{\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}}. \end{aligned} \quad (3.29)$$

Якщо кожену точку цього відрізка у сферичній системі координат $Or\varphi\theta$, суміщеної з системою координат $Oxyz$, відобразити у декартовій системі координат $O_1x_1y_1z_1$, отримаємо деяку криву. Довжина отриманої кривої в цій системі координат обчислюється за формулою

$$l_{D1} = \int_0^1 \sqrt{(r'(t))^2 + (\varphi'(t))^2 + (\theta'(t))^2} dt. \quad (3.30)$$

Для визначення довжини кривої знайдемо похідні функцій (3.29):

$$\begin{aligned}
r'(t) &= \frac{1}{2\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2+(z(t))^2}}(2x(t)x'(t) + 2y(t)y'(t) + 2z(t)z'(t)) = \\
&\frac{x(t)x'(t)+y(t)y'(t)+z(t)z'(t)}{\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2+(z(t))^2}}, \\
\varphi'(t) &= -\frac{1}{\sqrt{1-\frac{(x(t))^2}{(x(t))^2+(y(t))^2}}}. \\
\frac{x'(t)\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}-x(t)\frac{1}{2\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}}(2x(t)x'(t)+2y(t)y'(t))}{(x(t))^2+(y(t))^2} &= \\
-\frac{2x'(t)((x(t))^2+(y(t))^2)-x(t)(2x(t)x'(t)+2y(t)y'(t))}{2((x(t))^2+(y(t))^2)\sqrt{(y(t))^2}} &= \\
-\frac{x'(t)((x(t))^2+(y(t))^2)-x(t)(x(t)x'(t)+y(t)y'(t))}{((x(t))^2+(y(t))^2)y(t)} &= -\frac{x'(t)y(t)-x(t)y'(t)}{((x(t))^2+(y(t))^2)}, \\
\theta'(t) &= \frac{1}{1+\frac{(z(t))^2}{(x(t))^2+(y(t))^2}}. \\
\frac{z'(t)\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}-z(t)\frac{1}{2\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}}(2x(t)x'(t)+2y(t)y'(t))}{(x(t))^2+(y(t))^2} &= \\
\frac{z'(t)((x(t))^2+(y(t))^2)-z(t)(x(t)x'(t)+y(t)y'(t))}{((x(t))^2+(y(t))^2+(z(t))^2)\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}} &= \\
\frac{z'(t)(x(t))^2+z'(t)(y(t))^2-z(t)x(t)x'(t)-z(t)y(t)y'(t)}{((x(t))^2+(y(t))^2+(z(t))^2)\sqrt{(x(t))^2+(y(t))^2}}.
\end{aligned}$$

Врахувавши, що

$$\begin{aligned}
x'(t) &= x_2 - x_1 = \Delta x, \\
y'(t) &= y_2 - y_1 = \Delta y, \\
z'(t) &= z_2 - z_1 = \Delta z,
\end{aligned} \tag{3.31}$$

отримуємо спрощений вигляд похідних функцій (3.29):

$$\begin{aligned}
r'(t) &= \frac{x(t)\Delta x + y(t)\Delta y + z(t)\Delta z}{\sqrt{(x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2}}, \\
\varphi'(t) &= -\frac{y(t)\Delta x - x(t)\Delta y}{((x(t))^2 + (y(t))^2)}, \\
\theta'(t) &= \frac{\Delta z((x(t))^2 + (y(t))^2) - z(t)(x(t)\Delta x + y(t)\Delta y)}{((x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2)\sqrt{(x(t))^2 + (y(t))^2}}.
\end{aligned} \tag{3.32}$$

Після підстановки похідних (3.32) у підкореневий вираз (3.30), він набуде вигляду:

$$\begin{aligned}
&\left(\frac{x(t)\Delta x + y(t)\Delta y + z(t)\Delta z}{\sqrt{(x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2}}\right)^2 + \left(-\frac{y(t)\Delta x - x(t)\Delta y}{((x(t))^2 + (y(t))^2)}\right)^2 + \\
&\left(\frac{\Delta z((x(t))^2 + (y(t))^2) - z(t)(x(t)\Delta x + y(t)\Delta y)}{((x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2)\sqrt{(x(t))^2 + (y(t))^2}}\right)^2 = \\
&\frac{(x(t)\Delta x + y(t)\Delta y + z(t)\Delta z)^2}{(x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2} + \frac{(y(t)\Delta x - x(t)\Delta y)^2}{((x(t))^2 + (y(t))^2)^2} + \frac{(\Delta z((x(t))^2 + (y(t))^2) - z(t)(x(t)\Delta x + y(t)\Delta y))^2}{((x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2)^2((x(t))^2 + (y(t))^2)}.
\end{aligned}$$

Тоді з урахуванням (3.30) довжину кривої, в яку відобразиться відрізок $M_1^*M_2^*$ можна обчислити за формулою:

$$\begin{aligned}
l_{D1} &= \\
&\int_0^1 \sqrt{\frac{(x(t)\Delta x + y(t)\Delta y + z(t)\Delta z)^2}{(x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2} + \frac{(y(t)\Delta x - x(t)\Delta y)^2}{((x(t))^2 + (y(t))^2)^2} + \frac{(\Delta z((x(t))^2 + (y(t))^2) - z(t)(x(t)\Delta x + y(t)\Delta y))^2}{((x(t))^2 + (y(t))^2 + (z(t))^2)^2((x(t))^2 + (y(t))^2)}} dt.
\end{aligned} \tag{3.33}$$

Оскільки формула (3.33) має громіздкий вигляд, тому її порівняння з (3.26), як це виконували для (3.4) і (3.14), не проводили.

Зобразимо для прикладу відрізок у полярній системі координат та криву, у яку він відображається після зображення сферичних координат кожної його точки у декартовій системі (рис. 3.10).

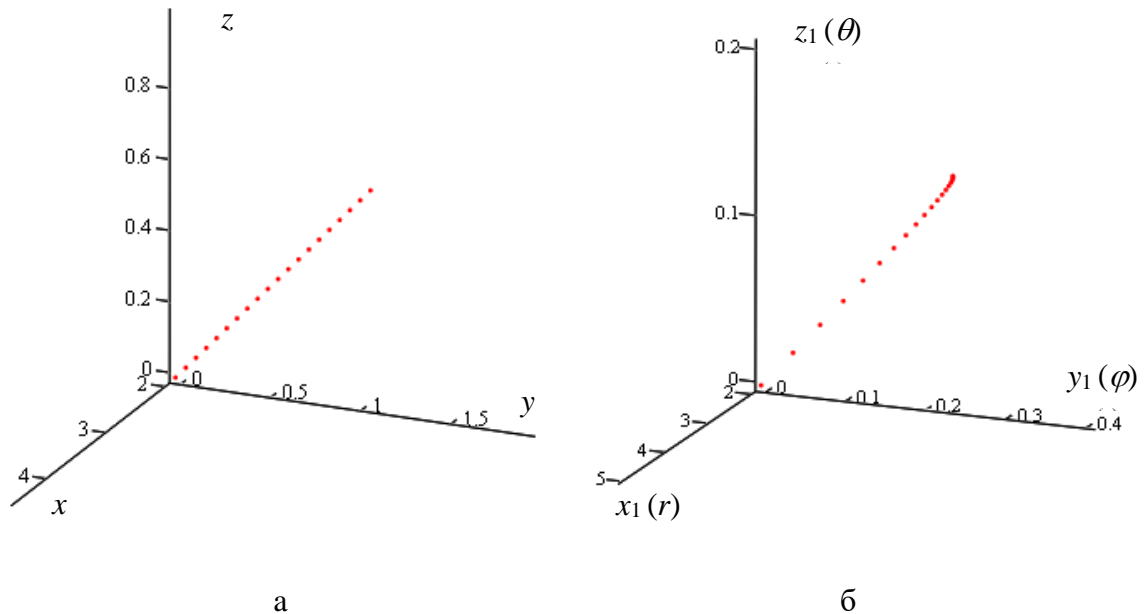


Рисунок 3.10 – Зображення відрізка у декартовій системі координат $Oxyz$, яка суміщена із сферичною $Or\varphi\theta$ (а) та кривої у декартовій системі $O_1x_1y_1z_1$ з відкладеними на її осях сферичними координатами (r, φ, θ) , у яку він відображається в результаті переходу від сферичної $Or\varphi\theta$ до декартової системи координат $O_1x_1y_1z_1$

Джерело: сформовано програмою

Отже, аналіз зображень, що продукує лідар, у вигляді набору точок у тривимірній системі координат, які задано в сферичній системі координат, доцільно в окремих випадках проводити, відклавши сферичні координати на осях декартової системи координат і далі використовуючи відповідні методи. Це еквівалентно використанню неевклідової метрики у просторі, в якому відбувається сканування, за якою відстань між точками вимірюється по кривій, у яку переходить відрізок між відповідними точками, координати якої визначені у полярній системі координат і відкладені на осях декартової.

3.4. Висновки до Розділу 3

1. Запропонований апаратно-програмний метод покращення якості зображення з лідара та відображення об'єктів або фрагментів, розмір яких менший за відстань між двома послідовними пікселями на відповідній відстані від лідара, полягає у повороті пристрою на кути, сумарна величина яких дорівнює куту між двома послідовними променями у напрямку обертання, скануванні простору в проміжних областях, а також у виконанні програмної генерації зображень з вищою роздільною здатністю у напрямку обертання лідара.

2. Аналіз масивів точок, сформованих лідаром у сферичній системі координат, у випадку незначного перепаду відстаней до лідара від віддалених від нього об'єктів доцільно проводити у декартовій системі координат, на осях якої відкладені сферичні координати, що є еквівалентним застосуванню неевклідової метрики у просторі, який сканується лідаром.

РОЗДІЛ 4

АНАЛІЗ, ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ ПРОСТОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ, СФОРМОВАНИХ ЛІДАРОМ, ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПРЕДМЕТІВ У ЗАДИМЛЕНОМУ ПРОСТОРІ

Після формування лідаром набору просторових точок виникає потреба провести аналіз зображення, підвищити його якість та знизити зашумленість, а також ідентифікувати предмети, наявні на зображенні. Ці завдання вирішуються застосуванням математичних методів та інформаційних технологій для їх реалізації.

Найпоширенішими методами обробки, аналізу та покращення зображень є методи усунення шумів та методи кластеризації. Їх застосуванню до даних, сформованих лідаром, присвячено частину цього розділу.

Схема розроблених методів зображена на рис. 4.1.

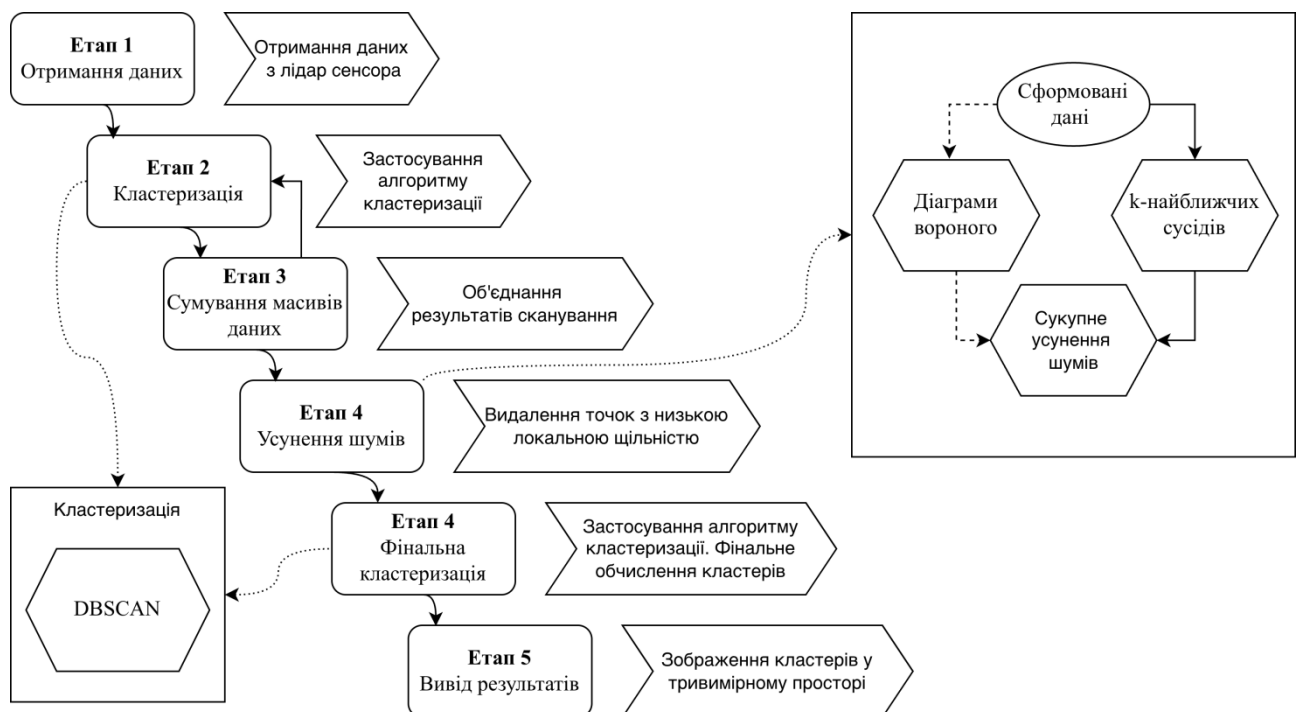


Рисунок 4.1 – Схема розроблених методів обробки, аналізу та покращення зображень, сформованих лідаром у задимленому середовищі

Джерело: сформовано автором

Практичну реалізацію методів здійснено в розроблених алгоритмах і програмах мовою Python. Виконання таких програм з вхідними даними, отриманими з лідара дає можливість провести групування, видалення непотрібних точок і створити 3D зображення для візуалізації результатів роботи методів.

4.1. Покращення зображення з лідара у задимленому середовищі

Для аналізу впливу задимлення на якість зображення, сформованого лідаром у задимленому просторі, проведено дослідження у експериментальному тунелі циліндричної форми.

Внутрішній об'єм тунелю наповнювали димом з використанням пристрою генерації диму. Для оцінювання ефективності методів використовували мішень, яку мав виявити і відобразити лідар.

Мішень складалася з двох деталей у формі прямокутної трапеції, розміщених таким чином, що перпендикулярні до основ бічні сторони були поруч. Для порівняння аналогічні експерименти проведені за практично однакових умов, але без диму. Інформація щодо умов експериментального дослідження наведена в табл. 4.1.

Таблиця 4.1

Умови проведення експериментального дослідження роботи лідара Intel RealSense LiDAR camera L515 у задимленому та незадимленому середовищі

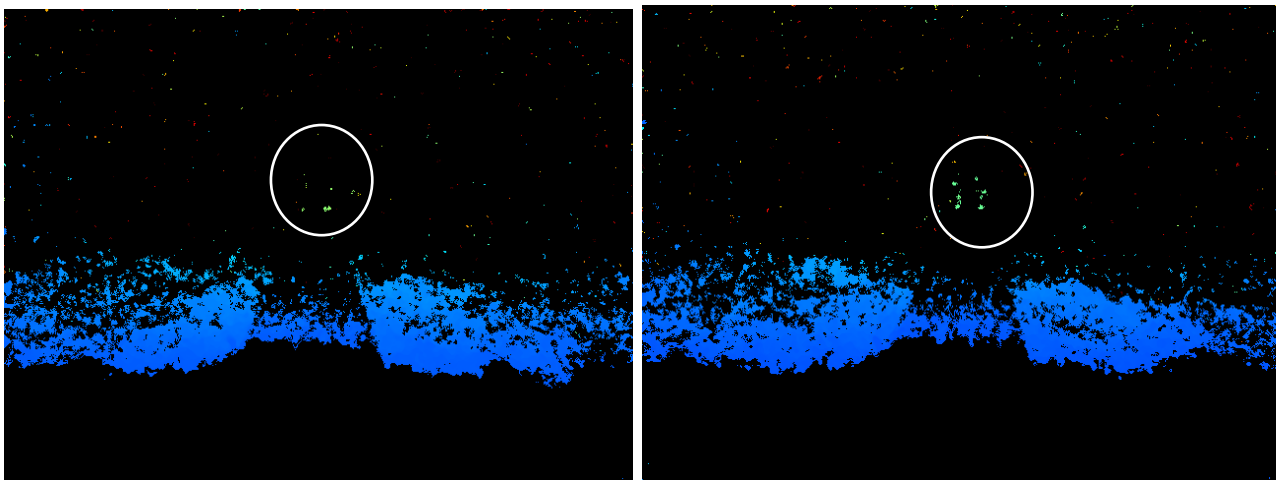
№ дослідю	Відстань від лідара до мішені, м	Відстань між частинами мішені, м	Висота мішені, м	Ширина частин мішені вгорі і внизу, м	Задимленість середовища
1	$2,000 \pm 0,001$	$0,06 \pm 0,001$	$0,2 \pm 0,001$	$0,05 \pm 0,001$ $0,075 \pm 0,001$	так
2	$2,102 \pm 0,001$	$0,06 \pm 0,001$	$0,2 \pm 0,001$	$0,05 \pm 0,001$ $0,075 \pm 0,001$	ні

Кожен кадр у форматі *.csv заданий у вигляді таблиці розміром 640×480. Значеннями цієї таблиці є виміряні лідаром відстані до об'єктів простору в полі його огляду. За результатами конвертування отримали функцію відстані від лідара до об'єктів у просторі

$$l = l(x, y, i, j), \quad (4.1)$$

де (x, y) – координати точки, x - по горизонталі, y – по вертикалі, i – номер кадру, j – номер досліду. Окрім вимірювання відстані лідар проводив знімання в інфрачервоному режимі, а кадри інфрачервоного зображення аналогічно виділялися. Інфрачервоний режим не дав можливості виявити зображення мішені.

Візуальний аналіз відеозображень, переглянутих у Intel RealSense Viewer v. 2.56.2, виявив, що у задимленому середовищі мішень відображається набагато гірше, ніж у незадимленому (рис. 4.1).



а

б

Рисунок 4.1 – Необроблені кадри зображень, отримані з лідара, у форматі *.png в задимленому (а) та незадимленому (б) середовищі, мішень видно як групу точок зеленого кольору виділена колом

Джерело: сформовано програмою

Зауважимо, що окремі пікселі при зміні кадрів з'являлися та зникали. Загалом на кожному окремо вибраному кадрі мішень чітко не проглядалася. Також спостерігався значний «шум» на об'єктах, розташованих ближче.

Побудувавши за даними файлів *.csv 3D зображення (рис. 4.2), проведемо їх попередній візуальний аналіз. Як видно з рис. 4.2, у задимленому просторі зашумлення є більшим, ніж у незадимленому, а мішень менш помітна, оскільки вона відображається меншою кількістю точок. Також меншою кількістю точок зображені елементи простору, розташовані поблизу камери. Причиною цього, як і гіршого відображення мішені, є дисперсія лазерного променя лідара від часток диму у задимленні просторі. Зауважимо, що на рис. 4.2 зображення простору подано у декартовій системі координат і не враховує кут огляду лідара.

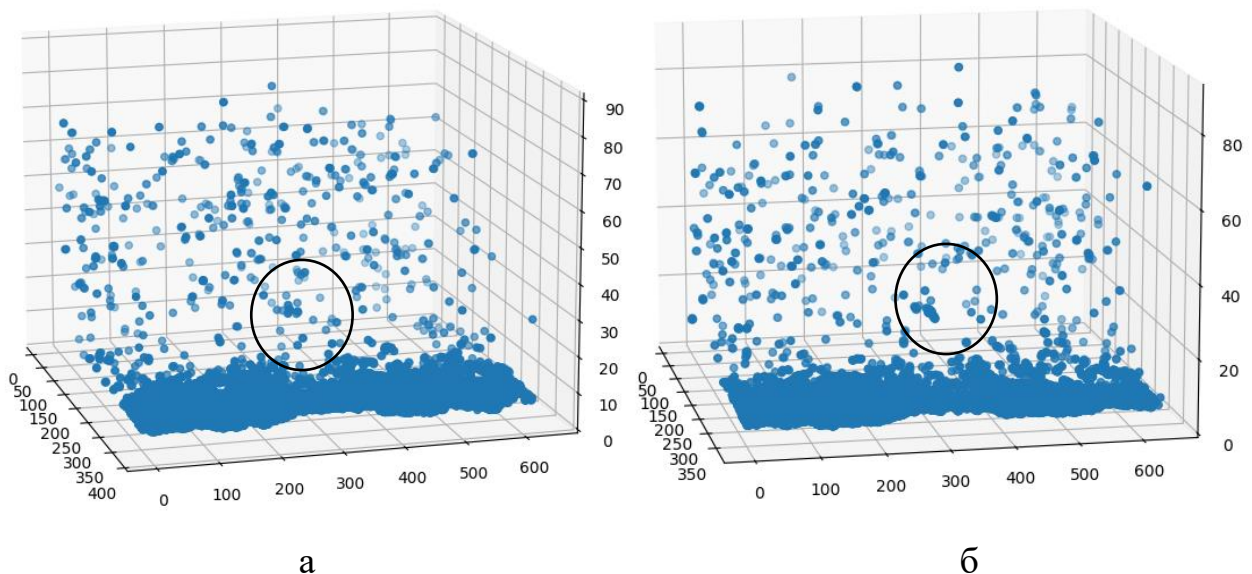


Рисунок 4.2 – 3D зображення масиву точок, побудованих лідаром у задимленому (а) та незадимленому (б) середовищі, мішень як група пікселів виділена колом

Джерело: сформовано програмою

Для отримання зображення мішені потрібно видалити шум і залишити згруповані у кластери групи точок. До методів кластеризації з одночасним

прибиранням шуму належать DBSCAN, OPTICS та DENCLUE, причому DBSCAN має найменший рівень складності $O(n \lg n)$ [97]. Реалізований мовою Python метод DBSCAN дає можливість виокремити групи точок, а також видалити шуми. Параметрами методу є максимальна відстань до сусідньої точки, яку приєднують до кластера, і мінімальна кількість точок для об'єднання в один кластер. Вказані параметри підбирають експериментально відповідно до очікуваного результату.

Як у випадку задимлення, так і за його відсутності, кластер, що відображає мішень, має пропущені точки. Тому за наявності одного кадру інформації про об'єкт, який сканується лідаром, може бути недостатньо. Але якщо ми маємо відеозображення (декілька послідовних кадрів), то різні кадри через випадковий характер розсіювання можуть також містити недостатньо точок для зображення об'єкта. При цьому можуть відображатися інші точки цього об'єкта (рис. 4.3).

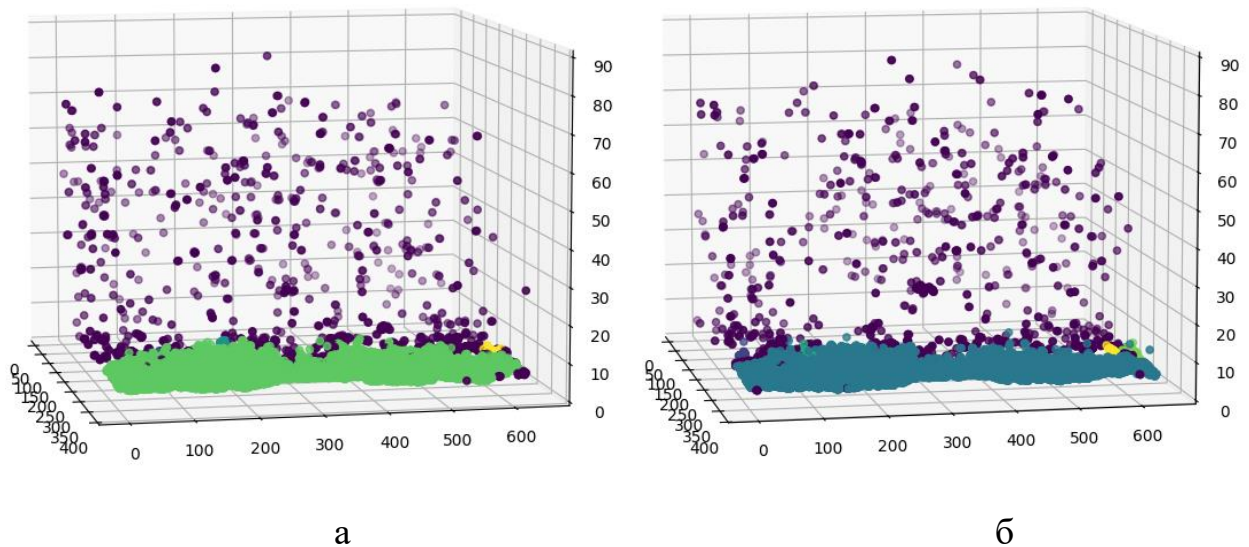


Рисунок 4.3 – Реалізація методу DBSCAN для задимленого (а) і незадимленого (б) середовищ на основі одного кадру

Джерело: сформовано програмою

З урахуванням цього для покращення якості зображення об'єктів сканування лідаром як в задимленому так і незадимленому середовищі та їх

ідентифікації пропонуємо метод, який полягає у сумуванні інформації з послідовних кадрів зображення, оброблених методом DBSCAN,

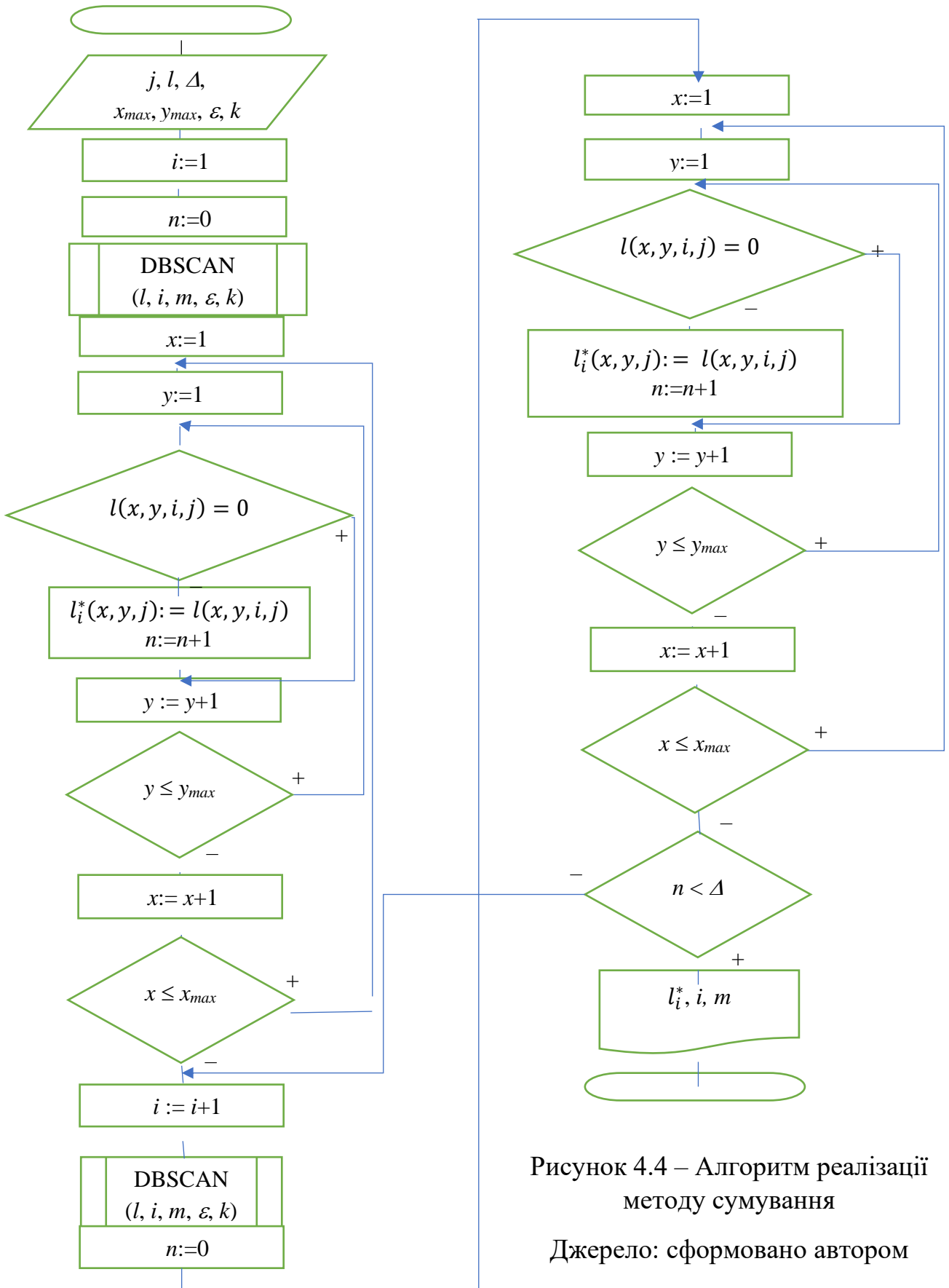


Рисунок 4.4 – Алгоритм реалізації методу сумування

Джерело: сформовано автором

під час якого точки зображення об'єкта будуть накопичуватися і в результаті цього зображення буде суцільним і формуватиметься з більшої кількості точок і меншої кількості прогалів.

Сумування з накопиченням здійснюють поточною з перебігом координатами (x, y) , додаючи з наступного кадру точки за умови, що на попередньому кадрі (декількох кадрах) така точка була відсутня (відстань дорівнює 0). Позначимо $l_i^*(x, y, j)$ функцію відстаней, яка утворена внаслідок додавання i кадрів.

Реалізація пропонованого методу здійснюється алгоритмом, який для результатів кожного з дослідів j наведено на рис. 4.4.

Вхідними даними є функція відстані l (див (4.1)), x_{max} , y_{max} – розмірність масиву точок, Δ – мінімальна кількість точок, що додаються до кадру на відповідному кроці ітерації i , за якої сумування припиняється, ε – максимальна відстань, за якої дві точки об'єднуються в один кластер, k – мінімальна кількість точок, які може містити кластер. Результатом роботи алгоритму є функція l_i^* , кількість кадрів i , за якої досягнуто результат, та масив кількостей точок у кожному кластері m . У алгоритму використовується процедура DBSCAN, вхідними параметрами якої є величини l , i , ε , k , а на виході буде модифікований масив l та масив кількостей точок у кожному кластері. Після завершення алгоритму отримуємо функція l_i^* , яка містить прокластеризоване та покращене зображення.

Реалізували відповідний алгоритм у середовищі Python. Програмний код наведено у додатку Г. Результат роботи алгоритму зображено на рис. 4.5, на якому виділена в окремий кластер набагато мішень краще відображається як у задимленому, так і в незадимленому середовищі.

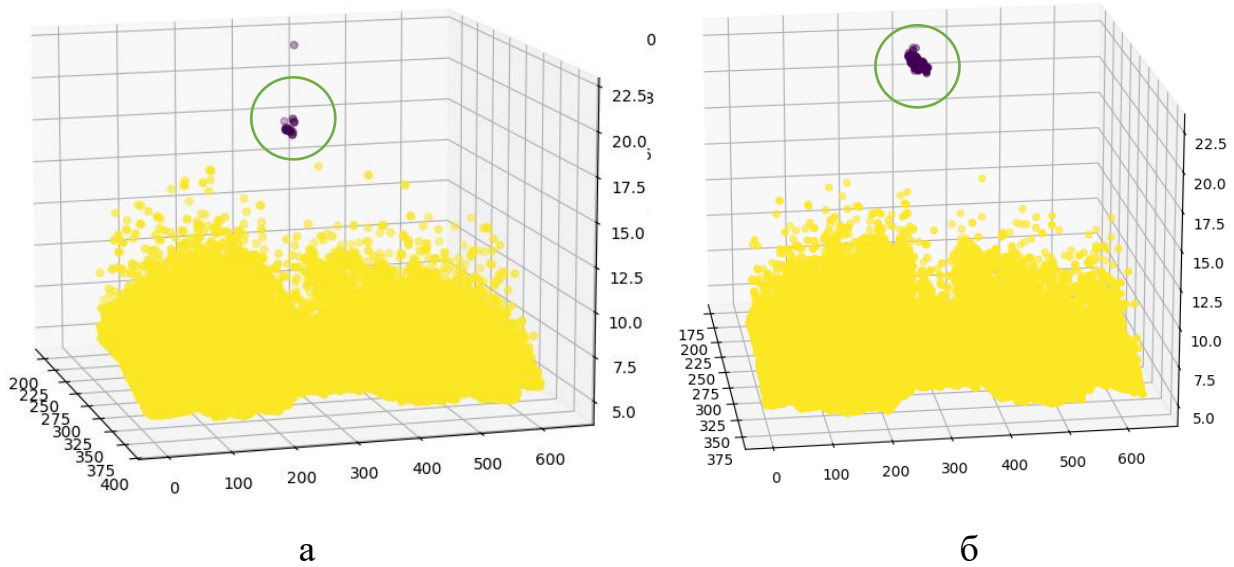


Рисунок 4.5 – Результати покращення зображення методом сумування у задимленому (а) та незадимленому (б) середовищі

Джерело: сформовано програмою

Числові характеристики, отримані за результатами реалізації запропонованого методу, наведені в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2

Числові характеристики результатів роботи методу

№ дослідів, j	Задимленість середовища	Кількість кадрів, за яких досягнуто результат, i	Кількість точок у кластері (мішень), $m(0)$	Кількість точок в іншому кластері, $m(1)$
1	так	33	43	61415
2	ні	37	281	57988

Порівнюючи зображення у задимленому та незадимленому середовищі, отримане внаслідок реалізації методу сумування (рис. 4.5), з вихідним (рис. 4.3), прокластеризованим методом DBSCAN одним кадром, можна зробити

висновок, що метод DBSCAN дає можливість виокремити шуми та виділити окремі кластери, навіть на основі одного кадру. Проте зображення об'єкта (мішені), особливо у випадку задимлення, містить пропущені точки, що не дає можливість сформувати повну картину про цей об'єкт. Запропонований метод сумування дає значно чіткіше зображення об'єкта, оскільки містить більшу кількість точок (табл. 4.2). Для задимленого середовища результат покращення зображення досягнутий за дещо меншу кількість ітерацій (доки додана кількість точок не стане меншою за $\Delta = 100$), а кількість точок, які відображають мішень, майже в 7 разів менша у порівнянні з незадимленим середовищем.

Проблемами під час реалізації запропонованого методу є встановлення мінімальної кількості точок у кластері та максимальної відстані між точками, які зараховують до одного кластера. Ці параметри встановлюють експериментальним методом або із застосуванням машинного навчання, якщо інформація про форму та розміри об'єкта наперед відома. Іншою проблемою є оптимізація методу, що дозволить зменшити кількість кадрів для покращення зображень, що важливо для систем відображення інформації в реальному часі. Оскільки запропонований метод придатний для обробки відеозображень статичних об'єктів, також доцільним є його модернізація з урахуванням взаємних переміщень лідача і об'єкта.

Отже, зображення, отримане з лідача у задимленому середовищі, має гіршу якість та потребує покращення. Кращу якість, проте також з відсутніми окремими точками, має зображення у незадимленому середовищі.

Для нерухомих лідача та об'єкта спостережень запропоновано метод і його реалізацію в алгоритмі покращення зображення шляхом сумування послідовних кадрів відеозображень, який дає можливість збільшити якість за рахунок додавання відсутніх точок, що зображають об'єкт. В результаті реалізації методу у задимленому середовищі отримано зображення об'єкта спостереження у вигляді окремого кластера з 43 точок внаслідок обробки 33 кадрів. У незадимленому середовищі до складу відповідного кластера увійшла

281 точка в результаті обробки 37 кадрів, що майже в 7 разів більше, ніж для задимленого середовища.

Таким чином, результати аналізу зображень у задимленому та незадимленому середовищах та проведені кластеризації за допомогою методу DBSCAN свідчать про часткову втрату якості та необхідність подальшого пошуку методів удосконалення якості зображення з лідара.

4.2. Аналіз зображень, отриманих лазерним скануванням простору в умовах недостатньої видимості, з використанням діаграм Вороного

Для аналізу масивів точок та обробки просторових зображень, сформованих лідаром, застосуємо метод діаграм Вороного.

Діаграми Вороного широко застосовують у різних галузях для вирішення завдань поділу двовимірного та тривимірного просторів, у яких задано набори точок, на зони близькості. Відстань між кожною точкою комірки Вороного та відповідною точкою всередині, що належить до заданої множини точок є меншою, ніж до такої ж точки іншої комірки.

Будують діаграми Вороного на основі триангуляції Делоне. На площині комірки мають вигляд багатокутників, всередині яких містяться відповідні точки заданого набору. Діаграми Вороного можна використати для визначення локальної щільності точок, застосувавши формулу

$$\rho = \frac{1}{S}, \quad (4.2)$$

де S - площа комірки Вороного. Ця величина буде локальною щільністю в комірці на площині.

Діаграми Вороного використовують не лише на площині, але й у просторі. Тоді комірки будуть мати вигляд многогранників, з відповідними точками всередині. У цьому випадку локальна щільність буде визначатися формулою

$$\rho = \frac{1}{V}, \quad (4.3)$$

де V - об'єм комірки Вороного.

Для реалізації методу потрібно за даним набором точок, які виявив лідар, здійснити побудову триангуляції Делоне у просторі та провести розбиття на комірки Вороного. Далі потрібно обчислити об'єм кожної з комірок і за формулою (4.3) знайти локальну щільність.

Використання діаграм Вороного дає можливість за набором точок, отриманим в результаті сканування лідаром, оцінити зони їх скупчення, які ймовірно будуть відповідати реальним об'єктам, та зони розрідження, які відповідатимуть середовищу з недостатньою видимістю. У цьому випадку точки в комірках з низькою локальною щільністю можна відкинути, що буде аналогом застосування фільтрації зображення згаданими раніше методами кластерного аналізу. Точки, в комірках яких висока локальна щільність, є точками скупчення. Утворені ними групи можна наступним етапом аналізувати на присутність об'єктів, які виявив лідар.

Застосування діаграм Вороного для аналізу зображень лідара має певні особливості, які слід враховувати. Інформація, яка виводиться з лідара, має вигляд матриці, у яку записані відстані, визначені лідаром до об'єктів зони сканування

$$M = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & z_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & z_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & z_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ z_{m1} & z_{m2} & z_{m3} & \cdot & \cdot & \cdot & z_{mn} \end{bmatrix}, \quad (4.4)$$

де m та n - кількості точок, які сканує лідар по вертикалі та горизонталі. Якщо їх розглядати у тривимірному просторі безпосередньо, тоді відстані між проекціями сусідніх точок по горизонталі (вісь Ox) та вертикалі (вісь Oy)

дорівнюють 1 (у вузлах сітки з розміром комірок 1×1), а по осі Oz буде відкладено відстані від лідара до виявлених точок. Якщо якоїсь точки не виявлено у діапазоні сканування, тоді відповідне значення z_{ij} у матриці буде невизначеним. Якщо ж лідар виявив точку та виміряв відстань до неї, тоді у матриці на перетині відповідних рядка і стовпчика буде наведено це значення.

Для аналізу методом діаграм Вороного за матрицею M побудуємо набір точок у просторі $Oxyz$ таким чином, що кожна виявлена лідаром точка має координати (i, j, z_{ij}) , де $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq n$, $z_{\min} \leq z_{ij} \leq z_{\max}$, а z_{\min} і z_{\max} - мінімальна та максимальна відстань сканування. Їх кількість p буде дорівнювати кількості точок, виявлених лідаром, $p \leq n \cdot m$. За отриманим набором точок здійснимо розбиття простору на комірки – опуклі многогранники. Обчислимо об'єми отриманих комірок, перенумерувавши їх: V_s , $1 \leq s \leq p$, та визначимо локальну щільність у кожній з них за формулою (4.3). Результати подамо у вигляді матриці

$$V = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & V_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & V_{1n} \\ V_{21} & V_{22} & V_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & V_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ V_{m1} & V_{m2} & V_{m3} & \cdot & \cdot & \cdot & V_{mn} \end{bmatrix}, \quad (4.5)$$

елементами якої є $V_{ij} = V_s$ для виявлених лідаром точок і V_{ij} не визначені для відсутніх в області сканування точок з абсцисою i та ординатою j . Для більш точного аналізу відкинемо також точки, які є поруч з межею області та для яких неможливо побудувати повноцінні комірки Вороного, а тому об'єми відповідних многогранників можуть бути дуже великими та не будуть відповідати реальній локальній щільності.

Для побудови діаграм Вороного, визначення локальної щільності в околах точок простору та подальшого аналізу зображень розроблено відповідний алгоритм та його реалізацію в Python (Додаток Д). З метою уникнення захаращення діаграми Вороного не відображатимемо, а зобразимо

тільки точки у просторі та їх локальні щільності.

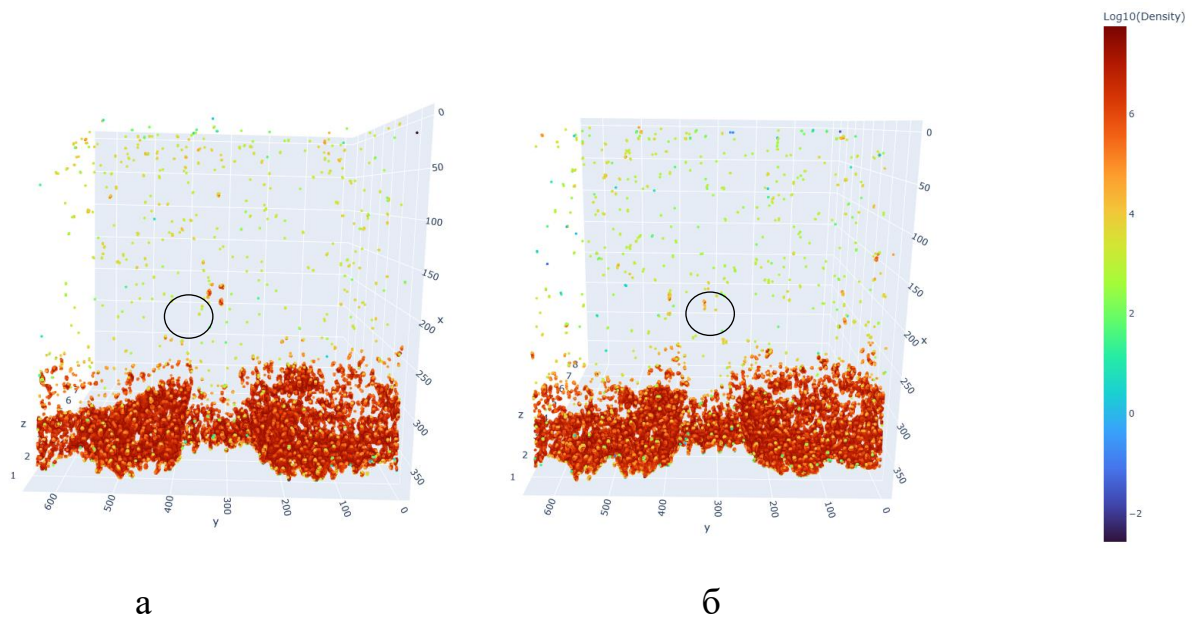


Рисунок 4.6 – Локальні щільності точок, відображені кольором у логарифмічній шкалі, отримані методом діаграм Вороного за даними з лідара Intel RealSense

L515 (виділено тестовий об'єкт на відстані 2,1-2,2 м):

а – у звичайних умовах; б – у задимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою

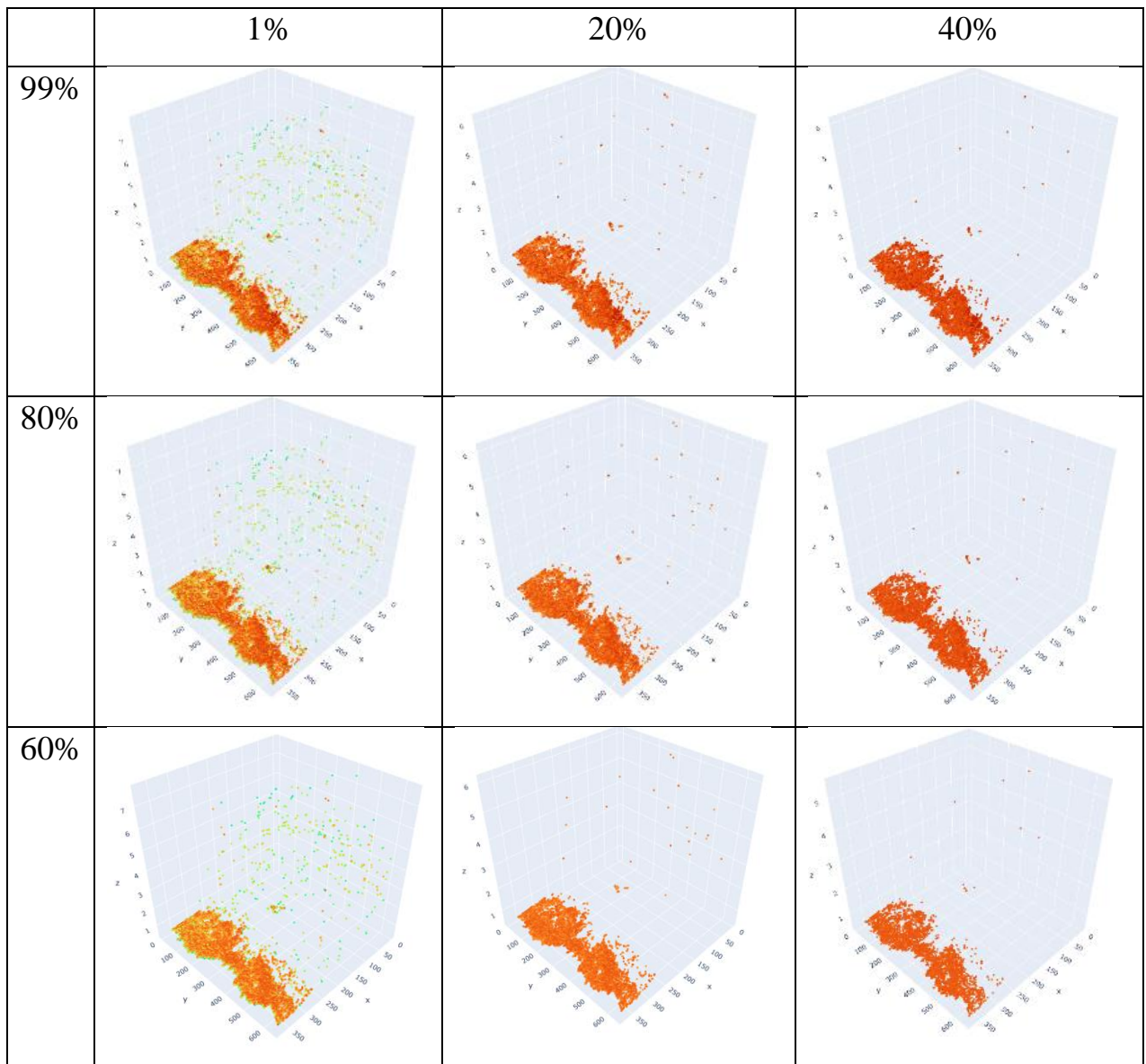
За результатами роботи алгоритму для подальшого аналізу отримано 3D зображення результатів роботи лідара у звичайних умовах за відсутності оптичних перешкод та у задимленому середовищі (рис. 4.6).

Для відображення локальної щільності на рисунках обчислено логарифми локальних щільностей точок (i, j, z_{ij}) , які були виявлені лідаром, а саме $\lg V_{ij} = \lg V_s$ та використано кольорову шкалу на тривимірному графіку для забарвлення точок з відповідними щільностями.

Зображення у звичайних умовах налічує 32117 точок, а у задимленому середовищі – 37133 точки, що зумовлено наявністю перешкод у вигляді часток диму, до яких виміряно відстані, які відкладені на осі Oz (на рис 4.6 ця вісь зображена у горизонтальній площині).

З метою аналізу та покращення зображення видалимо точки з найбільшими і найменшими щільностями. Для цього впорядкуємо точки за

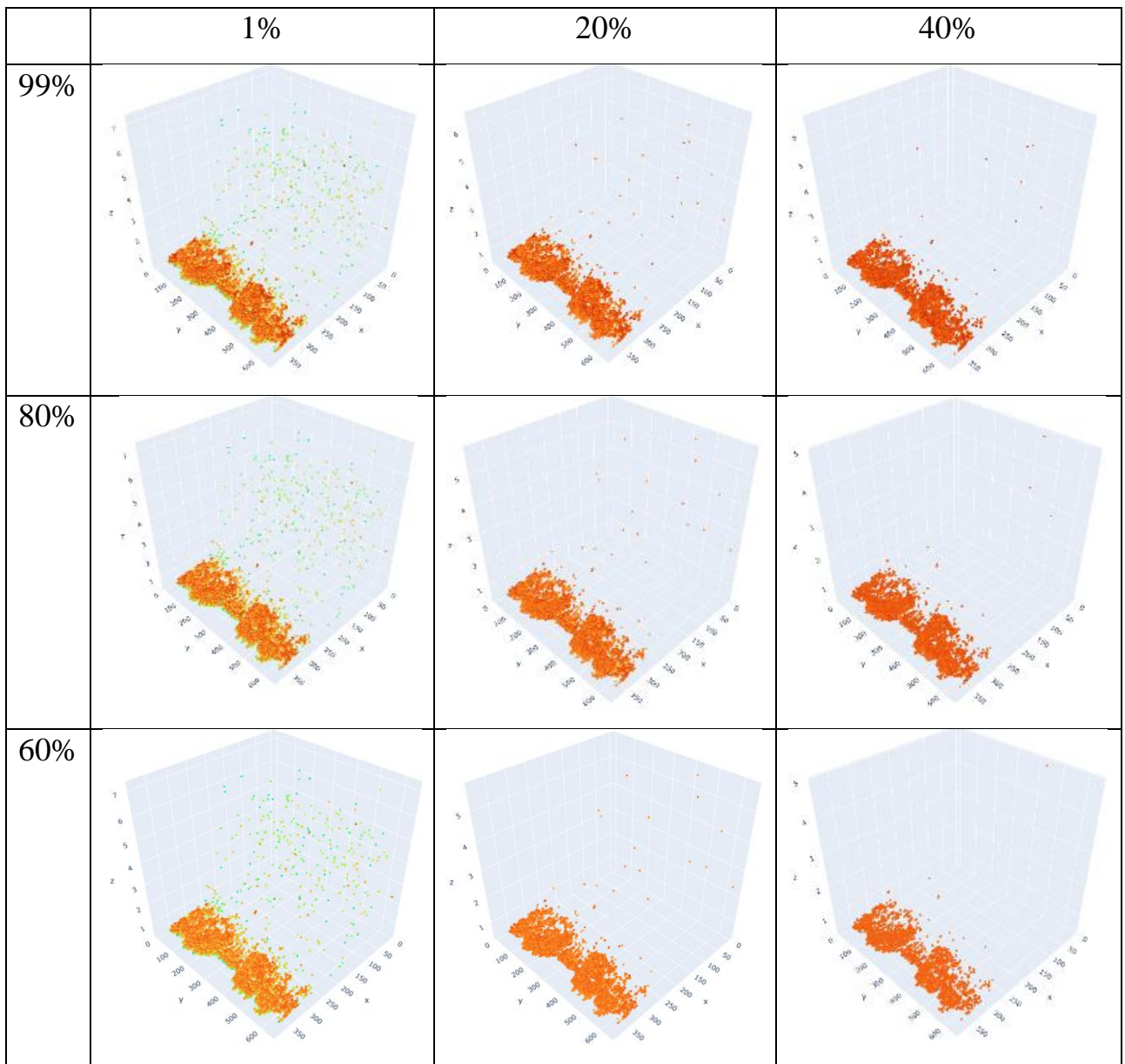
зростанням щільності та послідовно відкидатимемо точки з щільністю меншою за 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 та 40 % і вищою за 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90 та 99 % (Додаток Е). Як приклад, відобразимо точки, які залишилися після відкидання точок із щільностями, меншими за 1, 20% і 30 %, і вищими за 60, 80 і 99 %, а локальну щільність відобразимо кольором у логарифмічній шкалі, вісь Oz – вертикальна (рис. 4.7).



а

Рисунок 4.7 – Локальні щільності за діаграмами Вороного після відкидання впорядкованих за локальною щільністю 1, 20, 40% найрідших та 60, 80, 99% найгустіших точок: а – у звичайних умовах; б – у задимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою



б

Продовження рис. 4.7

У кожному з випадків на рис. 4.7 зображення утворює відповідний набір точок, які залишились після відкидання.

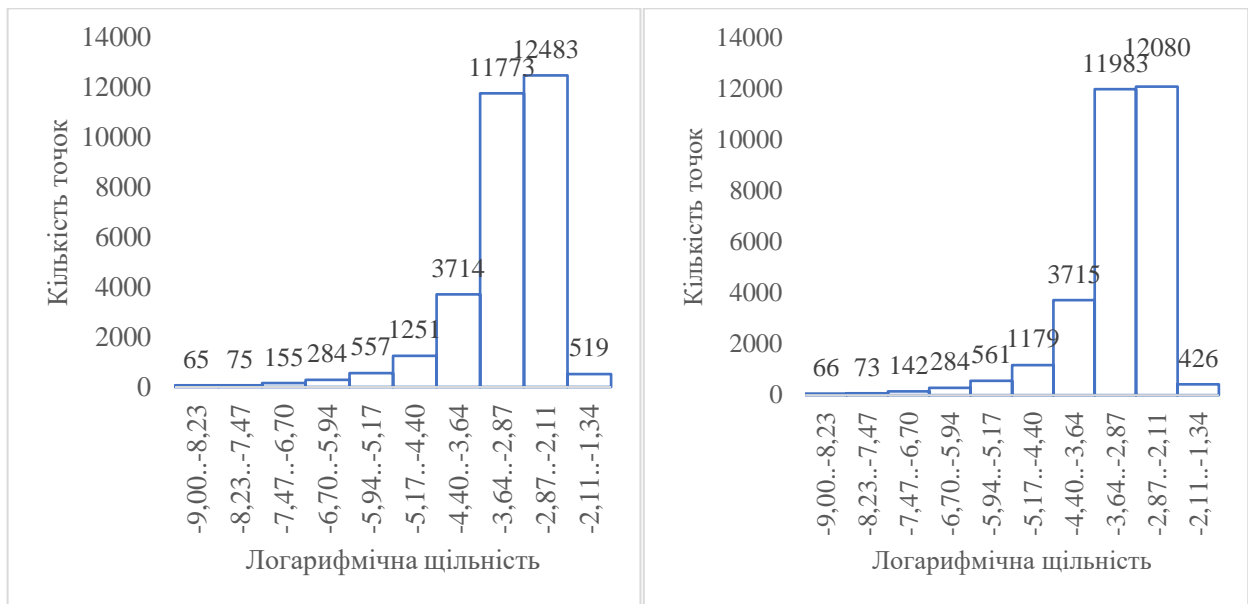
Кількості точок, які залишились після відкидання точок з найменшими локальними щільностями (меншими за 1, 10, 20, 30 та 40 %) і точок з найбільшими локальними щільностями (більшими за 60, 70, 80, 90 та 99 %), наведені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3

Кількість точок, які залишилися на 3D зображенні після відкидання точок з найбільшими і найменшими локальними щільностями

		Відсоток відкинутих точок з найменшими локальними щільностями				
		1%	10%	20%	30%	40%
Відсоток відкинутих точок з найбільшими локальними щільностями		У звичайних умовах				
	99%	30258	27479	24392	21304	18217
	90%	27479	24700	21613	18525	15438
	80%	24392	21613	18526	15438	12351
	70%	21304	18525	15438	12350	9263
	60%	18217	15438	12351	9263	6176
		У задимленому середовищі				
	99%	29898	27153	24102	21051	18000
	90%	27153	24408	21357	18306	15255
	80%	24102	21357	18306	15255	12204
	70%	21051	18306	15255	12204	9153
	60%	18000	15255	12204	9153	6102

Для пошуку відмінностей у наборах даних за щільностями у звичайних умовах та за недостатньої видимості побудуємо інтервальні розподіли значень цієї величини (рис. 4.8).



а

б

Рисунок 4.8 – Інтервальний розподіл локальної щільності точок: а – у звичайних умовах; б – у задимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою

Для аналізу розглянемо розподіл різниць цих значень (рис. 4.9).

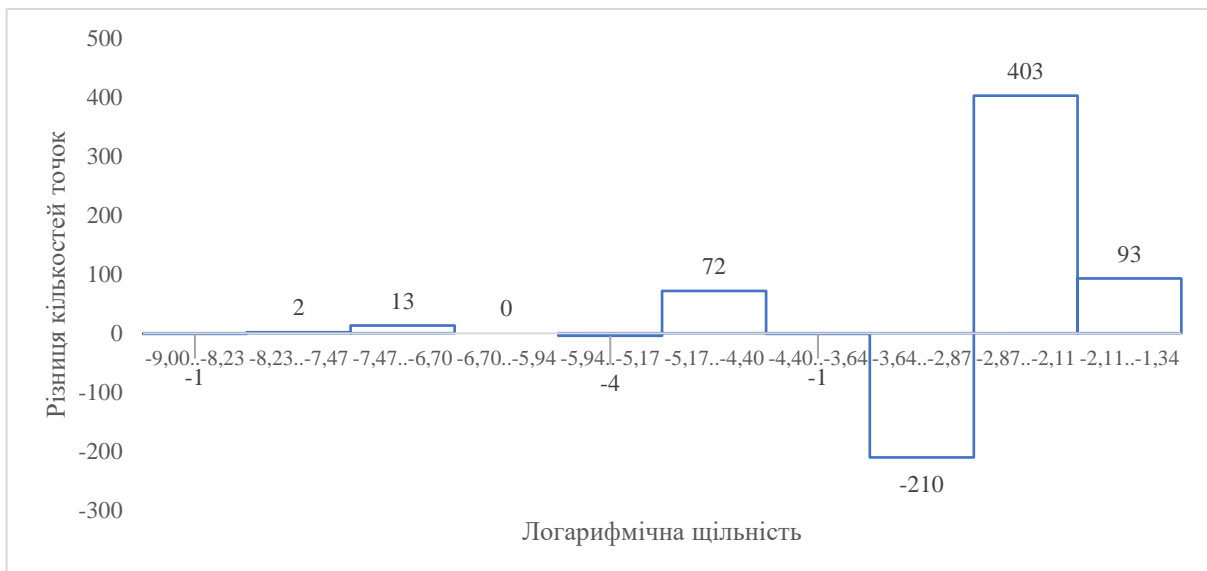


Рисунок 4.9 – Інтервальний розподіл різниць кількостей точок у звичайних умовах та в задимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою

Діаграми Вороного дають змогу виокремити об'єкти з різною локальною щільністю, що може бути альтернативою кластеризації традиційними методами. Як видно з рис. 4.6, об'єкти на передньому плані внизу зображено майже суцільною сукупністю точок, тому локальні щільності в комірках, що відповідають цим точкам, є високими. На інших частинах простору локальні щільності є значно меншими, окрім тестового об'єкта, розташованого на відстані 2,1-2,2 м від лідара. Це дає змогу його ідентифікувати. Дещо більшими є локальні щільності у задимленому середовищі (рис. 4.6 б). У деяких частинах простору, заповненого димом, ці показники можуть перевищувати щільності в околах точок тестового об'єкта, що погіршує його ідентифікацію.

Як у звичайних умовах, так і в задимленому середовищі кількість точок, які є результатами відображення поза реальними об'єктами, зменшується одночасно з відкиданням точок з найменшими локальними щільностями (рис. 4.7). Відкидання точок з найбільшими локальними щільностями призводить до покращення чіткості зображення великих реальних об'єктів, зокрема їх поверхні. Після відкидання найгустіших і найрідших точок виявлено, що у незадимленому середовищі тестовий об'єкт спостерігається за всіх розглянутих комбінацій відсотків найгустіших та найрідших точок. А у середовищі з димом після відкидання 40% найгустіших точок відповідно до ранжування за цим показником, були відкинуті ті, що відповідають тестовому об'єкту та він перестав відображатися. Відкидання меншого відсотка найрідших точок залишає тестовий об'єкт, проте він представлений у вигляді однієї точки. Для випадків відкидання 10% найрідших точок тестовий об'єкт представлений двома точками. Для випадків, коли відкинуто 20 та 30% найрідших точок, об'єкт відображається лише однією точкою.

Відкидання найрідших точок зображення після його обробки за допомогою діаграм Вороного дає змогу виявити реальні об'єкти та відфільтрувати зайві точки, зумовлені задимленістю або наявністю інших перешкод, проте до певної межі. При цьому відкидання навіть 1 % точок з найменшою та 1% з найбільшими щільностями (табл. 4.3) у випадку

задимленості значно зменшує кількість точок у порівнянні з початковим набором, а саме від 37133 до 29898. У випадку звичайних умов видимості початковий набір містить 32117 точок, а після відкидання 1 % з найменшими щільностями – 30258.

Інтервальні розподіли локальних щільностей для звичайних умов та за недостатньої видимості (рис. 4.8) загалом є схожими та корелюються між собою з високим коефіцієнтом кореляції 0,9995 для проаналізованих наборів точок. Найбільше точок в обох випадках належить інтервалам з логарифмічною локальною щільністю $-2,87..-2,11$. Дещо меншими, проте високими є кількості точок на інтервалах $-3,64..-2,87$. Точки з високою локальною щільністю, як уже зазначалося, відповідають реальним об'єктам. Найменші кількості точок відповідають інтервалам найменшої щільності $-9,00..-8,23$, а далі зростають до передостанніх інтервалів. На останньому інтервалі $-2,11..-1,34$ кількості точок знову значно зменшуються.

Для пошуку різниць між випадками звичайних умов та недостатньої видимості побудуємо інтервальний розподіл різниць кількостей точок (рис. 4.9). Найбільшими додатними різницями кількостей точок є значення 403, яке відповідає інтервалу з досить високою локальною щільністю у логарифмічній шкалі $-2,87..-2,11$. Дещо меншими, проте істотними є додатні різниці кількостей на інтервалах $-2,11..-1,34$ (93 точки) та $-5,17..-4,40$ (72 точки). Найбільші від'ємні різниці є на інтервалах $-3,64..-2,87$ (210 точок). Більші кількості точок із логарифмічною щільністю $-2,87..-2,11$ у реальних умовах в порівнянні з задимленим середовищем свідчать те, що вони переважно відображають реальні об'єкти, із зображень яких у разі задимлення можуть деякі точки не відобразитися, а замість них за відповідним напрямком реєструватися точки диму. А збільшення кількостей точок у задимленому середовищі на інтервалах з дещо меншою щільністю $-3,64..-2,87$ можна пояснити тим, що вони відображають частки диму.

Як уже зазначалося, безпосередню побудову діаграм Вороного здійснювати недоцільно, оскільки по осі Oz координати точок значно різняться

між собою та між розміром комірок сітки на площині Oxy . Це спричинить видовженість комірок Вороного вздовж осі Oz . Усунути цю проблему можна здійснивши нормування відстаней на цій осі введенням деякого коефіцієнта, який зменшить різницю між відстанями по осях Ox , Oy та Oz . Іншою відомою проблемою методу діаграм Вороного як на площині, так і у просторі є відсутність можливості побудувати повноцінні комірки Вороного, розташовані поблизу межі. Це пов'язане з відсутністю точок поза областю побудови. Вирішити цю проблему можна, отримавши додаткові точки за межами області, що розглядається, або зменшенням з усіх сторін цієї області, щоб у ній залишилися точки з повноцінними комірками Вороного, а відповідні фрагменти комірок лежали як в області, так і поза нею.

Отже, метод діаграм Вороного дає можливість за локальною щільністю виявити точки скупчення, що відповідають реальним об'єктам, та провести аналіз зображення, отриманого після сканування лідаром простору. У тривимірному просторі недоцільно безпосередньо відображати діаграми Вороного через захащення зображення та їх можливу видовженість у разі значного розкиду відстаней, а замість них кольорами точок відображати локальні щільності. У задимленому середовищі та інших подібних випадках для покращення розрізнення за цим показником доцільно використати логарифмічну шкалу щільностей.

Під час сканування лідаром невеликих за розмірами об'єктів у задимленому середовищі їх виявити складніше з причин відображення меншою кількістю точок з меншими локальними щільностями, оскільки замість окремих точок виявляються частки диму, розташовані на шляху лазерного променя.

Інтервальний розподіл дає змогу виявити зменшення чи збільшення кількостей точок у задимленому середовищі у порівнянні із звичайними умовами та може свідчити про покращення виявлення реальних об'єктів та фільтрацію зображень від диму.

Під час сканування простору лідаром та використання для обробки інформації методу діаграм Вороного доцільно дещо зменшувати область для

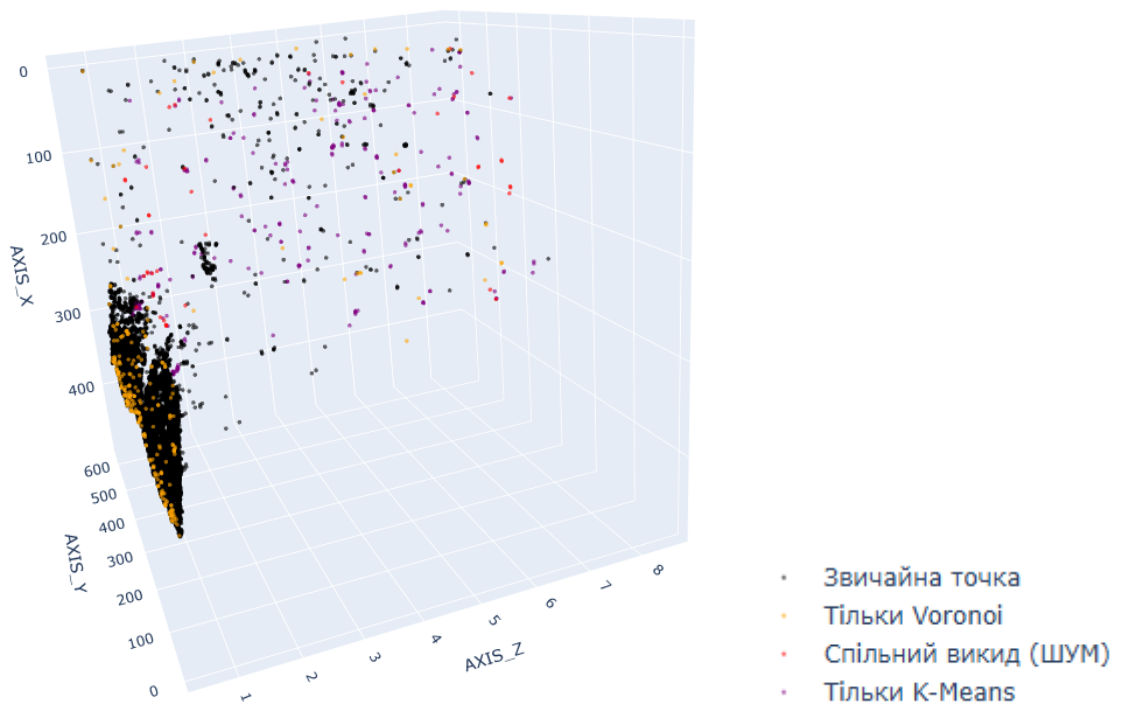
аналізу, щоб у цій області відображалися лише повноцінні комірки Вороного, для яких можна визначити реальні локальні щільності.

4.3. Поєднання та порівняння ефективності методів для аналізу зображень створених лідаром

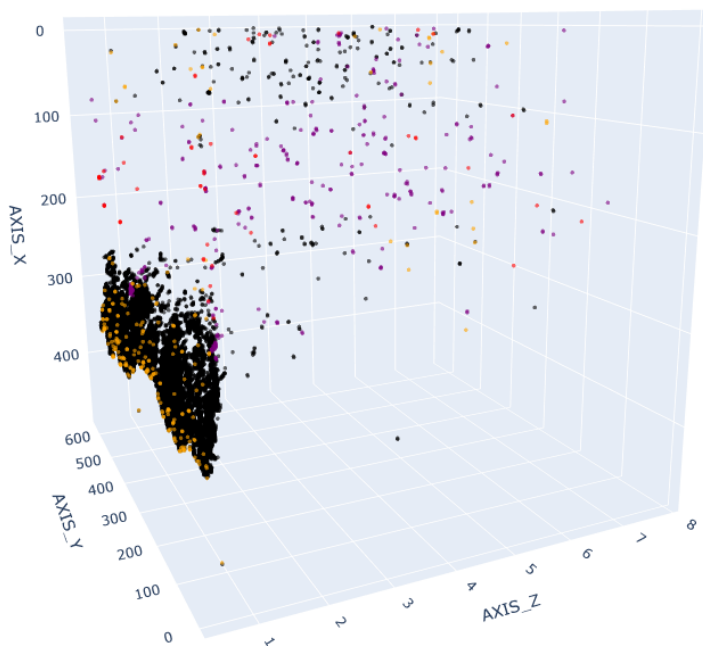
У задимленому середовищі, а також і за його відсутності та наявності інших перешкод у вигляді пилу, природного освітлення та відбиття від навколишніх об'єктів сукупність точок, виявлених лідаром, містить як справжні точки, відбиті від поверхонь предметів, так і від перешкод – часток диму, пилу та ін. Видалення шумів є важливим завданням для ефективного використання лідара під час проведення пошуково-рятувальних операцій. Для вивчення впливу різних методів прибирання зайвих точок застосовували два методи зменшення шумів: статистичний метод фільтрації викидів (SOR), відомий також під назвою методу k-найближчих сусідів та запропонований для вирішення цих завдань метод діаграм Вороного, який дає змогу обчислити локальні щільності в комірках кожної з точок.

Обидва методи перевіряли на сформованих лідаром даних у задимленому та незадимленому середовищах із представленням точок у декартовій системі координат, на осях якої відклали номери точок по вертикалі та горизонталі і відстані від них до лідара, та у реальному масштабі (сферична система координат).

Для порівняння ефективності методу діаграм Вороного з відомими методами, зокрема статистичним k-найближчих сусідів (SOR), відкинуто 5% точок з найменшими локальними щільностями, що визначені за методом діаграм Вороного, та розглянуто відстані до 20 найближчих сусідів у методі SOR. Результати порівняння з використанням програмного коду (додаток Є) наведено на рис. 4.10.



а



б

Рисунок 4.10 – Порівняння результатів відкидання точок з метою фільтрації зображення методами статистичного видалення викидів SOR (к-найближчих сусідів), визначення локальних щільностей із застосуванням діаграм Вороного та обома методами: а – для звичайних умов, б – у задимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою

У цих прикладах досліджували результати застосування кожного з

методів, зокрема відкинуті точки, кожним з них та спільно відкинуті точки. Результат зображено на рисунках, де кожна група точок має різні кольори. На рис. 4.10 сірим кольором зображено точки, які залишилися після обох методів, червоним – які відкинуті як шум обидвома методами, фіолетовим кольором – відкинуті тільки k-найближчих сусідів (SOR) і помаранчевим – відкинуті тільки методом діаграм Вороного. Кількості викидів, відкинутих обидвома методами та кожним зокрема, наведені в табл. 4.4.

Таблиця 4.4

Кількість точок, які відкинуті в результаті фільтрації зображення методом k-найближчих сусідів (SOR), методом діаграм Вороного та обидвома методами в нормальних умовах та у задимленому просторі

Умови середовища	Усього точок	Кількість відкинутих точок			Коефіцієнти кореляції між методами
		тільки методом SOR	тільки діаграмами Вороного	обома методами	
Нормальні умови	30876	661	1544	411	0,404
Задимленість	30510	654	1526	421	0,409

Порівняння роботи методів діаграм Вороного та k-найближчих сусідів (SOR) зокрема для звичайних умов і задимленого середовища (рис. 4.10, табл. 4.4), свідчить про певні відмінності в результатах їх роботи.

Більша кількість точок відкинута в результаті роботи методу діаграм Вороного як у нормальних умовах, так і в задимленому середовищі. Багато з таких відкинутих точок розміщені по краях реальних об'єктів, які межують з відкритим простором, а тому їх комірки Вороного не є повноцінними, мають великі площі і для відповідних точок локальні щільності будуть малими.

У сферичній системі координат результати роботи обох методів наведено на рис. 4.11.

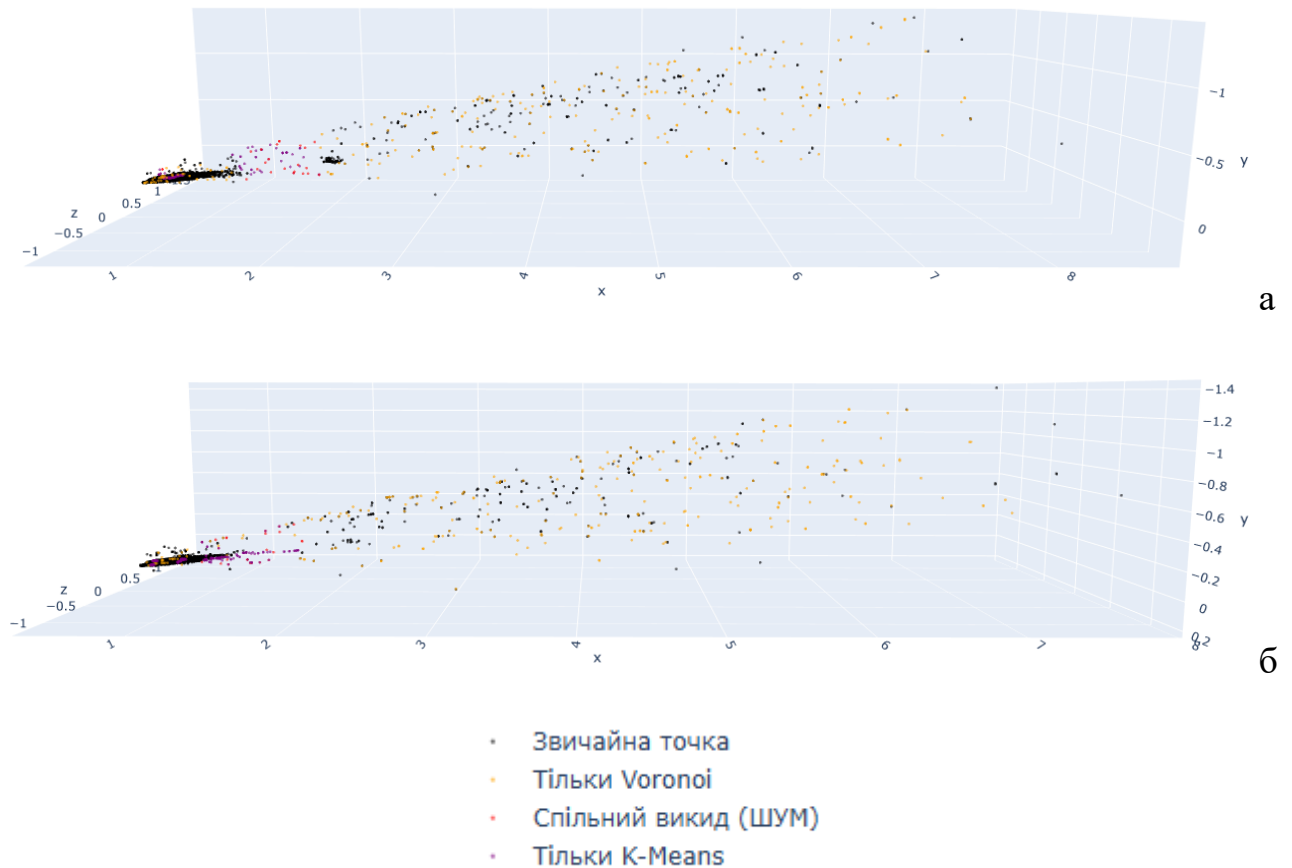


Рисунок 4.11 – Застосування методів діаграм Вороного та k-найближчих сусідів (SOR) для виділення груп точок, що відносяться до предметів у просторі в реальному масштабі у сферичній системі координат:

а – у незадимленому середовищі, б – за умов задимлення

Джерело: сформовано програмою

Коефіцієнти кореляції між результатами роботи обох методів у нормальних умовах та внаслідок задимлення є помірними, близькими за значеннями та становлять, відповідно, 0,404 і 0,409.

У звичайних умовах частина точок, які відповідають тестовому об'єкту, були відкинуті методом діаграм Вороного та обома методами, проте частина залишилася та дозволяє ідентифікувати цей об'єкт. Метод SOR, окрім відкинутих разом з методом діаграм Вороного, не відкинув жодної з точок

тестового об'єкта.

Для задимленого середовища застосування окремо методу SOR та обох методів призвели до відкидання точок тестового об'єкта. При цьому метод діаграм Вороного, окрім як у поєднанні з SOR, не призвів до відкидання точок, що відповідають цьому об'єкту.

Дія методу діаграм Вороного відрізняється від відомого статистичного видалення викидів (SOR) більшою кількістю видалених точок, проте кількість точок, видалених одночасно обома методами становить як у нормальних умовах, так і в задимленому середовищі, близькі за значенням частки, а саме біля 21% відкинутих методом діаграм Вороного та 38-39% відкинутих методом SOR. В умовах задимлення обидва методи спричинили відкидання точок тестового об'єкта, що свідчить про необхідність підбору параметрів обох методів (відсотка відкинутих точок з найменшою щільністю для методу діаграм Вороного і кількості найближчих сусідів, до яких вимірюють відстані в алгоритмі SOR. Для інших реальних об'єктів кількість відкинутих методом діаграм Вороного точок є значною, що зумовлене не лише межуванням з відкритим простором і відсутністю можливості побудови повноцінних комірок Вороного для цих точок, але й особливостями цих об'єктів, а саме тим, що вони – це трав'яний покрив, якому властива неоднорідність структури.

У наведених дослідженнях обидва методи зниження шумів застосовувалися окремо та незалежно один від одного.

Проте більшого ефекту можна досягнути, комбінуючи та послідовно застосовуючи різноманітні методи. Дослідимо результати послідовного застосування методів діаграм Вороного та k-найближчих сусідів (SOR) (Додаток Ж), міняючи їх порядок. Результати послідовного застосування методів зменшення зашумленості наведені для незадимленого простору на рис. 4.12.

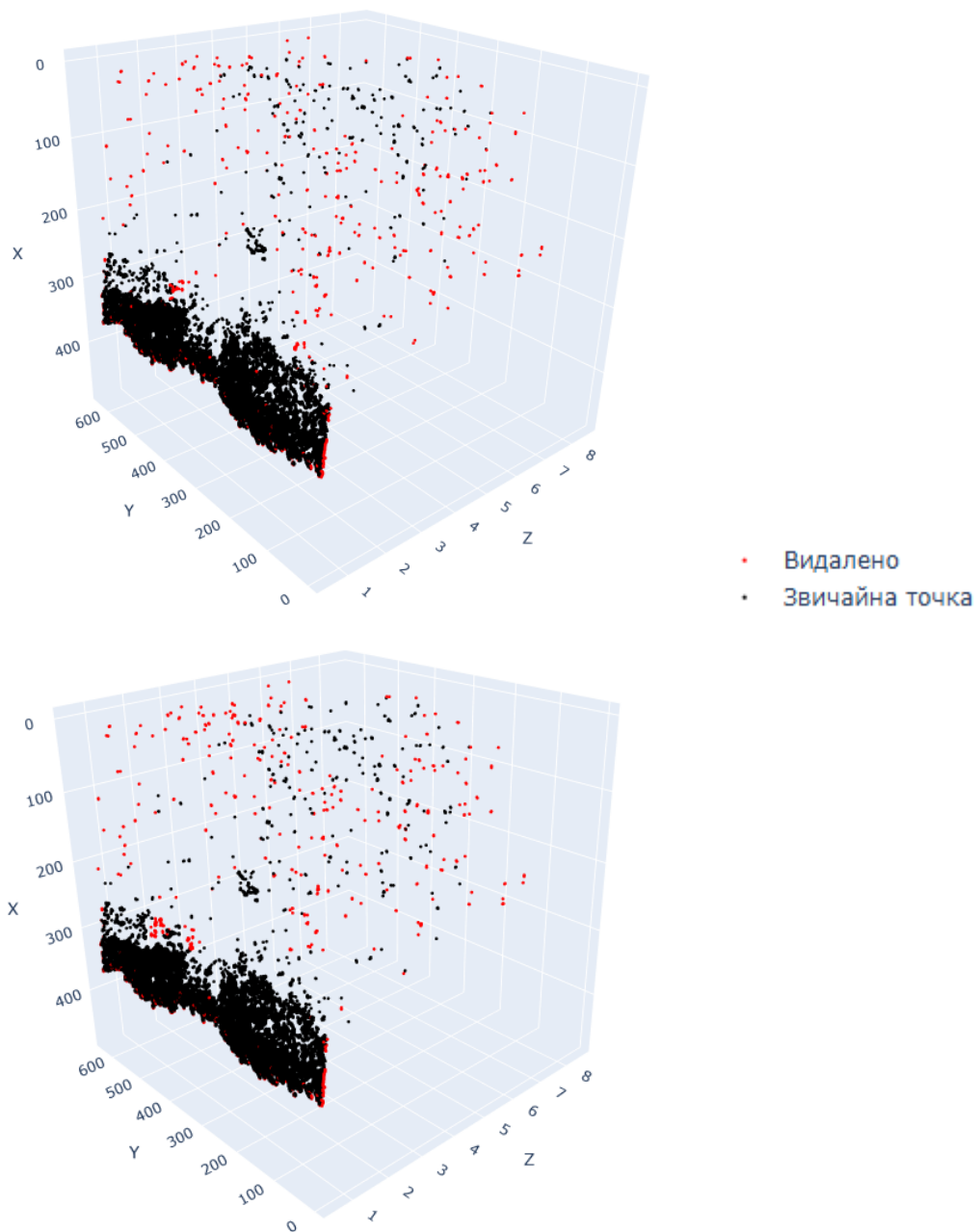


Рисунок 4.12 – Результати послідовного застосування методів зменшення зашумленості у незадимленому просторі: а – k -найближчих сусідів \rightarrow діаграм Вороного, б –діаграм Вороного \rightarrow k -найближчих сусідів

Джерело: сформовано програмою

Для задимленого простору аналогічні результати наведено на рис. 4.13.

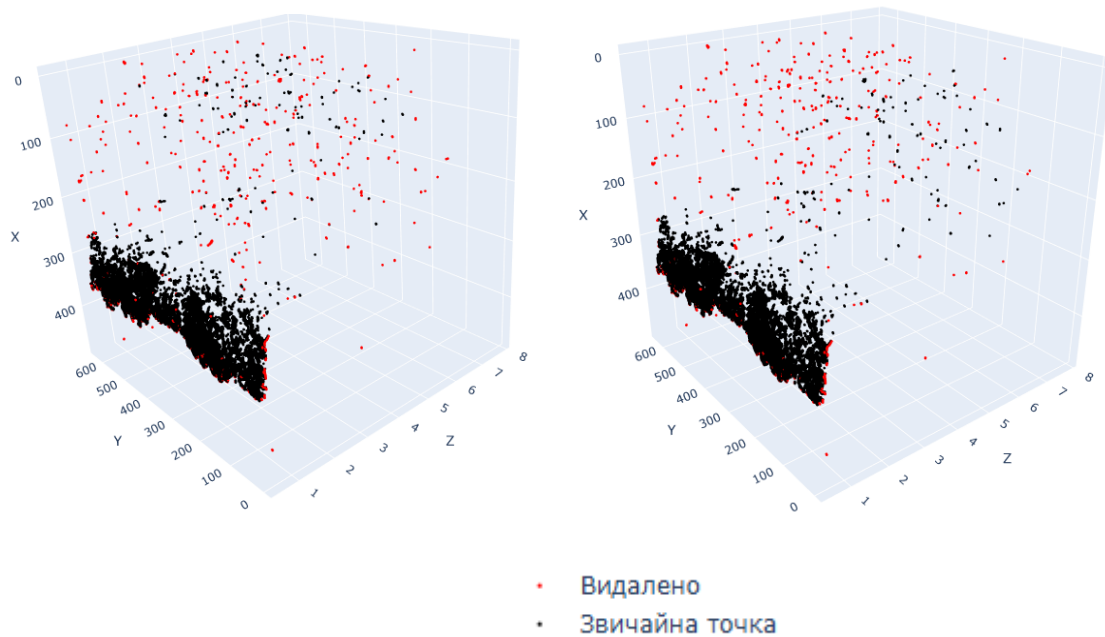


Рисунок 4.13 – Результати послідовного застосування методів зменшення зашумленості у задимленому просторі: а – k -найближчих сусідів →діаграм Вороного, б –діаграм Вороного → k -найближчих сусідів

Джерело: сформовано програмою

За результатами послідовного застосування обидвох методів у задимленому та незадимленому середовищах відбулася послідовна фільтрація з видаленням точок розрідження, які у більшості відносяться до зашумлень. Кількість точок, які залишилися після кожного методу наведена у табл. 4.5.

Більшу кількість точок видаляється у разі початкового застосування методу k -найближчих сусідів, а потім – діаграм Вороного. Ця закономірність спостерігається як у випадку незадимленого, так і задимленого середовища. Також метод k -найближчих сусідів на будь-якому кроці відкидає більшу кількість точок у порівнянні з методом діаграм Вороного. Зменшують шуми і методи кластеризації, зокрема розглянутий раніше метод DBSCAN.

Таблиця 4.5

Кількості точок на зображеннях з лідара у незадимленому та задимленому середовищах до і після послідовного застосування методів зменшення шумів

Середовище	Методи	Початкова кількість	Видалено			Залишилося
			на кроці 1	на кроці 2	Разом	
Незадимлене	діаграм Вороного → k-найближчих сусідів	31078	311	352	663	30415
	k-найближчих сусідів → діаграм Вороного	31078	362	308	670	30408
Задимлене	діаграм Вороного → k-найближчих сусідів	30713	308	341	649	30064
	k-найближчих сусідів → діаграм Вороного	30713	372	304	676	30037

Дослідимо результати послідовного застосування методів зменшення шумів у поєднанні з методом кластеризації DBSCAN (Додаток 3):

- діаграм Вороного → k-найближчих сусідів → DBSCAN;
- k-найближчих сусідів → діаграм Вороного → DBSCAN;

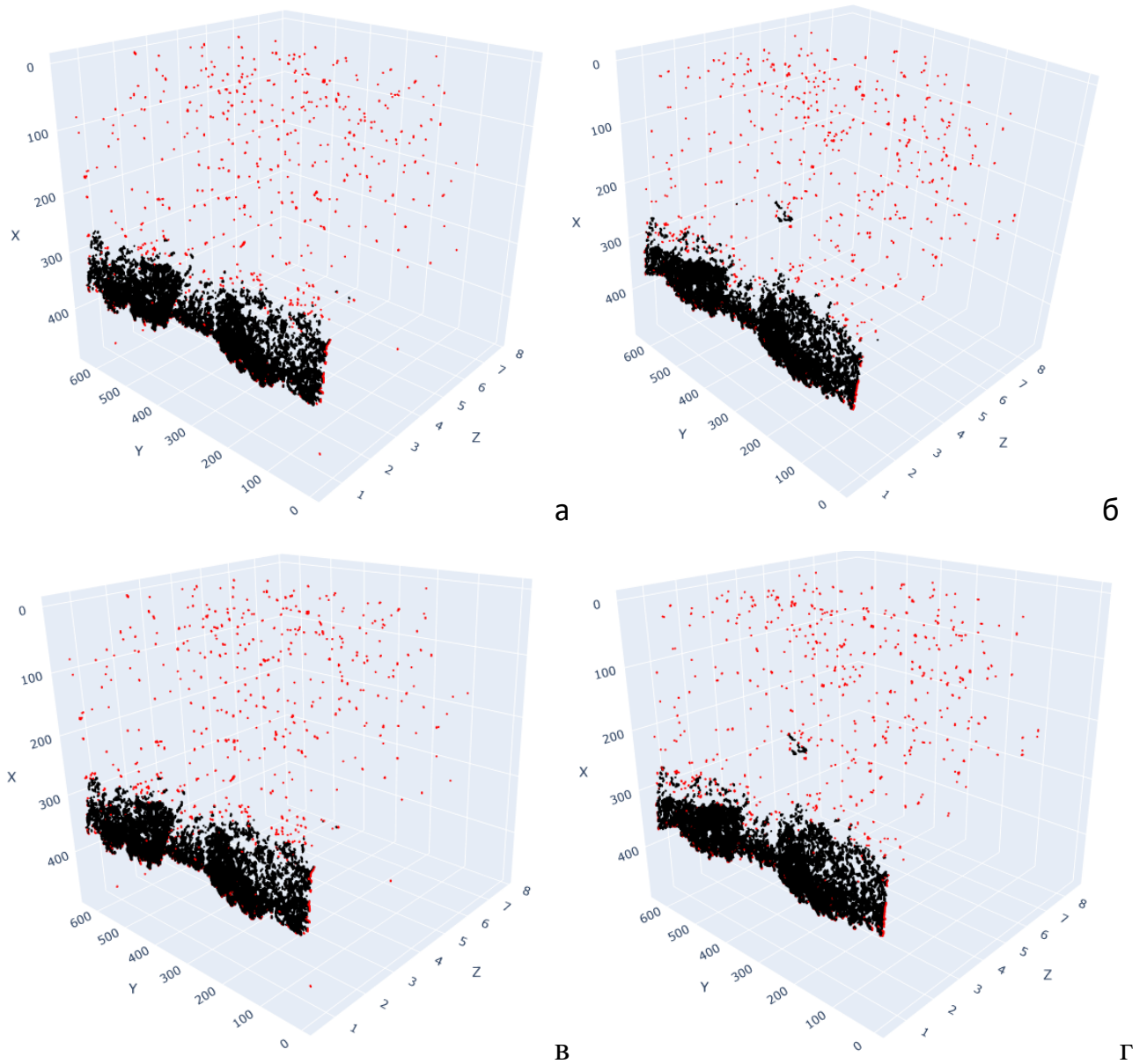


Рисунок 4.14 – Послідовне застосування методів у декартовій системі координат (червоні були видалені, чорні –залишилися): а –діаграм Вороного, k -найближчих сусідів і DBSCAN у задимленому середовищі; б – діаграм Вороного, k -найближчих сусідів і DBSCAN у незадимленому середовищі; в – k -найближчих сусідів, діаграм Вороного і DBSCAN у задимленому середовищі; г – k -найближчих сусідів, діаграм Вороного і DBSCAN у незадимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою

Застосуємо такі послідовності методів для задимленого та незадимленого середовищ та представлень у декартових координатах (рис. 4.14) і у сферичних

координатах. З урахуванням значної протяжності у сферичних координатах і використання значень номерів рядків і стовпчиків у декартовій системі координат значення параметра ε у DBSCAN, який задає радіус навколо точок, що враховується алгоритмом, буде відрізнятися для отримання близьких результатів.

Для порівняння ефективності результатів застосували також лише метод DBSCAN (рис. 4.15)

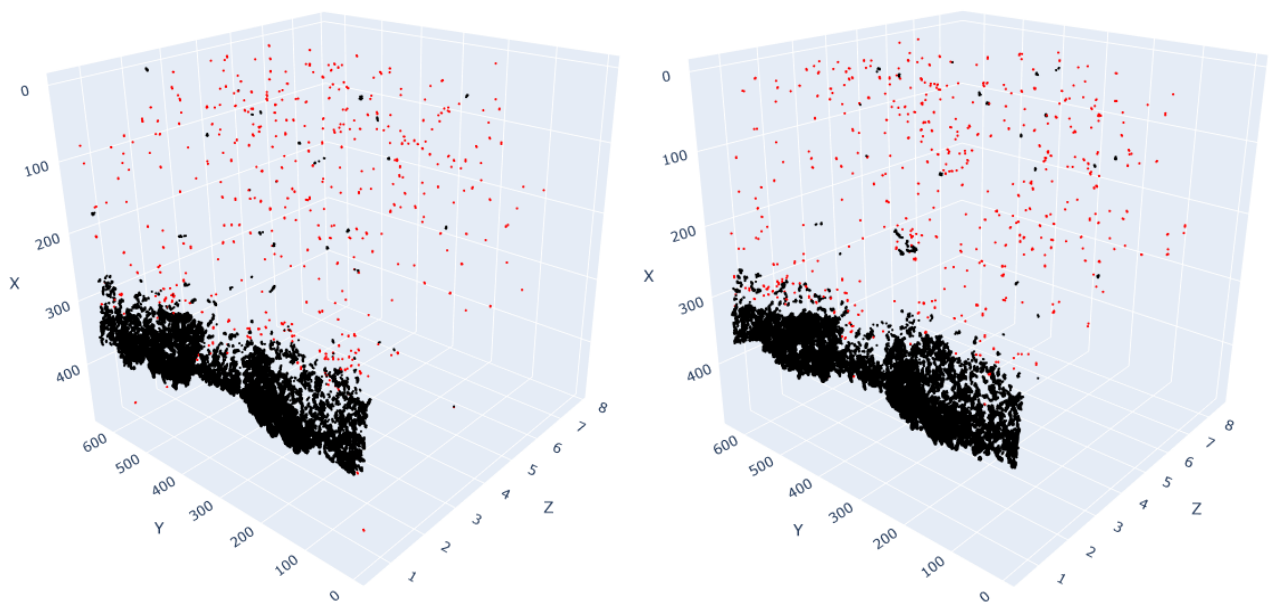


Рисунок 4.15 – Застосування методу DBSCAN у декартовій системі координат (червоним кольором виділено точки, які були видалені, чорним – які залишилися): а – у задимленому середовищі; б – у задимленому середовищі

Джерело: сформовано програмою

Для порівняння наведемо також результат роботи методу DBSCAN для реального розташування точок у сферичній системі координат (рис. 4.16)

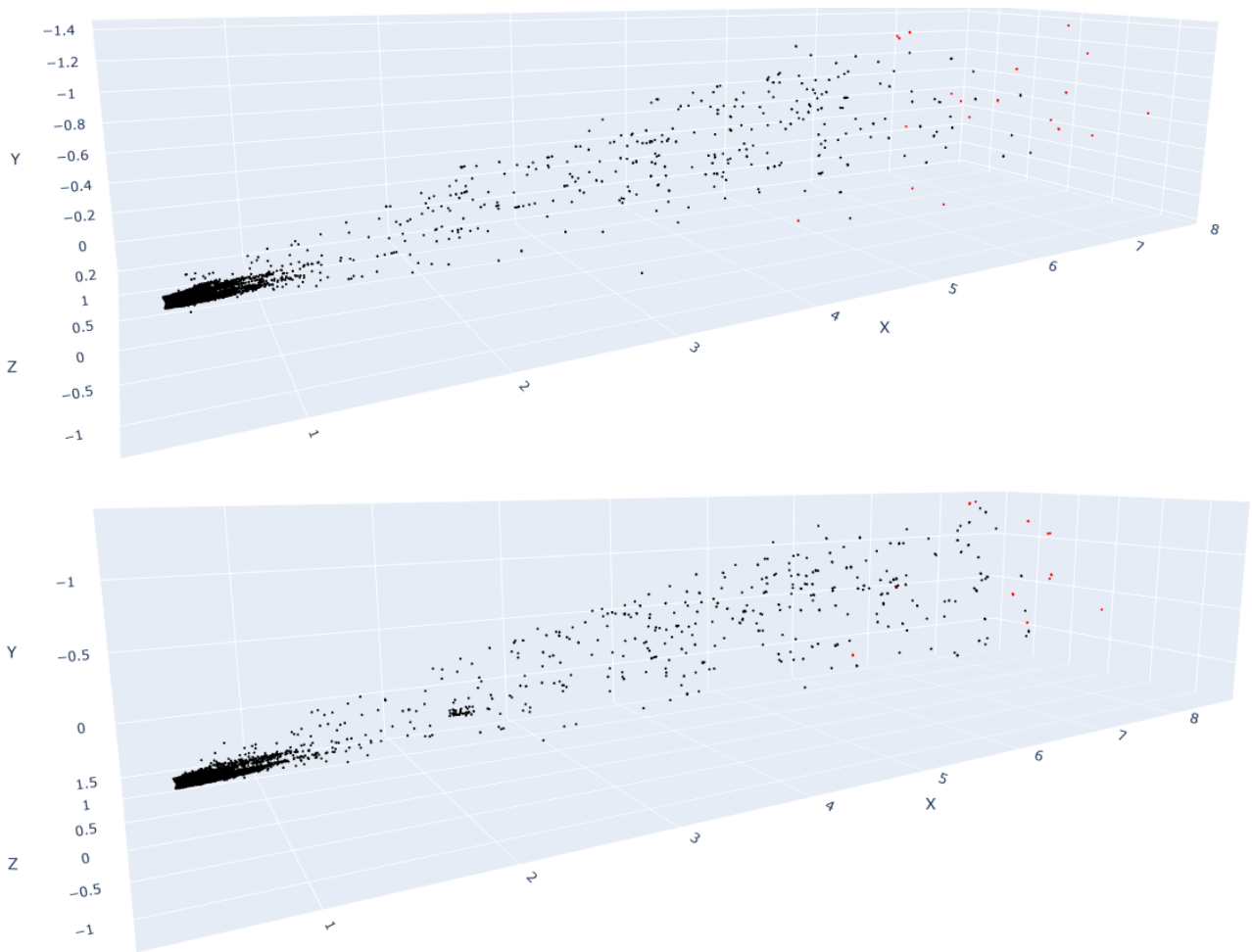


Рисунок 4.16 – Застосування методу DBSCAN у сферичній системі координат (червоним кольором виділено точки, які були видалені, чорним – які залишилися): а – у задимленому середовищі; б – у задимленому середовищі
Джерело: сформовано програмою

Проаналізуємо кількості точок на початку, видалених на кожному кроці і які залишилися (табл. 4.6). З таблиці видно, що у декартових координатах відкидається загалом більша кількість точок для того ж методу чи послідовності методів. У сферичних координатах, що відображають реальне розташування точок, метод DBSCAN видаляє значно менше точок у порівнянні з декартовими координатами, а у разі його застосування на останньому кроці взагалі не видаляє жодної точки. Тому реальне зображення у сферичній системі

координат не завжди є доцільним для обробки результатів сканування простору лідаром.

Таблиця 4.6

Кількості точок на зображеннях з лідара у незадимленому та задимленому середовищах до і після послідовного застосування методів зменшення шумів

Середовище	Координати	Методи	ϵ	Початкова	Крок_1_вид	Крок_2_вид	Крок_3_вид	Разом_вид	Залишилося
Незадимлене	Сферичні	DBSCAN	0.5	31078	21	0	0	21	31057
	Декартові	DBSCAN	5.0	31078	687	0	0	687	30391
	Сферичні	діаграм Вороного → k-найближчих сусідів → DBSCAN	0.5	31078	311	348	0	659	30419
	Декартові	діаграм Вороного → k-найближчих сусідів → DBSCAN	5.0	31078	311	644	94	1049	30029
	Сферичні	k-найближчих сусідів → діаграм Вороного → DBSCAN	0.5	31078	575	306	0	881	30197
	Декартові	k-найближчих сусідів → діаграм Вороного → DBSCAN	5.0	31078	727	304	83	1114	29964
Задимлене	Сферичні	DBSCAN	0.5	30713	26	0	0	26	30687
	Декартові	DBSCAN	5.0	30713	665	0	0	665	30048
	Сферичні	діаграм Вороного → k-найближчих сусідів → DBSCAN	0.5	30713	308	342	0	650	30063
	Декартові	діаграм Вороного → k-найближчих сусідів → DBSCAN	5.0	30713	308	637	92	1037	29676
	Сферичні	k-найближчих сусідів → діаграм Вороного → DBSCAN	0.5	30713	584	302	0	886	29827
	Декартові	k-найближчих сусідів → діаграм Вороного → DBSCAN	5.0	30713	717	300	103	1120	29593

Окрім того, на 3D рисунку такого представлення у сферичній системі координат через значну протяжність складно аналізувати скупчення точок, за якими можна ідентифікувати реальні об'єкти.

4.4. Рекомендації із застосування лідарів для аналізу зображень та ідентифікації предметів у задимленому просторі

Під час проведення пошуково-рятувальних робіт, які відбуваються часто в умовах недостатньої видимості (задимлення, туману, запилення та ін.) лідари можуть допомогти виконувати завдання рятувальникам, орієнтуватися в навколишньому просторі, шукати осіб, які постраждали, предмети та ін. Лідари дають можливість отримати 3D зображення навколишнього простору, у якому будуть відображені точки, отримані скануванням, які знаходяться в зоні видимості.

Лідари можуть бути ефективними під час проведення обстежень підвальних та інших приміщень будівель, ділянок відкритого простору, лісових масивів. За допомогою лідара можна виявляти та ідентифікувати небезпечні вибухові предмети, оцінити ушкодження природних екосистем, будівель, споруд та інших об'єктів, що є актуальним в умовах війни. У лісах лідари дають змогу сканувати поверхню крізь рослинний покрив, встановити стан насаджень, ушкоджених внаслідок боїв і пожеж. Обстеження можуть проводитися і за умов недостатньої видимості.

Лідар доцільно використовувати як в умовах наземної пошукової операції, так і з використанням безпілотних та пілотованих літальних апаратів.

Для ефективнішої роботи у задимленому просторі доцільно використовувати лідар, лазер якого працює в ближньому інфрачервоному діапазоні.

Для використання під час наземних пошуково-рятувальних операцій доцільно застосовувати переносні пристрої, у яких лідари суміщені з комп'ютером для оперативного аналізу зображень та прийняття рішень, а

виведення зображення здійснюється на дисплей. Пристрій за необхідності може мати модуль бездротового зв'язку (наприклад WiFi), за допомогою якого забезпечувати інформацією керівника пошуково-рятувальної операції. Параметри комп'ютера повинні забезпечувати роботу з лідаром та забезпечувати виконання програмного забезпечення, що реалізовує алгоритми аналізу. Структурна схема таких пристроїв зображена на рис. 4.17. Такі пристрої можна вмонтовувати або прикріпляти до шолома. Складові частини можуть бути в одному корпусі, або з виносними дисплеєм і лідаром. Оскільки дим має здатність підніматися вгору, залишаючи простір біля поверхні менш задимленим, лідар за можливості доцільно розмістити на рівні грудей чи пояса, а дисплей – у шоломі чи у зоні видимості рятувальника. Перспективними є системи доповненої реальності, які дають можливість одночасно спостерігати обстановку у навколишньому просторі та доповнити її сформованими комп'ютером зображеннями.

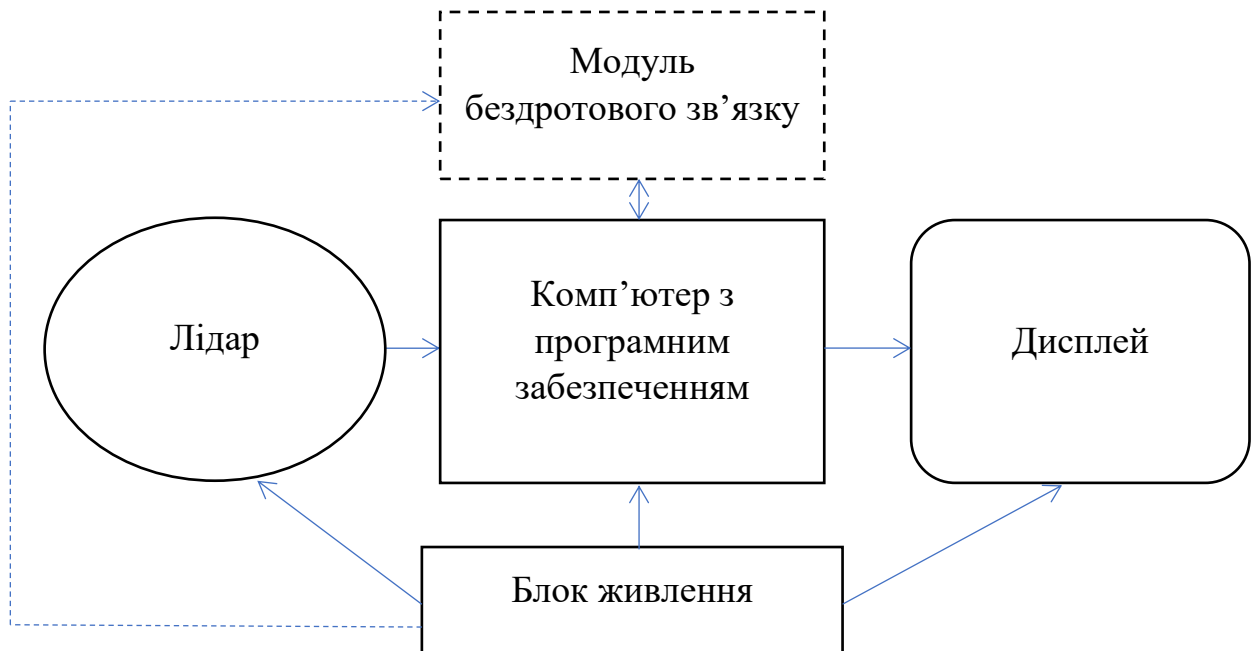


Рисунок 4.17 – Структурна комплексу, до складу якого входить лідар, для проведення наземної пошуково-рятувальних робіт у задимленому просторі

Джерело: сформовано автором

Такі системи можуть проектувати зображення на переднє захисне скло шолома або окуляри. Можуть також використовуватися окуляри віртуальної реальності. За наявності технічних можливостей зображення лідара можуть накладатися на зображення інших камер (інфрачервоної, видимого діапазону).

У разі використання пілотованих літальних апаратів структура пристроїв може бути аналогічною до наведеної на рис. 4.17.

Використання безпілотних літальних та наземних апаратів передбачає перегляд зображень оператором, який розміщений на віддалі. Тому потрібен комплекс, який складається з двох пристроїв (рис. 4.18). Структурна схема пристрою, встановленого безпосередньо на безпілотному апараті, не потребує дисплею, а має обов'язково містити модуль бездротового зв'язку. Пристрій, який наявний у оператора, має мати дисплей та модуль бездротового зв'язку.

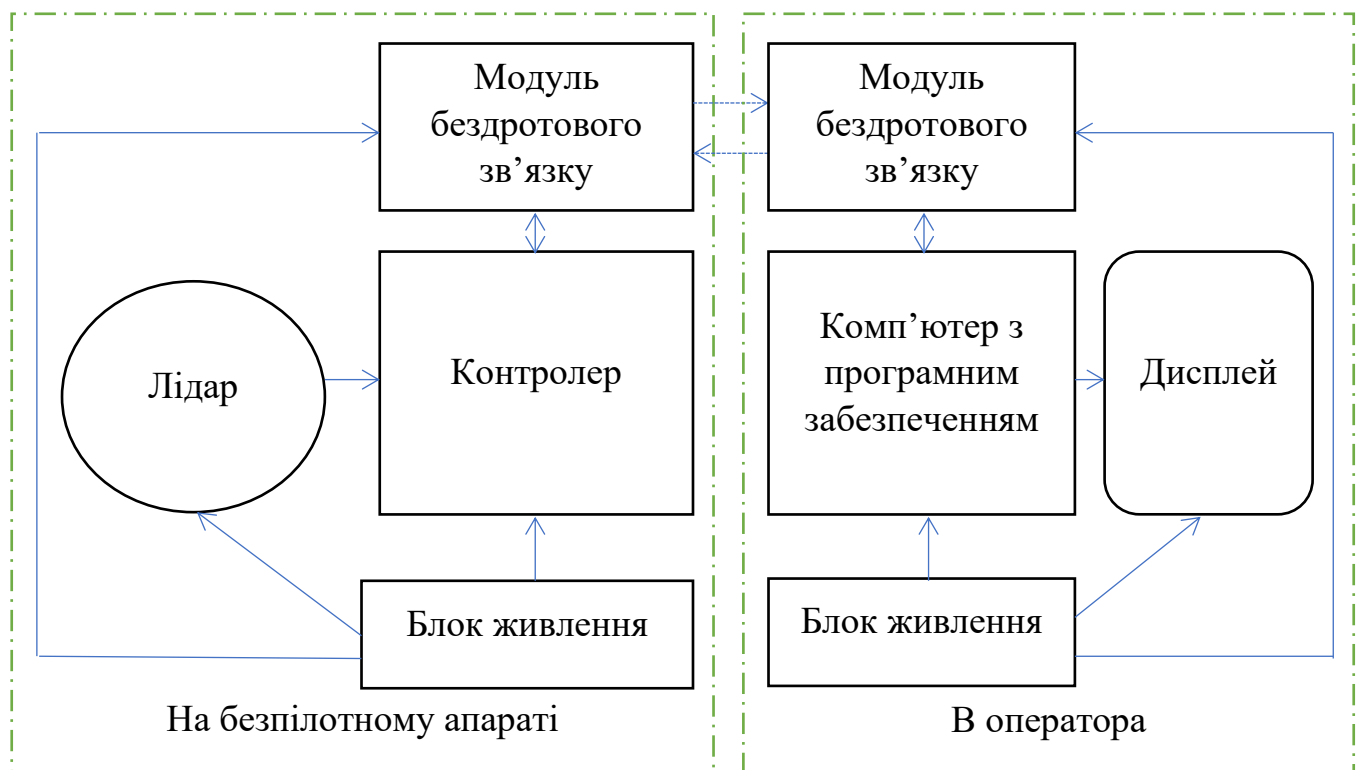
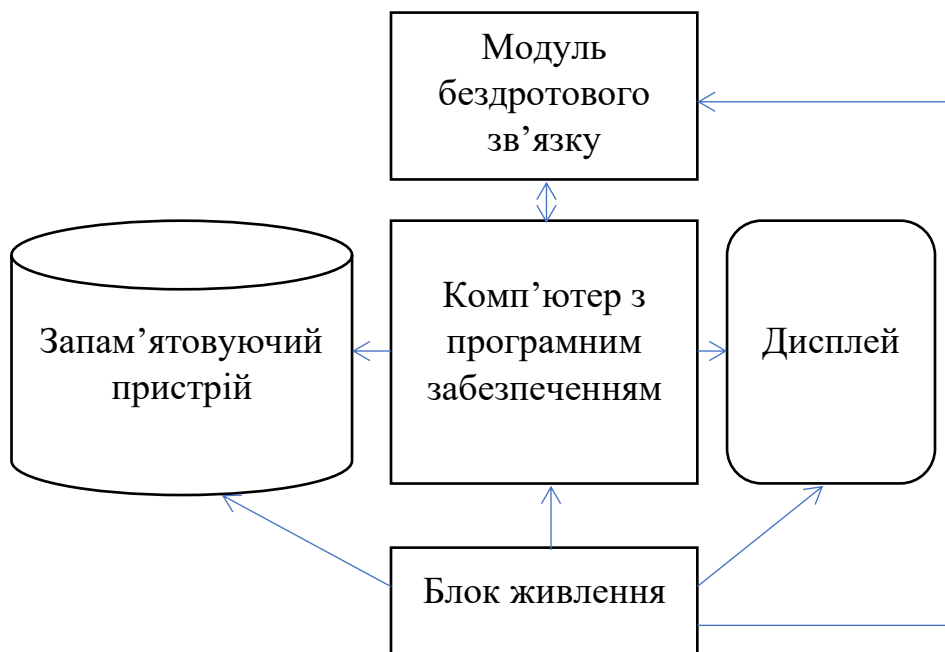


Рисунок 4.18 – Структура комплексу, до складу якого входить лідар, для проведення пошуково-рятувальних робіт у задимленому просторі з використанням безпілотних апаратів

Джерело: сформовано автором

Аналіз та обробка зображень виконується комп'ютером в оператора, який через модуль бездротового зв'язку отримує інформацію, що передає лідар через контролер та модуль бездротового зв'язку на безпілотному апараті. Ця інформація відображається на окремому дисплеї та може бути суміщена з іншими зображеннями. На комп'ютері інсталується програмне забезпечення, що реалізує алгоритми для обробки зображення.

За потреби через модуль зв'язку ця інформація може надходити до керівника пошуково-рятувальних робіт на пристрій (рис. 4.19), який містить дисплей, комп'ютер та безпроводний модуль. Інформація може записуватися у



запам'ятовуючий пристрій, а також передаватися на віддалений сервер для подальшого аналізу.

Рисунок 4.19 – Структурна схема пристрою керівника пошуково-рятувальних робіт для перегляду сформованого та обробленого зображення з лідара у задимленому просторі

Джерело: сформовано програмою

Програмне забезпечення для аналізу зображення масиву точок, сформованого лідаром, може виконувати декілька функцій.

1. Формувати і надавати для перегляду необроблене зображення.

2. Проводити обробку зображення застосовуючи алгоритми обробки зображень (одиначне зображення або за достатньої швидкодії пристрою та комп'ютера у його складі – потоку відеозображення) за методами, описаними у п. 4.1 та 4.2 Розділу 4.

3. У разі переміщення камери – покращувати зображення за методом і алгоритмом, описаним у п. 3.2 Розділу 3.

За недостатньої якості зображення у задимленому просторі пристрій прибиратиме зашумлення за методами, описаними в п. 4.2 Розділу 4. У цьому випадку є доцільним перейти від обробки одного кадру зображення до обробки декількох послідовних кадрів, як описано у методі в п. 4.1 Розділу 4, що дасть можливість відобразити предмети більшою кількістю точок, що полегшить їх ідентифікацію.

В процесі формування зображення після його обробки доцільно у програмному забезпеченні пристроїв передбачити можливість перегляду на одному екрані різних наборів точок (необроблених та після застосування різних методів). Це дасть можливість оператору чи рятувальнику вибрати найбільш інформативне зображення та провести ідентифікацію предметів.

Оскільки на теперішній час інтенсивно розвиваються технології штучного інтелекту, актуальним за наявності інтернет-зв'язку та можливості підключення відповідної моделі передбачить додаткову обробку зображень, сформованих лідаром і оброблених з використанням відповідних методів, з використанням штучного інтелекту, який після навчання зможе допомогти ідентифікувати предмети та інформувати рятувальника про них, зокрема вказувати на потенційну небезпеку, якщо такі предмети будуть небезпечними та можуть спричинити небажані наслідки внаслідок контакту з ними.

Проте поширені моделі не мають можливості на теперішній час виконувати такі завдання. Більш актуальним на теперішній час є обробка даних

сканування лідаром з використанням нейронних мереж. Для усунення шумів та підвищення чіткості зображень можна використовувати такі інформаційні технології нейронних мереж як PCPNet [123], PointCleanNet [124]. Проте вони потребують попереднього навчання, для проведення якого необхідно мати дані.

За отриманими та обробленими зображеннями можна сформувати 3D модель простору, що дасть змогу покращити орієнтування у просторі та ідентифікацію предметів під час пошуково-рятувальних робіт.

Отже, наведені рекомендації можуть бути використані для розробки відповідного апаратно-програмного комплексу, до складу якого входить лідар, що може використовуватися під час проведення пошуково-рятувальних робіт в умовах задимлення та інших випадках недостатньої видимості навколишнього середовища.

4.5. Висновки до Розділу 4

1. Оскільки якість зображення з лідара у задимленому просторі погіршується через відсутність окремих точок, що зображають предмети, і збільшення зашумленості внаслідок відбиття лазерного променя від часток диму, запропоновано метод і відповідний алгоритм покращення зображення шляхом сумування послідовних кадрів відеозображень, який покращує якість за рахунок сумування точок, що зображають об'єкт.

2. Метод діаграм Вороного, запропонований для обробки масивів точок, отриманих з лідара, дає можливість за локальною щільністю виявити точки скупчення, що відповідають реальним об'єктам, відкинути відокремлені точки та проводити аналіз зображення. У задимленому середовищі та інших подібних випадках для покращення розрізнення за цим показником доцільно використати логарифмічну шкалу щільностей.

3. Розроблені рекомендації містять структурні схеми пристроїв, до складу яких входить лідар, для проведення наземних пошуково-рятувальних робіт та з використанням безпілотних апаратів, а також можливі способи їх застосування на основі запропонованих у роботі методів та алгоритмів. Для роботи пристроїв

потрібно застосовувати програмне забезпечення, яке реалізує розроблені у роботі методи усунення шумів, кластеризації, послідовного сумування зображень.

4. За необхідності більшої чіткості зображення можна створювати апаратно-програмні комплекси, які базуються на запропонованому в роботі методі покращення роздільної здатності зображення.

ВИСНОВКИ

В дисертації, яка є завершеним науковим дослідженням, вирішено актуальне науково-прикладне завдання проведення аналізу та покращення якості зображень предметів простору, отриманих його скануванням активними оптичними системами у задимленому просторі.

1. Існуючі технології та обладнання для отримання зображень у задимленому просторі з лідара не завжди дають можливість аналізувати, обробляти масиви даних та ідентифікувати предмети, що є актуальним під час проведення пошуково-рятувальних робіт.

2. Активні оптичні системи, принцип роботи яких полягає у скануванні простору лазерним променем та вимірюванні відстаней до предметів, придатні для побудови зображень в умовах задимлення, з втратою якості, зумовленою дисперсією та відбиттям променя від часток диму. Використання таких систем потребує відповідних методів аналізу, обробки та покращення якості зображень.

3. Запропонований апаратно-програмний метод покращення зображення, сформованого лідаром, який полягає у повороті лідара та скануванні простору між двома послідовними кутами променя лазера, дає можливість отримати додаткові точки у просторі та збільшити роздільну здатність зображення.

4. Для аналізу, обробки масивів точок, отриманих з лідара, та ідентифікації предметів в умовах задимлення доцільно застосовувати методи кластеризації, зокрема DBSCAN та k-середніх, що також дає змогу усунути шуми.

5. Обробку та аналіз масивів точок, які формує лідар у сферичній системі координат, доцільно проводити у декартовій системі координат, відклавши на її осях сферичні координати, за невеликих перепадів відстаней до лідара. Таке представлення є еквівалентним застосуванню неевклідової метрики у сферичній системі координат.

6. З метою зменшення спричинених задимленням і шумами втрат точок, які відображають предмети, запропоновано метод сумування інформації з послідовних кадрів зображення та подальшої обробки методами усунення шумів і кластеризації, що призведе до збільшення кількості точок, які відповідають предметам, та усунення зашумлень.

7. Застосування методу діаграм Вороного для аналізу тривимірних масивів точок дозволяє за локальною щільністю відібрати точки скупчення з високою локальною щільністю, що відображають предмети, і усунути зашумлення у вигляді точок з низькою локальною щільністю. Цей метод рекомендується застосовувати окремо або послідовно з іншими методами для збільшення кількості відкинутих точок, що сприяє ідентифікації предметів. Найбільша кількість точок відкидається у разі послідовного застосування методів k-найближчих сусідів, діаграм Вороного і DBSCAN. На завершальному етапі доцільно застосовувати метод сумування.

8. За результатами досліджень розроблені рекомендації, які містять структурні схеми пристроїв для роботи у задимленому просторі з урахуванням способів проведення пошуково-рятувальних операцій, а також пропоновані методи аналізу, покращення якості зображень та ідентифікації предметів у просторі, що сканується лідаром.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Jiang F., Guo Y., Yan J. Recognition in Low-Visibility Fire. *Intelligent Human Systems Integration: Disruptive and Innovative Technologies*. 2026. 200. Pp. 178-183. <https://doi.org/10.54941/ahfe1007077>.
2. Луц В. І., Войтович Д. П., Лазаренко О. В., Штангрет Н. О. Розроблення методики оцінки параметрів пожежних тепловізорів. *Пожежна безпека*. 2019. №35. С. 41-48. <https://doi.org/10.32447/20786662.35.2019.07>.
3. Бас О., Лагно Д., Ножко І., Пелипенко М. Використання ультразвуку для орієнтування у задимленому середовищі. *Надзвичайні ситуації: попередження та ліквідація*. 2021. Т. 5, № 1. С. 15-26.
4. Prabhakara A., Jin T., Das A., Bhatt G., Kumari L., Soltanaghai E., Rowe A. High resolution point clouds from mmwave radar. In *2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2023. Pp. 4135-4142. <https://doi.org/10.1109/ICRA48891.2023.10161429>.
5. Лагно Д. В., Бас О. В. Пристрій для орієнтації в умовах обмеженої видимості. Патент України на корисну модель №146540, опубл. 24.02.2021, бюл. № 8.
6. Guisado-Pintado E., Jackson D. W., Rogers D. 3D mapping efficacy of a drone and terrestrial laser scanner over a temperate beach-dune zone. *Geomorphology*. 2019. 328. Pp. 157-172. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2018.12.013>.
7. Lin Y. C., Cheng Y. T., Zhou T., Ravi R., Hasheminasab S. M., Flatt J. E., Troy C., Habib A. Evaluation of UAV LiDAR for Mapping Coastal Environments. *Remote Sensing*. 2019. 11. 2893. <https://doi.org/10.3390/rs11242893>.
8. Guo Q., Su Y., Hu T., Guan H., Jin S., Zhang J., Coops N. C. Lidar boosts 3D ecological observations and modelings: A review and perspective. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. 2020. 9(1). Pp. 232-257. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2020.3032713>.
9. An P., Ding J., Quan S., Yang J., Yang Y., Liu Q., Ma J. Survey of Extrinsic Calibration on LiDAR-Camera System for Intelligent Vehicle: Challenges,

Approaches, and Trends. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2024. 25(11). Pp. 1-25. <https://doi.org/10.1109/TITS.2024.3419758>.

10. Risbøl O., Gustavsen L. LIDAR from drones employed for mapping archaeology – Potential, benefits and challenges. *Archaeological Prospection*. 2018. 25. Pp. 329–338. <https://doi.org/10.1002/arp.1712>.

11. Polidori L., El Hage M. Digital elevation model quality assessment methods: A critical review. *Remote sensing*. 2020. 12(21). 3522. <https://doi.org/10.3390/rs12213522>.

12. Lievens H., Demuzere M., Marshall H. P. et al. Snow depth variability in the Northern Hemisphere mountains observed from space. *Nat. Commun*. 2019. 10. 4629. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-12566-y>.

13. Kwan M.-P., Ransberger D. M. LiDAR assisted emergency response: Detection of transport network obstructions caused by major disasters. *Computers, Environment and Urban Systems*. 2010. 34(3). Pp. 179-188. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2010.02.001>.

14. Wang X., Pan H., Guo K., Yang X., Luo S. The evolution of LiDAR and its application in high precision measurement. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2020. 502(1). 012008. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/502/1/012008>.

15. Liu X., Li A., Wu J. Enhancing the functionalities of three-dimensional imaging LiDAR: A review. *Precision Engineering*. 2026. 97. Pp. 391-407. <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2025.10.005>.

16. Wolcott R. W., Eustice R. M. Robust LIDAR localization using multiresolution Gaussian mixture maps for autonomous driving, *The International Journal of Robotics Research*. 2017. 36(3). Pp. 292-319. <https://doi.org/10.1177/0278364917696568>.

17. Zhang J., Singh S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping. *Auton. Robot*. 2017. 41. Pp. 401–416. <https://doi.org/10.1007/s10514-016-9548-2>.

18. Droschel D., Behnke S. Efficient Continuous-Time SLAM for 3D Lidar-Based Online Mapping. *2018 IEEE International Conference on Robotics and*

Automation (ICRA). 2018. Pp. 5000-5007.
<https://doi.org/10.1109/ICRA.2018.8461000>.

19. Guan M., Wen C. Autonomous exploration using UWB and LiDAR. *Journal of Automation and Intelligence*. 2023. 2(1). Pp. 51-60.
<https://doi.org/10.1016/j.jai.2022.100006>.

20. Duan Y., Irvine J. M., Chen H., Chen G., Blasch E., Nagy J. Feasibility of an interpretability metric for LIDAR data. *Proceedings SPIE 10645, Geospatial Informatics, Motion Imagery, and Network Analytics*. 2018. 8. Pp. 1064506.
<https://doi.org/10.1117/12.2305960>.

21. Zhang W., Fu X., Wang C. Image quality optimization towards lidar registration based on iterative termination. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2019. 64. 102634. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.102634>.

22. Cheng Y. T., Lin Y. C., Habib A. Generalized LiDAR intensity normalization and its positive impact on geometric and learning-based lane marking detection. *Remote Sensing*. 2022. 14(17). 4393. <https://doi.org/10.3390/rs14174393>.

23. Bârsan I. A., Wang S., Pokrovsky A., Urtasun R. Learning to Localize Using a LiDAR Intensity Map. *Proceedings of Machine Learning Research, 2nd Conference of Robot Learning, CoRL, 2018, Zurich, Switzerland*. 2018. 87. Pp. 605-616. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.10902>.

24. Xu X., Zhang L., Yang J., Cao C., Wang W., Ran Y., Tan Z., Luo M. A Review of Multi-Sensor Fusion SLAM Systems Based on 3D LIDAR. *Remote Sensing*. 2022. 14. 2835. <https://doi.org/10.3390/rs14122835>.

25. Debeunne C., Vivet D. A Review of Visual-LiDAR Fusion based Simultaneous Localization and Mapping. *Sensors*. 2020. 20. 2068. <https://doi.org/10.3390/s20072068>.

26. Zhou X., Xu X. A multi-modal 3D object detection framework based on enhanced Convolution, mixed Sampling, and Image-Point cloud bidirectional fusion. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2025. 113. 104624. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2025.104624>.

27. Li G., Wang Y., He B., Pang T., Gao M. Low-light multimodal object detection: A survey. *Computer Science Review*. 2025. 58. 100804. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2025.100804>.
28. Pritzl V., Vrba M., Tortorici C., Ashour R., Saska M. Adaptive estimation of UAV altitude in complex indoor environments using degraded and time-delayed measurements with time-varying uncertainties. *Robotics and Autonomous Systems*. 2023. 160,.104315. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104315>.
29. Wang Q., Wang N., Du X. et al. Real-time lidar-visual feature co-optimization for complex indoor environments: an adaptive fusion framework with illumination-robust enhancement. *J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci.* 2026. 38. 26. <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00336-4>.
30. Khlevnoi O., Burak N., Borzov Y., Raita D. Neural Network Analysis of Evacuation Flows According to Video Surveillance Cameras. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. 2023. 149. Pp. 639-650. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16203-9_35.
31. Dong P., Chen Q. LiDAR remote sensing and applications, 1st. ed., CRC Press, 2017. 220 p. <https://doi.org/10.4324/9781351233354>.
32. Li Y., Ibanez-Guzman J. Lidar for Autonomous Driving: The Principles, Challenges, and Trends for Automotive Lidar and Perception Systems. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2020. 37(4). Pp. 50-61. <https://doi.org/10.1109/MSP.2020.2973615>.
33. Shan J., Toth C. K. Topographic laser ranging and scanning: principles and processing, CRC press, 2018. 654 p. <https://doi.org/10.1201/9781315154381>.
34. Rapp J., Tachella J., Altmann Y., McLaughlin S., Goyal V. K. Advances in Single-Photon Lidar for Autonomous Vehicles: Working Principles, Challenges, and Recent Advances. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2020. 37(4). Pp. 62-71. <https://doi.org/10.1109/MSP.2020.2983772>.
35. Raj T., F. Hashim H., Huddin A. B., Ibrahim M. F., A. Hussain. A Survey on LiDAR Scanning Mechanisms. *Electronics*. 2020. 9. 741. <https://doi.org/10.3390/electronics9050741>.

36. Chen S., Yin J., Chen H., Tan W., Guo P., Jiang Y., Wu H. Angle-dependent quantum efficiency correction for improved signal accuracy in small-scale Scheimpflug lidar systems, *Applied Optics*. 2024. 63(17). Pp. 4668-4678. <https://doi.org/10.1364/AO.523145>.
37. Yue X., Zhang Y., Chen J., Chen J., Zhou X., He M. LiDAR-based SLAM for robotic mapping: state of the art and new frontiers. *Industrial Robot*. 2024. 51(2). Pp. 196-205. <https://doi.org/10.1108/IR-09-2023-0225>.
38. Church P., Grebe C., Matheson J., Owens B. Aerial and surface security applications using lidar. *Laser Radar Technology and Applications*. 2018. 23. 10636. Pp. 27-38. <https://doi.org/10.1117/12.2304348>.
39. Hasan M., Hanawa J., Goto R., Suzuki R., Fukuda H., Kuno Y., Kobayashi Y. LiDAR-based detection, tracking, and property estimation: A contemporary review. *Neurocomputing*. 2022. 506. Pp. 393-405. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.07.087>.
40. Raj T., Hanim Hashim F., Baseri Huddin A., Ibrahim M. F., Hussain A. A survey on LiDAR scanning mechanisms. *Electronics*. 2020. 9(5). Pp. 741. <https://doi.org/10.3390/electronics9050741>.
41. Intel RealSense LiDAR Camera. RealSense. 2024. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.realsenseai.com/products/realsense-lidar-camera-l515/>.
42. VLP 16 Mid-range lidar sensor. OUSTER. 2024. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ouster.com/products/hardware/vlp-16>.
43. Li Y., Duthon P., Colomb M., Ibanez-Guzman J. What happens for a ToF LiDAR in fog? *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2020. 22(11), Pp. 6670-6681. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.299807>.
44. Noh C., Kim A. Adaptive LiDAR-Radar Fusion for Outdoor Odometry Across Dense Smoke Conditions. *ArXiv preprint*. 2024. 2403. 17441. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.17441/>.
45. Afzalaghaeinaeini A., Seo J., Lee D., Lee H. Design of Dust-Filtering Algorithms for LiDAR Sensors Using Intensity and Range Information in Off-Road Vehicles. *Sensors*. 2022. 22(11). 4051. <https://doi.org/10.3390/s22114051/>.

46. Zhang G. T., Verbree E., Wang X. J. An Approach to Map Visibility in the Built Environment From Airborne LiDAR Point Clouds. *IEEE Access*, 2021. 9. Pp. 44150-44161. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3066649/>.
47. Miclea R. C., Dughir C., Alexa F., Sandru F., Silea I. Laser and LIDAR in a system for visibility distance estimation in fog conditions. *Sensors*. 2020. 20(21). 6322. <https://doi.org/10.3390/s20216322/>.
48. Kyuroson A., Koval A., Nikolakopoulos G. Efficient real-time smoke filtration with 3D LiDAR for search and rescue with autonomous heterogeneous robotic systems. In *IECON 2023-49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. 2023. Pp. 1-7. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.07264>.
49. Alhmiedat T., Marei A. M., Albelwi S., Bushnag A., Messoudi W., Elfaki A. O. A Systematic Approach for Exploring Underground Environment Using LiDAR-Based System. *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*. 2023. 136(3). Pp. 2321-2344. <https://doi.org/10.32604/cmes.2023.025641>.
50. Hitch A. L., Nappo C. J., Miller D. R. On the use of lidar images of smoke plumes to measure dispersion parameters in the stable boundary layer. *Journal of atmospheric and oceanic technology*. 2006. 23. Pp. 1150-1154. <https://doi.org/10.1175/JTECH1896.1/>.
51. Mulholland G. Smoke Production and Properties, In *SFPE Handbook of Fire Protection Engineering*. 3rd ed. Society of Fire Protection Engineers. Boston, 2002. Pp. 2-258.
52. Julien Tissota J., Talbauta M., Yona J., Coppallea A., Besconda A. Spectral study of the smoke optical density in non-flaming condition. *Procedia Engineering*. 2013. 62. Pp. 821-828. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.08.131/>.
53. Yu R., Li X., Bi T. Modelling and validation of LiDAR noise distribution in fog and rain. *Measurement*. 2024. 229. 114472. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114472>.
54. Huang Z., Shen X., Tang S., Zhou T., Dong O., Zhang S., Li M., Wang Y. Simulated depolarization ratios for dust and smoke at laser wavelengths: implications

for lidar application. *Optics Express*. 2023. 31. Pp. 10541-10553. <https://doi.org/10.1364/OE.484335>.

55. Starr J. W., Lattimer B. Y. Evaluation of navigation sensors in fire smoke environments. *Fire Technology*. 2014. 50. Pp. 1459-1481. <https://doi.org/10.1007/s10694-013-0356-3>.

56. Starr J. W., Lattimer B. Y. A comparison of IR stereo vision and LIDAR for use in fire environments. *Sensors*, 2012 IEEE. Pp. 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2012.6411591>.

57. Ponzini F., Van Hamme D., Martelli M. Human detection in marine disaster search and rescue scenario: a multi-modal early fusion approach. *Ocean Engineering*. 2025. 340(2). 122341. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2025.122341>.

58. Zhang D., Wang W., Meng H., Fang J., Lou Z., Li S., Wang W. Research on object perception by fusing thermal imaging camera and 3D LiDAR in fire hazard scenarios. *Sensor Review*. 2025. 46(1). Pp. 1-13. <https://doi.org/10.1108/SR-04-2025-0191>.

59. Mitchell E. W., Hoehler M. S., Giorgetta F. R., Hayden T., Rieker G. B., Newbury N. R., Baumann E. Coherent laser ranging for precision imaging through flames. *Optica*. 2018. 5(8). Pp. 988-995. <https://doi.org/10.1364/OPTICA.5.000988>.

60. Mielle M., Magnusson M., Lilienthal A. J. A comparative analysis of radar and lidar sensing for localization and mapping. *Proceedings of European Conference on Mobile Robots (ECMR)*. 2019. Pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/ECMR.2019.8870345>.

61. Li S., Cheng X., Mei P., Lu S., Yang H., Zhang H. Multiple scattering of light transmission in a smoke layer. *Optik*. 2014. 125. Pp. 2185–2190. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2013.10.040>.

62. Reid J. S., Hobbs P.V. Physical and optical properties of young smoke from individual biomass fires in Brazil. *Journal of geophysical research*. 1998. 103(D24). Pp. 32,013-32,030. <https://doi.org/10.1029/98JD00159>.

63. Kirchstetter T.W., Thatcher T. L. Contribution of organic carbon to wood smoke particulate matter absorption of solar radiation. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2012. 12. Pp. 6067–6072. <https://doi.org/10.5194/acp-12-6067-2012>.

64. Kirchstetter T. W., Novakov T., Hobbs P. V. Evidence that the spectral dependence of light absorption by aerosols is affected by organic carbon. *Journal of geophysical research*. 2004. 109. D21208. <https://doi.org/10.1029/2004JD004999>.

65. Jung P. S., Karpierz M. A., Pałka N., Rurka E. The influence of smoke on THz imaging. 2012. *Photonics letters of Poland*. 4(3). Pp. 94-96. <https://doi.org/10.4302/photon.%20lett.%20pl.v4i3.336>.

66. Parent G., Boulet P., Morlon R., Blanchard E. Radiation attenuation and opacity in smoke and water sprays. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*. 2017. 197. Pp. 60-67. <https://doi.org/10.1016/j.jqsrt.2017.03.015>.

67. Tissota J., Talbauta M., Yona J., Coppallea A., Bescond A. Spectral study of the smoke optical density in non-flaming condition. *Procedia Engineering*. 2013. 62(3). Pp. 821-828. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.08.131>.

68. Coppalle A., Nedelka D., Bauer B. Fire Protection: Water Curtains. *Fire Safety Journal*. 1993. 20(3). Pp. 241-255. [https://doi.org/10.1016/0379-7112\(93\)90046-S](https://doi.org/10.1016/0379-7112(93)90046-S).

69. Ceolato R., Yon J., Berg M. J. Lidar backscattering model for soot aerosols. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*. 2025. 345. 109532. <https://doi.org/10.1016/j.jqsrt.2025.109532>.

70. Chen L. C., Teo T. A., Shao Y. C., Lai Y. C., Rau J. Y. Fusion of LIDAR data and optical imagery for building modeling. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2004. 35(B4). Pp. 732-737. [Электронный ресурс].

Режим

доступу:

<https://isprs.org/proceedings/XXXV/congress/comm4/papers/445.pdf>.

71. Fritsche P., Kueppers S., Briese G., Wagner B. Radar and LiDAR Sensorfusion in Low Visibility Environments. *Proceedings of 13th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics ICINCO*. 2016. 2. Pp. 30-36. <https://doi.org/10.5220/0005960200300036>.

72. Yan Q., Li D., Wang Y., Yang Y., Tang L., Wang Y. Single-Photon Reflectivity and Depth Imaging by Continuous Measurement of Arrival Time of Photons. *IEEE Photonics Journal*. 2019. 11 (6). Pp. 1-14. <https://doi.org/10.1109/JPHOT.2019.2945989>.

73. Zhang Y., Li S., Sun J., Jiang P., Zhou S., Zhang X., Hou Y., Zhang H. Estimation of smoke echo signal using single photon lidar. *Proceedings of Thirteenth International Conference on Information Optics and Photonics CIOP*. 2022. 124780E. <https://doi.org/10.1117/12.2647716>.

74. Zhang Y., Li S., Sun J., Zhang X., Liu D., Zhou X., Li H., Hou Y. Three-dimensional single-photon imaging through realistic fog in an outdoor environment during the day. *Optics Express*. 2022. 30(19). Pp. 34497-34509. <https://doi.org/10.1364/OE.464297>.

75. Zhang Y., Li S., Sun J., Liu D., Zhang X., Yang X., Zhou X. Dual-parameter estimation algorithm for Gm-APD Lidar depth imaging through smoke. *Measurement*. 2022. .196. 111269. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111269>.

76. Zhang Y., Li S., Sun J., Zhang X., Zhou X., Zhang H. Noise-tolerant depth image estimation for array Gm-APD LiDAR through atmospheric obscurants. *Optics & Laser Technology*. 2024. 175. 110706. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2024.110706>.

77. Tobin R., Halimi A., McCarthy A. et al. Robust real-time 3D imaging of moving scenes through atmospheric obscurant using single-photon LiDAR. *Scientific Reports*. 2021. 11. 11236. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-90587-8>.

78. Zhang Y., Li S., Sun J., Jiang P., Zhang H., Liu Z., Zhu Y. Edge-guided image estimation for array Gm-APD Lidar in smoky environment using multi-scale depth images. In 6th Optics Young Scientist Summit (OYSS 2023). 2023. 12975. Pp. 61-70. <https://doi.org/10.1117/12.3014361>.

79. Xu L., Yang X., Wu L., Jin C., Zhang Y. Dual Gm-APD Polarization Lidar to Acquire the Depth Image of Shallow Semitransparent Media With a Wide Laser

Pulse. *IEEE Photonics Journal*. 2020. 12(5). 6803310.
<https://doi.org/10.1109/JPHOT.2020.3027378>.

80. Mitchell S. E. Thayer J. P. Ranging through Shallow Semitransparent Media with Polarization Lidar. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*. 2014. 31(3). Pp. 681–697. <https://doi.org/10.1175/JTECH-D-13-00014.1>.

81. Ye L., Gu G., He W., Dai H., Chen Q. A Real-Time Restraint Method for Range Walk Error in 3-D Imaging Lidar Via Dual Detection. *IEEE Photonics Journal*. 2018. 10(2). 3900309. <https://doi.org/10.1109/JPHOT.2018.2816652>.

82. Brock J. C., Purkis S. J. The emerging role of lidar remote sensing in coastal research and resource management. *J. Coastal Res.* 2009. 53, Pp. 1–5. <https://doi.org/10.2112/SI53-001.1>.

83. Twardowski M.S., Boss E., MacDonald J. B., Pegau W. S., Barnard A. H., Zaneveld J., Ronald V. A model for estimating bulk refractive index from the optical backscattering ratio and the implications for understanding particle composition in case I and case II waters. *Journal of Geophysical Research: Oceans*. 2001. 06(C7). Pp. 14,129-14,142. <https://doi.org/10.1029/2000JC000404>.

84. Mischung M., Schmidt J., Peters E., Berger M., Anders M., Stephan M. Development and characterisation of a portable, active short-wave infrared camera system for vision enhancement through smoke and fog. In *Electro-optical and Infrared Systems: Technology and Applications XIX*. 2022. 12271. Pp. 168-180. <https://doi.org/10.1117/12.2636216>.

85. Wu H., Liu Z., Wang H., Li C., Gu X., Guo R., Dong L. Active imaging system based on infrared laser line synchronous scanning. *Optics and Lasers in Engineering*. 2025. 184 (1). 108556. <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2024.108556>.

86. Park J. -I., Jo S., Seo H. -T., Park J. LiDAR Denoising Methods in Adverse Environments: A Review. *IEEE Sensors Journal*. 2025. 25 (5). Pp. 7916-7932. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2025.3526175>.

87. Alejo D., Rey R., Cobano J.A., Caballero F., Merino L. Data Fusion of RADAR and LIDAR for Robot Localization Under Low-Visibility Conditions in

Structured Environments. *Lecture Notes in Networks and Systems*. 2023. 590. https://doi.org/10.1007/978-3-031-21062-4_25.

88. Laplaige C., Ramel J. Y., Rodier X., Ben-Rhima B. Extraction of linear structures from LIDAR images using a machine learning approach. *Proceedings of Metrology for Archaeology and Cultural Heritage*, IMEKO. 2016. Pp. 83-88. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.imeko.info/publications/tc4-Archaeo-2016/IMEKO-TC4-ARCHAEO-2016-17.pdf>

89. Sun Z., Qu Q., Xu X., Chen S., Ran Y., Tan Z. Modeling and experiment of polarized pulsed laser echo in smoky environments based on semi-analytical Monte Carlo method. *Infrared Physics & Technology*. 2025. 150. 105956. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2025.105956>.

90. Qu Q., Su Z., Xu X., Li M., Chen S., Ran Y., Tan Z. Research on pulse laser detection anti-interference method in smoke environment. *Infrared Physics & Technology*. 2025.145. 105639. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2024.105639>.

91. Zhang Y., Li S., Sun J., Zhang X., Zhou X., He R., Hou Y., Zhang H. Three-dimensional imaging of ships in the foggy environment using a single-photon detector array. *Optik*. 2023. 272. 170310. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.170310>.

92. Montalban K., Atchuthan D., Reymann C., Ravet A., Dupouy P.-E., Rivière N., Lacroix S. Bayesian inference of visibility in fog and smoke artificial conditions from 3D-LiDAR point clouds. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*. 2023. 308. 108666. <https://doi.org/10.1016/j.jqsrt.2023.108666>.

93. Qi Y., Liu C., Scaioni M., Li Y., Qiao Y., Ma X., Wu H., Zhang K., Wang D. Geometric information constraint 3D object detection from LiDAR point cloud for autonomous vehicles under adverse weather. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2024. .161. 104555. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2024.104555>.

94. Zhao L., Hu Y., Yang X., Dou Z., Kang L. Robust multi-task learning network for complex LiDAR point cloud data preprocessing. *Expert Systems with Applications*. 2024. 237(B). 121552. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121552>.

95. Xu X., Qu Q., Wang J., Wu J., Ran Y., Tan Z. Method of echo recognition of target in smoke environment based on residual convolutional neural network for pulsed laser detection. *Measurement*. 2023. 220. 113445. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113445>.

96. Xu X., Qu Q., Zhang H., Wang J., Wu J., Ran Y., Tan Z. Polarized laser target detection system for smoky environment based on full-waveform decomposition and multiscale convolutional neural networks with attention. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2023. 199. Pp. 214-225. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.04.012>.

97. Ezugwu A. E., Ikotun A. M., Oyelade O. O., Abualigah L., Agushaka J. O., Eke C. I., Akinyelu A. A. A comprehensive survey of clustering algorithms: State-of-the-art machine learning applications, taxonomy, challenges, and future research prospects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2022. 110. 104743. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104743>.

98. Emadi S., Limongiello M. Optimizing 3D Point Cloud Reconstruction Through Integrating Deep Learning and Clustering Models. *Electronics*. 2025. 14(2). 399. <https://doi.org/10.3390/electronics14020399>].

99. Qi C. R., Yi L., Su H., Guibas L. J. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. *Advances in neural information processing systems*. 2017. 30. https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2017/hash/d8bf84be3800d12f74d8b05e9b89836f-Abstract.html.

100. Izonin I., Tkachenko R., Peleshko D., Rak T., Batyuk D. Learning-based image super-resolution using weight coefficients of synaptic connections. *Proceedings of the Xth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies. CSIT 2015*. Pp. 25-29. <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2015.7325423>.

101. Peleshko D., Rak T., Izonin, I. Image Superresolution via Divergence Matrix and Automatic Detection of Crossover. *I. J. Intelligent Systems and Applications*. 2016. 12. Pp. 1–8. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2016.12.01>.

102. Wang Z., Sun P., Wang C., Xu M., Liu J., Pan Shichao, Mao Y., Cheng Y. Deep learning-enhanced imaging in dynamic scattering media of smoke. *Optics & Laser Technology*. 2025. 184. 112445. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2025.112445>.
103. Cheng J., Quan W., Wang H., Zhang W. Development of a Compact Optical Visibility Detection System Based on Dual-Spectrum Modulation and Transmission–Scattering Fusion Model. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2025. 74. Pp. 1-13. <https://doi.org/10.1109/TIM.2025.3550220>.
104. Rusu R. B., Cousins S. 3D is here: Point Cloud Library (PCL). *Proceedings of 2011 IEEE international conference on robotics and automation, IEEE*. 2011. Pp. 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2011.5980567>.
105. Yan C., Bengtsson M. IDSOR: Intensity-and Distance-Aware Statistical Outlier Removal for Weather-Robust LiDAR Point Clouds. *ArXiv preprint*. 2026. arXiv:2602.05876. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2602.05876>.
106. Le M.-H., Cheng C.-H., Liu D.-G., Nguyen T.-T. An Adaptive Group of Density Outlier Removal Filter: Snow Particle Removal from LiDAR Data. *Electronics*, 2022. 11(19). 2993. <https://doi.org/10.3390/electronics11192993>.
107. Byun Y. S. Jeong R. G. High-Speed Outlier Removal Filter for LiDAR Sensor Point Cloud Data. *IEEE Access*. 2024. 12. Pp. 192467-192481. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3517750>.
108. Wani A. A. Comprehensive analysis of clustering algorithms: exploring limitations and innovative solutions. *Peer J. Computer science*. 2024/ 10, e2286. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2286>.
109. Okabe A., Boots B., Sugihara K., Chiu S. N. *Spatial Tessellations: Concepts and Applications of Voronoi Diagrams*. With a foreword by D.G. Kendall. Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2000. 696 p.
110. Hasan, M. K., Khapre S., Dhasarathan C., Islam S., Ahmed F. R. A., Ahmed T. E., Ghazal T. M. 3D Voronoi Diagram Division-Based Hybrid Weighted Regression Localization Algorithm. *Tsinghua Science and Technology*. 2025. 30(6). Pp. 1-24. <https://doi.org/10.26599/TST.2024.9010126>.

111. Alia A., Maree M., Chraibi M. Seyfried A. A novel Voronoi-based convolutional neural network framework for pushing person detection in crowd videos. *Complex & Intelligent Systems*. 2024. 10(4). Pp. 5005-5031. <https://doi.org/10.1007/s40747-024-01422-2>.

112. Chao L., He Y., Gu J., Xie D., Yang Y., Shen L., Liang H. Design of porous structure based on the Voronoi diagram and stress line for better stress shielding relief and permeability. *Journal of Materials Research and Technology*. 2023. 25. Pp. 1719-1734. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.05.282>.

113. Wang J., Wang R. Multi-UAV area coverage track planning based on the Voronoi graph and attention mechanism. *Applied sciences*. 2024. 14(17). 7844. <https://doi.org/10.3390/app14177844>.

114. Lazar E. A., Lu J., Rycroft C. H. Voronoi cell analysis: The shapes of particle systems. *American Journal of Physics*. 2022. 90(6). Pp. 469-480. <https://doi.org/10.1119/5.0087591>.

115. Duan X., Li L., Ge Y., Liu B. Exact Voronoi diagram for topographic spatial analysis. *GIScience & Remote Sensing*. 2023. 60(1). 2171703. <https://doi.org/10.1080/15481603.2023.2171703>.

116. Nirmala K., Saruladha K. Denoising Fundus Images of Diabetic Retinopathy Using Natural Neighborhood Kriging. In: Abraham, A., Bajaj, A., Gandhi, N., Madureira, A.M., Kahraman, C. (eds) *Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications. IBICA 2022. Lecture Notes in Networks and Systems*, 649. Springer, Cham, 2022. Pp. 893–903. https://doi.org/10.1007/978-3-031-27499-2_83.

117. Pan X., Hou F., Liu Z., Feng S., Lan R. Eofd-net: Edge optimization and feature denoising for weakly supervised deep nuclei segmentation with point annotations. In *ICASSP 2024-2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2024. Pp. 2180-2184. <https://doi.org/10.1109/ICASSP48485.2024.10448142>.

118. Lei M., Ma C., Ding M., Zhou Y., Huang Z., Xu J. TTVD: Towards a Geometric Framework for Test-Time Adaptation Based on Voronoi Diagram. In *The*

Thirteenth International Conference on Learning Representations. 2025. Pp. 1-23. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://openreview.net/forum?id=5sU32OCxgZ>.

119. Intel® RealSense™ LiDAR Camera L515. Datasheet. Intel Corporation, 2020. 24 P.

120. Intel® RealSense™ SDK 2.0 (v2.50.0). GitHub. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://github.com/realsenseai/librealsense/releases/tag/v2.50.0>.

121. Intel® RealSense™ SDK 2.0 (v2.53.1). GitHub. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://github.com/realsenseai/librealsense/releases/tag/v2.53.1>.

122. Класифікація та методи сканування лазерного датчика LiDAR. JTBYSield. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://ua.loshield.com/news/lidar-laser-sensor-classification-and-scanning-72411343.html>.

123. PCPNet. Learning Local Shape Properties from Raw Point Clouds. Smart Geometry Processing Group. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://geometry.cs.ucl.ac.uk/projects/2018/pcpnet/>.

124. PointCleanNet. GitHub. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://github.com/mrakotosaon/pointcleannet>.

ДОДАТКИ**Додаток А****Список публікацій здобувача за темою дисертації****Статті у міжнародних наукових виданнях і тих, що входять до міжнародних наукометричних баз (МНБ):**

1. **Kuzyk O.**, Prydatko O., Burak N., Kuzyk A. Improving the Streaming Image Quality with LiDAR. Proceedings of the 2nd International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry (Smartindustry'25). Conference. Lviv, Ukraine, April 03–05, 2025. CEUR Workshop Proceedings, 2025. Vol.3970. Pp. 286-294. <https://doi.org/10.5281/zenodo.20532260>. (0,5 д. а.) **Видання входить до МНБ – Scopus.** *Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення виявлення малих за розмірами предметів, отриманих за допомогою лідара, що полягає у повороті пристрою справа наліво на кут між двома послідовними променями в напрямку обертання та дає можливість сканування простору у проміжних областях та програмної генерації зображень з вищою роздільною здатністю та становить 0,28 друк. арк.*

Статті у наукових фахових виданнях України:

2. **Кузык О. А.**, Придатко О. В. Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності.* 2024. № 29. С. 44-53. <https://doi.org/10.32447/20784643.29.2024.05>. (0,7 д. а.) **Категорія Б.** *Особистий внесок автора полягає у аналізі та обґрунтуванні лідар-технологій для побудови зображень у задимленому просторі, що становить 0,4 друк. арк.*

3. **Кузык О. А.**, Придатко О. В. Покращення зображення з лідара у задимленому середовищі. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності.* 2024. № 30. С. 90-97. <https://doi.org/10.32447/20784643.30.2024.09>. (0,47 д. а.) **Категорія Б.**

Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення зображення у задимленому просторі на основі аналізу інформації послідовних зображень та його реалізації у вигляді прикладного програмного забезпечення, що становить 0,27 друк. арк.

4. **Кузик О. А.**, Кузик А. Д. Аналіз зображень, отриманих лазерним скануванням простору в умовах недостатньої видимості, з використанням діаграм Вороного. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності*. 2026. № 33. С. 137-149. <https://doi.org/10.32447/20784643.33.2026.12>. (0,8 д. а.) **Категорія Б.** *Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення зображення у задимленому просторі з використанням 3-D діаграм Вороного для виявлення груп точок, що належать об'єкту і його реалізації у вигляді прикладного програмного забезпечення, що становить 0,5 друк. арк.*

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

5. **Кузик О. А.**, Придатко О. В., Бурак Н. Є. Аналіз засобів та систем оптичного дослідження простору. *Інформаційна безпека та інформаційні технології: збірник тез доповідей IV Міжнародної науково-практичної конференції, ІБІТ 2022, Львів: ЛДУ БЖД, 30 листопада 2022*. С. 266-267. (0,12 д. а.) *Особистий внесок автора полягає у проведенні аналізу оптичних пристроїв для дослідження простору, що працюють у різних оптичних діапазонах та на різних фізичних принципах та становить 0,04 друк. арк.*

6. **Кузик О. А.** Чинники впливу на якість зображення, отриманого за допомогою лідара під час пошукових робіт. *Інформаційна безпека та інформаційні технології: збірник тез доповідей VI Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих учених, студентів і курсантів, Львів, ЛДУ БЖД, 30 листопада 2023*. С. 335-337. (0,18 д. а.)

7. **Кузик О. А.**, Бурак Н. Є. Оцінювання та покращення якості зображення, отриманого з лідара. *Проблеми та перспективи розвитку системи безпеки життєдіяльності: Зб. наук. праць XIX Міжнародної науково-*

практичної конференції молодих вчених, курсантів та студентів. Львів: ЛДУ БЖД, 2024. С. 558-561. (0,18 д. а.) Особистий внесок автора полягає у розробці методу покращення роздільної здатності зображення за допомогою лідара та становить 0,12 друк. арк.

8. Кузик А. Д., Придатко О. В., **Кузик О. А.** Обстеження лісових ділянок, пошкоджених внаслідок воєнних дій, з використанням безпілотних літальних апаратів. *Екологічна безпека в умовах війни : збірник тез доповідей V Міжнародної науково-практичної конференції, Львів: ЛДУ БЖД, 21 листопада 2024. С. 222-223. (0,12 д. а.) Особистий внесок автора полягає у розробці методу використання БПЛА для сканування простору в умовах недостатньої видимості і структурної схеми додаткового обладнання для обстеження лісів та становить 0,04 друк. арк.*

9. **Кузик О. А.**, Бурак Н. Є., Придатко О. В. Розпізнавання фрагментів зображення, отриманого з лідара, під час пошукових робіт. *Цивільний захист в умовах війни : збірник тез доповідей I Міжнародної науково-практичної конференції, Львів: ЛДУ БЖД, 17-18 квітня 2025. С. 212-214. (0,16 д. а.) Особистий внесок автора полягає у розробці методу розпізнавання зображення в умовах недостатньої видимості, що передбачає кластеризацію, аналізі найбільш доцільних методів кластеризації для роботи з лідаром та становить 0,06 друк. арк.*

Додаток Б. Відомості про апробацію результатів дисертації

1. IV Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційна безпека та інформаційні технології»

м. Львів, ЛДУБЖД 2022 р., форма участі – очна.

2. VI Всеукраїнська науково-практична конференція молодих учених, студентів і курсантів «Інформаційна безпека та інформаційні технології»

м. Львів, ЛДУБЖД 2023 р., форма участі – очна.

3. XIX Міжнародна науково-практична конференція молодих вчених, курсантів та студентів «Проблеми та перспективи розвитку системи безпеки життєдіяльності»,

м. Львів, ЛДУБЖД, 2024 р. Форма участі – очна.

4. V Міжнародна науково-практична конференція «Екологічна безпека в умовах війни»

м. Львів, ЛДУБЖД 2024 р., форма участі – очна.

5. I Міжнародна науково-практична конференція «Цивільний захист в умовах війни»

м. Львів, ЛДУБЖД 2025 р., форма участі, очна.

Додаток В. Акти впровадження результатів дисертації

В1. Акт впровадження результатів дисертаційного дослідження у діяльність 3 державного пожежно-рятувального загону ДСНС України у м. Києві

ЗАТВЕРДЖУЮ

Начальник 3 державного пожежно-рятувального загону Головного управління ДСНС України у м. Києві
підполковник служби цивільного захисту

Володимир ГРЕБЕНЮК

2026 р.



АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційного дослідження

здобувача третього (освітньо-наукового) рівня освіти із спеціальності 122 Комп'ютерні науки КУЗИКА Остапа Андрійовича на тему «Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі» під час розробки програмного забезпечення для ДСНС України

Цим актом засвідчується, що розроблені в рамках дисертаційного дослідження КУЗИКА Остапа Андрійовича методи покращення просторового зображення, отриманого з використанням активних оптичних систем в умовах задимлення та недостатньої видимості покладені в основу спеціалізованого програмного забезпечення, яке використовується для аналізу зображень під час пошуково-рятувальних операцій з використанням дистанційно керованих комплексів.

Запропоновані за результатами досліджень практичні рішення, зокрема метод сумування зображень та метод діаграм Вороного для усунення зашумлень, дають змогу збільшити кількість точок, які відображають навколишні об'єкти, що сприяє їх ідентифікації, будувати якісну 3D модель всередині та назовні будівель і споруд, оцінювати загрози для особового складу, масштаби руйнувань і ушкоджень конструкцій, виявляти небезпечні предмети та потерпілих в умовах погіршення видимості із застосуванням активних оптичних систем.

З урахуванням наведеного зазначаємо, що отримані у дисертації КУЗИКА Остапа Андрійовича на тему «Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі» результати мають практичне значення та рекомендовані для використання підрозділами ДСНС України під час розробки спеціалізованого програмного забезпечення для безпілотних та дистанційно керованих комплексів і систем.

Заступник начальника загону
з реагування на надзвичайні ситуації
3 ДПРЗ ГУ ДСНС України у м. Києві
майор служби цивільного захисту


Костянтин ДРАЧ

В2. Акт впровадження результатів дисертаційного дослідження в діяльність ТОВ «Механікал Арт Інновейшинз»



№12/05/26 від 12.05.2026 року

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ТОВ «Механікал Арт Інновейшинз»

 Дмітрієв С.В.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертації Кузика Остапа Андрійовича на тему
«Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації
для побудови зображень предметів у задимленому просторі»

Результати, отримані у дисертаційному дослідженні Кузика Остапа Андрійовича є актуальними та мають практичне значення для розробки програмного забезпечення інформаційних систем і комплексів, що мають у своїй структурі активні оптичні системи — лідари. Зокрема розроблений метод покращення зображення за наявності перешкод у вигляді пилу, диму, туману та інших подібних явищ з використанням сумування послідовних кадрів та подальшого цифрового фільтрування та кластеризації дає змогу збільшити якість побудови просторових зображень, покращити виявлення предметів та зменшити відсоток помилок у таких системах і комплексах.

Запропонована інформаційна технологія реалізована при розробці програмного коду для експериментального комплексу, що може використовуватися для орієнтування у приміщеннях із невідомим плануванням за умов відсутності освітлення, задимлення, будувати 3-D карту та предмети інтер'єру. За необхідності покращення зображення запускається запропонований алгоритм, результатом якого є зображення із зменшеним рівнем шумів та покращеною деталізацією.

Товариство з обмеженою відповідальністю
«Механікал Арт Інновейшинз»
Директор Дмітрієв Станіслав Владиславович


 Підпис М.П.

В2. Акт впровадження результатів дисертаційного дослідження в освітній процес Львівського державного університету безпеки життєдіяльності

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор університету із
навчально-методичної роботи
полковник служби цивільного
захисту



Олександр ПРИДАТКО

05 2026 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційного дослідження
здобувача третього (освітньо-наукового) рівня освіти
із спеціальності 122 Комп'ютерні науки
Кузика Остапа Андрійовича

на тему «Використання активних оптичних систем та технологій обробки
інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі»

Цим актом підтверджується, що впроваджені у Львівському державному університеті безпеки життєдіяльності результати дисертації Кузика Остапа Андрійовича на тему «Використання активних оптичних систем та технологій обробки інформації для побудови зображень предметів у задимленому просторі», використані у навчальному процесі під час викладання освітніх компонент «Інтелектуальний аналіз даних», «Візуалізація даних», «Інтелектуальні системи аналізу даних та підтримки прийняття рішень», «Організація роботи в непридатному для дихання середовищі» і «Пожежна тактика» для здобувачів першого (бакалаврського), другого (магістерського) та третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти спеціальностей 122 (F3) «Комп'ютерні науки», 263 (K10) «Цивільна безпека» і 261 (K8) Пожежна безпека.

Окремі наукові положення дисертаційного дослідження, зокрема методи аналізу даних лазерного сканування простору та їх обробка з метою покращення якості та розпізнавання зображень, увійшли в тематику та методичні матеріали відповідних навчальних курсів.

Начальник кафедри
пожежної тактики
та аварійно-рятувальних робіт
доктор філософії

Роман КОНАНЕЦЬ

Начальник кафедри
інформаційних технологій
та систем електронних комунікацій,
к.т.н., доцент

Назарій БУРАК

Додаток Г. Лістинг програмного коду

```
import os
import csv
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.cluster import DBSCAN
import pandas as pd

folder_path = './inputs/'

EPS = 4
MIN_SAMPLES = 8

def file_cluster_data(file_path):
    array = []

    with open(file_path, mode='r', newline='') as file:
        reader = csv.reader(file)
        for row_index, row in enumerate(reader):
            for col_index, cell in enumerate(row):
                if cell != '0':
                    cell_as_int = float(cell) * 100
                    item = [row_index, col_index, cell_as_int]
                    array.append(item)

    return array

def get_cluster(array):
    clusterData = pd.DataFrame(np.array(array), columns=['F1', 'F2', 'F3'])
    clustering = DBSCAN(eps=EPS, min_samples=MIN_SAMPLES).fit(clusterData)
    clusterData['clusts'] = clustering.labels_
```

```

filtered_df = clusterData.query('clusts != -1')
return filtered_df

data = pd.DataFrame(columns=['F1', 'F2', 'F3'])

for file_name in os.listdir(folder_path):
    if file_name.endswith('.csv'):
        file_path = os.path.join(folder_path, file_name)

        points = file_cluster_data(file_path)
        cluster = get_cluster(points)
        arr_trimmed = cluster.to_numpy()[:, :-1]

        if data.empty:
            data = pd.DataFrame(arr_trimmed, columns=['F1', 'F2', 'F3'])
        else:
            merged_df = pd.merge(
                data,
                pd.DataFrame(arr_trimmed, columns=['F1', 'F2', 'F3']),
                on=['F1', 'F2'],
                how='outer',
                suffixes=('_df1', '_df2'),
            )
            merged_df['F3'] = merged_df['F3_df1'].combine_first(merged_df['F3_df2'])
            print(f"Difference = {len(data) - len(merged_df)}")
            data = merged_df.drop(columns=['F3_df1', 'F3_df2'])

clustering = DBSCAN(eps=3, min_samples=MIN_SAMPLES, n_jobs=4).fit(data)
data['clusts'] = clustering.labels_

```

```

top_clusters = (
    data[data['clusts'] != -1]['clusts']
    .value_counts()
    .head(2)
    .index
)
plot_data = data[data['clusts'].isin(top_clusters)]

fig = plt.figure(figsize=(10, 8), dpi=100)
ax = plt.axes(projection='3d')
ax.scatter3D(plot_data['F1'], plot_data['F2'],
             plot_data['F3'], c=plot_data['clusts'])
plt.savefig('clustered.png')
plt.show()

print(plot_data.sort_values(by=['clusts']))

```

Додаток Д. Лістинг програмного коду

```

import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.spatial import Voronoi, ConvexHull
import os

filenames = ['182447_Depth_2041368.13599999994040.csv',
             '195147_Depth_56430.41800000000512.csv']
all_data_frames = {}

for fname in filenames:
    if not os.path.exists(fname): continue
    df = pd.read_csv(fname, header=None, sep=',', decimal='.', on_bad_lines='skip')
    stacked = df.stack().reset_index()
    stacked.columns = ['x', 'y', 'z']

```

```

stacked['z'] = pd.to_numeric(stacked['z'], errors='coerce')
valid_pts = stacked[stacked['z'] != 0].dropna().copy()
points = valid_pts[['x', 'y', 'z']].values
vor = Voronoi(points)
densities = []
for r_idx in vor.point_region:
    region = vor.regions[r_idx]
    if -1 not in region and len(region) > 0:
        try:
            vol = ConvexHull(vor.vertices[region]).volume
            densities.append(1.0 / vol)
        except: densities.append(np.nan)
    else: densities.append(np.nan)
valid_pts['log_density'] = np.log10(np.array(densities) + 1e-9)
all_data_frames[fname] = valid_pts.dropna(subset=['log_density'])
all_logs = pd.concat([df['log_density'] for df in all_data_frames.values()])
g_min = all_logs.min()
g_max = all_logs.max()
thresholds = np.linspace(g_min, g_max, 11)
comparison_stats = []
for fname, data in all_data_frames.items():
    total = len(data)
    for i in range(len(thresholds) - 1):
        low_t = thresholds[i]
        high_t = thresholds[i+1]
        count = len(data[(data['log_density'] >= low_t) & (data['log_density'] < high_t)])
        percent = (count / total) * 100
        comparison_stats.append({
            'File': fname,
            'Threshold From': round(low_t, 3),

```

```

        'Threshold To': round(high_t, 3),
        'Number of points': count,
        'Percent': round(percent, 2)
    })
stats_df = pd.DataFrame(comparison_stats)
stats_df.to_csv('absolute_comparison.csv', index=False, sep=';', encoding='utf-8-sig')

```

Додаток Е. Лістинг програмного коду

```

import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.spatial import Voronoi, ConvexHull
import plotly.express as px
import os

filenames = ['182447_Depth_2041368.13599999994040.csv',
             '195147_Depth_56430.41800000000512.csv']
output_dir = 'density_scale_analysis'
csv_report_name = "final_statistics.csv"
lower_percents = [0.01, 0.05, 0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.30, 0.35, 0.40]
upper_percents = [0.99, 0.95, 0.90, 0.85, 0.80, 0.75, 0.70, 0.65, 0.60]
if not os.path.exists(output_dir):
    os.makedirs(output_dir)
all_stats = []
try:
    for filename in filenames:
        if not os.path.exists(filename):
            print(f"File {filename} not found.")
            continue
        df = pd.read_csv(filename, header=None, sep=',', decimal='.',
on_bad_lines='skip')
        df.index.name = 'x'; df.columns.name = 'y'

```

```

stacked = df.stack().reset_index()
stacked.columns = ['x', 'y', 'z']
stacked['z'] = pd.to_numeric(stacked['z'], errors='coerce')
initial_data = stacked[stacked['z'] != 0].dropna(subset=['z']).copy()
total_non_empty = len(initial_data)
print(f"Processing {filename}...")
points = initial_data[['x', 'y', 'z']].values
vor = Voronoi(points)
densities = []
for region_idx in vor.point_region:
    region = vor.regions[region_idx]
    if -1 not in region and len(region) > 0:
        try:
            vol = ConvexHull(vor.vertices[region]).volume
            densities.append(1.0 / vol)
        except: densities.append(np.nan)
    else: densities.append(np.nan)
initial_data['density'] = densities
initial_data['log_density'] = np.log10(initial_data['density'] + 1e-9)
valid_data = initial_data.dropna(subset=['log_density']).copy()
total_valid = len(valid_data)
g_min, g_max = valid_data['log_density'].min(), valid_data['log_density'].max()
for lp in lower_percents:
    for up in upper_percents:
        low_threshold = valid_data['log_density'].quantile(lp)
        high_threshold = valid_data['log_density'].quantile(up)
        filtered_df = valid_data[
            (valid_data['log_density'] >= low_threshold) &
            (valid_data['log_density'] <= high_threshold)
        ]

```

```

n_points = len(filtered_df)
l_lab, u_lab = int(lp*100), int(up*100)
all_stats.append({
    'File': filename,
    'Total non-empty Z': total_non_empty,
    'Valid densities': total_valid,
    'Lower threshold %': l_lab,
    'Lower threshold val': round(low_threshold, 4),
    'Upper threshold %': u_lab,
    'Upper threshold val': round(high_threshold, 4),
    'Number of points': n_points
})
file_id = filename.replace('.csv', '')
out_name = f"{file_id}_L{l_lab}_U{u_lab}_pts{n_points}.html"
fig = px.scatter_3d(
    filtered_df, x='x', y='y', z='z',
    color='log_density', range_color=[g_min, g_max],
    color_continuous_scale='Turbo',
    title=f"{filename} | {l_lab}% - {u_lab}% | Points: {n_points}"
)
fig.update_traces(marker=dict(size=2))
fig.write_html(os.path.join(output_dir, out_name))
stats_df = pd.DataFrame(all_stats)
stats_df.to_csv(os.path.join(output_dir, csv_report_name), index=False, sep=';',
encoding='utf-8-sig')
except Exception as e:
    print(f"Error: {e}")

```

Додаток Є. Лістинг програмного коду

```
import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.spatial import Voronoi, ConvexHull, cKDTree
import plotly.express as px
import os

filenames = ['data_Depth_2310307.83499999996275.csv',
             'data_Depth_2310341.03300000028685.csv']
K_NEIGHBORS = 20
STD_MULTIPLIER = 2.0
VOR_QUANTILE = 0.05

H_STEP = 0.036
V_STEP = 0.039

all_results_stats = []
for fname in filenames:
    if not os.path.exists(fname):
        print(f"File {fname} not found.")
        continue

    df = pd.read_csv(fname, header=None, sep=',', decimal='.', on_bad_lines='skip')
    stacked = df.stack().reset_index()
    stacked.columns = ['h_idx', 'v_idx', 'dist']
    stacked['dist'] = pd.to_numeric(stacked['dist'], errors='coerce')

    data = stacked[stacked['dist'] > 0].dropna().copy()
```

```

h_mid = data['h_idx'].mean()
v_mid = data['v_idx'].mean()

azimuth = np.radians((data['h_idx'] - h_mid) * H_STEP)
elevation = np.radians((data['v_idx'] - v_mid) * V_STEP)
r = data['dist']

data['x'] = r * np.cos(elevation) * np.cos(azimuth)
data['y'] = r * np.cos(elevation) * np.sin(azimuth)
data['z'] = r * np.sin(elevation)

points = data[['x', 'y', 'z']].values

vor = Voronoi(points)
densities = []
for r_idx in vor.point_region:
    region = vor.regions[r_idx]
    if -1 not in region and len(region) > 0:
        try:
            vol = ConvexHull(vor.vertices[region]).volume
            densities.append(1.0 / vol)
        except: densities.append(np.nan)
    else: densities.append(np.nan)

data['vor_log_density'] = np.log10(np.array(densities) + 1e-9)
vor_thresh = data['vor_log_density'].quantile(VOR_QUANTILE)
data['is_vor_outlier'] = data['vor_log_density'] < vor_thresh

tree = cKDTree(points)
dists, _ = tree.query(points, k=K_NEIGHBORS + 1)

```

```

avg_dists = np.mean(dists[:, 1:], axis=1)
data['sor_avg_dist'] = avg_dists

sor_mean = np.mean(avg_dists)
sor_std = np.std(avg_dists)
sor_threshold = sor_mean + STD_MULTIPLIER * sor_std
data['is_sor_outlier'] = data['sor_avg_dist'] > sor_threshold

conditions = [
    (data['is_sor_outlier'] & data['is_vor_outlier']),
    (data['is_sor_outlier'] & ~data['is_vor_outlier']),
    (~data['is_sor_outlier'] & data['is_vor_outlier']),
    (~data['is_sor_outlier'] & ~data['is_vor_outlier'])
]
choices = ['Common outlier (NOISE)', 'SOR only', 'Voronoi only', 'Regular point']
data['Status'] = np.select(conditions, choices, default='Undefined')

corr = data['vor_log_density'].corr(-data['sor_avg_dist'])
all_results_stats.append({
    'File': fname,
    'Total_points': len(data),
    'SOR_outliers': data['is_sor_outlier'].sum(),
    'Voronoi_outliers': data['is_vor_outlier'].sum(),
    'Common_outliers': (data['Status'] == 'Common outlier (NOISE)').sum(),
    'Method_correlation': round(corr, 3)
})

fig = px.scatter_3d(
    data, x='x', y='y', z='z', color='Status',
    color_discrete_map={

```

```

    'Regular point': 'black',
    'SOR only': 'blue',
    'Voronoi only': 'orange',
    'Common outlier (NOISE)': 'red'
},
title=f"Centered analysis: {fname} (Corr: {round(corr,3)})",
opacity=0.6
)
fig.update_traces(marker=dict(size=1.5))

fig.update_layout(scene_aspectmode='data')

safe_name = fname.replace('.csv', "").replace('.', '_')
fig.write_html(f"centered_{safe_name}.html")
data.to_csv(f"analyzed_centered_{safe_name}.csv", sep=';', index=False)

stats_df = pd.DataFrame(all_results_stats)
stats_df.to_csv('final_comparison_report.csv', index=False, sep=';', encoding='utf-8-
sig')
print(stats_df)

```

Додаток Ж. Лістинг програмного коду

```

import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.spatial import Voronoi, ConvexHull
from scipy.cluster.vq import kmeans2
import plotly.express as px
import os

```

```

filenames = ['182447_Depth_2041368.13599999994040.csv',
'195147_Depth_56430.41800000000512.csv']
N_CLUSTERS = 150
KMEANS_QUANTILE = 0.01
VOR_QUANTILE = 0.01

H_STEP, V_STEP = 0.036, 0.039
all_stats = []

def get_voronoi_outliers(points):
    if len(points) < 4: return np.zeros(len(points), dtype=bool)
    vor = Voronoi(points)
    densities = []
    for r_idx in vor.point_region:
        region = vor.regions[r_idx]
        if -1 not in region and len(region) > 0:
            try:
                vol = ConvexHull(vor.vertices[region]).volume
                densities.append(1.0 / vol)
            except: densities.append(np.nan)
        else: densities.append(np.nan)
    densities = np.array(densities)
    densities[np.isnan(densities)] = np.nanmin(densities) if not
np.all(np.isnan(densities)) else 1e-9
    thresh = np.quantile(densities, VOR_QUANTILE)
    return densities < thresh

def get_kmeans_outliers(points):
    if len(points) < N_CLUSTERS: return np.zeros(len(points), dtype=bool)

```

```

_, labels = kmeans2(points, N_CLUSTERS, minit='points', iter=20,
missing='warn')
counts = pd.Series(labels).value_counts().to_dict()
sizes = np.array([counts.get(l, 0) for l in labels])
thresh = np.quantile(sizes, KMEANS_QUANTILE)
return sizes <= thresh

def run_cascade(points_array, file_id, mode_name, order=("Vor", "KM")):
    n_start = len(points_array)
    is_outlier = np.zeros(n_start, dtype=bool)

    step1_removed = 0

    if order[0] == "Vor":
        out1 = get_voronoi_outliers(points_array)
        is_outlier = out1
        step1_removed = out1.sum()
        remaining_idx = np.where(~is_outlier)[0]
        if len(remaining_idx) > 0:
            out2 = get_kmeans_outliers(points_array[remaining_idx])
            is_outlier[remaining_idx[out2]] = True
    else:
        out1 = get_kmeans_outliers(points_array)
        is_outlier = out1
        step1_removed = out1.sum()
        remaining_idx = np.where(~is_outlier)[0]
        if len(remaining_idx) > 0:
            out2 = get_voronoi_outliers(points_array[remaining_idx])
            is_outlier[remaining_idx[out2]] = True

```

```

df = pd.DataFrame(points_array, columns=['X', 'Y', 'Z'])
df['Status'] = np.where(is_outlier, 'Removed', 'Normal point')

n_final = (~is_outlier).sum()
total_removed = is_outlier.sum()

stats = {
    'File': file_id,
    'Configuration': f"{mode_name} ({order[0]}->{order[1]})",
    'Initial_Count': n_start,
    'Removed_Step_1': step1_removed,
    'Removed_Step_2': total_removed - step1_removed,
    'Total_Removed': total_removed,
    'Remaining': n_final
}

fig = px.scatter_3d(df, x='X', y='Y', z='Z', color='Status',
                   color_discrete_map={'Normal point': 'black', 'Removed': 'red'},
                   title=f"{file_id} | {mode_name} | {order[0]} -> {order[1]}")
fig.update_traces(marker=dict(size=1.5))
fig.update_layout(scene_aspectmode='data' if "Sph" in mode_name else 'cube')

save_name =
f"plot_{mode_name}_{order[0]}_{order[1]}_{file_id.replace('.csv','')}.html"
fig.write_html(save_name)

return stats

for fname in filenames:
    if not os.path.exists(fname): continue

```

```

print(f"Analyzing order effect for {fname}...")
df_raw = pd.read_csv(fname, header=None, sep=',', decimal='.',
on_bad_lines='skip')
stacked = df_raw.stack().reset_index()
stacked.columns = ['h_idx', 'v_idx', 'dist']
data = stacked[stacked['dist'] > 0].dropna().copy()

h_mid, v_mid = data['h_idx'].mean(), data['v_idx'].mean()
az = np.radians((data['h_idx'] - h_mid) * H_STEP)
el = np.radians((data['v_idx'] - v_mid) * V_STEP)
r = data['dist']
pts_sph = np.column_stack([r*np.cos(el)*np.cos(az), r*np.cos(el)*np.sin(az),
r*np.sin(el)])

pts_raw = data[['h_idx', 'v_idx', 'dist']].values.astype(float)

all_stats.append(run_cascade(pts_sph, fname, "Sph", ("Vor", "KM")))
all_stats.append(run_cascade(pts_sph, fname, "Sph", ("KM", "Vor")))
all_stats.append(run_cascade(pts_raw, fname, "Raw", ("Vor", "KM")))
all_stats.append(run_cascade(pts_raw, fname, "Raw", ("KM", "Vor")))

df_stats = pd.DataFrame(all_stats)
print("\n" + "="*50)
print("COMPARISON TABLE FOR CASCADE FILTERING")
print("="*50)
print(df_stats.to_string(index=False))
df_stats.to_csv('cascade_analysis_report.csv', index=False, sep=',', encoding='utf-8-
sig')

```

Додаток 3. Лістинг програмного коду

```

import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.spatial import Voronoi, ConvexHull, cKDTree
import plotly.express as px
import os

filenames = ['182447_Depth_2041368.13599999994040.csv',
'195147_Depth_56430.41800000000512.csv']

VOR_QUANTILE = 0.01
KNN_K = 20
KNN_STD_MULT = 2.0
DBSCAN_MIN_PTS = 5
H_STEP, V_STEP = 0.036, 0.039
all_stats = []
CURRENT_EPS = 5.0
def get_voronoi_outliers(points):
    if len(points) < 4: return np.zeros(len(points), dtype=bool)
    vor = Voronoi(points)
    densities = []
    for r_idx in vor.point_region:
        region = vor.regions[r_idx]
        if -1 not in region and len(region) > 0:
            try:
                vol = ConvexHull(vor.vertices[region]).volume
                densities.append(1.0 / vol)
            except: densities.append(np.nan)
        else: densities.append(np.nan)
    densities = np.array(densities)
    densities[np.isnan(densities)] = np.nanmin(densities) if not
np.all(np.isnan(densities)) else 1e-9

```

```

    return densities < np.quantile(densities, VOR_QUANTILE)
def get_knn_outliers(points):
    tree = cKDTree(points)
    dists, _ = tree.query(points, k=KNN_K + 1)
    avg_dists = np.mean(dists[:, 1:], axis=1)
    thresh = np.mean(avg_dists) + KNN_STD_MULT * np.std(avg_dists)
    return avg_dists > thresh
def get_dbscan_outliers(points):
    tree = cKDTree(points)
    counts = tree.query_ball_point(points, r=CURRENT_EPS, return_length=True)
    return np.array(counts) < DBSCAN_MIN_PTS
def run_cascade(points_array, file_id, mode_name, order):
    n_start = len(points_array)
    is_outlier = np.zeros(n_start, dtype=bool)
    step_details = []
    for method_name in order:
        active_idx = np.where(~is_outlier)[0]
        if len(active_idx) < 10: break
        subset = points_array[active_idx]
        if method_name == "Voronoi":
            out = get_voronoi_outliers(subset)
        elif method_name == "kNN":
            out = get_knn_outliers(subset)
        elif method_name == "DBSCAN":
            out = get_dbscan_outliers(subset)
        new_outliers_global = active_idx[out]
        is_outlier[new_outliers_global] = True
        step_details.append(len(new_outliers_global))
    stats = {
        'File': file_id,

```

```

'Coordinates': mode_name,
'Methods': " -> ".join(order),
'EPS': CURRENT_EPS,
'Initial': n_start,
'Step_1_removed': step_details[0] if len(step_details) > 0 else 0,
'Step_2_removed': step_details[1] if len(step_details) > 1 else 0,
'Step_3_removed': step_details[2] if len(step_details) > 2 else 0,
'Total_removed': is_outlier.sum(),
'Remaining': (~is_outlier).sum()
}
df = pd.DataFrame(points_array, columns=['X', 'Y', 'Z'])
df['Status'] = np.where(is_outlier, 'Noise', 'Normal point')
fig = px.scatter_3d(df, x='X', y='Y', z='Z', color='Status',
                    color_discrete_map={'Normal point': 'black', 'Noise': 'red'},
                    title=f"{file_id} | {mode_name} | {' -> '.join(order)}
(EPS={CURRENT_EPS})")
fig.update_traces(marker=dict(size=1.2))
fig.update_layout(scene_aspectmode='data' if mode_name == "Spherical" else
'cube')
f_name = f"plot_{mode_name}_{'.'.join(order)}_{file_id.replace('.csv','')}.html"
fig.write_html(f_name)
return stats

scenarios = [["DBSCAN"], ["Voronoi", "kNN", "DBSCAN"], ["kNN", "Voronoi",
"DBSCAN"]]
for fname in filenames:
    if not os.path.exists(fname): continue
    df_raw = pd.read_csv(fname, header=None, sep=',', decimal='.',
on_bad_lines='skip')
    stacked = df_raw.stack().reset_index()
    stacked.columns = ['h_idx', 'v_idx', 'dist']

```

```

data = stacked[stacked['dist'] > 0].dropna().copy()
h_mid, v_mid = data['h_idx'].mean(), data['v_idx'].mean()
az = np.radians((data['h_idx'] - h_mid) * H_STEP)
el = np.radians((data['v_idx'] - v_mid) * V_STEP)
pts_sph = np.column_stack([data['dist']*np.cos(el)*np.cos(az),
                           data['dist']*np.cos(el)*np.sin(az),
                           data['dist']*np.sin(el)])
pts_raw = data[['h_idx', 'v_idx', 'dist']].values.astype(float)
for sc in scenarios:
    CURRENT_EPS = 0.5
    all_stats.append(run_cascade(pts_sph, fname, "Spherical", sc))
    CURRENT_EPS = 5.0
    all_stats.append(run_cascade(pts_raw, fname, "Raw", sc))
df_stats = pd.DataFrame(all_stats)
output_name = 'adaptive_dbscan_report.csv'
try:
    df_stats.to_csv(output_name, index=False, sep=';', encoding='utf-8-sig')
except PermissionError:
    import time
    timestamp = time.strftime("%H%M%S")
    new_name = f'adaptive_dbscan_report_{timestamp}.csv'
    df_stats.to_csv(new_name, index=False, sep=';', encoding='utf-8-sig')

```