

Литература

1. Фор А., Корман А., Денни-Папен М., Современная математика, М., Мир, 1986.
2. Фор А., Восприятие и распознавание образов, М., Машиностроение, 1989.

САМООБУЧАЮЩАЯСЯ НЕЙРОННАЯ СИСТЕМА ДЛЯ АВТОНОМНОГО УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ

Игнатюк О.Н.

Электронно-механический факультет,
Брестский политехнический институт, Московская 267,
224017 Брест, Республика Беларусь
cm@brpi.belpak.brest.by

Ключевые слова: нейронные сети, самообучение, мобильный робот

Введение

Самообучение характеризуется способностью системы обучаться при взаимодействии с внешней средой. В результате самообучения происходит самоорганизация системы с целью адаптации к внешней среде. Самообучение позволяет освободить оператора от процесса обучения и является важным фактором для эволюции системы. Так, при функционировании робота в разных условиях точность информации от сенсорных устройств может быть различной. В результате возникает необходимость корректировать знания, заложенные в систему, с целью адаптации к внешней среде. Особенно актуальным это является при функционировании робота в агрессивных средах или на других планетах, где невозможно предусмотреть все аспекты ситуационного взаимодействия робота с окружающей обстановкой. Рассмотрим основные принципы реализации концепции самообучения для мобильных роботов.

Общая архитектура системы

Общий подход к построению самообучающейся системы состоит в том, что начальные знания робота могут пополняться и корректироваться в процессе функционирования. При этом здесь предполагается, что базовые знания робота содержатся в блоках 1-3 и 6 (рис. 1), которые определяются логическим путем, как было показано в предыдущих разделах. Тогда задача состоит в том, чтобы в процессе функционирования робота обучить многослойный перцептрон (блок 4) для обеспечения робастного управления на узких интервалах движения. Схема

взаимодействия робота с внешней средой в процессе самообучения представлено на рис. 1.

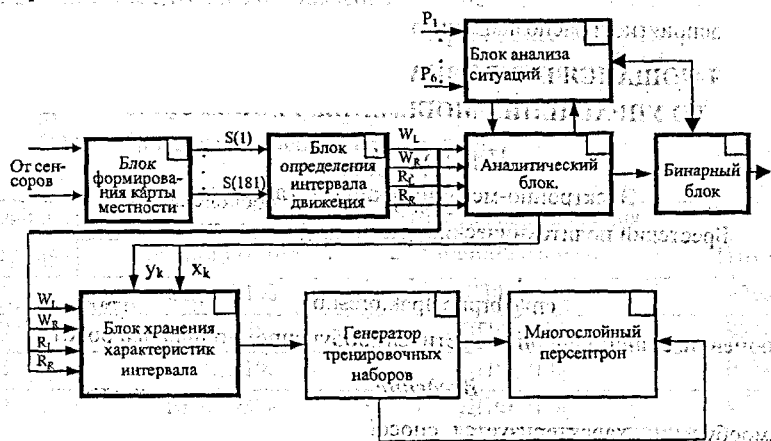


Рис 1. Архитектура нейронной системы в режиме самообучения

Управление при этом происходит от аналитического блока и бинарной нейронной сети. Процесс самообучения происходит методом проб и ошибок на узких интервалах движения. При успешном выполнении маневра формируются тренировочные наборы для обучения многослойного перцептрона. При неудачной попытке происходит возвращение робота в исходную точку на несколько шагов назад и повторение маневра (рис. 2).

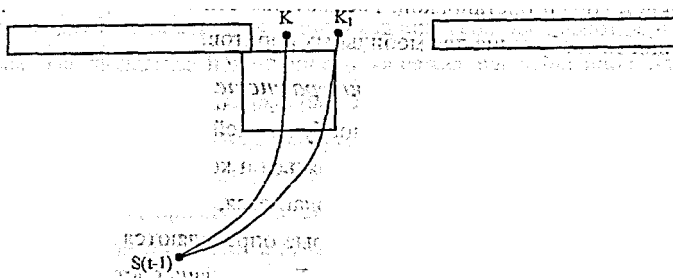


Рис. 2. Пример некорректной траектории робота (точка К): K_1 – скорректированное направление движения

Блок анализа ситуаций (рис. 1) предназначен для восстановления ситуации на предыдущем шаге робота $t-1$ и формирования корректирующего направления движения $\gamma(k_1)$:

$$\gamma(k_1) = \gamma(k) \pm \delta \quad (1)$$

где $\gamma(k)$ — направление движения, сформированное аналитическим блоком в данной точке на предыдущей попытке маневра; δ — угол коррекции направления движения.

В качестве входной информации блока анализа ситуации используются данные от тактильных датчиков (рис. 3).

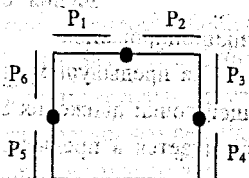


Рис.3 Расположение тактильных датчиков.

При этом выходной сигнал i -го датчика равняется единице $P_i = 1$, если произошел контакт соответствующего датчика с препятствием. В противном случае $P_i = 0$. Коррекция направления движения робота производится путем логического анализа информации от тактильных датчиков и предыдущего направления движения $\gamma(k)$:

$$(P_1 \vee P_6 = 1) \rightarrow \delta$$

$$(P_2 \vee P_3 = 1) \rightarrow -\delta$$

$$((P_4 = 1) \vee (P_5 = 1)) \wedge (\gamma = 1) \rightarrow -\delta$$

$$((P_4 = 1) \vee (P_5 = 1)) \wedge (\gamma = 0) \rightarrow \delta$$

В приведенных выше выражениях сигнал u формируется следующим образом:

$$u = \begin{cases} 1, & \text{если } \gamma(k) > 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (3)$$

Таким образом блок анализа ситуаций формирует положительное или отрицательное значение угла коррекции направления движения, если произошло столкновение с препятствием. Это означает, что точка K в выделенном интервале движения была выбрана неправильно и необходимо определить в соответствии с новым направлением $\gamma(k_1)$ координаты точки K_1 .

Так как бинарный блок работает под управлением аналитического блока, то в результате осуществляется также коррекция выходных данных бинарной нейронной сети. В некоторых ситуациях целесообразно корректировать выходные значения бинарной нейронной сети путем изменения варианта ее функционирования (рис. 1). Это осуществляется путем анализа информации от тактильных датчиков и предыдущих выходных значений бинарного блока. Например, если

$$(P_1 = 1) \wedge K(t-1) = 0110 \rightarrow K(t) = 0100,$$

$$(P_2 = 1) \wedge K(t-1) = 1010 \rightarrow K(t) = 1000,$$

где $K(t-1)$ и $K(t)$ – соответственно выходные значения бинарного блока на предыдущем и текущем этапе функционирования.

Для восстановления ситуации на предыдущем шаге блок анализа ситуации хранит координаты предыдущей точки движения $S(t-1)$. В случае столкновения с препятствием робот возвращается в предыдущую точку $S(t-1)$. Блок хранения характеристик интервала содержит координаты текущей точки K и расположение интервала движения (W_L, W_R, R_L, R_R). В случае успешного завершения маневра роботом они поступают в генератор тренировочных наборов. Маневр считается успешным, если робот достигает точки K в выделенном интервале движения без столкновений с препятствиями. В этом случае координаты точки K относительно подвижной системы координат робота равняются нулю.

Генератор на основе координат точки K и характеристик интервала движения путем вращения определяет для блоков MLP_1 и MLP_2 совокупность тренировочных наборов, количество которых равняется приблизительно 30. В результате моделирования различных ситуаций формируется обучающая выборка. Как показали эксперименты для устойчивой работы аналоговых нейронных сетей MLP_1 и MLP_2 необходимый объем обучающей выборки составляет 120 – 240 тренировочных наборов. В процессе функционирования робота в случае необходимости осуществляется также коррекция обучающей выборки для бинарного блока. Для устойчивой работы его достаточно 40 тренировочных наборов.

Применение бинарного блока для управления роботом в режиме самообучения позволяет уменьшить количество ошибок при совершении маневров и следовательно ускорить процесс самообучения. При этом самообучение может происходить как для получения новых, так и для коррекции старых знаний. В результате этого обеспечивается адаптация робота к внешней среде.

Экспериментальные результаты

Для тестирования самообучающейся системы было разработано программное обеспечение, позволяющее симулировать движение робота.

Были проведены тесты для различных ситуаций. Для обучения и симуляции были использованы некорректные значения, поступающие от датчиков:

- линейные расстояния до препятствий отличаются от реальных;
- угловые расстояния до препятствий отличаются от реальных;
- ошибки датчиков зависят от условий окружающей среды. Поэтому они изменяются с течением времени.

Для обучения многослойного перцептрона (блок 4) используется стандартный алгоритм обратного распространения ошибки с адаптивным шагом обучения [1]. Такой подход позволяет уменьшить время обучения. Эксперименты показали, что для генерации тестовых паттернов и обучения многослойного перцептрона требуется всего несколько секунд. Поэтому описываемая система функционирует в режиме реального времени.

После обучения движение робота было стабильным в различных ситуациях. Способность к самообучению позволяет роботу достигать цели в случае, когда ошибки датчиков изменяются в процессе движения. В результате этого робот адаптируется к окружающей среде.

Заключение

Этот доклад описывает определенный подход к вопросу управления мобильным роботом, согласно которому в процессе движения робота происходит самообучение и самоорганизация с использованием нейронных сетей. При взаимодействии робота с окружающей средой происходит сбор тренировочных данных, которые используются в последствии для обучения.

Литература

1. V. Golovko, J. Savitsky. Predicting neural net. In Proceedings Intern. Conf. CMNDT-95, Berlin, pp. 348-353.