

МЕТОД РАСПОЗНОВАНИЯ СЦЕН ДЛЯ ЗАДАЧИ НАВИГАЦИИ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ¹

А.Д. Московский (*moscowskyad@gmail.com*)
Московский Физико-Технический Институт,
НИЦ «Курчатовский институт», Москва

Аннотация. В статье рассматривается задача навигации робота работающего на больших открытых пространствах в условиях ограниченности сенсорной базы. Описывается алгоритм навигации мобильного робота семейства SLAM, основанный на методе реконструкции сцен с использованием недоопределенных моделей. Приводятся результаты экспериментов на реальном техническом объекте.

Ключевые слова: мобильная робототехника, навигация, SLAM, реконструкция сцен, недоопределенные модели.

Введение

В области современной мобильной робототехники одной из базовых задач, является задача SLAM (simultaneous localization and mapping). Вычислительный процесс метода объединяет две разных задачи: построение карты и навигации в пространстве. Большинство вариантов алгоритма SLAM, призваны работать в «комнатной» среде, т.е. в человеческой среде обитания. С другой стороны есть класс задач, где требуется, что бы робот действовал на обширных, открытых пространствах, при этом без привязки к глобальной навигации (GPS/GLONAS), т.к. последняя в силу различных причин может быть не доступна. Примером такой задачи может быть задача дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Подтверждение точности получаемых результатов съемки происходит по следующей схеме: целевая аппаратура выполняет съемку калибровочного полигона и результаты сравниваются с характеристиками, зафиксированными наземными приборами. Получение наземных данных может быть автоматизировано несколькими путями. Одним из способов является создание наземной сети измерительных

¹ Работа выполнена при частичной поддержке гранта РФФИ 15-07-07483

приборов, другим – использование подвижных платформ, несущих на себе измерительную аппаратуру.

1. Постановка задачи

Робот для проведения подспутниковых измерений представляет собой подвижную платформу, оснащённую целевой аппаратурой для проведения измерений калибровочных площадок. Для нее требуется решить задачу навигации на местности. Следует брать в расчет и особенности окружающей среды, в которой действует робот. Полигон представляет собой большие открытые пространства, на которых расположены разного рода калибровочные площадки. Для решения задачи навигации требуется обозначать сенсорную базу робота. При работе на грунтовом покрытии, одометрия не дает приемлемых результатов, т.к. учащены случаи проскальзывания и пробуксовки. Также невозможно использовать сенсоры, основанные на инфракрасном излучении, т.к. солнечный свет создает помехи в их работе. Таким образом, минимальное количество сенсоров, определено следующим набором: камера со спаренным ультразвуковым дальномером и набором датчиков для рефлекторного поведения. Как можно заметить, данный набор сенсоров является достаточно скудным для того, что бы с абсолютной точностью позиционироваться в пространстве. Система управления робота состоит из двух уровней. На нижнем уровне обрабатываются базовые движения робота, рефлекс, тактическое планирование, распознавание объектов. На верхнем уровне же решаются задачи навигации, стратегического планирования, принятия решений. В стратегическое планирование входят самые общие поведенческие задачи, в случае с роботом для снятия показаний с полигонов они могут быть в виде «отправиться к полигону №3», «возвращение на базу» и т.п. Для такого вида планирования не требуется высокой точности позиционирования на местности. Поэтому в статье пойдет речь о методе, позволяющим ориентироваться на местности с точностью, достаточной для стратегического планирования.

Сцены. Любая задача навигации робота в пространстве требует задачи обнаружения элементов этого пространства. Элементы в свою очередь образуют сцены. Анализ сцен является хорошо известной задачей, введенной Марвином Минским в середине 70-ых годов [Minsky, 1975]. Сценой будем называть набор объектов и отношений между ними. Согласно [Карпов, 2011], к алгоритму реконструкции сцен можно подойти следующим образом. Обозначим за Ω - все множество объектов в мире (генеральное множество), $S(\Omega)$ – отношения между объектами, не

меняющиеся от времени. В каждый момент робот наблюдает некое подмножество всех объектов $O(t)$ и отношения между ними $R(t)$. В каждый момент времени t алгоритм реконструкции можно описать следующими шагами:

1. Определение множества $O(t)$
2. Дополнение множества Ω .
3. Определение отношений $R(t)$.
4. Дополнение множества $S(\Omega)$.

Подобная задача идеологически похожа на задачу построения карты в алгоритмах семейства SLAM.

2. SLAM с использованием сцен

SLAM это методы одновременной навигации и построения карты. Корректнее называть это общим подходом к решению задачи навигации, т.к. вариаций алгоритма достаточно много, но все обладают похожей последовательностью действий.

1. Смещение робота в пространстве.
2. Извлечение ориентиров из окружающего пространства.
3. Вычисление смещения в пространстве.
4. Дополнение карты.

Из распространенных можно назвать **классический SLAM**, основанный на расширенном фильтре Калмана, **GraphSLAM** [Thrun et al., 2005], off-line версия алгоритма, опирающаяся на GPS данные, **FastSLAM** [Montermero et al., 2002], быстрый алгоритм использующий фильтр частиц (particle filter), **LSD-SLAM** [Engel et al., 2009], алгоритм, строящий полную 3D-карту местности опираясь на видео-данные.

Большинство методов SLAM, в том числе приведенные, строят точную карту местности, однако в поставленной задаче это создать не возможно и не нужно, алгоритм создается с расчетом на глобальное планирование, что само по себе не требует высокой точности. Одним из механизмов, позволяющим работать в условиях невысокой точности значения является недоопределенные модели [Нариньяни и др., 1998]. Ключевыми понятиями являются:

- Недоопределённое значение (Н-значение) – непустое подмножество области определения классической переменной.
- Недоопределенное расширение (Н-расширение) – конечная система подмножеств произвольного универсального множества, замкнутая относительно операции пересечения и содержащая всю область определения и пустое множество. Существует несколько типов Н-расширений, однако в этой работе уделяется внимание перечислимому и интервальному Н-расширению.

Алгоритм реконструкции сцен идеологически похож на алгоритм построения карты в методах SLAM. Однако большинство методов SLAM работают с координатным представлением карты, где каждому ориентиру сопоставляются его координаты. Когда точную карту построить невозможно следует перейти к другому способу представления карты: схематичному. На схематичной карте также представлены объекты, но вместо их координат указываются отношения между объектами.

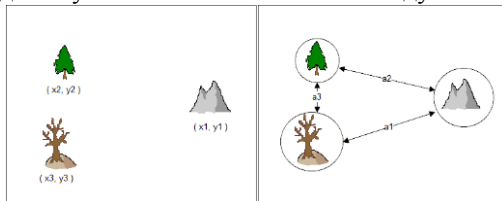


Рис. 1. Координатное и схематичное представление карты

На первом шаге большинства алгоритмов SLAM происходит выделение ориентиров из пространства. Робот выделяет в момент времени t множество объектов $O(t)$. Когда фильтрованное множество $O(t)$ выделено, запускается алгоритм определения отношений между объектами $R(t)$. Механизм и характер отношений определяется, прежде всего, возможностями распознающего устройства. В общем случае отношение между объектами в целом является набором разного рода отношений. Некоторые, из которых могут быть определены весьма точно, другие же вообще не известны. Поэтому для заданий отношений полезно прибегнуть к N -значениям. Для хранения и работы с N -значениями будет использованы следующие типы N -расширений: точное значение — для случаев, когда возможно точно определить значение; полная неопределенность — про значение не известно ничего; интервал — значение лежит в известном интервале; перечислимое — для непрерывных (дискретных) величин, значение принадлежит известному набору. Итого отношение между объектами описывается набором:

$$R_i = \{r_i^1, r_i^2, r_i^3, \dots, r_i^n\}$$

где r_i^j — определенные отношения между объектами, распознаваемые системой.

3. Представление сцен

Рассмотрим описание сцены в виде графа. В таком графе вершинами выступают объекты-ориентиры. Ребрами являются связи между объектами. Таким образом, и сцена, и карта описывается в алгоритме с помощью графов. После выделения объектов-ориентиров из среды и представления их в виде сцены, в рамках метода SLAM, требуется решить две задачи: построение общей карты (генеральной сцены) на основе

наблюдений робота (текущих сцен) и локализация робота на карте — сопоставление текущей сцены с генеральной. Первая задача является расширением второй. А так как сцены представимы в виде графов, то это выливается в задачу поиска подграфа. Для задачи поиска подграфов, требуется определить механизм сравнения длин ребер этого подграфа, которые определены многомерными недоопределенными величинами.

Для того, что бы сравнить два отношения R_i и R_j , нужно сравнить попарно все составляющие их отношения. Для этого введем величину степень похожести p . Эта величина представляет собой аналог разности для каждого вида переменной поделенной на область определения переменной D , а следовательно принимает значения от 0 до 1. Где 0 означает полное сходство, а 1 максимальное несоответствие. Степень похожести P для всего ребра, состоящего из N переменных, определим как:

$$P = \frac{\sum_i^N k_i p_i}{N}$$

Где k_i нормировочные коэффициенты и в простейшем случае равны 1.

4. Поиск подграфа

Поиск текущей сцены на карте происходит в следующих шагах:

1. Выбор опорного элемента на сцене, наиболее отдаленного от центра графа и имеющего минимальное количество соседей.
2. Поиск на генеральной сцене аналогичных элементов.
3. Для аналогичного элемента происходит сравнение соседних элементов и ребер с соседями и ребрами опорного элемента. Для совпавших соседей алгоритм переходит на их соседей и т.д.
4. Рассчитывается критерий остановки алгоритма как отношение совпавших элементов сцены и карты ко всем элементам сцены. Если совпавших соседей больше нет, то в случае приемлемого критерия остановки текущая сцена считается локализованной. В противном случае алгоритм возвращается на третий шаг для другого идентичного элемента.

Сцена может содержать большее количество информации, чем представлено на карте. Поэтому после того как она локализована, запускается механизм доопределения. На карту наносятся объекты и связи, до этого на ней не присутствующие. Также если на сцене известная связь определена с большей точностью, то аналогичная связь на карте изменится в соответствии с этим значением. Таким образом, происходит локализация сцены на карте. Пример изображен на рисунке ниже.

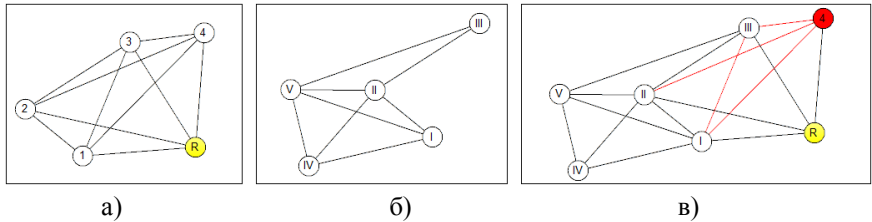


Рис 2. а) сцена, наблюдаемая роботом, б) карта до локализации и доуточнения, в) карта после локализации и доуточнения.

5. Модуль распознавания

Алгоритму нужно уметь выделять из окружающей среды объекты, это задача модуля распознавания. Объекты обладают набором признаков, такие как форма, цвет, размеры и д.р. Т.е. с точки зрения распознающего устройства, объект определяется набором атрибутов, которые это устройство умеет выделять. Т.е. объект из множества $O(t)$ описывается похожим образом как связь на сцене.

$$O_i = \{o_i^1, o_i^2, \dots, o_i^m\}$$

По соответствию или различию одних атрибутов другим можно делать выводы о схожести или различии объектов. Таким образом, если есть комплекс анализаторов, способных выделить тот или иной атрибут объекта, то применяя их последовательно можно определять свойства объектов, насколько это позволяет анализаторная база.

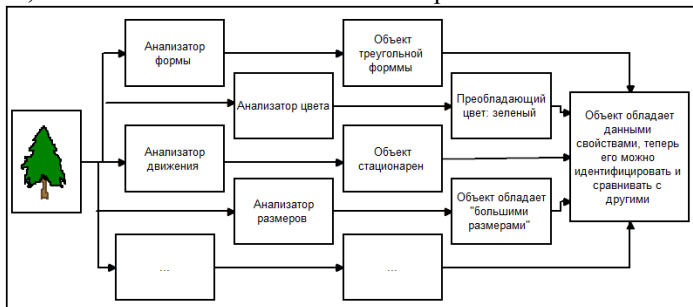


Рис. 3. Схема работы модуля распознавания

Свойства объектов также представимы с помощью N -переменных и сравнение объектов, обладающих множеством атрибутов, происходит по тому же методу, что и сравнение ребер графа, который описывает сцену. Причем аналогично доуточнению отношений объектов, применяется механизм доуточнения атрибутов объекта, если новые измерения обладают большей точностью.

6. Эксперименты

Эксперименты проводились на тестовой мобильной платформе. Платформа могла определять атрибуты объектов: примерные размеры, преобладающие цвета и форма. И отношения между объектами: примерное расстояние, взаимное положение в пространстве. Эксперимент проводился в помещении, в котором было расставлено 10 объектов, удобных для распознавания сенсорами робота: монотонные по цвету и имеющие простую геометрическую форму. В модуль распознавания была занесена информация об размещенных объектах, в т.ч. список атрибутов. Модуль выделял соответствующие объекты, после чего реконструировалась сцена. Также в эксперименте были введены вспомогательные объекты – ячейки координатной сетки. Сетка задавалась с шагом, равным средним размерам наблюдаемых объектов (ребро 40 см).

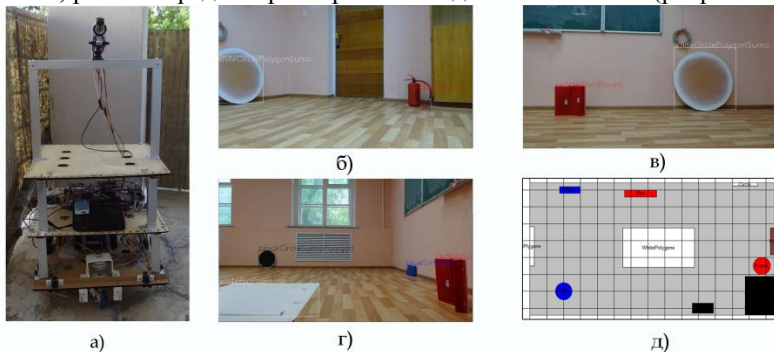


Рис. 4. а) фотография тестовой платформы, б)-г) ракурсы, заснятые роботом с обнаруженными объектами, д) схема помещения.

Такой подход полезен, как и для решения прикладных задач низкого уровня, так и для возможности оценки точности работы алгоритма. Эксперимент проводился в два этапа. На первом этапе карта уже была задана, в ходе эксперимента робот демонстрировал умение сопоставлять текущую сцену с картой. Положение робота определялось алгоритмом, как в терминах объектов, так и привязкой к координатным ячейкам. В первом случае система выдавала список объектов с карты, наблюдаемые роботом, а так же связи с ближайшими объектами, не попавшими в текущий кадр. В этом эксперименте на каждом шаге данное описание соответствовало действительности. Принадлежность к ячейке в данном эксперименте обладало высокой погрешностью (3-5 ячеек) в связи с невозможностью точно определить расстояния до объектов. Данный эксперимент показал возможность локализации робота в отсутствие высокой точности измерений. Второй этап эксперимента состоял в проверке алгоритма построения карты. Случайно блуждая по помещению

и распознавая связанные сцены, робот доопределял объекты и отношения, заноса их на карту. Был протестирован алгоритм доопределения, когда отношение, не распознанное на одном из ракурсов, распознавалась в дальнейшем и добавлялась в карту. В конечном итоге была построена карта, со всеми присутствующими объектами в помещении и отношениями, которые возможно было физически наблюдать. В то время когда схематичное представление карты соответствовало действительности, привязка к координатным ячейкам обладала высокой погрешностью, как и в первом эксперименте.

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, было показано, что можно подойти к задаче построения карты в методах SLAM используя понятие схематичной карты. Для этого был использован механизм реконструкции сцен, а так же применён метод недоопределённых моделей. Проведённые эксперименты подтвердили возможности предложенного подхода. Целью дальнейших исследований является внедрение и апробация метода в реальной прикладной задаче, а также оптимизация методов.

Список литературы

[Engel et al., 2014] Jacob Engel, Thomas Schops, Daniel Crempe, «LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM» // European Conference on Computer Vision (ECCV). 2014.

[Minsky, 1975] Marvin Minsky, A Framework for Representing Knowledge, in: Patrick Henry Winston (ed.) // The Psychology of Computer Vision. McGraw-Hill, New York (U.S.A.), 1975.

[Montermero et al., 2002] M. Montermero, S. Thrun, D. Koller, B. Wegbreit, «FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem». // Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, 2002.

[Thrun et al, 2005] S. Thrun, M. Montemerlo, «The GraphSLAM Algorithm with Applications to Large-Scale Mapping of Urban Structures» // International Journal on Robotics Research, 2005, 25(5-6): p. 403.

[Карпов, 2011] Карпов В.Э. «Об одном механизме реконструкции схем», // VI-ая Международная научно-практическая конференция "Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте", Сб. науч. трудов. В 2-т., Т.1, М.: Физматлит, 2011, с.407-415.

[Нариньяни и др., 1998] А.С. Нариньяни, В.В. Телерман, Д.М. Ушаков, И.Е. Швецов «Программирование в ограничениях и недоопределённые модели» // Информационные технологии № 7, Издательство «Машиностроение», Москва, 1998, с.13-22.