

О ПРИМЕНИМОСТИ НЕДОПРЕДЕЛЕННЫХ МОДЕЛЕЙ К ЗАДАЧЕ РЕКОГНОСЦИРОВКИ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ

Ольшанский Д.Л.

Лаборатория робототехники и искусственного интеллекта

Политехнического музея

e-mail: dmitry.olsh@gmail.com

тел: +7-962-944-71-98

1. ВВЕДЕНИЕ

Под задачей рекогносцировки понимается предварительное изучение неизвестной местности для проведения каких-либо работ, специальных мероприятий. Применительно к мобильным роботам, рекогносцировка относится к задачам SLAM (Simultaneous Localization And Mapping – «Одновременная локализация и картография»), т.е. помимо отслеживания своего местоположения роботу требуется оценивать местоположение элементов ландшафта. Задача усложняется тем фактором, что в реальной среде состояние (положение и ориентация) робота отслеживается опосредованно, по показаниям заведомо неточных датчиков.

Если говорить о более узкой задаче – *локализации* (определение местоположения робота в пространстве), то следует заметить, что даже в ней, системы глобального позиционирования не являются полным решением проблем. Это обусловлено невозможностью их применения в определенных условиях, скоростью работы и, не редко, неприемлемой величиной погрешности. Более универсальный подход состоит в применении систем, использующих вероятностные фильтры для обработки входных данных. Подобные методы, хорошо освещены в отечественной литературе, примером может служить адаптация фильтра Калмана в работе [Забегав и др, 2010]. Задача SLAM, несмотря на большую сложность, тем не менее, хорошо изучена. Рассмотрим некоторые существующие решения.

Одним из ключевых вопросов задач SLAM являются предположения касательно строения окружающей среды. В классической постановке задачи SLAM, окружающая среда представляет собой набор расположенных заведомо неизвестным образом маркеров или ориентиров. Робот должен построить карту маркеров по нечетким наблюдениям, одновременно уточняя свое

положение. Таким условиям соответствует, например, небольшой парк, где деревья могут играть роль маркеров для мобильного робота. Пожалуй, одним из наиболее успешных методов решения задачи SLAM в такой постановке является работа FastSLAM [Montemerlo et al, 2003] и ее последующие усовершенствования. В ней также рассмотрены основные проблемы предшествующих ей методов, опиравшихся на расширенный фильтр Калмана. Первой из них является квадратичная сложность по числу маркеров и чувствительность к неверной ассоциации данных. Квадратичная сложность проистекает из размера матрицы ковариации, она должна содержать $O(K^2)$ элементов, где K – число маркеров. Второй сложностью является проблема ассоциации данных, т.е. определение к какому именно маркеру относится то или иное измерение, и неустойчивость фильтра к ошибкам в этом процессе.

DP-SLAM – метод с принципиально другим подходом к представлению окружающей среды. В этой постановке робот находится в среде с препятствиями сложной формы, какими являются, например, помещения жилых домов [Eliazar et al, 2003]. В таких условиях практически невозможно выделить отдельные ориентиры. Вместо положения ориентиров строится полная детализированная карта, для получения достоверных результатов одновременно поддерживается несколько гипотетических карт, по которым и происходит фильтрация с применением последовательных методов Монте-Карло. Следует отметить, что, не смотря на большую общность в отношении среды, этот метод рассчитан на вполне определенный тип сенсоров – точные лазерные дальномеры и может потребовать определенных усовершенствований для других типов.

Как видим, наблюдается определенное разделение в вопросе, что и как считать картой. Большинство известных методов используют те и или иные статистические приемы для отбора данных.

Однако и сама постановка задачи, и ее условия, в которой фигурируют понятия неопределенности, неточности и другие НЕ-факторы, обуславливают интерес к поиску решения этой задачи методами удовлетворения ограничений.

В качестве базы для опытов использовались мобильные минироботы, сконструированные в Лаборатории робототехники и искусственного интеллекта Политехнического музея. Предположения касательно изучаемой среды остаются те же, что и в DP-SLAM рассмотрении, т.е. плотная среда, в которой нельзя выделить отдельно стоящие ориентиры. В результате исследования был разработан

алгоритм построения карты, на основе метода *неопределенных моделей*.

2. НЕДОПРЕДЕЛЕННЫЕ МОДЕЛИ

Недоопределенные модели – универсальный и эффективный метод решения задач удовлетворения ограничений в общей постановке, был предложен А.С. Нариньяни еще в 1980-х годах [Нариньяни и др, 1998]. Исторически теория Н-моделей развивалась как метод для представления и обработки недоопределенных знаний, была тесно связана с исследованиями в области искусственного интеллекта. Со временем, однако, Н-модели стали прикладной технологией программирования в ограничениях.

В этой теории *недоопределенным значением* некоторой переменной (или *Н-значением*) называется оценка реального значения – непустое подмножество из области определения, содержащее в себе реальное значение. В процессе уточнения, по мере поступления более точных данных, Н-значение становится все более и более определенным и в пределе может стать точным.

Каждому множеству определения (или *универсуму*) переменной X в задаче, соответствует *недоопределенное расширение (Н-расширение)*, конечная система подмножеств X , замкнутая относительно операции пересечения и содержащая полное X и пустое множество. Наиболее популярными видами Н-расширений являются перечисления (множество всех подмножеств, 2^X), интервалы и мультиинтервалы.

Обобщенной вычислительной моделью называется четверка $M = (V, W, C, R)$, где V – множество объектов предметной области, R – множество ограничений на значениях объектов из V , W – множество функций присвоения, C – множество функций проверки корректности. При этом каждому объекту из V сопоставляется универсум X_v , начальное значение из универсума, функция присвоения W_v и функция проверки корректности C_v .

Функция присвоения определяют изменение значения, как функцию объекта и от текущего и присваиваемого значения. Функция проверки корректности определяет изменение значение объекта и проверяющая правильность этого нового значения.

Ограничения R должны быть интерпретируемыми, т.е. всякое отношение $r(x_1, x_2, \dots, x_n)$ должно быть представлено набором функций $f_i (i=1 \dots n)$, таких что $x_i = f_i(x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, x_n)$.

Модель представляется двудольным ориентированным графом, в котором выделены два типа вершин: объекты и функции. Входящие в вершину-функцию дуги соотносят с ней объекты - входные аргументы

для функции, исходящие указывают на объекты, в которые производится запись результатов.

Каждой объектной вершине сопоставляются тип и значение, а также связываются функции присваивания и проверки корректности.

Процесс вычислений имеет потоковый характер - изменение объектных вершин сети активизирует функциональные вершины, для которых эти объектные вершины являются входными аргументами, а исполнение функциональных вершин в свою очередь может вызывать изменение результирующих объектных вершин.

Следует отметить, что Н-модели уже находят свое применение в различных задачах робототехники, таких как определение координат робота по маякам и обратная кинематическая задача многосвязного манипулятора [Карпов, 2009].

Попробуем описать нашу задачу в терминах Н-моделей. Переменными являются множество препятствий (точки двумерной плоскости) карта M и положение робота R (тройки (x, y, θ) декартовы координаты и ориентация в плоскости). Начальными Н-значениями соответственно будут - полная неопределенность для M (препятствия по всему пространству), и небольшая область вокруг начального состояния для R . Функции интерпретации будут соответствовать полученным измерениям с датчиков, а проверка корректности будет состоять в поиске противоречий с обработанными результатами предыдущих измерений. Задача состоит в сужении неопределенности M , за счет последовательного применения функций интерпретации к R . Основной особенностью задачи, однако, является работа с динамической системой, т.е., чтобы получить новые сведения о среде роботу необходимо выполнить действие (проехать вперед, повернуться и т.д.). Эти действия изменяют значение R , в соответствии с моделью движения эффективно расширяя диапазон его Н-значения, делая его менее точным.

В предложенном рассмотрении, предполагается отступление от одного из основных положений – Н-значение может становиться только более точным [Нариньяни и др, 1998]. Таким образом, рассматриваемый в данной работе метод, хотя и основан на подходе Н-моделей – решение задач в ограничениях, отличается от него, с целью перенести этот опыт в область динамических задач.

3. АЛГОРИТМ ПОСТРОЕНИЯ КАРТЫ

В качестве базовой системы для изучения метода использовалась модель робота в виде мобильной тележки, способной выполнять 4 вида действий: движение на один шаг вперед/назад, поворот на

фиксированный угол влево/вправо. Все эти действия, разумеется, выполняются роботом с некоторой погрешностью. Предполагается, что движение выполняется в направлении $\theta \pm \Delta\theta$, на расстояние $d \pm \Delta d$, поворот выполняется на угол $\alpha \pm \Delta\alpha$ (рис.1).

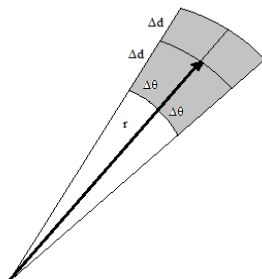


Рис. 1. Упрощенная модель перемещения

Для выполнения поставленной задачи робот должен быть оснащен теми или иными датчиками расстояния, обычно, это лазерные или ИК дальномеры. Чтобы не зависеть от конкретного расположения и характера измерений, в предложенном алгоритме данные с сенсорных систем описываются двумя плоскими диаграммами произвольного вида. Первая, «положительная» диаграмма, (в дальнейшем просто диаграмма) описывает область двумерного пространства, в которой согласно показаниям датчиков не может быть препятствий. Вторая, «отрицательная» диаграмма, описывает область, в которой должны находиться препятствия, т.е. учитывает все возможные неточности в положении препятствий.

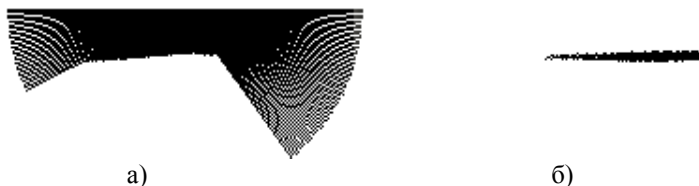


Рис. 2. «Положительная» (а) и «отрицательная» (б) диаграммы лучевого дальномера перед прямоугольным препятствием

Рассмотрим принцип построения диаграмм для случая некоторого лучевого дальномера. Поскольку диаграммы должны учитывать все погрешности датчиков, не упуская возможных состояний, то консервативный подход состоит в выделении полного диапазона

возможных длин для каждого луча, с учетом максимальной возможной погрешности. Диаграмма определяется лучами минимальной длины. Отрицательная диаграмма определяется отрезками, соответствующими интервалу между минимальной и максимальной длиной луча (рис.2). Например, в случае Гауссовского шума в показаниях дальномера (что обычно не реализуется на практике), разумный выбор максимума и минимума это интервал $\pm 3\epsilon$. Любые другие оценки относительно погрешностей в конкретных датчиках должны отразиться в диаграммах. Например, многие современные дальномеры дают более точные результаты на коротких расстояниях, подобную зависимость погрешности от расстояния также следует учитывать.



Рис. 3. Типичный результат пересечения нескольких диаграмм полученных от прямоугольного препятствия

В ходе работы алгоритма поддерживаются следующие объекты: карта, диаграммы измерений, множество положений робота. В начале алгоритма карта полностью состоит из значений «возможно препятствие», множество положений робота же довольно локализовано. По мере работы алгоритма положение робота становится более неопределенным (в тех случаях, когда его можно нельзя уточнить по карте), в то время как карта может лишь уточняться.

Общий алгоритм выглядит следующим образом:

1. Получение начальных измерений с сенсоров. Обновление диаграмм измерений.
2. Наложение текущей диаграммы по каждому возможному состоянию робота, получение множества пересечения (рис.3).
3. Сужение неопределенности карты: множество пересечения фиксируется на карте, как достоверно пустое пространство.
4. Перенос и расширение множества состояний робота в соответствии с моделью движения и текущим действием.
5. Получение новых измерений с сенсоров. Обновление диаграмм измерений.

6. Наложение «отрицательной» диаграммы измерений на карту, по каждому из состояний робота, пересечения с картой соответствуют конфликту.
7. Сужение неопределенности положения робота: отброс полученных на шаге 6 конфликтующих состояний из множества возможных положений.
8. Переход к шагу 2.

Одной из особенностей этого алгоритма является простота внедрения глобальной навигации - путем прямого задания множества допустимых положений робота для данных показаний внешних систем. Таким образом, поправка на шаге 7 должна так же учитывать эти сведения при определении, отбрасывая недопустимые положения на этом этапе.

В связи с проблематичностью анализа геометрических множеств полученных пересечением (вообще говоря, произвольных) диаграмм, использовалось дискретное представление пространства. В рамках этого представления область пространства, которую предполагается исследовать описывается прямоугольной равномерной сеткой с фиксированным шагом, в каждом узле которой записывается информация вида «нет препятствия» или «неизвестно». Диаграммы приближаются прямоугольными областями аналогичной структуры, в результате чего, их наложение описывается поэлементным применением логических операций над соответствующими областями. Например, в случае довольно часто используемых для исследований в SLAM задачах лазерных и ИК дальномеров на вращающейся платформе, построение дискретизированной диаграммы является хорошо известной задачей растеризации набора линий (например, алгоритмом Брезенхэма). Следует отметить, что оценить шаг дискретизации, достаточный для желаемой точности представления карты, можно априорно, исходя из погрешности используемых датчиков, характера производимых ими диаграмм.

4. ПРОГРАММНАЯ МОДЕЛЬ

На основе предложенного алгоритма была разработана программа для построения карт (картограф) и эмулятор робота.

Алгоритм выполняется картографом по мере поступления данных от эмулятора. Основные шаги алгоритма допускают применение методов машинной графики, и, как следствие, аппаратного ускорения доступного на любой современной ПЭВМ. При этом следует обращать внимание на артефакты – единичные случаи неверной растеризации,

довольно типичное явление для аппаратной графики, не принципиальное для визуального качества картинок, но имеющие последствия для рассмотренного алгоритма. Затраты оперативной памяти в текущей реализации пропорциональны числу ячеек в сетке карты и в области максимальной допустимой неопределенности положения робота.

Эмулятор генерирует зашумленные сенсорные данные и моделирует положение робота в соответствии с рассматриваемой моделью движения в виртуальной среде под управлением пользователя. С технической точки зрения эмулятор является клиентом, подключающимся по протоколу ТСР/ІР к картографу, который является сервером. Подобная архитектура допускает, при необходимости расположение картографа на удаленном и более мощном в вычислительном плане, сервере. Также за счет полного разделения этих компонентов, открывается возможность повторно использовать то же средство для построения карт и с реальным роботом (рис.4).

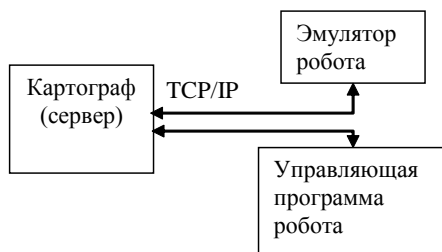


Рис. 4. Архитектура системы

Это, тем не менее, накладывает определенные ограничения на применимость системы. Робот (точнее его управляющая программа) и эмулятор должны по возможности максимально соответствовать друг другу, в том числе по формату и способу передачи данных, виду сенсоров и их диаграмм. Для эксперимента применялся робот с дальномером на вращающейся основе, что и было отражено в эмуляторе (рис.5).

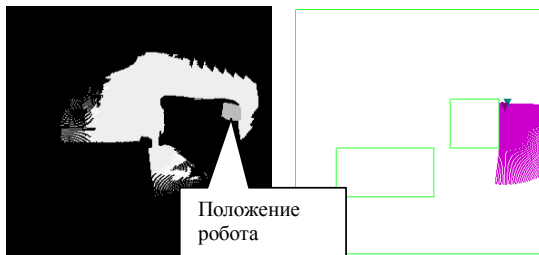


Рис. 5. Эмулятор робота (справа) и картина получаемая картографом (слева)

Применение эмулятора оказало неоценимую помощь в отладке и реализации алгоритма. Впрочем, как и любая программная модель, эмуляция не могла полноценно заменить реальные полевые испытания.

5. ЭКСПЕРИМЕНТ

Экспериментальный полигон, подготовленный в лаборатории робототехники МИЭМ, представляет собой помост, огороженный пластиковым бортом безопасности (рис.6). По территории полигона расставлены препятствия. На рисунке отчетливо видны специальные маркеры, расположенные на полигоне, это баркоды – двумерные рисунки, несущие некоторую информацию подобно штрих-кодам. Они используются в качестве глобальной навигации в стендовых экспериментах. Распознанные и идентифицированные с помощью камеры, подвешенной над полигоном (именно с нее ведется запись этих кадров) коды однозначно задают ориентацию и положение роботов и вспомогательных маркеров.

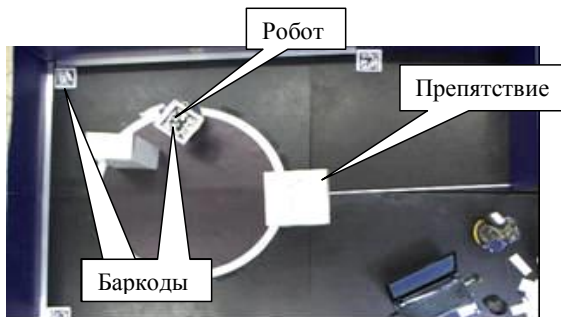


Рис.6 Экспериментальный полигон (вид сверху)

Исследовательские роботы, представляют собой мобильную тележку, оснащенную ИК дальномером SHARP на вращающейся опоре. Шаги, соответствующие нашей упрощенной модели, выполнялись по показаниям датчиков одометрии. Для упрощения, единицей дискретизации выбран 1 см. Была произведена серия пробных заездов робота по территории.

В ходе заездов обнаружилось основные проблемы на пути применения программной системы разработанной для симулятора в реальных условиях. Одной из первых неприятных неожиданностей стало наличие существенного (для обработки) смещения в угле поворота сервопривода. Подобная ситуация согласно алгоритму приводила к концу работы на второй итерации в шаге 7 (уточнение положения робота), поскольку все возможные состояния робота были отброшены, т.к. все «отрицательные» диаграммы пересекали пустую область на карте. Более серьезной проблемой стала существенная ненадежность показаний дальномера вблизи краев препятствий, зависимость от отражающего материала, не только снижая общую точность измерений, но и делая отдельные измерения недостоверными. В качестве доработки реализации применялся более консервативный механизм уточнения положения робота. Так, состояния отбрасывались лишь при превышении некоторого порога площади пересечения «отрицательной» диаграммы и пустой области на карте. С учетом этой поправки и уточнений в измерениях углов и движения робота, были получены приемлемые для используемой техники результаты (рис.7).

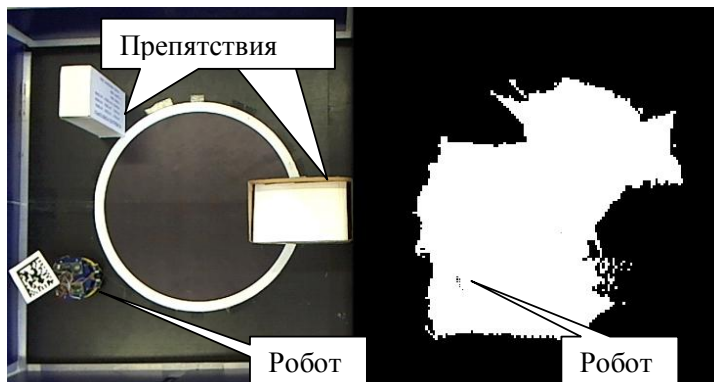


Рис. 7. Результаты одного из экспериментальных заездов, внешний вид (слева) и карта (справа)

6.ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Был предложен алгоритм решения задачи рекогносцировки мобильных роботов. Характерной особенностями алгоритма являются: прозрачная возможность совмещения с системами глобальной навигации практически произвольного вида, сравнительно невысокая сложность реализации, возможность применения с широким спектром датчиков.

В рамках проведенной работы на основе этого алгоритма был реализован прототип системы построения карты. На основе этого программного обеспечения проведен ряд экспериментов с мобильным минироботом. При этом, несмотря на существенные отличия результатов моделирования от поведения реального объекта, роботом были получены удовлетворительные результаты. Интересно, что систематические погрешности оборудования (дальномеров, сервоприводов и т.д.), явным образом проявляются в ходе работы системы в реальных условиях. Это предполагает необходимую коррекцию в качестве предварительной обработки данных полученных с используемой техники.

Литература

1. [Motemerlo et al, 2003] M. Montemerlo and S. Thrun. *Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM* Proc. ICRA, 2003.
2. [Elizar et al, 2003] A. Eliazar and R. Parr, "DP-SLAM: Fast, robust simultaneous localization and mapping without predetermined landmarks," in Proc. of the 18th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI-03). Acapulco: Morgan Kaufmann, 2003.
3. [Забегаев и др, 2010] Забегаев А.Н., Павловский В.Е. Адаптация фильтра Калмана для использования с локальной и глобальной системами навигации. // XII национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (20-24 сентября 2010) Сб. научных трудов. Т.3 М.: Физматлит, 2010, с.399-404
4. [Карпов, 2009] Карпов В.Э. О некоторых особенностях применения недоопределенных моделей в робототехнике // V Международная научно-практическая конференция «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте» (28-30 мая 2009) Сб. научных трудов.Т.1. М.: Физматлит, 2009, с.520-532
5. [Нариньяни, 1998] Нариньяни А.С., Телерман В.В., Ушаков Д.М., Швецов И.Е. Программирование в ограничениях и недоопределенные модели // Информационные технологии №7, 1998. М., Машиностроение