

- IEEE International Symposium on Publish. Vol. 3., 1997, pp 761-766
4. Davies E.R. Machine vision. Theory, Algorithms, Practicalities. – Academic Press, 1990
5. А.Б.Сергеев « Цифровая обработка сигналов»; СПб.: Питер, 2003
6. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов / Общая редакция А.И. Галушкина. - М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.

УДК 681.3

Димаков В.М.

СИСТЕМА КАРТОГРАФИИ И ПЛАНИРОВАНИЯ МАРШРУТА ДЛЯ АВТОНОМНОГО МОБИЛЬНОГО РОБОТА

1. Введение

Планирование маршрута движения для автономного мобильного робота предполагает создание искусственного интеллекта, который бы подобно человеку анализировал состояние операционной среды и принимал решение, оптимальное с точки зрения затрат для достижения цели. К сожалению, любая система планирования маршрута движения не обладает человеческими способностями в организации структуры знаний о среде, способе анализа требуемой информации и выработке необходимого решения в короткий промежуток времени. Однако существуют технологии, которые, в той или иной мере, позволяют смоделировать «осмысленные» процессы планирования маршрута движения.

В настоящее время в робототехнике четко прослеживаются два подхода в планировании маршрута движения: *тактический* и *стратегический*. Комбинированные подходы встречаются реже, что обусловлено сложностью организации модели среды, правил поведения робота и способа взаимодействия между различными компонентами навигационной системы. Мотивация здесь обусловлена в нахождении некоторого универсального метода для организации и кластеризации знаний о среде и на их основе, планирования маршрута. К сожалению, при этом прослеживается некоторая однородность решения проблемы, что, в условиях глобальной неопределенности, иногда ставит под сомнение ее эффективность. Этот вывод подтверждается достаточно простым примером о том, что интеллект высокоразвитых биологических существ не является однородной структурой, а содержит отдельные компоненты, каждый из которых обладает своими уникальными свойствами. К сожалению, научные достижения в биологии не позволяют точно сказать, каким образом осуществляется синхронизация информации между различными участками мозга высокоразвитого биологического существа. Тем не менее, сам подход в многокомпонентной организации является объектом для изучения.

Обычно задача *тактического* планировщика связана с управлением робота в особых ситуациях, таких как объезд препятствий, вычисление траектории прохода роботом двери, парковка робота, анализ критических по времени ситуаций, во избежание случайных столкновений с различными объектами. В качестве инструмента для реализации тактического планировщика могут использоваться вероятностные методы, нейронные сети, нечеткая логика. Выбор подобных средств обусловлено, прежде всего, нечеткостью данных, получаемых от сенсорных устройств, а также динамикой изменений самой среды. В случае нейронной сети, производится обучение на конкретных примерах, позволяющих ей с достаточной долей уверенности формировать правильное решение в каждой отдельной ситуации. Особенно эффективно обработка нечеткой сенсорной информации осуществляется с помощью механизма нечеткой логики, однако здесь возникает проблема выбора необходимого множества нечетких правил, покрывающих все

множество возможных решений. Отличительной особенностью тактического планировщика является отсутствие дополнительных знаний о среде, позволяющих предсказать возможные действия робота в будущем. Такое локальное поведение навигационной системы не позволяет оптимизировать маршрут движения робота для достижения цели.

В отличие от тактического планировщика, в задачу *стратегического* планировщика входит глобальное планирование всего маршрута движения. В некоторых случаях глобальное планирование осуществляется настолько подробно, что отпадает необходимость в наличии тактического планировщика. К очевидным достоинствам здесь можно отнести однозначно прогнозируемый оптимальный маршрут движения робота, однако при этом требуются значительные затраты на изменение карты среды с учетом динамичности ее характера.

Существует фактически два направления в решении задачи глобального планирования: *метрический* на базе карты размещения (occuранcy grid) и *топологический* методы. В первом случае первоначально строится вероятностная карта размещения препятствий вокруг робота на основе информации от различного рода сенсорных устройств. В результате исследования роботом всей операционной среды создается ее подробная карта, разрешение которой определяется в виде компромисса между размером всей среды и, соответственно, размером препятствий, чтобы они были достаточно точно определены на создаваемой карте. При наличии больших операционных сред поддержка карт размещения требует больших вычислительных ресурсов [1].

Среди наиболее распространенных метрических методов глобального планирования, можно выделить *вероятностное планирование* [2,3] и *подкрепляющее обучение (reinforcement learning)* [4,5,6]. В случае вероятностного планирования первоначально осуществляется построение глобальной вероятностной карты среды, которая может содержать в себе бесконечное множество измерений [2]. Построение карты может осуществляться на основе локализации по методу Монте-Карло с учетом нестационарности среды во времени и размерностью $N+3$, где N – количество ориентиров среды (т.е. ее отличительных признаков). Совершенно очевидно, что с ростом ориентиров среды ее сложность обработки резко возрастает и оценивается величиной $O(N^3)$. Эта особенность построения критически ограничивает количество особенностей среды, которые могут быть запомнены. Несмотря на то, что вероятностный подход в построении карт среды достаточно хорошо изучен, вероятностное управление роботом содержит в себе множество подводных камней. Это, прежде всего, связано с большой вычислительной сложностью принятия решения в условиях глобальной неопределенности. При этом более значительные результаты были получены при замене вероятностных алгоритмов обычными, не вероятностными [7].

Другой интересный вариант решения данной задачи глобального планирования основывается на технологии под-

крепляющего обучения. Оно содержит в себе корни обучения биологических существ, теории управления и искусственного интеллекта [4]. Суть метода состоит в том, что робот двигаясь от некоторой точки к цели, по результатам своих действий получает вознаграждение или штраф на каждой своей итерации от некоторой системы оценки поведения робота. Максимизируя общее количество наград по времени в процессе движения к цели, получают кратчайший маршрут движения робота от начальной точки. Совершенно очевидно, что трудность здесь заключается в нахождении оптимального способа оценки поведения робота в нестационарной среде. При этом необходимо отметить [6], что для эффективного планирования с использованием подкрепляющего обучения операционная среда должна быть достаточно хорошо изучена, что требует значительных временных затрат. Таким образом, при эффективном обучении непременно должно выполняться два условия: а) операционная среда должна быть исследована; и б) необходимо избежать наказания в случае объезда препятствий. В связи с тем, что пространство решений задачи навигации огромно, то, естественно, для ее решения необходимы значительные вычислительные затраты. Совершенно очевидно, что при наличии систем обобщения знаний, полное исследование среды не требуется. Наиболее предпочтительным в планировании маршрута движения считается Q-обучение по сравнению с АНС-алгоритмом [6], поскольку оно использует определенные состояние-действие пары в отличие от усредненного кумулятивного решения АНС-алгоритма, но при этом АНС-алгоритм обладает меньшей областью поиска. В целом, несмотря на достаточную изученность подкрепляющего обучения, оно требует значительное время на полное исследование операционной среды, а также на получение оптимального маршрута в нестационарной среде.

Другой подход в решении задачи глобального планирования состоит в использовании *топологических методов*. Они отличаются компактностью представления среды и имеют эффективные методы решения задачи кратчайшего маршрута, такие как алгоритм Дейкстры, Флойда-Уоршала, или алгоритм A* [8]. В качестве карты среды может выступать направленный или ненаправленный граф. Однако трудность здесь заключается в том, что для построения топологической карты среды необходимо выбрать расположение узлов таким образом, чтобы топологическая карта с большой степенью достоверности описывала структуры операционной среды. Для организации топологических карт, чаще всего используются самоорганизующиеся нейронные сети. В качестве базовых компонент для построения топологических карт могут здесь использоваться, либо известные модели нейронных сетей (например, самоорганизующиеся карты Кохонена для QTM-модели [8]), либо специально разработанные парадигмы нейронных сетей [9].

Представленный в данной статье метод построения топологической карты и глобального планирования основан на структурных особенностях помещений офисных и промышленных зданий с разветвленной системой комнат и коридоров. Для таких операционных сред характерно присутствие следующих структурных компонент: тупики – предполагает движение робота только в одном направлении, коридоры – возможно движение в двух направлениях, и перекрестки, где можно выбрать направление движения из более чем двух вариантов. Существуют здесь также и исключения, где при движении в помещениях только вдоль одной стены возможно наличие только одного интервала, либо ни одного, в случае, если сенсорными устройствами робота вообще не обнаружено препятствий.

Концепция интервалов, используемая в данной работе, впервые была предложена в [10]. Идея ее состоит в том, что навигационная система мобильного робота «не интересуется» характером и видом препятствий – представляют лишь инте-

рес только те свободные интервалы, которые могут быть использованы для дальнейшего движения. Таким образом, для данной системы навигации отсутствует такое понятие как «маневр объезда препятствий», поскольку в используемой концепции интервалов препятствия отсутствуют вообще – т.е. производится только выбор необходимых интервалов движения.

Для построения топологической карты в предлагаемой системе в качестве узлов используются только перекрестки и тупики. Структурный компонент операционной среды «коридор» для топологической карты не используется, поскольку вдоль него робот может двигаться сколь угодно долго с единственно возможным направлением движения. При этом дальнейший выбор направления может осуществляться только на перекрестке маршрутов. Причина выбора тупиков для отображения на топологической карте обуславливается тем, что вблизи них может также находиться целевое положение робота и, с учетом этого, формируется навигационной системой оптимальный по времени маршрут движения к цели. Таким образом, рассматриваемая топологическая карта представляет собой матрицу интервалов, организованную в соответствии с принадлежностью каждого интервала определенному узлу-перекрестку (или тупику). Связывая логически произвольным образом пару интервалов, мы получаем ребро топологического графа, поскольку каждый интервал определяет переход перекрестка либо в коридор, либо в другое помещение, пока не достигнуто местоположение другого узла топографического графа. В дальнейшем планирование глобального маршрута движения может осуществляться, либо с помощью традиционных методов планирования кратчайшего маршрута [8], либо с помощью нейронной сети [11].

Остальная часть статьи организована следующим образом: во втором разделе описывается архитектура стратегической системы планирования; третий раздел описывает алгоритм выбора поведения на каждом шаге стратегическим планировщиком; в четвертом разделе приводятся результаты экспериментов, проведенные с описываемой системой; и в заключении делаются основные выводы по данной работе.

2. Архитектура стратегической системы планирования

На рис. 1 представлена общая архитектура навигационной системы. Она имеет многокомпонентную структуру, что позволяет равномерно распределить задачи между различными подсистемами.

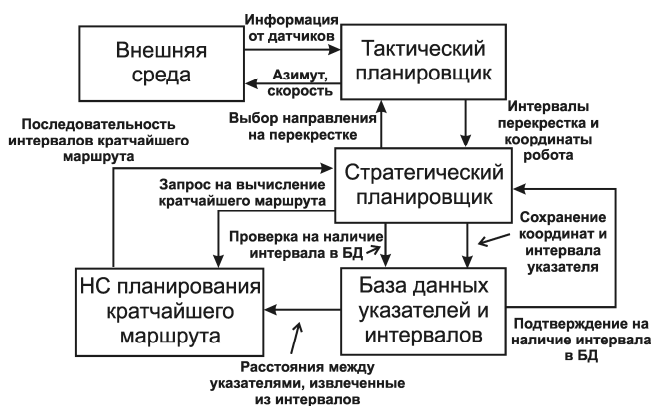


Рис. 1. Архитектура навигационной системы.

Описываемая навигационная система состоит из следующих компонентов: тактический и стратегический планировщик, база данных указателей и интервалов, которая формирует топологическую карту, и нейронная сеть для планирования кратчайшего маршрута. Цель тактического планировщика, в данном случае, заключается в выделении свободных интерва-

лов и окончательное принятие решения для управления автономным мобильным роботом. В связи с тем, что тактический планировщик не обладает сведениями о расположении препятствий за пределами сенсорных устройств, он выбирает направление движения только исходя из локально представленной информации о среде и азимута на цель. В процессе движения к целевой позиции робот постепенно накапливает информацию о расположении препятствий, которая в дальнейшем используется для прогнозирования маршрута движения. Данный процесс накопления знаний о среде осуществляется с помощью *стратегического планировщика*. Он подразумевает собой эвристический алгоритм, работающий совместно с базой данных интервалов (рис. 2) и нейронной сетью для составления кратчайшего маршрута [11].

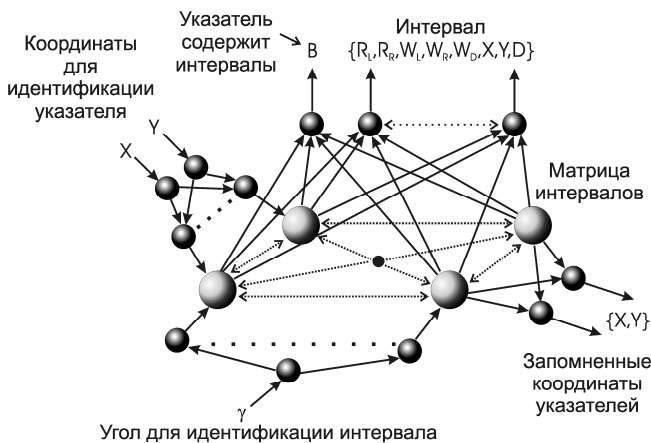


Рис. 2. База данных интервалов системы навигации.

Под описанием интервала будем понимать здесь следующую информацию (рис. 3):

- W_D – азимут интервала;
- W_L – угловое расстояние между азимутом интервала и левым препятствием;
- W_R – угловое расстояние между азимутом интервала и правым препятствием;
- R_L – метрическое расстояние от центра робота до левого препятствия;
- R_R – метрическое расстояние от центра робота до правого препятствия;
- $\{X, Y\}$ – текущие координаты указателя (робота);
- D – расстояние между указателями при выборе навигационной системой данного интервала.
- B – информация о использовании интервала в базе данных: **1** – ячейка памяти занята интервалом; **0** – свободна.

В данном описании под *указателем* будем понимать дорожный столб с возможными направлениями движения, т.е. фактически узел графа.

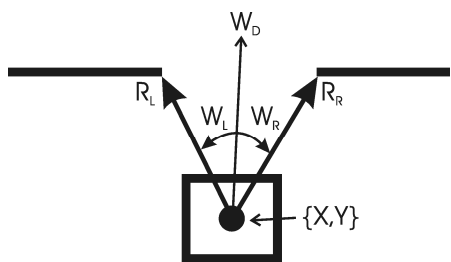


Рис. 3. Параметры интервала, выделяемого навигационной системой.

Топологическая карта (база данных интервалов) организована в виде нейронной сети встречного распространения с использованием нейронных сетей Кохонена. Они необходимы в данном случае, для получения индексов интервала в базе данных. Здесь первый индекс получается на основе координат указателя $\{X, Y\}$ (рис.2), которому принадлежит данный интервал, а второй индекс – с помощью предполагаемого азимута интервала γ .

Обучение данной нейронной сети осуществляется в два этапа: при подаче на вход сети координат перекрестка, с одной стороны, и предполагаемого азимута интервала с другой стороны, вычисляются индексы матрицы, для локализации соответствующего интервала исходя из принципа «победитель берет все», а далее происходит обучение однослойной нейронной сети соответствующему описанию интервала (рис. 3).

Для нейронной сети Кохонена (рис.4), при вычислении индекса по координатам указателя (перекрестка), формально это выглядит следующим образом:

$$z_k = \begin{cases} 1, & \text{если } q_k = \min_j (q_j) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (1)$$

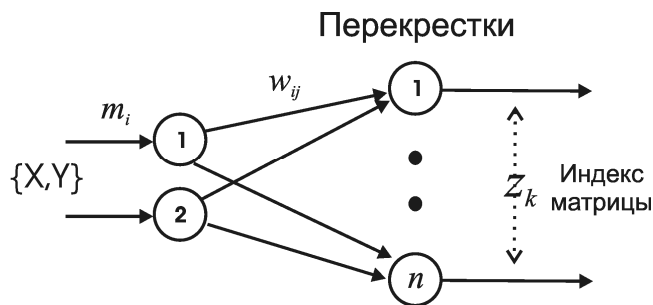


Рис. 4. Нейронная сеть Кохонена для вычисления индекса по координатам указателя.

Здесь формула (1) определяет условие выбора нейрона-победителя (точнее говоря 1-го индекса интервала в базе данных) z_k промежуточного слоя нейронной сети, если он обладает минимальным евклидовым расстоянием q_k между входным вектором $M = (m_i)$ и весовым вектором матрицы $W=(w_{ij})$, которое вычисляется следующим образом

$$d_j = \sqrt{\sum_i (m_i - w_{ij})^2}, \quad (2)$$

а затем нормализуется по следующему правилу

$$q_j = \left(\frac{d_j}{f_j + 1} \right) \cdot (\alpha_j + \beta_j - \alpha_j \cdot \beta_j) + 10^6 (\chi_j \cdot \delta_j) \quad (3)$$

Здесь f_j – частота выбора j -того нейрона сети Кохонена, которая подразумевает собой количество побед, одержанных j -м нейроном в процессе конкуренции. В ходе инициализации сети Кохонена, значение частоты приравнивается нулю и с каждой победой оно увеличивается на единицу. Чем больше частота нейрона, тем больше вероятность выбора его в будущем при выполнении определенных условий.

Выражение в скобках в формуле (3) с параметрами α_j и β_j определяет условие, которое «разрешает» j -тому нейрону принять участие в конкурентной борьбе. Соответственно выражение с параметрами χ_j и δ_j блокирует его участие в конкуренции.

Параметр α_j в формуле (3) определяет попадание входного вектора M в ε -окрестность j -го нейрона (максимальная удаленность от указателя, т.е. его область притяжения) и описывается следующей формулой

$$\alpha_j = \begin{cases} \text{sign}\left(\frac{\varepsilon}{d_j} - 1\right), & \text{если } d_j > 0 \\ 1, & \text{иначе} \end{cases} \quad (4)$$

Параметр β_j «разрешает» j -тому нейрону сети, который ни разу не был победителем, принять участие в конкуренции и определяется следующим образом

$$\beta_j = \text{sign}(0.5 - f_j). \quad (5)$$

Параметр χ_j является диаметральной противоположностью параметра α_j и «запрещает» нейрону принимать участие в конкуренции, т.к. входной вектор не попадает в его ε -окрестность

$$\chi_j = \text{sign}\left(\frac{d_j}{\varepsilon} - 1\right). \quad (6)$$

Аналогично, параметр δ_j является противоположностью параметра β_j и соответственно «запрещает» нейрону участвовать в конкуренции по причине того, что он хотя бы однажды уже был победителем

$$\delta_j = \text{sign}(f_j - 0.5). \quad (7)$$

Здесь функция $\text{sign}(x)$ определяется следующим выражением:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \geq 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (8)$$

После того, как k -тый нейрон сети Кохонена в ходе конкуренции стал победителем, для него выполняется изменение весового вектора и частоты по следующему упрощенному правилу:

$$\begin{aligned} W_k &= M, \\ f_k &= f_k + 1. \end{aligned} \quad (9)$$

Если о выигравшем указателе уже имеется информация в базе данных (т.е. имеется в наличии для него хотя бы один интервал – идентифицируется по параметру B), то необходимо произвести «восстановление» весов сети w_{ij} путем подачи на ее вход извлеченных из топологической карты действительных координат указателя.

Для вычисления второго индекса по азимуту угла, используется также нейронная сеть Кохонена. Она состоит из 120 нейронных элементов, каждый из которых идентифицирует интервал через каждые 3° . Таким образом, нейронная сеть «покрывает» все пространство вокруг указателя, т.е. 360° .

Выходной слой сети встречного распространения является однослойной нейронной сетью с линейной функцией активации. С ее помощью по вычисленным индексам производится запоминание или извлечение описания интервала (рис. 3).

Алгоритм работы с подобной топологической картой осуществляется следующим образом: стратегический планировщик получает от тактического набор интервалов, обнаруженных роботом в процессе исследования среды. Каждый интервал по координатам указателя и собственному азимуту опрашивается на наличие в базе данных. Если такой интервал существует, то он может быть удален или использован неко-

торым образом стратегическим планировщиком. При его отсутствии в базе данных он может быть туда записан.

В дополнении к топологической карте для эффективной навигации, стратегический планировщик обладает нейронной сетью для планирования кратчайшего маршрута (рис.1) и журналом выбора роботом интервалов в процессе движения к цели. При этом цель журнализации заключается в исключении заикливания движения робота в лабиринте при наличии динамического изменения топологической карты.

3. Алгоритм выбора маршрута движения стратегической системой планирования

Алгоритм стратегического планировщика является эвристическим алгоритмом, который старается реализовать поведение робота в операционной среде подобно человеку в аналогичной ситуации. При этом глобальное планирование поведения робота состоит из определенного набора правил, где выделяются следующие три стадии: *свободное движение* в операционной среде, *движение вдоль спланированного маршрута* и *обработка тупиковой ситуации*. Необходимо также отметить, что алгоритм глобального планирования выполняется только в том случае, если робот находится на перекрестке маршрутов или в тупике. Это уменьшает вычислительные затраты на процесс глобального планирования. Упрощенно эвристика работает примерно следующим образом:

Для свободного движения:

Шаг 1: Расчет положения указателя. Здесь имеется в виду расчет центра перекрестка, поскольку робот обнаруживает его по-разному при вхождении в него с различных сторон, т.е. положение робота относительно центра перекрестка обычно смещено.

Шаг 2: Перерасчет интервалов, полученных от тактического планировщика относительно положения указателя.

Шаг 3: Если робот не вышел из тупика к дотупиковому указателю (произошло изменение среды), то создать новый указатель и продолжать движение к дотупиковому указателю.

Шаг 4: Создание связи между предыдущим и текущим указателем.

Шаг 5: Если интервал, ближайший к целевому азимуту, не найден в базе данных и одновременно не найден в журнале выбора интервалов, то занести его в базу данных и журнал, и продолжить свободное движение робота, иначе шаг 6.

Шаг 6: Попытаться сформировать оптимальный маршрут. Если маршрут создан, двигаться вдоль маршрута, иначе шаг 7.

Шаг 7: Поиск любого незнакомого интервала, отсутствующего в журнале.

Шаг 8: Если интервал не найден в шаге 7, то провести поиск незнакомого интервала без проверки его наличия в журнале, иначе использовать интервал, предложенный в качестве лучшего тактическим планировщиком.

Шаг 9: Продолжить свободное движение и исследование роботом операционной среды.

Для движения вдоль маршрута:

Шаг 1: Выбрать на перекрестке следующее направление движения (интервал) из сформированного оптимального маршрута.

Шаг 2: Если робот пришел к не желаемому указателю, в случае динамичности среды, или интервал из оптимального маршрута не найден, то удалить его из базы данных и перейти к свободному движению.

Шаг 3: Если случайным образом предложенный лучший интервал от тактического планировщика не найден в базе данных и одновременно в журнале, то запомнить его и перейти к свободному движению.

Шаг 4: Иначе продолжать движение вдоль кратчайшего маршрута.

Для обработки тупиковой ситуации:

Шаг 1: Если робот двигался по кратчайшему маршруту и наткнулся на препятствие, то необходимо удалить интервалы указателей, которые образуют заблокированную связь.

Шаг 2: Связать выбранный интервал последнего указателя с тупиком.

Шаг 3: Вернуть робота к предыдущему (дотупиковому) указателю.

Приведенный выше упрощенный алгоритм стратегического планировщика не содержит всех нюансов, необходимых для успешного движения в нестационарной среде, однако он позволяет глобально оценить, как это все происходит.

4. Экспериментальные результаты

Тестирование системы стратегического планирования проводилось на базе программного моделирующего комплекса для управления автономным мобильным роботом. Топологическая карта на базе нейронной сети встречного распространения имеет следующие параметры: количество перекрестков (указателей) $n=100$, ε -окрестность притяжения указателя равна 2 метрам – т.е. примерно равна максимальной дистанции восприятия объектов сенсорными устройствами. В процессе тестирования системы был подобран необходимый набор правил эффективного движения в сложной операционной среде. В ходе ее тестирования в различных операционных средах было обнаружено, что один и тот же эвристический алгоритм не всегда оптимален во всех операционных средах и требует некоторых косметических изменений при наличии определенных требований к поставленной задаче.

5. Заключение

В данной статье была рассмотрена система глобального планирования маршрута движения для мобильного робота. Она состоит из трех важных компонентов: топологической карты, нейронной сети планирования кратчайшего маршрута и эвристического алгоритма планирования поведением. Структура данной системы планирования мотивируется тем, что наиболее оптимальный вариант получается при расщеплении сложной задачи планирования движением мобильного робота на отдельные подзадачи и решение с их помощью соответствующих подсистем навигационной системы. Только взаимодействие различных концепций и моделей позволяет создать компактную систему, оперирующую в реальном масштабе времени.

УДК 681.3

Димаков В.М.

ЛОКАЛИЗАЦИЯ АВТОНОМНОГО МОБИЛЬНОГО РОБОТА В ДИНАМИЧЕСКОЙ СРЕДЕ: НЕЙРОСЕТЕВОЕ РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ

1. Введение

Под проблемой локализации обычно понимается привязка собственной (подвижной) координатной системы робота к стационарной системе координат среды, в которой оперирует робот. Как правило, система локализации является частью системы картографии и планирования, которая определяет структуру и характер знаний о среде. При этом каждая система должна оцениваться с точки зрения соотношения эффективности и стоимости, что определяет целесообразность ее использования. Здесь под эффективностью будем понимать способность системы успешно решать поставленную задачу в течение заданного промежутка времени. Поскольку навигационные системы для транспортных средств являются систе-

благодарности

Автор выражает благодарность рецензентам за полезные замечания, оказанные в процессе написания данной статьи.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Thrun S. and Bücken A. Learning Maps for Indoor Mobile Robot Navigation// Carnegie-Mellon University, School of Computer Science/ Technical Report CMU-CS-96-121 – 1996.
2. Thrun S. Probabilistic Algorithms in Robotics// Carnegie-Mellon University, School of Computer Science/ Technical Report CMU-CS-00-126 – 2000.
3. Thrun S. Particle Filters in Robotics// In Proceedings of Uncertainty in AI (UAI) – 2002.
4. Sathiya Keerthi S., Ravindran B.A Tutorial Survey of Reinforcement Learning// Dept. of Computer Science and Automation, Indian Institute of Science – Bangalore, 1994.
5. Smart W.D. and Kaelbling L.P. Effective Reinforcement Learning for Mobile Robots// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation – 2002.
6. Thrun S. Efficient Exploration in Reinforcement Learning// Carnegie-Mellon University, School of Computer Science/ Technical Report CMU-CS-92-102 – 1992.
7. Kaelbling L.P., Cassandra A.R. and Kurien J.A. Acting under uncertainty: Discrete bayesian models for mobile-robot navigation// In proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems – 1996.
8. Lefevre P., Prüß A. and Zimmer U.R. ALICE – Topological Exploration, Cartography and Adaptive Navigation on a Simple Mobile Robot// TSRPC '94, Leeuwenhorst/ The Netherlands, June 24-26 – 1994.
9. Лебедев Д.В., Штайль Й.Я. Нейросетевая модель для планирования путей автономного робота с учетом динамических изменений в среде// Материалы 13-й научно-технической конференции «Экстремальная робототехника», 16-18 апреля 2002/ ЦНИИ РТК – СПб, 2002.
10. K.Schiling, V.Golovko and V.Dimakov. Neural system for mobile robot autonomous navigation// Proc. of Workshop on Design Methodologies for Signal Processing, Zakopane, Poland, August 29-30, 1996/ Gliwice:Institute of Electronics, Silesian Technical University - 1996 - p.124-130.
11. V.Dimakov. The Neural Network Approach for the Shortest Path Planning Problem// In Proc. of the 2nd ICSC Symposium on Neural Computation, Berlin, Germany/ Eds.: H.Bothe&R.Rojas, International Computer Science Conventions, Canada/Switzerland – 2000 – pp.70-75.

мами реального времени, то на требования к подобным системам накладываются также жесткие временные ограничения. Под критерием стоимость рассматривают вычислительные и трудовые затраты на разработку данной системы. В данном случае, они могут рассматриваться условно, поскольку подобные системы являются, в основном, продуктом научных исследований.

В последнее время мобильные роботы стали оборудоваться датчиками системы глобального позиционирования GPS [1,2]. Их разрешение может достигать 2см [1], что ставит под вопрос саму постановку задачи локализации и вообще целесообразность разработки подобных систем. К сожалению, подобные датчики доступны не везде и используются пре-