

12. *Reif J.H.* Depth-first search is inherently sequential, *Information Processing Letters*, 1985, 20 (5), pp. 229-234.
13. *Gonzalez R.C., Woods R.E.* Digital image processing. Boston, MA Addison-Wesley, 2001, pp. 90-93.
14. *Moore E.F.* Machine models of self-reproduction, 1962, pp. 17-31.
15. *Vernon D.* Machine Vision. Prentice-Hall, 1991, pp. 63-66, 76-78.
16. *Lucas B.D. and Kanade T.* An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981, pp. 674-679.
17. *Horn B.K.B.; Schunck B.G.* Determining Optical Flow, *Artif. Intell.*, 1981, 17, pp. 185-203.
18. *Hans-Hellmut Nagel.* On the Estimation of Optical Flow: Relations between Different Approaches and Some New Results, *Artificial intelligence*, 1981, pp. 299-324.
19. *Beauchemin S.S., Barron J.L.* The Computation of Optical Flow, *ACM Computing Surveys*, 1995, Vol. 27, No. 3, pp. 433-467,
20. *Denis Fortun, Patrick Bouthemy, Charles Kervrann.* Optical flow modeling and computation: a survey, *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 134, pp. 21.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н. П.К. Шульженко.

Тупиков Владимир Алексеевич – АО «Научно-производственное предприятие «Авиационная и морская электроника»; e-mail: tupikov@nppame.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: 88123274667; д.т.н.; профессор.; зам. ген. Директора; директор научно-производственного комплекса робототехнических систем специального назначения.

Павлова Валерия Анатольевна – e-mail: pavlova@nppame.ru; тел.: 88123274667; к.т.н.; зам. директора по НИОКР.

Лизин Алексей Игоревич – e-mail: lizin_a@nppame.ru; начальник центра средств интеллектуальной обработки изображений.

Гессен Павел Алексеевич – e-mail: gessen_pa@nppame.ru; зам. начальника центра средств интеллектуальной обработки изображений.

Саенко Владислав Дмитриевич – e-mail: gessen_pa@nppame.ru; младший программист.

Tupikov Vladimir Alekseevich – SPE "Research and Production Enterprise "Air and Marine Electronics", e-mail: tupikov@nppame.ru; Saint Petersburg, Russia; phone: +78123274667; dr. of eng. sc.; professor; deputy director general; director of Research and production complex of special purpose robotic systems.

Pavlova Valeria Anatolyevna – e-mail: pavlova@nppame.ru; cand. of eng. sc.; deputy director of research at Research and production complex of special purpose robotic systems.

Lizin Aleksey Igorevich – e-mail: lizin_a@nppame.ru; chief of intellectual image processing center.

Gessen Pavel Alekseevich – e-mail: gessen_pa@nppame.ru; deputy chief of intellectual image processing center.

Saenko Vladislav Dmitrievich – e-mail: eltsova@nppame.ru; junior programmer.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2024-2-236-246

И.О. Шепель

МЕТОД ГЕНЕРАЦИИ КАРТЫ ЗАНЯТОСТИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА ПО ДАННЫМ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ

Рассматривается проблема генерации карт занятости окружающего пространства для робототехнических платформ по данным от мультиспектральной системы технического зрения. Целью работы является качественное улучшение генерируемой модели проходимости путем комлексирования геометрических и семантических данных от лидаров и стереокамер, а также прямых измерений скорости от радаров миллиметрового диапазона. Представленные алгоритмы и их модификации являются универсальными по отношению к источнику данных и не требуют физической синхронизации сенсоров. В исследовании решается задача построения как статических

априорных, так и работающих в реальном масштабе времени динамических карт занятости. Предложен подход по объединению априорной семантической карты с генерируемой в процессе автономного движения робота. Описаны подходы к накоплению и обновлению семантической информации в картах. Также рассматривается задача обнаружения динамических препятствий в картах занятости на основе модифицированного алгоритма фильтрации частиц. Описанный в статье комбинированный метод увеличивает точность определения динамических препятствий и позволяет корректно детектировать препятствие даже в случае ошибки алгоритма определения динамики. Выделены метрики по количественной оценке карт занятости. Разработанный алгоритм был протестирован на открытых датасетах *Semantic KITTI*, *nuScenes* в автомобильном домене данных, а также на малом сервисном роботе-уборщике как в симуляторе *CARLA*, так и в реальных условиях с активным пешеходным движением. Программная реализация алгоритма работает в реальном масштабе времени на встраиваемых вычислителях *Jetson AGX Xavier* и *Jetson AGX Orin*.

Карта занятости; лидар; радар; стереокамера; комплексирование данных; обнаружение препятствий; динамический объект; семантическая карта.

I.O. Shepel

METHOD FOR GENERATING A MOBILE ROBOT OCCUPANCY MAP FROM MULTISPECTRAL VISION SYSTEM DATA

This paper addresses the problem of generating occupancy maps of the surrounding space for robotic platforms using data from a multispectral vision system. The aim of the work is to qualitatively improve the generated passability model by combining geometric and semantic data from lidars and stereo cameras, as well as direct velocity measurements from millimeter-wave radars. The presented algorithms and their modifications are universal to the data source and do not require physical synchronization of sensors. The paper solves the problem of constructing both static a priori and real-time dynamic occupancy maps. An approach for combining an a priori semantic map with the one generated in the runtime is proposed. Approaches for accumulating and updating semantic information in the maps are described. The problem of detecting dynamic obstacles in occupancy maps based on a modified particle filtering algorithm is also considered. The combined method described in the paper increases the accuracy of dynamic obstacle detection and enables correct obstacle detection even if the dynamics detection algorithm fails. Metrics for quantifying occupancy maps are defined. The developed algorithm has been tested on Semantic KITTI, nuScenes open datasets in the automotive data domain, and on a small service cleaning robot both in the CARLA simulator and in real-world conditions with active pedestrian traffic. The software implementation of the algorithm runs in real time on Jetson AGX Xavier and Jetson AGX Orin embedded computers.

Occupancy map; lidar; radar; stereo camera; data complexing; obstacle detection; dynamic object; semantic map.

Введение. В настоящее время активно развиваются различные робототехнические платформы (РТП) от беспилотных автомобилей до малых сервисных роботов. При этом возникает целый ряд нерешенных проблем: необходимо обеспечить безопасность работы в среде с активным движением (в случае с пешеходными зонами это движение имеет хаотичный характер), роботы должны функционировать при разных световых и погодных условиях, а также их стоимость постоянно минимизируется из экономии, что в свою очередь упрощает состав системы технического зрения (СТЗ) и ограничивает мощность бортовых вычислителей. Основными сенсорами, используемыми для определения препятствий в робототехнике являются лидары, камеры (в том числе стерео) и радары. При этом на конечных платформах не всегда присутствуют все три типа сенсоров, поэтому существует необходимость в универсальном по отношению к составу СТЗ способе обнаружения препятствий.

В работе представлен алгоритм построения карты занятости по облакам точек от лидаров, радаров и стереокамер, способный обнаруживать динамические препятствия. Ключевые отличия разработанного алгоритма следующие:

1) универсальность по отношению к составу и типу сенсоров СТЗ, их взаимному расположению и временной синхронизации;

2) устойчивость алгоритма обнаружения динамических препятствий к ложным срабатываниям фильтра частиц;

3) использование семантической информации от стереокамер и лидаров для построения априорной статической карты и семантического слоя накапливаемой карты занятости.

Также в работе представлен новый подход к генерации эталонных карт проходимости для их дальнейшей оценки.

Обзор существующих методов. Карта занятости или карта проходимости [1] – это представление окружающего пространства в виде дискретной решетки, каждой ячейке которой ставится в соответствие вероятность нахождения в ней препятствия. Карты проходимости являются наиболее используемым методом, поскольку позволяют гибко настраивать параметры препятствий в зависимости от используемой платформы [2], а также предоставляют всю необходимую информацию для алгоритмов планирования траектории. Большинство существующих методов предполагает работу с одним источником данных [2, 3], либо данные комплексированы на низком уровне, что накладывает жесткие требования на расположение сенсоров и их временную синхронизацию [4, 5], что для некоторых платформ является невыполнимым требованием. Также с помощью карт занятости можно решать другую принципиально важную задачу – обнаружение динамических объектов [6], что является критически важным для обеспечения безопасного автономного движения в средах с активным движением автомобилей и пешеходов. Для этого используются либо подходы основанные на фильтрации частиц [6, 7], либо с помощью нейросетевых методов [8]. При этом последние как правило сильно переобучаются на домен данных и требуют переобучения для каждого конкретной РТП, а существующие методы с фильтрацией частиц не используют всю доступную информацию от различных сенсоров, а также требовательны к вычислительным ресурсам бортовых вычислителей. Отдельным направлением исследований являются HD-карты и семантические карты. Первые используются при разработке беспилотных автомобилей и являются по сути детализированным векторным описанием известной дорожной инфраструктуры от полос движения до знаков и светофоров [9]. При этом аналогичного подхода, который может быть использован для сервисных роботов, перемещающихся в недетерминированных средах, разделяемых с людьми, не существует из-за разнообразности и сложности решаемых задач. Семантические карты занятости отличаются тем, что в дополнении к геометрическим признакам используют результаты сегментации как для лидаров [10], так и для стереокамер [11], что как и в случае с HD-картами можно использовать в качестве априорной информации. Большинство существующих методов занимаются построением трёхмерной воксельной семантической карты и используют тяжеловесные нейросетевые архитектуры [12, 13], что делает их неприменимыми для бортовых вычислителей малых РТП. При этом отдельно следует выделить работу [14], авторы которой вводят модель для обновления и накопления семантической информации, которая может быть использована и для двумерных карт. Основной проблемой существующих подходов при этом является отсутствие универсального подхода, который сочетал бы возможности объединения как информации о динамических объектах, так и семантических меток и был бы способен работать со всеми возможными сенсорами.

Алгоритм построения накапливаемой карты проходимости. Представленный в статье алгоритм является развитием предыдущих работ автора в области построения карт проходимости и обнаружения препятствий [1, 15, 16]. Общая схема алгоритма представлена на рис. 1. Ниже приведено его краткое описание.

Облака точек от каждого сенсора обрабатываются по отдельности соответствующими компонентами генерации моментальных карт. Точки проецируются в ячейки карты, затем по набору метрик для каждой ячейки независимо определяется является ли она препятствием или нет. В зависимости от задачи эти метрики позволяют выделять препятствия по высоте, по уклону, препятствия-ступени, а также ямы [2, 18]. После этого выполняется трассировка лучей от местоположения сенсора. Все ячейки на лучах до препятствия помечаются как свободные, а после – как неизвестные. Каждой метке соответ-

ствует свое значение вероятности: p_F для свободных, p_U для неизвестных, а для препятствий – p_O , при этом верно неравенство: $p_O > p_U > p_F$. Подробнее этот алгоритм описан автором в статье [1]. Затем все моментальные карты занятости, построенные по одиночным кадрам от сенсоров, объединяются в компоненте построения накапливаемой карты проходимости, который решает ряд задач:

- 1) синхронизация и объединение нескольких моментальных карт;
- 2) накопление и обновление данных в карте;
- 3) обнаружение динамических объектов с помощью фильтра частиц;
- 4) накопление семантической информации;
- 5) добавление в карту априорной информации.

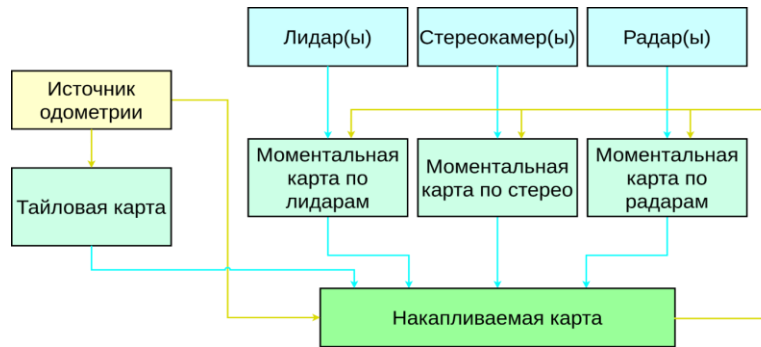


Рис. 1. Общая схема алгоритма

Для синхронизации моментальных карт от разных источников используется следующая схема. Один из сенсоров, как правило самый высокочастотный, выбирается в качестве основного, а остальные – вспомогательными. По приходу моментальной карты от основного источника все пришедшие до этого вспомогательные карты объединяются с основной. При объединении карт выбирается максимальное значение в соответствующих ячейках, т.е. если по облаку точек хотя бы одного из сенсоров зарегистрировано препятствие, то и в объединенной карте эта ячейка также будет препятствием. Необходимо отметить, что такое поведение может быть заменено взвешенным усреднением, где вес рассчитывается исходя из модели ошибок сенсора. Также отметим, что важным вопросом является преобразование данных от источника одометрии в одну общую систему координат. Для этого компонент накапливаемой карты по приходу данных одометрии перемещает свою собственную систему координат, и при поступлении моментальных карт фиксируется её положение. Таким образом учитывается движение РТП во время между регистрацией данных от вспомогательных и основного датчика.

Накопление и обновление происходит с помощью Байесовского фильтра [19] по формуле:

$$L^{i+1} = \begin{cases} \log \frac{p^{i+1}}{1-p^{i+1}}, & d^{i+1} = 1, \\ L^0 = 0, & d^{i+1} = 0 \wedge d^i = 1, \\ L^i + \log \frac{p^{i+1}}{1-p^{i+1}}, & d^{i+1} = 0 \wedge d^i = 0, \end{cases} \quad (1)$$

где L^i – логарифм отношения вероятностей после i -ой итерации, p^i – значение вероятности из объединённой моментальной карты, $d^i = 1$ – условие, характеризующее ячейки с динамическими препятствиями. Способ их обнаружения будет описан ниже.

Обнаружение динамических препятствий. После шагов объединения и накопления полученная накапливаемая карта используется в фильтре частиц для определения динамических препятствий. Можно выделить следующие шаги алгоритма:

- 1) предсказание положения частиц;
- 2) распределение частиц по ячейкам;

- 3) расчёт обновлённой вероятности занятости ячеек;
- 4) обновление весов частиц с предыдущего шага;
- 5) инициализация новых частиц;
- 6) вычисление среднего и дисперсии двухмерной скорости частиц;
- 7) повторная выборка и отсеивание частиц.

Подробно разработанный алгоритм описан автором в работе [16], здесь же приведем основные отличия от базовой версии, представленной в [6]. Во-первых, в базовом алгоритме не учитывается собственное движение РТП на шаге предсказания их положения, что уменьшает точность определения скорости объектов, даже для высокочастотных датчиков и небольшой собственной скорости платформы. В модифицированной версии компенсация производится до первого шага. Во-вторых, оригинальный алгоритм генерирует ложноположительные ошибки для частиц с высокой скоростью. Максимальная начальная скорость частиц является одним из гиперпараметров алгоритма и определяет порог по скорости для обнаружения препятствий. Маленькое значение не позволит найти скоростные препятствия, а высокое приводит к тому, что некоторые частицы «перепрыгивают» большое расстояние с одного статического препятствия на другое, что и приводит к ошибке. В оригинальном алгоритме от ошибок подобного рода избавляются с помощью использования большого числа частиц, что значительно увеличивает нагрузку на графический процессор, а значит не применимы на малопроизводительных вычислителях сервисных роботов. Для фильтрации таких выбросов была разработана следующая эвристика: все ячейки, у которых масса только что рождённых частиц больше порога и среди соседних нет динамических ячеек, помечаются как статические. С такой модификацией возможно существенно уменьшить общее число частиц без потерь точности. Третьей существенной модификацией является добавление алгоритма связанных компонент для более точной аппроксимации границ: при движении объектов их проекции на карту меняются, что также может приводить к ошибкам. Алгоритм связанных компонент позволяет точно определить такие скопления ячеек и полностью пометить их динамическими. Использование алгоритма обнаружения динамических препятствий вместе с правилом обновления вероятности в накапливаемой карте (1) позволяет избавиться от эффекта «хвостов», что повышает общую точность определения препятствий (рис. 2).

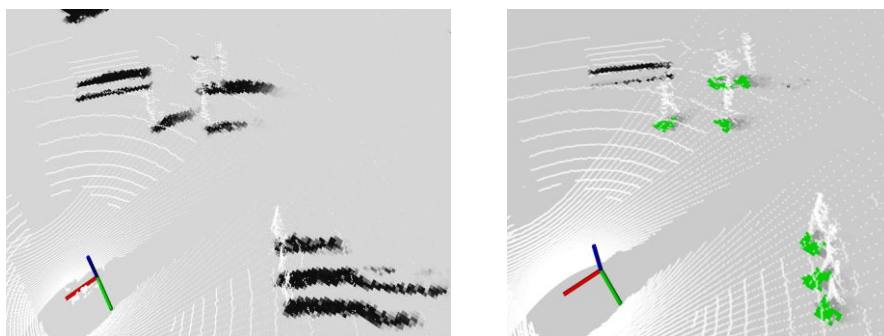


Рис. 2. «Хвосты» за идущими пешеходами на накапливаемой карте (слева), и результат работы алгоритма определения динамических (справа). Черным показаны статические препятствия, а зеленым – динамические

Последняя модификация исходного алгоритма затрагивает шаг инициализации новых частиц. При использовании семантически раскрашенных облаков точек в моментальной карте возможно выделить потенциально динамические препятствия, как это показано в автором в работе [17]. В этом случае засеивание частиц можно производить только в таких ячейках, что также позволяет существенно снизить количество частиц и общую вычислительную нагрузку. Аналогичным образом, в картах построенных по облакам точек от радара можно использовать прямые измерения радиальной скорости объектов, и засеивать только ячейки-препятствия с ненулевой измеренной скоростью.

Априорная и семантическая накапливаемая карта. Другая принципиальная модификация алгоритма – использование семантической информации как дополнительного критерия проходимости ячеек. Кроме того такая информация позволяет разметить зоны, запрещенные к движению для робота, но при этом физически проходимые (например, газоны). В зависимости от ограничений конкретной РТП и поставленной задачи добавление семантической информации в накапливаемую карту может происходить как во время работы робота, так и с помощью априорной карты. Алгоритм ее построения состоит из следующих шагов:

- 1) семантическая сегментация одиночного облака точек;
- 2) распределение точек от последовательных снимков по дискретам общей карты;
- 3) классификация ячеек на свободные и занятые;
- 4) постобработка полученной карты и разбиение её на тайлы.

Поскольку этот алгоритм не выполняется непосредственно во время работы РТП, то на него не накладываются ограничения по быстродействию и возможно использовать тяжёлые и наиболее точные нейросетевые модели для сегментации. Затем в зависимости от итогового класса ячейки принимается решение о её занятости. Отметим, что точки потенциально динамических классов (пешеходов и автомобилей) удаляются из итоговой карты. На этапе постобработки с помощью морфологических операций эрозии и дилатации удаляются одиночные выбросы. Затем карта разбивается на небольшие тайлы, которые могут быть быстро загружены как дополнительный слой в накапливаемую карту занятости при работе на реальных РТП. На рис. 3 показан пример итоговой карты.



Рис. 3. Вид сверху на офисное здание (слева сверху). Накопленное семантическое облако точек (справа сверху), оранжевым показаны точки классов препятствий, фиолетовым – свободных и априорная карта занятости офисного помещения (снизу)

Использование априорной карты возможно только в заранее определенной и подготовленной области, при изменении ландшафта (например строительных работах) модель теряет свою актуальность. Для устранения таких недостатков предлагается алгоритм онлайн построения семантического слоя карты. На первом шаге этого алгоритма по семантическому облаку точек строится моментальная карта проходимости с семантическим слоем [17], а в каждой ячейке дополнительно сохраняется информация о количестве точек каждого представленного класса. Затем в компоненте накапливаемой карты производится обновление классов ячеек с помощью представленной в работе [14] модели сенсора с семантичес-

ским подсчетом. Это модель также использует Байесовский фильтр, только при этом классы определяются с использованием ядра в некоторой окрестности, что позволяет получить более плотную карту при разреженных входных данных и отфильтровать одиночные ошибки сегментации. Исходный алгоритм накопления был модифицирован аналогичным формуле (1) образом, для того чтобы обновление ячеек динамических классов происходило без задержки, вызванной Байесовским накоплением. Для этого статические классы обновляются отдельно от динамических, что позволяет не терять информацию о классе ячейки, накопленную на предыдущих итерациях, даже если на текущей по ней перемещается динамический объект. Результат работы алгоритма представлен на рис. 4.



Рис. 4. Изображение с камеры (сверху), семантический слой моментальной карты проходимости (слева снизу) и накапливаемой (справа снизу).
Разные цвета соответствуют разным классам ячеек

Экспериментальные результаты. Несмотря на длительное использование карт проходимости не выработан подход к их количественной оценке, поскольку параметры для обнаружения препятствий зависят от конкретной задачи. Поэтому для оценки разработанных алгоритмов использовались классические метрики точности P и полноты R [18] (считались по ячейкам-препятствиям), а также корреляцию C , «оценки карт» S и анализ возможных ложноположительных FP и ложноотрицательных FN траекторий, предложенные в статье [20]. Метрики точности, полноты и корреляции оценивают карты как изображения, и чем они выше, тем более качественной является модель. Наоборот, «оценка карт» и анализ траекторий оценивают их с точки зрения дальнейшего применения для алгоритмов планирования, и чем ниже эти показатели, тем лучше для алгоритмов планирования. Для подсчета всех выбранных оценок требуются эталонные карты проходимости, и для их генерации был предложен следующий подход: моментальные карты генерировались только по эталонным семантическим данным без учёта каких-либо геометрических признаков, а по ним в свою очередь строились накапливаемые. Для проведения экспериментов были выбраны следующие открытые наборы данных: SemanticKITTI [21], nuScenes [22] в автомобильном домене, а также в симуляторе CARLA [23] был сгенерирован синтетический датасет с использованием модели реального уличного робота-уборщика. Все эксперименты проводились на картах размером 40 на 40 метров, и разрешением ячеек 0.1 метра. Приведем здесь результаты экспериментов только для накапливаемых карт на синтетических данных (табл. 1 и 2).

Таблица 1

Метрики алгоритма обнаружения динамических препятствий

Тип карты	P , %	R , %	C , %	S	FP , %	FN , %
Базовая реализация	87.85	41.98	73.20	2.84	4.08	16.47
Алгоритм обнаружения динам. преп.	89.13	41.80	73.23	2.94	4.01	16.10

Отметим, что количество ячеек динамических препятствий составляет лишь небольшую часть от общего числа занятых ячеек, поэтому увеличение точности на 1.28%, которое достигается только за счёт удаления эффекта «хвостов», показывает высокую эффективность разработанного метода. Также незначительно улучшаются все остальные метрики кроме полноты.

Таблица 2

Метрики алгоритма построения карты с семантическим слоем

Тип карты	P , %	R , %	C , %	S	FP , %	FN , %
Базовая реализация	49.23	69.94	59.82	2.2231	11.20	15.07
С семантическим слоем	57.31	68.81	61.23	2.3240	7.63	14.44

Для оценки алгоритма построения карт с семантическим слоем эталонные карты генерировались по данным лидара, которые отличаются высокой точностью измерения дальности, а оцениваемые карты генерировались по облакам точек от стереокамеры (использовались методы с открытым исходным кодом для генерации диспаратетов [24] и семантической сегментации [25]). Результаты эксперимента показывают, что добавление семантической информации для определения степени проходимости ячейки значительно повышает точность (8.08%) и корреляцию (1.41%), а также уменьшает количество ложноположительных (3.57%) и ложноотрицательных траектории (0.63%), хотя при этом наблюдается и некоторое снижение оценки S , что говорит о более сильном различии между эталонной и расчётной картой. Подобные результаты наблюдаются и на реальных наборах данных, так для SemanticKITTI повышение точности от использования фильтра частиц для определения динамики составило 0.35%, а для nuScenes – 1.2%, при этом другие метрики значительно не меняются. В свою очередь добавление семантики на SemanticKITTI (в nuScenes отсутствуют стереокамеры) также сильно улучшает метрики: точность (10.16%) и корреляцию (4.38%), а также уменьшает количество ложноположительных и ложноотрицательных траектории (около 1%).

Также на этих датасетах измерялась и производительность предложенного метода. В качестве целевых платформ были выбраны рабочая станция с процессором Intel i7-9700KF и видеокартой NVidia RTX 3070, а также встраиваемый компьютер Nvidia Jetson AGX Orin. Усреднённое суммарное время работы пайплайна (моментальная и накапливаемая карта) без и с использованием семантического слоя для рабочей станции составило 22 и 26 мс, а аналогичные показатели для Jetson Orin – 42 и 47 мс соответственно. Такие метрики быстродействия позволяют обрабатывать данные на частоте около 20 Гц для сервисных роботов с низкопроизводительными вычислителями, и более 30 Гц для беспилотных автомобилей с более мощными блоками, то есть разработанный алгоритм может применяться на подобных РТП.

Выводы и будущая работа. В статье представлены модификации алгоритма карта занятости, в которых решаются проблемы комплексирования данных мультиспектральной СТЗ, обнаружения динамических препятствий с помощью фильтра частиц и добавления дополнительной семантической информации в карту при определении проходимости как в виде оффлайн, так и онлайн решения. Разработанные модификации позволяют генерировать карту занятости по асинхронным сенсорным данным; уменьшают ошибки определения динамических препятствий при использовании малого числа частиц, а также существенно увеличивают метрики получаемых карт при добавлении семантической информации, что подтверждается проведёнными экспериментальными исследованиями. Все описанные выше алгоритмы были апробированы на реальном сервисном роботоподборщике, оснащённом лидарами, стереокамерой и радаром (рис. 5).



Рис. 5. Внешний вид сервисного робота-уборщика

Благодарность. Экспериментальные исследования, в том числе оснащение робототехнической платформы и запись наборов данных, проведены совместно с ООО «ИнтеграНТ» и АО «168роботикс», г. Москва.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Шенель И.О. Модифицированный алгоритм построения карты занятости по облаку точек от нескольких лидаров // Программные продукты и системы. – 2020. – Т. 33, №. 2.
2. Fleischmann P., Berns K. A Stereo Vision Based Obstacle Detection System for Agricultural Applications // Field and Service Robotics: Results of the 10th International Conference / под ред. D.S. Wettergreen, T.D. Barfoot. – Cham: Springer International Publishing, 2016. – P. 217-231.
3. Huang J. et al. An online multi-lidar dynamic occupancy mapping method // 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – IEEE, 2019. – P. 517-522.
4. Jaspers H., Himmelsbach M., Wuensche H.J. Multi-modal local terrain maps from vision and lidar // 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – IEEE, 2017. – P. 1119-1125.
5. Cho H. [u dp.]. A multi-sensor fusion system for moving object detection and tracking in urban driving environments // 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). – IEEE, 2014. – P. 1836-1843.
6. Nuss D. et al. A random finite set approach for dynamic occupancy grid maps with real-time application // The International Journal of Robotics Research. – 2018. – Vol. 37, No. 8. – P. 841-866.
7. Danescu R., Nedevschi S. A Particle-Based Solution for Modeling and Tracking Dynamic Digital Elevation Maps // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2014. – Vol. 3, No. 15. – P. 1002-1015.
8. Mohajerin N., Rohani M. Multi-step prediction of occupancy grid maps with recurrent neural networks // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – P. 10600-10608.
9. Liu R., Wang J., Zhang B. High definition map for automated driving: Overview and analysis // The Journal of Navigation. – 2020. – Vol. 73, No. 2. – P. 324-341.
10. Nikdel P., Chen M., Vaughan R. Recognizing and Tracking High-Level, Human-Meaningful Navigation Features of Occupancy Grid Maps // 2020 17th Conference on Computer and Robot Vision (CRV). – IEEE, 2020. – P. 62-69.
11. Roddick T., Cipolla R. Predicting semantic map representations from images using pyramid occupancy networks // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2020. – P. 11138-11147.
12. Li Y. [u dp.]. Voxformer: Sparse voxel transformer for camera-based 3d semantic scene completion // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2023. – P. 9087-9098.
13. Zhang Y., Zhu Z., Du D. Occformer: Dual-path transformer for vision-based 3d semantic occupancy prediction // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. – 2023. – P. 9433-9443.
14. Gan L. [u dp.]. Bayesian spatial kernel smoothing for scalable dense semantic mapping // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2020. – Vol. 5, No. 2. – P. 790-797.
15. Шенель И.О. Алгоритм комплексирования нескольких источников данных в общую карту занятости // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 3 (220). – С. 64-71.

16. Шепель И.О. Обнаружение динамических объектов на карте занятости с накоплением на основе фильтра частиц // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 3. – С. 192-201.
17. Shepel I. [u ðp.]. Occupancy Grid Generation With Dynamic Obstacle Segmentation in Stereo Images // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2022. – Vol. 23, No. 9. – P. 14779-14789.
18. Шепель И.О. Построение модели проходимости окружающей среды по облаку точек стереокамеры с использованием иерархической карты высот // Инженерный вестник Дона. – 2018. – 1 (48).
19. Thrun S. Learning occupancy grid maps with forward sensor models // Autonomous robots. – 2003. – Vol. 15, No. 2. – P. 111-127.
20. Collins T., Collins J., Ryan D. Occupancy grid mapping: An empirical evaluation // 2007 mediterranean conference on control & automation. – IEEE, 2007. – P. 1-6.
21. Behley J. [u ðp.]. SemanticKITTI: A Dataset for Semantic Scene Understanding of LiDAR Sequences // Proc. of the IEEE International Conf. on Computer Vision (ICCV). – 2019.
22. Caesar H. [u ðp.]. nuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 06.2020.
23. Dosovitskiy A. [u ðp.]. CARLA: An Open Urban Driving Simulator // Proceedings of the 1st Annual Conference on Robot Learning. – 2017. – P. 1-16.
24. Mihelich P., Konolige K., Leibs J. stereo_image_proc / Open Source Robotics Foundation. – 2024. – URL: https://github.com/ros-perception/image_pipeline/tree/rolling/stereo_image_proc.
25. Zhu Y. [u ðp.]. Improving semantic segmentation via video propagation and label relaxation // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2019. – P. 8856-8865.

REFERENCES

1. Shepel' I.O. Modifitsirovannyi algoritim postroeniya karty zanyatosti po oblaku toчек ot neskolk'kikh lidarov [Modified algorithm for constructing an occupancy map using a point cloud from several lidars], *Programmnyye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2020, Vol. 33, No. 2.
2. Fleischmann P., Berns K. A Stereo Vision Based Obstacle Detection System for Agricultural Applications, *Field and Service Robotics: Results of the 10th International Conference*, ed. by D.S. Wettergreen, T.D. Barfoot. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 217-231.
3. Huang J. et al. An online multi-lidar dynamic occupancy mapping method, *2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, 2019, pp. 517-522.
4. Jaspers H., Himmelsbach M., Wuensche H.J. Multi-modal local terrain maps from vision and lidar, *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, 2017, pp. 1119-1125.
5. Cho H. [et al.]. A multi-sensor fusion system for moving object detection and tracking in urban driving environments, *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2014, pp. 1836-1843.
6. Nuss D. et al. A random finite set approach for dynamic occupancy grid maps with real-time application, *The International Journal of Robotics Research*, 2018, Vol. 37, No. 8, pp. 841-866.
7. Danescu R., Nedeveschi S. A Particle-Based Solution for Modeling and Tracking Dynamic Digital Elevation Maps, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, Vol. 3, No. 15, pp. 1002-1015.
8. Mohajerin N., Rohani M. Multi-step prediction of occupancy grid maps with recurrent neural networks, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, pp. 10600-10608.
9. Liu R., Wang J., Zhang B. High definition map for automated driving: Overview and analysis, *The Journal of Navigation*, 2020, Vol. 73, No. 2, pp. 324-341.
10. Nikdel P., Chen M., Vaughan R. Recognizing and Tracking High-Level, Human-Meaningful Navigation Features of Occupancy Grid Maps, *2020 17th Conference on Computer and Robot Vision (CRV)*. IEEE, 2020, pp. 62-69.
11. Roddick T., Cipolla R. Predicting semantic map representations from images using pyramid occupancy networks, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020, pp. 11138-11147.
12. Li Y. [et al.]. Voxformer: Sparse voxel transformer for camera-based 3d semantic scene completion, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023, pp. 9087-9098.
13. Zhang Y., Zhu Z., Du D. Occformer: Dual-path transformer for vision-based 3d semantic occupancy prediction, *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2023, pp. 9433-9443.
14. Gan L. [et al.]. Bayesian spatial kernel smoothing for scalable dense semantic mapping, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, Vol. 5, No. 2, pp. 790-797.

15. Shepel' I.O. Algoritm kompleksirovaniya neskol'kikh istochnikov dannykh v obshchuyu kartu zanyatosti [Algorithm for integrating several data sources into a common employment map], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 3 (220), pp. 64-71.
16. Shepel' I.O. Obnaruzhenie dinamicheskikh ob"ektov na karte zanyatosti s nakopleniem na osnove filtra chastits [Detection of dynamic objects on an occupancy map with accumulation based on a particle filter], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 3, pp. 192-201.
17. Shepel I. [et al.]. Occupancy Grid Generation With Dynamic Obstacle Segmentation in Stereo Images, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, Vol. 23, No. 9, pp. 14779-14789.
18. Shepel' I.O. Postroenie modeli prokhodimosti okruzhayushchey sredy po oblaku tochek stereokamery s ispol'zovaniem ierarkhicheskoy karty vysot [Construction of a model of environmental cross-country ability using a point cloud of a stereo camera using a hierarchical height map], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don], 2018, 1 (48).
19. Thrun S. Learning occupancy grid maps with forward sensor models, *Autonomous robots*, 2003, Vol. 15, No. 2, pp. 111-127.
20. Collins T., Collins J., Ryan D. Occupancy grid mapping: An empirical evaluation, *2007 mediterranean conference on control & automation*. IEEE, 2007, pp. 1-6.
21. Behley J. [et al.]. SemanticKITTI: A Dataset for Semantic Scene Understanding of LiDAR Sequences, *Proc. of the IEEE International Conf. on Computer Vision (ICCV)*, 2019.
22. Caesar H. [et al.]. nuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 06.2020.
23. Dosovitskiy A. [et al.]. CARLA: An Open Urban Driving Simulator, *Proceedings of the 1st Annual Conference on Robot Learning*, 2017, pp. 1-16.
24. Mihelich P., Konolige K., Leibs J. stereo_image_proc / Open Source Robotics Foundation, 2024. Available at: https://github.com/ros-perception/image_pipeline/tree/rolling/stereo_image_proc.
25. Zhu Y. [et al.]. Improving semantic segmentation via video propagation and label relaxation, *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2019, pp. 8856-8865.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.В. Курейчик.

Шепель Илья Олегович – Южный федеральный университет; e-mail: chepsiilya@gmail.com; г. Москва, Россия; тел.: +79085180350; кафедра математического обеспечения и применения ЭВМ; соискатель.

Shepel Ilya Olegovich – Southern Federal University; e-mail: chepsiilya@gmail.com; Moscow, Russia; phone: +79085180350; the department of mathematical support and computer applications; post-graduate.

УДК 629.3.051

DOI 10.18522/2311-3103-2024-2-246-253

И.А. Шипов, Е.В. Ветошкин

ПОДХОДЫ К МОДУЛЬНОМУ ПРОЕКТИРОВАНИЮ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ НАЗЕМНЫХ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ

Цель исследования – сформировать и обобщить подходы, применяемые при проектировании программного обеспечения навигационных систем наземных подвижных объектов. В статье описан опыт разработки программного обеспечения навигационных систем различных наземных объектов. В зависимости от типа шасси, характера решаемых функциональных задач, требований к эргономике, степени автономности и ряда других факторов будет определяться сложность принимаемых программно-алгоритмических решений. Алгоритмы функционирования системы навигации со всеми входящими в нее компонентами, как правило, не являются требовательными к вычислительным мощностям, за исключением реализации работы с цифровыми картами местности. В связи с этим, не смотря на значительное отставание отечественной элементной базы от зарубежных аналогов, формирование комплексированного навигационного решения может быть реализовано на ее базе. Еще одной особенностью проектирования программного обеспечения навигационных систем является необходимость функционирования их в режиме реального времени. Это необходимо для синхронной обработки, поступающей от различных источников первичной информации, и обеспечения формирования потребителю навигационного решения со стабильной