

DOI: 10.20535/1970.71(1).2026.361928

УДК 004.62:004.94

МОДЕЛЮВАННЯ АЛГОРИТМІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ДАНИХ ЛАЗЕРНОГО СКАНУВАННЯ

Цибульник С. О., Шелемаха В. В.

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна

E-mail: tsybulnik.s.a@gmail.com

Сучасна концепція розвитку агропромислового комплексу базується на впровадженні високоточних автономних роботизованих систем, які здатні здійснювати прецизійний моніторинг багаторічних насаджень. Ключовим завданням у цьому контексті є створення цифрових двійників садів з інтенсивною рослинністю у реальному часі. Технологія лазерного сканування забезпечує отримання цільних тривимірних хмар точок, проте складність архітектури крон дерев, наявність технічних конструкцій та оклюзії створюють значні перешкоди для автоматизованої інтерпретації вимірних даних. Необхідність розроблення робастних математичних моделей для семантичної сегментації у таких середовищах формує актуальність даної роботи. Метою дослідження є моделювання алгоритмічної основи для класифікації структурних елементів саду за даними лазерного сканування. Методологічну основу роботи складає поєднання методів RANSAC (Random Sample Consensus) для робастного відокремлення площини земної поверхні від цільових об'єктів та DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) для семантичного групування вегетативної маси та ідентифікації вертикальних структур. Для експериментальної перевірки роботи алгоритмів використано відкритий багатосценний набір даних HOPS, що містить хмари точок (500 000 і більше у межах кожної сцени) інтенсивного яблуневого саду з високим рівнем геометричної складності. Математичні моделі реалізовано мовою Python 3.10 із використанням спеціалізованих бібліотек Open3D та NumPy. Виявлено критичні зони деградації точності, які пов'язані з морфологічною подібністю вертикальних гілок до бетонних опор та впливом лазерних оклюзій. Результати моделювання дозволяють генерувати високоточні карти густини листової поверхні та глибини крони.

Ключові слова: LiDAR, хмара точок, класифікація об'єктів, RANSAC, DBSCAN.

Вступ

Початок четвертої промислової революції та стрімка інтеграція інтелектуальних автоматизованих систем у аграрний сектор стали одними з основних чинників [1], які призвели до трансформації традиційних методів моніторингу біологічних об'єктів. Реалізація сучасних концепцій автоматизації та прецизійного садівництва базується на створенні, наприклад, високоточних цифрових двійників сільськогосподарських біосистем. Саме завдяки використанню подібних цифрових моделей забезпечується автономність роботизованих систем. Ефективність цих систем безпосередньо залежить від здатності підсистем технічного зору виконувати класифікацію об'єктів у хаотичному середовищі, де ключовими викликами [2] залишаються мінливе природне освітлення та висока щільність елементів біологічних об'єктів (листя, бур'ян, трава, гілки тощо), а також від впровадження надійних алгоритмів інтерпретації великих даних у реальному часі [3]. Через необхідність забезпечення продовольчої стабільності, особливо значення набуває автоматизоване визначення плодів на основі аналізу їхнього взаємного розташування та складних структурних зв'язків.

Для отримання необхідної просторової інформації у таких системах найчастіше [1, 3] застосовуються LiDAR-технології (англ. Light Detection and Ranging), оскільки вони забезпечують високу роздільну здатність та інваріантність до умов освітленості порівняно з пасивними оптичними сенсорами. Використання LiDAR у садових екосистемах забезпечує точність картографування до кількох сантиметрів [1, 4], що є недосяжним для стандартних GNSS-систем (англ. Global Navigation Satellite System) під густим покривом дерев. На відміну від пасивних оптичних сенсорів, LiDAR забезпечує високу щільність хмари точок та майже повну незалежність від умов природного освітлення [5], що є важливим фактором стабільної роботи автономних платформ протягом усієї доби. Однак процес практичного використання LiDAR-систем неминуче супроводжується накопиченням розріджених хмар точок, які характеризуються значним обсягом надлишкової інформації, високим рівнем шуму та наявністю великої кількості грубих помилок вимірювань – викидів.

Однією з основних причин появи викидів у таких даних є багатократне відбиття

вимірювального променя від дрібних об'єктів, таких як пил або листя [5]. Традиційні методи апроксимації даних можуть бути неспроможними забезпечити стійкість математичних моделей при опрацюванні таких специфічних хмар точок за наявності динамічних шумів. Навіть невелика кількість аномальних значень у наборі даних може призвести, наприклад, до хибної орієнтації площини ґрунту, що критично впливає на всі подальші етапи сегментації та класифікації об'єктів [6 – 8]. Для забезпечення стійкості до аномальних значень у таких умовах найчастіше застосовується алгоритм RANSAC (Random Sample Consensus), який був вперше детально обґрунтований в науковій роботі [9]. Його використання для обробки LiDAR-даних дозволяє ефективно відокремлювати цільові об'єкти навіть у зашумленому середовищі садів, де стандартні методи часто виявляються малоефективними. Крім того, поєднання RANSAC із сучасними методами глибокого навчання (наприклад, архітектурами PointNeXt [10] або Сапору3D-Net [11]) дозволяє не лише фільтрувати шуми, а й виконувати сегментацію об'єктів у режимі реального часу.

Незважаючи на значні успіхи в галузі комп'ютерного зору, питання надійного розрізнення біологічних (стовбури, пагони, листя, тощо) та технічних (опорні стовпи, дроти, тощо) структур у садах із щільним розміщенням дерев залишається актуальною науковою проблемою через їх інтенсивну динаміку.

Постановка задачі

У зв'язку з необхідністю підвищення рівня автоматизації, роботизації та цифровізації аграрного сектору, особливої актуальності набуває розроблення методів точної ідентифікації об'єктів у сильно зашумленому та динамічному середовищі. Реалізація запропонованого набору алгоритмів дасть змогу створити достовірні тривимірні карти, що дозволять мінімізувати похибки у функціонуванні систем, наприклад, прецизійного обприскування та механічної обрізки. Для забезпечення стабільної роботи автономних агроплатформ у складних польових умовах необхідно провести аналіз геометричної анізотропії хмар точок, а отримані результати сформують надійний математичний фундамент для прийняття рішень у системах інтелектуального керування роботизованими комплексами.

З огляду на це, метою роботи є математичне моделювання алгоритмів семантичної сегментації та подальшої класифікації структурних елементів саду, зокрема стовбурів дерев, дротів шпалери, опорних стовпів та вегетативної маси, на основі даних лазерного сканування для підвищення навігаційної точності та ефективності роботизованих засобів.

Матеріали та методи дослідження

Для реалізації та верифікації запропонованих алгоритмічних рішень у межах даної наукової роботи було використано відкритий багатосенсорний набір даних HOPS (High-resolution Orchard Point cloud Dataset) [12, 13]. Дані були зібрані на базі дослідницької станції кампусу Klein-Altendorf поблизу міста Бонн, Німеччина. Вибір цього набору даних зумовлений його високою репрезентативністю для умов інтенсивного садівництва та наявністю еталонних анотацій для задач сегментації складних біологічних об'єктів та структур.

Набір даних HOPS містить результати вимірювань, отриманих за допомогою трьох принципово різних типів датчиків (сенсорів), що дозволяє оцінювати роботу алгоритмів класифікації в умовах різної щільності та точності вхідних даних. Набір даних включає хмари точок, сформовані методами наземного лазерного сканування (англ. Terrestrial Laser Scanning, TLS), мобільного лазерного сканування (англ. Mobile Laser Scanning, MLS) та фотограмметричної реконструкції (англ. Structure from Motion, SfM) з повітряних та наземних платформ. Структуру обраного набору даних спеціально розроблено для вирішення прикладних задач аграрної робототехніки, зокрема для точної ідентифікації стовбурів дерев, дротів шпалер та опорних елементів у садах із високою щільністю насаджень.

Принцип роботи LiDAR полягає у випромінюванні лазерних імпульсів у навколишній простір та реєстрації часових затримок їхнього повернення після взаємодії з поверхнями об'єктів. Обчислення дистанції d до кожної точки p_i здійснюється за часом прольоту імпульсу:

$$d = c * \Delta t / 2,$$

де c – швидкість світла; Δt – час між випромінюванням та прийомом сигналу.

Така фізична природа вимірювань дозволяє формувати тривимірні моделі сцени, де кожна точка, окрім геометричних координат, несе додаткову інформацію про просторову конфігурацію об'єкта. У контексті інтенсивного саду це забезпечує можливість детального аналізу структури крони, виявлення скелетних гілок та виокремлення біологічних об'єктів та структур від технічних компонентів садової інфраструктури.

Використання багатосенсорного набору даних HOPS дозволить провести комплексне моделювання алгоритмів у середовищах із різним рівнем перекриття об'єктів (оклюзій) та шуму. Поєднання лазерного сканування високої точності з фотограмметричними реконструкціями дозволяє забезпечити необхідну варіативність для тестування алгоритмів кластеризації та апроксимації площин. Така багатосенсорна основа є критично важливою для вдосконалення алгоритмів комп'ютерного зору, орієнтованих на роботу в динамічних та слабо структурованих умовах сучасного агро-

промислового комплексу.

Як було зазначено вище, основою для моделювання алгоритмів класифікації є дискретне представлення тривимірного простору у вигляді хмари точок $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, де кожна точка p_i визначається вектором координат (x, y, z) у декартовій системі та додатковим вектором ознак, що включає інтенсивність відбиття лазерного імпульсу I . Для умов інтенсивного садівництва щільність точок на одиницю площі об'єкта є нерівномірною через ефекти перекриття об'єктів та зміну кута падіння променя, що потребує впровадження методів нормалізації та попередньої фільтрації [5]. Саме тому для проведення первинної обробки подібного набору даних рекомендовано [14] включити етап просторового проріджування з використанням методу воксельної фільтрації (англ. Voxel Grid Filter). Такий підхід дозволяє зберегти топологічну структуру об'єктів (стовбурів, гілок тощо), одночасно зменшуючи обчислювальну складність алгоритмів кластеризації, що є критично важливим для систем, які функціонують у реальному часі. Розмір вокселя варто обирати виходячи з мінімального діаметра цільових об'єктів – дротів шпалери, щоб запобігти втраті лінійної зв'язності цих елементів у хмарі точок.

Наступний етап обробки просторових даних полягає у семантичній сегментації точок ґрунту. Проте при вирішенні задач автоматизованої сегментації у сільськогосподарському середовищі ключовою проблемою є наявність значної кількості аномальних значень [8, 15]. Традиційні методи, такі як метод найменших квадратів, демонструють [15] низьку стійкість до специфічних шумів саду – відбиття від трави, залишків вегетації та пилу. Навіть невелика кількість таких викидів здатна суттєво викривити орієнтацію площини ґрунту, що є критичним, оскільки рівень поверхні слугує базовою відміткою для виділення стовбурів та розрахунку параметрів крони [6].

Для оцінки параметрів математичної моделі з набору даних, що містить значну кількість викидів використовується алгоритм RANSAC, або метод випадкової вибіркової узгодженості. Він є фундаментальним [9] ітераційним інструментом у сфері комп'ютерного зору та обробки 3D-даних, тому в даній роботі слугує основою, яка потрібна для формування еталонних значень для порівняння в майбутніх наукових дослідженнях алгоритмів сегментації. Основна ідея RANSAC полягає в тому, що замість використання всіх доступних даних для побудови моделі (як це робить метод найменших квадратів, чутливий до помилок), алгоритм покладається на мінімальний набір випадково вибраних точок, які з високою ймовірністю можуть бути «інлаєрами» – точками, що відповідають реальній моделі. Це є основною перевагою та причиною його вибору у даному

дослідженні за основу.

Водночас використання RANSAC пов'язане з низкою суттєвих недоліків, серед яких найбільш критичним є висока обчислювальна складність, зумовлена ітераційною природою алгоритму. На практиці [15] це призводить до значних затримок у системах реального часу, оскільки час обробки великих масивів даних може бути значно довшим порівняно з методом найменших квадратів або простим зважуванням. Іншим важливим обмеженням є чутливість до щільності точок: використання фіксованих порогів відстані робить алгоритм менш гнучким при значних варіаціях діаметра гілок або зміні швидкості руху роботизованої платформи, яка проводить сканування [16]. Крім того, ефективність методу суттєво деградує в умовах сильної оклюзії, коли фактична хмара точок перестає відповідати жорстким геометричним припущенням (наприклад, коли плоди через затінення гілками не виглядають як ідеальні сфери), що веде до помилок у визначенні моделей.

Через ці обмеження в подібних задачах RANSAC може поступатися за точністю та адаптивністю методам кластеризації на основі густини або підходам глибокого навчання. Саме тому у межах даної роботи метод випадкової вибіркової узгодженості використовувався тільки в задачах семантичної сегментації ґрунту. Натомість алгоритм DBSCAN базується на аналізі локальної щільності точок, що дозволяє ідентифікувати об'єкти довільної геометричної форми – від лінійних дротів шпалери до широких крон дерев. Здатність алгоритму автоматично маркувати розріджені точки як шум є важливою для очищення даних від залишкових завад датчика та дрібних часток, що не входять до основних структурних елементів саду [8].

Загальний принцип роботи алгоритму базується на ідеї, що кластери є областями високої щільності точок у просторі, які розділені областями низької щільності, що представляють шум або порожнечі. Для формалізації поняття «щільності» алгоритм покладається на два ключові параметри [8, 15]: радіус околиці точки та мінімальну кількість точок, необхідних для формування кластера. Кожна точка в наборі даних класифікується як основна, якщо в межах радіуса є навколо неї знаходиться певна кількість інших точок. Якщо точка сама не є основною, але знаходиться в околиці основної точки, вона вважається граничною. Усі інші точки, які не відповідають цим критеріям, позначаються як шум і ігноруються при подальшій побудові структури об'єкта.

Головною перевагою алгоритму є його незалежність від прив'язки до геометричної форми, що дозволяє йому успішно працювати з об'єктами, форма яких заздалегідь невідома або сильно викривлена зовнішніми чинниками. На відміну від методів підгонки моделей, таких як

RANSAC або метод найменших квадратів, які припускають, що цільовий об'єкт є ідеальною сферою або циліндром, DBSCAN адаптується до фактичної локальної щільності точок, що робить його надійнішим в умовах сильної оклюзії, коли LiDAR фіксує лише фрагменти поверхні. Це забезпечує виняткову стійкість до шуму [15], оскільки алгоритм здатний ідентифікувати та виключати ізольовані аномальні точки (артефакти), не дозволяючи їм впливати на оцінку центру об'єкта. Окрім того, DBSCAN не вимагає від користувача попереднього визначення кількості кластерів, що є важливим фактором [16] у динамічних середовищах садів, де кількість плодів або стовбурів у полі зору датчика постійно змінюється. Це робить його універсальним інструментом для сегментації складних структур, таких як лісові масиви чи міські ландшафти, де, наприклад, евклідові методи можуть давати збої через переплетення об'єктів.

Проте ефективність DBSCAN суттєво обмежена [16] його високою чутливістю до вибору параметрів, оскільки навіть незначні їх зміни можуть призвести до повного перегляду структури кластерів. Процес ручного налаштування параметрів є надзвичайно трудомістким і часто специфічним для кожного окремого набору даних, що ускладнює створення універсальних автономних систем.

Ще одним серйозним недоліком є нездатність класичного DBSCAN ефективно обробляти дані з варіативною щільністю, що є типовим для LiDAR-сканування, де щільність точок стрімко падає зі збільшенням відстані від сенсора або підвищенням швидкості руху платформи [1]. Це може призводити до того, що тонкі ієрархічні структури, такі як дрібні гілки або пагони, будуть помилково класифіковані як шум через їхню природну розрідженість порівняно зі стовбуром.

Також варто враховувати обчислювальну складність при роботі з гігантськими масивами точок [17]: хоча DBSCAN швидший за RANSAC,

обробка мільйонів точок у реальному часі все одно вимагає значних ресурсів пам'яті та центрального процесора, що може створювати затримки в системах автономної навігації на високих швидкостях.

Результати та їх обговорення

Для моделювання розглянутих алгоритмів було обрано мову програмування Python 3.10, яка є стандартом у галузі аналізу даних та машинного зору завдяки своїй гнучкості та наявності потужних бібліотек для обробки просторової інформації. Ключовим інструментом у даному дослідженні виступає бібліотека Open3D – сучасне рішення з відкритим вихідним кодом, що пропонує високоєфективні структури даних та алгоритми для роботи з тривимірними хмарами точок.

Вибір Open3D зумовлений її архітектурною особливістю: критичні обчислювальні вузли (зокрема, пошук найближчих сусідів та ітераційні цикли RANSAC) реалізовані мовою C++, що забезпечує високу швидкість обробки даних, тоді як Python-інтерфейс дозволяє гнучко керувати параметрами моделювання. Це критично важливо [14] для систем, які функціонують у реальному часі на бортових комп'ютерах роботів.

Взаємодія між структурами даних організована через об'єкт класу `open3d.geometry.PointCloud`. Завантажена хмара точок (рис. 1) перетворюється у внутрішній формат бібліотеки, що дозволяє застосовувати методи векторизованої обробки з бібліотеки NumPy для попередньої нормалізації координат перед запуском основного алгоритму сегментації. Незважаючи на робастність, метод RANSAC вимагає значних обчислювальних ресурсів, тому ефективність його роботи на Python підвищується шляхом попереднього проріджування даних за допомогою вексельної фільтрації (метод `voxel_down_sample()`). Це забезпечує стабільну частоту оновлення даних, необхідну для автономної навігації роботизованих комплексів у динамічному середовищі саду.

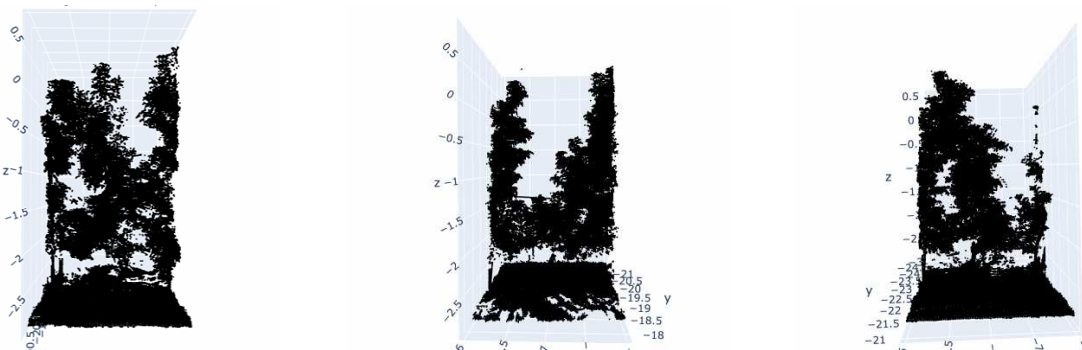


Рис. 1. Приклади сцен (хмар точок) без будь-якої обробки

У межах даного дослідження ґрунт моделювався як площина $a \cdot x + b \cdot y + c \cdot z + d = 0$. Процес сегментації було реалізовано шляхом використання методу `segment_plane()`, який інтегрований у

бібліотеку Open3D. Даний метод автоматизує ітераційне повторення наступних кроків:

1) З масиву $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ внутрішніми засобами Open3D обираються 3 точки для побудо-

ви площини.

2) Для кожної точки p_i обчислюється відстань до площини. Точка вважається «інлаєром», якщо відстань не перевищує поріг *distance_threshold*. Для умов інтенсивного саду оптимальним [14] є поріг у межах 0.05–0.1 м, що дозволяє нівелювати мікрорельєф, не зачіпаючи при цьому нижню частину вегетації.

3) Параметр *ransac_n* визначає кількість точок для ініціалізації моделі, а *num_iterations* задає кількість ітерацій.

Кількість ітерацій k обчислюється на основі ймовірності знаходження чистої вибірки. У складних садових умовах, де частка точок ґрунту може бути низькою через щільне листя, є необхідним адаптивне збільшення параметру *num_iterations* для гарантування достовірності моделі [15]. Математично це можна виразити наступним чином:

$$k = \frac{\ln(1-p)}{\ln(1-\omega^n)},$$

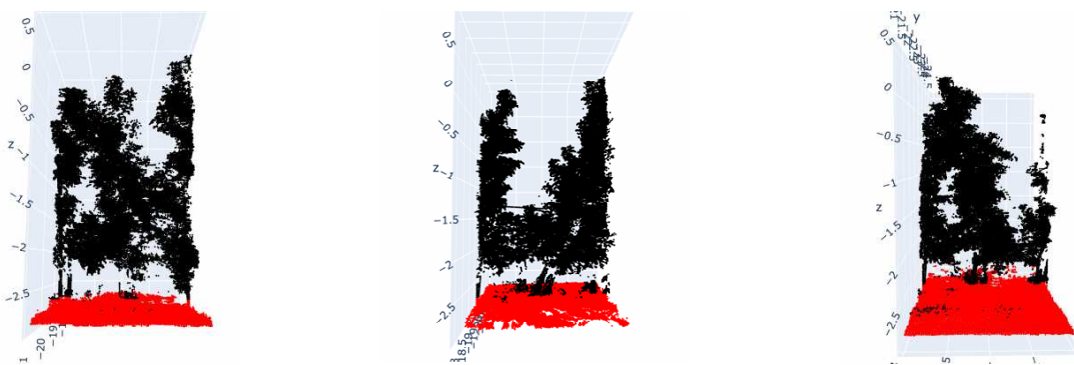


Рис. 2. Приклади сцен (хмар точок) з результатами роботи алгоритму RANSAC

Після виділення кластеру цільових об'єктів можна приступати до їх подальшої сегментації та класифікації за допомогою методу кластеризації на основі густини. Математична логіка DBSCAN визначається двома основними гіперпараметрами:

1) Радіус околиці *epsilon*, у межах якої проводиться пошук сусідніх точок.

2) Мінімальна кількість точок *min_pts*, необхідна для формування щільного ядра кластера.

Процес ідентифікації об'єктів базувався на класифікації кожної точки $p \in P$ на три типи:

1) Core points (точки ядра) – точки, які мають щонайменше *min_pts* сусідів у радіусі *epsilon*.

2) Border points (граничні точки) – точки, які мають менше ніж *min_pts* сусідів, але знаходяться в радіусі *epsilon* від точки ядра.

3) Noise points (шум) – точки, які не задовольняють жодну з вищезгаданих умов.

Для визначення стовбурів дерев та опорних конструкцій параметри *epsilon* та *min_pts* повинні бути адаптовані до щільності хмари точок, яка деградує з відстанню. Надмірна величина *epsilon* може призвести до хибного злиття близько розташованих крон сусідніх дерев у єдиний кластер, що

де ω – частка точок ґрунту, яка змінюється залежно від фази вегетації.

Використання Python дозволяє динамічно змінювати цей параметр у процесі сканування, адаптуючись до зміни щільності вегетативного покриву.

Після успішної ідентифікації площини ґрунту (рис. 2) за допомогою методу *segment_plane()*, Open3D повертає вектор параметрів [a, b, c, d] та індекси точок, що належать до площини. Як було вказано раніше, це є обов'язковим попереднім кроком для подальшої сегментації стовбурів та дротів шпалери. За отриманими індексами здійснюється розділення хмари точок на дві підмножини: *inlier_cloud* (ґрунт) та *outlier_cloud* (цільові об'єкти). Таке логічне розділення на рівні об'єктів мови програмування Python дозволяє ефективно очистити дані від надлишкової інформації, зменшуючи кумулятивну похибку при побудові подальших цифрових карт.

критично [5] впливає на навігаційну точність роботизованих платформ.

У даній роботі алгоритм DBSCAN реалізовано засобами бібліотеки Open3D, яка пропонує оптимізований метод *cluster_dbscan()*. Використання мови Python 3.10 дозволяє гнучко інтегрувати цей етап у загальний процес обробки даних, де входом для методу є хмара точок, очищена від ґрунту (*outlier_cloud* після використання RANSAC). Метод *cluster_dbscan()* у Open3D використовує ефективні просторові структури (KD-Tree) для прискорення пошуку найближчих сусідів, що забезпечує високу продуктивність при опрацюванні наявних масивів понад 10^5 точок. У результаті роботи даного методу було отримано вектор цілих чисел, де кожній точці присвоєно порядковий номер кластера. При цьому значення -1 вказує на шум, що дозволило провести автоматичну фільтрацію на програмному рівні. Такий відбір точок [14] дозволив сформувати «чисті» об'єкти для подальшого аналізу геометричної анізотропії та їх класифікації.

Після проведення кластеризації для кожного виділеного об'єкта було проведено аналіз за про-

сторовими ознаками (рис. 3). Стовбури дерев та опорні стовпи шпалери формують вертикально орієнтовані кластери з високою щільністю в нижній частині штамба. У роботі застосовується логіка фільтрації, за якою кластери з шириною по осі $x > 15$ см класифікуються як стовбури, а менші – як технічні опори.

Для визначення дротів шпалери, які характеризуються низькою щільністю точок у LiDAR-даних, застосовувався каскадний підхід: перший запуск DBSCAN з великим ϵ для видалення масивних об'єктів, і другий запуск з меншими параметрами для ізоляції довгих лінійних структур.

Проведено випробування на 13 різних хмарах точок обсягом від 795 090 до 1 036 087 точок, які демонструють (табл. 1) високу стабільність алгоритмів, де середня точність класифікації стовбурів дерев складає 84,38 %, а опорних жердин – 84,10 %. Найвищі та найбільш стабільні результати зафіксовано для класу «листя», де середня точність сягає 91,79 %, що підтверджує надійність використання щільнісного аналізу DBSCAN для відокремлення біомаси від структурних елементів.

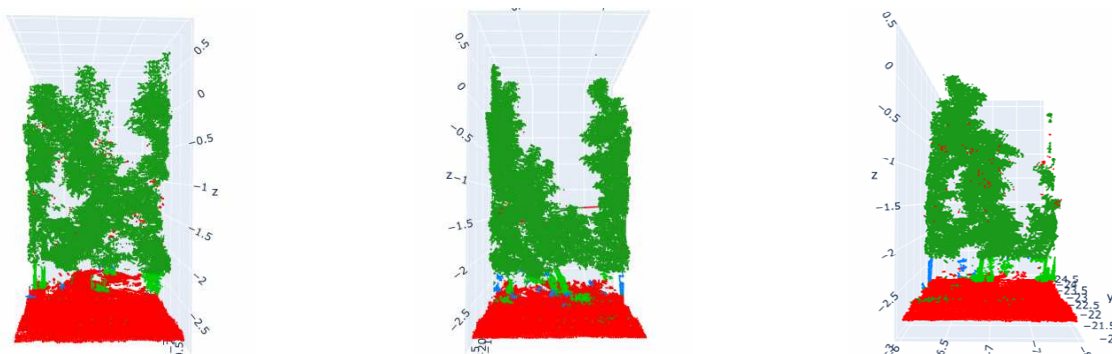


Рис. 3. Приклади сцен (хмар точок) з результатами роботи алгоритмів RANSAC та DBSCAN

Таблиця 1 – Результати класифікації об'єктів

Сцена №	Кількість точок у хмарі	Точність класифікації стовбура, %	Точність класифікації жердин, %	Точність класифікації шпалерних дротів, %	Точність класифікації листя, %
1	1020923	82,76	82,89	-	92,75
2	795090	82,78	82,53	-	91,92
3	849618	81,87	82,36	-	93,37
4	1006555	81,17	85,97	55,33	93,88
5	906408	82,8	85,25	-	90,26
6	909109	80,38	85,2	-	90,09
7	1032780	83,88	84,89	-	89,26
8	855274	85,23	85	-	92,44
9	806121	89,3	80,76	-	90,77
10	999080	89,16	84,9	-	92,55
11	1036087	85,76	85,36	-	89,33
12	818611	87,47	84,1	-	94,91
13	919638	84,38	84,1	55,33	91,79

Аналіз результатів показує критично низьку представленість та точність сегментації шпалерних дротів (лише 55,33 %), що вказує на складність ідентифікації розріджених лінійних структур при поточних параметрах фільтрації та щільності сканування.

У подальших дослідженнях планується використати методи динамічної фільтрації та інтеграції послідовних хмар точок (Slam-підхід), що може компенсувати ефекти оклюзії та значно підвищити стабільність визначення лінійних об'єктів шпалери. Крім того, подальше вдосконалення матема-

тичного апарату за рахунок використання нейронних мереж для семантичної сегментації в реальному часі дозволить мінімізувати хибні спрацювання алгоритмів при ідентифікації складних біологічних структур. Такий вектор розвитку досліджень забезпечить перехід від статичного моделювання до створення адаптивних систем навігації, здатних до високоточного позиціонування роботизованих платформ у надгустих насадженнях із мінливою геометрією крони.

Висновки

У результаті проведеного дослідження здійснено комплексне математичне моделювання алгоритмів семантичної сегментації та класифікації в умовах інтенсивного садівництва. Було підтверджено доцільність використання мови програмування Python 3.10 у поєднанні з бібліотеками Open3D та NumPy при обробці великих масивів даних, обсяг яких перевищував мільйон точок. Сформовано базу для впровадження робастної сегментації, де за допомогою алгоритму RANSAC реалізовано стабільне відокремлення площини ґрунту та проведено нормалізацію висотних профілів об'єктів, що є обов'язковою передумовою для подальшого аналізу структурних елементів саду.

Логічним продовженням процесу обробки даних стало застосування методу щільнісної кластеризації DBSCAN, яким було продемонстровано високу адаптивність до складних геометричних форм вегетації та технічних конструкцій. За результатами аналізу 13 експериментальних вибірок встановлено, що такий підхід забезпечує стабільно високу точність ідентифікації листя (понад 91 %) та вертикальних структур, зокрема стовбурів дерев та опорних жердин (на рівні 84 %). Водночас визначено, що розрідженість точок на металевих дротах шпалери та морфологічна подібність стовпів до скелетних гілок окреслюють межі застосування обраних параметрів фільтрації, що вказує на необхідність подальшого вдосконалення методів аналізу для підвищення семантичної чистоти класифікації.

Подальше вдосконалення математичного апарату дозволить мінімізувати хибні спрацювання алгоритмів, забезпечуючи перехід до створення адаптивних систем навігації, здатних до високо-точного позиціонування платформ у надгустих насадженнях із мінливою геометрією.

Література

- [1] G. Rivera et al. "LiDAR applications in precision agriculture for cultivating crops: A review of recent advances", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 207, 107737, 2023. DOI: 10.1016/j.compag.2023.107737
- [2] P. Chu, et al. "O2RNet: Occluder-occludee relational network for robust apple detection in clustered orchard environments", *Smart Agricultural Technology*, vol. 5, 100284, 2023. DOI: 10.1016/j.atech.2023.100284
- [3] W. Hua et al. "Key technologies in apple harvesting robot for standardized orchards: A comprehensive review of innovations, challenges, and future directions", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 235, 110343, 2025. DOI: 10.1016/j.compag.2025.110343
- [4] D. Rapado-Rincon, G. Kootstra, "Tree-SLAM: Semantic object SLAM for efficient mapping of individual trees in orchards", *Smart Agricultural Technology*, vol. 12, 101439, 2025. DOI: 10.1016/j.atech.2025.101439
- [5] L. T. Rottok et al. "Development of a LiDAR-based framework for obstacle identification and mapping in orchard environments", *Biosystems Engineering*, vol. 257, 104245, 2025. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2025.104245
- [6] M. Sultan Mahmud et al. "LiDAR-sensed tree canopy correction in uneven terrain conditions using a sensor fusion approach for precision sprayers", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 191, 106565, 2021. DOI: 10.1016/j.compag.2021.106565
- [7] E. Firkat et al. "FGSeg: Field-ground segmentation for agricultural robot based on LiDAR", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 211, 107965, 2023. DOI: 10.1016/j.compag.2023.107965
- [8] L. Zeng, J. Feng, L. He, "Semantic segmentation of sparse 3D point cloud based on geometrical features for trellis-structured apple orchard", *Biosystems Engineering*, vol. 196, pp. 46-55, 2020. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2020.05.015
- [9] M. A. Fischler, R. C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography", *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, 1981. DOI: 10.1145/358669.358692
- [10] L. Jiang et al. "Apple tree architectural trait phenotyping with organ-level instance segmentation from point cloud", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 229, 2025, 109708. DOI: 10.1016/j.compag.2024.109708
- [11] Z. Sun et al. "Canopy3D-Net: Semantic segmentation of fruit tree canopies based on 3D point clouds", *Smart Agricultural Technology*, vol. 12, 101673, 2025. DOI: 10.1016/j.atech.2025.101673
- [12] J. Gené-Mola et al. "Fuji-SfM dataset: a collection of annotated images and point clouds for Fuji apple detection and location using structure-from-motion photogrammetry", *Data in Brief*, vol. 30, 105591, 2020. DOI: 10.1016/j.dib.2020.105591
- [13] Gené-Mola J et al. "Fruit detection and 3D location using instance segmentation neural networks and structure-from-motion photogrammetry", *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105165, 2020. DOI: 10.1016/j.compag.2019.105165
- [14] M. Zine-El-Abidine et al. "Assigning apples to individual trees in dense orchards using 3D colour point clouds", *Biosystems engineering*, vol. 209, pp. 30-52, 2021. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2021.06.015
- [15] S. Bhattacharyaa et al. "Detect, segment, cluster: Apple localization for robotic harvesting in complex orchards", *Smart Agricultural Technology*, vol. 12, 101673, 2025. DOI: 10.1016/j.atech.2025.101673

Technology, vol. 12, 101642, 2025.

DOI: 10.1016/j.atech.2025.101642

- [16]. L. Li et al. "Branch segmentation and phenotype extraction of apple trees based on improved Laplace algorithm", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 232, 109998, 2025.

DOI: 10.1016/j.compag.2025.109998

- [17]. X. Dong et al. "Three-dimensional quantification of apple phenotypic traits based on deep learning instance segmentation", *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 212, 108156, 2023. DOI: 10.1016/j.compag.2025.109998

UDC 004.62:004.94

S. Tsybulnyk, V. Shelemakha

National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv, Ukraine

MODELING OF ALGORITHMS FOR CLASSIFICATION OF OBJECTS BASED ON LASER SCANNING DATA

Background. The modern concept of the development of the agro-industrial complex is based on the implementation of high-precision autonomous robotic systems that are capable of carrying out precision monitoring of perennial plantations. The key task in this context is the creation of digital twins of gardens with intensive vegetation in real time. Laser scanning technology provides dense three-dimensional point clouds, however, the complexity of the architecture of tree crowns, the presence of technical structures and occlusion create significant obstacles to the automated interpretation of measured data. The need to develop robust mathematical models for semantic segmentation in such environments forms the relevance of this work.

Objective. The purpose of this work is to model the algorithmic basis for the classification of structural elements of the garden using laser scanning data.

Conclusions. The methodological basis of the work is a combination of RANSAC (Random Sample Consensus) methods for robust separation of the earth's surface plane from target objects and DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) for semantic grouping of vegetative mass and identification of vertical structures. For experimental verification of the algorithms, an open multi-scene HOPS dataset was used, containing point clouds (500,000 or more within each scene) of an intensive apple orchard with a high level of geometric complexity. Mathematical models were implemented in Python 3.10 using specialized Open3D and NumPy libraries. Critical areas of accuracy degradation were identified, which are associated with the morphological similarity of vertical branches to concrete supports and the influence of laser occlusions. The modeling results allow generating high-precision maps of leaf surface density and crown depth.

Keywords: LiDAR, point cloud, object classification, RANSAC, DBSCAN.

*Надійшла до редакції
22 березня 2026 року*

*Рецензовано
14 квітня 2026 року*



© 2026 Copyright for this paper by its authors.
Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).