

Система одновременного картирования, локализации и исследования неизвестной местности по видеопотоку*

А. В. Боковой^{1,II}, К. Ф. Муравьев^{1,III}, К. С. Яковлев¹

¹ Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, г. Москва, Россия

^{II} Российский университет дружбы народов, г. Москва, Россия

^{III} Московский физико-технический институт, г. Долгопрудный, Россия

Аннотация. В работе рассматривается проблема навигации мобильных робототехнических систем в неизвестной местности в условиях ограничения на тип используемых датчиков (единственная камера). Предлагается программный комплекс для решения следующих навигационных задач: одновременное картирование и локализация по видеопотоку единственной камеры, исследование неизвестной местности. Описываются отдельные компоненты комплекса, а также его общая архитектура. Проводятся экспериментальные исследования как в симуляции, так и на реальной робототехнической системе (малом колесном роботе).

Ключевые слова: одновременное картирование и локализация, видеопоток, исследование неизвестной местности, робототехника.

DOI 10.14357/20718632200205

Введение

В настоящее время, проблема автономной навигации мобильных робототехнических систем является одной из наиболее важных и исследуемых в робототехническом сообществе как в России, так и по всему миру. В силу своей масштабности эта проблема, зачастую, разбивается на ряд подзадач, каждая из которых, при этом, может определять отдельную область исследования. Примерами таких подзадач являются: определение местоположения робототехнической системы в мировой системе координат по текущим наблюдениям (локализация), автоматическое составление карты местности и

её обновление (картирование), планирование траектории, следование вдоль траектории и др.

На текущий момент существует множество систем [1-3] в той или иной степени решающих эти задачи [4-7]. Например, в работе [4] была разработана система навигации колесного робота, основанная на комплексировании данных с камеры, инерциальной навигационной системы, лазерного дальномера и оптических энкодеров. Целевая платформа (Veobot 2.0) была оснащена мощным бортовым вычислителем, что позволило использовать все вышеперечисленные датчики для автономного картирования, локализации и навигации. Однако стоит отме-

* Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ (проекты №17-29-07053, 18-37-20032) и при поддержке Программы РУДН «5-100».

титель, что система способна оперировать только на открытых пространствах, которые содержат дороги и тротуары (на изображениях выделяются перспективные линии, по которым происходит локальная навигация). Система, предложенная в работе [5], также предназначена для автономной навигации колесного робота, однако основным ограничением является использование фиксированных радиометок на местности, что сильно уменьшает применимость такой системы. В работе [7] представлена система, которая предназначена для работы наземной платформы в динамической среде. Динамическими объектами в данном случае являются люди и основной целью была разработка алгоритмов избегания столкновения, в то время как вопросы самой навигации были вынесены за рамки работы.

Все описанные выше системы предполагают наличие мощных бортовых вычислителей, а также большого набора точных и дорогостоящих датчиков на целевых робототехнических системах, что не всегда возможно, например, для малых роботов, которые в силу своего размера не могут нести большую полезную нагрузку. Также, необходимо учитывать, что условия, в которых будет происходить навигация, не всегда предполагают наличие сигнала для систем глобального позиционирования (GPS/ГЛОНАСС), например в помещениях. Вышесказанное обуславливает необходимость создания системы навигации мобильных роботов, для успешного функционирования которой требовался бы лишь минимальный набор датчиков и вычислительных мощностей. Именно такая система описывается в данной работе.

Разработанная система применяется для решения задач навигации колесной робототехнической системы МП-РМ по видеопотоку единственной камеры. В качестве вычислителя используется компактный встраиваемый компьютер Nvidia Jetson TX2. Основными рассматриваемыми навигационными задачами являются одновременное картирование и локализации по видеопотоку (vision-based Simultaneous Localization and Mapping – vSLAM), а также автономное исследование неизвестной местности. Алгоритмы для решения этих задач объединяются в программную систему, которая также включает в себя алгоритмы управления и построения траек-

торий. Тестирование системы было произведено на реальной робототехнической платформе в здании робоцентра ФИЦ ИУ РАН.

1. Одновременное картирование и локализация по видеопотоку

Методы одновременного картирования и локализации (SLAM) являются неотъемлемой частью беспилотной навигации робототехнических систем. Если рассматривать постановку, в которой используются данные с единственной камеры, то такие методы можно разбить на 2 группы:

1. основанные на выделении особенностей на изображениях;
2. использующие всю информацию на изображениях.

К первой группе относятся такие методы, как ORB-SLAM [8], PTAM [9], MonoSLAM [10], которые широко применяются для решения задачи vSLAM в том числе и на борту робототехнических систем за счет того, что эти алгоритмы не требуют больших вычислительных мощностей для работы в реальном времени. Однако, все методы из представленной группы обладают двумя существенными недостатками: малая детализация построенных карт и относительный масштаб карты.

Первый недостаток возникает из-за того, что картирование происходит с помощью особенностей изображений (таких как SIFT, SURF [11], ORB [12] и т.д.), которые не могут быть выделены на малоконтрастных областях изображений. Таким образом, возможна ситуация, когда монотонная стена не будет нанесена на карту и препятствие на построенной роботом карте никак не будет обозначено, хотя в реальности оно присутствует.

Второй недостаток обуславливается процедурой начальной инициализации алгоритмов vSLAM, которая опирается на случайный выбор, что приводит как к проблеме невозможности определения абсолютного масштаба, так и к проблеме дрейфа (scale drift)[13], когда масштаб разнится на одних и тех же данных при многократном запуске алгоритма. Из-за указанных недостатков, методы vSLAM, основанные на выделении особенностей на изображениях, не позволяют решить задачу картиро-

вания с хорошим качеством (хотя вполне подходят для быстрой локализации)

Методы, использующие всю информацию на изображении, такие как DSO [14], LSD-SLAM [15], позволяют строить высокодетализированные карты, однако требуют больших вычислительных мощностей. Их применения на борту малых робототехнических систем ограничено. Проблема масштаба также остается нерешенной в рамках этого подхода.

Последнее время, в составе методов vSLAM все чаще начинают применяться методы машинного обучения. Одним из таких способов применения является предсказание глубины изображений с помощью нейронных сетей. Таким образом, метод монокулярного vSLAM дополняется картами глубин изображений, что позволяет решить проблему масштаба (предсказание глубин изображений происходит в метрах и сантиметрах) и детализированности карты. Однако в силу особенностей реализации нейронных сетей, открытым остается вопрос возможности обработки видеопотока в реальном времени. Для получения ответа на него был проведен ряд исследований. Опишем их более подробно.

1.1. Нейронные сети как вспомогательный инструмент для решения задачи vSLAM

Задача состоит в разработке архитектуры нейронной сети, которая бы, с одной стороны, предсказывала глубину на картах видео-потока с высоким качеством (низкой ошибкой), с другой – работала достаточно быстро. Для решения этой задачи был разработан и экспериментально исследован ряд архитектур сверточных нейронных сетей типа энкодер-декодер. Энкодер осуществляет автоматическое извлечение особенностей из трехкомпонентного изображения, а декодер преобразует полученный набор особенностей в одноканальное изображение, каждый элемент которого является расстоянием от центра камеры до проецируемого объекта. Были разработаны исследованы следующие архитектуры типа энкодер-декодер (Рис. 1).

Энкодер. В качестве базового энкодера использовалась архитектура ResNet-50 (**Basic**) без полносверточного слоя, поскольку эта сеть способна обрабатывать поступающую информацию в реальном времени и при этом демонстрировать высокое качество в задаче классификации. Также,

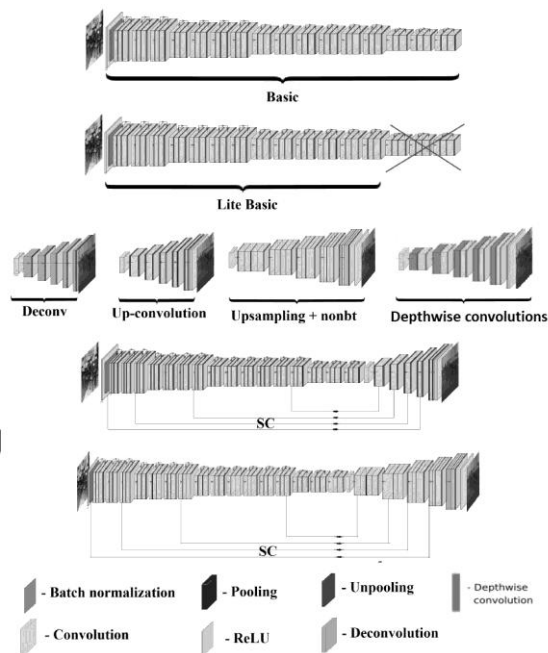


Рис. 1. Предложенные архитектуры нейронных сетей для восстановления карт глубин изображений

для ускорения была исследована модификация **Lite-Basic**, которая представляет из себя ResNet-50 без последнего сверточного блока.

Декодер. В качестве декодера использовались разные комбинации известных техник. В архитектуре **Deconv** использована операция транспонированной свертки (или развертки) для преобразования высокоуровневых признаков в карту глубин. **Upsampling + nonbt** состоит из блоков повышения дискретизации методом ближайшего соседа, двух последовательных сверток размером 3x1 и 1x3 и функции активации ReLU. **Upconvolution** – модификация, в которой используются блоки, состоящие из слоев повышения дискретизации и обычных сверток. В декодере **Depthwise convolution** вместо обычных сверток, используются depthwise свертки, которые повышают скорость работы сети без ущерба точности.

Более подробно результаты исследования архитектур представлены в работе [16]. По результатам исследования выбрана нейросетевая модель, удовлетворяющая заданным ограничениям: скорость обработки кадра размером 320x240 пикселей на компактном вычислителе Nvidia Jetson TX2 – не более 49 мс, восстановление глубин с ошибкой не более 0.408 (по метрике RMSE).

2. Исследование неизвестной местности

В настоящее время, существуют различные подходы для решения задачи автономного исследования неизвестной местности. Такие методы делятся на две группы, в зависимости от степеней свободы сложной робототехнической системы, для которой ведутся расчеты, а именно: двумерные [18, 19] и трехмерные [20-22].

В задаче одновременного картирования и локализации по видеопотоку, могут быть использованы обе группы методов (трехмерное пространство, как правило, может быть спроецировано на плоскость или представлено в виде среза). Однако, большинство известных методов не учитывает ограничения, которые существуют при работе с методами одновременного картирования и локализации по видеопотоку, полученному с единственной камеры (Рис. 2). Например, при повороте на месте без перемещения в пространстве, алгоритмы vSLAM могут определять положения робота с большой ошибкой, что приводит к потере текущей позиции в построенной карте, или неправильно вычислить угол поворота, что приводит к искажению карты, а следовательно, и затруднениям при навигации. Более того, некоторые области (особенно на поворотах) могут быть нанесены

на карту как препятствия, в то время как в реальности на этом месте – пустое пространство. При разработке метода автономного исследования местности были учтены вышеописанные проблемы. Опишем метод более подробно.

Карта представляется представлена в виде сетки (двумерной матрицы), значения которой для известных, неизвестных и заполненных клеток (препятствий) равны 0, 127 и 255 соответственно. Перевод карты из трехмерного пространства в двумерное производится с помощью среза в плоскости инициализации робота. Для определения областей интереса, т.е. областей, которые необходимо исследовать, текущая карта переводится в изображение, где впоследствии, вычисляется его градиент в каждой точке. Далее, происходит фильтрации по пороговому значению и перевод обратно в формат сетку. Все положительные значения после фильтрации представляют клетки на границе известной и неизвестной областей и именно они и считаются областями интереса для разработанного метода. Далее из сформированных областей интереса выбирается ближайший к текущему местоположению элемент, и он становится текущей целью движения.

Для планирования траектории применяется алгоритм LIAN [23], который способен строить

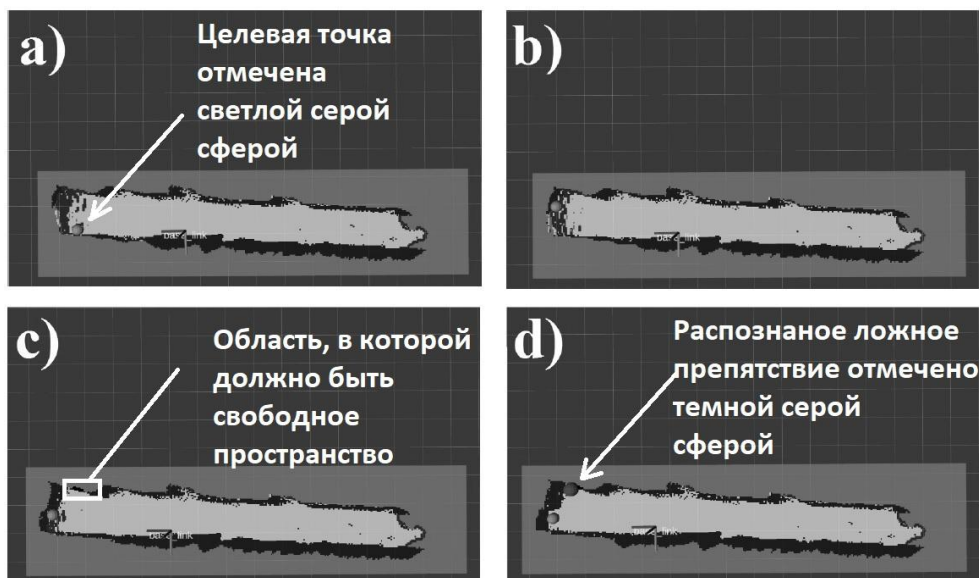


Рис. 2. Демонстрация проблемы поворота в vSLAM

а, б) по мере движения пространство на повороте распознается как граница свободной и неизвестной, в) в силу особенностей работы алгоритмов vSLAM ложное препятствие нанесено на карту, д) ложное препятствие распознано алгоритмом

траектории в виде последовательности промежуточных точек, таких, что угол изменения направления движения в промежуточных точках не превышает заданного порога. Это позволяет контролировать плавность поворота, что напрямую влияет на качество картирования (см. выше).

Проблема с нанесением ложных препятствий на карту решается с помощью анализа последовательности составленных карт в каждый момент времени. При проведении экспериментов была выявлена следующая особенность: при первом нанесении препятствий на карту, которые находятся под углом к движущейся робототехнической системе, проблем, как правило не возникает, в то время как при нанесении свободных областей может возникнуть ситуация, когда при первом появлении на карте области распознаются корректно (как свободные), но затем происходит трансформация полученных клеток в препятствия (из-за шумов при работе алгоритмов одновременного картирования и локализации по видеопотоку). Для решения этой проблемы и снятия неопределенности, каждая область, попадающая под такие условия (сначала – свободная, со временем – препятствие) был разработан модуль распознавания таких сценариев и пометки их в качестве дополнительных областей интереса (Рис. 2, с-d).

3. Программная реализация системы

Все предложенные методы и алгоритмы были реализованы в робототехническом фреймворке ROS (Robot Operating System) [24], что предоставляет возможность модульного расширения функционала полученной программной реализации. В качестве целевой платформы для тестирования разработанной программной системы был выбран робот МП-РМ Зарница, который был модифицирован установкой Nvidia Jetson TX2 в качестве бортового вычислителя. В ходе реализации рассматривались несколько сценариев работы алгоритма:

1. выполнение всех алгоритмов автономно на бортовом вычислителе;
2. выполнение алгоритмов картирования, локализации и исследования неизвестной местности на удаленной станции;
3. выполнение всех алгоритмов на бортовых вычислителях нескольких МП-РМ в составе централизованной многоагентной системы.

С точки зрения всех сценариев использование ROS является оправданным, поскольку реализация системы через ROS позволяет выделить в отдельные сущности (узлы, node) каждый из алгоритмов (vSLAM, исследования местности, построения траекторий, управления и т.д.) и осу-

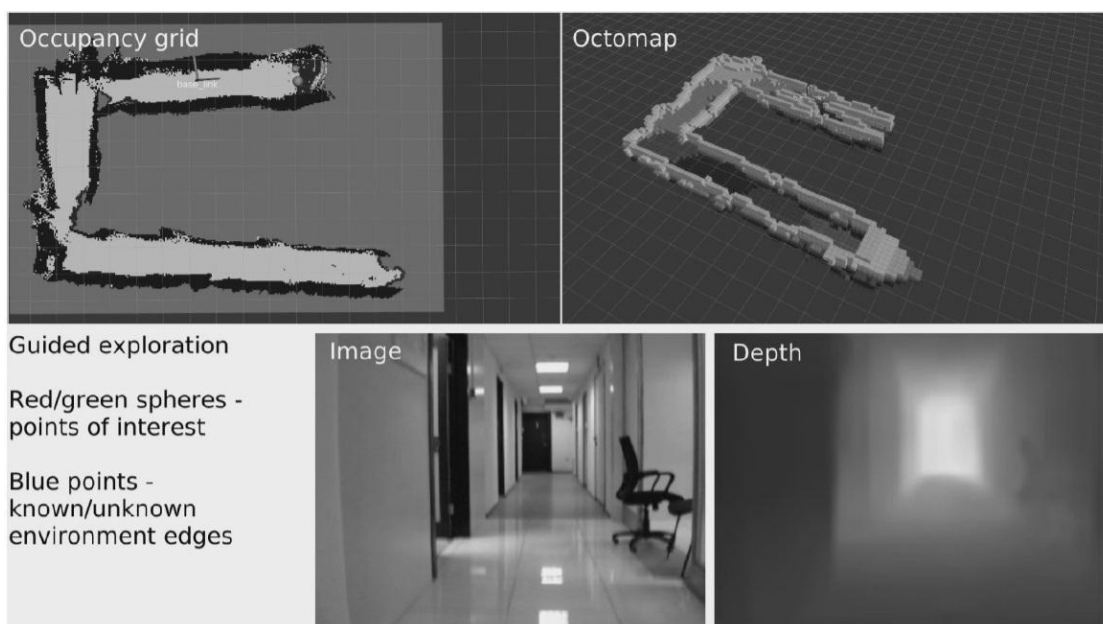


Рис. 3. Пример работы алгоритма исследования неизвестной местности в реальных условиях

ществлять коммуникацию между узлами посредством унифицированных механизмов (сообщений и сервисов, *messages and services*), при этом полностью абстрагировавшись от того, на чем конкретно исполняется конкретный узел. Таким образом, созданная система является масштабируемой и распределенной.

3.1. Описание аппаратной платформы

В качестве основной аппаратной платформы использовалась колесная робототехническая система МП-РМ Зарница, которая имеет следующие характеристики:

1. 4 бесколлекторных двигателя;
2. главный бортовой вычислитель – Nvidia Jetson TX2;
3. бортовой со-вычислитель – Raspberry Pi;
4. камера;
5. Wi-Fi передатчик;
6. батарея 5400 mAh.

За низкоуровневое управление колесными двигателями через специальные драйверы по протоколу I²C отвечает Raspberry Pi. Nvidia Jetson TX2 соединен с Raspberry Pi через Ethernet, что позволяет обмениваться управляющими командами через протокол UDP. Все основные коммуникации происходят через Nvidia Jetson через канал Wi-Fi в случае отладки, или когда задействована внешняя управляющая станция.

3.2. Реализации узла восстановления глубины изображения

Для восстановления глубины изображения в реальном времени, был реализован узел ROS *tx2_fcnn_node*, который позволяет получать изображение как со встроенной камеры Nvidia Jetson TX2, так и по средствам стандартных механизмов ROS (в качестве сообщений из топика */image*). Часть, относящаяся к вычислению нейронных сетей, была реализована с помощью фреймворка TensorRT, который оптимизирует исполнение нейросетевых алгоритмов на вычислителях от компании Nvidia. Узел предусматривает замену архитектуры нейронной сети на любую схожую по цели по средствам компиляции нейросети из распространенных форматов (*uff*, *ONNX* и т.д.) в формат *.trt*.

tx2_fcnn_node имеет ряд гибко настраиваемых параметров, которые позволяют менять

размер входящего изображения (или менять его под размер входа нейросети), задавать параметры калибровки камеры, задавать средние значения, которые использовались в процессе обучения нейронной сети и т.д. На выходе узел предоставляет исходное изображение в режиме *pass-through* и восстановленную карту глубины в форматах сообщений ROS (Рис. 3).

3.3. Реализация алгоритма исследования неизвестной местности

Алгоритм исследования неизвестной местности был реализован с помощью открытой библиотеки компьютерного зрения *OpenCV*. Как было описано выше, карта, полученная методом *vSLAM*, проецируется на плоскость в формате ROS *OccupancyGrid*. Реализованный узел *tx2_exploration_node* принимает на вход полученную карту, преобразует ее в изображение и выделяет на нем целевую точку в формате *nav_msgs/Pose*, при которой робототехническая платформа исследует как можно больше неизвестной местности и при этом не потеряет локализации методами *vSLAM*.

3.4. Взаимодействие узлов внутри системы

Помимо узлов *tx2_fcnn_node* и *tx2_exploration_node*, в системе присутствуют узлы, осуществляющие как само картирование и локализацию (*RTAB-MAP* [25]), так и управление и построение траектории (*tx2_control* и *tx2_pathplanning*). Схема взаимодействия узлов представлена на Рис. 4.

Штатная работа системы выглядит следующим образом: на вход *tx2_fcnn_node* поступает изображение с CSI камеры Nvidia Jetson TX2. После предварительной обработки, узел производит вычисление карты глубины изображения, после чего полученная карта и входящее изображение поступают на вход узлу *rgbd_odom*, который по входящим изображению и его карте подсчитывает одометрию. Затем, полученная одометрия, изображение и карта глубины поступают на вход узлу *RTAB-MAP*, где происходит картирование неизвестной местности и локализация робототехнической системы по полученным данным.

Полученная карта и позиция системы поступают на вход узлу *tx2_exploration_node*, где происходит вычисление целевой точки для

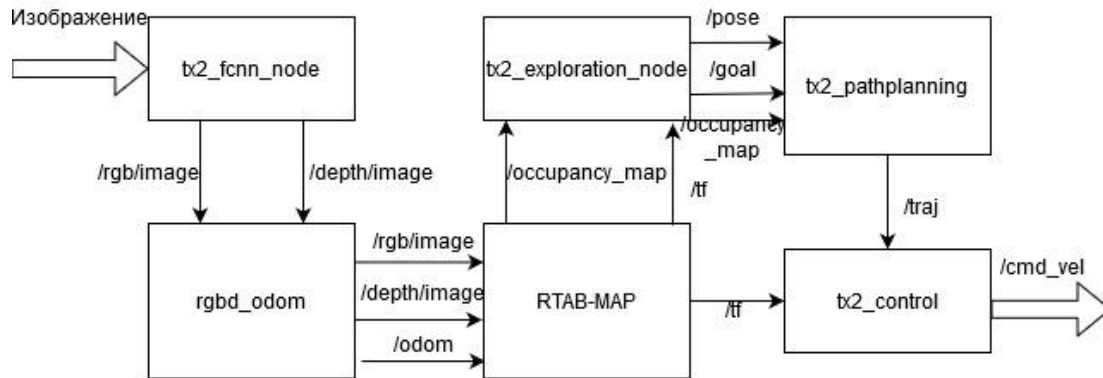


Рис. 4. Схема взаимодействия узлов системы в фреймворке ROS

дальнейшего исследования неизвестной местности. Текущее положение и целевая точка обрабатываются узлом `tx2_pathplanning`, где происходит расчет траектории, которая в дальнейшем выполняется узлом `tx2_control`. Каждый из узлов, кроме `tx2_control` (поскольку он содержит алгоритмы низкоуровневого управления), может быть исполнен на другой вычислительной системе (например – на внешнем управляющем компьютере, или бортовом вычислителе другого робота).

3.5. Эксперимент

Картирование и локализация в симуляционной среде. Исследование проводилось в симуляторе Habitat. Эмулировалось движение робота, оснащенного единственной камерой в помещении, состоящем из нескольких комнат. Длина траектории – 8 метров. В качестве метода картирования и локализации был выбран алгоритм RTAB-MAP, который восстанавливает карту по RGB-изображениям и картам глубин. Последние вычислялись с помощью разработанной нейросети. Также для сравнения алгоритму RTAB-MAP на вход подавались истинные карты глубин из симулятора. Результаты

эксперимента приведены в Табл. 1 (более подробно эксперимент описан в работе [17]).

В первом ряду таблицы представлены результаты алгоритма RTAB-MAP с использованием истинных карт глубин, во втором – предсказанных карт. В качестве метрик использованы стандартные метрики ATE, RPE (для локализации), CloudCompare (для картирования). ATE – сумма квадратов расстояний между истинной и предсказанной позицией на каждом шаге работы алгоритма, деленная на число шагов, RPE – сумма расстояний между истинным и предсказанным смещением на каждом шаге (т.е. в RPE учитывается ориентация системы, в ATE – нет), деленная на число шагов. CloudCompare (CC) – метрика качества картирования, рассчитанная с помощью одноименного программного пакета (<https://www.danielgm.net/cc/>). Каждой точке построенной алгоритмом vSLAM карты сопоставляется ближайшая к ней точка истинной карты (берется из истинной модели местности в симуляторе Habitat) и вычисляется расстояние между ними. Затем вычисляется среднее значение.

Заметим, что разница в качестве картирования по метрике CC весьма существенна. При использовании восстановленных карт глубин

Табл. 1. Значения метрик качества для двух алгоритмов vSLAM, полученные в симуляторе Habitat

	ATE	RPE	CloudCompare
RTAB-Map + Ground truth depths	0.165	0.038	0.041
RTAB-Map + FCNN	0.667	0.068	0.361

RPE - относительная ошибка позиции

ATE - абсолютная ошибка траектории

CloudCompare - метрика схожести двух облаков точек, реализованная в программном пакете CloudCompare

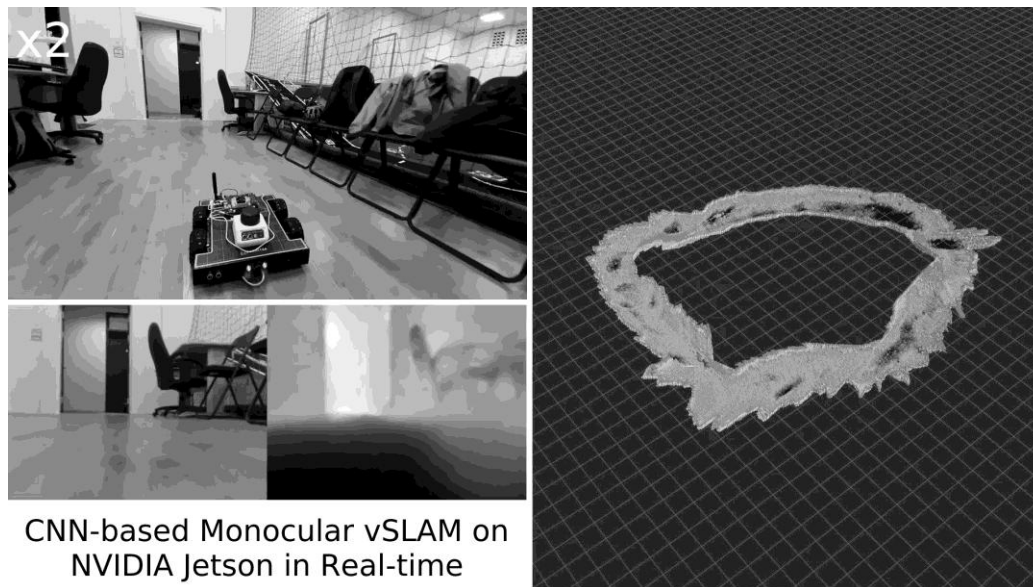


Рис. 5. Пример работы описанной системы навигации по видео-потoku в ходе проведения экспериментального исследования

СС в 9 раз больше по сравнению с использованием идеальных глубин. При этом разница в качестве локализации гораздо ниже (1.8 по метрике RPE). Это говорит о целесообразности разработки альтернативных метрик качества картирования (один из вариантов решения этой проблемы предложен в [17]), а также о необходимости проведения качественного анализа результатов работы метода в конкретных условиях, для оценки его применимости в этих (и схожих) условиях. Такие исследования были проведены.

Картирование, локализация, исследование неизвестной местности на реальном роботе. Работоспособность системы была проверена в условиях полигона робототехнического центра ФИЦ ИУ РАН. Тестовая траектория представляла из себя прямоугольник шириной 10м и длиной 30м. При этом траектория содержала переходы из комнаты в коридор и обратно. Целью эксперимента является *качественная оценка* результатов работы описанных в работе методов.

Всего было выполнено 6 запусков робототехнической платформы по 2 минуты каждый. Управление роботом происходило в полуавтоматическом режиме. В ходе запусков робот следовал по описанной выше траектории из различных стартовых точек. Во всех случаях удалось вос-

становить карту местности и пройденную траекторию с сохранением масштаба. Скорость восстановления карт глубин – 24 кадр./с. Скорость полного обновления карты и расчета позиции – 0,5 с. Пример восстановленной карты и траектории показан на рис. 5. Также, алгоритм исследования неизвестной местности верно производил расчет целевой точки (совпадала с точками на траектории в большинстве случаев). Результаты качественного исследования показали возможность применения разработанных методов на практике, несмотря на некоторые погрешности в результатах их работы (как видно на Рис. 5 восстановленная траектория не является прямоугольной).

Заключение

В работе описана программная система навигации мобильного робота в неизвестной местности на основе видеопотока единственной камеры. Система реализована в Robotic Operating System и является модульной и расширяемой. Основными функциональными компонентами системы являются модули картирования и локализации, выбора целевой точки, планирования и следования по траектории. Отдельное внимание при разработке этих методов уделялось особенностям, возникающим при исполь-

зовании монокулярной видеокамеры в качестве единственного источника поступающей информации. Разработанное программное обеспечение было протестировано в симуляторе и на реальной колесной робототехнической системе. Результаты экспериментов подтвердили потенциальную применимость разработанной системы для навигации колесных мобильных роботов в неизвестных закрытых помещениях.

Литература

1. Тимофеев А. В., Юсупов Р. М. Принципы построения интегрированных систем мультиагентной навигации и интеллектуального управления мехатронными роботами // *Information Technologies & Knowledge*. – 2011. – Т. 5. – №. 3. – С. 237-244.
2. Карпов В. Э., Платонова М. В. Система навигации мобильного робота // *Информационные средства и технологии: тр. 18-й Междунар. науч.-техн. конф. Москва, 19-21 октября*. – 2010. – С. 56.
3. Velagic J., Lacevic B., Perunicic B. A 3-level autonomous mobile robot navigation system designed by using reasoning/search approaches // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2006. – Т. 54. – №. 12. – С. 989-1004.
4. Siagian C., Chang C. K., Iti L. Mobile robot navigation system in outdoor pedestrian environment using vision-based road recognition // *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. – IEEE, 2013. – С. 564-571.
5. Segura M. et al. Experimental demonstration of self-localized ultra wideband indoor mobile robot navigation system // *2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*. – IEEE, 2010. – С. 1-9.
6. Conte G., Doherty P. An integrated UAV navigation system based on aerial image matching // *2008 IEEE Aerospace Conference*. – IEEE, 2008. – С. 1-10.
7. Vega A. et al. Socially aware robot navigation system in human-populated and interactive environments based on an adaptive spatial density function and space affordances // *Pattern Recognition Letters*. – 2019. – Т. 118. – С. 72-84.
8. Cesetti A. et al. A vision-based guidance system for UAV navigation and safe landing using natural landmarks // *Journal of intelligent and robotic systems*. – 2010. – Т. 57. – №. 1-4. – С. 233.
9. Mur-Artal R., Montiel J. M. M., Tardos J. D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system // *IEEE transactions on robotics*. – 2015. – Т. 31. – №. 5. – С. 1147-1163.
10. Klein G., Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces // *2007 6th IEEE and ACM international symposium on mixed and augmented reality*. – IEEE, 2007. – С. 225-234.
11. Davison A. J. et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM // *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. – 2007. – Т. 29. – №. 6. – С. 1052-1067.
12. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. Surf: Speeded up robust features // *European conference on computer vision*. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2006. – С. 404-417.
13. Rublee E. et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF // *2011 International conference on computer vision*. – Ieee, 2011. – С. 2564-2571.
14. Strasdat H., Montiel J., Davison A. J. Scale drift-aware large scale monocular SLAM // *Robotics: Science and Systems VI*. – 2010. – Т. 2. – №. 3. – С. 7.
15. Engel J., Koltun V., Cremers D. Direct sparse odometry // *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. – 2017. – Т. 40. – №. 3. – С. 611-625.
16. Bokovoy A., Muravyev K., Yakovlev K. Real-time vision-based depth reconstruction with NVIDIA jetson // *2019 European Conference on Mobile Robots (ECMR)*. – IEEE, 2019. – С. 1-6.
17. Муравьев К.Ф., Боковой А.В. и Яковлев К.С. Оценка качества алгоритмов картирования и локализации на основе видеоданных в симуляционных средах // *Заваляшинские чтения'20: XV Международная конференция по электромеханике и робототехнике (СПб., 15-18 апреля 2020 г.): сб. докл.* – СПб.: ГУАП, 2020.
18. Engel J., Schöps T., Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM // *European conference on computer vision*. – Springer, Cham, 2014. – С. 834-849.
19. Wirth S., Pellenz J. Exploration transform: A stable exploring algorithm for robots in rescue environments // *2007 IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics*. – IEEE, 2007. – С. 1-5.
20. Ristic B., Palmer J. Autonomous Exploration and Mapping with RFS Occupancy-Grid SLAM // *Entropy*. – 2018. – Т. 20. – №. 6. – С. 456.
21. Fraundorfer F., Heng L., Honegger D., Lee G. H., Meier L., Tanskanen P. and Pollefeys M. Vision-based autonomous mapping and exploration using a quadrotor MAV // *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. – IEEE, 2012. – С. 4557-4564.
22. Кузаков Д. Е., Дьяков М. С., Лаврентьев М. М. Поиск путей для группы автономных транспортных средств при исследовании неизвестной территории // *Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии*. – 2016. – Т. 14. – №. 2.
23. Андрейчук А.А., Яковлев К.С. Методы планирования траектории на плоскости с учетом геометрических ограничений // *Известия РАН. Теория и системы управления*, 2017, № 6, С. 125-140.
24. Quigley M. et al. ROS: an open-source Robot Operating System // *ICRA workshop on open source software*. – 2009. – Т. 3. – №. 3.2. – С. 5.
25. Labbé 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*. – 2019. – Т. 36. – №. 2. – С. 416-446.

Боковой Андрей Валерьевич. Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, младший научный сотрудник. Российский университет дружбы народов, аспирант. Количество печатных работ: 21. Область научных интересов: компьютерное зрение, методы одновременного картирования и локализации, робототехника. E-mail: bokovoy@isa.ru

Муравьев Кирилл Федорович. Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, техник. Московский физико-технический институт, магистр. Область научных интересов: машинное обучение, компьютерное зрение, методы одновременного картирования и локализации, робототехника. Количество печатных работ: 3. E-mail: kirill.mouraviev@yandex.ru.

Яковлев Константин Сергеевич. Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, ведущий научный сотрудник, кандидат физико-математических наук. Количество печатных работ: 80. Область научных интересов: искусственный интеллект, планирование траекторий, многоагентное планирование, робототехника. E-mail: yakovlev@isa.ru.

Vision-Based Simultaneous Localization, Mapping and Exploration System

A.V. Bokovoy^{1,II}, K.F. Muraviev^{I,III} K.S. Yakovlev^I

^I Federal Research Center “Computer Science and Control” of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

^{II} Peoples’ Friendship University of Russian (RUDN University), Moscow, Russia

^{III} Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russia

Abstract: In this work we consider the problem of robotic system navigation in unknown environment, with restriction on the onboard sensor’s array (monocular camera only). We introduce software system for simultaneous localization, mapping and exploration. A description of the system’s architecture as well as of its core modules is presented. The system was evaluated both in simulation and on a real wheeled robot. The results of this evaluation are given.

Keywords: simultaneous localization and mapping, video stream, exploration, unknown environment, robotics.

DOI 10.14357/20718632200205

References

- Timofeev A. V., Jusupov R. M. Principy postroeniya integrirovannyh sistem mul'tiagentnoj navigacii i intellektual'nogo upravleniya mehatronnymi robotami //Information Technologies & Knowledge. – 2011. – Т. 5. – № 3. – С. 237-244.
- Karpov V. Je., Platonova M. V. Sistema navigacii mobil'nogo robota //Informacionnye sredstva i tehnologii: tr. 18-j Mezhdunar. nauch.-tehn. konf. Moskva, 19-21 oktjabrja. – 2010. – С. 56.
- Velagic J., Lacevic B., Perunicic B. A 3-level autonomous mobile robot navigation system designed by using reasoning/search approaches //Robotics and Autonomous Systems. – 2006. – Т. 54. – №. 12. – С. 989-1004.
- Siagian C., Chang C. K., Itti L. Mobile robot navigation system in outdoor pedestrian environment using vision-based road recognition //2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. – IEEE, 2013. – С. 564-571.
- Segura M. et al. Experimental demonstration of self-localized ultra wideband indoor mobile robot navigation system //2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. – IEEE, 2010. – С. 1-9.
- Conte G., Doherty P. An integrated UAV navigation system based on aerial image matching //2008 IEEE Aerospace Conference. – IEEE, 2008. – С. 1-10.
- Vega A. et al. Socially aware robot navigation system in human-populated and interactive environments based on an adaptive spatial density function and space affordances //Pattern Recognition Letters. – 2019. – Т. 118. – С. 72-84.
- Cesetti A. et al. A vision-based guidance system for UAV navigation and safe landing using natural landmarks //Journal of intelligent and robotic systems. – 2010. – Т. 57. – №. 1-4. – С. 233.
- Mur-Artal R., Montiel J. M. M., Tardos J. D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system //IEEE transactions on robotics. – 2015. – Т. 31. – №. 5. – С. 1147-1163.
- Klein G., Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces //2007 6th IEEE and ACM international symposium on mixed and augmented reality. – IEEE, 2007. – С. 225-234.
- Davison A. J. et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2007. – Т. 29. – №. 6. – С. 1052-1067.
- Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. Surf: Speeded up robust features //European conference on computer vision. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2006. – С. 404-417.
- Rublee E. et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF //2011 International conference on computer vision. – Ieee, 2011. – С. 2564-2571.
- Strasdat H., Montiel J., Davison A. J. Scale drift-aware large scale monocular SLAM //Robotics: Science and Systems VI. – 2010. – Т. 2. – №. 3. – С. 7.
- Engel J., Koltun V., Cremers D. Direct sparse odometry //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2017. – Т. 40. – №. 3. – С. 611-625.

16. Bokovoy A., Muravyev K., Yakovlev K. Real-time vision-based depth reconstruction with NVIDIA jetson //2019 European Conference on Mobile Robots (ECMR). – IEEE, 2019. – С. 1-6.
17. Murav'ev K.F., Bokovoj A.V. i Jakovlev K.S. Ocenka kachestva algoritmov kartirovaniya i lokalizacii na osnove videodannyh v simuljacionnyh sredah // Zavalishinskie chteniya'20: XV Mezhdunarodnaja konferencija po jelektromehanike i robototehnike (SPb., 15-18 aprelja 2020 g.): sb. dokl. – SPb.: GUAP, 2020.
18. Engel J., Schöps T., Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM //European conference on computer vision. – Springer, Cham, 2014. – С. 834-849.
19. Wirth S., Pellenz J. Exploration transform: A stable exploring algorithm for robots in rescue environments //2007 IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics. – IEEE, 2007. – С. 1-5.
20. Ristic B., Palmer J. Autonomous Exploration and Mapping with RFS Occupancy-Grid SLAM // Entropy. – 2018. – Т. 20. – №. 6. – С. 456.
21. Fraundorfer F., Heng L., Honegger D., Lee G. H., Meier L., Tanskanen P. and Pollefeys M. Vision-based autonomous mapping and exploration using a quadrotor MAV //2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – IEEE, 2012. – С. 4557-4564.
22. Kuzakov D. E., D'jakov M. S., Lavrent'ev M. M. Poisk putej dlja gruppy avtonomnyh transportnyh sredstv pri issledovanii neizvestnoj territorii //Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Informacionnye tehnologii. – 2016. – Т. 14. – №. 2.
23. Andreychuk, A.A., Yakovlev, K.S. Two-dimensional path finding subject to geometric constraints. J. Comput. Syst. Sci. Int. 56, 1021–1036 (2017).
24. Quigley M. et al. ROS: an open-source Robot Operating System //ICRA workshop on open source software. – 2009. – Т. 3. – №. 3.2. – С. 5.
25. Labbé 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. – 2019. – Т. 36. – №. 2. – С. 416-446.

Bokovoy A.V. Federal Research Center “Computer Science and Control” of Russian Academy of Sciences, 119333, 44/2 Vavilova str., Moscow, Russia. Peoples’ Friendship University of Russia (RUDN University), 117198, Miklukho-Maklaya str. 6, Moscow, Russia, e-mail: bokovoy@isa.ru

Muraviev K.F. Federal Research Center “Computer Science and Control” of Russian Academy of Sciences, 119333, 44/2 Vavilova str., Moscow, Russia. Moscow Institute of Physics and Technology, 141700, 9 Institutskiy per., Dolgoprudny, Moscow Region, Russia, e-mail: kirill.mouraviev@yandex.ru.

Yakovlev K.S. PhD. Federal Research Center “Computer Science and Control” of Russian Academy of Sciences, 119333, 44/2 Vavilova str., Moscow, Russia, e-mail: yakovlev@isa.ru