

УДК 004.93

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-3-214-227>

Разработка метода локализации в замкнутой и насыщенной объектами среде

Н. А. Мостаков ¹, А. А. Захарова ¹

¹ Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
ул. Профсоюзная, д. 65, г. Москва 117997, Российская Федерация

 e-mail: nikrus333@gmail.com

Резюме

Цель исследования. Целью работы является исследование и разработка методов локализации сверхлегкого беспилотного летательного аппарата (БПЛА) в насыщенной объектами замкнутой среде, основанных на семантико-топологических данных, получаемых из окружения. Целью работы также является разработка программного обеспечения и выбор аппаратного комплекса для запуска и опробования разработанного решения.

Методы. Для реализации поставленной цели были проведен обзор и сравнение существующих решений. Оптимизация архитектуры нейронной сети для детектирования объектов. Разработка алгоритма составления графа объектов, отражающего их взаимосвязи. Разработка алгоритма сравнения графов для определения положения БПЛА. Внедрение решения по повышению точности определения геометрического центра задетектированных объектов. Использование методов определения ключевых точек (SIFT, SURF) для решения проблемы идентификации объектов одного класса.

Результаты. Результатом работы является разработанный метод локализации на основе семантико-топологических данных, получаемых из окружения. Также разработан пакет программного обеспечения, основанный на платформе ROS2 humble, и реализованный на аппаратной части, основанной на плате Rockchip 3588. Эксперименты проводились на готовых наборах данных (KUM dataset) и с использованием БПЛА в помещении.

Заключение. Разработанная система локализации представляет собой перспективный шаг в направлении создания эффективных и гибких систем, способных работать в сложных условиях. В будущем планируется интегрировать данный метод с другими датчиками для повышения робастности в динамичных условиях, добавить алгоритмы визуальной одометрии для повышения точности локализации БПЛА, и расширить применение системы на БПЛА, используемых в других отраслях (инспекция инфраструктуры, поиск и спасение).

Ключевые слова: компьютерное зрение; локализация; детектирование объектов; построение графов.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Финансирование: Работа выполнена при поддержке Российского научного фонда, грант № 23-19-00342, <https://rscf.ru/en/project/23-19-00342/>

Для цитирования: Мостаков Н. А., Захарова А. А. Разработка метода локализации в замкнутой и насыщенной объектами среде // Известия Юго-Западного государственного университета. 2024. Т. 28, №3. С. 214-227. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-3-214-227>.

Поступила в редакцию 26.07.2024

Подписана в печать 03.09.2024

Опубликована 30.09.2024

© Мостаков Н. А., Захарова А. А., 2024

Известия Юго-Западного государственного университета / Proceedings of the Southwest State University. 2024; 28(3): 214-227

Development of a method for localizing objects in a closed and saturated environment

Nikolay A. Mostakov ✉¹, Alena A. Zakharova¹

¹ V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS
65, Profsoyuznaya str., Moscow 117997, Russian Federation

✉ e-mail: nikrus333@gmail.com

Abstract

The purpose of the work is to study and develop methods for localizing an ultra-light unmanned aerial vehicle (UAV) in a closed environment saturated with objects, based on semantic and topological data obtained from the environment. The purpose of the work is also to develop software and select a hardware complex for launching and testing the developed solution.

Methods. To achieve this goal, a review and comparison of existing solutions were conducted. Optimization of the neural network architecture for detecting objects. Development of an algorithm for compiling a graph of objects reflecting their relationships. Development of an algorithm for comparing graphs to determine the position of the UAV. Implementation of a solution to improve the accuracy of determining the geometric center of detected objects. Use of keypoint detection methods (SIFT, SURF) to solve the problem of identifying objects of the same class.

Results. The result of the work is a developed localization method based on semantic and topological data obtained from the environment. A software package based on the ROS2 humble platform and implemented on the hardware based on the Rockchip 3588 board was also developed. The experiments were conducted on ready-made datasets (KUM dataset) and using UAVs indoors.

Conclusion. The developed localization system is a promising step towards creating efficient and flexible systems capable of operating in complex conditions. In the future, it is planned to integrate this method with other sensors to improve robustness in dynamic conditions, add visual odometry algorithms to improve the accuracy of UAV localization, and expand the application of the system to UAVs used in other industries (infrastructure inspection, search and rescue).

Keywords: computer vision; localization; object detection; graph construction.

Conflict of interest. The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Funding: This work was supported by the Russian Science Foundation, grant No. 23-19-00342, <https://rscf.ru/en/project/23-19-00342/>

For citation: Mostakov N. A., Zakharova A. A. One of the options for managing the heat supply system of buildings and structures using mathematical analysis methods. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2024; 28(3): 214-227 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-3-214-227>.

Received 26.07.2024

Accepted 03.09.2024

Published 30.09.2024

Введение

С каждым годом беспилотные летательные аппараты (БПЛА) все активнее интегрируются в нашу жизнь, становясь

незаменимыми помощниками во множестве сфер. Особенно заметно их влияние на сельское хозяйство [1], где они эффективно выполняют задачи по мо-

нитингу полей [2], обработке почвы, внесению удобрений и даже сбору урожая. Еще одной областью применения БПЛА является инспекция помещений [3, 4] и промышленных объектов [5]. Беспилотники демонстрируют впечатляющие возможности, справляясь с серьезными задачами, требующими высокой точности.

Однако, несмотря на этот прогресс, в сегменте легких БПЛА, согласно ГОСТ Р 59517-2021 категория А, наблюдается острый дефицит программно-аппаратных решений, способных обеспечить эффективную работу в условиях ограничений по весу полезной нагрузки и стоимости оборудования. В то же время, в таких отраслях, как сельское хозяйство, инспекция инфраструктуры, охрана и др., существует значительный спрос на создание и разработку систем локализации для легких БПЛА [6].

Научные достижения в области искусственного интеллекта открывают новые возможности для реализации алгоритмов локализации, основанных на метрико-семантических и метрико-топологических методах картографирования. Это позволяет создавать более точные и адаптивные системы позиционирования, способные работать в сложных условиях, в том числе в средах с большим количеством объектов.

Таким образом, благодаря стремительному развитию искусственного интеллекта и компьютерного зрения, легкие БПЛА получают возможность работать в более сложных и насыщенных объектами

средах, раскрывая свой потенциал для решения широкого круга задач.

Материалы и методы

В настоящее время разработано множество методов для определения местоположения (локализации) и построения карт (картографирования) беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Каждый метод имеет свои преимущества и недостатки, выбор оптимального решения зависит от конкретной задачи и условий эксплуатации. К классическим методам локализации можно отнести локализацию с помощью GNSS (GPS, ГЛОНАС). В работе [7] приводится описание использования GNSS технологии и набор фильтров для улучшения качества локализации. Однако в условиях городской среды, где сигнал спутников может иметь помехи, точность GNSS [8] значительно снижается. Еще одной группой классических методов являются SLAM (одновременная локализация и построение карты) методы [9, 10]. SLAM представляет собой способность робота строить карту окружающей среды и локализовываться в режиме реального времени [11]. Одним из популярных методов является метод RTAB-MAP [12]. Данное решение имеет большое количество реализаций и практических применений. Длительная работа алгоритма может привести к накоплению ошибки позиционирования. Для повышения точности используется детектирование замыкания петель (loop closure detection, LCD), которое позволяет "запомнить" пройден-

ное место и корректировать ошибки. Однако процесс запоминания уже пройденного места не всегда можно реализовать вследствие нескольких причин:

1) наличия недостаточного объема памяти и вычислительной мощности бортового компьютера БПЛА;

2) изменение внешнего вида локации, пройденной ранее (изменение освещенности, наличие других точек обзора, смена времени года).

Другая группа алгоритмов для локализации БПЛА основана на сравнении карты местности с изображениями, полученными с борта беспилотника. При успешном сопоставлении БПЛА может определить свое точное местоположение. Существуют различные варианты реализации данного алгоритма. От простого сравнения заранее готовой подложки со снимком при помощи классических методов компьютерного зрения (SIFT, SURF) [13, 14], до использования машинного обучения для сопоставления изображений. При использовании данного решения БПЛА полностью автономен и не нуждается в каналах связи с оператором на земле. Также данное решение имеет следующие недостатки: недостаточная робастность при изменении окружения (изменилось освещение, другое время года), низкая точность при использовании в качестве средств конечной локализации, необходимость иметь заранее подготовленный фотоплан, необходимость иметь на борту аппаратные средства повышенной производительности. Как можно заметить,

данный способ локализации имеет существенный ряд недостатков. Из-за недостаточной робастности системы, на практике, обычно совмещают ГНСС локализацию и локализацию по готовому фотоплану. Это позволяет БПЛА работать в зонах с отсутствием покрытия спутников и при выполнении задачи точно возвращаться в указанную зону.

Визуальная одометрия – это метод определения местоположения БПЛА путем анализа видеопотока с бортовой камеры (рис. 1). Алгоритм вычисляет вектор движения БПЛА, сравнивая последовательные кадры и определяя, как меняется расположение характерных точек на изображениях. Этот подход привлекателен своей автономностью – БПЛА не нуждается в заранее подготовленной карте или спутниковых сигналах. Однако у данного подхода есть недостатки. Во-первых, для работы требуется мощный процессор, способный обрабатывать видеопоток и выполнять сложные вычисления. Во-вторых, с течением времени точность локализации может снижаться из-за непрерывного накопления ошибок в определении движения между кадрами. И, наконец, система не может "сбросить" накопленную ошибку, если БПЛА не возвращается в уже посещенную точку.

Применение этого метода разнообразно – от автономной навигации и картографирования до робототехники. В будущем, с развитием технологий, визуальная одометрия станет еще более точной и надежной, увеличивая воз-

возможности использования БПЛА в различных областях.

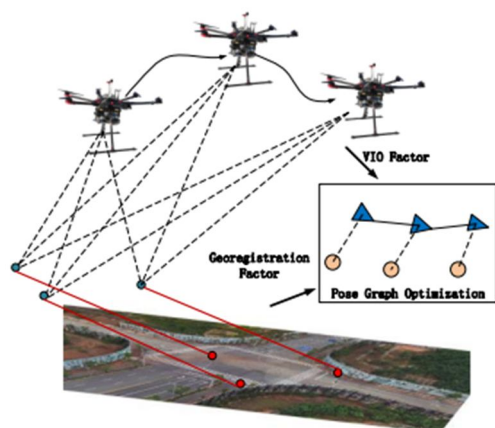


Рис. 1. Пример реализации визуальной одометрии (MAO Jun, ZHANG Lilian, HE Xiaofeng, QU Hao, HU Xiaoping, 2022 г.)

Fig. 1. An example of visual odometry implementation (MAO Jun, ZHANG Lilian, HE Xiaofeng, QU Hao, HU Xiaoping, 2022 г.)

Искусственный интеллект может стать интересной альтернативой традиционным методам локализации, представленным выше. В работе [15] рассматривается подход машинного обучения для решения проблемы локализации. Авторы получают относительное положение бортовой камеры относительно реперных маркеров (Aruco), а затем оценивают положение робота с помощью машинного обучения. Данный подход прошел апробацию и был реализован в рамках моделирования. Предлагаемое решение дает результаты такого же высокого уровня, как и аналитический подход.

Относительно новым подходом к локализации БПЛА является использование семантической информации, то

есть распознавания объектов и их взаимосвязи в окружающей среде. В работе [16] авторы предлагают следующий алгоритм:

1. Составление графа детектируемых объектов по одиночному изображению: на основе изображения, полученного с камеры БПЛА, проводится детекция объектов и построение графа (рис. 2), отражающего их взаимосвязь (расположение объектов относительно друг друга). При этом местоположение БПЛА должно быть известно.

2. Составление глобального графа окружения: создается глобальная карта, на которой представлены все значимые объекты в окружении БПЛА, а также их взаимосвязи.

3. Локализация на основе данных глобального графа и данных с камеры: БПЛА анализирует полученное с камеры изображение, распознает объекты и сравнивает полученный граф с глобальным графом окружения. По результатам сравнения определяется местоположение БПЛА.

В работе [16], к сожалению, не уделено внимание практическому применению алгоритма, не приводится описание аппаратной части, кроме того, в работе алгоритма не учитывается способ применения, а именно не учитывается скорость изменения видеопотока, данные с других датчиков БПЛА.

Данная работа призвана проверить робастность алгоритмов локализации сверх легких БПЛА в насыщенной объектами среде.

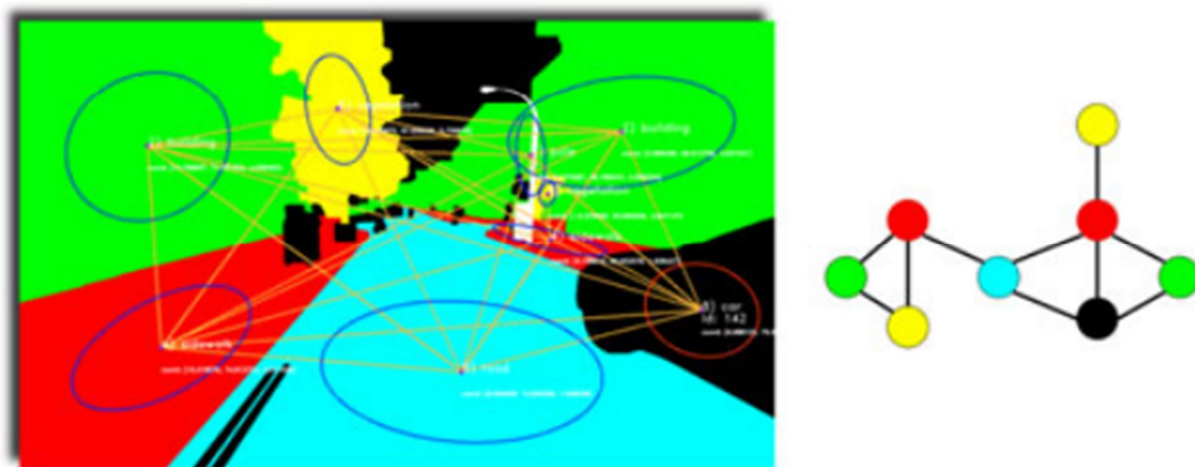


Рис. 2. Составление графа детектируемых объектов

Fig. 2. Compilation of a graph of detected objects

Построение графа объектов

В данном решении предполагается использовать граф объектов, полученный с помощью обработки RGB изображения. Полученный граф будет использоваться как ориентир для определения местоположения.

Первым этапом метода является детектирование объектов в видеопотоке, получаемом с устройства. Распознанные классы объектов и их координаты на RGBD изображении формируют граф объектов. В работе [17] авторы в качестве координат объекта используют центральный пиксель (1):

$$\begin{cases} Z_c = d(u_0, v_0) \\ X_c = \frac{u_0 - c_x}{f_x} \times Z_c \\ Y_c = \frac{v_0 - c_y}{f_y} \times Z_c, \end{cases} \quad (1)$$

где f_x, f_y, c_x, c_y – внутренние параметры камеры; X, Y, Z – координаты точки в глобальной системе координат; u_0 и v_0 –

координаты центральной точки в ограничивающей рамке.

Однако такое решение не будет работать корректно при использовании на БПЛА, в связи с возможными выбросами в данных, поступающих со стереокамеры. Для улучшения робастности системы предлагается брать среднее значение глубины в окрестности целевого пикселя. Окрестность представляет собой окружность с радиусом:

$$r = \frac{1}{3} \times u_0, \quad (2)$$

где u_0 – меньшая сторона бокса объекта.

Одним из преимуществ применения данного алгоритма на БПЛА является возможность использовать данные, поступающие с синхронизированного IMU сенсора и датчика высоты (датчик расстояния). Это позволит добавить в каждый граф дополнительный входной узел и дополнительные ребра для каждого графа. Примерный полученный граф изображен на рис. 3.

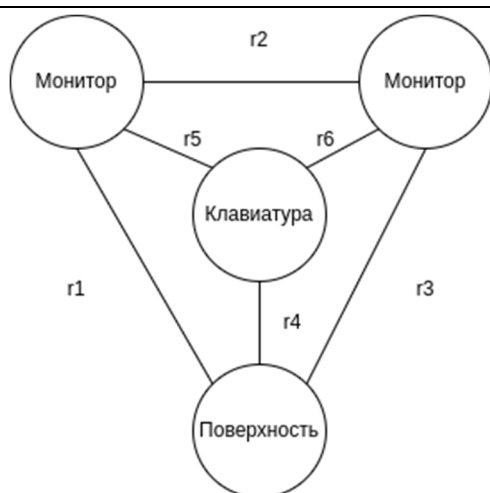


Рис. 3. Пример полученного графа

Fig. 3. Example of the resulting graph

Как можно заметить, в графе присутствует несколько узлов одного типа. Для задачи сопоставления узлов это не важный момент, но возможны случаи, когда будут появляться одинаковые графы в разных точках окружения. Для решения этой проблемы из каждого узла в этих двух графах будут вычисляться особые точки с помощью алгоритма SIFT. Процесс составления карты выглядит следующим образом:

1. Получение снимка с RGBD камеры.
2. Получение информации о расстоянии до поверхности.
3. Составление графа объектов.
4. Привязка графа объектов к позиции на карте с помощью других источников информации.

Выбор нейронной сети

В первую очередь необходимо было выбрать нейронную сеть для детектирования объектов. Выбранная сеть должна обеспечивать хорошую частоту кадров даже на слабых устройствах. Источник

[18] предоставляет список наиболее используемых и точных нейронных сетей. Наибольшую точность показывает сеть ViT-Adapter-L [19], следует отметить, что данная сеть требует больших вычислительных мощностей для работы, что не подходит под условия поставленной задачи. В связи с этим предлагается использовать более быструю модель из перечня¹ YOLOv8. Несомненным плюсом этой сети является ее распространенность и простота обучения сети. Это преимущество позволяет использовать данную нейронную сеть в решениях, которые можно установить на сверхлегкие БПЛА.

Выбор способа представления информации в графе

В данном случае возможно применить два варианта хранения информации о вершинах графа:

1. Хранить полные координаты объекта (вершины графа).

В данном случае для каждого объекта (вершины графа) хранятся координаты x, y, z относительно центра камеры.

2. Хранить расстояние между объектами (вершинами графа) и один объект с координатами.

Вариант с хранением информации данных в виде расстояния между объектами показал сопоставимое время вычисления местоположения наблюдателя и значительное меньшее количество требуемой памяти.

¹ Официальный сайт Ultralytics: URL: <https://www.ultralytics.com/>

Процесс пассивной локализации

После создания карты пространства из набора графов можно переходить к процессу локализации. При движении БПЛА в окружении каждую итерацию создается граф объектов, далее ищется сходство с графами в глобальной карте.

1. Алгоритм сопоставления графов выглядит следующим образом:

2. Получение снимка с RGBD камеры.

3. Получение информации о расстоянии до поверхности.

4. Составление графа объектов.

5. Сравнение текущего графа и графов в массиве карты. Сравнение происходит с помощью алгоритма поиска в ширину и поэтапному сравнению ребер и вершин.

6. При успешном нахождении совпадения текущего графа объектов и графа объектов из глобальной карты происходит процесс инициализации робота в окрестности найденного графа.

7. Нахождение локального местоположения робота происходит с помощью алгоритма ICP.

Результаты и их обсуждение

Цель экспериментальной части реализовать робастный алгоритм локализации БПЛА для различных сред (внутри помещения, городская среда). Экспериментальная часть будет разделена на два основных пункта:

1. Нахождение графа-объектов на глобальной карте.

2. Установка точного местоположения камеры относительно обнаруженного графа-объектов.

Для тестирования и проверки работы разработанного алгоритма будут использоваться следующие метрики локальной точности траектории за фиксированный интервал времени.

В качестве окружения был использован открытый набор данных KUM dataset, которые используют другие исследователи. Еще одним способом апробации разработанного алгоритма является тестирование в настоящем окружении (рис. 4).

Для проверки предложенных решений был разработан эксперимент, с целью проверить работоспособность разработанного алгоритма.

Использованное оборудование: Камера глубины - Azure Kinect; сверхлегкий БПЛА Ara mini; стационарная камера; набор Aruco-маркеров.

Ход проведения эксперимента:

1. Устанавливается и калибруется стационарная камера.

2. Установка маркеров в окружении и на камеру глубины.

3. Запуск разработанного метода локализации.

4. Фильтрация полученных данных.

По полученным результатам среднее отклонение вычисленного местоположения от истинного местоположения составляет 10 сантиметров. На рис. 5 показано отношение положения камеры из набора данных и восстановленное положение камеры с помощью разработанного алгоритма.

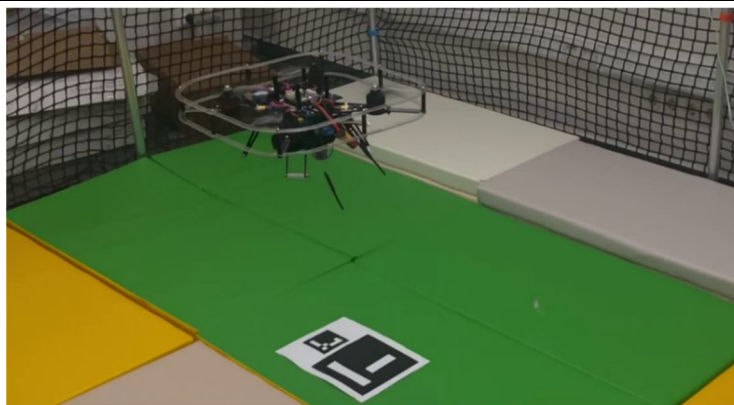


Рис. 4. Эксперимент с БПЛА Ara mini в закрытом помещении

Fig. 4. Experiment with UAV Ara mini in a closed room

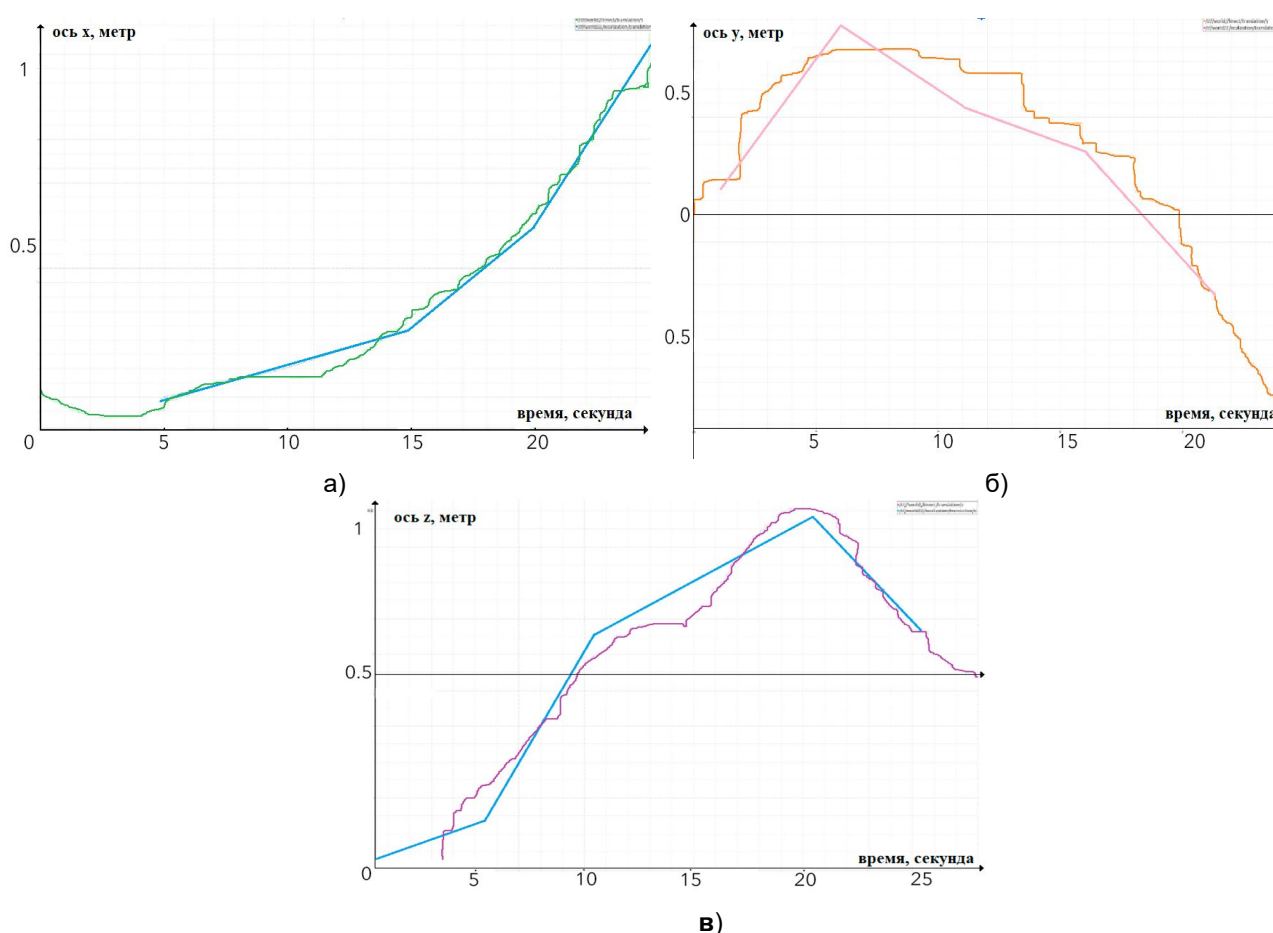


Рис. 5. Данные местоположения БПЛА во время эксперимента: **а** – зеленый цвет - координата x (метры) камеры из набора; синий цвет – восстановленная координата x (метры); **б** – красный цвет - координата y (метры) камеры из набора данных; фиолетовый цвет – восстановленная координата y (метры); **в** – фиолетовый цвет - координата z (метры) камеры из набора данных; синий цвет – восстановленная координата z (метры)

Fig. 5. UAV location data during the experiment: **a** – green color is the x coordinate (meters) of the camera from the set, blue color is the restored x coordinate (meters); **б** – Red is the y coordinate (meters) of the camera from the dataset; purple is the restored y coordinate (meters); **в** – the purple color is the z coordinate (meters) of the camera from the dataset; the blue color is the restored z coordinate (meters)

Было проведено несколько экспериментов с различным окружением. В каждом окружении было проведено не менее 5 экспериментов. Часть эксперимента проводилась на общедоступных наборах данных, а также в реальных сценах. В ходе эксперимента были получены следующие данные:

1. Тип окружения - Офис (замкнутая и насыщенная объектами среда):

- локальная точность траектории за фиксированный интервал времени – 82%;
- точность глобальной траектории – 0,6 метра.

2. Тип окружения – Жилое помещение (замкнутая и насыщенная объектами среда):

- локальная точность траектории за фиксированный интервал времени – 70%;
- точность глобальной траектории – 0,95 метра.

3. Тип окружения - Строительный объект (не насыщенная объектами среда): в данном типе окружения алгоритм работает некорректно вследствие отсутствия достаточного количества семантической информации.

Алгоритм показал хорошую точность глобальной траектории, сопоставимую с различными алгоритмами ви-

зуальной одометрии, также алгоритм более устойчив при резком перемещении/вращении стереопары.

Выводы

Из эксперимента можно сделать вывод что данный метод применим для задач определения местоположения объекта по заранее известной карте. Среднее отклонение вычисленного местоположения от истинного местоположения составляет 10 сантиметров. Разработанный метод показал хорошую работоспособность на маломощных вычислительных устройствах, что позволит использовать его на микро и мини БПЛА ближнего действия. В отличие от различных методов визуальной одометрии, данный метод позволяет восстановить местоположение БПЛА при резком перемещении БПЛА в пространстве. Несмотря на то, что алгоритм в данном виде показал избыточную частоту ложных срабатываний, в дальнейшем это предполагается исправить внедрением детектора ключевых точек для каждой вершины графа.

Разработанный алгоритм, в сочетании с алгоритмами визуальной одометрии, может значительно улучшить качество локализации автономных средств.

Список литературы

1. Evaluating Multispectral Images and Vegetation Indices for Precision Farming Applications from UAV Images / S. Candiago, F. Remondino, M De Giglio, M. Dubbini, M. Gattelli // Remote Sensing. 2015. <https://doi.org/10.3390/rs70404026>.
2. Duan T., Chapman S.C. Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle // Field Crops Research. 2017. URL:

https://www.researchgate.net/publication/317423059_Dynamic_monitoring_of_NDVI_in_wheat_agronomy_and_breeding_trials_using_an_unmanned_aerial_vehicle

3. Tan Yi., Li S. Automatic inspection data collection of building surface based on BIM and UAV // Automation in Construction. 2021. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0926580521003320?via%3Dihub>

4. Mader D., Blaskow R., Westfeld P. Potential of uav-based laser scanner and multispectral camera data in building inspection // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2016. URL: <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLI-B1/1135/2016/>

5. Ibrahim Motawa, Alexandra Kardakou Unmanned aerial vehicles (UAVs) for inspection in construction and building industry // The 16th International Operation & Maintenance Conference, 2018. URL: <https://pure.ulster.ac.uk/en/publications/unmanned-aerial-vehicles-uavs-for-inspection-in-construction-and->

6. Motawa I., Kardakou A. Unmanned aerial vehicles (UAVs) for inspection in construction and building industry // The 16th International Operation & Maintenance Conference. 2018. URL: <https://pure.ulster.ac.uk/en/publications/unmanned-aerial-vehicles-uavs-for-inspection-in-construction-and->

7. Handley D.D., Yu P.L., Wechsler S.P. GPS-Denied UAV Localization Using Satellite Navigation and Inertial Sensors // International Conference on Robotics and Autonomous Systems. 2019. URL: https://www.researchgate.net/publication/335140533_GPS-Denied_UAV_Localization_using_Pre-existing_Satellite_Imagery

8. Hacoen S., Medina O. Improved GNSS Localization and Byzantine Detection in UAV Swarms // Sensors. 2020. <https://doi.org/10.3390/s20247239>.

9. Accurate Localisation Based on GNSS and Propagation Knowledge for Safe Applications in Guided Transport / J. Marais, S. Ambellouis, A. Flancquart, S. Lefebvre, C. Meurie, Y. Ruichek // Procedia - Social and Behavioral Sciences. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042812027930>

10. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age / C. Cadena, L. Carlone, H. Carrillo, Y. Latif, D. Scaramuzza, J. Neira, I. Reid, J.J. Leonard // IEEE Trans. Robot. 2016. <https://doi.org/10.1109/TRO.2016.2528477>

11. Khairuddin A.R., Haron H. Review on simultaneous localization and mapping // 2015 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE). URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7482163>

12. Sumikura S., Shibuya M., Sakurada K. OpenVSLAM: A versatile visual SLAM framework // Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. 2019.

13. Labb'e M., Michaud F. RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation // Journal of Field Robotics.

14. Kinnari J., Verdoja F., Kyrki V. GNSS-denied geolocalization of UAVs by visual matching of onboard camera images with orthophotos // 2021 20th International Conference on Advanced Robotics (ICAR). URL: <https://arxiv.org/pdf/2103.14381.pdf>
15. Precise Visual-Inertial Localization for UAV with the Aid of A 2D Georeferenced Map. / J. Mao, L. Zhang, X. He, H. Qu, X. Hu // 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2107/2107.05851.pdf>
16. Klein L.C., Klein L.C., Klein L.C. A Machine Learning Approach to Robot Localization Using Fiducial Markers in RobotAtFactory 4.0 Competition // Sensors. 2023. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/6/3128>
17. Semantic loop closure detection based on graph matching in multi-objects scenes / Q. Cao, Y. Zhang, Y. Liu, G. Lv // Journal of Visual Communication and Image Representation. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2021.103072>
18. X-View: Graph-Based Semantic Multi-View Localization / A. Gawel, C., Del Don R. Siegwart, J. Nieto, C. Cadena // IEEE Robotics and Automation Letters. 2019. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8281068>
19. Object Detection on COCO test-dev Leaderboard. URL: <https://paperswithcode.com/sota/object-detection-on-coco>

References

1. Candiago S., Remondino F., De Giglio M., Dubbini M., Gattelli M. Evaluating Multi-spectral Images and Vegetation Indices for Precision Farming Applications from UAV Images. *Remote Sensing*. 2015. <https://doi.org/10.3390/rs70404026>.
2. Duan T., Chapman S.C. Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle. *Field Crops Research*. 2017. Available at: https://www.researchgate.net/publication/317423059_Dynamic_monitoring_of_NDVI_in_wheat_agronomy_and_breeding_trials_using_an_unmanned_aerial_vehicle
3. Tan Yi., Li S. Automatic inspection data collection of building surface based on BIM and UAV. *Automation in Construction*. 2021. Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0926580521003320?via%3Dihub>
4. Mader D., Blaskow R., Westfeld P. Potential of uav-based laser scanner and multi-spectral camera data in building inspection. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2016. Available at: <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLI-B1/1135/2016/>
5. Ibrahim Motawa, Alexandra Kardakou. Unmanned aerial vehicles (UAVs) for inspection in construction and building industry. *The 16th International Operation & Maintenance Conference*. 2018. Available at: <https://pure.ulster.ac.uk/en/publications/unmanned-aerial-vehicles-uavs-for-inspection-in-construction-and->

6. Motawa I., Kardakou A. Unmanned aerial vehicles (UAVs) for inspection in construction and building industry. *The 16th International Operation & Maintenance Conference*. 2018. Available at: <https://pure.ulster.ac.uk/en/publications/unmanned-aerial-vehicles-uavs-for-inspection-in-construction-and->
7. Handley D.D., Yu P.L., Wechsler S.P. GPS-Denied UAV Localization Using Satellite Navigation and Inertial Sensors. *International Conference on Robotics and Autonomous Systems*. 2019. Available at: https://www.researchgate.net/publication/335140533_GPS-Denied_UAV_Localization_using_Pre-existing_Satellite_Imagery
8. Hacoen S., Medina O. Improved GNSS Localization and Byzantine Detection in UAV Swarms. *Sensors*. 2020. <https://doi.org/10.3390/s20247239>.
9. Marais J., Ambellouis S., Flancquart A., Lefebvre S., Meurie C., Ruichek Y. Accurate Localisation Based on GNSS and Propagation Knowledge for Safe Applications in Guided Transport. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042812027930>
10. Cadena C., Carlone L., Carrillo H., Latif Y., Scaramuzza D., Neira J., Reid I., Leonard J.J. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Trans. Robot.* 2016. <https://doi.org/10.1109/TRO.2016.2528477>
11. Khairuddin A.R., Haron H. Review on simultaneous localization and mapping. *2015 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7482163>
12. Sumikura S., Shibuya M., Sakurada K. OpenVSLAM: A versatile visual SLAM framework. *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*. 2019.
13. Labb'e M., Michaud F. RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation. *Journal of Field Robotics*.
14. Kinnari J., Verdoja F., Kyrki V. GNSS-denied geolocalization of UAVs by visual matching of onboard camera images with orthophotos. *20th International Conference on Advanced Robotics (ICAR)*. 2021. Available at: <https://arxiv.org/pdf/2103.14381.pdf>
15. Mao J., Zhang L., He X., Qu H., Hu X. Precise Visual-Inertial Localization for UAV with the Aid of A 2D Georeferenced Map. *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Available at: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2107/2107.05851.pdf>
16. Klein L.C., Klein L.C., Klein L.C. A Machine Learning Approach to Robot Localization Using Fiducial Markers in RobotAtFactory 4.0 Competition. *Sensors*. 2023. Available at: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/6/3128>
17. Cao Q., Zhang Y., Liu Y., Lv G. Semantic loop closure detection based on graph matching in multi-objects scenes. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2021.103072>

18. Gawel A., Del Don C., Siegwart R., Nieto J., Cadena C. [X-View: Graph-Based Semantic Multi-View Localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2019. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8281068>

19. Object Detection on COCO test-dev Leaderboard]. Available at: [https:// paperswithcode.com/sota/object-detection-on-coco](https://paperswithcode.com/sota/object-detection-on-coco)

Информация об авторах / Information about the Authors

Мостаков Николай Алексеевич, аспирант, лаборатория Киберфизических систем, Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: nikrus333@gmail.com, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3746-3493>

Nikolay A. Mostakov, Post-Graduate student, Laboratory of Cybernetic Systems, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Russian Federation? e-mail: nikrus333@gmail.com, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3746-3493>

Захарова Алёна Александровна, доктор технических наук, главный научный сотрудник, лаборатория Киберфизических систем, Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: zaawmail@gmail.com, ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-4221-7710>, Researcher ID: F-8209-2017

Alena A. Zakharova, Dr. Sci. (Engineering), Chief Scientific Officer, Laboratory of Cybernetic Systems, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Russian Federation, e-mail: zaawmail@gmail.com, ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-4221-7710>, Researcher ID: F-8209-2017