Часть I

Основы

Введение

1.1 Значение неопределенности в робототехнике

Робототехника – это область знаний, изучающая восприятие и манипулирование предметами физического мира с помощью устройств, управляемых компьютером. Примеры успешного применения робототехнических систем включают автономные платформы для исследований других планет, промышленные робототехнические манипуляторы на производственных линиях, автомашины, которые могут двигаться без участия водителя и манипуляторы для помощи хирургам. Робототехнические системы действуют в физическом мире, воспринимают информацию об окружающем с помощью датчиков и воздействуют на предметы с помощью физических сил.

Хотя робототехника, в большей степени, все еще проходит период становления, идея манипулирования объектами с помощью «умных» устройств имеет невероятный потенциал, способный изменить жизнь всего человечества. Разве не будет значительно лучше, если все наши автомобили приобретут возможность безопасно передвигаться самостоятельно, сделав дорожно-транспортные происшествия лишь достоянием истории? Что если роботы вместо людей будут очищать зоны радиоактивных бедствий, таких, как Чернобыль? А что, если наши дома будут населены умными помощниками, которые позаботятся обо всем, что связано с обслуживанием и ремонтом дома?

Чтобы выполнять такие задачи, роботам необходимо суметь приспособиться к невероятной степени неопределенности, существующей в физическом мире. C точки зрения робота, имеется целый ряд факторов, вносящих вклад в неопределенность.

Во-первых, и прежде всего, окружающая среда, в которой действует робот, изначально непредсказуема. Хотя степень неопределённости в хорошо организованных средах, таких, как сборочные конвейеры, достаточно мала, условия на дорогах, шоссе и в частных домах очень динамичны, и, во многом, непредсказуемо меняются. Неопределенность особенно высока для роботов, которые действуют рядом с людьми.

Датчики изначально ограничены областью измерения. Ограничения обусловлены рядом факторов, например, рабочее расстояние и разрешение датчика подвержены физическим ограничениям, видеокамеры неспособны различать предметы сквозь стены, а их пространственное разрешение ограничено. Датчики также подвержены воздействию шумов, которые непредсказуемым образом искажают измерения и ограничивают количество информации, которое возможно получить. Наконец, датчики могут просто выйти из строя, и обнаружить сбойный датчик оказывается очень сложно.

В приводах робота применяются двигатели, которые, в некоторый степени, непредсказуемы. Неопределенность вызвана такими эффектами, как шум цепей управления, естественный износ и люфт, а также отказы механических составляющих. Некоторые приводы, наподобие используемых на промышленных манипуляторах, довольно точны и надежны, в то время как дешевые модели для мобильных роботов бывают совершенно непредсказуемы.

Некоторая неопределенность вносится и программным обеспечением робота. Все внутренние модели окружающего мира носят приблизительный характер и являются лишь абстракциями реального мира. Таким образом, они лишь частично имитируют соответствующие физические процессы для робота и окружающей его среды. Ошибки модели являются источником неопределенности, которая часто игнорируется в робототехнике, даже несмотря на то, что большинство моделей, в том числе для технологически совершенных роботов, достаточно грубы.

Неопределенность вносится и в процессе алгоритмических приближений. Роботы – это системы реального времени, что накладывает ограничение на количество одномоментно выполняемых вычислений. Множество популярных алгоритмов приблизительны именно в силу того, позволяют получить результат за необходимое время, жертвуя точностью.

Уровень неопределенности зависит от области применения. В некоторых областях использования робототехники, например, в поточном производстве, люди могут заранее спроектировать систему таким образом, чтобы неопределенность стала малозначительным фактором. И, напротив, роботы, выполняющие задачи внутри жилых помещений или на других планетах, имеют дело со значительной неопределенностью. Такие роботы вынуждены действовать даже в условиях, когда ни датчики, ни внутренние имитационные модели неспособны предоставить достаточного количества информации для принятия решений с абсолютной уверенностью. Поскольку робототехника сегодня стремится выйти в открытый мир, проблема неопределенности стала серьезным препятствием на пути создания эффективных систем. Управление степенью неопределенности, возможно, является самым важным шагом для создания надежных робототехнических систем, способных действовать в реальном мире.

Этому и посвящена книга.

1.2 Вероятностная робототехника

В этой книге подробно описывается вероятностная робототехника. Вероятностная робототехника - это довольно новый подход, который отдает должное неопределенности в системе восприятия и действия робота. Ключевой идеей вероятностной робототехники является представление неопределенности, активно используя вычислительные методы теории вероятности. Другими словами, вместо того, чтобы полагаться на единственную «лучшую догадку» относительно ситуации, вероятностные алгоритмы отображают данные, во всем пространстве решений, используя вероятностные распределения. Таким образом, с их помощью возможно математически осмысленным способом отобразить как неоднозначность ситуации, так и степень уверенности. Оставшуюся неопределенность возможно компенсировать за счет надежных управляющих решений, вдобавок, вероятностные роботы способны даже активно предпринимать действия для ее уменьшения, когда это является наилучшим выбором. В силу этого, вероятностные алгоритмы достаточно надежно работают в условиях неопределенности и часто демонстрируют лучший результат во многих прикладных задачах по сравнению с альтернативными технологиями.

Проиллюстрируем вероятностный подход в робототехнике с помощью двух ярких примеров: одним из области системы восприятия робота, и вторым – из области планирования и управления.

Первым примером является определение местоположения мобильного робота. Определение местоположения - это задача оценки координат робота по отношению к внешнему набору ориентиров. У робота имеется карта окружающей среды, но, чтобы определить свое местоположение, ему необходимо воспользоваться данными с датчиков. Такая ситуация показана на Рис 1.1. Известно, что в окружающей среде имеются три неразличимых между собой двери. Задачей робота является нахождение своего местоположения, используя восприятие и движение.

Эта конкретная проблема обнаружения местоположения известна как глобальная задача локализации робота. В задаче глобальной локализации робот помещен в заранее неизвестное место известной среды и ему необходимо определить свое местоположение «с нуля». Вероятностная парадигма отражает оценку роботом функции плотности вероятности в пространстве всех местоположений в текущий момент. Эта ситуация показана на схеме (a) Рис. 1.1. На диаграмме показано равномерное распределение по всем местоположениям. Теперь предположим, что робот получил показания датчиков и обнаружил, что находится около двери. В вероятностных методах эти данные используются для обновления оценки. «Апостериорная» оценка показана на схеме (b) Рис. 1.1. Вероятность была увеличена для местоположений в окрестностях дверей и снижена – около стен. Стоит обратить внимание на наличие в распределении вероятности трех пиков, около каждой из неразличимых между собой дверей. Это ни в коей мере не означает, что робот знает, где он. Вместо этого, появились три конкретные гипотезы, каждая из которых в одинаковой степени подтверждается данными с датчика. Стоит отметить, что робот помечает ненулевой вероятностью и места не напротив дверей. Это обычные результаты учета изначальной неопределенности восприятия, поскольку имеется малая, но отличная от нуля вероятность, что робот ошибся, интерпретировав данные датчиков, как факт наличия двери. Способность поддерживать гипотезы, имеющие низкую вероятность, крайне важна для обеспечения надежности.

Теперь допустим, что робот передвинулся. На схеме (c) Рис. 1.1 показан эффект воздействия движения на оценку роботом своего местоположения. Оценка была смещена в направлении движения. Кроме того, ширина пиков увеличилась, отражая учет неопределенности, вызванной движением робота. На схеме (d) Рис. 1.1 показано оценочное распределение после обнаружения еще одной двери. Это следующее наблюдение заставило алгоритм разместить основную долю вероятности около одной из дверей, и робот, в данный момент, довольно уверенно оценивает свое местоположение. Наконец, на нижней схеме (e) показана оценка для случая, когда робот передвигается дальше по коридору.

Этот пример иллюстрирует многие аспекты вероятностной парадигмы. С точки зрения вероятности, проблема восприятия робота представляет собой проблему оценки состояния. Приведенный в примере локализации алгоритм известен как байесовский фильтр для апостериорной оценки в пространстве местоположений робота. Отображение информации представляет собой функцию плотности вероятности. Обновление функции отражает влияние данных, полученных с датчиков путем измерений или же потерю информации в силу влияния процессов окружающего мира, что увеличивает неопределенность.

Второй пример позволяет познакомиться с реалиями планирования и управления действиями робота. Как только что было сказано, с помощью вероятностных алгоритмов возможно вычислить степень неопределенности для робота на текущий момент. Кроме этого, возможно учесть и будущую неопределенность, приняв ее во внимание при определении необходимых управляющих действий. Один из таких алгоритмов называется прибрежная навигация (каботажная навигация- прим перев) и показан на Рис. 1.2. На схеме показана двухмерная карта реального здания. На верхней схеме показано сравнение реальной и расчетной траектории: отклонение является результатом неопределенности для робота, которая только что обсуждалась. Представляет интерес факт того, что не все траектории подвержены одинаковой неопределенности. Траектория на Рис. 1.2a проходит по относительно открытому пространству, в котором очень мало ориентиров, способных помочь роботу уточнить свое местоположение. На Рис. 1.2b показана альтернативная траектория. Эта траектория приближается к выделенному углу стены, а затем, «касается» стены для уточнения местоположения. Неудивительно, что неопределенность для второго случая существенно меньше, поэтому шансы достичь цели заметно выше.

С помощью данного примера можно проиллюстрировать несколько способов учета эффектов неопределенности в управлении роботом. В этом примере учет возможной неопределенности на одной из траекторий заставил робота предпочесть другой, более длинный путь, с целью ее уменьшения. Новый путь оказывается лучше в том смысле, что робот имеет гораздо более высокие шансы действительно достичь целевого местоположения, для случая, когда он достигает расчетной точки. Фактически, второй путь демонстрирует метод активного сбора информации. Робот, используя критерии вероятности, определяет наилучший выбор действий таким образом, чтобы иметь возможность получать данные по пути следования к цели. Способы вероятностного планирования учитывают неопределенность и позволяют запланировать сбор информации, а вероятностные способы управления – реализовать результаты такого планирования.

Рис. 1.1 Общий принцип марковской локализации: Мобильный робот в задаче глобальной локализации. Способы марковской локализации будут описаны в Главах 7 и 8.

1.3 Выводы

Вероятностная робототехника объединяет в одно целое модели и данные датчиков, в то же время обходя ограничения обоих. Эти принципы - не просто задачи низкоуровневого управления, они проходят через все уровни программного обеспечения робота, от самых низких, до абстракций высшего уровня.

В отличие от традиционных подходов программирования в робототехнике— таких, как планирование движений на основе имитационной модели или реакции на основе шаблонов поведения, вероятностные методы показывают большую надежность при наличии ограничений датчиков и модели. Это позволяет гораздо легче, по сравнению с предыдущими парадигмами, масштабировать их для сложных сред реального окружающего мира, где неопределенность имеет еще большую значимость. Фактически, некоторые вероятностные алгоритмы являются единственным существующим рабочим решением сложных проблем оценки ситуации в робототехнике, таких как проблема локализации, обсуждаемая ранее или проблема построения точных карт очень больших по размеру сред. В сравнении с традиционными подходами робототехники, основанными на моделировании, вероятностные алгоритмы менее требовательны к точности моделей, что освобождает программиста от нелегкой задачи улучшения качества имитационной модели. Вероятностные алгоритмы также менее чувствительны к точности датчиков робота по сравнению с реактивными методами, единственным источником управляющего сигнала которых является текущее измерение датчика. С вероятностной точки зрения, проблема обучения робота – это лишь проблема оценки в долгосрочной перспективе. Таким образом, вероятностные алгоритмы предоставляют четкую методологию для множества аспектов обучения роботов.

Однако, эти преимущества имеют свою цену. Два наиболее часто упоминаемых ограничения вероятностных алгоритмов — вычислительная сложность и использование приближенных вычислений. Вероятностные алгоритмы изначально менее эффективны своих конкурентов, не использующих вероятности. Это происходит потому, что вместо единственной оценки принимаются во внимание все плотности вероятности. Необходимость аппроксимации возникает в силу того факта, что реальный мир по природе своей непрерывен и получение точных апостериорных распределений оказывается вычислительно затруднительным. Иногда, в некоторых удачных случаях, неопределенность возможно довольно точно аппроксимировать, используя компактную параметрическую модель (например, нормальные распределения). Но чаще случается, что такие аппроксимации слишком грубы для практического использовать и требуются более сложные представления.

Последние разработки в компьютерном аппаратном обеспечении дали доступ к беспрецедентным вычислительным мощностям по очень низким ценам. Конечно, эти достижения коснулись и области вероятностной робототехники. Кроме этого, современные исследования позволили значительно увеличить эффективность вероятностных алгоритмов для целого ряда сложных задач робототехники. Многие из них будут подробно рассмотрены в этой книге. Тем не менее, остается вопрос вычислительной сложности, на котором мы подробно остановимся, освещая сильные и слабые стороны конкретных вероятностных решений.

1.4 Содержание

Книга поделена на четыре основные части.

• В Главах со второй по четвертую раскрывается базовый математический аппарат, лежащий в основе всех алгоритмов, описанных в книге, а также ключевые алгоритмы. Эти главы образуют математическую основу всей книги.

• В Главах 5 и 6 представлены вероятностные модели мобильных роботов. Во многом, в этих главах представлена только вероятностная генерализация классических моделей робототехники, которая образует робототехническую основу для последующего материала.

• Проблема локализации мобильного робота обсуждается в Главах 7 и 8. В этих главах базовые оценочные алгоритмы объединяются с вероятностными моделями, обсуждаемыми в предыдущих двух главах.

• Главы с девятой по тринадцатую посвящены значительно более обширной проблеме составления карт местности для роботов. Как и более ранний материал, все они основаны на алгоритмах, обсуждаемых в начальных главах, однако, зачастую, дополнены новыми подходами, чтобы приспособиться к невероятной сложности задачи.

• Вопросам планирования и управления с помощью вероятностных методов посвящены Главы с 14 по 17. В начале раздела описываются основные методы, которые затем порождают практические алгоритмы вероятностного управления роботом. Завершающая Глава 17, посвящена вероятностной точки зрения на проблему исследования с помощью роботов.

Книгу лучше всего читать в приведенном порядке, от начала до конца. Однако, мы постарались сделать каждую отдельную главу самостоятельной и полной. Многочисленные разделы под названием “Математический вывод...” можно смело пропустить при первом чтении книги без риска утратить целостность общего понимания материала.

1.5 Обучение вероятностной робототехнике

При использовании в учебных аудиториях, мы не рекомендуем преподавать главы в том порядке, в котором они приводятся в книге—если только студенты не обладают необычайной способностью быстрого понимания абстрактных математических концепций. Многочастичные фильтры легче объяснить, чем нормальные распределения, а студентам часто больше нравятся вопросы локализации мобильных роботов, нежели абстрактные алгоритмы фильтров. В нашем случае, мы обычно начинаем с Главы 2, а затем переходим прямо к Главам 7 и 8. Излагая вопросы локализации, по мере необходимости, мы обращаемся к материалу в прошлых Главах с 3 по 7. Мы также рано преподаем материал Главы 14, чтобы, в рамках данного курса, посвятить студентов в вопросы планирования и управления.

Если Вы преподаватель, то можете свободно использовать слайды и анимации с веб-сайта книги www.probabilistic-robotics.org для того, чтобы проиллюстрировать различные алгоритмы. Также Вы можете послать нам, авторам, ссылки на веб-сайты Ваших классов и любой материал, который может быть полезен другим в процессе обучения Вероятностной Робототехнике.

Лучше всего изучать материал этой книги, имея реальные экземпляры реализации. Нет ничего лучше для обучения робототехнике, чем программирование настоящего робота. И никто и ничто не может показать трудности и подводные камни, чем сама Природа!

1.6 Библиографические примечания

Робототехника, по мере развития, прошла длинный путь через целую серию принципов создания программного обеспечения. Первая парадигма сформировалась в середине 1970х годов и известна как парадигма на основе модели. Модельная парадигма началась с ряда исследований, продемонстрировавших трудности управления робототехническим манипулятором с большим количеством степеней свободы в непрерывном пространстве, таких, как работы Рейфа (Reif, 1979). Позже она была доведена до совершенства такими авторами, как Шварц (Schwartz et al., 1987), который провел анализ сложности движений робота, Канни (Canny, 1987), который предложил первый полностью экспоненциальный алгоритм планирования движения и Латомб (Latombe, 1991), с его основополагающим текстом по планированию движения на основе модели (многие другие ключевые достижения будут обсуждаться в Главе 14). В этих ранних работах, по большей части, игнорировалась проблема неопределенности, несмотря на широкое использование рандомизации в качестве техники решения сложных проблем планирования движения (Кавраки с соавторами (Kavraki et al.,) 1996). Напротив, в качестве условия было принято наличие полной и точной модели робота, окружающей среды, а также полностью определенная робототехническая система. Модель при этом должна была быть достаточно точной для того, чтобы остаточная неопределенность обрабатывалась низкоуровневым контроллером движений. Большинство методов планирования движения просто создавало единичную эталонную траекторию для управления манипулятором, хотя методы потенциальных полей (Хатиб (Khatib) 1986) и навигационных функций (Кодишек (Koditschek) 1987) предоставляли механизмы для реагирования на непредвиденные факторы – до тех пор, пока их возможно было воспринимать и измерить. Реализации этих ранних методов, если таковые имелись, были ограничены средами, где любые проявления неопределенности могли быть устранены механическими методами или же с достаточной точностью измерены.

Ситуация радикально изменилась в середине 1980х, когда все исследовательское сообщество робототехники обратило пристальное внимание на проблему недостатка обратной связи от датчиков. С большой уверенностью тогда была отвергнута идея любой внутренней модели для области робототехники, определяемой поведением. Вместо этого было введено взаимодействие с физической средой с помощью ситуационного агента (Кэблинг и Розеншайн (Kaelbling и Rosenschein) 1991), который придает движениям робота комплексный характер (феномен, часто называемый непредсказуемым поведением (Стилз (Steels) 1991)). Следовательно, определяющую роль играет сенсорное обнаружение, и, в силу этого, внутренние модели были отвергнуты (Брукс (Brooks) 1990).

Энтузиазм на этом поприще подогревался ранними успехами, когда удалось далеко превзойти возможности традиционных алгоритмов планирования движения на основе моделей. Одним из успешных образцов стал “Чингиз” ("Genghis"), шестиногий робот, разработанный Brooks (1986). Относительно простой алгоритм на основе конечного автомата был способен управлять ходьбой робота даже по пересеченной местности. Ключ к успеху данного метода состоял в сенсорном восприятии: управление было полностью определено взаимодействием с окружающей средой, воспринимаемой с помощью датчиков робота. Некоторые из ранних работ были вдохновлены созданием достаточно сложного робота с помощью комплексного использования обратной связи от окружающей среды (Коннелл (Connell, 1990). Позже эта парадигма завоевала коммерческий успех в проекте робота-пылесоса (IRobots Inc. 2004), программное обеспечение которого построено на основе поведенческого подхода.

В силу малого количества внутренних моделей и особого внимания к простым механизмам управления, большинство робототехнических систем были ограничены относительно простыми задачами, в которых текущих данных с датчиков было достаточно для выбора верного варианта управления. Чтобы обойти это ограничение, более современные работы используют архитектуры гибридного управления (Аркин (Arkin, 1998), в которых низкоуровневое управление обеспечивается поведенческими методами, а планировщик на основе модели координирует действия робота на высоком, абстрактном уровне. Такие гибридные архитектуры получили широкое распространение в сегодняшней робототехнике. Они также согласуются с фундаментальной работой по трехуровневым архитектурам, написанной Гатом (Gat, 1998), начало которой было положено «Роботом Шейки» Нилссона ("Shakey the Robot", Nilsson 1984).

С середины 1980х вероятностная робототехника значительно продвинулась, хотя ее базовые принципы можно проследить вплоть до изобретения калмановского фильтра (Kalman, 1960). Во многом, она занимает промежуточное место между модельными и поведенческими методами. В вероятностной робототехнике имеются модели, но считается, что они неполны и недостаточны для управления. Принимаются во внимание и измерения, но они тоже считаются недостаточными. Действие управления может быть определено путем комбинирования обеих составляющих – модели и данных измерений датчиков. Для интеграции моделей и измерений с датчиков служат математические методы статистики.

Многие из ключевых достижений в области вероятностной робототехники будут обсуждаться в будущих главах. Некоторые из фундаментальных открытий в этой области включают изобретение Смитом и Чизманом (Smith and Cheeseman, 1986) методов калмановской фильтрации для решения проблем восприятия в большом количестве измерений, открытие карт сеток занятости (Элфис (Elfes, 1987; Моравиц (Moravec, 1988), и вторичное введение в обиход Кэлблингом с соавторами (Kaelbling et al., 1998) методов планирования при частичном наблюдении. В последнее десятилетие наблюдалось просто взрывообразное развитие новых методов: широкую популярность приобрели многочастичные фильтры (Делаэрт с соавторами (Dellaert et al.) 1999), а исследователи разработали новые методологии программирования на основе байесовских методов обработки информации (Трун (Thrun, 2000, Лебелтел с соавторами (Lebeltel et al.) 2004, Парк с соавторами (Park et al., 2005). Это развитие происходило рука об руку с созданием физических робототехнических систем под управлением вероятностных алгоритмов, таких, как промышленные механизмы для перемещения грузов, описанные в работе Дюрран-Уайта (Durrant-Whyte, 1996), развлекательных роботов для музеев (Баргард (Burgard et al., 1999, Трун (Thrun et al., 2000, Сигварт (Siegwart et al., 2003), и роботы медицинского назначения, а также для ухода за больными (Пино (Pineau et al., 2003). Программный пакет с открытым исходным кодом для управления мобильным роботом, в котором широко используются вероятностные методы был представлен в работах Монтемерло с соавторами (Montemerlo et al., 2003a).

Отрасль коммерческой робототехники также подошла к поворотной точке. В ежегодном Мировом обзоре робототехники (World Robotics Survey), опубликованном Европейской комиссией ООН и Международной федерацией робототехники в 2004 году был отмечен годовой прирост мирового рынка робототехники на 19%. Еще более замечательно изменение структуры рынка, что указывает на переход от промышленного использования к сервисным роботам и потребительским продуктам.

Рис 1.2 Верхний рисунок: робот, который передвигается в открытом, безориентирном пространстве, может потерять возможность отслеживать свое местоположение. Нижний рисунок: Этого можно избежать, если оставаться около известных препятствий. Данные схемы иллюстрируют работу алгоритма, который называется прибрежная навигация, и будет обсуждаться в Главе 16. Рисунки являются собственностью Николаса Роя из MIT.