

МОДЕЛЬ АДАПТИВНОЙ НЕЙРОННОЙ СХЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ МАНИПУЛЯЦИОННОГО РОБОТА

MODEL OF ADAPTIVE NEURAL CONTROL CIRCUIT OF NONLINEAR DYNAMIC SYSTEMS OF A MANIPULATING ROBOT

**Yan Zhengjie
N. Rostov**

Summary. The article discusses the features of manipulation robot control. The scientific foundation of knowledge was formed by the theory of neural network modeling and fuzzy sets. The simulation was carried out on the example of an industrial three-link manipulation robot. Based on the results of the study, the article developed a model of an adaptive neural control scheme for nonlinear dynamic systems of a manipulation robot based on the Elman recurrent network. The algorithm for controlling the rotation of the robot manipulator is also formalized.

Keywords: neural circuit, manipulation robot, movement, turn, obstacles, accuracy.

Янь Чжэнцзе

*Аспирант, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
yanzhengjie1019@gmail.com*

Ростов Николай Васильевич

*К.т.н., доцент, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
rostovnv@mail.ru*

Аннотация. В статье рассмотрены особенности управления манипуляционным роботом. Научный фундамент познания составила теория нейросетевого моделирования и нечетких множеств. Моделирование проводилось на примере промышленного трехзвенного манипуляционного робота. По результатам исследования в статье разработана модель адаптивной нейронной схемы управления нелинейными динамическими системами манипуляционного робота на основе рекуррентной сети Элмана. Также формализован алгоритм управления поворотом манипулятора робота.

Ключевые слова: нейронная схема, манипуляционный робот, перемещение, поворот, препятствия, точность.

В эпоху интенсивного развития научно-технического прогресса одним из ключевых направлений совершенствования промышленного производства является его автоматизация, которая позволяет повысить рост эффективности благодаря улучшению качества выпускаемой продукции, а также сокращению числа занятых. Значительные перспективы автоматизации не только в промышленности, но и во многих сферах жизни, заключены в использовании роботизированных комплексов, в состав которых входят механические манипуляторы и системы управления ими. Применение промышленных роботов-манипуляторов позволяет повысить точность выполнения технологических операций, уменьшить влияние человеческого фактора на производственный процесс, сократить площадь производственных помещений и обеспечить бесперебойную работу в течение 365 дней в году и в определенной степени уменьшить влияние вредных факторов на персонал [1].

Управление роботами-манипуляторами имеет ряд существенных отличий. В первую очередь, это обусловлено значительным количеством механических осей, которые регулируются обособленно. Так, сегодня наиболее распространенными являются роботы, которые

имеют шесть и более осей. Очевидно, что между осями образуются динамические и кинематические связи, специфику которых необходимо принимать во внимание, чтобы достичь необходимого качества процессов управления. Например, нелинейность кинематической схемы, которая характерна для большинства роботов, существенным образом ограничивает ускорение и скорость в разных точках рабочего пространства.

Традиционные стратегии управления, к числу которых относятся наиболее распространенные замкнутые системы управления с ПИД-регуляторами, не всегда способны обеспечить высокое качество управления сложными динамическими системами манипуляционного робота [2]. В данном случае одним из наиболее перспективных направлений является применение нейросетевых технологий.

Нейроуправление сочетает элементы таких дисциплин, как автоматическое управление, искусственный интеллект, робототехника. Нейронные сети имеют ряд уникальных качеств, обуславливающих использование их в системах управления: нейронные сети способны к обучению на основе накопленных данных, они представляют собой мощный метод имитации процессов

и явлений, позволяют воспроизводить очень сложные зависимости, нейронные сети могут адаптироваться к изменению свойств объекта управления и внешней среды, имеют высокую устойчивость к повреждениям своих элементов, поскольку обработка информации выполняется одновременно всеми нейронами.

Таким образом, с учетом вышеизложенного, исследование особенностей и возможностей применения методов нейросетевого управления динамическими системами манипуляционного робота для эффективно-го выполнения им сложных задач, которые включают разработку комплексных интеллектуальных систем контроля его состояния и планирования действий, является актуальной научно-практической проблемой, которая и обуславливает выбор темы данной статьи.

Вопросам управления манипуляционными автономными объектами посвящено значительное количество публикаций таких авторов как: Оськин Д. А., Дьяченко М. Е., Лесков А. Г., Энгель Е. А., Dai Changsheng, Stelter Simon, Lopez-Lara J. Guillermo.

Ключевые аспекты теории и методы синтеза систем управления нелинейными многомерными динамическими объектами на базе многослойных нейросетей подробно рассматриваются в работах Shi Qun, Sanalitra Dario, Sternad Dagmar, Francois R., И. М. Макарова, В. М. Голубика, С. В. Манько. В работах указанных авторов значительное внимание уделено фундаментальным свойствам нелинейных многослойных нейросетей и алгоритмам их обучения в режиме реального времени, также приведены примеры компьютерного моделирования нейросетевых систем управления связанными манипуляционными роботами с применением пакета MATLAB.

Кроме того, следует отметить, что в ведущих научных лабораториях мира разработано много методов использования нейронных сетей для решения задач управления динамическими объектами, среди которых следует отметить следующие: обобщенное инверсное управление, метод обратного распространения ошибки по прямому нейроэмулятору, модельное управление по прогнозу, методы управления на основе адаптивной критики, метод многомодульного управления на основе инверсных и прямых моделей, методы гибридного параллельного управления при использовании нейронных сетей, метод нейросетевой фильтрации внешних возмущений, нейроуправление с эталонной моделью и другие.

Существующие на сегодняшний день достижения, а также успешно адаптированные модели наглядно иллюстрируют эффективность применения нейросетевых методов управления различными промышленными

объектами, в том числе и роботами, в сложных условиях функционирования.

В тоже время не подлежит сомнению тот факт, что современные системы управления манипуляционными роботами должны эффективно приспосабливаться к изменению условий функционирования за счет быстрой корректировки параметров и структуры используемых законов управления. Удовлетворить этим требованиям позволяет аппарат теории адаптивного управления.

Таким образом, с учетом вышеизложенного, цель статьи заключается в разработке модели адаптивной нейронной схемы управления нелинейными динамическими системами манипуляционного робота.

В качестве примера рассмотрим промышленный трехзвенный робот манипулятор, звенья которого соединены между собой приводами вращательного движения. Положение звеньев определяется углами $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$. Помимо этого, на звенья робота действуют силы веса, которые направлены под некоторым углом α к выбранной системе координат, что демонстрирует возможность устройства работать под любым углом к горизонту.

Основной характеристикой объекта управления является его передаточная функция, записанная в терминах преобразования Лапласа, которая определяет соотношение выхода объекта $y(s)$ к входу $x(s)$ при нулевых начальных условиях.

Математическая модель, описывающая движение робота, имеет следующий вид:

$$\varphi = \omega_y \quad \omega_y = -\frac{1}{T_s} \omega_y + \frac{K}{T_s} \delta$$

где φ — угол отклонения от заданной траектории движения;

ω_y — угловая скорость вращения вокруг вертикальной оси;

δ — угол поворота вокруг вертикальной оси;

T_s — постоянная времени,

K — постоянный коэффициент с размерностью рад/с.

Уравнение, описывающее объект управления, имеет характер интегрируемого звена с опозданием, и описывается дифференциальным уравнением, поскольку в качестве исходной величины рассматривается не угловая скорость, а угол поворота, который является интегралом от угловой скорости:

$$T \frac{d^2 x_2}{dt^2} + \frac{dx_2}{dt} = kx_1$$

Передаточная функция звена:

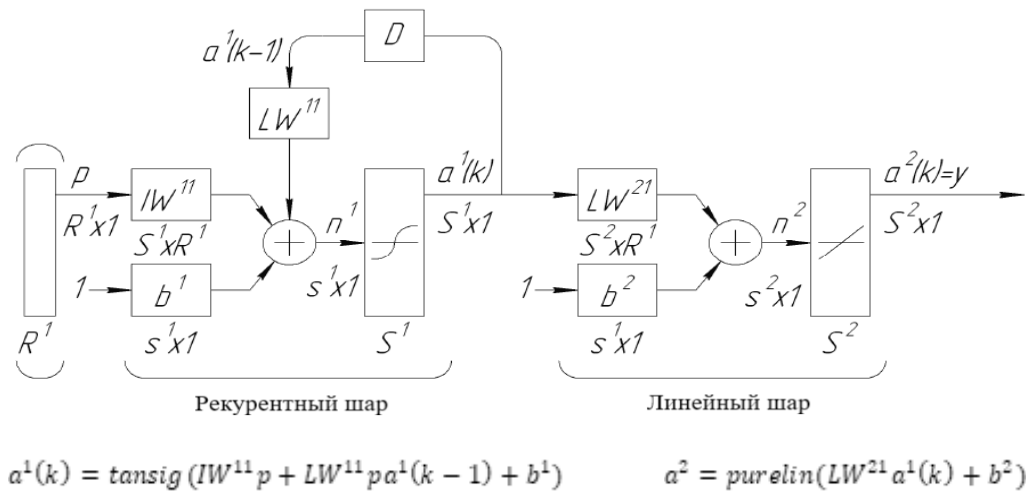


Рис. 1. Структура нейронной сети Элмана

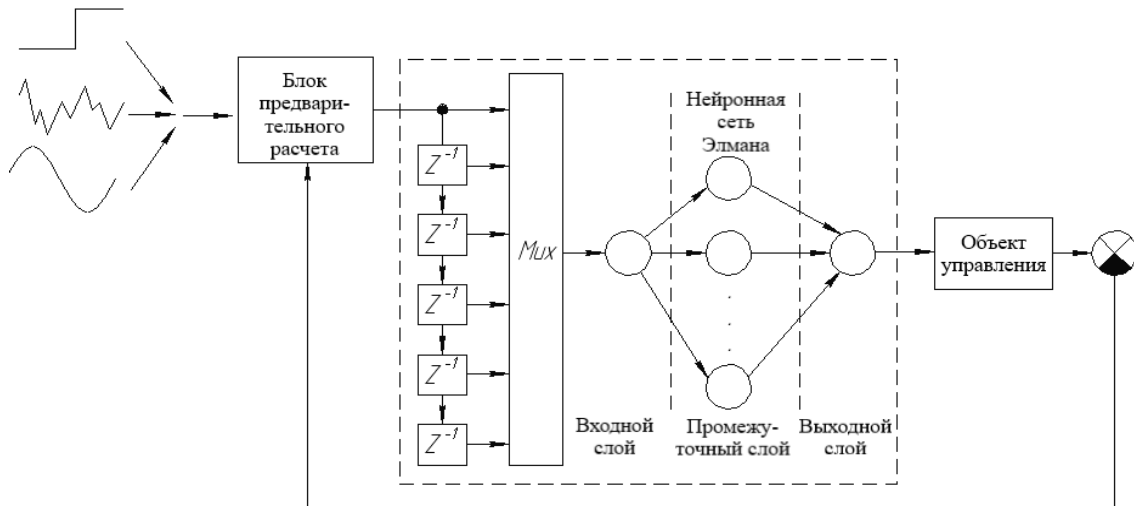


Рис. 2. Структурная модель искусственной нейронной сети управления промышленным трехзвенным манипуляционным роботом

$$P(s) = \frac{K}{s(T_s s + 1)}$$

Привод робота имеет характер апериодического звена первого порядка, который можно описать дифференциальным уравнением:

$$T \frac{dx_2}{dt} + x_2 = kx_1$$

Соответственно передаточная функция звена привода имеет следующий вид:

$$R(s) = \frac{1}{T_r s + 1}$$

Для управления движением робота-манипулятора, представляющего собой нелинейную динамическую систему, целесообразно применять нейроконтроллер, который базируется на искусственной нейронной сети Элмана (рис. 1).

Преимуществом нейронной сети Элмана является повышенная устойчивость, поскольку в ней обратные связи заведены из выходов внутренних нейронов на промежуточный слой, что делает ее более устойчивой по сравнению с рекуррентной сетью аналогичного типа (например, нейронная сеть Хопфилда, в которой внутренние обратные связи подводятся к первичным входам, где происходит смешивание сигналов). Кроме

того, нейронная сеть Элмана позволяет учитывать предысторию наблюдаемых процессов и накапливать информацию для выбора правильной стратегии управления роботом [3].

В системе MatLab / Simulink создана модель искусственной нейронной сети для управления манипуляционным роботом, содержащая входной слой из 15 нейронов и скрытый слой в вариантах от 12 до 19 нейронов, которые имеют локальные обратные связи через линии задержки. Выходной слой содержит 1 нейрон с линейной функцией активации (purelin) (см. рис. 2).

Состояние нейронов рекуррентного слоя сети опишем следующими уравнениями:

$$\begin{cases} n^1(k) = LW^{11}a^1(k-1) + IW^{11}p + b^1, a^1(0) = a_0^1 \\ a^1(k) = \text{tansig}(n^1(k)) \end{cases}$$

Линейный слой нейронной сети является безынерционным, а состояние его нейронов определяется соотношениями:

$$\begin{cases} n^2(k) = LW^{21}a^1(k) + b^2 \\ a^2(k) = \text{purelin}(n^2(k)) \end{cases}$$

Последовательность значений выходного сигнала, который попадает на линию обратной связи с задержкой, содержащей N-1 блоков опоздания z-1, а выход линии задержки, который состоит из значений входа в момент времени k, k-1, ..., k-N-1, опишем следующим выражением:

$$a(k) = \sum_{i=1}^k w_{1i} a(k-t+1) + b$$

Угол поворота манипулятора представим в виде общей переменной $u = (u_1, u_2)^T$, где u_1 — настоящий угол поворота первого звена и u_2 — настоящий угол поворота второго звена. Поскольку в этом примере $y = (y_1, y_2)^T = (0, 0)^T$, поэтому удовлетворяются равенства

$$\begin{aligned} z &= (z_1, z_2)^T = u \text{ и} \\ v &= (v_1, v_2)^T = r = (r_1, r_2)^T, \end{aligned}$$

где r_1 и r_2 — желанные углы поворота манипулятора; z — управляемая траектория манипулятора, v — дополнительная траектория манипулятора, y — вектор состояния манипулятора.

Для описания изменений желаемых углов поворота манипулятора используем следующие законы: $r_1(t) = \sin(t)$ и $r_2(t) = \cos(t)$.

Опишем модель нейронной схемы адаптивного управления манипулятором с помощью такого уравнения состояний с переменной структурой:

$$\begin{aligned} u &= \frac{du}{dt} = -(\alpha + |v|) \text{sgn}(u - v) = \\ &= \begin{cases} -\alpha - |v|, & \text{если } u > v \\ 0, & \text{если } u = v \\ \alpha + |v|, & \text{если } u < v \end{cases} \end{aligned}$$

где $u \in \mathcal{R}^n$ — вектор состояний, $\alpha \in \mathcal{R}^n$ — постоянный параметр,

$$\text{sgn}(u - v) = \begin{cases} 1, & \text{если } u > v \\ 0, & \text{если } u = v \\ -1, & \text{если } u < v \end{cases}$$

Для получения решений представленного уравнения численным методом используем соответствующие два разностных уравнения с шагами по времени $\Delta t_1 = \Delta t_2 = 1.0 \times 10^{-3}$. Элементы функции $|r|$ в этих уравнениях вычисляются, как конечные разности первого порядка (разностные коэффициенты Ньютона). В указанных уравнениях равенство $u = r$ заменяется на неравенство $|u - r| \leq 0,01v$.

Обучение сети (корректировку весовых коэффициентов и смещений нейронов до достижения заданной ошибки) будем проводить с использованием метода сопряженных градиентов (Флетчера-Ривса), которому свойственна хорошая сходимость вычислительного процесса: для положительно определенной квадратичной функции от n переменных минимум достигается не более чем через n шагов.

Алгоритм обучения нейронной сети состоит из следующих шагов:

1. В начальный момент времени $t=1$ все нейроны скрытого слоя устанавливаются в нулевое положение — исходное значение равно нулю.
2. Входное значение подается на сеть, где происходит его прямое распространение.
3. Согласно выбранному алгоритму Флетчера-Ривса, который по сравнению с алгоритмом градиентного спуска, регулирует скорость сходимости не только за счет настройки параметра скорости, но и корректирует размер шага на каждой итерации, достижение установленного значения ошибки выполняем за минимальное количество итераций.

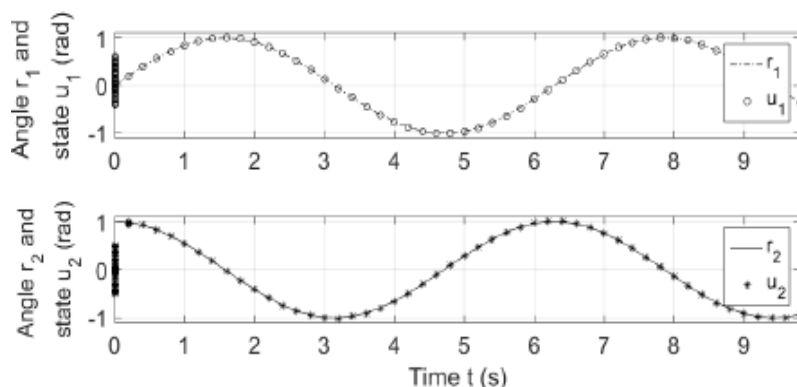


Рис. 3. Динамика желаемого угла поворота $r(t) = (r_1(t), r_2(t))^T$ манипулятора и динамика состояния $u(t) = (u_1(t), u_2(t))^T$ адаптивной нейронной схемы управления, описанной разностным уравнением, которое соответствует дифференциальному уравнению состояний с переменной структурой

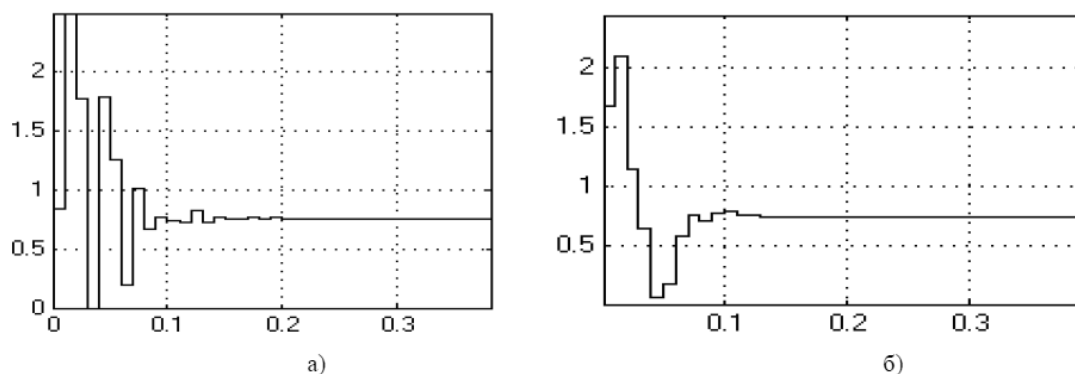


Рис. 4. Тестирование нейронной сети на импульсную функцию, амплитуда входного сигнала 0,75 а) обучение происходило для 200 входных значений; б) обучение происходило для 400 входных значений

- Установим $t=t+1$ и осуществим переход на 2 шаг. Обучение нейронной сети выполняется до тех пор, пока суммарная среднеквадратичная погрешность сети не примет наименьшее значение.

Минимум функционала ошибки рассчитывается следующим образом:

$$x_{k+1} = x_k + a_k p_k$$

где, x_{k+1} — новое значение вектора параметров настройки;

x_k — вектор значений параметров на k -й итерации;

a_k — параметр скорости обучения.

$$p_k = -g_k + \beta_k p_{k-1}$$

где, β_k — константа, определяемая как:

$$\beta_k = \frac{g_k^T \cdot g_k}{g_{k-1}^T \cdot g_{k-1}}$$

На рисунке 3 показано динамику желаемого угла поворота r манипулятора и динамику состояния $u(t)$ адаптивной нейронной схемы управления поворотом робота манипулятора, которые описываются разностными уравнениями, где $\alpha_k = 7.0, u_k(0) \in (-0.4, 0.4)$ — 50 однородно распределенных случайных чисел, $k = 1, 2$.

Как видно из рис. 1, $u1$ и $u2$ стремятся к $r1$ и $r2$, соответственно в течение конечного промежутка времени для различных начальных условий $u_k(0), k = 1, 2$.

Итак, алгоритм нейроуправления манипулятором робота состоит из следующих основных шагов: 1 — ге-

нерируется траектория манипулятора, если будущая траектория $um(n)$, неизвестна, то принимается $um(n) = const$; 2 — используя предварительно рассчитанный управляющий входной вектор и нейронную модель объекта управления, выполняется прогнозирование поведения манипулятора; 3 — рассчитывается новый управляющий входной сигнал, который максимизирует функционал качества; 4 — повторяются шаги 2 и 3, пока не будет достигнута необходимая максимизация; 5 — направляется первый управляющий входной сигнал на объект; 6 — повторяется весь процесс для каждого временного шага.

Графики на рисунке 4 показывают, что в случае импульсных входных сигналов (или переходных процессов с малыми постоянными времени) увеличение объема обучающей выборки обеспечивает лучшие результаты управления с помощью нейронной сети.

Таким образом, подводя итоги проведенного исследования, можно сделать следующие выводы. В процессе исследования разработана модель адаптивной нейронной схемы управления нелинейными динамическими системами манипуляционного робота на основе рекуррентной сети Элмана. Обоснован выбор архитектуры сети и предложен алгоритм ее обучения по методу сопряженных градиентов.

Модель поворота планарного манипулятора описана дифференциальным уравнением первого порядка с перемешанной структурой и выходным уравнением. Модель отличается простой структурой и ее можно использовать, когда внутренняя динамика и параметры управляемой системы неизвестны. Компьютерное моделирование применения модели для оптимального управления отслеживанием угла поворота манипулятора робота подтверждает теоретические положения и демонстрирует высокую эффективность ее функционирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Воевода А.А., Романиков Д. О. Формирование структуры нейронной сети посредством декомпозиции исходной задачи на примере задачи управления роботом манипулятором // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2018. № 9. С. 27–32.
2. Белов М.П., Чан Д. Х. Интеллектуальный контроллер на основе нелинейного оптимального управления роботами-манипуляторами // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2018. № 9. С. 76–86.
3. Ту Р. Управление движением роботом-манипулятором на основе нечеткой логики // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: «Естественные и технические науки». — 2018. - № 1. - С. 61–67.

© Янь Чжэнцзе (yanzhengjie1019@gmail.com), Ростов Николай Васильевич (rostovnv@mail.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»