

Сравнительный анализ интеллектуальных методов планирования¹

Даринцев О.В., Мигранов А.Б.

Институт механики им. Р.Р. Мавлютова УНЦ РАН, Уфа

Рассмотрены основные этапы решения задачи планирования движений мобильными роботами в нестационарной рабочей среде на основе нейронных сетей, генетических алгоритмов и нечеткой логики. Выделяются общие для рассматриваемых интеллектуальных алгоритмов особенности и проводится их сравнительный анализ. Даются рекомендации по использованию того или иного метода в зависимости от типа решаемой задачи и требований, предъявляемых к быстродействию алгоритма, качеству траектории, наличию (объему) сенсорной информации и т.д.

1. Введение

В последние годы в робототехнике растет количество научных групп, работающих над проблемой реализации коллективного управления автономными мобильными роботами и микророботами, что связано с расширением возможностей роботов и повышением гарантий получения результата при совместном (коллективном) использовании таких устройств для решения поставленных задач. В связи с тем, что использовать коллективы роботов предполагается в опасных средах, в дополнении к общей задаче управления движением появляются проблемы мультиагентного планирования движения в нестационарном рабочем окружении: непредсказуемое изменение окружающей обстановки, наличие подвижных препятствий и т.д. Поэтому для управления движением мобильных роботов, функционирующих в условиях неопределенности, в последние годы широкое распространение получили методы решения на основе интеллектуальных алгоритмов: нейронных сетей, генетических алгоритмов и нечеткой логики. В данной работе рассматриваются основные этапы решения задачи планирования на основе перечисленных интеллектуальных методов, выделяются схожие моменты для всех алгоритмов, проводится сравнение по способу представления рабочего пространства, количеству роботов в коллективе, затратам машинного времени и т.д. Также даются рекомендации по использованию

того или иного метода в зависимости от особенностей решаемой задачи и требований, предъявляемых к быстродействию алгоритма, оптимальности траектории, наличию сенсорной информации и т.д.

2. Планирование на основе генетических алгоритмов

В настоящее время одними из перспективных подходов, которые позволяют достаточно эффективно управлять сложными динамическими объектами в условиях неопределенности, дефицита ресурсов и в реальном времени, являются системы принятия решений с элементами искусственного интеллекта, в частности генетические алгоритмы [1].

Решение задачи планирования на основе генетических алгоритмов можно свести к следующим основным этапам [2]:

- 1) формирование модели внешней среды (рабочего пространства);
- 2) кодирование потенциальных решений (формирование хромосом);
- 3) генерация начальной популяции (траекторий, соединяющих точки старта и цели);
- 4) определение критериев выживания популяции на каждом эволюционном этапе и формирование функций соответствия;
- 5) нахождение оптимального решения на каждом этапе эволюции путем вычисления функции пригодности.

Формирование модели внешней среды заключается в разбиении (дискретизации) рабочей области в трехмерном пространстве по осям координат.

¹Работа выполнена при финансовой поддержке Программы № 1 фундаментальных исследований ОЭММПУ РАН (проект «Научные основы робототехники и мехатроники») и РФФИ (грант № 11-08-97016-р_поволжье_а).

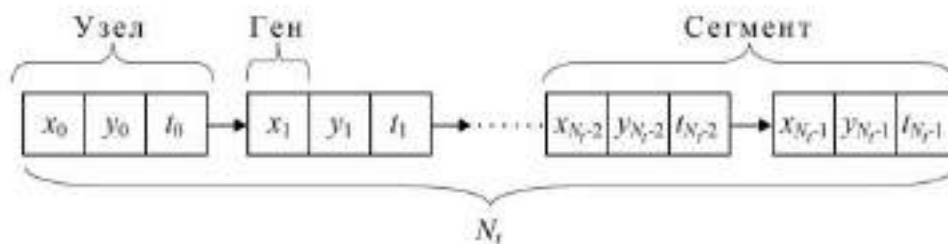


Рис. 1. Кодировка маршрута движения в хромосоме

нат X , Y и времени t . Шаг квантования по времени характеризует период, в котором определено движение препятствий в рабочей области, задавая таким образом максимальную глубину планирования по времени. Квантование по осям координат необходимо для дискретизации состояния неподвижных объектов, определения точек, соответствующих стартовым и конечным положениям агента, а также для фиксирования моментов изменения состояния нестационарной рабочей среды.

Одним из наиболее важных элементов в генетических алгоритмах является кодирование потенциальных решений, то есть формирование хромосом. Если в качестве индивидуумов рассматривать маршруты движения по ячейкам дискретного трехмерного рабочего пространства, то хромосома будет представлять собой последовательность узлов, образующих траекторию движения. При этом каждый i -ый узел будет содержать гены, представляющие собой координаты в виде индексов x_i и y_i соответствующей ячейки, а также индекс момента времени t_i , в котором агент достигнет эту ячейку (рис. 1). Гены, соответствующие времени и расположенные в последовательных узлах хромосомы, отличаются на единицу.

Для полученного множества потенциальных решений применяются генетические операторы (скрещивание, мутация, спрямление и сглаживание), результатом чего является получение новых хромосом и отбор среди них лучших решений в следующее поколение. Этот набор действий повторяется итеративно, пока полученное решение не будет удовлетворять заданному критерию. Такими критериями могут быть: минимальная длина маршрута, минимизация времени перемещения в заданную точку и т.д.

3. Планирование на основе нейронных сетей

Основу нейронной сети составляют относительно простые, однотипные элементы, имитирующие работу нейронов мозга. Отличительной чертой

нейросетевого подхода, обеспечивающей преимущества использования нейронных сетей в задачах планирования оптимальных маршрутов движения, является принцип параллельной обработки сигналов, который достигается путем объединения большого числа нейронов в слои и соединения определенным образом нейронов различных слоев [3].

Решение задачи планирования на основе нейронных сетей можно свести к следующим основным этапам [4]:

- 1) формализация задачи планирования;
- 2) выбор топологии сети;
- 3) отображение энергетических взаимодействий нейронов в сети в виде нейронной карты (поверхности);
- 4) расчет полной траектории в виде некоторой процедуры «восхождения» к вершине поверхности (цели).

Условия применения данного подхода определяются формализацией задачи планирования. Используем следующие обозначения: R — мобильный робот; C — заданное рабочее пространство. Некоторый внешний источник (сенсорная система) непрерывно обеспечивает информацией об окружающей среде. По получаемой информации определяются конфигурация заданного пространства C и расположение препятствий. Следует отметить, что определение точной конфигурации рабочего пространства во многом зависит от технических возможностей внешнего источника (сенсорной системы). Сенсорная информация X с помощью энергетических взаимодействий нейронов в сети отображается в виде нейронной карты Ψ на нейронной области F . Для создания нейронной карты необходимо, чтобы распространение энергии в сети было подобно эффекту распространению волны, поэтому каждый нейрон должен взаимодействовать только с подмножеством своих соседей. Это условие выполняется для нейронной сети Хопфилда.

Выбор топологии нейронной сети определяет функции расстояния, используемые для расчета расстояния между нейронами в слое. Функция рас-

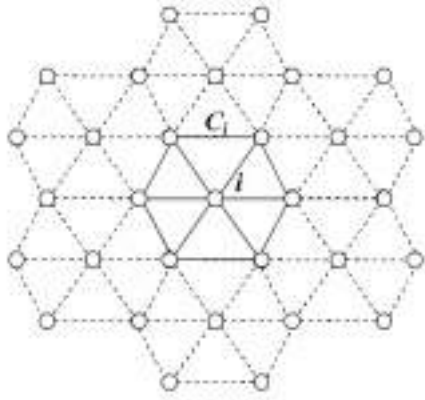


Рис. 2. Гексагональная топология сети

стояния между нейронами i и j в описываемой сети есть функция евклидова расстояния $\rho(i, j)$:

$$\rho(i, j) = \sqrt{([i] - [j])^2},$$

где $[i]$ и $[j]$ – векторы состояний i -го и j -го нейронов соответственно.

Для сети Хопфилда можно принять кроме ортогональной топологии гексагональную, с семью нейронами в нейронной области, то есть 6-ю возможными соседями для каждого нейрона (рис. 2).

Дальнейшее решение задачи планирования определяется отображением энергетических взаимодействий нейронов в сети в виде нейронной карты. Для этого координаты цели, а также информация об окружающей среде подаются на вход сети Хопфилда. Нейроны сети входят в состояние равновесия и принимают собственные значения энергии (в зависимости от функции активации). Взаимодействия нейронов построенной сети обусловлены динамикой и архитектурой самой сети, а также конфигурацией окружающего пространства и координатами цели, которая является точкой активации. Значения энергии нейронов на данной нейронной области (ландшафт активации) поступают на вход блока генератора траектории, который в свою очередь и выполняет расчет траектории.

Таким образом, основная идея данного подхода состоит в том, чтобы использовать нейронную карту как динамическое представление заданного рабочего пространства, информация о котором поступает с внешних источников (сенсорных систем робота). Энергетические взаимодействия нейронов в сети подобно распространению волны возмущений приводят к возникновению (модификации) ландшафта активации, который используется в дальнейшем как навигационная карта для планирования траектории.

4. Планирование на основе нечетких алгоритмов

Реализация бортовых систем управления «большими» мобильными роботами на основе генетических алгоритмов или нейронных сетей не вызывает особых технических затруднений, поскольку размеры роботов позволяют размещать на борту аппаратно-программные комплексы, ресурсы которых будут достаточными для реализации алгоритмов управления, работающих в реальном времени. В то же время, на возможности бортовых вычислительных устройств микроботов накладываются более жесткие ограничения – размеры микроботов уже не позволяют размещать высокопроизводительные аппаратно-программные управляющие комплексы [5].

Решение задачи планирования на основе нечетких алгоритмов можно свести к следующим основным этапам [6]:

- 1) определить входы и выходы создаваемой системы;
- 2) задать для каждой из входных и выходных переменных функции принадлежности;
- 3) разработка нечетких правил выводов.

За входные сигналы нечеткого регулятора можно принять следующие параметры: \mathbf{A} – свободные области рабочей зоны; b – угловое отклонение от цели. Свободные области рабочей зоны \mathbf{A} – это матрица, формируемая на основе поступающей информации от восьми датчиков, расположенных в каждом из 8-ми возможных направлений движения. Элементы матрицы \mathbf{A} могут принимать значения «0» и «1», где «0» соответствует свободной области, а «1» соответствует препятствию в рабочей зоне. Угловое отклонение от цели b – входная переменная, определяющая отклонение курса движения мобильного робота от целевого направления. Выходными сигналами нечеткого регулятора являются: V – линейная скорость мобильного робота; ω – направление движения мобильного робота.

Входным и выходным сигналам соответствуют логико-лингвистические переменные, значения которых определяются термами-множествами: отрицательное большое (NB), отрицательное среднее (NM), отрицательное малое (NS) и т.д.

На следующем этапе строится база знаний нечеткой системы, состоящая из продукционных правил и отражающая зависимость между входными и выходными термами-множествами. Для разрабатываемой нечеткой системы выбор нужного правила будет определяться угловым отклонением микробота от цели и наличием свободных областей в рабочей зоне. Всего в базе правил определено 72 правила – по девять вложенных правил для

каждого из восьми значений углового отклонения робота от цели.

В базе правил, в первую очередь, выполняется поиск по переменной «цель», что позволяет эффективнее использовать вычислительные ресурсы бортовой микроЭВМ. Аналогично строятся базы нечетких правил управления для других возможных ситуаций расположения цели относительно робота (цель перед роботом и слева, цель перед роботом и справа, цель слева, цель справа и т.д.).

Наиболее важной отличительной чертой алгоритмов планирования на основе нечеткой логики являются умеренные затраты машинного времени и оперативной памяти микроЭВМ. Вычислительные затраты также практически не зависят от размерности матрицы конфигурации рабочей зоны, а оптимизация используемого объема памяти микроЭВМ для больших размерностей рабочей области может быть достигнута отображением в матрице локальной зоны робота.

5. Сравнение методов планирования

Сравнение рассмотренных методов проведем по следующей таблице (табл. 1), отражающей особенности применения алгоритмов, а также основные результаты моделирования.

Как показано в таблице, общей чертой рассмотренных алгоритмов является необходимость дискретизации, т.е. разбиения рабочей области на конечное число ячеек. Как правило, это квадраты, длина сторон ΔS которых выбирается из условия обеспечения алгоритмом бесконфликтного движения — исключения столкновений роботов между собой, столкновений со стационарными препятствиями, а также выход за пределы рабочего пространства. Величину шага дискретизации ΔS можно выбрать из следующего соотношения:

$$\Delta S = \eta \cdot L_{\min},$$

где L_{\min} — минимальный линейный размер наименьшего по габаритам робота, функционирующего в пределах рабочей области, или препятствий, расположенных в зоне движения роботов; η — коэффициент шага дискретизации, характеризующий достижимую безопасность движения в заданной среде. Как показали результаты моделирования, при выборе величины коэффициента η в диапазоне $1, 1 \div 1, 5$ обеспечиваются бесконфликтное движение и эффективная работа рассмотренных интеллектуальных алгоритмов.

Выбор шага дискретизации в соответствии с этой методикой также позволяет получить поисковое пространство наименьшей размерностью, при которой реализуется бесконфликтное движение мо-

бильных роботов, а значит достигается эффективность работы алгоритма. Относительно невысокая точность решения задачи при таком подходе будет соответствовать грубой подсистеме генерации движений, которая при необходимости может компенсироваться уже прецизионной подсистемой управления.

Для решения проблемы массового применения мобильных роботов в составе больших групп (микророботов), насчитывающих сотни и даже тысячи технических устройств, наиболее перспективным является использование методов планирования на основе нечеткой логики (количество роботов в группе — до 1000). Сложность построения бортовой системы управления «отдельными» микророботами больших групп на основе генетических алгоритмов или нейронных сетей определяется необходимостью их реализации в реальном времени на основе ограниченных по мощности вычислительных ресурсов. Поэтому с учетом затрат машинного времени размер группы для данных подходов ограничен и составляет 50 и 10 роботов в группе соответственно.

Подводя итог, можно дать следующие общие рекомендации по использованию рассмотренных подходов.

Из основных характеристик, обеспечивающих преимущества использования генетических алгоритмов в задачах планирования оптимальных маршрутов движения, можно выделить параллельность процесса поиска, вовлечение в соответствующую процедуру сразу большего числа потенциальных решений и большое число исследуемых областей в пространстве поиска. В отличие от методов оптимизации на основе нейронной сети в генетических алгоритмах не предъявляется каких-либо особых требований к целевой функции, не требуется информации об ее градиенте, функции могут быть любой сложности. Генетические алгоритмы способны обеспечить нахождение близкого к оптимальному маршрута, не встречая затруднений при возникновении проблемы локальных экстремумов.

Важной особенностью методов планирования на основе нейронной сети является возможность аппаратной поддержки централизованной системы управления на базе стационарных вычислительных комплексов с использованием нейроускорителей, а также разработка распределенных децентрализованных систем с учетом аппаратной специфики бортовых комплексов. Поскольку нейронные сети обладают способностью быстро адаптироваться к изменениям, то становится возможным их использование в нестационарных средах с динамическими препятствиями с организацией пере- или дообуче-

Таблица 1

Метод планирования	Генетические алгоритмы	Нейронные сети	Нечеткая логика
Размерность дискретного рабочего пространства	от 10x10 до 100x100	от 10x10 до 25x25	от 10x10 до 1000x1000
Коэффициент шага дискретизации	1,1 ÷ 1,5	1,1 ÷ 1,5	1,1 ÷ 1,5
Количество роботов в группе	1 ÷ 50	1 ÷ 10	1 ÷ 1000
Затраты машинного времени на поиск траектории в стационарном рабочем пространстве 20x20	21 мс	110 мс	<1 мс
Затраты машинного времени на инициализацию алгоритма	3 мс (генерация начальной популяции)	3100 мс (обучение НС)	0 мс (инициализация базы знаний)
Сенсорная информация	Полная конфигурация рабочей области	Полная конфигурация рабочей области	В ближней окрестности робота
Критерии оптимальности траектории	- по длине маршрута; - по затраченному времени; - по гладкости; - по «безопасности» маршрута	- по длине маршрута; - по затраченному времени	- по гладкости; - по «безопасности» маршрута
Управление взаимодействием роботов	Централизованное	Централизованное	Мультиагентное

ния в реальном времени.

Как следует из представленных в таблице результатов, основной характеристикой, обеспечивающей преимущества использования нечетких алгоритмов в задачах планирования, является их низкая требовательность к аппаратным ресурсам в сочетании с высокой скоростью отклика, как у классических регуляторов. К преимуществу нечеткого управления следует также отнести наличие библиотек с готовыми макетами для реализации на контроллерах.

Список литературы

- [1] Gerke M. Genetic path planning for mobile robots // Proc. of the American Control Conference. 1999. Vol. 4. Pp. 2424–2429.
- [2] Даринцев О.В., Мигранов А.Б. Система планирования движения группы мобильных микроботов на основе генетических алгоритмов // Известия РАН. Теория и системы управления. 2007. № 3. С. 163–173.
- [3] Michail G. Lagoudakis. Mobile Robot Local Navigation with a Polar Neural Map // The Center for Advanced Computer Studies University of Southwestern Louisiana, 1999.
- [4] Даринцев О.В. Мигранов А.Б. Использование нейронной карты для планирования траектории мобильного робота // Искусственный интеллект № 3, 2009 ППП МОИ и НАН Украины «Наука і Освіта». С. 300–307. ISSN 1561-5359.
- [5] Ziemke T. Adaptive behavior in autonomous agents // Presence. 2003. 7(6): pp. 564–587.
- [6] Даринцев О.В., Мигранов А.Б. Планирование траекторий движения микробота на базе нечетких правил // Искусственный интеллект. Интеллектуальные системы (ИИ-2011): материалы Межд. науч.-техн. конфер. Донецк: ППП «Наука і Освіта». 2011. С. 228–232. ISBN 978-966-7829-49-0.