

Исследование, классификация и сравнение эффективности работы существующих методов SLAM для групп роботов

Аннотация

В настоящее время перспективным направлением становится применение групп мобильных роботов в различных задачах. Одним из главных элементов их успешного функционирования является наличие эффективного алгоритма SLAM. С учетом роста популярности свободного фреймворка для роботов ROS, возникает необходимость в реализации лучших из методов на этой платформе. Разработка должна основываться на теоретическом исследовании предметной области, чем и мотивируется данная работа. В рамках работы составлена классификация методов SLAM для групп роботов по значимым параметрам. Определены свойственные им преимущества и недостатки. Произведена оценка их эффективности и сравнение по имеющимся экспериментальным данным. Выбраны наиболее пригодные для реализации методы.

Введение

Проблему одновременной локализации и построения карты (MultiRobotSLAM) можно определить, как проблему пошаговой и непрерывной оценки и уточнения карты окружающего пространства на основе данных, получаемых с подвижного робота, и в то же время, определение положения этого робота на карте. Наличие эффективного и точного алгоритма SLAM является важным критерием для выполнения навигации и других высокоуровневых задач [2]. В данном контексте рассматриваются любые роботизированные платформы, перемещающиеся по плоской поверхности и снабженные собственным вычислительным устройством и сенсорами, позволяющими получать информацию из внешнего мира – лазерным дальномером (LIDAR), видеокамерой, камерой глубины, одометром, инерциальным датчиком и др.

Уже сейчас существует множество эффективных и применяемых на практике алгоритмов, решающих задачу SLAM для одиночного робота. Однако, ввиду расширения сферы применения роботов, стремительного развития технических средств и эволюции программного обеспечения изучение данного вопроса становится все более актуальным, применительно к группам мобильных роботов [13]. Как правило, группа представлена достаточно независимыми для автономной работы роботами, которые объединены в единую сеть и кооперируются для достижения поставленной цели.

Как показывает практика, на данный момент не существует какого-либо общепризнанного, достаточно надежного, проверенного алгоритма навигации для групп роботов. В то же время, ввиду заинтересованности научного сообщества данной темой, постоянно появляются новые разработки. Большая часть попыток решения проблемы SLAM не находит широкого распространения, поскольку зачастую авторы либо не раскрывают в своих статьях подробности реализации их алгоритмов и исходные коды, либо потому что эти алгоритмы сами по себе недостаточно проработаны, чтобы претендовать на роль универсального решения. Эти трудности, наряду с разобщенностью групп исследователей в данной области, отсутствием единой формализованной теоретической и программной базы, существенно замедляет прогресс [3].

Настоящая работа призвана принести свой вклад в данном направлении. Ее целью является исследование, анализ и классификация существующих методов SLAM групп роботов, а также выявление их преимуществ и недостатков, сравнительная оценка. Следующим шагом должна стать реализация выбранных наиболее перспективных методов на свободной и доступной платформе для построения роботов Robot Operation System (ROS), и далее - объективная оценка и сравнение из работы в различных условиях на основе реальных экспериментов.

Принципы работы методов SLAM

Минимальными требованиями к роботу при решении задачи SLAM является мобильность и наличие хотя бы одного устройства, способного получать информацию об окружающей среде. Общую схему SLAM для одиночного робота можно представить в три этапа [1], каждый из которых описывается в вероятностных терминах [2]:

1. Робот под воздействием сигнала управления передвигается в новые координаты. При этом ввиду наличия шумов в данных с сенсора движения, пробуксовки колес и ошибок округления повышается неопределенность его положения. Данный процесс описывается моделью движения, которая зависит от типа одометра, типа платформы и способа передвижения робота и представляется нелинейной функцией:

$$s_t = f(s_{t-1}, u_t) + N(0, \Lambda_u)$$

Данная запись означает, что новое положение робота s_t зависит от предыдущего положения s_{t-1} , сигнала управления u_t и Гауссова шума N с заданным математическим ожиданием и дисперсией.

2. Робот получает новые данные об окружающей среде. Данный этап описывается обратной моделью наблюдений, которая зависит от типа сенсора и его характеристик, а также алгоритмом выявления и определения ориентиров по данным с сенсора. Этап выражается нелинейной функцией:

$$z_{t,i} = h(s_t, \Theta_{ct,i}) + N(0, \Lambda_z)$$

Другими словами, измерение $z_{t,i}$ с сенсора зависит от положения робота s_t ,

положения ориентиров $\Theta_{c_{t,i}}$ (где $c_{t,i}$ - ориентир с номером i на шаге t) и Гауссова шума N .

3. Робот уточняет свое положение и карту местности. Этот этап является ключевым и существенно зависит от конкретного лежащего в основе алгоритма интеграции данных с сенсора в карту и отсеивания шумов. В общем виде, оценку карты и положения отдельного робота можно представить рекурсивным выражением:

$$p(s_t, m | z_{1:t}, u_{1:t}) = p(z_t | s_t, m) \int p(s_t | s_{t-1}, u_t) p(s_{t-1}, m | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) ds_{t-1}$$

$$m = \sum_{i=0}^n c_i$$

Где m - карта, представленная набором ориентиров на местности или ячеек.

Иными словами, приближенное решение проблемы SLAM в каждый дискретный момент времени может быть получено на основе новых данных с сенсора, сигнала управления и оценки, полученной в предыдущий момент времени.

Методы SLAM для групп роботов являются, по сути, модификациями таковых для одиночного робота. Эти модификации нацелены на решение ряда возникающих в новом контексте вопросов, среди которых [3]:

- По каким каналам роботы должны обмениваться информацией?
- Какую топологию должна иметь сеть, связывающая роботов группы?
- Какой информацией о карте и своем состоянии должны обмениваться роботы?
- Как должна происходить интеграция полученных от других роботов данных?
- Как роботы должны оценивать взаимные положения? В случае успешного решения этих проблем можно добиться ряда преимуществ:
- Большая скорость построения карты по сравнению с одиночным роботом, ввиду наличия нескольких вычислительных устройств и сенсоров.
- Большая точность алгоритма ввиду наличия нескольких независимых источников данных и оценок карты.
- Устойчивость алгоритма к воздействию отрицательных факторов среды на отдельных роботов группы и к их неисправностям.

Вероятностное выражение задачи SLAM для групп роботов принимает следующий вид [13]:

$$p(s_t^{1:k}, m | z_t^{1:k}, u_t^{1:k}) = \prod_{i=1}^k (p(z_t^i | s_t^i, m) \int p(s_t^i | s_{t-1}^i, u_t^i) p(s_{t-1}^i, m | z_{1:t-1}^{1:k}, u_{1:t-1}^{1:k}) ds_{t-1}^i)$$

Где k - количество роботов в группе.

Таким образом, оценка общей карты и положений всех роботов группы в каждый момент времени могут быть получены на основе новых данных с сенсоров каждого робота и аналогичной оценки с предыдущей итерации.

Выбор метода решения

Исследование методов SLAM для групп роботов производилось последовательно в четыре этапа.

- На первом этапе была составлена классификация существующих методов по наиболее значимым критериям.
- На втором этапе было произведено их сравнение по выявленным характерным для определенных классов методов недостаткам и преимуществам, результат представлен в виде таблицы.
- На третьем этапе произведено сравнение методов на основании экспериментальных данных, представленных авторами соответствующих статей. Среди этих данных - описания симулированных и реальных экспериментов, характеристика тестовой среды, количество и параметры роботов, участвующих в экспериментах, изображения построенных карт.
- На четвертом этапе сделаны выводы об эффективности работы методов и их практической применимости, представленные в соответствующем разделе.

Классификация методов

Несмотря на разнообразие существующих методов SLAM все они базируются на нескольких типовых механизмах с различными модификациями и адаптациями, что позволяет разбить их на классы.

I. Условно все методы можно разделить на две противоположные с точки зрения архитектуры ПО группы front-end и back-end [19].

1. Back-end методы выполняют построение карты и локализацию по всей совокупности данных, полученных как по модели движения робота, так и по модели прямых наблюдений. Это помогает успешно справляться с данными плохого качества и восстанавливаться после серьезных ошибок в оценке положения и карты. Они имеют под собой сложный вероятностный аппарат, и, как правило, основаны на алгоритмах фильтрации. Некоторые из них предполагают как самостоятельное использование, так и использование в связке с front-end методами.
 - а. Фильтрующие методы. Исторически появились первыми и изначально развивались в условиях отставания технической базы (неточные и дорогостоящие сенсоры). Такие методы базируются на вероятностном аппарате расширенного фильтра Калмана (EKF) [5][12], Информационного фильтра (SEIF) [9] или фильтра частиц Рао-Блэквелла [6][8][15]. Как показывает практика, EKF устарел и практически не используется ввиду существенных ограничений на размер карты и неприменимости вместе с лазерными дальномерами. В то же время фильтр частиц широко

распространен, большое разнообразие методов, основанных на нем обусловлено хорошей точностью оценки и устойчивостью.

- b. Методы оптимизации графов передвижения [10][11]. Обработывают и хранят в виде вершин графа все данные, собранные в процессе движения робота. В связи с этим оценка карты не всегда может выполняться в режиме реального времени. С другой стороны, благодаря этому они показывают самую высокую точность и, в отличие от других классов методов, позволяют получить оценку всего пути движения, то есть решают задачу полного SLAM.
 - c. Методы, основанные на машинном обучении и нейронных сетях [17]. Только набирают популярность, но уже сейчас видны больше перспективы их использования. Их главным недостатком и преимуществом является необходимость предварительного обучения.
2. Front-end методы. В основном являются сглаживающими, то есть основаны на алгоритмах минимизации ошибки. Нацелены, в первую очередь, на обработку данных, получаемых по модели прямых наблюдений. Они могут служить как предварительным этапом работы для back-end методов, так и использоваться самостоятельно при наличии высокоточных сенсоров. Именно наличие таких сенсоров позволяет избежать использования сложного математического аппарата без потери качества результата.
- a. Методы, использующие в качестве входных данных последовательности сканов с лазерного дальномера (LIDAR) или аналогичного устройства (Kinect). Это в основном алгоритмы соотнесения сканов scan-matching (ICP, IDC) [16][18].
 - b. Методы, использующие последовательности изображений с камеры для выделения на них особенностей на местности и последующего сопоставления облака особенностей. Используются такие алгоритмы, как SURF, SIFT [13][14].

II. Кроме того, все методы можно разделить в зависимости от времени выполнения - онлайн или офлайн [2].

1. Офлайн методы (полный SLAM) выполняются на заранее собранном наборе данных и в основном выполняют построение траектории движения робота и карты уже после завершения активной фазы деятельности робота [11][16]. Их главный плюс – возможность построения очень точной карты и всего пути роботов ввиду отсутствия ограничений по времени и вычислительным ресурсам. В большинстве реальных задач, когда требуется принятие решений роботом в реальном времени на основе имеющейся карты, такие методы неприменимы.
2. Онлайн методы работают параллельно передвижению робота и сбору данных. Они применимы в случаях, когда основное требование к роботу – автономность и возможность самостоятельно принимать решения. Большинство рассмотренных методов являются таковыми.

III. Другим важным критерием классификации является внутреннее представление карты, которое напрямую связано с типом используемого сенсора:

1. Карта представлена сеткой, каждая ячейка которой хранит вероятность нахождения в данном месте пространства препятствия [8][10][16][17]. Такое представление используется для роботов, оборудованных лазерным дальномером. В данную категорию попадает большинство популярных методов.
2. Карта представлена набором ориентиров на местности - маркеров специальной формы, углов объектов, уникальных текстур [5][6][15]. Маркеры извлекаются из изображений, получаемых с сенсора-камеры на основе алгоритмов компьютерного зрения. Однако, возможно извлечение ориентиров и из лазерных сканов по форме вертикальных препятствий.
3. Карта представлена в виде графа перемещений робота [10][11][16], где ребра – вектора перемещений, вершины – наблюдения с сенсора из данной точки. Возможно использование любого сенсора, поскольку после оптимизации данные в вершинах интегрируются и преобразуются в представление 1 или 2.

Следующие критерии классификации свойственны только групповым методам SLAM и, как правило, характеризуют взаимодействие между роботами.

IV. В зависимости от топологии связей между роботами методы подразделяются на централизованные и распределенные [3].

1. В централизованной сети ключевую роль играет центральный узел, который берет на себя основные вычисления алгоритма SLAM, а роботы играют роль мобильных сенсоров, которые только считывают информацию и передают ее центральному узлу [4]. Такая схема проста в реализации, позволяет наладить лучшую координацию между роботами, а также менее требовательна к ресурсам роботов-сенсоров. Однако среди недостатков выделяются высокие требования к надежности и пропускной способности канала передачи данных, мощности центрального узла, необходимости наличия априорной информации о положении роботов. Кроме того, при больших размерах исследуемого пространства, либо при большом количестве роботов система становится труднореализуемой и неэффективной на практике.
2. Децентрализованная схема означает, что каждый робот полностью автономен и строит в процессе движения свой собственный экземпляр карты и по возможности обменивается ею с другими. Сюда можно отнести практически все исследованные методы. Такая схема позволяет строить большие карты большими группами роботов, при этом достигается высокая стойкость к шумам и параллельное выполнение задач. В то же время такие системы имеют свои недостатки: наличие проблемы взаимного обнаружения роботов и оценки их относительного положения, сложность координации.

V. В зависимости от канала обмена данными выделяются два класса - с косвенным или прямым обменом данными.

1. Наиболее популярный и эффективный, прямой обмен данными, означает, что роботы устанавливают связи друг с другом непосредственно между собственными устройствами передачи и приема, что наиболее соответствует требованиям задачи SLAM.
2. Обмен данными через косвенные каналы связи происходит в том случае, если алгоритм передает все данные через центральный сервер [4], либо через буферы, роль которых могут играть специальные передающие маячки, предварительно размещенные на местности [15].

VI. В зависимости от типа данных, которыми обмениваются роботы: наборы сырых данных с сенсора, локальные карты или их части.

1. При обмене сырыми данными удастся выполнить более точную оценку карты, однако нагрузка на канал передачи возрастает. Каждый робот использует эти данные точно также, как и данные со своего сенсора, таким образом ошибка оценки карты другим роботом не влияет на результат [8][10].
2. Передача частей локальной карты, напротив, менее требовательна к ресурсам, поскольку не требуется хранить и передавать сырые лазерные сканы или облака точек, но при интеграции таких данных ошибка, внесенная оценкой карты другими роботами, суммируется [5][6][14][17].

Преимущества и недостатки методов

Данные по исследованным методам представлены в таблице 1. В графе «Метод» приведены ссылки на статьи, являющиеся основным описанием соответствующих методов (см. список источников). Два других столбца содержат порядковые номера преимуществ и недостатков, свойственных каждому методу. Соответствующие пронумерованные списки представлены ниже под таблицей.

Таблица 1.

Метод	Преимущества	Недостатки и проблемы
[4]	1	a, b, d, e, f, m
[5]	1, 5, 6, 7	a, c, e
[6]	1, 5, 7	c, e, g, m
[7][8]	1, 3, 5, 7	c, j, i, n
[9]	1, 2, 3, 5, 7	k
[10]	1, 3, 5, 6, 7, 8	c

[11]	5, 6, 7	c, h, l
[12]	1, 5, 7	a, c, g, l
[13]	1, 3, 4, 5, 6	c, f, l
[14]	1, 2, 5, 7	f, k, m
[15]	1, 2, 3	f, g, i, l
[16]	2, 3, 5, 7	f, h, n
[17]	1, 2, 3, 5, 7	k
[18]	1, 2, 3, 6	f, k, l

Список преимуществ:

1. Интеграция карт группы роботов осуществляется онлайн.
2. Роботам не требуются прямые контакты для определения относительного положения.
3. В методе прямо или косвенно решена проблема ассоциации новых данных с сенсора с уже интегрированными в карту. Данный пункт не включает проблему замыкания циклов.
4. Возможна комбинация метода с другими алгоритмами, решающими определенные подзадачи, либо его модификация для получения наилучших результатов.
5. Роботы полностью автономны, то есть схема связей между ними децентрализованная.
6. Эффективность работы метода подтверждается результатами реальных экспериментов, а не только симулированных.
7. Для метода не требуется допущение о том, что начальные взаимные положения роботов известны.
8. В статье представлен эффективный с точки зрения ресурсов алгоритм обмена данными между роботами.

Список недостатков и проблем:

- а. Размер исследуемой местности ограничен ввиду применения фильтра EKF и карты, представленной особенностями.
- б. Для работы метода необходим центральный узел (сервер), который ограничивает автономность роботов.
- с. Для определения относительного положения роботам необходимы прямые контакты. Кроме того, для их взаимного обнаружения требуется установка специальных маркеров на корпусе.
- d. Реализация некоторых частей алгоритма упущена, то есть алгоритм не реализован до уровня полного решения задачи SLAM.

- е. Метод подвержен проблеме ассоциации новых данных с сенсора и уже интегрированных в карту, т.е. проблеме повторного распознавания ориентиров, соотнесения сканов с дальномера, соотнесения ребер графа движения и т.д.
- f. Авторами приняты допущения о начальных условиях при реализации или тестировании алгоритма. Как правило речь идет о том, что взаимные положения роботов, либо ассоциации данных с сенсора известны априори.
- g. Для метода требуется установка специальных ориентиров/устройств на местности.
- h. Отсутствует техническая возможность выполнения метода онлайн ввиду высоких требований к ресурсам.
- i. Для работы алгоритма необходима сложная и/или неэффективная схема передачи данных между роботами.
- j. Методу требуется большой объем оперативной памяти ввиду использования фильтра частиц вместе с сеточной картой.
- k. Метод недостаточно устойчив в некоторых сценариях – в условиях ограниченных контактов роботов, в условиях больших шумов данных, малого или слишком большого количества особенностей на карте и др.
- l. Представленное в статье описание алгоритма недостаточно детализировано для его самостоятельной реализации, некоторые важные аспекты не рассмотрены. Например, решение проблемы ассоциации данных или способ обмена данными между роботами вынесены авторами за пределы статьи.
- m. В статье описаны сомнительные экспериментальные данные – неполные, неточные или не характеризующие эффективность метода в полном объеме.
- n. Метод подвержен проблеме замыкания циклов путей передвижения роботов.

Сравнение методов

Результаты сравнения приведены в таблице 2. Столбец «Основан на» показывает механизм оценки карты и положения роботов, лежащий в основе метода. Столбец «Размер карты» показывает площадь исследованной местности, рассчитанную как по фотографиям построенной карты, так и явно указанную авторами.

В столбце «Оценочная точность» показана оценка результатов работы методов по шкале «плохо»-«удовлетворительно»-«хорошо»-«хорошо+»-«отлично» выставленная на основании следующих данных:

1. Наличие данных о реальных экспериментах.
2. Размер местности, на которой проводился эксперимент. Большие значения предпочтительнее.
3. Кол-во роботов, принимавших участие в эксперименте. Большие значения предпочтительнее.
4. Качество проработки и описания метода в статье, в т.ч. информация о том какие аспекты алгоритма описаны, какие допущения использовались.

5. Лежащий в основе алгоритм решения задачи SLAM для одиночного робота.

Таблица 2.

Метод / статья	Основан на	Тип карты	Размер карты в эксперименте м2 или мхм	Оценочная точность	Кол-во роботов в эксперименте	Реальный эксперимент
[4]	EKF	Ориентиры	-	Удовлетворительно	2	Нет
[5]	EKF	Ориентиры	4800 / 60х80	Хорошо	2	Да
[6]	Фильтр частиц	Ориентиры	<5х5 / 25	Удовлетворительно	2	Да
[7]	Фильтр частиц	Сеточная	2500	Хорошо	4	Нет
[8]	Фильтр частиц	Сеточная	200	Хорошо	2	Да
[9]	SEIF	Ориентиры	350х350 / 120000	Хорошо	8	Нет
[10]	Scan matching + оптимизация графа	Граф пути + Сеточная	>13х38 / 500	Отлично	8	Да
[11]	Фильтр частиц + оптимизация графа	Граф пути + Сеточная	77х36 / 2800	Хорошо+	3	Да
[12]	EKF	Ориентиры	15х8 / 120	Хорошо	9	Да
[13]	Фильтр частиц	Ориентиры	30х30 / 900	Хорошо	3	Да
[14]	Фильтр частиц	Ориентиры	40х40 / 320	Хорошо	2	Да
[15]	Фильтр частиц	Ориентиры + Сеточная	17х29 / 500	Хорошо	4	Да
[16]	Scan matching + оптимизация графа	Граф пути + Сеточная	15х15 / 225	Хорошо	3	Да
[17]	EKF + нейронная сеть	Сеточная	10х17 / 170	Хорошо+	2	Да
[18]	Scan matching	Сеточная	28х14 / 392	Хорошо	2	Да

Выводы

В результате анализа и сравнения методов SLAM для групп роботов были сделаны следующие выводы.

Несмотря на большое разнообразие рассмотренных методов SLAM для группы роботов, многие из них имеют недостатки, не позволяющие назвать тот или иной метод универсальным. Кроме того, большинство методов сопровождаются весьма скромными данными экспериментов в реальных условиях и/или на больших группах роботов. Фильтрующие методы разрабатываются относительно давно и хорошо изучены. Имеется ряд проверенных реализаций SLAM для одиночного с высокой устойчивостью и точностью. Существует большое множество теоретических попыток их адаптации под групповой SLAM.

Алгоритмы, основанные на фильтре частиц Рао-Блэквелла [8][13], имеют преимущества по точности, по скорости работы и по универсальности перед алгоритмами на основе устаревшего расширенного фильтра Калмана, и вполне справляются с задачей SLAM для групп роботов.

Самую высокую точность построения карты дают алгоритмы, основанные на оптимизации графа передвижения робота [10][11]. Сочетание таких методов с фильтрами и алгоритмами сопоставления сканов позволяет обойти распространенные проблемы. Однако их выполнение не всегда возможно в режиме онлайн.

Ввиду возросшей точности сенсоров большое развитие получают сглаживающие front-end методы - быстрые и эффективные [18]. Появляются гибридные методы, совмещающие в себе лучшие черты как front-end, так и back-end алгоритмов [10][16].

Перспективными также являются методы, основанные на машинном обучении и нейронных сетях [17], несмотря на их слабую проработку в настоящее время.

Возможность и необходимость предварительного обучения - их основное преимущество и недостаток.

Эксперименты показывают, что методы, не использующие особенности для построения карты, предпочтительнее, поскольку предназначенные для работы с ними алгоритмы машинного зрения несовершенны. Трудноразрешимыми проблемами для них являются ассоциация данных и замыкание циклов путей движения.

Очевидно, что методы, в которых не является обязательным условие прямых контактов роботов предпочтительнее, поскольку в таком случае заметно расширяются границы условий их устойчивой работы [16][17][18].

Наиболее универсальными являются алгоритмы с децентрализованными связями, особенно те из них, где не требуется знание начальных взаимных положений [8][11][16][17]. При таком подходе роботы полностью автономны и задача SLAM решается параллельно.

К реализации на открытой платформе ROS рекомендуются именно вышеописанные методы ввиду их объективных преимуществ, выявленных в результате сравнения.

Заключение

В рамках данного исследования изучены принципы работы существующих методов SLAM для групп роботов. Составлена классификация методов по ключевым параметрам: по архитектуре программного обеспечения SLAM, по времени выполнения алгоритма, по внутреннему представлению карты, по топологии связей между роботами, по каналу обмена данными, по типу передаваемых данных. Определены их преимущества и недостатки. Произведена оценка эффективности и точности работы, а также их сравнение по результатам экспериментов, предоставленных их авторами. Выбраны наиболее перспективные методы. Так, наилучшие результаты показывают методы с децентрализованной топологией связей, в которых карта представлена сеткой и/или графом перемещения роботов. В их основе лежат различные вариации и комбинации таких механизмов оценки карты как фильтр частиц Рао-Блэквелла, алгоритмы оптимизации графа движения роботов, алгоритмы сопоставления сканов (scan-matching). Результаты работы будут использованы при реализации выбранных методов SLAM для групп роботов на открытой платформе ROS.

Список источников

1. J. Sola. Simultaneous localization and mapping with the extended Kalman filter // J. Sola, 2014.
URL: http://www.iri.upc.edu/people/jsola/JoanSola/objectes/curs_SLAM/SLAM2D/SLAM_course.pdf
2. Y. Chen. Algorithms for Simultaneous Localization and Mapping // Y. Chen, 2013.
URL: http://cseweb.ucsd.edu/~yuc007/documents/re_report.pdf
3. E. Howe. Extending SLAM to Multiple Robots // E. Howe, J. Novosad, 2005.
URL: [http://web.mit.edu/16.412j/www/html/Final Projects/FIN_Novosad_Howe.pdf](http://web.mit.edu/16.412j/www/html/Final%20Projects/FIN_Novosad_Howe.pdf)
4. X.S. Zhou. Multi-robot SLAM with Unknown Initial Correspondence // X.S. Zhou, S.I. Roumeliotis, 2006. URL: <http://www-users.cs.umn.edu/~stergios/papers/IROS06-MapAlign.pdf>
5. N.E. Ozkucur. Cooperative Multi-Robot Map Merging Using Fast-SLAM // N.E. Ozkucur, H.L. Akin, 2009.
URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.458.9762&rep=rep1&type=pdf>
6. A. Howard. Multi-robot Simultaneous Localization and Mapping using Particle Filters // A. Howard, 2006. URL: <http://people.bordeaux.inria.fr/pierre.delmoral/p27.pdf>
7. L. Carlone. Rao-Blackwellized Particle Filters Multi Robot SLAM with Unknown Initial Correspondences and Limited Communication // L. Carlone, M. K. Ng, J. Du, B. Bona, M. Indri, 2010.
URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/0699/c2e386b73369091373aa1bd837f26bdcb79.pdf>
8. S. Thrun. Multi-Robot SLAM With Sparse Extended Information Filers // S. Thrun, Y. Liu, 2003. URL: <http://robots.stanford.edu/papers/Thrun03e.pdf>

9. M.T. Lazaro. Multi-Robot SLAM using Condensed Measurements // M.T. Lazaro, L.M. Paz, P. Pinies, J.A. Castellanos and G. Grisetti, 2013.
URL: <http://webdiis.unizar.es/~mtlazaro/papers/Lazaro-IROS13.pdf>
10. H. J. Chang. Multi-Robot SLAM with Topological/Metric Maps // H. J. Chang, C. S. G. Lee, Y. C. Hu, Y.H. Lu, 2007.
URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/3a68/7395f5008e551039fad80451c7380e0edab3.pdf>
11. K. Y. K. Leung. Decentralized Cooperative SLAM for Sparsely-Communicating Robot Networks: A Centralized-Equivalent Approach // K. Y. K. Leung, T. D. Barfoot, H. H. T. Liu, 2011.
URL: <http://pdfs.semanticscholar.org/685f/299d4f635fb237af7f764be77c1dd7e207ee.pdf>
12. A. Gil. Multi-robot visual SLAM using a Rao-Blackwellized Particle Filter // A. Gil, O. Reinoso, M. Ballesta, M. Julia, 2009.
URL: http://arvc.umh.es/documentos/articulos/2009_RAS_multirobot.pdf
13. R. Martinez-Cantin. Multi-Robot Marginal-SLAM // R. Martinez-Cantin, J. A. Castellanos, N. Freitas, 2007. URL: <http://www.cs.ubc.ca/~nando/papers/marginalslamijcai.pdf>
14. D. Sun. Multi-Robot Range-Only SLAM by Active Sensor Nodes for Urban Search and Rescue // D. Sun, A. Kleiner and T. M. Wendt, 2008. URL: http://gki.informatik.uni-freiburg.de/papers/sun_et_al_roboocup08.pdf
15. V. Indelman. Multi-Robot Pose Graph Localization and Data Association from Unknown Initial Relative Poses via Expectation Maximization // V. Indelman, E. Nelson, N. Michael, F. Dellaert, 2014.
URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/3827/1b1d70a71ca577b482c6f25a518ef8d68863.pdf>
16. S. Saeedi. A Neural Network-based Multiple Robot Simultaneous Localization and Mapping // S. Saeedi, L. Paull, M. Trentini, H. Li, 2011. URL: http://www.sajad-saeedi.ca/uploads/3/8/5/9/38597021/saeedi_iros_2011_b.pdf
17. P. Koch. Multi-Robot Localization and Mapping based on Signed Distance Functions // P. Koch, S. May, M. Schmidpeter, M. Kuhn, C. Pfitzner, C. Merkl, R. Koch, M. Fees, J. Martin, D. Ammon, A. Nuchter, 2016.
URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/da0e/5a9a2872ba7c67b00faec8117d9586f8532c.pdf>
18. G. Grisetti. A Tutorial on Graph-Based SLAM // G. Grisetti, R. Kummerle, C. Stachniss, W. Burgard, 2010. URL: <http://www2.informatik.uni-freiburg.de/~stachnis/pdf/grisetti10titsmag.pdf>
19. R.P.P. Rocha. Building Volumetric Maps with Cooperative Mobile Robots and Useful Information Sharing - A Distributed Control Approach based on Entropy. PhD thesis, Faculdade de Engenharia do Porto. Chapter 1. // R.P.P. Rocha, 2006.
URL: https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/11795/2/Texto_integral.pdf