

УДК 681.51

ЗАДАЧА ЛОКАЛИЗАЦИИ БЕСПИЛОТНОГО ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДСМ-МЕТОДА

Д.А. Добрынин (minirobot@yandex.ru)
ФИЦ ИУ РАН, Москва,
РГГУ, Москва

Аннотация. В статье описывается задача определения локального положения мобильного робота с использованием ДСМ-метода. Для получения входной информации могут использоваться различные датчики расстояния, видеокамеры и стереокамеры. Эта входная информация преобразуется в набор признаков, который характеризует положение робота в окружающей его среде. ДСМ-система используется как классификатор, позволяющий по набору признаков определить положение робота в пространстве с точностью до некоторой области. Приведены качественные результаты процесса обучения и параметры локализации.

Ключевые слова: ДСМ-метод, машинное обучение, визуальная локализация.

Введение

Локализация, т.е. определение положения и ориентации мобильного робота является необходимой и критически важной функцией системы управления роботом для правильного функционирования внутри помещения. Из-за электромагнитной экранировки внутри железобетонных зданий не работают приемники систем GPS/ГЛОНАСС и магнитные компасы. Поэтому для определения местоположения робота в помещениях приходится привязываться к визуальным характеристикам объектов помещения. Для этого могут использоваться лазерные дальномеры и видеокамеры. Использование инерциальных датчиков возможно только на небольших промежутках времени, поскольку высокий уровень шума приводит к быстрой потере точности измерения скорости и расстояния. Аналогичная проблема наблюдается при использовании датчиков длины пути. Проскальзывание колес, неровности, деформация шин приводит к быстрому нарастанию погрешности измерения пути, и как следствие к потере точности позиционирования.

Для визуальной локализации используется большое количество подходов. Технологии SLAM используют различные подходы с использованием лазерных дальномеров, видеокамер, стерео и 3D камер. Широкое распространение получили методы сегментации изображений с дальнейшей обработкой с помощью нейронных сетей. Например, в работе [Буйвал, 2017] используется алгоритм визуальной локализации с использованием граней изображений как основного характера визуального признака.

Одними из перспективных являются методы, основанные на обучении, позволяющие получить требуемый результат и обойтись без построения сложных математических моделей [Добрынин, 2017].

1. Постановка задачи

В данной работе рассматривается следующий вариант задачи локализации робота в помещении, представленный на рис. 1:

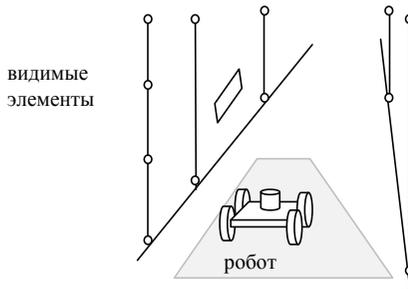


Рис. 1 Видимые элементы сцены.

Робот имеет на борту систему наблюдения, с помощью которой он пытается локализовать свое положение в пространстве. В качестве такой системы наблюдения могут использоваться различные одометрические датчики – ИК датчики расстояния, ультразвуковые датчики, лазерный дальномер, или видеокамера, 3D камера и т.п. Напрямую использовать информацию с датчиков затруднительно, поскольку она представлена в «сыром» виде и объем ее довольно велик, особенно для 3D систем. Перед подачей на вход классификатора информацию о расстояниях или изображение с камеры нужно преобразовать в элементарные примитивы. Отметим что, несмотря на большие различия в типах используемых датчиков, процессы поиска примитивов похожи друг на друга. Рассмотрим, какие данные можно получить для разных датчиков.

При использовании ИК и ультразвуковых датчиков на выходе получаем расстояние для фиксированных направлений по отношению к курсу робота. Полученные данные необходимо преобразовать в диапазоны значений, которые будут определять необходимые зоны. Выделить из такого небольшого набора данных еще что-нибудь не представляется возможным.

Лазерный дальномер является более сложной одометрической системой и выдает расстояния сразу для целой сетки направлений. Из такой информации можно выделить не только диапазоны значений, но и получить более подробную информацию об окружающих объектах, например – выделить последовательности точек, образующие прямые, проверить – образуют ли прямые угол и т.п.

Видеокамера дает кадр, обработкой которого можно выделить вертикальные, горизонтальные, наклонные прямые, углы, замкнутые контуры и более сложные объекты. Можно выделять не только геометрическую форму объектов, но и использовать информацию о его цвете.

Использование 3D камер или 3D лазерных дальномеров помимо прямых и контуров позволяет выделять плоскости и различные поверхности. Алгоритмы обработки в этом случае существенно сложнее.

После процедуры выделения примитивов из исходной информации системы наблюдения видимая сцена будет описываться набором примитивов – диапазонов значений, линий, углов, контуров, плоскостей, а также их взаимным положением и т.п. Отметим, что выбор примитивов и их параметров сильно влияет на дальнейшее качество распознавания. Поэтому выбор и оптимизация параметров примитивов является нетривиальной задачей.

Методы получения примитивов из входной информации довольно хорошо разработаны. Например, для поиска прямых используется преобразование Хафа. Конкретные методы получения примитивов в данной работе не рассматриваются.

Для разных положений робота можно получить сцены с различным набором примитивов. Задача локализации, т.е. определения положения робота по видимой сцене, сводится к поиску в описании неизвестной сцены заранее полученных наборов примитивов, которые соответствуют сценам с известными координатами. Для этого можно использовать классификаторы, построенные на нейронных сетях, деревьях решений или с использованием других методов ИИ. Мы будем использовать классификатор, построенный на основе ДСМ-системы.

ДСМ классификатор выдает информацию о принадлежности сцены к ранее известным. Таким образом, локализация производится с точностью до некоторой области. Для получения точных координат робота внутри

области необходимо использовать информацию с одометрических датчиков, что является несравненно более простой задачей.

2. ДСМ-метод

Для создания системы управления, способной обучаться, можно построить классификатор входных сигналов с помощью ДСМ метода. Аббревиатура ДСМ расшифровывается как Джон Стюарт Милль. Метод назван в честь британского философа XIX века, идеи которого положены в основу метода. ДСМ-метод автоматического порождения гипотез [Финн, 1991] является теорией автоматизированных рассуждений и способом представления знаний для решения задач прогнозирования в условиях неполноты информации. Классический ДСМ метод работает с замкнутым множеством исходных примеров, которое формируется экспертом и составляет базу знаний. Каждый пример описывается множеством элементарных признаков и наличием (или отсутствием) целевого свойства. С помощью специальных логических процедур из этой базы знаний ДСМ-система получает гипотезы, которые объясняют свойства исходных примеров из-за наличия или, наоборот, отсутствия в структуре примеров определенной совокупности признаков. Таким образом, ДСМ система выделяет из исходной информации в базе знаний существенные совокупности признаков, т. е. осуществляет автоматическую классификацию. ДСМ метод успешно применим в тех областях знаний, где пример можно представить в виде множества (или кортежа) элементарных признаков.

В отличие от классического ДСМ метода, который работает с замкнутым множеством исходных примеров и заранее определенными их свойствами, динамический ДСМ метод позволяет работать в открытой среде с неизвестным заранее количеством примеров [Добрынин, 2006].

Динамический ДСМ система работает в двух режимах:

- режим обучения, когда происходит заполнение базы фактов (множество обучающих примеров) и генерируются гипотезы, составляющие базу знаний;
- рабочий режим, когда полученные ранее гипотезы используются для определения принадлежности к области локализации.

Множество обучающих примеров – это множество пар вида

$$E = \{e_i\} = \{(X_i, u^i)\},$$

где X_i – множество примитивов, u^i – указывает на область локализации. Множество примитивов удобно представлять битовой строкой, где один бит соответствует конкретному примитиву. Для кодирования области локализации можно использовать его номер в списке областей локализации.

Операция пересечения (нахождения общей части) двух объектов при использовании битовых строк реализуется с помощью логической функции «побитовое И». Операция вложения, отвечающая на вопрос – входит ли все компоненты объекта А в объект В, реализуется как «побитовое И» элементов объектов А и В, а затем сравнение результата с элементами вкладываемого объекта А.

Гипотезы представляются в виде множества пар вида:

$$G = \{g_i\} = \{\{x_i, y^i\}\},$$

где x_i – часть множества примитивов, y^i – соответствующая область локализации. Гипотезы существуют двух видов: положительные гипотезы определяют, при каком входном множестве примитивов будет достигнута заданная область локализации; отрицательные гипотезы определяют, какие примитивы не должны входить в сцену для данной области локализации.

В режиме обучения для формирования обучающих примеров используется внешняя система определения координат – так называемый «учитель». Совокупность примитивов и соответствующая им область локализации определяет один обучающий пример. Этот пример проверяется на уникальность и заносится ДСМ системой в базу фактов. После занесения каждого нового примера во множество обучающих примеров производится поиск гипотез. На полученные гипотезы могут накладываться дополнительные ограничения, например, запрет на контрпримеры, когда положительная гипотеза не должна вкладываться в отрицательные примеры и наоборот. Эти ограничения определяются используемым ДСМ-методом.

Полученное множество гипотез будет содержать все возможные пересечения (общие части) обучающих примеров. Далее среди них отбираются минимальные гипотезы, то есть такие, которые вкладываются в остальные. Тем самым количество «полезных» гипотез резко сокращается. Полученные минимальные гипотезы проверяются на уникальность и заносятся в базу знаний.

Обучение должно производиться до тех пор, пока база знаний не перестанет пополняться новыми гипотезами. Очевидно, что в этом случае обучающий алгоритм перебрал все возможные варианты входных воздействий, на которые он способен реагировать, и можно считать, что база фактов достаточно полна.

В рабочем режиме ДСМ система получает на вход множество примитивов, найденных для текущей сцены, из которых формируется тестовый вектор. Принятие решения происходит путем проверки вложения гипотез в этот вектор. Если в тестовый вектор для текущей сцены вкладывается гипотеза, то робот находится в области локализации данной гипотезы. Если же ни одной гипотезы не найдено, то это неизвестное положение.

3. Обучение системы локализации

Для обучения ДСМ-системы необходима внешняя система локализации (учитель), которая определяет положение робота в пространстве и выдает область локализации как показано на рис. 2.

В качестве такого учителя может выступать как сам человек, так и любая другая управляющая система.

Основным требованием к обучающей системе управления является непротиворечивость команд управления. В противном случае, такие противоречивые команды могут «ввести в заблуждение» обучаемую систему, что приводит к игнорированию противоречивых входных сигналов, и соответственно, снижению качества обучения.

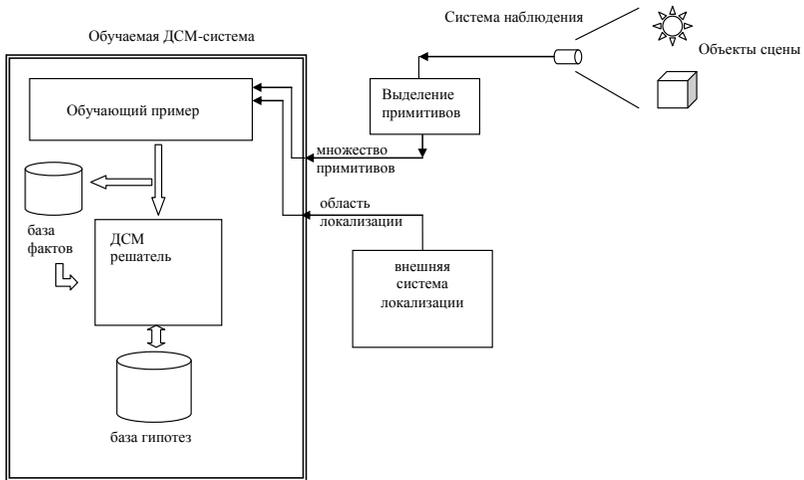


Рис. 2 Обучение ДСМ-системы

Информация с системы наблюдения (датчиков расстояния, видеокamеры и т.п.) предварительно обрабатывается, чтобы получить для текущей сцены множество примитивов, которые определяют уникальность данной сцены.

Сам процесс обучения ДСМ-системы выглядит следующим образом:

- «учитель» определяет положение робота и решает, к какой области локализации он относится в текущий момент. Информация с системы наблюдения преобразуется во множество примитивов. Вся эта информация подается в ДСМ-систему, при этом формируется т.н. «обучающий пример», который ДСМ-система заносит в базу фактов. Если в этой базе фактов такой пример уже есть, то ничего не происходит.

- если появляется новый обучающий пример, ранее не встречающийся в базе фактов, то в этом случае он передается ДСМ-решателю, который формирует с его помощью новую гипотезу. Если полученная гипотеза удовлетворяет критериям непротиворечивости, то она добавляется в базу гипотез.

- пополнение базы фактов и получение новых гипотез производится до тех пор, пока работает режим обучения.

Критерием завершения обучения может служить тот факт, что перестает пополняться база гипотез. Это означает, что на вход обучаемой системы не поступает новая информация. После окончания режима обучения ДСМ-система имеет набор гипотез, которые в дальнейшем используются для работы обученной системы управления. Работа обученной таким способом системы управления описана выше.

Отметим, что поскольку информация с разных датчиков приводится к одному виду – примитиву, то для ДСМ-системы нет разницы, получен ли примитив от ИК датчика расстояния или путем сложной обработки кадра с видеокamеры. Таким образом, возможно комплексирование информации с различных датчиков, которое достигается как бы естественным путем, без чрезмерного усложнения алгоритмов управления.

Замечательным свойством ДСМ-метода является возможность «объяснения» полученных результатов. Каждая гипотеза о причинах, в нашем случае содержит набор необходимых примитивов, достаточных для описания сцены. Анализ гипотез позволяет определить, какие примитивы и связанные с ними методы обработки входной информации являются достаточными для описания сцены, а какие – избыточными. Это дает возможность целенаправленного улучшения методов обработки видеoinформации.

4. Заключение

Использование ДСМ системы в качестве классификатора для определения области локализации мобильного робота дает определенные преимущества:

Эффективность обучения (скорость). Обучение для нейронной сети – принципиально длительный процесс, который требует сотни тысяч тактов для устойчивого обучения. В этом отношении ДСМ-метод обладает несомненным преимуществом - для обучения достаточно получить несколько разных обучающих примеров (в минимальном случае всего два). Поскольку самыми ресурсоемкими компонентами системы являются алгоритмы предварительной обработки визуальной информации, то сокращение количества примеров ведет к эффективному ускорению всего процесса обучения.

Динамическое обучение. Динамический ДСМ метод позволяет эффективно работать с заранее неизвестным количеством примеров при сравнительно небольших вычислительных затратах.

Требуемые ресурсы. При реализации практических алгоритмов встает проблема ограниченности вычислительных ресурсов автономного робота. Для работы ДСМ метода достаточно небольших вычислительных ресурсов. Основную вычислительную мощность потребляют алгоритмы выделения признаков из изображения сцены.

Оценка качества входных данных. ДСМ метод обладает возможностью «фальсификации» избыточных входных данных. Способность «объяснить» полученный результат, в отличие от нейронных сетей, позволяет целенаправленно улучшать используемый набор примитивов для описания сцены, тем самым увеличивая быстрдействие и улучшая процесс распознавания.

Прямая локализация. ДСМ классификатор выдает информацию о принадлежности сцены к ранее известным, т.е. локализация производится с точностью до некоторой области. Это свойство можно использовать для упрощения процедуры принятия решений в контуре управления

Эти особенности, особенно потенциально высокая скорость обучения и нетребовательность к вычислительным ресурсам, позволяют выделить динамический ДСМ-метод как один из основных претендентов для построения обучаемой системы локализации для роботов.

Список литературы

- [Буйвал, 2017] Buyval A., Gavrilencov M., Magid E. A multithreaded algorithm of UAVvisual localization based on a 3D model of environment: implementation with CUDAtеchnology and CNN filtering of minor importance objects. // In Proceedings of the 2017 International Conference on Artificial Life and Robotics (ICAROB 2017). January 19-22, 2017, Miyazaki, Japan. P.356-359.
- [Добрынин, 2006] Добрынин Д.А. Динамический ДСМ-метод в задаче управления интеллектуальным роботом.// Десятая национальная конференция по искусственному интеллекту КИИ-2006, 25-28 сентября 2006 г., Обнинск, Труды конференции, М:Физматлит 2006, т.2.
- [Добрынин, 2017] Добрынин Д.А. Задача обучения движению по траектории беспилотного транспортного средства с использованием ДСМ-метода // Четвертый Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2017, 5-6 октября 2017 г., г. Казань, Республика Татарстан, Россия): тр. семинара. / под ред. Е.А. Магида, В.Е. Павловского, К.С. Яковлева – Казань: Центр инновационных технологий, 2017. – 240 с. С.118-125.
- [Финн, 1991] Финн В.К. Правдоподобные рассуждения в интеллектуальных системах типа ДСМ //Итоги науки и техники. Сер. «Информатика». Т. 15. - М.: ВИНТИ, 1991.