

- Measurement, vol. 14, No 1, 1994, pp.23-29.
5. Sydenham P.H., "Sensing Science and Engineering Group", *Measurement*, vol 14, No 1, 1994, pp.81-87
 6. Brignell J., "Digital compensation of sensors", *Scientific Instruments*, vol. 20, No 9, 1987, pp.1097-1102
 7. Sachenko A., "Development of accuracy increasing methods and creation of precision systems of temperature measurement in industrial technologies", Dr. Techn. Sci. Thesis, Leningrad, 1988, 32p.
 8. C.Alippi, A.Ferrero, V.Piuri, "Artific.Intelligence for Instruments & Applications", *IEEE I&M Magazine*, Jun'98, pp.9-17.
 9. P. Daponte, D. Grimaldi, "Artificial Neural Networks in Measurements", *Measurement*, vol. 23, 1998, pp.93-115.
 10. Golovko V., Grandinetti L., Kochan V., Laopoulos T., Sachenko A., Turchenko V., "Sensor Signal Processing Using Neural Networks", *IEEE Region 8 Intern. Conf. Africon'99*, Cape Town (South Africa), 1999, pp.345-350.
 11. Kroese B., "An Introduction to Neural Networks", *Amsterdam*, University of Amsterdam, 1996, 120p.
 12. V.Golovko, J.Savitsky, A.Sachenko, V.Kochan, V.Turchenko, T.Laopoulos, L.Grandinetti, "Intelligent System for Prediction of Sensor Drift", *Proc. Intern. Conf. Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99*, Brest (Belarus), 1999, pp.126-135.
 13. Widrow B., Hoff M., "Adaptive Switching Circuits", In 1960 *IRE WESCON Conv. Record, DUNNO*, 1960, pp.96-104.
 14. A.Sachenko, V.Kochan, V.Turchenko, V.Tymchyshyn, N.Vasylykiv, "Intelligent Nodes for Distributed Sensor Network", *Proceedings of 16th IEEE Instrumentation and Measurement Tech. Conf. IMTC/99*, Venice, Italy, 1999, pp.1479-1484.
 15. Golovko V.A., "NeuroIntelligence: Theory and Application. Vol. 1: Organisation and Learning of Neural Networks with Direct and Back Connections", Brest, *BPI*, 1999, 264p.
 16. Rumelhart D., Hinton G., Williams R., "Learning Representation by Backpropagation Errors", *Nature*, 1986, No 323, pp.533-536.
 17. A.Sachenko, V.Kochan, V.Turchenko, "Intelligent Distributed Sensor Network", *Proceedings of 15th IEEE Instrumentation and Measurement Tech. Conf. IMTC/98*, St. Paul (USA), vol.1., 1998, pp.60-66.
 18. V.Golovko, L.Grandinetti, V.Kochan, T.Laopoulos, A.Sachenko, V.Turchenko, V.Tymchyshyn, "Approach of an Intelligent Sensing Instrumentation Structure Development", *Proc. of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing*, Budapest (Hungary), 1999, pp.336-341.

УДК 681.324.01

Головко В.А., Игнатюк О.Н.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ АВТОНОМНОГО УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ

ВВЕДЕНИЕ

Автономные мобильные роботы нуждаются в способности к обучению, для того, чтобы адаптироваться к изменяющейся внешней среде. Такое взаимодействие между роботом и внешней средой имеет большое значение для искусственных автономных систем. Жизнь полна ситуаций, которые невозможно предсказать. В этом случае способность робота к самообучению в процессе взаимодействия с динамически изменяющейся внешней средой позволяет ему адаптироваться к его окружению.

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.

В настоящее время существует два основных метода обучения искусственных автономных систем: обучение с учителем [1,2], при котором известна эталонная выходная информация, и подкрепляющее обучение [1,3,4], в котором имеется сигнал подкрепления. Во многих задачах управления получение тренировочных наборов затруднительно. Поэтому обучение с учителем редко используется в автономных системах в сравнении с подкрепляющим обучением.

В работе предлагается подход, который позволяет роботу формировать обучающую выборку в процессе взаимодей-

ствия с внешней средой. Такое обучение производится методом проб и ошибок. В качестве нейронных сетей используются в основном многослойные сети с прямыми связями, которые объединяются в интеллектуальную систему. Однако, здесь не имеется учителя. Робот начинает функционировать с небольшими априорными знаниями и в процессе взаимодействия с внешней средой может находить оптимальное поведение и генерировать знания. Это происходит в результате самообучения. Такой подход позволяет роботу успешно функционировать при отсутствии сведений о его динамической модели. Предлагаемый метод был апробирован путем моделирования. Результаты экспериментов приводятся.

1. ОБЩИЕ ПРИНЦИПЫ ОБОДА ПРЕПЯТСТВИЙ

Рассмотрим основные принципы построения реактивной системы для управления мобильным роботом. В этом случае известны только координаты целевой точки. Задача робота состоит в том, чтобы достичь конечного пункта движения в неизвестном пространстве с препятствиями. Из этого следует, что знания в реактивной системе представляются в виде ситуация—реакция. При этом реакция соответствует текущему направлению движения робота. Задача робота состоит в нахождении кратчайшего пути между начальной и целевой точкой движения при отсутствии знаний относительно расположения препятствий.

1.1. ВХОДНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Входной информацией реактивной системы являются данные от различных сенсорных устройств. В результате обработки таких данных (data fusion) генерируется локальная карта местности, которая соответствует интеграционной картине окружающей обстановки. Такая карта характеризует в определенном радиусе обзора и угловом диапазоне 180 градусов расположение препятствий и расстояния до них:

$$OG = \{S(i), -90^\circ \leq \varphi \leq 90^\circ\},$$

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

Такой подход был использован при экспериментах с мобильным роботом “Walter” [4]. Этот робот имеет 7 ультразвуковых датчиков и инфракрасный сканер. Эти датчики позволяют определять препятствия в радиусе 2,4 метра и в диапазоне 180 градусов. В результате обработки этих данных формируется локальная карта местности.

1.2. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОДХОДЯЩЕГО ИНТЕРВАЛА ДВИЖЕНИЯ

Первой задачей реактивной системы является определение оптимального интервала движения. Такой интервал является ближайшим к цели и характеризуется линейными (R_L, R_R) и угловыми (W_L, W_R) расстояниями до препятствий. (рисунок 1).

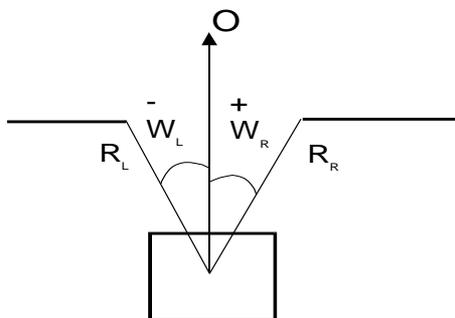


Рисунок 1. Линейные и угловые характеристики интервала: O – текущее направление

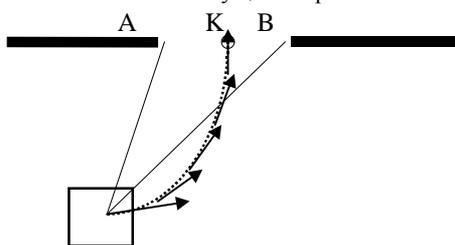


Рисунок 2. Траектория движения

Для выбора подходящего интервала движения используется динамическая нейронная сеть с фиксированными весовыми коэффициентами, а также аналитический метод. В случае, если свободный интервал движения не найден, происходит поворот робота на 90 градусов, если это возможно, и снова поиск свободного интервала движения.

Структура и алгоритм функционирования данного модуля описаны в [5].

1.3. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНОГО НАПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЯ

Следующая задача реактивной системы – определение подходящего направления движения в выделенном интервале. Оптимальным направлением движения является такое направление, которое обеспечивает минимальное угловое расстояние до цели в выбранном интервале движения без столкновения с препятствиями. Определение такого интервала осуществляется путем анализа выбранного интервала движения. Для этого используется аналитический и нейросетевой подходы.

1.3.1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ПОДХОД

Аналитический подход применяется в случае достаточно широких интервалов движения, когда $R_d > 2d$, где R_d – ширина выбранного интервала, а d – ширина робота. В этом случае анализируются следующие данные: угол α между текущим направлением и целью; угловые (W_L, W_R) и линейные (R_L, R_R) характеристики интервала движения. В результате формируется оптимальное направление движения, которое соответствует минимальному расстоянию до целевой точки. Аналитический модуль может работать в двух режимах. Первый из них предназначен для движения в открытом пространстве или в коридоре без препятствий. В этом случае робот движется по прямой линии. Второй используется в пространстве с препятствиями, например, при движении робота через дверной проем. В этом случае направление движения должно быть перпендикулярным линии (AB), характеризующей расположение интервала движения (рисунок 2). Поэтому траекторией движения робота должна быть дуга эллипса, которая проходит через определенную точку K в выделенном интервале (рисунок 2). Позиция точки K выбирается исходя из обеспечения кратчайшего расстояния до цели. Структура и алгоритм функционирования этого модуля описаны в [5].

1.3.2. НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД

Во время движения робот должен избегать столкновения с препятствиями. Это сложная задача, если выделенный интервал движения имеет небольшие размеры. В этом случае неточная карта местности может привести к столкновению с препятствием. Нейросетевой подход используется для робастного управления роботом на узких интервалах движения, когда $R_d < 2d$. Если обучить нейронную сеть правильным выходным данным, она будет обеспечивать робастное управление роботом при неточной карте местности. Для этих целей используются многослойные нейронные сети. Структура нейросетевого модуля представлена на рисунок 3.

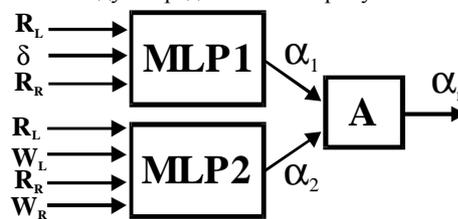


Рисунок 3. Архитектура нейросетевого модуля

Этот модуль состоит из двух многослойных нейронных сетей MLP₁ и MLP₂. Робастное направление движения робота формируется арбитром по правилу:

$$\alpha_r = \begin{cases} \alpha_1, & \text{если } (R_L \vee R_R) \leq g_1 R_t \\ \alpha_2, & \text{если } (R_L \wedge R_R) > g_1 R_t \end{cases}, \quad (1)$$

где $0 < g_1 \leq 1$ – постоянный коэффициент; R_t – порог видимости системы.

Исходя из (1) $\alpha_r = \alpha_1$, если робот движется в среде с различными препятствиями (например, дверной проем, и др.), и $\alpha_r = \alpha_2$, когда робот движется в коридоре. Блок MLP₁ формирует траекторию движения в виде дуги эллипса, что уменьшает вероятность столкновения с боковыми препятствиями. В результате достигается стабильное прохождение робота через дверные проемы. Блок MLP₂ формирует траекторию в виде прямой линии, что позволяет достичь стабильного движения в открытом пространстве и в коридорах. Рассмотрим структуру этих блоков.

Блок MLP₁ представляет собой 3-слойную нейронную сеть, которая состоит из 3 входных, 8 скрытых и 1 выходного

элемента. В качестве входной информации используются линейные (R_L и R_R) и угловые (δ) характеристики интервала движения. Здесь $\delta = W_L + W_R$. В качестве функции активации используется сигмоидная функция. Блок MLP₂ представляет собой также 3-слойную нейронную сеть. Она состоит из 4 входных, 6 скрытых и одного выходного нейрона. В качестве входной информации используются линейные (R_L и R_R) и угловые (W_L , W_R) характеристики интервала движения. Для обучения этих нейронных сетей используется алгоритм обратного распространения ошибки с адаптивным шагом обучения [6].

2. ФОРМИРОВАНИЕ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ

Для обучения блока нейронных сетей необходимо сформировать обучающую выборку. Каждый обучающий набор представляется в числовой форме и состоит из нескольких входных и одного выходного значения. Блок нейронных сетей используется для управления роботом на узких интервалах движения, ширина которых меньше, чем $2d$. Пусть R_t – радиус видимости робота. Тогда необходимо сформировать тренировочные наборы в следующей области V :

$$V \in \begin{cases} R_d \leq 2d \\ R_L \leq R_t \\ R_R \leq R_t \end{cases} \quad (2)$$

В качестве траектории движения блок MLP₁ формирует дугу окружности, которая проходит через центр робота и определенную точку K в выделенном интервале движения. Зная координаты точки K и координаты интервала движения (X_A, Y_A, X_B, Y_B) можно определить траекторию движения робота и направление движения в каждой точке (рисунок 2). В результате для одного положения робота относительно выделенного промежутка движения получается совокупность тренировочных наборов.

Производя вращение выделенного интервала движения [AB] и точки K относительно центра робота можно получить различные тренировочные наборы. Изменяя в области V расположение робота относительно интервала движения и выполняя перечисленные выше операции можно получить обучающую выборку, которая состоит из множества тренировочных наборов. Аналогичный подход применяется для блока MLP₂.

Для обеспечения робастного управления роботом при неточной карте местности необходимо соответствующим образом выбирать положение точки K в выделенном интервале движения. Тогда, если обучить нейронную сеть правильным выходным данным, то она сможет обеспечить устойчивое управление роботом при неточной карте местности.

Представленный подход характеризуется минимальным набором экспериментальных данных. Достаточно определить только положение точки K и характеристики интервала движения. Было проведено компьютерное моделирование модуля нейронных сетей. Размер обучающей выборки для этого модуля составил 120 наборов. После обучения робот успешно проходил узкие участки движения с различных позиций.

3. МОДУЛЬ ТОЧНОГО УПРАВЛЕНИЯ

Недостатком описанных выше подходов является то, что они не учитывают расстояния с боковых сторон робота до препятствий. В результате при выполнении маневров возможны столкновения робота с препятствиями.

Для того чтобы избежать столкновений в таких ситуациях, необходимо, чтобы боковое расстояние от робота до препят-

ствия было больше, чем радиус окружности, описанной вокруг робота:

$$S > \frac{d}{2} \sqrt{2}, \quad (3)$$

где d – ширина робота.

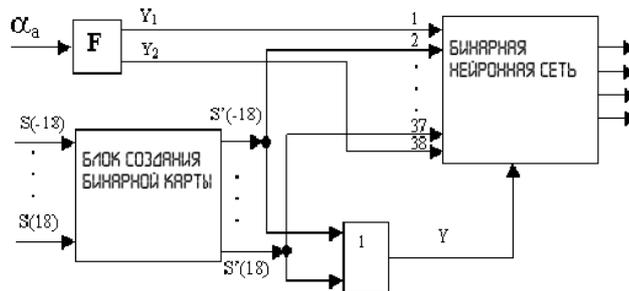


Рисунок 4. Модуль точного управления

Если условие (3) не выполняется, то управление роботом переходит к модулю точного управления. В этом случае угол поворота робота в любом направлении является постоянной величиной и равен одному градусу.

Структура модуля точного управления представлена на рисунке 4. Входной информацией для данного модуля является текущее направление движения робота α_a , которое поступает от аналитического модуля или модуля нейронных сетей, а также локальная карта местности $\{S(-18)..S(0)..S(18)\}$.

Блок преобразования F предназначен для преобразования углового направления движения α_a в двоичный вид. Это необходимо для управления бинарной нейронной сетью. Блок F выполняет следующие функции:

$$Y_1 = \begin{cases} 1, & \text{если } \alpha_a > 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad Y_2 = \begin{cases} 1, & \text{если } \alpha_a < 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (4)$$

Блок создания бинарной карты местности необходим для формирования локальной карты местности заданной конфигурации (рисунок 5а) и формирования сигнала Y активации бинарной нейронной сети. Такая карта нужна для управления роботом в ситуациях, когда препятствия расположены слишком близко (на расстоянии меньшем, чем Δ) от края робота (рисунок 5а).

Треугольная форма выбрана исходя из обеспечения плавных маневров при наличии препятствий по фронту робота. Технология преобразования состоит в том, что если препятствие находится в области $ABCDE$, то соответствующие элементы $S'(p)$ устанавливаются в единичные значения, а иначе – в нулевые (рисунок 5б).

В результате получается бинарный массив, который характеризует наличие препятствий в соответствующей области. Блок создания бинарной карты состоит из одного слоя пороговых нейронных элементов (рис. 6), каждый из которых соответствует определенному сектору карты местности.

Нейронные элементы выполняют следующие функции:

$$S'(p) = \begin{cases} 1, & \text{если } S(p) \leq T(p) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (5)$$

Здесь $T(p)$ – порог данного нейрона. Для создания бинарной карты местности в данной области необходимо соответствующим образом определить значения порогов нейронов.

Восемнадцать нейронов ($S'(-18)..S'(-10), S'(18)..S'(10)$), которые соответствуют области OAB и ODE участвуют в формировании сигнала возбуждения бинарной

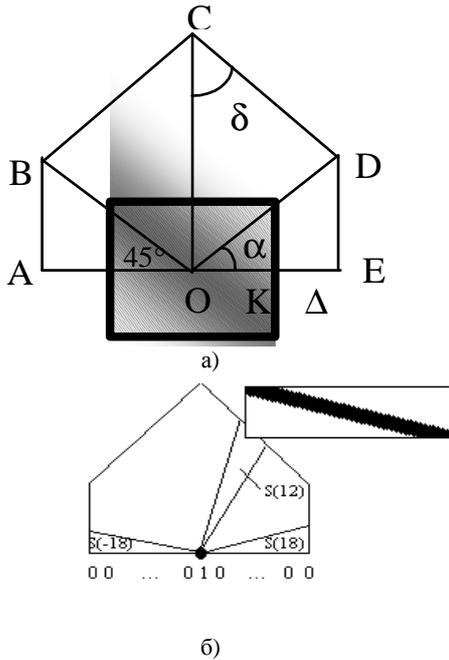


Рисунок 5. Конфигурация карты местности (а) и пример создания бинарной карты местности (б)

нейронной сети Y (рисунок 4). В результате, если препятствие находится в этих областях, то управление роботом производит бинарная нейронная сеть.

Эта сеть состоит из трех слоев. В качестве функции активации используется сигмоидная функция. Выходной информацией нейронной сети являются команды управления роботом (рисунок 7). Бинарная нейронная сеть функционирует по принципу огибания препятствий. Для обучения ее необходимо формировать тренировочные наборы. Для создания обучающей выборки используется логический подход. Как показали эксперименты, необходимый объем обучающей выборки составляет 40 наборов.

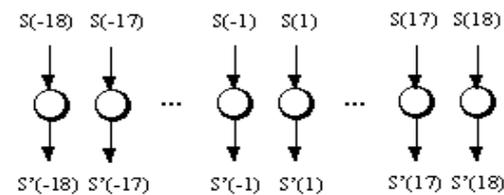


Рисунок 6. Создание бинарной карты местности

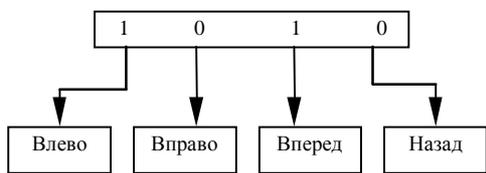


Рисунок 7. Команды управления роботом

4. САМООБУЧЕНИЕ

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.

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 формируются путем аналитического подхода. Тогда задача состоит в том, чтобы в процессе функционирования робота обучить модуль нейронных сетей для обеспечения робастного управления на узких интервалах движения.

Управление в режиме самообучения происходит от аналитического модуля и модуля точного управления. Процесс самообучения происходит методом проб и ошибок на узких интервалах движения. При успешном выполнении маневра формируются тренировочные наборы для обучения модуля нейронных сетей. При неудачной попытке происходит возвращение робота в исходную точку на несколько шагов назад и повторение маневра. Это достигается путем восстановления ситуации на предыдущем шаге робота ($t-1$) и формирования корректного направления движения $\gamma(k_1)$:

$$\gamma(k_1) = \gamma(k) \pm \delta \quad (6)$$

где $\gamma(k)$ – направление движения, сформированной аналитическим блоком в данной точке во время предыдущей попытки маневра; δ – угол коррекции направления движения.

Для формирования корректного направления движения используются данные от 6 тактильных сенсоров, которые расположены по периметру робота (рисунок 8). 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 $\gamma(k)$:

$$\begin{aligned} (P_1 = 1 \vee P_6 = 1) &\rightarrow \delta; (P_2 = 1 \vee P_3 = 1) \rightarrow -\delta; \\ ((P_4 = 1) \vee (P_5 = 1)) \wedge (y = 1) &\rightarrow -\delta; \\ ((P_4 = 1) \vee (P_5 = 1)) \wedge (y = 0) &\rightarrow \delta \end{aligned} \quad (7)$$

В этих выражениях сигнал y формируется следующим образом:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{если } \gamma(k) > 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (8)$$

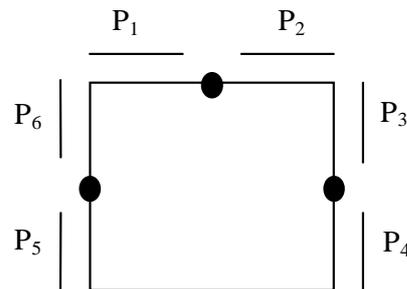


Рисунок 8. Расположение тактильных датчиков

В результате этого формируется положительное или отрицательное значение угла коррекции направления движения.

Так как модуль точного управления функционирует под управлением аналитического модуля, то происходит также коррекция выходных данных бинарной нейронной сети. В некоторых ситуациях необходимо корректировать выходные значения бинарной нейронной сети путем изменения способа ее функционирования. Это достигается путем анализа информации от тактильных сенсоров и выходных значений бинарной нейронной сети на предыдущем шаге робота. Например:

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

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

где $K(t-1)$ и $K(t)$ – это соответственно выходные значения бинарного блока на предыдущем и текущем шаге движения робота.

Маневр считается успешным, если робот достиг точки K в выбранном интервале движения без столкновений с препятствиями. В этом случае производится вращение характеристик интервала движения и определяется совокупность тренировочных наборов для модуля нейронных сетей. В результате моделирования различных ситуаций формируется обучающая выборка.

Применение модуля точного управления для управления роботом в режиме самообучения позволяет уменьшить коли-

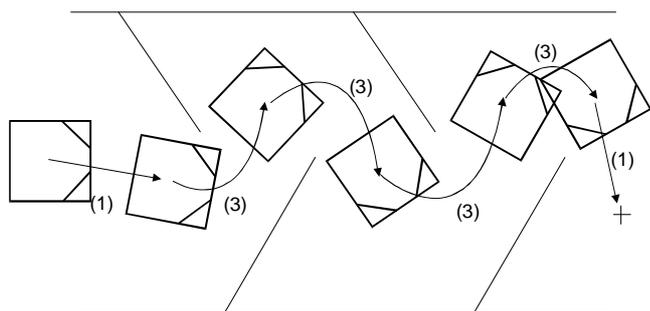


Рисунок 9.

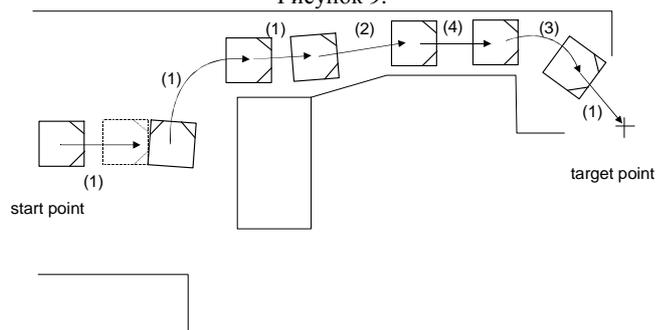


Рисунок 10.

(1)-Аналитический модуль (2)-MLP₂ (3)-MPL₁ (4)- Модуль точного управления

чество 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.

УДК 681.324.01

Головко В. А., Савицкий Ю. В.

АДАПТИВНЫЕ МЕТОДЫ ОБУЧЕНИЯ ГРАДИЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

ВВЕДЕНИЕ

Интенсивные исследования в области нейронных сетей и полученные теоретические и практические результаты привели к возникновению новых технологий создания интеллектуальных систем в различных областях знаний. Способность нейронных сетей к самоорганизации, адаптации и обучению

5. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Способность робота к самообучению была проверена с помощью моделирования. В процессе экспериментов весовые коэффициенты нейронных сетей (раздел 2.3.2) были инициализированы случайным образом. После этого в процессе взаимодействия с неизвестной окружающей средой происходило обучение таких сетей.

Вначале робот должен был сформировать обучающую выборку методом проб и ошибок. После этого производилось обучение нейронных сетей методом обратного распространения ошибки с адаптивным шагом обучения [6]. Для моделирования использовались неточные показания датчиков. Например, линейные и угловые расстояния до препятствий отличались от реальных значений. После самообучения робот был протестирован в различных ситуациях. Задача «слалом» показана на рисунок 9. Как можно видеть, управление роботом производится аналитическим блоком и блоком MLP₁. Рисунок 10 иллюстрирует движение робота в пространстве с узкими участками. При этом робот использует различные модули для управления.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье описан нейросетевой подход для управления мобильным роботом. При этом робот способен самообучаться в процессе функционирования. В процессе взаимодействия робота с окружающей средой формируются тренировочные наборы, используемые для обучения. Такой подход позволяет роботу адаптироваться к различным ситуациям. Описанная система работает в реальном масштабе времени.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. S.Thrun. *An approach to learning mobile robot navigation.* // Robotics and Autonomous Systems. 1995, V.15, N.4, pp.301-319.
2. Ron Sun. *Autonomous learning of sequential tasks: Experiments and analyzes.* // IEEE transactions on Neural networks. 1998, V.9, N.6, pp.1217-1233.
3. Jose del R.Millan. *Reinforcement learning of goal-directed obstacle avoiding reaction strategies in an autonomous mobile robot.* // Robotics and Autonomous Systems. 1995, V.15, N.4, pp. 275-299.
4. V.Golovko, K.Schilling, H.Roth, R.Sadykhov, P.Albertos, V.Dimakov. *The architecture of the neural system for control of a mobile robot.* // Proceedings of the ICNNAI'99, Brest, Belarus, 1999, pp. 57-61.
5. V. Golovko and V. Dimakov. *Architecture of Neural System for Control of Autonomous Vehicles* // Preprints of the 3rd IFAC Symposium of Intelligent Autonomous Vehicles, Madrid, Spain, 1998– Oxford UK: Elsevier Science Ltd, 1998, v. 1.
6. V.Golovko, Y.Savitsky. *New approach of the recurrent neural network training.* // Proceedings of the ICNNAI'99, Brest, Belarus, 1999, pp.32-35.