

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ

Головки В.А., Николайчук Д.Ю., Климович А.Н.

Брестский политехнический институт

Введение

Данная работа является дальнейшим развитием блока определения робастного направления движения, который используется в интеллектуальной нейронной системе для управления на узких интервалах движения. Как отмечалось в предыдущей статье, для данного блока использовалась многослойная нейронная сеть, где в качестве входной информации применялось изображение на матрице 64×32 . Такая сеть является довольно громоздкой и требует значительного времени обучения. Для устранения этих недостатков было разработано несколько вариантов нейронных сетей, которые работают с числовыми данными. Эти данные характеризуют угловые и линейные расстояния от робота до препятствий в выделенном диапазоне движения. Предлагаемые нейронные сети обладают значительно меньшей сложностью и временем обучения. Особенно это важно для самообучающейся нейронной системы, основные теоретические положения которой разработаны и проходят стадию экспериментального моделирования.

2. Аналоговая нейронная сеть.

Является трехслойной нейронной сетью с сигмоидной функцией активации нейронных элементов. (рис.1) Она состоит из четырех входных, шести промежуточных и одного выходного нейрона. В качестве входной информации используются линейные и угловые расстояния до препятст-

3. Искусственный интеллект и нейронные сети

вий(рис.2). Перед поступлением на входы сети они масштабируются в отрезок $[0,1]$ по следующим правилам: $N_1=L_1/600$; $N_2=L_2/600$; $N_3=(\alpha_1/100+1)/2$; $N_4=(\alpha_2/100+1)/2$ Информация на выходе нейронной сети характеризует желаемое направление φ движения робота, которое получается из преобразования выходного значения s нейронной сети следующим образом: $\varphi=(s-1)*100$.

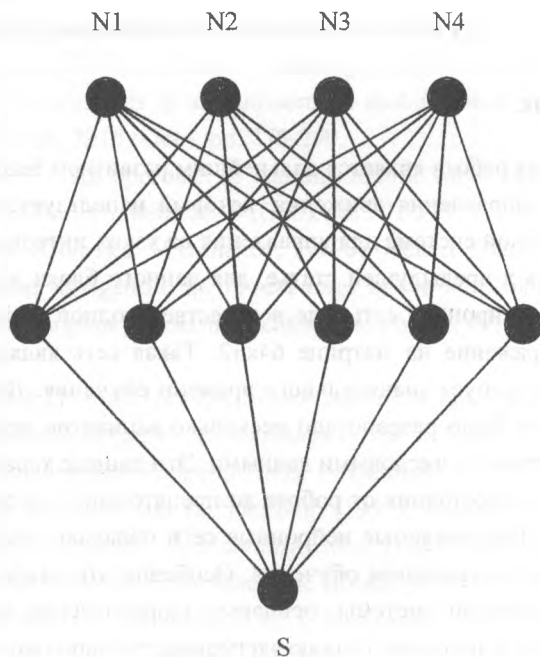


Рис.1. Структура нейронной сети

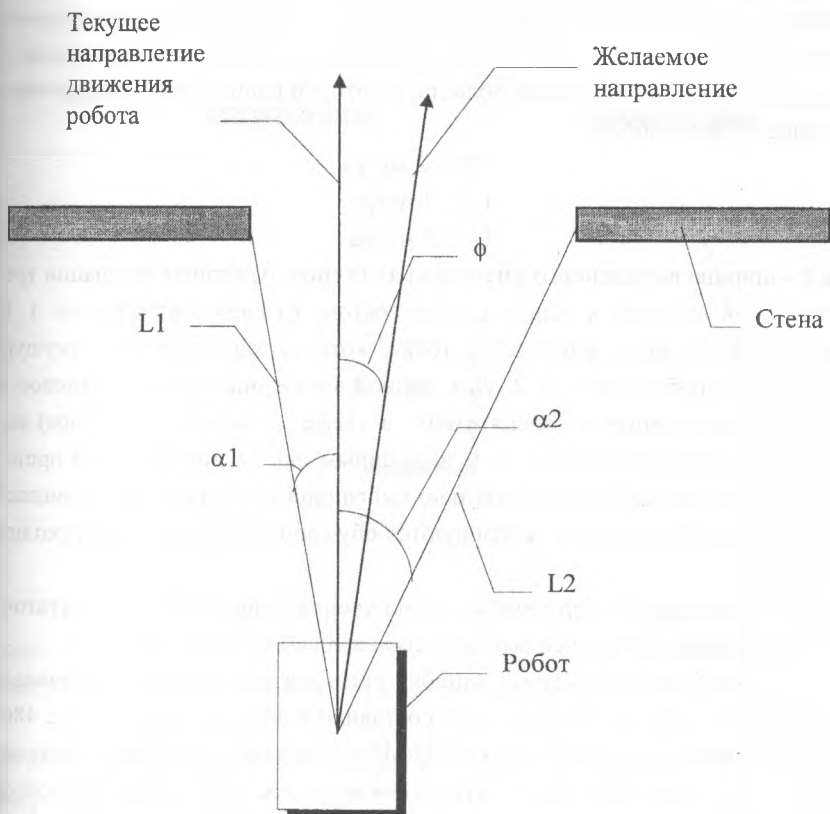


Рис. 2. Робот около препятствия.

Как следует из приведенного выражения, выходные значения нейронной сети изменяется в диапазоне $[-100^\circ, 100^\circ]$. Для обучения сети необходимо генерировать тренировочные наборы. Каждый набор представляется в числовой форме и состоит из четырех входных и одного выходного зна-

3. Искусственный интеллект и нейронные сети

чения. Выходное значение характеризует эталонное направление робота. Как отмечалось в предыдущей статье, рассматриваемая нейронная сеть предназначена для ориентации робота на узких участках движения, ширина которых меньше 2 метра. С учетом принятой системы обзора радиусом 2 метра, получается следующая область, в которой необходимо генерировать тренировочные наборы:

$$1 < b \leq 2 \text{ метра}$$

$$L_1 \leq 2 \text{ метра}$$

$$L_2 \leq 2 \text{ метра}$$

где b - ширина выделенного интервала движения. Алгоритм генерации тренировочной выборки в общем случае состоит из следующих шагов: 1. В области G случайно выбирается точка, которая характеризует текущую ориентацию робота (рис. 3) 2. Для данной точки определяется угловое и линейное расстояние до препятствий, а также желаемое (эталонное) направление движения робота. 3. С выбранным шагом дискретности производим вращение робота относительно выбранной точки (рис. 4), в процессе которого последовательно генерируются обучающие наборы. 4. Переходим к пункту 1.

Как показали эксперименты, для обучения нейронной сети достаточно, чтобы объем обучающей выборки составлял 40-60 наборов.

Максимально допустимая ошибка сети для всех наборов задавалась равной $5 \cdot 10^{-5}$. Время обучения сети составило 4 часа на компьютере с 486-м процессором и тактовой частотой 66 МГц. После обучения было произведено тестирование нейронной сети путем моделирования движения робота на компьютере. Задание робота состояло в прохождении узких интервалов движения (проезд через дверь, и т.д.).

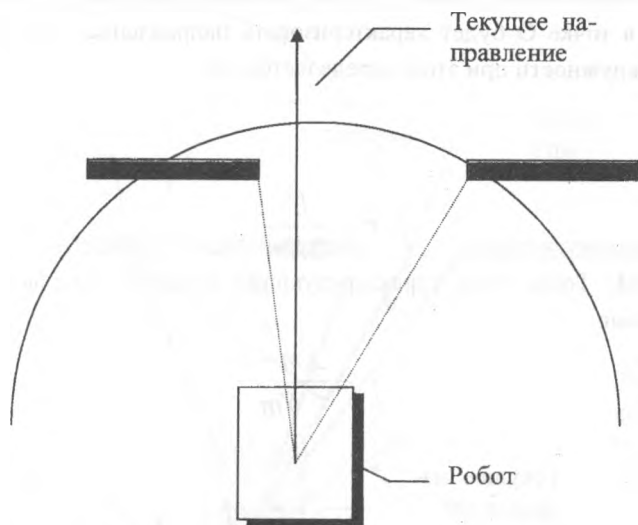


Рис. 3. Робот в области G.

В ходе экспериментов нейронная сеть продемонстрировала обобщающую способность, когда она обеспечивала устойчивое управление на входных данных, которые не входили в обучающую выборку.

3. Нейронная сеть для движения робота по дуге окружности.

Стремление сделать траекторию движения робота более приближенной к реальной привела к разработке другой нейронной сети, где движение робота происходит по дуге окружности. В этом случае, если известно эталонное направление движения робота, то можно определить координаты точки В (X_m , Y_m) (рис. 5) и вычислить длину отрезка ОВ. Из середины отрезка ОВ проводим перпендикуляр и находим точку С пересечения его с

3. Искусственный интеллект и нейронные сети

линией препятствия. Точка С будет центром окружности, касательная к которой в точке О будет характеризовать направление движения робота. Радиус окружности при этом определяется так:

$$r = \frac{L^2}{2X_m}$$

где $L=|OB|$. Тогда угол, характеризующий желаемое направление робота будет равен:

$$\gamma = \frac{X_m - r}{Y_m}$$

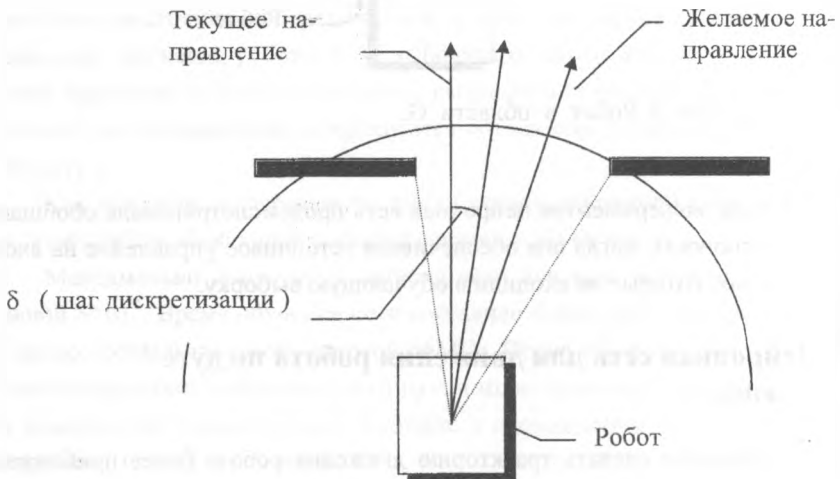


Рис. 4. Вращение робота.

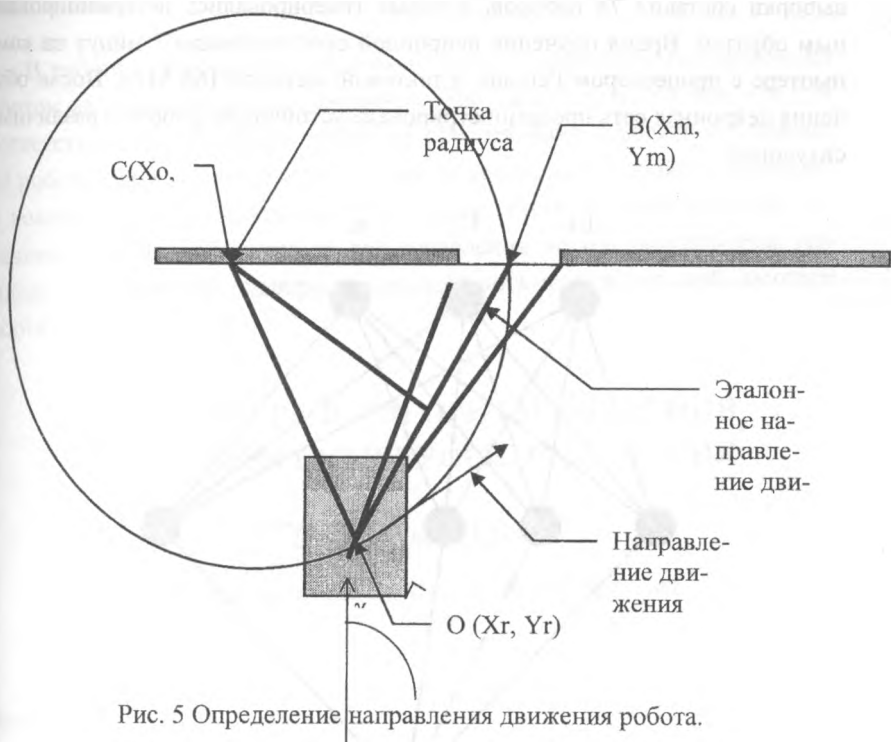


Рис. 5 Определение направления движения робота.

Для формирования направления движения робота была разработана трехслойная нейронная сеть (рис. 6) Первый слой состоит из 3-х нейронов, на которые подаются линейные расстояния до препятствий и угловое расстояние α , которое характеризует угловую ширину свободного промежутка движения. Промежуточный слой содержит восемь нейронов с сигмоидной функцией активации. На выходе сети формируется угол γ , который определяется в соответствии с касательной, проведенной к окружности в точке O , характеризующей центр робота. Входные и выходные данные как и в предыдущем случае масштабируются в промежуток $[0, 1]$. Объем обучающей

3. Искусственный интеллект и нейронные сети

выборки составил 78 наборов, которые генерировались детерминированным образом. Время обучения нейронной сети составило 7 минут на компьютере с процессором Pentium и тактовой частотой 166 МГц. После обучения нейронная сеть продемонстрировала устойчивую работу в различных ситуациях.

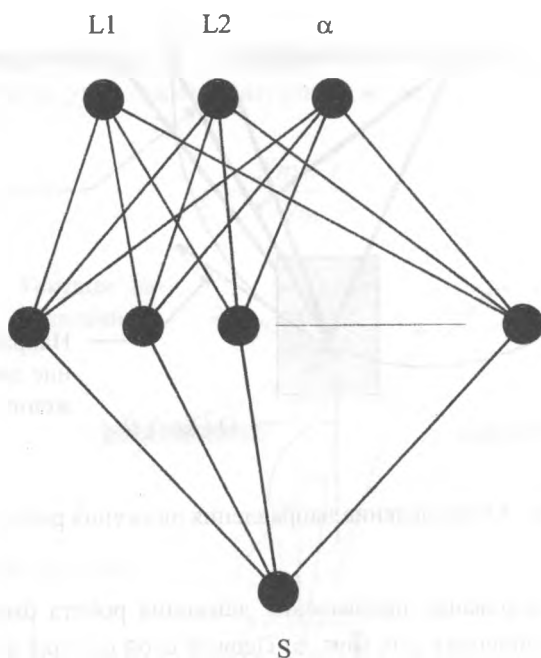


Рис.6. Структура нейронной сети

Заключение.

В работе описываются нейронные сети для автономного управления роботом на узких интервалах движения. Она характеризуется тем, что при соответствующем обучении, способна обеспечивать корректное управление роботом при неточной информации от сенсорных устройств. Проведено компьютерное моделирование нейронных сетей, которое показало устойчивое функционирование их для управления мобильным роботом. Натурные эксперименты планируется осуществить на реально действующем роботе "Walter"(Германия).

АРХИТЕКТУРА И АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Савицкий Ю.В.

Брестский политехнический институт

Введение

Одним из фундаментальных свойств нейронных сетей является их способность после обучения к обобщению и пролонгации результатов. Это создает предпосылки для создания на их базе различного рода систем прогнозирования [1, 2, 4]. Основными проблемами в технологии нейросетевого прогнозирования является выбор архитектуры нейронной сети, способной адекватно описывать прогнозируемый процесс и выполнять успешный прогноз. При этом важным вопросом является выбор типов нейроэлементов в архитектуре прогнозирующей нейросистемы, от которого во многом зависит способность модели сформировать оптимальную прогнозирующую функцию во время обучения. Другой важнейшей проблемой в технологии