

80. Patent 118810854 (CN). Mechanical unhooking device, unhooking system and unhooking method, 2024. Available at: <https://patentscope.wipo.int/search/en/detail.jsf?docId=CN442100658> (accessed 04 February 2026).
81. Patent 219806817 (CN). Clamping type unhooking clamp, device and system, 2023. Available at: <https://patentscope.wipo.int/search/en/detail.jsf?docId=CN411450932> (accessed 04 February 2026).
82. Patent 2732676 (RU). Ustroystvo dlya rastsepleniya zheleznodorozhnykh vagonov [Patent 2732676 (RU). Device for uncoupling railway cars], 2020. Available at: https://www1.fips.ru/registers-doc-view/fips_servlet?DB=RUPAT&DocNumber=2732676&TypeFile=html (accessed 04 February 2026).
83. Strelnikova E.N., Yashkin A.P., Narusova E.Yu., Struchalin V.G. Razrabotka avtomatizirovannykh elektronno-mekhanicheskikh ustroystv po otsepke vagonov zheleznodorozhnogo sostava [Development of automated electromechanical devices for uncoupling railway wagons] // *Sovremennye vyzovy transportnoi otrasli: novye vozmozhnosti: Mater. mezhvuzovskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii transportnykh vuzov* [Modern challenges of the transport industry: new opportunities: Proceedings of the interuniversity scientific-practical conference of transport universities]. Moscow: Izdatel'stvo «Pero», 2023, pp. 431-435. EDN AQKXHF.
84. Struchalin V.G. et al. Development of robotic systems to improve the safety of railway transport operations, 2022 *Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus)*. IEEE, 2022, pp. 1749-1752.

Кудюкин Владимир Валерьевич – Акционерное общество «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте»; e-mail: v.kudukin@vniias.ru; г. Москва, Россия; тел.: +74992628883 (доб. 12801); зам. генерального директора; <https://orcid.org/0009-0008-2807-7217>.

Кузьмин Владислав Сергеевич – Акционерное общество «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте»; e-mail: vs.kuzmin@vniias.ru; г. Москва, Россия; тел.: +79037090586; отдел научно-исследовательской работы центра интеллектуальных и программных решений научно-технического комплекса интеллектуальных систем контроля и управления; в.н.с.; к.т.н.; <https://orcid.org/0000-0001-9181-0145>.

Kudyukin Vladimir Valer'evich – JSC Research and Design Institute of Informatization, Automation and Communication in Railway Transport; e-mail: v.kudukin@vniias.ru; Moscow, Russia; phone: +74992628883 (доб. 12801); deputy general director; <https://orcid.org/0009-0008-2807-7217>.

Kuz'min Vladislav Sergeevich – JSC Research and Design Institute of Informatization, Automation and Communication in Railway Transport; e-mail: vs.kuzmin@vniias.ru; Moscow, Russia; phone: +79037090586; Research Department of the Center for Intelligent and Software Solutions of the Scientific and Technical Complex of Intelligent Control and Management Systems; Leading Research Officer; cand. of eng. sc.; <https://orcid.org/0000-0001-9181-0145>.

УДК 623.746.-519

DOI 10.18522/2311-3103-2026-2-35-45

Л.А. Рыбак, И.А. Дуюн, В.В. Черкасов, А.А. Волошкин, Т.А. Дуюн

РАЗРАБОТКА ЭВРИСТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ОПТИМИЗАЦИИ ЛОКАЛЬНОЙ ТРАЕКТОРИИ БПЛА НА ОСНОВЕ ПАТТЕРНОВ ОГИБАНИЯ ПРЕПЯТСТВИЙ

Важной задачей при создании информационно-управляющей системы для обеспечения автономной навигации беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) в условиях отсутствия спутниковой связи является формирование локальной траектории движения при наличии препятствий (деревья, линии электропередач и др.). Целью исследования является разработка эвристических алгоритмов, обеспечивающих оптимизацию локальной траектории БПЛА с использованием данных LiDAR и построения допустимой локальной траектории на основе паттернов огибания препятствий. Предложена концепция, основанная на двух этапах: декомпозиция облака точек LiDAR в виде ориентированных ограничивающих параллелепипедов (ОВВ) и формирование траектории обхода ОВВ с использованием геометрических паттернов. На первом этапе реализован классический (геометрический) конвейер обработки LiDAR-данных: воксельное прореживание, выделение плоскости земли методом RANSAC, кластеризация

ция DBSCAN и построение параллелепипедов вокруг кластеров. Данный подход реализован в виде программного модуля на языке Python. Выполнено моделирование для двух сценариев. Первый сценарий содержал 3 препятствия, одно из которых являлось одиночным, а второе и третье располагались рядом в группе. Сгенерированная траектория позволила выполнить обход всех препятствий, время построения траектории составило 0,29 миллисекунд. Вторым сценарий выполнен для набора OBB, полученных в результате декомпозиции облака точек, общее количество препятствий вместе с «землей» составило 678. Время выполнения построения траектории в этом случае составило 0,377 секунд. Подход обеспечивает предсказуемое быстроедействие и линейную оценку вычислительной сложности по числу препятствий, что делает его перспективным для применения в системах автономной навигации и управления движением БВС.

LiDAR; облако точек; voxel grid; RANSAC; DBSCAN; OBB; AABB; локальная траектория; обход препятствий; БВС.

L.A. Rybak, I.A. Duyun, V.V. Cherkasov, A.A. Voloshkin, T.A. Duyun

DEVELOPMENT OF HEURISTIC ALGORITHMS FOR OPTIMIZING THE LOCAL TRAJECTORY OF UAVS BASED ON OBSTACLE AVOIDANCE PATTERNS

A key challenge in developing an information and control system for autonomous navigation of unmanned aerial vehicles (UAVs) in the absence of satellite communications is the generation of a local trajectory in the presence of obstacles (trees, power lines, etc.). The goal of this study is to develop heuristic algorithms that optimize the UAV's local trajectory using LiDAR data and construct a feasible local trajectory based on obstacle avoidance patterns. A two-stage concept is proposed: decomposing the LiDAR point cloud into oriented bounding boxes (OBBs) and generating a trajectory for traversing the OBBs using geometric patterns. The first stage implements a classic (geometric) LiDAR data processing pipeline: voxel thinning, ground plane extraction using the RANSAC method, DBSCAN clustering, and constructing bounding boxes around the clusters. This approach is implemented as a Python software module. Simulations were performed for two scenarios. The first scenario contained three obstacles, one of which was isolated, while the second and third were located in a group. The generated trajectory avoided all obstacles, with a trajectory construction time of 0.29 milliseconds. The second scenario was performed for a set of obstructions obtained by point cloud decomposition; the total number of obstacles, including the ground, was 678. [This is a fragment of the original text. The trajectory construction time in this case was 0.377 seconds. This approach provides predictable performance and a linear computational complexity estimate based on the number of obstacles, making it promising for use in autonomous navigation and UAV motion control systems.

LiDAR; point cloud; voxel grid; RANSAC; DBSCAN; OBB; AABB; local trajectory; obstacle avoidance; UAV.

Введение. Важной задачей при создании информационно-управляющей системы для обеспечения автономной навигации БВС в условиях отсутствия спутниковой связи является формирование локальной траектории движения БВС при наличии препятствий в зоне мониторинга (деревья, линии электропередач и др.). В этой связи в рамках проекта предложена концепция оптимизации локальной траектории, основанная на двух этапах: декомпозиция облака точек, полученных в результате построения трёхмерных карт местности, в виде ориентированных ограничивающих параллелепипедов (OBB) и формирование траектории обхода полученных OBB с использованием различных паттернов обигания препятствий.

Планирование траектории полёта беспилотного летательного аппарата (БПЛА) в трёхмерном пространстве с учётом препятствий – задача, активно исследуемая в последнее время [1–9]. Классические поисковые методы (например, алгоритмы Дейкстры) [10] представляют пространство полёта в виде дискретного графа и ищут кратчайший путь; построенные маршруты часто проходят слишком близко от препятствий и имеют резкие повороты [11]. Метод RRT (Rapidly-exploring Random Tree) [12, 13] быстро исследует пространство, строя дерево возможных путей, но генерирует зачастую неоптимальные траектории и при этом остаётся вычислительно ресурсоёмким [14]; в обзорах подчёркивается, что ряд алгоритмов «увеличивают сложность алгоритма, что может создать трудности в реальном времени» [15]. Методы на основе искусственных потенциалов формируют траектории быстро, но подвержены проблеме локальных минимумов [16–20].

В рамках проекта разработаны эвристические алгоритмы оптимизации локальной траектории на основе паттернов огибания препятствий, позволяющие формировать локальную траекторию в реальном времени с высокими показателями быстродействия. В отличие от существующих подходов, предлагаемые алгоритмы не основаны на стохастическом поиске или итеративной оптимизации всей траектории; вместо этого траектория строится поэтапно и локально модифицируется при обнаружении пересечения с препятствием по одному из заранее определённых геометрических паттернов обхода.

Описание решаемой задачи. Рассматривается задача построения допустимой траектории движения БВС в трёхмерном евклидовом пространстве R^3 при наличии статических препятствий сложной геометрической формы, декомпозированных в виде ориентированных ограниченных параллелепипедов (ОВВ).

БВС аппроксимируется шаром с радиусом r , центр которого движется по траектории Γ . Положение центра БВС на траектории в определенный момент времени обозначим как $\gamma(t)$. Соответственно, область R , занимаемая роботом в момент времени t , задаётся как

$$R(t) = \{x \in R^3 \mid \|x - \gamma(t)\| \leq r\}.$$

Пусть в пространстве присутствует конечное множество препятствий

$$O = \{O_1, \dots, O_N\},$$

каждое из которых аппроксимируется ориентированным параллелепипедом (ОВВ), задаваемым тройкой параметров

$$O_i = (C_i, R_i, e_i),$$

где C_i – центр препятствия, R_i – матрица ориентации локальной системы координат, $e_i = (e_{i1}, e_{i2}, e_{i3})$ – полуразмеры вдоль локальных осей. Множество точек, принадлежащих препятствию, определяется как

$$O_i = \{x \in R^3 \mid |(R_i^{-1}(x - C_i))_k| \leq e_{ik}, k = 1, 2, 3\}.$$

Для сведения задачи движения шара к задаче движения точки среди препятствий выполняется увеличение полуразмеров ОВВ на радиус r шара, декомпозирующего БВС, и величину c минимального безопасного расстояния (рис. 1). Введём расширенные препятствия $\tilde{O}_i$:

$$\tilde{O}_i = (C_i, R_i, \tilde{e}_i), \quad (1)$$

где $\tilde{e}_{ik} = e_{ik} + r + c$, $k = 1, 2, 3$, а множество точек препятствия записывается как

$$\tilde{O}_i = \{x \in R^3 \mid |(R_i^{-1}(x - C_i))_k| \leq e_{ik} + r + c, k = 1, 2, 3\}.$$

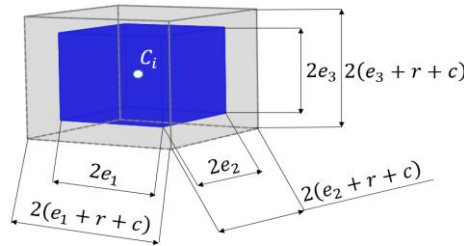


Рис. 1. Увеличение размеров ОВВ с учётом радиуса r и безопасного расстояния c

Обозначим множество препятствий с учётом увеличения размера как $\tilde{O} = \{\tilde{O}_1, \dots, \tilde{O}_N\}$. Тогда допустимой считается такая траектория Γ , что

$$\Gamma \cap (\bigcup_{i=1}^N \tilde{O}_i) = \emptyset.$$

Пусть заданы начальная и целевая точки траектории $P_0, P_M \in R^3$. В качестве исходной (базовой) траектории рассматривается отрезок

$$\gamma_0(s) = P_0 + s(P_M - P_0), \quad s \in [0, 1].$$

Если базовая траектория пересекает запрещённую область $\tilde{O}$, то требуется построить новую траекторию в виде ломаной линии, полученной последовательным применением локальной коррекции, без использования итерационных процедур глобальной оптимизации.

Методика исследования. Декомпозиция облака точек LiDAR и построение OBB. Предложена и реализована методология обработки облаков точек LiDAR, основанная на классическом конвейере (pipeline) последовательных этапов. Предложенный подход включает следующие шаги обработки:

1) Загрузка облака точек: чтение исходных данных лазерного сканирования (например, из файла формата PCD/PLY) в память для последующей обработки.

2) Воксельное прореживание: снижение плотности точек посредством voxel grid-фильтрации, при котором пространство разбивается на сетку вокселей фиксированного размера, и внутри каждого оставляется не более одной усреднённой точки. Например, каждой точке p_i с координатами (x_i, y_i, z_i) сопоставляется центральная точка соответствующего вокселя с координатами [5]:

$$x_c = l \cdot \lfloor \frac{x_i}{l} \rfloor + \frac{l}{2}, \quad y_c = l \cdot \lfloor \frac{y_i}{l} \rfloor + \frac{l}{2}, \quad z_c = l \cdot \lfloor \frac{z_i}{l} \rfloor + \frac{l}{2}.$$

3) Выделение плоскости земли (RANSAC): отделение основной горизонтальной поверхности (земли/дороги) от остального облака. Уравнение найденной плоскости записывается как $Ax + By + Cz + D = 0$. Для каждой точки $p = (x_0, y_0, z_0)$ расстояние до плоскости вычисляется по формуле [6]:

$$\rho = \frac{|Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}.$$

4) Кластеризация методом DBSCAN: группировка оставшихся (надземных) точек в кластеры, соответствующие отдельным объектам. Алгоритм DBSCAN имеет два ключевых параметра: ε – радиус соседства и MinPts – минимальное число точек в этом радиусе для образования плотного кластера [4]. Точки, не попавшие ни в одну плотную группу, помечаются как шумовые и не включаются в кластеры.

5) Построение ограничивающих 3D-параллелепипедов (AABB/OBB): для каждого найденного кластера вычисляется его ограничивающий параллелепипед. Ориентированный ограничивающий параллелепипед (OBB) вычисляется на основе PCA: вычисляется ковариационная матрица и находятся собственные направления, определяющие главные оси разброса точек; по проекциям точек на эти оси определяются размеры и ориентация параллелепипеда. В случаях вырожденной формы кластера применяется осесмещённый ограничивающий параллелепипед (AABB) [10].

В процессе разработки были учтены и внедрены ключевые решения: обработка вырожденных кластеров (отсеивание слишком малых или неинформативных групп точек), обоснованный выбор типа параллелепипеда для каждого объекта (OBB или AABB), подбор параметров алгоритмов на каждом этапе (размер вокселя, порог расстояния RANSAC, параметры ε и MinPts DBSCAN и др.), а также определение удобного формата выходных данных.

Программная реализация конвейера. Разработанный программный модуль реализует описанную методологию поэтапно. В данной реализации применялась библиотека Open3D для Python: выполняется воксельное прореживание (voxel downsample), затем сегментация плоскости земли методом RANSAC (segment_plane), далее кластеризация DBSCAN (cluster_dbscan) и построение AABB/OBB (get_axis_aligned_bounding_box / get_oriented_bounding_box). В качестве выходных данных формируется структура, содержащая информацию об обнаруженных объектах (число точек, параметры параллелепипедов), что упрощает последующее использование результатов.

Эвристическое планирование локальной траектории обхода препятствий. В рамках данного этапа рассмотрен эвристический метод формирования допустимой траектории движения БВС на основе локальной коррекции базовой траектории при обнаружении её

пересечения с препятствиями рабочей области. Построение траектории осуществляется итеративно: на каждом шаге анализируется пересечение текущего сегмента траектории с препятствиями $\tilde{O}_i$. В зависимости от конфигурации выбирается один из двух паттернов: обход одиночного препятствия или обход группы препятствий.

Алгоритм верхнего уровня. На i -й итерации фиксируется текущая точка P_k и рассматривается базовый сегмент движения из точки P_k в точку P_M :

$$\gamma_k(t) = P_k + t(P_M - P_k), \quad t \in [0,1].$$

Для сегмента $\gamma_k(t)$ выполняется проверка пересечения со всеми $\tilde{O}_i$ в локальных координатах препятствия. Множество координат отрезка $P_K^{(L)} P_M^{(L)}$ записывается как

$$l(t) = P_K^{(L)} + t(P_M^{(L)} - P_K^{(L)}), \quad t \in [0,1]. \quad (2)$$

Пересечение отрезка с $\tilde{O}_i$ определяется с использованием Slab метода [16]; пересечение существует, если

$$t_i^{(enter)} \leq t_i^{(exit)} \wedge t_i^{(enter)} \cap [0,1] \neq \emptyset. \quad (3)$$

Наиболее близким препятствием считается препятствие с минимальным $t_i^{(enter)}$. Далее выполняется классификация препятствия как одиночного или входящего в группу: для $j \neq i_0$ проверяется условие

$$\|C_j - C_{i_0}\| \leq \rho_j + \rho_{i_0} + 2(r + c), \quad (4)$$

где $\rho_i = \sqrt{e_{i1}^2 + e_{i2}^2 + e_{i3}^2}$. Синтезированный алгоритм показан на рис. 2.

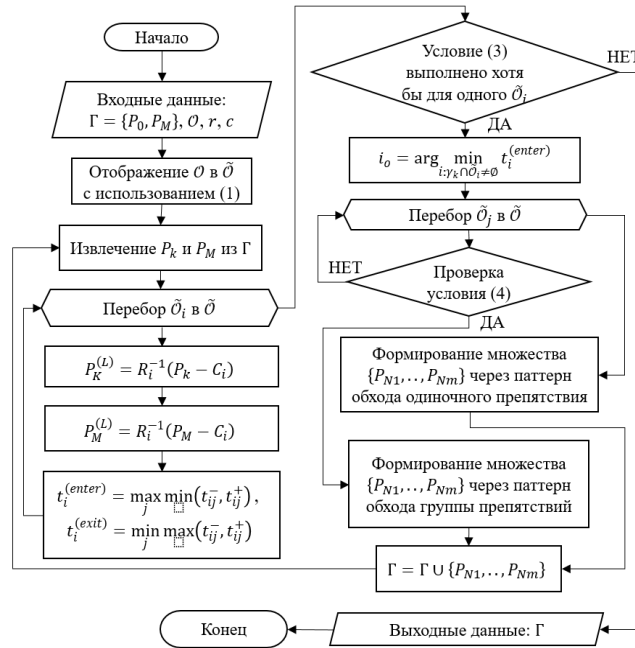


Рис. 2. Алгоритм оптимизации локальной траектории верхнего уровня

Паттерн обхода одиночного препятствия. Первой точкой P_{N1} , добавляемой к траектории между P_k и P_M , является точка, расположенная вдоль сегмента γ_k перед препятствием на расстоянии s :

$$P_{N1}^{(L)} = q_i^{(enter)} - cs, \quad s = \frac{P_M^{(L)} - P_K^{(L)}}{\|P_M^{(L)} - P_K^{(L)}\|}.$$

Вычисление последующих точек траектории обхода зависит от того, какие грани $\tilde{O}_i$ пересекаются сегментом γ_k ; в однозначных и неоднозначных случаях используются заранее заданные варианты обхода. Для того, чтобы после обхода БВС гарантированно «вышел» из зоны расширенного препятствия и не начинал следующий сегмент вплотную к границе, добавляется точка:

$$P_{N3}^{(L)} = P_{N2}^{(L)} + cs_{exit}, \quad (5)$$

где $s_{exit} = \frac{P_M^{(L)} - P_{N2}^{(L)}}{\|P_M^{(L)} - P_{N2}^{(L)}\|}$. В неоднозначных случаях среди допустимых вариантов выбирается тот, который минимизирует оценку длины обхода препятствия в локальной системе координат:

$$v = \operatorname{argmin}_{v \in 1, \dots, 4} \sum_{j=2}^3 \|P_{N,j,v}^{(L)} - P_{N,j-1,v}^{(L)}\| + \|P_M^{(L)} - P_{N,3,v}^{(L)}\|.$$

Каждая вычисленная точка $P_{Ni}^{(L)}$ в локальной системе переводится в глобальную систему координат:

$$P_{Nj} = R_i P_{Nj}^{(L)} + C_i.$$

Паттерн обхода группы препятствий. В случае наличия группы препятствий выбирается безопасное направление обхода u на плоскости, перпендикулярной направлению движения, и вычисляется поперечное смещение. Ближайшая допустимая точка $c_{\perp}$ (в проекционной плоскости) задаёт величину поперечного смещения:

$$Y_s = \|c_{\perp}\|. \quad (6)$$

Далее определяется отношение ρ_l для множества рёбер сечений препятствий, вводится

$$\rho_{min} = \min_l \rho_l, \quad (7)$$

и вычисляется допустимое продольное смещение

$$X_s = \rho_{min} Y_s. \quad (8)$$

Используя поперечное смещение (6) и продольное смещение (8), вычисляются ключевые точки ломаной обхода группы препятствий; затем траектория продолжается от новой точки по верхнеуровневому алгоритму.

Результаты и обсуждение. Результаты декомпозиции облака точек LiDAR. Для реализации использованы высокоуровневые инструменты Python. Основная обработка выполнена с помощью библиотеки Open3D (работа с облаками точек, сегментация и кластеризация). Дополнительно применяются NumPy (манипуляции с массивами координат) и Matplotlib (визуализация). Все вычисления выполняются на CPU.

Исходные данные: тестовый набор представляет собой облако точек LiDAR в формате PCD. Сцена содержит доминирующую плоскость (опорную поверхность) и множество объектов, расположенных над ней. Возможны шумовые отражения и разреженные точки. Общее количество точек на входе – 123 684.

Параметры пайплайна: облако было прорежено воксельным фильтром, после чего число точек уменьшилось до 62 257 (примерно в 2 раза). Далее методом RANSAC выделена доминирующая плоскость; после удаления её точек осталось 47 169 точек. Для кластеризации оставшихся точек использован DBSCAN (ϵ и MinPts подбирались экспериментально), получено 648 кластеров; размер кластеров варьируется от 2 до 6 938 точек. Число точек, отнесенных к шуму, – 4 441. Для каждого кластера построен ограничивающий параллелепипед: ориентированный (ОВВ), а при вырожденных случаях – осесмещённый (ААВВ). Итоговое число примитивов – 648.

Полученные результаты: алгоритм успешно разделил облако на опорную плоскость и набор объектов. Уровень шума после кластеризации составляет 4 441 точку (~9,4% от 47 169). Иллюстрации результатов представлены на рис. 3–5.

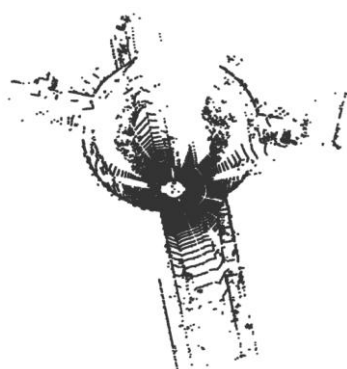


Рис. 3. Входное облако точек
LiDAR-сенсора
(top-down визуализация до сегментации)



Рис. 4. Кластеры объектов после
применения алгоритма DBSCAN



Рис. 5. Ограничивающие параллелепипеды вокруг каждого кластера

Сводные результаты вычислительного эксперимента приведены в табл. 1.

Таблица 1

Сводные результаты декомпозиции облака точек LiDAR

Этап обработки	Результат
Входное облако	123 684 точки
После воксельного фильтра	62 257 точек
После удаления плоскости (RANSAC)	47 169 точек
Кластеризация DBSCAN	648 кластеров (2...6 938 точек)
Шумовые точки	4 441 точки (~9,4%)
Bounding boxes	648 примитивов (OBB; AABB при вырожденных случаях)

Результаты моделирования алгоритмов планирования траектории. Разработанные эвристические алгоритмы локальной оптимизации траектории реализованы в виде программного модуля на языке Python. В ходе разработки использовались NumPy, Matplotlib и Shapely.

Выполнено моделирование для двух сценариев. Первый сценарий содержал 3 препятствия, одно из которых являлось одиночным, а второе и третье располагались рядом в группе; траектория позволяет выполнить обход всех препятствий. Время построения траектории составило 0,29 миллисекунд. Второй сценарий выполнен для набора OBB, полученных в результате декомпозиции облака точек; общее количество препятствий вместе с «землей» составило 678. Время выполнения построения траектории в этом случае составило 0,377 секунд; визуализация планирования приведена на рис. 6.

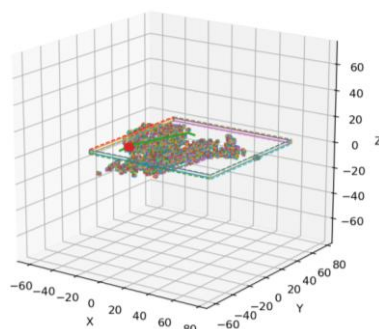


Рис. 6. Визуализация планирования траектории для сценария с набором ОБВ

Сравнение двух сценариев по числу препятствий и времени построения траектории приведено в табл. 2.

Таблица 2

Результаты моделирования планирования траектории

Сценарий	Число препятствий	Особенности	Время построения
Сценарий 1	3 (плюс «земля»)	одиночное препятствие и группа препятствий	0,29 мс
Сценарий 2	678 (вместе с «землёй»)	набор ОБВ из декомпозиции облака точек	0,377 с

Анализ вычислительной сложности. На каждом шаге верхнего уровня обрабатывается текущий сегмент траектории; для каждого препятствия выполняется проверка пересечения сегмента с ОБВ в локальной системе координат с использованием Slab метода и фиксированного числа арифметических операций. Если число препятствий равно N , то вычислительная сложность одного шага верхнего уровня составляет $O(N)$, а полная сложность построения траектории не превосходит $O(NM)$, где M – число локальных обходов, как правило существенно меньше N . Паттерн обхода одиночного препятствия имеет постоянную сложность $O(1)$; паттерн обхода группы препятствий включает проекции, объединение многоугольников и сечения препятствий и оценивается как $O(N)$.

Выводы. Разработана методология обработки облаков точек LiDAR, основанная на классическом конвейере последовательных этапов (воксельное прореживание, выделение плоскости земли методом RANSAC, кластеризация DBSCAN, построение ограничивающих параллелепипедов). Реализованный программный модуль формирует структуру выходных данных, содержащую характеристики обнаруженных объектов (кластеры и параметры bounding boxes), что обеспечивает основу для последующих модулей интерпретации и планирования.

Разработан и исследован эвристический алгоритм локальной оптимизации траектории движения БВС в трёхмерной среде с препятствиями, аппроксимированными ориентированными параллелепипедами. Предложенный алгоритм основан на использовании геометрических паттернов обхода препятствий, позволяющих формировать корректную траекторию без применения итерационных методов оптимизации и дискретизации пространства состояний.

Результаты моделирования подтвердили высокое быстродействие: при увеличении числа препятствий до нескольких сотен время построения локальной траектории не превышает долей секунды. Все вычислительные этапы имеют линейную оценку сложности по числу препятствий и не требуют итерационных процедур.

Благодарности. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-49-02073 <https://rscf.ru/project/24-49-02073/> с использованием оборудования на базе Центра высоких технологий БГТУ им. В.Г. Шухова.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Lee S., An S., Kim J., et al. Grid-Based DBSCAN Clustering Accelerator for LiDAR's Point Cloud // *Electronics*. – 2024. – Vol. 13, No. 17. – P. 3395.
2. Lyu W., Ke W., Sheng H., et al. Dynamic Downsampling Algorithm for 3D Point Cloud Map Based on Voxel Filtering // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, No. 8. – P. 3160.
3. Xu Y., So Y., Woo S. Plane Fitting in 3D Reconstruction to Preserve Smooth Homogeneous Surfaces // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22, No. 23. – P. 9391.
4. Wang J., Ding J., Guo H., et al. Mask OBB: A Semantic Attention-Based Mask Oriented Bounding Box Representation for Multi-Category Object Detection in Aerial Images // *Remote Sensing*. – 2019. – Vol. 11, No. 24. – P. 2930.
5. Seidaliyeva U., Ilipbayeva L., Utebayeva D., et al. LiDAR Technology for UAV Detection: From Fundamentals and Operational Principles to Advanced Detection and Classification Techniques // *Sensors*. – 2025. – Vol. 25, No. 9. – P. 2757.
6. Дуюн И.А., Дуюн Т.А., Рыбак Л.А. Моделирование динамики движения группы дронов с применением открытой платформы гум-пуbullet-drones // *Вестник Белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова*. – 2025. – № 5. – С. 137-148.
7. Rybak L.A., Pisarenko A.S., Polyakov V.M. Synthesis of a High-Level Controller for Controlling a Group of Uavs in the Gazebo Simulation Environment // *Proceedings 2025 International Conference on Industrial Engineering Applications and Manufacturing*. – 2025. – P. 489-494.
8. Cherkasov V.V., Malyshev D.I., Rybak L.A. Method for localization and trajectory planning of a robotic system based on autonomous vehicles for smart farming // *Aip Conference Proceedings*. – 2025. – Vol. 3205, No. 1: 080002.
9. Dijkstra E.W. A note on two problems in connexion with graphs // *Numerische Mathematik*. – 1959. – Vol. 1, No. 1. – P. 269-271. – DOI: 10.1007/BF01386390.
10. Wang K., Meng Z., Wang Z., Wu Z. A trajectory generation method for multi-rotor UAV based on adaptive adjustment strategy // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13, No. 6. – 3435. – DOI: 10.3390/app13063435.
11. LaValle S.M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning: Tech. Rep. TR-98-11. – Ames: Iowa State University, Computer Science Department, 1998.
12. LaValle S.M., Kuffner J.J. Randomized kinodynamic planning // *The International Journal of Robotics Research*. – 2001. – Vol. 20, No. 5. – P. 378-400. – DOI: 10.1177/02783640122067453.
13. Липанов И.Д., Хомоненко А.Д. Технологии и методы планирования перемещения БПЛА по маршрутным точкам // *Интеллектуальные технологии на транспорте*. – 2024. – № 3 (39). – С. 30-43. – DOI: 10.20295/2413-2527-2024-339-30-43.
14. Debnath D., Vanegas F., Sandino J., Hawary A.F., Gonzalez F. A review of UAV path-planning algorithms and obstacle avoidance methods for remote sensing applications // *Remote Sensing*. – 2024. – Vol. 16, No. 21. – Art. 4019. – DOI: 10.3390/rs16214019.
15. Liu M., Zhang H., Yang J., Zhang T., Zhang C., Bo L. A path planning algorithm for three-dimensional collision avoidance based on potential field and B-spline boundary curve // *Aerospace Science and Technology*. – 2024. – Vol. 144. – 108763. – DOI: 10.1016/j.ast.2023.108763.
16. Kay T.L., Kajiya J.T. Ray tracing complex scenes // *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*. – 1986. – Vol. 20. – P. 269-278.
17. Xiao B., Wan L., Han X., Xi Z., Ding C., Li Q. Addressing Local Minima in Path Planning for Drones with Reinforcement Learning-Based Vortex Artificial Potential Fields // *Machines*. – 2025. – Vol. 13. – Art. 600.
18. Miao F. Improved artificial potential field method for local minima // *Applied and Computational Engineering*. – 2023. – Vol. 10. – P. 47-54.
19. Kim J., Park S., Lee W., Kim W., Doh N., Nam C. Escaping Local Minima: Hybrid Artificial Potential Field with Wall-Follower for Decentralized Multi-Robot Navigation. – 2024.
20. Bai Z. Local minimum enhanced artificial potential field method // *Applied and Computational Engineering*. – 2023. – Vol. 10. – P. 150-158.

REFERENCES

1. Lee S., An S., Kim J., et al. Grid-Based DBSCAN Clustering Accelerator for LiDAR's Point Cloud, *Electronics*, 2024, Vol. 13, No. 17, pp. 3395.
2. Lyu W., Ke W., Sheng H., et al. Dynamic Downsampling Algorithm for 3D Point Cloud Map Based on Voxel Filtering, *Applied Sciences*, 2024, Vol. 14, No. 8, pp. 3160.
3. Xu Y., So Y., Woo S. Plane Fitting in 3D Reconstruction to Preserve Smooth Homogeneous Surfaces, *Sensors*, 2022, Vol. 22, No. 23, pp. 9391.
4. Wang J., Ding J., Guo H., et al. Mask OBB: A Semantic Attention-Based Mask Oriented Bounding Box Representation for Multi-Category Object Detection in Aerial Images, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, No. 24, pp. 2930.

5. Seidaliyeva U., Ilipbayeva L., Utebayeva D., et al. LiDAR Technology for UAV Detection: From Fundamentals and Operational Principles to Advanced Detection and Classification Techniques, *Sensors*, 2025, Vol. 25, No. 9, pp. 2757.
6. Duyun I.A., Duyun T.A., Rybak L.A. Modelirovanie dinamiki dvizheniya gruppy dronov s primeneniem otkrytoy platformy gym-pybullet-drones [Modeling the dynamics of a group of drones using the open platform gym-pybullet-drones], *Vestnik Belgorodskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta im. V.G. Shukhova* [Bulletin of the Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov], 2025, No. 5, pp. 137-148.
7. Rybak L.A., Pisarenko A.S., Polyakov V.M. Synthesis of a High-Level Controller for Controlling a Group of Uavs in the Gazebo Simulation Environment, *Proceedings 2025 International Conference on Industrial Engineering Applications and Manufacturing*, 2025, pp. 489-494.
8. Cherkasov V.V., Malyshev D.I., Rybak L.A. Method for localization and trajectory planning of a robotic system based on autonomous vehicles for smart farming, *Aip Conference Proceedings*, 2025, Vol. 3205, No. 1: 080002.
9. Dijkstra E.W. A note on two problems in connexion with graphs, *Numerische Mathematik*, 1959, Vol. 1, No. 1, pp. 269-271. DOI: 10.1007/BF01386390.
10. Wang K., Meng Z., Wang Z., Wu Z. A trajectory generation method for multi-rotor UAV based on adaptive adjustment strategy, *Applied Sciences*, 2023, Vol. 13, No. 6, 3435. DOI: 10.3390/app13063435.
11. LaValle S.M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning: Tech. Rep. TR-98-11. Ames: Iowa State University, Computer Science Department, 1998.
12. LaValle S.M., Kuffner J.J. Randomized kinodynamic planning, *The International Journal of Robotics Research*, 2001, Vol. 20, No. 5, pp. 378-400. DOI: 10.1177/02783640122067453.
13. Lipanov I.D., Khomonenko A.D. Tekhnologii i metody planirovaniya peremeshcheniya BPLA po marshrutnym tochkam [Technologies and methods for planning the movement of UAVs along route points], *Intellektual'nye tekhnologii na transporte* [Intelligent Technologies in Transport], 2024, No. 3 (39), pp. 30-43. DOI: 10.20295/2413-2527-2024-339-30-43.
14. Debnath D., Vanegas F., Sandino J., Hawary A.F., Gonzalez F. A review of UAV path-planning algorithms and obstacle avoidance methods for remote sensing applications, *Remote Sensing*, 2024, Vol. 16, No. 21, Art. 4019. DOI: 10.3390/rs16214019.
15. Liu M., Zhang H., Yang J., Zhang T., Zhang C., Bo L. A path planning algorithm for three-dimensional collision avoidance based on potential field and B-spline boundary curve, *Aerospace Science and Technology*, 2024, Vol. 144, 108763. DOI: 10.1016/j.ast.2023.108763.
16. Kay T.L., Kajiya J.T. Ray tracing complex scenes, *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1986, Vol. 20, pp. 269-278.
17. Xiao B., Wan L., Han X., Xi Z., Ding C., Li Q. Addressing Local Minima in Path Planning for Drones with Reinforcement Learning-Based Vortex Artificial Potential Fields, *Machines*, 2025, Vol. 13, Art. 600.
18. Miao F. Improved artificial potential field method for local minima, *Applied and Computational Engineering*, 2023, Vol. 10, pp. 47-54.
19. Kim J., Park S., Lee W., Kim W., Doh N., Nam C. Escaping Local Minima: Hybrid Artificial Potential Field with Wall-Follower for Decentralized Multi-Robot Navigation, 2024.
20. Bai Z. Local minimum enhanced artificial potential field method, *Applied and Computational Engineering*, 2023, Vol. 10, pp. 150-158.

Рыбак Лариса Александровна – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: rl_bgtu@intbel.ru; г. Белгород, Россия; д.т.н.; профессор кафедры технологии машиностроения; главный научный сотрудник Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН.

Дуюн Иван Александрович – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: duyun77@mail.ru; г. Белгород, Россия; тел.: 89087828422; аспирант кафедры технологии машиностроения.

Черкасов Владислав Витальевич – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: labbgtugos@gmail.com; г. Белгород, Россия; тел.: +79805253793; м.н.с.

Волошкин Артем Александрович – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: voloshkin.artem.a@gmail.com; г. Белгород, Россия; тел. +79524349277; к.т.н.; м.н.с.

Дуюн Татьяна Александровна – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: tanduun@mail.ru; г. Белгород, Россия; тел.: 89202028298; д.т.н.; доцент; зав. кафедрой технологии машиностроения.

Rybak Larisa Alexandrovna – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: rl_bgtu@intbel.ru; Belgorod, Russia; dr. of eng. sc.; professor of the Department of Mechanical Engineering Technology; chief researcher at the Federal Research Center "Informatics and Control" of the Russian Academy of Sciences.

Duen Ivan Alexandrovich – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: duyun77@mail.ru; Belgorod, Russia; phone: +79087828422; postgraduate student of the Department of Mechanical Engineering Technology.

Cherkasov Vladislav Vital'evich – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov, e-mail: labbgugos@gmail.com; Belgorod, Russia; phone: +79805253793; junior researcher.

Voloshkin Artem Alexandrovich – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: voloshkin.artem.a@gmail.com; Belgorod, Russia; phone: +79524349277; cand. of eng. sc.; junior researcher an employee.

Dunin Tatyana Alexandrovna – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: tanduun@mail.ru; Belgorod, Russia; phone: +79202028298; dr. of eng. sc.; associate professor; head Department of Mechanical Engineering Technology.

УДК 004.021

DOI 10.18522/2311-3103-2026-2-45-59

А.И. Савельев, А.В. Рябинов, А.В. Семенов

МОДЕЛИ БЕСШОВНОГО СЕТЕВОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ ГРУППЫ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ БПЛА

Внедрение групп беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) в точное земледелие сдерживается рядом проблем, относящихся к устойчивости связи на удаленных от точки взлета участках и зависимостью от погодных условий, которые могут снижать эффективность применения технологии. Существующие модели планирования недостаточно адаптивны к динамическим изменениям агросреды, проблемам связи и в большинстве случаев предполагают строгое следование фиксированным траекториям. Целью данного исследования является разработка концептуальных моделей бесшовного функционирования и системы связи для координации группы сельскохозяйственных БПЛА. В работе представлена диаграмма связанности элементов системы, которая обеспечивает непрерывность процессов от инициализации до автоматической замены аккумуляторов и дозаправки БПЛА. Разработана модель связи системы с узлом ретрансляции, разделяющая трафик, что позволяет исключать коллизии и стабилизировать обмен данными на дистанциях свыше 2,5 км. Представлен способ распределения задач с учетом энергообеспечения и пространственных координат БПЛА, который позволяет динамически перераспределять нагрузку при отказах. Предложенные решения повышают автономность и отказоустойчивость группы БПЛА, минимизируют участие оператора и обеспечивают безопасное выполнение миссий в условиях недетерминированной среды. Апробация предложенной модели, выполненная в лабораторных и полевых условиях, показала устойчивое функционирование при передаче данных на дальних дистанциях и при групповом режиме работы. Отдельно подтверждено отсутствие коллизий при обмене данными между БПЛА, что свидетельствует о корректности разделения трафика и эффективности выбранной архитектуры связи. Полученные результаты подтверждают возможность практического применения разработанных моделей для повышения автономности и непрерывности выполнения сельскохозяйственных работ. Разработанные решения также демонстрируют потенциал масштабирования, что расширяет область их применения в задачах точного земледелия.

Беспилотные летательные аппараты; точное земледелие; бесшовное функционирование; группа БПЛА; модель связи; распределение задач; узел ретрансляции.

A.I. Saveliev, A.V. Ryabinov, A.V. Semenov

MODELS OF SEAMLESS OPERATION OF A GROUP OF AGRICULTURAL UAVS

The introduction of groups of unmanned aerial vehicles (UAVs) into precision farming is hampered by several problems related to the stability of communications in areas remote from the take-off point and dependence on weather conditions, which can reduce the effectiveness of the technology. Existing planning models are insufficiently adaptive to dynamic changes in the agricultural environment, communication problems, and in