

М. А. Волкова, ст. преподаватель, volkova_m@mirea.ru, **А. М. Романов**, канд. техн. наук, доц., romanov@mirea.ru,
М. П. Романов, д-р техн. наук, проф., m_romanov@mirea.ru,
МИРЭА — Российский технологический университет

Распределенная система локализации объектов в рабочей зоне модульного реконфигурируемого мобильного робота*

Предлагается новый подход к локализации объектов в рабочей зоне модульного реконфигурируемого робота (МРР), предполагающий установку роботом стационарных опорных измерительных пунктов (ОИП), состоящих из отделяемых от него модулей. В основе данного подхода лежит ранее предложенная авторами архитектура системы управления МРР и новый метод сопоставления информации о скорости и положении объектов, получаемой с различных сенсоров. Суть подхода состоит в следующем: прибыв в зону выполнения задачи, МРР выделяет из своего состава ОИП, содержащий источник питания, вычислительное устройство, беспроводной приемопередатчик и сенсор. ОИП осуществляют слежение за рабочей зоной с использованием разнородных датчиков (камер, дальномеров и т. д.), сегментацию объектов по получаемым измерениям и передачу этой информации на борт робота. Далее с использованием нового метода сопоставления информации о скорости и положении объектов происходит сопоставление измерений, полученных с различных сенсоров, что позволяет локализовать объекты даже в тех случаях, когда они не видны для части ОИП. Одним из ключевых преимуществ нового подхода является возможность его реализации в распределенной архитектуре МРР. Проведенные модельные экспериментальные исследования показали, что по критерию качества отслеживания Multiple Object Tracking Accuracy (МОТА) метод имеет оценку 86 %, что превосходит большинство известных аналогов, а динамическая ошибка локализации объектов в рабочей зоне 8×7 м с использованием двух камер и одного дальномера не превышает 10 см.

Ключевые слова: реконфигурируемые роботы, локализация объектов, слежение за объектами, комплексирование сенсорной информации

Введение

Локализация объектов в рабочей зоне мобильного робота является одной из важнейших задач, которую необходимо решить при создании его системы управления. Для погрузки/разгрузки и осуществления внешних манипуляций с помощью робота требуется определить положение перемещаемых объектов [1]. Для осуществления группового взаимодействия нескольких роботов необходима их постоянная взаимная локализация. Наконец, для предотвращения столкновений следует постоянно отслеживать появление в рабочей области внешних динамических объектов, расположение которых невозможно заранее картографировать [2, 3].

Сейчас для решения этих задач, как правило, используются оптические датчики, уста-

новленные непосредственно на самом роботе [4]. Для определения расстояния до объектов в этом случае используются камеры глубины, стереометрия или дальномеры, основанные на различных физических принципах [5— 7]. Такой подход существенно ограничивает возможность разнесения в пространстве отдельных сенсоров, что приводит к тому, что они смотрят на все объекты, по сути, из одной точки. Это, с одной стороны, ограничивает возможности применения стереометрии и аналогичных подходов для определения точного расположения объектов, а с другой стороны, не позволяет решать проблему локализации, когда один объект в поле зрения сенсоров закрыт другим.

Наиболее популярной альтернативой локализации с использованием датчиков, расположенных непосредственно на роботах, является применение спутниковых, ультразвуковых и радионавигационных систем [8]. Первые применяются в условиях открытой местности, а последние — в основном в помещениях.

*Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-38-90301.

Наконец, в строго детерминированных условиях, характерных для промышленной робототехники, научных лабораторных экспериментов и организации киносъемок, в том числе спортивных мероприятий, используются системы локализации объектов с помощью массива видеокамер [9—11]. При этом важно отметить, что существующие технологии не предполагают возможность монтажа таких систем силами робототехнических комплексов, которые в дальнейшем будут использовать их для локализации объектов.

Целью данной работы является создание распределенной системы локализации объектов в рабочей зоне робототехнического комплекса или многоагентной робототехнической системы, которая бы обеспечивала высокую точность измерений и могла быть развернута силами автономной группы роботов.

В данной работе предлагается новый подход к локализации объектов в рабочей зоне модульного реконфигурируемого робота (МРР), предполагающий установку одним или несколькими роботами опорных измерительных пунктов (ОИП), целиком состоящих из отделяемых от этих роботов модулей. Данный подход позволяет быстро разворачивать инфраструктуру навигационного поля, обеспечивающую локализацию самих МРР, манипулируемых объектов, а также динамических объектов, которые могут создавать опасность столкновения или служить источником возмущений. После завершения необходимых работ все сенсоры могут быть вновь интегрированы в состав МРР. При этом достигаемое качество решения задач локализации у такой системы оказывается сопоставимо со стационарными оптическими комплексами, которые ранее можно было применять только в строго детерминированных лабораторных условиях.

Ключевыми новыми результатами данной работы являются:

1. Новая концепция распределенной системы локализации объектов на базе МРР.
2. Новый метод сопоставления информации о скорости и положении объектов в рабочей зоне МРР.
3. Результаты экспериментальных исследований, демонстрирующие высокое качество отслеживания объектов по критерию *Multiple Object Tracking Accuracy (MOTA)* не хуже 86 % и динамическую точность локализации объектов в рабочей зоне 8×7 м с использованием двух камер и одного дальномера не хуже 10 см.

Работа имеет следующую структуру. Вначале приводится обзор публикаций в научных изданиях, относящихся к тематике исследования. Далее предлагается концепция новой распределенной системы локализации объектов на базе МРР и обсуждаются аспекты ее практической реализации. Следующий раздел посвящен описанию нового метода сопоставления информации о скорости и положении объектов в рабочей зоне МРР с использованием предложенной системы. Затем приводятся результаты модельных экспериментальных исследований, демонстрирующие высокое качество работы разработанных решений. В заключении сформулированы ключевые выводы по результатам исследования.

Обзор работ по тематике исследования

Наиболее часто задача локализации объектов без установки на них специальных маяков решается для определения положения беспилотных летательных аппаратов [12]. Это делается для оценки их траекторий в ходе экспериментальных исследований [12], создания систем активного противодействия беспилотным летательным аппаратам [13], а также резервирования или замены глобальной спутниковой навигационной системы [10], что актуально при полетах внутри помещений или в сложной электромагнитной обстановке, например, при обследовании линий электропередач [14]. Отметим, что в последнем случае оптическими средствами сопровождения могут комплектоваться непосредственно роботизированные стартовые комплексы [15].

Важно отметить, что ни в одном из перечисленных случаев не предполагается, что система позиционирования может быть развернута автономным роботом или их группой самостоятельно. Решению этой проблемы посвящена работа исследователей из немецкого аэрокосмического центра *DLR* [16], которые предложили мультиагентную робототехническую систему, позволяющую выполнять картографирование и локализацию отдельных объектов. В качестве сенсоров на каждом из роботов была установлена стереопара, состоящая из двух камер с разрешением 1024×508 точек и кадровой частотой 14 Гц. В результате им удалось обеспечить среднюю ошибку локализации не хуже 40 см. Главными недостатками данного решения является ограниченный набор датчиков каждого робота,

а также необходимость выведения одного или нескольких роботов из решения задачи в тех случаях, когда за каким-то участком рабочей зоны необходимо организовать непрерывное наблюдение.

В качестве пути преодоления этого недостатка аналогичное решение может быть создано на базе МРР [17]. Такие роботы могут при необходимости разделяться на несколько независимых устройств, а потом объединяться заново под единым централизованным управлением [18]. Таким образом, мобильный робот может выделить из своего состава часть, содержащую необходимые датчики, стационарно установить ее в качестве ОИП, а потом продолжить работу, например, по транспортировке грузов. Концепции построения системы локализации объектов на базе МРР будет посвящен следующий раздел данной работы.

Абстрагируясь от метода установки оборудования в ОИП, саму задачу локализации можно разделить на три этапа: выделение объектов на основе сенсорных данных; их распознавание/сопоставление по информации с различных сенсоров; восстановление расположения каждого объекта. В последние годы наибольшее внимание уделялось этапу выделения объектов [19, 20]. Широкое распространение для этих целей получили искусственные нейронные сети, которые одновременно с сегментацией позволяют проводить и распознавание объектов [20, 21]. В случае качественного сопоставления объектов по информации с различных сенсоров их локализация может быть выполнена тривиально с использованием известных методов трехмерной реконструкции [22, 23]. Ключевой задачей, влияющей на точность локализации, является обеспечение точного слежения за каждым из объектов в рабочей зоне в течение длительного времени. При этом основную сложность составляет отслеживание перемещений подвижных объектов. Остановимся подробнее на существующих методах разрешения этой проблемы.

Методы слежения [24] за движущимися объектами можно разделить на две группы: 1) основанные на выделении и отслеживании отдельных объектов и 2) основанные на построении сетчатых карт занятости.

Методы первой группы отличаются более высокой точностью оценки отдельных параметров объектов [25], но имеют более низкую метрику качества слежения *MOTA*. Последнее

связано с проблемой частого переключения идентификаторов объектов, свойственной этим методам. Еще одной характерной чертой данных методов является высокая вычислительная сложность этапа детектирования объектов, на котором происходит их идентификация по ранее выделенным признакам (цвет, текстура и т. д.) [26]. Распространенным методом сопоставления новых данных с ранее полученными и построения траектории движения каждого конкретного объекта является Венгерский алгоритм, применяемый в сочетании с фильтром Калмана [27]. Также для отслеживания объектов применяются фильтр частиц [28] или метод множественных гипотез [25]. Особенностью методов первой группы является практически неограниченный рост вычислительной сложности с увеличением числа объектов. В связи с этим для упрощения расчетов многие авторы используют представление объектов в виде материальных точек [29]. Еще одной проблемой данных методов являются окклюзии объектов, для борьбы с которыми в работах [30] применяются гомографические преобразования.

Отличительная черта методов второй группы — универсальное представление данных, которое существенно упрощает комплексирование информации с датчиков различного типа [31]. Главным недостатком данных методов является обязательное наличие детерминированной в пространстве плоскости рабочей сцены, что делает невозможным их применение для отслеживания беспилотных летательных аппаратов. К наиболее значимым работам, посвященным слежению за объектами на основе построения сетчатых карт занятости, можно отнести работу [32], а также ее развитие в статьях [33, 34]. Данные методы наиболее часто применяются в задачах отслеживания спортсменов (*Multi-Athlete Tracking*) с помощью системы камер, где, с одной стороны, требование наличия плоскости земли не является существенным ограничением, а с другой стороны, востребовано высокое качество и стабильность работы. Метрика *MOTA* для методов этой группы часто превышает 80 %. В рамках спортивных мероприятий число участников, как правило, ограничено, что приводит к появлению алгоритмов, использующих это значение в качестве важного входного параметра. Очевидно, такие алгоритмы не применимы для достижения цели данной работы. В то же время, в работах [35, 36] представлен метод отслеживания второй груп-

пы на основе фильтра частиц и *Mean-Shift*-кластеризации, который не требует априорной информации о числе объектов. Обратной стороной данного подхода явилось неминуемое увеличение вычислительной сложности. В работах [9, 37] применяется гибридный метод, сочетающий в себе построение карты занятости и выделение основных признаков объектов. Это позволило авторам обеспечить в целом более высокий показатель *MOTA* по сравнению с ранее рассмотренными методами.

Главным препятствием к реализации перечисленных методов на базе МРР является их вычислительная сложность в сочетании с низкой возможностью организации параллелизма наиболее ресурсозатратных вычислений. Для преодоления этой проблемы в данной работе будет предложен новый метод отслеживания траекторий движения объектов в рабочей зоне, который обеспечивает высокое качество слежения по метрике *MOTA* и при этом может быть вычислен в реальном времени на базе распределенной архитектуры системы управления МРР.

Распределенная система локализации объектов на базе МРР

Как отмечалось выше, главным недостатком систем локализации, основанных на применении группы роботов, аналогичных представленным в работе [16], является тот факт, что часть агентов в таких системах, по сути, теряет возможность выполнять еще какие-либо функции. Это связано не столько с ограничением применяемых расчетных методов (например, решение, рассмотренное в работе [16], позволяет осуществлять локализацию в процессе перемещения робота), сколько с тем, что наилучшая точность и охват рабочей зоны достигаются только при специфической стационарной расстановке роботов. В то же время, мобильный робот, особенно оснащенный манипулятором, — это многофункциональное и дорогое изделие, использование которого в роли неподвижного пункта наблюдения является достаточно расточительным. В то же время постоянная транспортировка оборудования таких наблюдательных пунктов в виде отдельных устройств будет существенно сокращать общую грузоподъемность робота, не давая никаких преимуществ на марше. Также в этом случае неминуемо встанет вопрос

обеспечения независимого энергопитания этого оборудования и его подзарядки.

В данной работе предлагается более универсальный подход, который предполагает создание стационарных ОИП на основе модулей гетерогенного МРР. Рассмотрим его на примере робота *SABER* [38].

Робот *SABER* представляет собой монокоесо, которое реконфигурируется в два независимых манипулятора (рис. 1, см. вторую сторону обложки).

Данный робот оснащен платформой (1), андрогинными стыковочными узлами (3) и парой манипуляторов (2), которые могут преобразовываться в монокоесо, при этом для обеспечения равновесия применяются выдвижные опоры (4). На платформе могут устанавливаться сменные модули (5), в том числе инструменты, а также различные датчики, автоматически подключаемые к системе управления по шине *Ethernet POWERLINK* аналогично тому, как описано в работе [18], а также к распределенной системе электропитания робота аналогично тому, как описано в работе [39]. В общем случае, если модуль датчика не имеет собственного источника энергии, он будет запитан от бортовой сети, а если имеет, то этот источник будет автоматически интегрирован в общую распределенную систему электропитания робота. За счет использования андрогинных стыковочных узлов данные датчики для расширения области обзора могут быть установлены, например, на манипуляторе. Программное обеспечение интеллектуальных ядер робота (в терминах работы [18]) реализовано на базе программного инструментария ROS с использованием расширений для работы в реальном времени, описанных в работах [40, 41].

В рамках данной работы предлагается, не выходя за базовые возможности архитектуры, описанной в работе [18], отделить от робота модули, включающие в себя один или несколько датчиков, источник питания, вычислительное устройство и беспроводной приемопередатчик, объединив их в устанавливаемый роботом стационарный ОИП. При таком подходе зарядка аккумуляторных батарей ОИП будет проводиться от бортовой сети робота, а также появится возможность адаптировать состав сенсоров на каждом из ОИП в зависимости от изменяющихся задач. При этом после выполнения миссии в конкретном районе функционирования робота установленные ранее ОИП

могут быть снова интегрированы в состав одного или нескольких роботов, увеличив как энергоемкость его системы электропитания, так и сенсорные возможности.

Связь между ОИП и бортовыми системами управления роботов предлагается осуществлять по беспроводной сети стандарта *IEEE 802.11*, с использованием метода технологии синхронизации узлов между собой, описанной в работе [42]. Последнее позволит с микросекундной точностью обеспечивать одновременную регистрацию измерения со всех ОИП. При этом для снижения объема данных, передаваемых по беспроводному каналу, предлагается процедуру сегментации и выделения объектов проводить непосредственно на вычислителе ОИП, все остальные операции, связанные с комплексированием сенсорной информации и локализацией объектов осуществлять на базе распределенной вычислительной системы, реализованной в архитектуре MPP, методом, описанным в работе [43]. Схема организации коммуникаций в процессе локализации объектов предложенным методом представлена на рис. 2 (см. вторую сторону обложки), где штриховыми линиями показаны результаты сегментации и выделения объектов, а сплошной линией — результаты локализации.

В рамках предложенной концепции система локализации объектов имеет следующий цикл работы: 1) один или несколько MPP выдвигаются в район выполнения миссии; 2) в заранее выбранных точках они устанавливают ОИП, выделяя для этого часть своих модулей; 3) один из MPP выбирается в качестве оператора системы локализации и устанавливает синхронизированную беспроводную связь со всеми ОИП; 4) ОИП наблюдают за рабочей зоной, в которой выполняется миссия, выделяют объекты и передают соответствующие им измерения MPP-оператору, который выполняет комплексирование данных и локализацию объектов (результаты локализации при необходимости передаются на другие MPP); 5) после завершения миссии роботы демонтируют все ОИП и интегрируют в себя обратно их модули.

Отличительными чертами предложенной концепции построения распределенной системы локализации объектов на базе MPP являются: возможность использования на разных ОИП датчиков различного типа (камер, дальномеров и т. д.), а также их комбинации; выполнение сегментации и выделения объектов

на бортовом вычислителе ОИП, а локализации — на базе распределенной вычислительной системы в архитектуре MPP; организация информационного обмена между ОИП и MPP по синхронизированному беспроводному каналу. Следующий раздел будет посвящен разработке метода локализации, который позволит реализовать предложенную концепцию на практике.

Новый метод сопоставления информации о скорости и положении объектов

Рассмотрим систему локализации, которая включает S сенсоров, в поле зрения которых могут находиться N объектов. На рис. 3 (см. вторую сторону обложки) приведен пример такой системы для $S = 3$ и $N = 3$.

Измерения всеми сенсорами проводятся синхронно. Пусть в момент измерения каждому объекту соответствует его вектор состояния $x_i = (L, V, \alpha, F)^T$, где i — номер объекта; L — вектор, содержащий компоненты положения (координаты); V — вектор, содержащий компоненты скорости; α — вектор, содержащий компоненты ускорения; F — набор дополнительных признаков, характеризующих объект.

Совокупность данных, получаемых с каждого сенсора в момент измерения, представим в виде двух множеств O_M и O_F : $O_M = \{z_n : n = 1, \dots, N\}$, где z_n — вектор координат центра объекта, сегментированного на основе измерений сенсора; $O_F = \{f_n : n = 1, \dots, N\}$, где f_n — вектор, отражающий численные характеристики дополнительного признака (цвет, форма и т. д.), присущего n -му объекту. Все наблюдения, полученные в момент t -го измерения s -м сенсором, обозначим $O_t = \{O_M; O_F\}$.

Важно отметить, что число векторов z может различаться как для синхронно полученных измерений разных сенсоров, так и для последовательных измерений, полученных одним сенсором. Это связано с тем, что число сегментированных объектов может различаться от измерения к измерению. Например, в случае окклюзии двух объектов они сегментируются как один. Аналогичным образом ситуация обстоит с множеством O_F . Более того, наблюдения, полученные для i -го объекта одним и тем же сенсором, в ходе различных измерений могут в действительности соответствовать различным объектам, так как процедура сегментации не гарантирует сохранения числа и поряд-

ка результатов. Это не позволяет напрямую использовать полученные векторы z_i для решения задачи локализации. На решение данной проблемы направлен разработанный метод сопоставления информации о скорости и положении объектов. Новый метод предполагает для каждого измерения в системе координат отдельного сенсора поиск наиболее вероятного соответствия среди ранее отслеживаемых объектов. Иными словами, для каждой пары $\{z_k; f_k\}$ находится такой номер объекта i , что для $\forall h \in [1; N] \wedge h \in \mathbb{N}$ верно неравенство

$$p(O_{i|k}|x_i) \geq p(O_{h|k}|x_i), \quad (1)$$

где $p(O_{i|k}|x_i)$ отражает максимальное соответствие k -го элемента множества O_i объекту x_i . Для вычисления функции правдоподобия $p(O_{i|k}|x_i)$ применяется метод оценки максимального правдоподобия, основанный на байесовской статистике [44].

После того как все измерения распределены по объектам, с их помощью можно восстановить координаты каждого объекта, используя известные методы трехмерной реконструкции [22, 23]. В случае, если для одного сенсора несколько пар $\{z_k, f_k\}$ были сопоставлены с одним и тем же объектом, выбирается пара с наибольшим значением $p(O_{i|k}|x_i)$, а остальные помечаются как нераспределенные. Для них создаются новые объекты: выполняется реконструкция, а N увеличивается на число новых объектов. Начальная инициализация объектов выполняется аналогично тому, как это делается в работе [29]. Вычисление $p(O_{i|k}|x_i)$ для каждой пары $\{z_k, f_k\}$ требует ряда предварительных процедур, что делает разработанный метод трехэтапным.

Этап 1. Формирование выборки наблюдений в системе координат отдельного сенсора, которое заключается в составлении множества

$$O' = \{Z_P; Z_K\},$$

где Z_P — совокупность векторов проецированных координат объектов, измеренных другими сенсорами (для их получения необходимы матрицы преобразований, пример для расчета которых представлен в работе [45]); Z_K — совокупность проецированных векторов координат объектов, прогнозируемых с помощью фильтра Калмана в системе координат, выбранной для локализации. Оценка L составляющей вектора

x_i в момент измерения $t + 1$ и коррекция L, V, α проводятся отдельно для каждой оси на базе формул, представленных в работе [43].

Объединим множества O' и O_M , которые содержат данные о положении объектов: $O'_M = \{O_M; O'\}$. Исходя из этого совокупность всех наблюдений, полученных в момент t -го измерения, перепишем в виде $O_t = \{O'_M; O_F\}$.

Этап 2. Расчет общей функции правдоподобия. Значение общей функции правдоподобия рассчитывается согласно формуле

$$p(O_t|x_i) = p(O'_M|x_i) + p(O_F|x_i). \quad (2)$$

Оценка составляющей $p(O'_M|x_i)$ функции правдоподобия вычисляется согласно формуле

$$p(O'_M|x_i) = A_M \exp\left(-\frac{p^2(L, O'_M)}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

где $p^2(L, O'_M)$ — мера подобия между эталонным положением объекта и наблюдением. Данная мера рассчитывается с помощью методов кластерного анализа (например, с использованием *Mean-Shift*-метода, который удобен ввиду отсутствия необходимости заранее задавать число кластеров). Предположим, что $\exp\left(-\frac{p^2(L, O'_M)}{2\sigma^2}\right) \cong 1$, $O'_M \in C$, для векторов координат множества O'_M , входящих в кластер C . В таком случае формулу (3) можно записать в форме

$$p(O'_M|x_i) = \sum_{c=1}^2 \sum_1^{o^c} A_M^c, \quad (4)$$

где c указывает на принадлежность вектора к Z_P ($c = 1$) или Z_K ($c = 2$), o^c — это число векторов координат, входящих в C ; A_M — параметр, отражающий степень достоверности полученной информации о входящих в состав кластера данных. Он задается в соответствии с условием $A_M^{c=1} < A_M^{c=2}$.

Оценка составляющей $p(O_F|x_i)$ функции правдоподобия вычисляется согласно формуле

$$p(O_F|x_i) = A_F \exp\left(-\frac{p^2(F, O_F)}{2\sigma^2}\right), \quad (5)$$

где $p^2(F, O_F)$ — мера подобия между референсным признаком объекта и наблюдением, которая может быть рассчитана, например, с использованием методов, изложенных в работе [46]; σ — уровень шума наблюдений сенсора,

а A_F — параметр, являющийся мерой актуальности референсного признака (предполагается, что признаки объектов нестационарны). Данная мера изменяется с течением времени согласно формуле

$$A_F(t_m) = A_{F_{\max}} \exp\left(-\frac{t_m}{d\Delta T_S}\right),$$

где t_m — время, которое прошло с последнего определения признака; ΔT_S — период измерений сенсора; d — коэффициент снижения актуальности данных; $A_{F_{\max}}$ — максимальное значение параметра A_F , обеспечивая снижение влияния наиболее старых измерений того или иного признака.

Этап 3. Сопоставление данных с объектами.

На данном этапе с использованием полученных оценок функции правдоподобия для каждого измерения каждого сенсора ищется соответствующий ему объект, для которого выполняется неравенство (1), что и является результатом процедуры сопоставления информации о скорости и положении объектов.

Экспериментальные исследования

Для оценки эффективности разработанного метода сопоставления информации о скорости и положении объектов в среде компьютерного моделирования *Octave* была проведена серия экспериментов. В ходе этих экспериментов в рабочей зоне 8×7 м моделировалось движение 10 объектов, за которыми наблюдали в первом эксперименте с помощью двух камер, а во втором эксперименте — с помощью двух камер и одного двухкоординатного сканирующего лазерного дальномера, установленных на стационарные ОИП. Схема расположения ОИП и траектории движения объектов в ходе экспериментов представлены на рис. 4 (см. вторую сторону обложки).

По условиям экспериментов предполагалось, что все датчики откалиброваны, синхронизированы по беспроводному каналу и проводят измерения с частотой 25 Гц. Длительность каждого эксперимента составляла 60 с (1500 измерений). На протяжении всех экспериментов для каждого из объектов вычислялась ошибка его локализации, а также метрика *MOTA*. Для вычисления последней использовалось выражение

$$MOTA = \left(1 - \frac{\sum_t (fn_t + fp_t + idsw_t)}{\sum_t gt_t}\right) \cdot 100,$$

где в каждый момент измерения t для пар точек с эталонными и оцененными координатами рассчитывались параметры: fn_t — ложно не сопоставленные пары точек; fp_t — ложно сопоставленные пары точек; $idsw_t$ — число переключений идентификаторов объектов; gt_t — число эталонных точек.

Численные оценки точности локализации и качество отслеживания траекторий объектов с использованием метрики *MOTA* представлены в таблице.

Результаты экспериментальных исследований

Состав сенсоров	Среднее значение ошибки локализации	Средне-квадратическое отклонение ошибки локализации	Максимальное абсолютное значение ошибки локализации	MOTA
Две камеры	1,7 см	0,98 см	10,5 см	82 %
Две камеры и дальномер	1,3 см	0,93 см	9,8 см	86 %

Как видно из таблицы, точность локализации превышает результаты, полученные в работе [16], что можно объяснить возможностью в рамках предложенного подхода обеспечить более выгодное расположение ОИП с точки зрения трехмерной реконструкции по сравнению со стереопарой, установленной на одном роботе. Также можно отметить, что качество отслеживания объектов по метрике *MOTA*, обеспечиваемое предложенным методом, превосходит большинство известных аналогов [47]. Более того, из таблицы отчетливо видно, что увеличение числа комплексируемых сенсоров (в том числе разнородных) приводит как к повышению точности, так и к улучшению качества отслеживания объектов.

Заключение

В работе предложен новый подход к локализации объектов в рабочей зоне, который позволяет автономной группе мобильных МРР самостоятельно развернуть все необходимое оборудование, сконфигурировав состав сенсоров под специфику решаемой задачи. При этом

после завершения миссии все использованные датчики могут быть интегрированы в один или несколько МРР, расширяя их диагностические возможности на марше. Для практической реализации предложенного подхода был разработан новый метод сопоставления информации о скорости и положении объектов в рабочей зоне МРР. Результаты проведенных экспериментальных исследований показали, что оценка динамической точности локализации составляет не хуже 10 см, при этом по критерию качества отслеживания *MOTA* новый метод превосходит большинство известных аналогов.

Список литературы

1. **Billard A., Kragic D.** Trends and challenges in robot manipulation // *Science*. 2019. Vol. 364, N. 6446. P. eaat8414.
2. **Yasuda Y. D. V., Martins L. E. G., Cappabianco F. A. M.** Autonomous visual navigation for mobile robots: A systematic literature review // *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2020. Vol. 53, N. 1. P. 1–34.
3. **Tolani V.** et al. Visual navigation among humans with optimal control as a supervisor // *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021. Vol. 6, N. 2. P. 2288–2295.
4. **Payá L., Gil A., Reinoso O.** A state-of-the-art review on mapping and localization of mobile robots using omnidirectional vision sensors // *Journal of Sensors*. 2017. Vol. 2017. P. 1–20.
5. **Chen H.** et al. Vision and laser fused SLAM in indoor environments with multi-robot system // *Assembly Automation*. 2019. Vol. 39, N. 2. P. 297–307.
6. **Tang B., Jiang L.** Binocular stereovision omnidirectional motion handling robot // *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2020. Vol. 17, N. 3. P. 1729881420926852.
7. **Kuo C. Y.** et al. Development of an immersive SLAM-based VR system for teleoperation of a mobile manipulator in an unknown environment // *Computers in Industry*. 2021. Vol. 132. P. 103502.
8. **Romanov A. M.** et al. A Navigation System for Intelligent Mobile Robots // 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIconRus). IEEE, 2019. P. 652–656.
9. **Yang Y.** et al. 3D multiview basketball players detection and localization based on probabilistic occupancy // 2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA). IEEE, 2018. P. 1–8.
10. **Егорцев М. В., Диане С. А. К., Кац Н. Д.** Алгоритмическое обеспечение системы внешнего наблюдения и маршрутизации автономных мобильных роботов // *Российский технологический журнал*. 2021. Т. 9, № 3. С. 15–23.
11. **Ben Y., Cengiz K.** Research on Visual Orientation Guidance of Industrial Robot Based on CAD Model under Binocular Vision // *Computer-Aided Design and Applications*. 2022. Vol. 19, N. S2. P. 52–63.
12. **Srigrarom S.** et al. Multi-camera Multi-drone Detection, Tracking and Localization with Trajectory-based Re-identification // 2021 Second International Symposium on Instrumentation, Control, Artificial Intelligence, and Robotics (ICA-SYMP). IEEE, 2021. P. 1–6.
13. **Park S.** et al. Survey on Anti-Drone Systems: Components, Designs, and Challenges // *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 42635–42659.
14. **Khalyasmaa A. I.** et al. Diagnostic system for OHL state assessment // 2015 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON). IEEE, 2015. P. 1–5.
15. **Khalyasmaa A. I.** et al. Robotic intelligence laboratory for overhead transmission lines assessment // 2016 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON). IEEE, 2016. P. 1–6.
16. **Schuster M. J.** et al. Distributed stereo vision-based 6D localization and mapping for multi-robot teams // *Journal of Field Robotics*. 2019. Vol. 36, N. 2. P. 305–332.
17. **Андреев В. П., Подураев Ю. В.** Функционально-модульный принцип построения гетерогенных мобильных роботов // *Экстремальная робототехника*. 2016. Т. 1, № 1. С. 39–49.
18. **Romanov A. M., Romanov M. P., Shestakov E. I.** A novel architecture for control systems of modular reconfigurable robots // 2017 IEEE II International Conference on Control in Technical Systems (CTS). IEEE, 2017. P. 131–134.
19. **Yao R.** et al. Video object segmentation and tracking: A survey // *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*. 2020. Vol. 11, N. 4. P. 1–47.
20. **Li Y., Ibanez-Guzman J.** Lidar for autonomous driving: The principles, challenges, and trends for automotive lidar and perception systems // *IEEE Signal Processing Magazine*. 2020. Vol. 37, N. 4. P. 50–61.
21. **Minaee S.** et al. Image segmentation using deep learning: A survey // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2021.
22. **Ariff S. A. M.** et al. Exploratory Study of 3d Point Cloud Triangulation for Smart City Modelling and Visualization // *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2020. Vol. 44. P. 71–79.
23. **Álvarez H.** et al. A Multi Camera and Multi Laser Calibration Method for 3D Reconstruction of Revolution Parts // *Sensors*. 2021. Vol. 21, N. 3. P. 765.
24. **Llamazares Á., Molinos E. J., Oca a M.** Detection and tracking of moving obstacles (DATMO): a review // *Robotica*. 2020. Vol. 38, N. 5. P. 761–774.
25. **Zhang Z.** et al. Multiple target tracking based on multiple hypotheses tracking and modified ensemble Kalman filter in multi-sensor fusion // *Sensors*. 2019. Vol. 19, N. 14. P. 3118.
26. **Sekii T.** Robust, real-time 3d tracking of multiple objects with similar appearances // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 4275–4283.
27. **Sun Q.** et al. Multiple object tracking for yellow feather broilers based on foreground detection and deep learning // *INMATEH-Agricultural Engineering*. 2019. Vol. 58, N. 2.
28. **Мокшин В. В., Кирпичников А. П., Шарнин Л. М.** Отслеживание объектов в видеопотоке по значимым признакам на основе фильтрации частиц // *Вестник Казанского технологического университета*. 2013. Vol. 16, N. 18. P. 306–310.
29. **Zhou J., Kwan C.** Tracking of multiple pixel targets using multiple cameras // *International Symposium on Neural Networks*. Springer, Cham, 2018. P. 484–493.
30. **Eshel R., Moses Y.** Homography based multiple camera detection and tracking of people in a dense crowd // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2008. P. 1–8.
31. **Teizer J., Caldas C. H., Haas C. T.** Real-time three-dimensional occupancy grid modeling for the detection and tracking of construction resources // *Journal of Construction Engineering and Management*. 2007. Vol. 133, N. 11. P. 880–888.
32. **Coué C.** et al. Bayesian occupancy filtering for multitarget tracking: an automotive application // *The International Journal of Robotics Research*. 2006. Vol. 25, N. 1. P. 19–30.
33. **Gindele T.** et al. Bayesian occupancy grid filter for dynamic environments using prior map knowledge // 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2009. P. 669–676.
34. **Nuss D., Yuan T., Krehl G., Stuebler M., Reuter S., Dietmayer K.** Fusion of laser and radar sensor data with a sequential Monte Carlo Bayesian occupancy filter // *Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, Korea, 28 June–1 July 2015. P. 1074–1081.

35. **Taj M., Cavallaro A.** Distributed and decentralized multi-camera tracking // *IEEE Signal Processing Magazine*. 2011. Vol. 28, N. 3. P. 46–58.
36. **Taj M., Cavallaro A.** Simultaneous Detection and Tracking with Multiple Cameras // *Machine Learning for Computer Vision*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013. C. 197–214.
37. **Liang Q.** et al. Multi-Player Tracking for Multi-View Sports Videos with Improved K-Shortest Path Algorithm // *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10, N. 3. P. 864.
38. **Romanov A., Yashunskiy V., Chiu W.-Y.** SABER: Modular Reconfigurable Robot for Industrial Applications // *IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)* 2021. 2021 (в печати).
39. **Romanov A. M., Mikheenko I. S.** A novel approach for creating modular reconfigurable robots with distributed power system // *2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*. IEEE, 2018. P. 974–978.
40. **Romanov A., Slepynina E.** Real-time Ethernet POWERLINK Communication for ROS. Part I. General Concept // *2020 Ural Smart Energy Conference (USEC)*. IEEE, 2020. P. 159–162.
41. **Romanov A., Slepynina E.** Real-time Ethernet POWERLINK Communication for ROS. Part II. Hardware and Software // *2020 Ural Smart Energy Conference (USEC)*. IEEE, 2020. P. 163–166.
42. **Romanov A. M., Gringoli F., Sikora A.** A precise synchronization method for future wireless TSN networks // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2021. Vol. 17, N. 5. P. 3682–3692.
43. **Romanov A. M.** et al. Modular Reconfigurable Robot Distributed Computing System for Tracking Multiple Objects // *IEEE Systems Journal*. 2021. Vol. 15, N. 1. P. 802–813.
44. **Rossi R. J.** Mathematical statistics: an introduction to likelihood based inference. John Wiley & Sons, 2018.
45. **Hu Z.** et al. Extrinsic calibration of 2-D laser rangefinder and camera from single shot based on minimal solution // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2016. Vol. 65, N. 4. P. 915–929.
46. **Yang C., Duraiswami R., Davis L.** Fast multiple object tracking via a hierarchical particle filter // *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05)*. IEEE, 2005. Vol. 1. P. 212–219.
47. **Kong L.** et al. Online Multiple Athlete Tracking with Pose-Based Long-Term Temporal Dependencies // *Sensors*. 2021. Vol. 21, N. 1. P. 197.

Distributed System for Objects Localization in the Working Area of a Modular Reconfigurable Mobile Robot

M. A. Volkova, Senior Lecturer, volkova_m@mirea.ru, **A. M. Romanov**, Associate Professor, romanov@mirea.ru,
M. P. Romanov, Director of the Institute of Cybernetics, m_romanov@mirea.ru,
 MIREA — Russian technological university

Corresponding author: Volkova Maria A. Senior Lecturer,
 Russian technological University, Russian Federation, e-mail: volkova_m@mirea.ru

Accepted on August 26, 2021

Abstract

The paper proposes a novel approach to the objects localization in the working area of a modular reconfigurable robot (MRR), which implies the installation of stationary monitoring points (SMP), consisting of detachable robot's modules and installed by robot itself. This approach is based on the architecture of the MRR control system previously proposed by the authors and a new method for comparing information about the speed and position obtained from various sensors. The key steps of the approach are following. Upon arriving in the target area, the MRR places SMPs, which consist of a power source, a computing device, a wireless transceiver and a sensor, detached from the robot. Then SMPs monitor the working area using different types of sensors (cameras, rangefinders, etc.), perform segmentation of the measured data and transfer this information to the robot. Further a sensor fusion is performed using a novel object tracking method, which makes it possible to localize target objects even in those cases when they are not visible by some of the SMPs. One of the key advantages of the new approach is a possibility of implementation in the distributed architecture of a MRR. The simulation results show that proposed method has Multiple Object Tracking Accuracy (MOTA) metric of 86 %, which is higher than the most of its analogues, while the estimated dynamic object localization error in a 8x7 m working area using 2 cameras and 1 rangefinder does not exceed 10 cm.

Keywords: reconfigurable robots, object localization, object tracking, sensor fusion

Acknowledgements: The reported study was funded by RFBR, project number 19-38-90301.

For citation:

Volkova M. A., Romanov A. M., Romanov M. P. Distributed System for Objects Localization in the Working Area of a Modular Reconfigurable Mobile Robot, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2021, vol. 22, no. 12, pp. 634–643.

DOI: 10.17587/mau.22.634-643

References

1. **Billard A., Kragic D.** Trends and challenges in robot manipulation, *Science*, 2019, vol. 364, no. 6446, pp. eaat8414.
2. **Yasuda Y. D. V., Martins L. E. G., Cappabianco F. A. M.** Autonomous visual navigation for mobile robots: A systematic literature review, *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2020, vol. 53, no. 1, pp. 1–34.
3. **Tolani V.** et al. Visual navigation among humans with optimal control as a supervisor, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, vol. 6, no. 2, pp. 2288–2295.
4. **Payá L., Gil A., Reinoso O.** A state-of-the-art review on mapping and localization of mobile robots using omnidirectional vision sensors, *Journal of Sensors*, 2017, vol. 2017, pp. 1–20.
5. **Chen H.** et al. Vision and laser fused SLAM in indoor environments with multi-robot system, *Assembly Automation*, 2019, vol. 39, no. 2, pp. 297–307.
6. **Tang B., Jiang L.** Binocular stereovision omnidirectional motion handling robot, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, vol. 17, no. 3, pp. 1729881420926852.

7. **Kuo C. Y.** et al. Development of an immersive SLAM-based VR system for teleoperation of a mobile manipulator in an unknown environment, *Computers in Industry*, 2021, vol. 132, pp. 103502.
8. **Romanov A. M.** et al. A Navigation System for Intelligent Mobile Robots, 2019 *IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*, IEEE, 2019, pp. 652–656.
9. **Yang Y.** et al. 3D multiview basketball players detection and localization based on probabilistic occupancy, 2018 *Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, IEEE, 2018, pp. 1–8.
10. **Egortsev M. V., Diane S. K., Kaz N. D.** Algorithmic support of the system of external observation and routing of autonomous mobile robots, *Russian Technological Journal*, 2021, vol. 9, no. 3, pp. 15–23 (in Russian).
11. **Ben Y., Cengiz K.** Research on Visual Orientation Guidance of Industrial Robot Based on CAD Model under Binocular Vision, *Computer-Aided Design and Applications*, 2022, vol. 19, no. S2, pp. 52–63.
12. **Srigrarom S.** et al. Multi-camera Multi-drone Detection, Tracking and Localization with Trajectory-based Re-identification, 2021 *Second International Symposium on Instrumentation, Control, Artificial Intelligence, and Robotics (ICA-SYMP)*, IEEE, 2021, pp. 1–6.
13. **Park S.** et al. Survey on Anti-Drone Systems: Components, Designs, and Challenges, *IEEE Access*, 2021, vol. 9, pp. 42635–42659.
14. **Khalyasmaa A. I.** et al. Diagnostic system for OHL state assessment, 2015 *International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON)*, IEEE, 2015, pp. 1–5.
15. **Khalyasmaa A. I.** et al. Robotic intelligence laboratory for overhead transmission lines assessment, 2016 *57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON)*, IEEE, 2016, pp. 1–6.
16. **Schuster M. J.** et al. Distributed stereo vision-based 6D localization and mapping for multi-robot teams, *Journal of Field Robotics*, 2019, vol. 36, no. 2, pp. 305–332.
17. **Andreev V. P., Poduraev Yu. V.** Functional-modular design of heterogeneous mobile robotic systems, *Extreme Robotics*, 2016, vol. 1, no. 1, pp. 39–49 (in Russian).
18. **Romanov A. M., Romanov M. P., Shestakov E. I.** A novel architecture for control systems of modular reconfigurable robots, 2017 *IEEE II International Conference on Control in Technical Systems (CTS)*, IEEE, 2017, pp. 131–134.
19. **Yao R.** et al. Video object segmentation and tracking: A survey, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2020, vol. 11, no. 4, pp. 1–47.
20. **Li Y., Ibanez-Guzman J.** Lidar for autonomous driving: The principles, challenges, and trends for automotive lidar and perception systems, *IEEE Signal Processing Magazine*, 2020, vol. 37, no. 4, pp. 50–61.
21. **Minaee S.** et al. Image segmentation using deep learning: A survey, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021.
22. **Ariff S. A. M.** et al. Exploratory Study of 3d Point Cloud Triangulation for Smart City Modelling and Visualization, *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2020, vol. 44, pp. 71–79.
23. **Álvarez H.** et al. A Multi Camera and Multi Laser Calibration Method for 3D Reconstruction of Revolution Parts, *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 3, pp. 765.
24. **Llamazares Á., Molinos E. J., Ocaña M.** Detection and tracking of moving obstacles (DATMO): a review, *Robotica*, 2020, vol. 38, no. 5, pp. 761–774.
25. **Zhang Z.** et al. Multiple target tracking based on multiple hypotheses tracking and modified ensemble Kalman filter in multi-sensor fusion, *Sensors*, 2019, vol. 19, no. 14, pp. 3118.
26. **Sekii T.** Robust, real-time 3d tracking of multiple objects with similar appearances, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 4275–4283.
27. **Sun Q.** et al. Multiple object tracking for yellow feather broilers based on foreground detection and deep learning, *INMATEH-Agricultural Engineering*, 2019, vol. 58, no. 2.
28. **Mokshin V. V., Kirpichnikov A. P., Sharnin L. M.** Particle filtering-based objects tracking in a video stream using significant features, *Vestnik Kazanskogo tehnologicheskogo universiteta*, 2013, vol. 16, no. 18, pp. 297–303 (in Russian).
29. **Zhou J., Kwan C.** Tracking of multiple pixel targets using multiple cameras, *International Symposium on Neural Networks*, Springer, Cham, 2018, pp. 484–493.
30. **Eshel R., Moses Y.** Homography based multiple camera detection and tracking of people in a dense crowd, 2008 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2008, pp. 1–8.
31. **Teizer J., Caldas C. H., Haas C. T.** Real-time three-dimensional occupancy grid modeling for the detection and tracking of construction resources, *Journal of Construction Engineering and Management*, 2007, vol. 133, no. 11, pp. 880–888.
32. **Coué C.** et al. Bayesian occupancy filtering for multitarget tracking: an automotive application, *The International Journal of Robotics Research*, 2006, vol. 25, no. 1, pp. 19–30.
33. **Gindele T.** et al. Bayesian occupancy grid filter for dynamic environments using prior map knowledge, 2009 *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2009, pp. 669–676.
34. **Nuss D., Yuan T., Krehl G., Stuebler M., Reuter S., Dietmayer K.** Fusion of laser and radar sensor data with a sequential Monte Carlo Bayesian occupancy filter, *Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, Korea, 28 June–1 July 2015, pp. 1074–1081.
35. **Taj M., Cavallaro A.** Distributed and decentralized multi-camera tracking, *IEEE Signal Processing Magazine*, 2011, vol. 28, no. 3, pp. 46–58.
36. **Taj M., Cavallaro A.** Simultaneous Detection and Tracking with Multiple Cameras, *Machine Learning for Computer Vision*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2013, pp. 197–214.
37. **Liang Q.** et al. Multi-Player Tracking for Multi-View Sports Videos with Improved K-Shortest Path Algorithm, *Applied Sciences*, 2020, vol. 10, no. 3, pp. 864.
38. **Romanov A., Yashunskiy V., Chiu W.-Y.** SABER: Modular Reconfigurable Robot for Industrial Applications, *IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, 2021, 2021 (in press).
39. **Romanov A. M., Mikheenko I. S.** A novel approach for creating modular reconfigurable robots with distributed power system, 2018 *IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*, IEEE, 2018, pp. 974–978.
40. **Romanov A., Slepynina E.** Real-time Ethernet POWERLINK Communication for ROS. Part I. General Concept, 2020 *Ural Smart Energy Conference (USEC)*, IEEE, 2020, pp. 159–162.
41. **Romanov A., Slepynina E.** Real-time Ethernet POWERLINK Communication for ROS. Part II. Hardware and Software, 2020 *Ural Smart Energy Conference (USEC)*, IEEE, 2020, pp. 163–166.
42. **Romanov A. M., Gringoli F., Sikora A.** A precise synchronization method for future wireless TSN networks, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, vol. 17, no. 5, pp. 3682–3692.
43. **Romanov A. M.** et al. Modular Reconfigurable Robot Distributed Computing System for Tracking Multiple Objects, *IEEE Systems Journal*, 2021, vol. 15, no. 1, pp. 802–813.
44. **Rossi R. J.** Mathematical statistics: an introduction to likelihood based inference, John Wiley & Sons, 2018.
45. **Hu Z.** et al. Extrinsic calibration of 2-D laser rangefinder and camera from single shot based on minimal solution, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, vol. 65, no. 4, pp. 915–929.
46. **Yang C., Duraiswami R., Davis L.** Fast multiple object tracking via a hierarchical particle filter, *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05)*, IEEE, 2005, vol. 1, pp. 212–219.
47. **Kong L.** et al. Online Multiple Athlete Tracking with Pose-Based Long-Term Temporal Dependencies, *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 1, pp. 197.