

Литература

1. Golovko V., Savitsky Ju., Gladischuk V. A neural net for predicting problem. Timisoara: University of Timisoara, Romania, 1996.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ НЕЙРОННАЯ СИСТЕМА ДЛЯ АВТОНОМНОГО УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ

Головко В.А.

Брестский политехнический институт

Введение

В работе описывается интеллектуальная нейронная система для автономного управления мобильным роботом. Она позволяет интегрировать преимущества биологических существ и вычислительной техники для ориентации робота не знакомой местности. Входной информацией является информация от сенсорных датчиков, в качестве которых используется 7 ультразвуковых датчиков и 2D инфракрасный сканер. Ультразвуковые датчики расположены по периметру робота согласно рис.1. Задача нейронной системы состоит в том, чтобы на основе информации от разнородных сенсорных устройств и координат конечной точки формировать оптимальное направление движения в пространстве с препятствиями. Это эквивалентно обеспечению минимального угла между направлением на цель и текущим направлением робота. Нейронная система должна на основе неточной информации от сенсорных датчиков обеспечить робастное управление мобильным роботом. Архитектура нейронной сети является многослойной и состоит из различных типов нейронных сетей. В процессе функционирования она решает следующие задачи:

3. Искусственный интеллект и нейронные сети

Формирование карты местности, которая характеризует в радиусе обзора 2 метра в диапазоне 180° наличие препятствий, а также угловые и линейные расстояния до них.

Выделение свободных диапазонов движения в пространстве и определение оптимального диапазона движения, который соответствует кратчайшему расстоянию до цели.

- Анализ и выбор оптимального направления движения в выделенном диапазоне.

Проведены экспериментальные исследования в лаборатории робототехники (Германия) на мобильном роботе «WALTER». Результаты экспериментов обсуждаются.

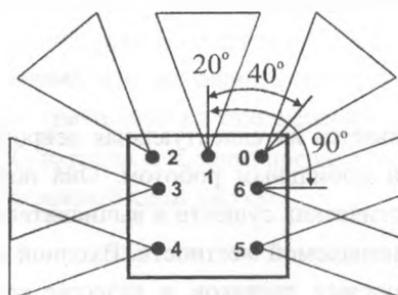


Рис.1.

1. Архитектура нейронной системы

Нейронная система для автономного управления движением робота изображена на рис.2 и состоит из различных типов нейронных сетей.



Рис.2. Архитектура нейронной системы.

Блок формирования карты местности формирует в радиусе обзора 2 метра и угловом диапазоне 180° характеристики окружающей обстановки:

$$OG = \{S(i), i = \overline{1, 180}\}, \quad (1)$$

где $S(i)$ – расстояние до препятствия, если угол между текущим направлением робота и препятствием равен i градусов.

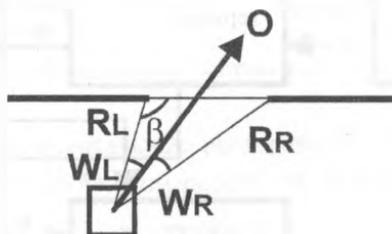
Блок определения оптимального диапазона выделяет на основе карты местности свободный диапазон движения робота, который соответствует кратчайшему расстоянию до цели. На выходе его появляется информация, соответствующая линейным и угловым расстояниям оптимального диапазона (рис.3).

БИБЛИОТЕКА
Брестского государственного
технического университета

368088

3. Искусственный интеллект и нейронные сети

Блок определения оптимального направления сканирует выбранный диапазон движения робота и определяет оптимальное направление движения α_z , чтобы гарантировать $\min \alpha$. Здесь α - угол между направлением на цель и текущим направлением робота.



W_L, W_R - угловые расстояния до препятствия слева и справа соответственно.

R_L, R_R - расстояния до препятствия слева и справа соответственно.

O - текущее направление робота.

Рис.3.

Блок определения робастного направления движения предназначен для ориентации робота в узких интервалах движения, где $R_d \leq 2d$. Здесь R_d - ширина выделенного интервала движения, а d - ширина робота. Арбитр, в зависимости от ситуации, формирует текущее направление робота:

$$\gamma = \begin{cases} \alpha_z, & \text{если } R_d > 2d \\ \alpha_r, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2)$$

Такой подход обеспечивает робастное движение робота при неточной информации от сенсорных устройств. Нейронная система имеет две системы обзора: ближнего и дальнего. Дальняя система обзора характеризуется радиусом обзора 2 метра, а ближняя - 0.5 метра.

2. Блок формирования карты местности

Представляет собой трехслойную нейронную сеть с прямым распространением сигнала. В качестве функции активации нейронных элементов используется сигмоидная функция. Входная информация от сенсорных устройств отображается на матрицу размерностью 64×32 , которая является входом нейронной сети (рис.4). Промежуточный слой состоит из 20 нейронных элементов. Выходной информацией нейронной сети является карта местности, которая также отображается на матрицу размерностью 64×32 (рис.5).

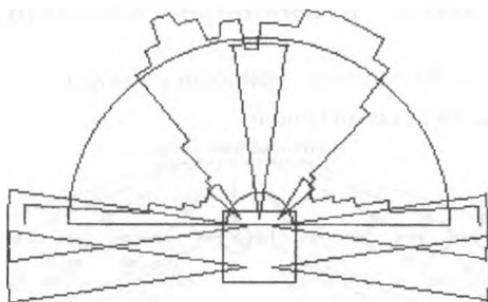


Рис. 4. Входная информация для нейронной сети (в случае прохождения двери).

Для формирования обучающей выборки используется вращение, полученных экспериментально эталонных данных в диапазоне 180° . Для обучения нейронной сети применяется алгоритм обратного распространения ошибки с адаптивным шагом обучения для каждого из слоев [1]. Обучение проводилось на станции SUN, при этом объем обучающей выборки составил 209 наборов.

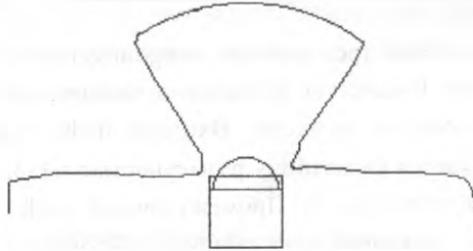
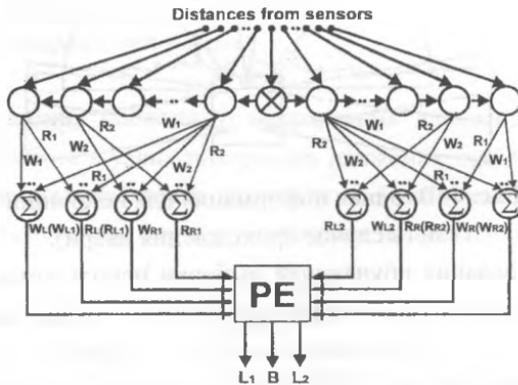


Рис. 5. Выходная информация нейронной сети (в случае прохождения двери).

3. Блок определения оптимального диапазона движения

Он состоит из 181 поровых нейронов, которые соединены между собой горизонтальными связями (рис.6).



B, L_1, L_2 – сигналы для возбуждения соответствующего интервала.

Рис. 6. Блок определения оптимального интервала движения.

В качестве пороговых нейронов используются нейроны различных типов: направляющий, промежуточные и концевые. В зависимости от ситуации, такая цепочка нейронных элементов выделяет один или два свободных

диапазона движения. Процессорный элемент проводит анализ возможности прохождения роботом выделенных диапазонов и определяет в соответствии с кратчайшим расстоянием до цели оптимальный диапазон движения. Для этого он сравнивает ширину робота с шириной выделенного диапазона движения. Если не выделен ни один диапазон движения или $R_F < S(\alpha)$, где R_F - расстояние до цели, $S(\alpha)$ – расстояние до препятствия в направлении цели, то включается ближняя система обзора. Структура и алгоритм работы блока оптимального диапазона движения описаны в [2].

4. Блок определения оптимального направления

Сканирует оптимальный интервал движения и в соответствии с его шириной, а также кратчайшим расстоянием до цели, формирует оптимальное направление движения робота. Структурно он состоит из множества нейронных цепочек входного слоя, процессорных элементов и слоя Кохонена (рис.7).

Нейронные элементы в цепочке аналогичны рассматриваемым в разделе 4, а количество их равняется ширине выделенного диапазона движения. Они генерируют возможное направление движения, а процессорные элементы выполняют анализ возможности движения робота в этом направлении. Совокупность выделенных направлений движения подается на сеть Кохонена, которая в соответствии с угловым расстоянием до цели α определяет оптимальное направление движения робота. Скорость робота нормируется в зависимости от расстояния до препятствия. Структура и алгоритм данного блока подробно рассмотрены в [2].

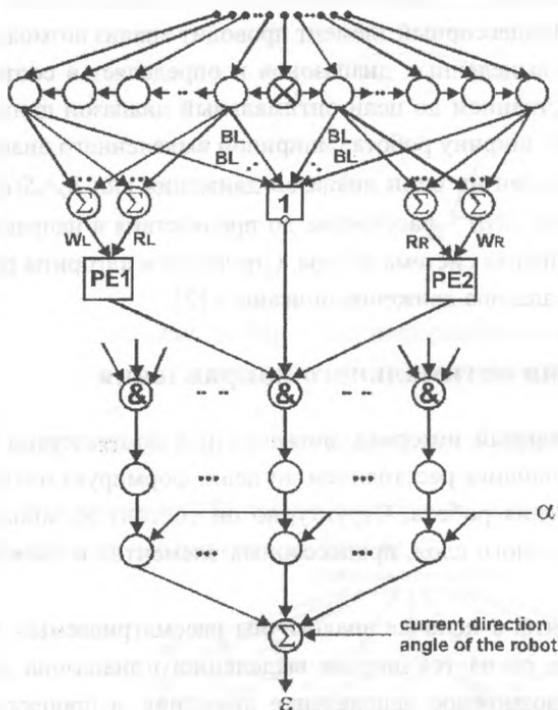


Рис. 7. Блок определения оптимального направления.

5. Блок определения робастного направления движения

Предназначен для формирования направления робота на узких интервалах. Он обеспечивает устойчивое управление роботом при неточной информации от карты местности. В качестве данного блока используется трехслойная нейронная сеть с сигмоидной функцией активации нейронных элементов (рис.8).

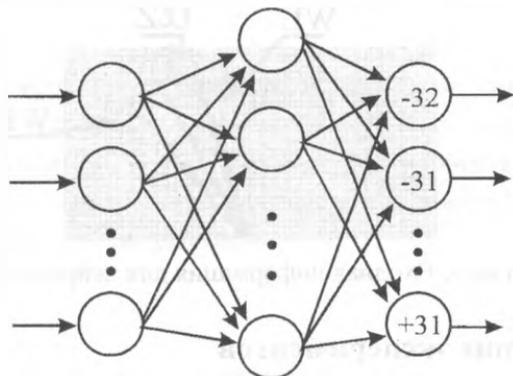


Рис.8. Блок определения робастного направления движения.

Входной информацией сети является изображение на матрице 64×32 , которое характеризует оптимальное направление движения (из блока 5), а также угловые и линейные расстояния до препятствия (рис.9).

Промежуточный слой сети состоит из 20 нейронов, а выходной – из 64 нейронов, которые характеризуют робастное направление движения робота. Для обучения сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки с адаптивным шагом обучения. Концепция обучения в общем случае состоит из следующих шагов:

- Учитель (оператор) управляет роботом и моделирует при этом различные ситуации.
- Для каждой ситуации формируются входные и выходные (эталонные) тренировочные наборы.
- При помощи вращения входных и выходных образцов формируется обучающая выборка.
- Проводится обучение нейронной сети методом обратного распространения ошибки.

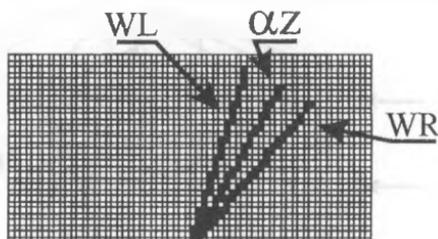


Рис.9. Входная информация для нейронной сети.

6. Обсуждение экспериментов

Эксперименты проводились в Германии на реально действующем роботе «WALTER». Для обучения нейронной сети использовалась станция SUN. Задача робота состояла в достижении конечной точки движения робота при ориентации на незнакомой местности с препятствиями. В качестве полигона для движения использовались лаборатория робототехники и коридор здания. Эксперименты показали устойчивое движение робота на больших и узких интервалах между препятствиями. При этом робот «WALTER» практически с любой исходной позиции мог устойчиво проходить через узкие промежутки (проезд через дверь и т.п.). Проблемы возникли, когда робот должен объехать препятствие, высота которого меньше высоты робота. Это происходило из-за того, что используемые сенсорные устройства позволяют оценивать окружающую обстановку только в горизонтальной плоскости. Для оценки обстановки в вертикальной плоскости необходимо использовать видеокамеру. В настоящее время ведутся работы по усовершенствованию нейронной системы. При этом разработана концепция самообучающейся нейронной системы, которая проходит экспериментальную проверку путем моделирования на ЭВМ.

Заключение

Данная работа выполнена в рамках сотрудничества между лабораторией робототехники (Германия) и группой нейронных сетей Брестского политехнического института. Автор выражает благодарность профессорам К. Шиллингу и Х. Роту за предоставление экспериментальной базы и поддержку исследований в этом направлении.

Литература

1. V. Golovko, Ju. Savitsky, V. Gladischuk. A neural net for predicting problem. – Temisoara: University of Temisoara, Romania, 1996.
2. V. Golovko, V. Dimakov, K. Schilling. Intelligent system for control of mobile robot – Ankara: EMO Scientific Books, 1997.

НЕЙРОННАЯ СИСТЕМА ПЛАНИРОВАНИЯ МАРШРУТА ДЛЯ ТРАНСПОРТНОГО РОБОТА

Димаков В.М.

Брестский политехнический институт

Введение

В настоящее время во всем мире ведутся активные исследования по созданию автономных навигационных систем для различных транспортных средств (транспортные роботы, роботы для исследования других планет, автопилоты для автомобилей). Существуют множество подходов для решения подобных задач [1-6]. Все они обладают рядом преимуществ и недостатков, которые отражают сложность решаемой проблемы. Группой исследователей из Брестского политехнического института была разрабо-