

УДК 004.04

**МЕТОД ОДНОВРЕМЕННОЙ НАВИГАЦИИ И СОСТАВЛЕНИЯ
КАРТЫ (SLAM)
METHOD OF SIMULTANEOUS LOCALIZATION AND MAPPING
(SLAM)**

П.Н. САХАРОВА – студентка, Институт информационных технологий и радиоэлектроники, кафедра ИСПИ, группа ИСТ-118, E-mail: saharowa.polina@yandex.ru

М.И. ОЗЕРОВА – научный руководитель, к.т.н., Институт информационных технологий и радиоэлектроники, кафедра ИСПИ, E-mail: ozerovam@rambler.ru

P.N. SAKHAROVA – student, Vladimir state university, E-mail: saharowa.polina@yandex.ru

M.I. OZEROVA – candidate of technical sciences, Vladimir state university, E-mail: ozerovam@rambler.ru

Аннотация: Описаны характеристики метода одновременной навигации и составления карт. На основе данных анализируются самая универсальная и активно используемая реализация ORB-SLAM с DP-SLAM. Доказано, что наибольшее преимущество реализации имеет метод DP-SLAM, который одновременно поддерживает большее количество гипотез (до 9000).

Abstracts: The characteristics of the method of simultaneous navigation and mapping are described. Based on this data, we analyze the most versatile and widely used implementation of ORBSLAM with DP-SLAM. It is proved that the greatest advantage of implementation is the method DP-SLAM that simultaneously supports a larger number of hypotheses (up to 9000).

Ключевые слова: SLAM, DP-SLAM, ORB-SLAM, одновременная навигация и составление карты, IT.

Keywords: SLAM, DP-SLAM, ORB-SLAM, Simultaneous Localization And Mapping, IT.

Актуальность работы – в настоящее время SLAM все чаще и чаще рассматривается как фундаментальная задача для создания автономных роботов и является базовым методом для большинства навигационных систем, поэтому понимание основных принципов работы метода является одним из необходимых навыков для современного специалиста в IT-индустрии.

Введение

Одной из самых активно развивающихся областей робототехники являются автономные мобильные системы. Важной чертой таких роботов является возможность самостоятельно осуществлять навигацию в пространстве.

Чаще всего достаточно точная и подробная карта местности отсутствует. Поэтому активно развивающейся областью прикладной науки является построение роботом карты неизвестной местности самостоятельно. При этом роботу необходимо в некотором хорошо структурированном виде сохранить всю требуемую информацию об объектах сцены. Впоследствии эта информация может быть использована как решение роботом всевозможных задач на исследуемом пространстве.

Большинство современных реализаций делит поставленную задачу на две основные подзадачи: задача последовательного уточнения карты(mapping) и задача пересчёта своего положения в пространстве(localization).

Решение поставленной задачи ложится на плечи автономного робота, который получает информацию о внешнем мире посредством датчиков и строит гипотезу о своём местоположении на основе обработки полученных данных. Вследствие этого решение обеих поставленных подзадач заметно усложняется из-за того, что датчики имеют некоторую модель ошибки, точно вычислить и нивелировать которую в общем случае не представляется возможным. Поэтому роботу необходимо постоянно корректировать данные о своём положении(localisation). Уточнение собственных координат осуществляется за счёт вычисления своего положения относительно некоторых выделенных объектов(landmarks). Каждому выделенному объекту сопоставляется описание, позволяющее идентифицировать его на каждом кадре, на котором он присутствует.

Методики и технологии для решения поставленной задачи получили название SLAM¹ (Simultaneous Localization And Mapping). На данный момент существует довольно большое количество реализаций и подходов, опирающиеся на аппаратные и программные возможности платформ.

Обзор

Основные подходы к решению задачи локализации и создания карты делятся на классы по типу датчиков, благодаря которым робот узнаёт о состоянии окружения. Большим классом алгоритмов, решающих задачу SLAM, являются реализации, использующие алгоритмы компьютерного зрения. При использовании наивного подхода, каждая частица соответствует некоторой траектории в пространстве и имеет свою собственную карту. Когда одна частица порождает другую, вся карта целиком рассматривается как часть

¹ SLAM, https://en.wikipedia.org/wiki/Simultaneous_localization_and_mapping

скрытого состояния и копируется в новую частицу. Предположим, что карта имеет сетку занятости размера M и фильтр работает с P частицами, тогда (без учета стоимости локализации) $O(MP)$ операций будут тратиться только на копирование данных карты. Для количества частиц, достаточного для точной локализации и карты разумного размера, этот подход потребовал бы перемещений гигабайтов данных на каждой итерации. Ниже будет рассмотрена одна из самых универсальных и активно используемых реализаций – ORB-SLAM, а также DP-SLAM.

ORB-SLAM

ORB-SLAM² является универсальным и довольно точным решением задачи Monocular SLAM. Система способна в реальном времени вычислять траекторию камеры и строить разреженную трёхмерную реконструкцию сцен самых разных размеров: от рабочего стола до нескольких городских кварталов. Система отлично справляется с восстановлением довольно беспорядочных траекторий, в ней также реализованы некоторые дополнительные эвристические методы для замыкания объёмных циклов. Предусмотрена борьба со скачками (relocalisation), то есть с резкими изменениями положения наблюдателя или резким изменением сцены. В рамках ORB-SLAM существует большое количество реализаций отдельных частей алгоритма и реализована система выбора метода, который больше подходит к данной конкретной ситуации. Это приводит к отличным практическим результатам.

² ORB-SLAM, <http://webdiis.unizar.es/~raulmur/orbslam/>

На рис. 1 приведён пример работы ORB-SLAM. Слева приведён снимок камеры, на котором выделены landmark-и. Справа – искомая 3D карта с отмеченными на ней положениями камеры.

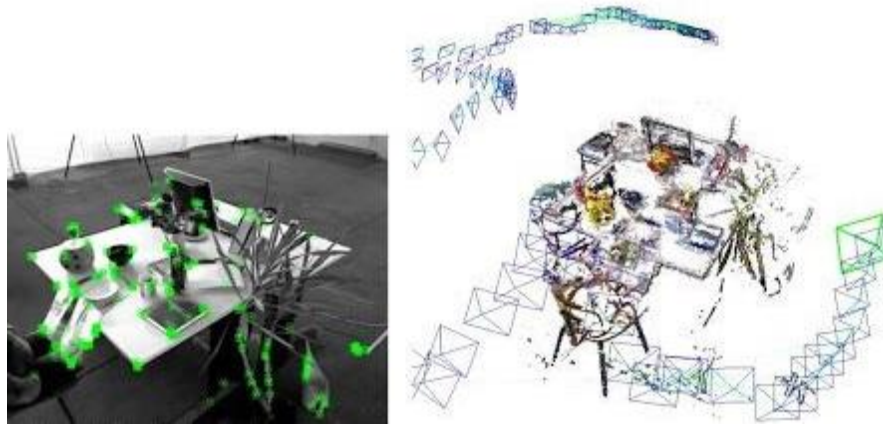


Рисунок 1. Пример работы ORB-SLAM

DP SLAM

DP-SLAM – реализация, использующая показания лазерного дальномера и фильтр частиц³ для хранения гипотез о положении робота и конфигурации окружающей его сцены. Его особенностью является то, что он использует технику «распределенного проецирования частиц» (Distributed Particle Mapping, DP-Mapping), что позволяет ему оперировать большим количеством карт одновременно. Фильтр частиц (последовательный метод Монте-Карло) — рекурсивный алгоритм для численного решения проблем оценивания (фильтрации, сглаживания), особенно для нелинейных случаев. Метод заключается в том, что в фильтре поддерживается множество гипотез о текущем положении робота. В начальный момент генерируется случайный набор гипотез. В ходе работы алгоритма некоторые из них будут отсеиваться из-за несоответствия вторичным признакам системы, которые могут быть

³ Particle filter, https://en.wikipedia.org/wiki/Particle_filter

измерены более точно. После завершения цикла сканирования выбирается наиболее вероятная из оставшихся в фильтре гипотез – она будет искомой картой, на которой к тому же будет отмечена траектория движения исполнителя.

Для хранения и структурирования большого числа промежуточных карт авторами была реализована древовидная структура (рис. 2). Вся информация, необходимая для решения обеих подзадач: локализации (localization) и корректировка карты (mapping) помещается в одном фильтре частиц.

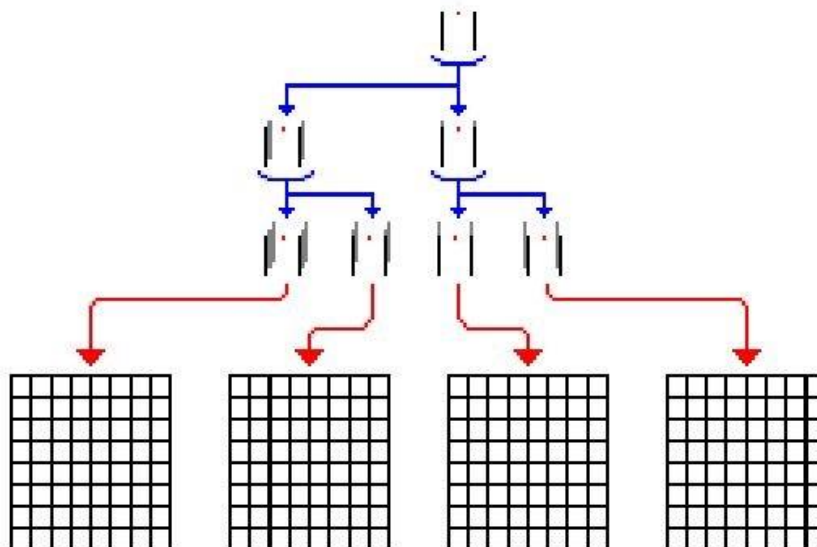


Рисунок 2. Древовидная система хранения «гипотетических» карт

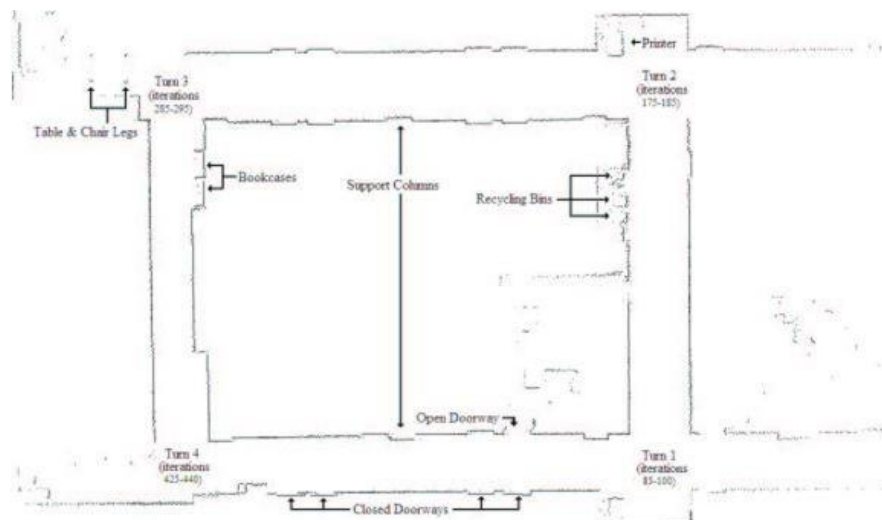


Рисунок 3. Результат работы алгоритма DP-SLAM на 9000 частиц

Рассмотрим две реализации алгоритма DP-SLAM. Первая реализация одновременно поддерживает до 9000 возможных гипотез, и отсеивает только те из них, которые в силу невыполнения каких-либо условий абсолютно точно не могут соответствовать реальному состоянию системы. Второй подход на каждом шаге алгоритма выбирает только одну «самую вероятную» гипотезу и обновляет карту исходя из неё. При сравнении рисунков 3 и 4 можно сделать вывод, что больше преимуществ реализации имеет метод, который одновременно поддерживает большое количество гипотез, ведь довольно вероятна ситуация, при которой в силу шумов самой разной природы наиболее вероятной станет гипотеза, довольно сильно отличающаяся от реального состояния системы.

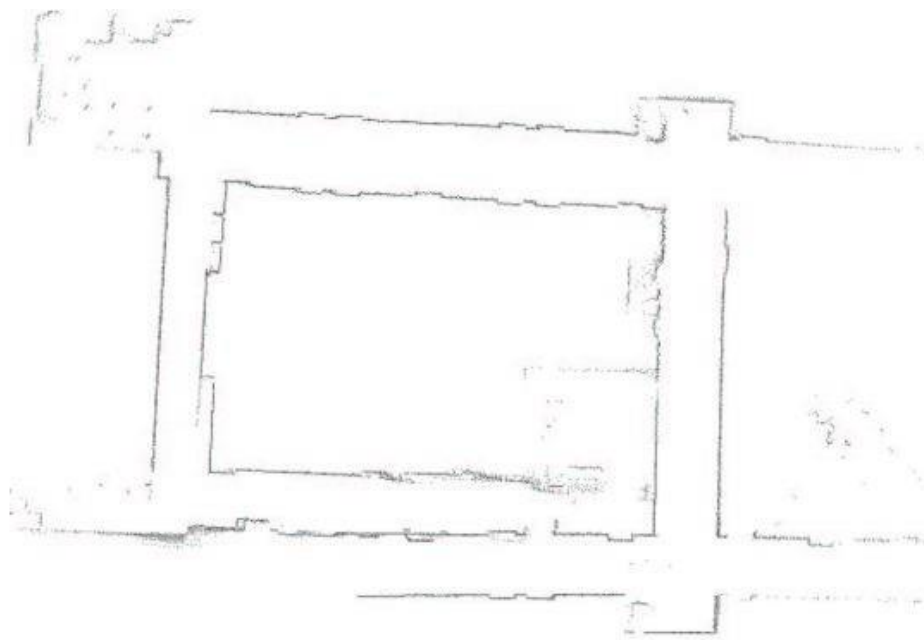


Рисунок 4. Результат работы DP-SLAM с выбором самого вероятного кандидата

Таким образом в ходе работы был получен следующий результат: изучены различные реализации и методики решения задачи одновременной навигации и составления карты и установлено, что большее преимущество реализаций имеет метод с поддержкой большего количества гипотез.

Список используемой литературы:

1. *Mur-Artal Raul, Montiel J. M. M., Tardos Juan D.* ORB-SLAM: a Versatile and Accurate Monocular SLAM System. // *IEEE Transactions on Robotics*. 2015. Т. 31. № 5. pp. 1147 - 1163.
2. Простыми словами о фильтре частиц. URL: <https://habrahabr.ru/post/276801> (дата обращения 25.02.2020)

3. *A. Eliazar, R. Parr.* DP-SLAM: Fast, Robust Simultaneous Localization and Mapping Without Predetermined Landmarks. // IJCAI'03. 2003. pp. 1135-1142.
4. *Kai M. Wurm, C. Stachniss G. Grisetti.* Bridging the Gap Between Feature and Grid-based SLAM. // Robotics and Autonomous Systems. 2010 T. 58. № 2, pp 140–148
5. *Ingber L.* Simulated Annealing: Practice versus theory // Mathematical and Computer Modelling. 18(11). 1993. P. 29-57.
6. *Ingber L., Rosen B.* Genetic Algorithms and Very Fast Simulated Reannealing: A Comparison // Mathematical and Computer Modelling. 16(11). 1992. P. 87-100.