

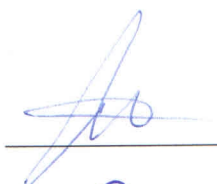
МИНОБРНАУКИ РОССИИ
САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
Кафедра МО ЭВМ

ОТЧЕТ
по подготовке научно-квалификационной работы 3 семестра
аспиранта

Аспирант

направление 09.06.01

специальность 05.13.11



Филатов Антон Юрьевич

Руководитель д.т.н., проф



Экало Александр Владимирович

Санкт-Петербург

2017

Цель работы.

Более глубокое изучение деталей предметной области. Формулирование проблемы, постановка промежуточных задач. Анализ существующих решений и способов реализации. Сравнение существующих предложений. Компиляция на их примере прототипа.

Одновременная локализация и сопоставление (SLAM) является важной проблемой, которая должна быть решена в любом автономном робототехническом приложении, где среда даже частично неизвестна. Решение проблемы SLAM требует трех ответов на три основных вопроса [4]: «Где я?», «Куда я иду?» и «Как мне туда попасть?». Решение каждого из этих вопросов индивидуально может быть значительно упрощено благодаря знаниям среды (например, известные ориентиры позволяют легче распознать местоположение). Тот факт, что эти знания отсутствуют, а также тот факт, что эти проблемы необходимо решать одновременно, затрудняет задачу SLAM. В неизвестной среде, например, у робота нет начальных ориентиров для локализации, и они должны разрабатывать их по мере их изучения. Точно так же, поскольку отображение выполняется с точки зрения текущей позы агента (координаты и ориентация), качество карты только так хорошо, как качество оценки агента его позы.

В литературе существует много подходов к SLAM. В нашей работе нас интересует ряд конкретных элементов, которые значительно усложняют эту проблему за пределами общего случая:

- Видение: наши роботы полагаются на видение с одной камеры прямого форматирования. Большинство приложений, связанных с проблемой SLAM, основаны на широкодиапазонных лазерных сканерах высокого разрешения. Однокамерное зрение обеспечивает большой объем данных, которые необходимо интерпретировать в реальном времени, но покрывает соответственно более узкую область без информации о глубине. Более того, элемент в реальном времени этой проблемы означает, что может выполняться только очень простая интерпретация изображений, что приводит к значительному шуму, чем в других подходах на основе SLAM.

- Ограниченная вычислительная способность: процессоры, с которыми работают наши роботы, - это мобильные встроенные системы ограниченной вычислительной мощности. Большая часть этой ограниченной мощности

должна быть посвящена интерпретации визуальных кадров, а также к применению робота. Это и оставляет небольшую остаточную вычислительную способность алгоритму SLAM, и объединяет предыдущую проблему в том, что при визуальной интерпретации существует низкая частота кадров для зрения и более высокий уровень шума.

- Гуманоидные роботы: большинство известных подходов к SLAM были созданы и продемонстрированы на колесных роботах, работающих на плоских поверхностях. С другой стороны, роботы-гуманоиды имеют гораздо больше степеней свободы (DOF) в своей физической конструкции. Это означает, что даже на плоской поверхности камера, прикрепленная к роботу, будет иметь большие вариации в своем позиционировании (например, когда робот наклоняется, чтобы сделать шаг), что приводит к значительному шуму и сложности при интерпретации потока изображений. Это делает проблему SLAM более сложной задачей для роботов-гуманоидов с использованием зрения.

- Эффективное исследование: мы хотим эффективно охватить неизвестный домен; это означает попытку избежать избыточного охвата зоны. Решение SLAM постепенно создает карту путем отображения видимой пространственной области относительно текущей оценочной позы агента. Поэтому любая ошибка одометра во время движения распространяется на ориентировочное местоположение на карте. Тот факт, что мы используем роботов-гуманоидов, также значительно увеличивает погрешность одометра, поскольку нет простых механизмов, таких как колесные энкодеры, чтобы обеспечить разумную мертвую расчёт во время движения.

В дополнение к этим факторам существуют и другие элементы, которые также усложняют проблему SLAM в реальном мире, в отличие от лабораторных сред: наличие препятствий и других роботов означает, что агенты должны иметь возможность перемещаться, не сталкиваясь с препятствиями, сохраняя при этом хорошую оценку их позы и тот факт, что некоторые препятствия

являются мобильными, означает, что для создания точной карты будет больше шума, который необходимо преодолеть. Ограничения проблемы SLAM, а также стремление к эффективному исследованию и ограниченные вычислительные способности указывают на использование нескольких агентов в этой проблеме. Использование более чем одного агента в SLAM-подходе должно быть в состоянии повысить точность карты с помощью нескольких точек зрения и способности уменьшать ошибку одометра друг друга. Кроме того, если несколько агентов могут одновременно выбирать разные неизведанные цели и избегать перекрытия разведки, объем исследований, которые могут быть выполнены, должен быть значительно увеличен до предела, когда физические помехи предотвращают получение информации [8]. Наличие нескольких агентов должно также работать, чтобы противостоять ограничениям для отдельных роботов. Предполагая, что связь доступна, объем информации, которая может быть получена об окружающей среде несколькими агентами, находящимися в общении друг с другом, должна иметь большее влияние на проблему SLAM, чем количество агентов, работающих по отдельности, поскольку каждый новый ориентир служит для будущей работы в SLAM более точным. Другим существенным ограничением является мощность батареи, доступная для любого робота: работа с одним агентом будет означать невозможность полной карты любого значимого домена. Другие формы индивидуального ограничения также можно преодолеть: срок службы батареи может препятствовать агенту отображать большую среду, и некоторые области могут быть недоступны из-за способности локомоции конкретного агента. Несколько агентов, возможно гетерогенных, могут увеличить процент покрытия, используя ресурсы каждого агента более эффективно.

Заключение

В ходе выполнения практики была детально изучена предметная область. Рассмотрены и описаны популярные алгоритмы SLAM, детально изучена задача скан матчинга, являющаяся центральной в алгоритмах одновременного построения карты и определения на ней собственного местоположения.

Список литературы

1. Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, Dieter Fox. Probabilistic Robotics / The MIT Press. USA. С. 672
2. Tian, T.; Tomasi, C.; Heeger, D. Comparison of Approaches to Egomotion Computation. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: 315, 2013. С. 221-246.
3. Родионов, С.А. Обработка результатов измерения дисторсии проекционных объективов/С.А. Родионов, Н.Б. Вознесенский, Э.М. Шекольян// Известия ВУЗов СССР Приборостроение. 1991. — Т.34, No7. - С.61-68.
4. GR Bradski, "Computer vision face tracking as a component of a perceptual user interface[C]" / IEEE Workshop Application of Computer Vision, С. 214-219.
5. E. Rosten, T. Drummond, "Machinelearning for high speed corner detection," / 9th Eupropean Conference on Computer Vision, vol. 1, 2006, pp. 430–443.