

НЕЙРО-НЕЧЕТКИЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ УЛУЧШЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК МНОГОСВЯЗНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ МАНИПУЛЯЦИОННЫМ РОБОТОМ

А. В. Смирнов*, Ю. А. Быковцев**

***РТУ МИРЭА, г. Москва

*✉ alexander-smirnov-avs@yandex.ru, **✉ bykovcev@mirea.ru

Аннотация. Применение теории многосвязных систем управления является эффективным подходом при работе с манипуляционными роботами, а также с другими объектами, вектор состояния которых характеризуется взаимовлиянием компонент. Так, в случае манипулятора моменты сил, задающие статическую и динамическую нагрузки на валах исполнительной подсистемы, нелинейно зависят от значений обобщенных переменных. В то же время динамическая модель, описывающая эту зависимость, часто включает в себя ряд неопределенностей, связанных с особенностями выполняемой задачи, условиями рабочей среды, конструкцией робота, а также с изменением параметров системы по мере эксплуатации. В этой связи следует говорить об актуальности применения технологий обработки знаний, расширяющих возможности функционирования систем управления в условиях неопределенности. В частности, задачи, связанные с аппроксимацией нелинейных функций многих переменных (к которым относится многосвязное интеллектуальное управление манипулятором), эффективно решаются системами на основе нейро-нечетких подходов, из которых наибольшее распространение получила технология ANFIS. В настоящей работе рассмотрена модифицированная ANFIS-структура для аппроксимации решения обратной задачи динамики манипуляционного робота, а также ее программно-алгоритмическая реализация. Проведены экспериментальные исследования по сравнению предложенной модификации с аппроксиматором на базе совокупности классических ANFIS-структур (а также систем управления на их основе). Показано, что предложенный подход обеспечивает значительное повышение быстродействия процедуры нечеткого вывода и, как следствие, точности отработки заданной траектории многосвязной системой управления.

Ключевые слова: манипуляционный робот, интеллектуальное управление, нейро-нечеткое управление, ANFIS.

ВВЕДЕНИЕ

Сложность реализации многосвязных систем управления манипуляционным роботом (МР) связана со значительной нелинейностью взаимовлияний степеней подвижности, параметрической неопределенностью динамической модели, а также с непредсказуемостью рабочей среды и внешних возмущений [1–3]. Отмеченные аспекты накладывают ограничения на применение методов классической теории управления. В то же время интеллектуальные подходы расширяют их возможности

в условиях значительной неопределенности [4]. В частности, эффективное управление манипулятором может быть обеспечено путем применения *нейро-нечеткого* [5–7] регулятора. Отметим, что нейро-нечеткая структура представляет собой систему нечеткого логического вывода, настройка параметров которой обеспечивается методами, характерными для обучения нейронных сетей (метод наименьших квадратов, обратное распространение ошибки и т. д.).

Данный подход, который, как правило, сводится к аппроксимации *решения обратной задачи ди-*

намики (ОЗД) МР *нейро-нечеткой структурой* и реализации на ее основе того или иного алгоритма управления, рассмотрен в ряде исследований. Так, в работах [8–10] на базе нейро-нечеткой технологии обработки знаний реализовано управление МР методом прямой динамической компенсации, в [11, 12] – методом линеаризации обратной связи, в [13–15] и [16] – методами на основе скользящего режима и бэкстеппинга соответственно. Согласно результатам представленных исследований, данный класс интеллектуальных регуляторов позволяет обеспечить высокое качество управления в условиях неопределенности.

Среди нейро-нечетких подходов в последние годы широкое распространение получили *ANFIS-структуры* (*Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System*) [7]. Анализ работ, описывающих их применение в системах управления [17–24], позволяет судить об эффективности данной технологии в задачах аппроксимации функций многих переменных. Кроме того, согласно результатам, представленным в работе [25], реализация на основе ANFIS-структур многосвязной системы управления МР обеспечивает высокую динамическую точность при отработке траектории. В то же время следует отметить малую освещенность вопроса программно-аппаратного обеспечения данного класса нейро-нечетких структур: представленные работы в большей степени посвящены общему описанию предлагаемых алгоритмов управления, нежели рассмотрению прикладных особенностей их реализации.

В настоящей работе предложена *модификация архитектуры ANFIS*, ориентированная на выполнение аппроксимации ОЗД МР и учитывающая аппаратные ограничения, накладываемые на систему управления. Также представлено описание программной реализации предложенной структуры, приведены результаты НИЛ-моделирования (*hardware-in-the-loop*) системы управления (в качестве примера рассматривается система, синтезированная методом *линеаризации обратной связи*, хотя на базе обученной ANFIS-структуры возможен синтез систем и других типов).

1. ОБЪЕКТ И СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ

В качестве объекта управления в настоящей работе рассматривается манипуляционный робот. Его математическая модель представляет собой сложную многосвязную систему, характеризующуюся моментами и силами разной физической природы: гравитационными, кориолисовыми, центробежными и инерционными. Их совокупное описание в

виде матричного дифференциального уравнения, называемого задачей динамики, служит основой для построения большинства прецизионных систем управления манипуляторами.

Решение ОЗД манипуляционного робота может быть представлено в виде матричного уравнения следующим образом [2]:

$$\tau = D(q)\ddot{q} + H_1(q)\dot{q}_{ij} + H_2(q)\dot{q}_{ii} + C(q), \quad (1)$$

где τ – вектор моментов, создаваемых электроприводами; $q, \ddot{q}$ – векторы обобщенных координат и ускорений соответственно; $\dot{q}_{ij}, \dot{q}_{ii}$ – векторы, состоящие из произведений разноименных и одноименных обобщенных скоростей соответственно; $D(q)$ – матрица, связывающая обобщенные ускорения с составляющими динамических моментов; $H_1(q)$ – матрица, связывающая произведения обобщенных скоростей с кориолисовыми моментами; $H_2(q)$ – матрица, связывающая произведения обобщенных скоростей с центробежными моментами; $C(q)$ – вектор гравитационных моментов. Векторы $\tau, q, \ddot{q}, \dot{q}_{ii}$ и $C(q)$ имеют размерность $n_{DOF} \times 1$ (n_{DOF} – число степеней подвижности манипулятора); вектор $\dot{q}_{ij}$ – $n_{DOF}(n_{DOF} - 1)/2 \times 1$; матрицы $D(q)$ и $H_2(q)$ – $n_{DOF} \times n_{DOF}$, матрица $H_1(q)$ – $n_{DOF} \times n_{DOF}(n_{DOF} - 1)/2$.

Следует отметить значительную нелинейность уравнения (1): компоненты матриц $D(q), H_1(q)$ и $H_2(q)$, а также вектора $C(q)$ сложным образом зависят от значений обобщенных координат q . Данный аспект заметно усложняет синтез системы управления. Метод линеаризации обратной связью (ЛОС) [26] является одним из эффективных подходов при работе с подобными объектами. Рассмотрим порядок его применения для синтеза закона управления манипуляционным роботом [26].

Предполагая, что формирование управляющего воздействия выполняется в единицах крутящего момента (Н·м), введем вектор управления u (равный вектору τ) в уравнение (1):

$$u = D(q)\ddot{q} + H_1(q)\dot{q}_{ij} + H_2(q)\dot{q}_{ii} + C(q).$$

Отметим, что вектор обобщенных ускорений $\ddot{q}$ линейно связан с вектором управления u :

$$\ddot{q} = D^{-1}(q)(u - H_1(q)\dot{q}_{ij} - H_2(q)\dot{q}_{ii} - C(q)).$$

Тогда вектор управления для линеаризованного объекта имеет вид:

$$v = \ddot{q}.$$

Введем вектор ошибки системы управления:

$$e = g - q,$$

где $\mathbf{g}$ – вектор задающих воздействий. Учитывая, что система имеет второй порядок, для ошибки справедливо следующее требование:

$$\ddot{\mathbf{e}} + \gamma(\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{e}) = \mathbf{0},$$

где γ – положительный коэффициент. Откуда вектор управления для линеаризованного объекта можно записать как

$$\mathbf{v} = \ddot{\mathbf{q}} = \ddot{\mathbf{g}} + \gamma(\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{e}).$$

Таким образом, получим закон управления путем подстановки $\mathbf{v}$ и $\mathbf{u}$ в уравнение (1):

$$\mathbf{u} = D(\mathbf{q})(\ddot{\mathbf{g}} + \gamma(\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{e})) + H_1(\mathbf{q})\dot{q}_{ij} + H_2(\mathbf{q})\dot{q}_{ii} + C(\mathbf{q}). \quad (2)$$

2. АРХИТЕКТУРА НЕЧЕТКОГО ЛОГИЧЕСКОГО ВЫВОДА

Один из подходов к построению ANFIS-аппроксиматора ОЗД МР рассмотрен в работе [25]

(структура аппроксиматора представлена на рис. 1). Его формирование предлагается выполнять согласно следующим принципам:

- аппроксимация составляющих уравнения (1) (соответствующих моментам различной физической природы заданной степени подвижности) посредством отдельных ANFIS-структур;
- выбор в качестве входных переменных обобщенных координат $\mathbf{q}$ и ускорений $\ddot{\mathbf{q}}$, а также произведений обобщенных скоростей $\dot{q}_{ij}$ и $\dot{q}_{ii}$;
- фаззификация обобщенных координат $\mathbf{q}$, оказывающих нелинейное влияние на вектор управляющих моментов $\boldsymbol{\tau}$, обеспечивается гауссовыми функциями принадлежности; фаззификация обобщенных ускорений $\ddot{\mathbf{q}}$ и произведений обобщенных скоростей $\dot{q}_{ij}$ и $\dot{q}_{ii}$, влияние которых на вектор $\boldsymbol{\tau}$ линейно, – треугольными функциями принадлежности;
- включение в каждое продукционное правило не более одного ускорения $\ddot{q}_i$ или произведения скоростей $\dot{q}_{ij}$ и $\dot{q}_{ii}$.

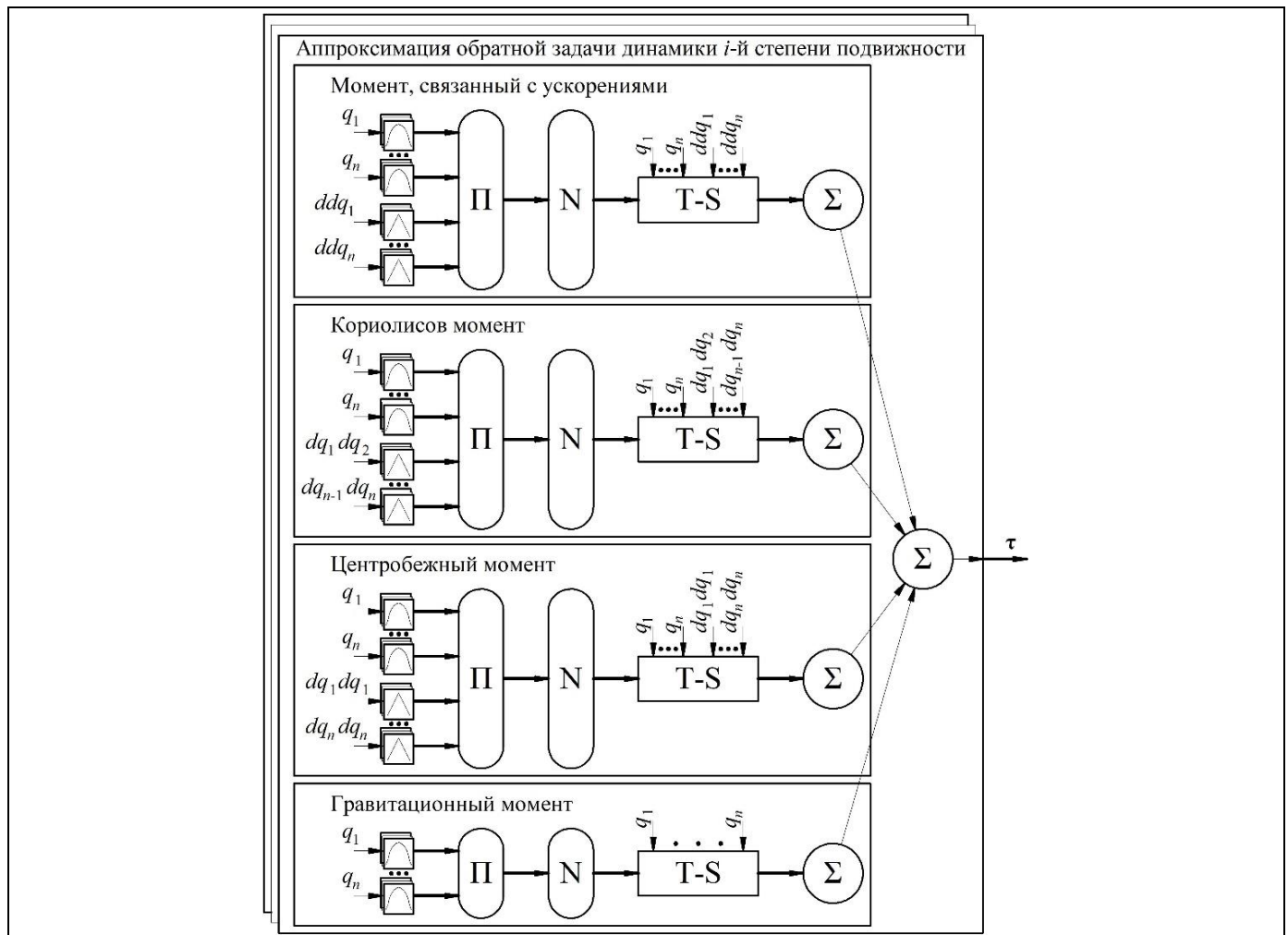


Рис. 1. Структура аппроксиматора на базе совокупности классических ANFIS

Хотя предложенная архитектура аппроксиматора показала свою эффективность [25], следует отметить ее избыточность: фаззификация одних и тех же переменных и применение идентичных продукционных правил выполняются многократно разными ANFIS-структурами. Так, для манипулятора с числом степеней подвижности n_{DOF} количество функций принадлежности и продукционных правил соответственно равны:

$$n_{MF} = n_{DOF} \times (n_{DOF} \times n_{MF_G}^1 + n_{MF_T}^1 \times n_{DOF} \times \left(n_{DOF} + \sum_{i=2}^{n_{DOF}} (i-1) + (n_{DOF} - 1) \right)); \quad (3)$$

$$n_R = n_{DOF} \times (n_{MF_G}^1 \times n_{MF_T}^1 \times \left(n_{DOF} + \sum_{i=2}^{n_{DOF}} (i-1) + (n_{DOF} - 1) \right) + n_{MF_G}^1), \quad (4)$$

где $n_{MF_G}^1$ и $n_{MF_T}^1$ – число гауссовых и треугольных функций принадлежности для одной переменной соответственно.

Кроме того, такой подход подразумевает очередное обучение каждой ANFIS-структуры. По этой причине для формирования обучающей вы-

борки требуется либо решение уравнения (1) в явном виде, либо выявление его составляющих путем обработки измерительных данных, полученных в процессе функционирования системы. Одновременное же обучение всего аппроксиматора возможно, но потребует усложнения алгоритма обучения.

В настоящей работе предложена модификация рассмотренного выше аппроксиматора, которая заключается в объединении ANFIS-структур в единую топологию нечеткого логического вывода (НЛВ-топологию), имеющую множество выходов (структура представлена на рис. 2). Ее формирование выполняется согласно следующим принципам:

- фаззификация и обработка продукционных правил (слои 1 и 2) едины для всего ANFIS-аппроксиматора;
- нормализация продукционных правил, частная и общая дефаззификации (слои 3, 4 и 5) разделены по составляющим ОЗД (1) и идентичны рассмотренному ранее подходу;
- в дополнительном, шестом, слое выполняется суммирование составляющих ОЗД по степеням подвижности (при необходимости может быть получен вывод отдельной составляющей);

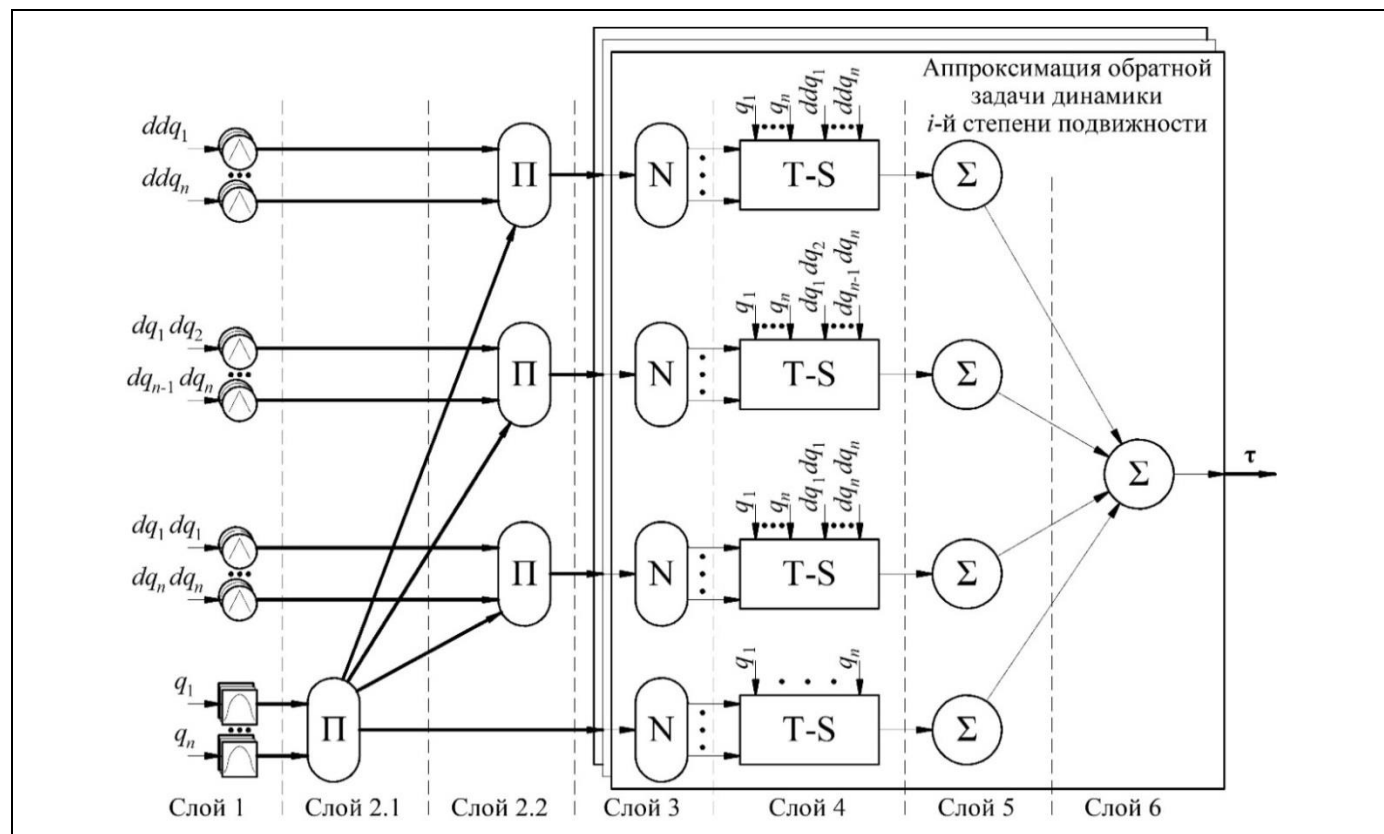


Рис. 2. Структура аппроксиматора на базе предложенной модификации ANFIS



• методика выбора входных переменных, принципы фаззификации и формирования продукционных правил идентичны рассмотренному ранее подходу, однако функции принадлежности треугольной формы не рассматриваются как адаптивные (их параметры не подлежат настройке), поскольку фаззифицируют переменные, входящие в уравнение (1) линейным образом;

• предполагается обучение как по отдельным составляющим, так и всей структуры одновременно.

Определим число функций принадлежности и продукционных правил для предложенной архитектуры:

$$n_{MF} = n_{DOF} \times n_{MF_G}^1 + n_{MF_T}^1 \times \left(n_{DOF} + \sum_{i=2}^{n_{DOF}} (i-1) + (n_{DOF} - 1) \right); \quad (5)$$

$$n_R = n_{MF_G}^1 \times n_{MF_T}^1 \times \left(n_{DOF} + \sum_{i=2}^{n_{DOF}} (i-1) + (n_{DOF} - 1) \right) + n_{MF_G}^1. \quad (6)$$

На рис. 3 и 4 для обоих подходов представлены сравнительные графики зависимости числа функ-

ций принадлежности и продукционных правил соответственно от числа степеней подвижности (см. формулы (3)–(6)). Согласно приведенному описанию, можно отметить следующие потенциальные достоинства предлагаемой модификации:

• значительное снижение вычислительных затрат процедуры вывода, связанное с уменьшением числа функций принадлежности и продукционных правил;

• большую гибкость обучения, потенциально открывающую возможности к дообучению и самообучению;

• снижение вычислительных затрат процедуры обучения, обусловленное значительным сокращением числа варьируемых параметров слоя фаззификации. Следует, однако, отметить, что общее число варьируемых параметров изменится слабо, поскольку в слое частной дефаззификации (слой 4) их количество останется прежним.

Для объективного сравнения описанных подходов выделим три ключевых критерия: быстродействие процедур вывода и обучения, а также точность аппроксимации. Их обоснованная оценка требует программной реализации рассмотренных аппроксиматоров и проведения экспериментальных исследований.

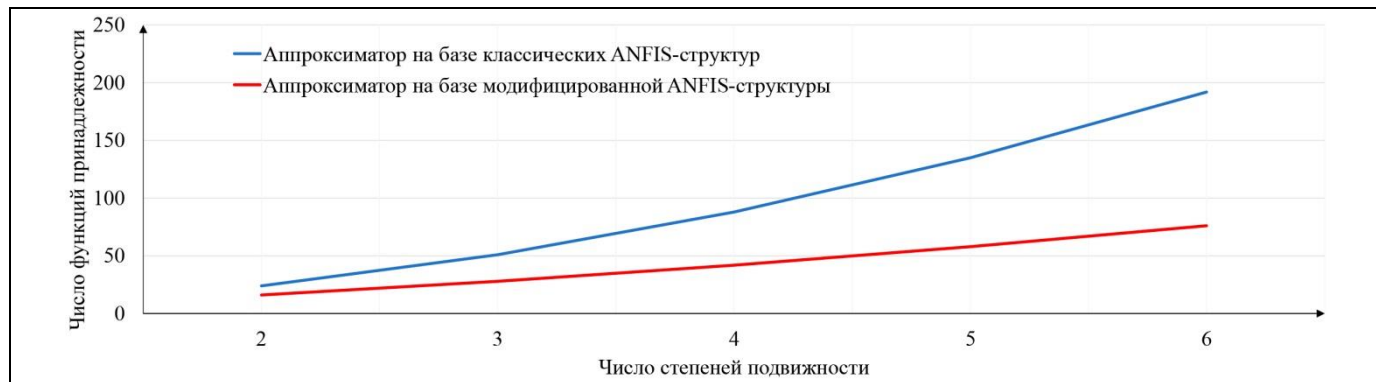


Рис. 3. Зависимость количества функций принадлежности от числа степеней подвижности для обоих подходов

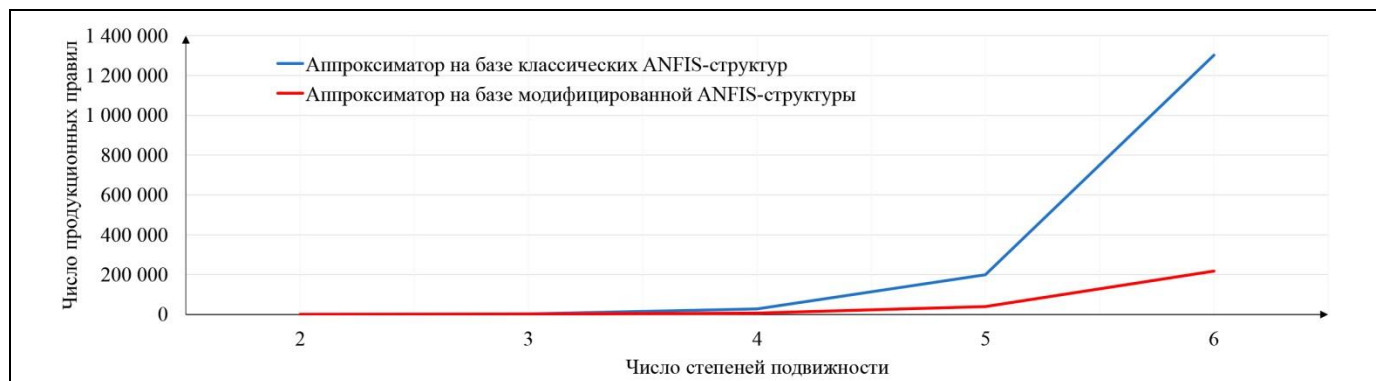


Рис. 4. Зависимость количества продукционных правил от числа степеней подвижности для обоих подходов

3. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

Для проведения экспериментальных исследований рассмотренных выше ANFIS-аппроксиматоров разработано программное обеспечение на языке Python. Его ключевой функционал, реализованный в виде библиотеки, связан с процедурами нечеткого логического вывода и обучения. Описание соответствующих алгоритмов для предлагаемой модифицированной структуры ANFIS приведено ниже.

3.1. Алгоритм нечеткого вывода

Алгоритм процедуры нечеткого вывода предлагаемой модификации ANFIS-структуры представлен в виде блок-схемы на рис. 5. Рассмотрим поэтапно порядок его работы. Вектор входных переменных, состоящий из обобщенных координат $\mathbf{q}$, ускорений $\ddot{\mathbf{q}}$ и произведений обобщенных скоростей $\dot{\mathbf{q}}_{ij}$ и $\dot{\mathbf{q}}_{ii}$, подается на слой фазификации (слой 1 на рис. 2), после чего полученные степени принадлежности обобщенных координат $\mathbf{q}$ обрабатываются первым набором продукционных правил (правила 1 – слой 2.1 на рис. 2), соответствующим вектору гравитационных моментов $\mathbf{C}(\mathbf{q})$ в уравнении (1). Применение правил, связанных с остальными составляющими решения ОЗД (1) (правила 2 – слой 2.2 на рис. 2), выполняется путем умножения весовых коэффициентов, полученных в

предыдущем блоке (правила 1), на степени принадлежности обобщенных ускорений $\ddot{\mathbf{q}}$ и произведений обобщенных скоростей $\dot{\mathbf{q}}_{ij}$ и $\dot{\mathbf{q}}_{ii}$. Таким образом, на данном этапе алгоритма формируются четыре вектора весовых коэффициентов, соответствующих всем составляющим решения ОЗД (1). Два из них, связанные с аппроксимацией $\mathbf{C}(\mathbf{q})$ и $\mathbf{D}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}}$ (1), сразу нормируются (слой 3 на рис. 2), поскольку наборы соответствующих продукционных правил одинаковы для нечеткого вывода ОЗД всех сочленений МР (нормализация обеспечивает приведение весовых коэффициентов к единой шкале, что позволяет добиться корректной работы продукционных правил). Далее циклически для каждой степени подвижности выполняется следующая последовательность действий:

- 1) выделяются необходимые подмножества произведений обобщенных скоростей $\dot{\mathbf{q}}_{ij}$ и $\dot{\mathbf{q}}_{ii}$ и весовых коэффициентов продукционных правил, связанных с аппроксимацией $\mathbf{H}_1(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}_{ij}$ и $\mathbf{H}_2(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}_{ii}$ (1);
- 2) выполняется нормализация выбранного подмножества весовых коэффициентов (нормализация 2 – слой 3 на рис. 2);
- 3) производится дефазификация по модели Такаги – Сугено каждой составляющей (слой 4 на рис. 2);
- 4) выполняется суммирование отдельных составляющих аппроксимированного момента (слои 5 и 6 на рис. 2).

По завершении цикла на выходе алгоритма формируется вектор аппроксимированных моментов манипулятора.

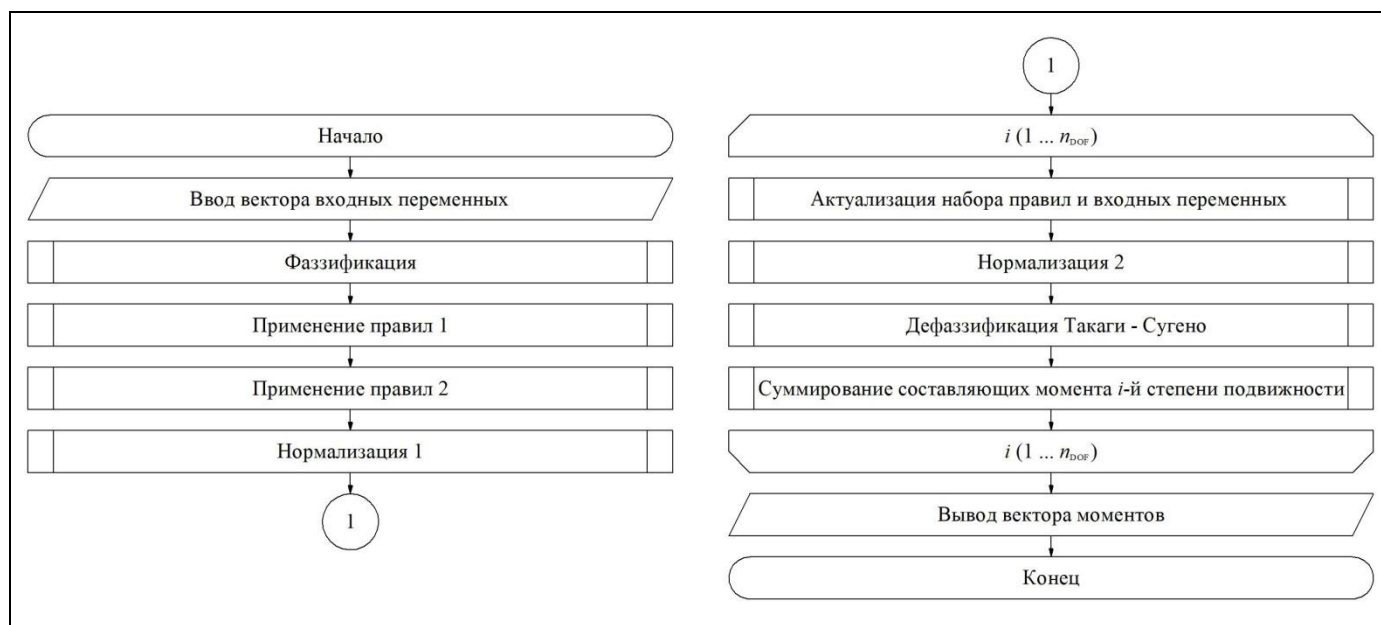


Рис. 5. Блок-схема алгоритма процедуры нечеткого вывода



3.2. Алгоритм гибридного обучения

Как и в случае с классическими ANFIS-структурами, обучение предложенной модификации выполняется гибридным методом (название метода принято авторами оригинальной статьи по тематике ANFIS [7]). Соответствующий алгоритм приведен в виде блок-схемы на рис. 6. В качестве условия останова используется заданное количество эпох (n_{epoch}). На вход алгоритма подается матрица обучающей выборки с числом примеров, равным n_{dataset} , которая может быть сформирована из данных как полного решения ОЗД МР (1) n -й степени подвижности ($n = 1, \dots, n_{\text{DOF}}$), так и его отдельных составляющих. Далее в течение заданного количества эпох поочередно применяется метод наименьших квадратов для обновления коэффициентов полиномов Такаги – Сугено и метод обратного распространения ошибки для настройки параметров функций принадлежности обобщенных координат. Приведем краткое математическое описание используемых алгоритмов обучения.

3.2.1. Настройка параметров дефаззификации методом наименьших квадратов

Задача настройки параметров полиномов Такаги – Сугено может быть описана системой линейных алгебраических уравнений. Запишем ее в матричном виде:

$$AX = B,$$

где A , X и B – матрица системы, векторы неизвестных и выходных параметров соответственно. В контексте настройки параметров нейро-нечеткой

системы вывода типа ANFIS (в том числе предлагаемой модификации) A , X и B принимают вид:

$$A = \begin{pmatrix} x_1^1 w_1^1 & \dots & x_k^1 w_1^1 & w_1^1 & \dots & x_1^1 w_m^1 & \dots & x_k^1 w_m^1 & w_m^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^p w_1^p & \dots & x_k^p w_1^p & w_1^p & \dots & x_1^p w_m^p & \dots & x_k^p w_m^p & w_m^p \end{pmatrix};$$

$$X = (\alpha_1^1 \quad \dots \quad \alpha_{k+1}^1 \quad \dots \quad \alpha_1^m \quad \dots \quad \alpha_{k+1}^m)^T;$$

$$B = (\tau^1 \quad \dots \quad \tau^p)^T,$$

где x_j^i – значение j -й входной переменной из i -й записи обучающей выборки; w_j^i – вес j -го правила для i -й записи обучающей выборки; α_j^i – j -й коэффициент полинома Такаги – Сугено для i -го правила; τ^i – момент сил для i -й записи обучающей выборки.

Реализованная процедура метода наименьших квадратов описывается следующим образом [7]:

$$\begin{cases} S_{i+1} = S_i - \frac{S_i a_{i+1} a_{i+1}^T S_i}{1 + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}}; \\ X_{i+1} = X_i + S_{i+1} a_{i+1} (\tau^i - a_{i+1}^T X_i); \\ i = 1, \dots, n_{\text{epoch}}, \end{cases}$$

где a_i – i -я строка матрицы состояния A ; n_{epoch} – количество записей в обучающей выборке; S_i – матрица ковариаций для i -й итерации алгоритма. При этом для первой эпохи обучения

$$S_1 = \gamma I,$$

где I – единичная матрица размерности $(k+1)m \times (k+1)m$; γ – положительное число.

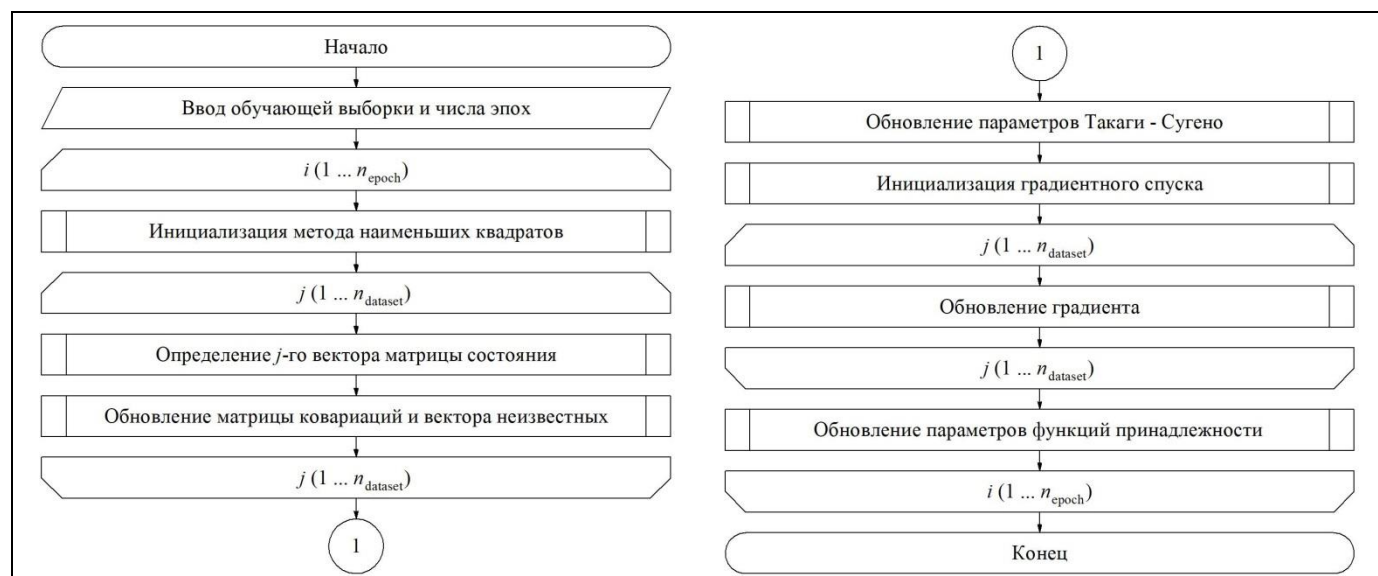


Рис. 6. Блок-схема алгоритма процедуры гибридного обучения

3.2.2. Настройка параметров фаззификации методом обратного распространения ошибки

Приведем также математическое описание выполненной программной реализации метода обратного распространения ошибки. Для повышения скорости сходимости применяется ускоренный градиент Нестерова [27]:

$$\begin{cases} \Delta X_i = \gamma \times \Delta X_{i-1} + \eta \nabla_X E_i (X - \gamma \times \Delta X_{i-1}); \\ X = X - \Delta X_i; \\ X = (c_1 \quad \sigma_1 \quad \dots \quad c_{n_{MF_G}} \quad \sigma_{n_{MF_G}})^T; \\ \nabla_X E_{n,p} = \left(\frac{\partial E_{n,p}}{\partial c_1} \quad \frac{\partial E_{n,p}}{\partial \sigma_1} \quad \dots \quad \frac{\partial E_{n,p}}{\partial c_n} \quad \frac{\partial E_{n,p}}{\partial \sigma_n} \right)^T; \\ i = 1, \dots, n_{\text{epoch}}, \end{cases}$$

где X – адаптивные параметры слоя фаззификации (центры c_j и дисперсии σ_j гауссовых функций принадлежности; $j = 1, \dots, n_{MF_G}$; n_{MF_G} – число гауссовых функций принадлежности в слое фаззификации); ΔX_i – приращение вектора X для i -й эпохи; E_i – функция потерь; γ – коэффициент накопления; η – коэффициент скорости сходимости. Отметим, что под адаптивными параметрами подразумеваются те, которые подлежат настройке в процессе обучения.

Для частных производных функции потерь по параметрам слоя фаззификации получены следующие выражения:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_{n,p}}{\partial c_i} &= -2e_{n,p} \sum_{j: O_i^1 \sim O_j^2} \left(\left(f_i - O_v^5 \right) \frac{O_{j,p}^3}{O_{i,p}^1} \right) \frac{x_m - c_i}{\sigma_i^2} e^{-\frac{(x_m - c_i)^2}{2\sigma_i^2}}; \\ \frac{\partial E_{n,p}}{\partial \sigma_i} &= -2e_{n,p} \sum_{j: O_i^1 \sim O_j^2} \left(\left(f_i - O_v^5 \right) \frac{O_{j,p}^3}{O_{i,p}^1} \right) \frac{(x_m - c_i)^2}{\sigma_i^3} e^{-\frac{(x_m - c_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \end{aligned}$$

где O_{np}^k – выход n -го узла k -го слоя (вывод НЛВ-структуры) для аппроксимации p -го набора входных переменных обучающей выборки; x_m – m -я компонента вектора X ; $f_i(X)$ – вывод i -го полинома Такаги – Сугено.

4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

4.1. Сравнение производительности аппроксиматоров

В настоящем разделе рассмотрена задача аппроксимации динамической модели МР. Целью исследований является сравнение точности, быстродействия процедуры нечеткого вывода, а также временных затрат на обучение рассмотренных ранее структур НЛВ-аппроксиматоров (их программно-алгоритмических реализаций). При этом быстродействие процедуры нечеткого вывода является критически важным с точки зрения реализации системы управления, фактически представляющей собой систему реального времени. Отметим также, что в рамках данного примера рассматривается офлайн-обучение с учителем.

В рамках описываемого этапа экспериментальных исследований все вычисления выполнены на одноплатном компьютере Raspberry PI 5. Данное устройство широко применяется в робототехнических приложениях в силу доступности и высокой производительности, обеспечиваемой четырехъядерным микропроцессором Broadcom BCM2712 с тактовой частотой 2.4 ГГц.

В качестве целевого объекта аппроксимации рассматривается решение ОЗД трехзвенного манипулятора типа PUMA [28]. Обучающие и тестовые данные сформированы аналитически из всех комбинаций обобщенных переменных, приведенных в табл. 1. В данном исследовании для обеих структур применено покомпонентное обучение для аппроксимации отдельных составляющих ОЗД (1).

Таблица 1

Данные для формирования обучающих и тестовых выборок

№	$q_2, ^\circ$		$q_3, ^\circ$		$\dot{q}_1; \dot{q}_2; \dot{q}_3, \text{рад/с}$		$\ddot{q}_1; \ddot{q}_2; \ddot{q}_3, \text{рад/с}^2$	
	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Обучающая выборка	Тестовая выборка
1	–225	–205	–45	25	–5	–4	–100	–50
2	–185	–165	–5	15	–2,5	–1	0	50
3	–145	–125	35	55	0	1	100	–
4	–105	–90	75	90	2,5	4	–	–
5	–75	–55	104	125	5	–	–	–
6	–35	–15	145	165	–	–	–	–
7	5	25	185	205	–	–	–	–
8	45	–	225	–	–	–	–	–



Поскольку обобщенные ускорения $\ddot{\mathbf{q}}$ и произведения обобщенных скоростей $\dot{\mathbf{q}}_{ij}$ и $\dot{\mathbf{q}}_{ii}$ являются линейными переменными, их фаззификация может эффективно обеспечиваться двумя функциями принадлежности, что было подтверждено в работе [25]. В то же время выбор числа функций принадлежности для фаззификации обобщенных координат $\mathbf{q}$ требует компромисса между быстродействием процедуры нечеткого вывода и потенциально достижимой точностью аппроксимации. По этой причине было решено провести исследования для различного их количества (от трех до шести).

На рис. 7 и 8 приведены графики зависимостей временных затрат процедур нечеткого вывода и обучения для достижения заданной точности (10 % и 5 %) соответственно для обеих структур аппроксиматоров. Для вычисления ошибки при оценке точности использовано выражение:

$$e = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{dataset}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{dataset}}} e_i^2} / \Delta_{\text{out}},$$

где n_{dataset} – размер выборки; e_i – абсолютная ошиб-

ка для i -й записи выборки; Δ_{out} – диапазон выходных значений обучающей выборки.

Согласно полученным результатам, могут быть сделаны следующие выводы о преимуществах и недостатках предлагаемой модификации ANFIS-аппроксиматора:

- предложенная модификация в зависимости от числа функций принадлежности для фаззификации обобщенных координат $\mathbf{q}$ обеспечивает преимущество по быстродействию до 750 %;
- в ряде случаев предложенная модификация требует увеличения временных затрат при обучении для достижения заданной точности;
- для обеих структур зависимость времени обучения от числа функций принадлежности для фаззификации обобщенных координат $\mathbf{q}$ немонотонна. Таким образом, минимальное возможное число функций принадлежности не всегда оптимально с точки зрения скорости обучения;
- в одном из случаев достижение заданной точности модифицированной структурой потребовало большего числа функций принадлежности для фаззификации обобщенных координат $\mathbf{q}$.

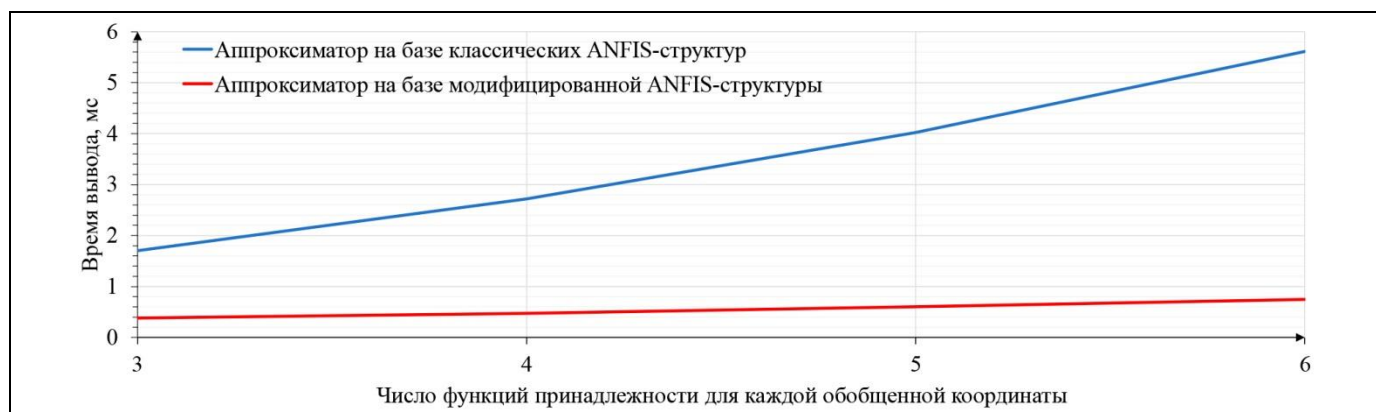


Рис. 7. Зависимость времени нечеткого вывода от числа функций принадлежности для фаззификации обобщенных координат

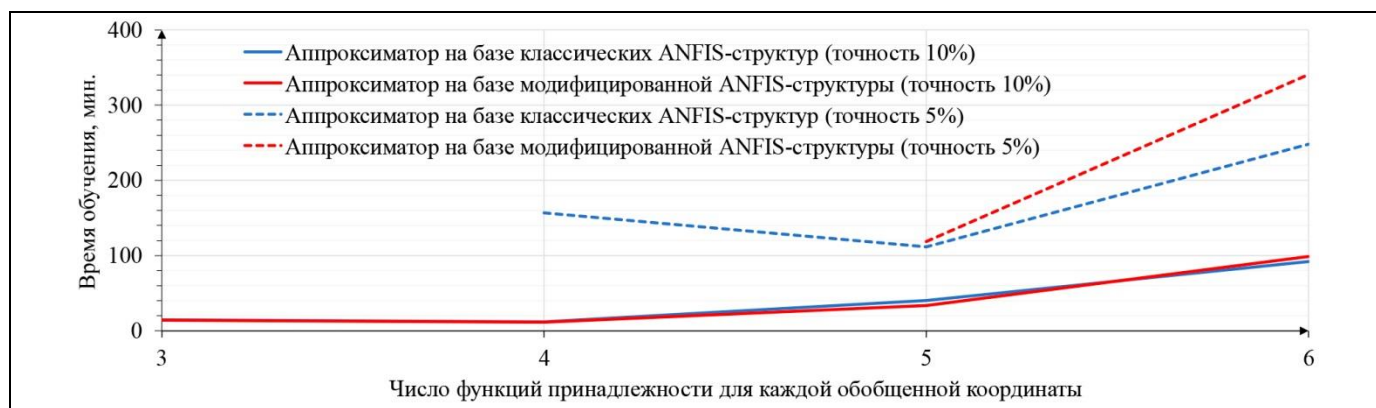


Рис. 8. Зависимость времени обучения от числа функций принадлежности для фаззификации обобщенных координат

4.2. НЛВ-моделирование системы управления

В настоящем пункте представлены результаты второго этапа экспериментальных исследований – оценки точности обработки тестовой траектории системами управления МР, построенными на основе реализованных ранее аппроксиматоров согласно полученному в § 1 закону управления (2). Для НЛВ-структур обоих аппроксиматоров целевая точность обучения выбрана равной 5 %. Согласно результатам, полученным в п. 4.1, число функций принадлежности для фазсификации обобщенных координат q принято равным 4-м и 5-ти для аппроксиматоров на базе классических и модифицированной ANFIS-структур соответственно (наименьшее число, обеспечивающее заданную точность).

В качестве объекта управления рассматривается трехзвенный манипуляционный робот с кинематикой типа PUMA, динамическая модель которого использовалась для формирования обучающих и тестовых данных в п. 4.1. В ходе исследований симуляция объекта выполнялась на персональном компьютере в режиме реального времени. Вычисления же, связанные с работой нейро-нечеткого регулятора, производились на одноплатном компьютере Raspberry PI 5. Для обмена данными использовался последовательный интерфейс. Модель системы управления представлена на рис. 9. Приведем краткое описание блоков:

– блок последовательного порта обеспечивает отправку текущих обобщенных координат на одноплатный компьютер и прием управляющих воздействий;

– модель манипулятора – твердотельная модель

робота с кинематикой типа PUMA;

– блок вычисления ошибок предназначен для оценки точности обработки траектории;

– генератор траектории обеспечивает формирование полиномиальной кривой в декартовых координатах, соединяющей начальную и целевую точки траектории, а также решение обратной задачи кинематики для текущего момента времени (траектория, идентичная формируемой данным блоком, содержится в программном обеспечении одноплатного компьютера в виде массива и обеспечивает формирование уставок системы управления).

В ходе моделирования выполнена обработка заданной тестовой траектории, показанной на рис. 10 в обобщенных координатах. В табл. 2 сведены предельные значения модулей абсолютных ошибок слежения для каждой степени подвижности систем с обоими типами аппроксиматоров. Согласно полученным результатам, система управления, построенная на основе предложенной модификации ANFIS, обеспечивает повышение точности обработки траектории до двух раз.

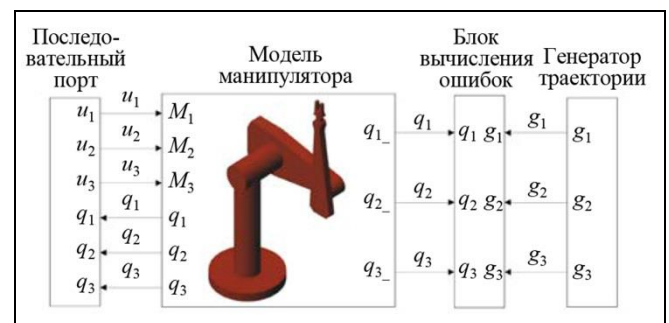


Рис. 9. Модель системы управления

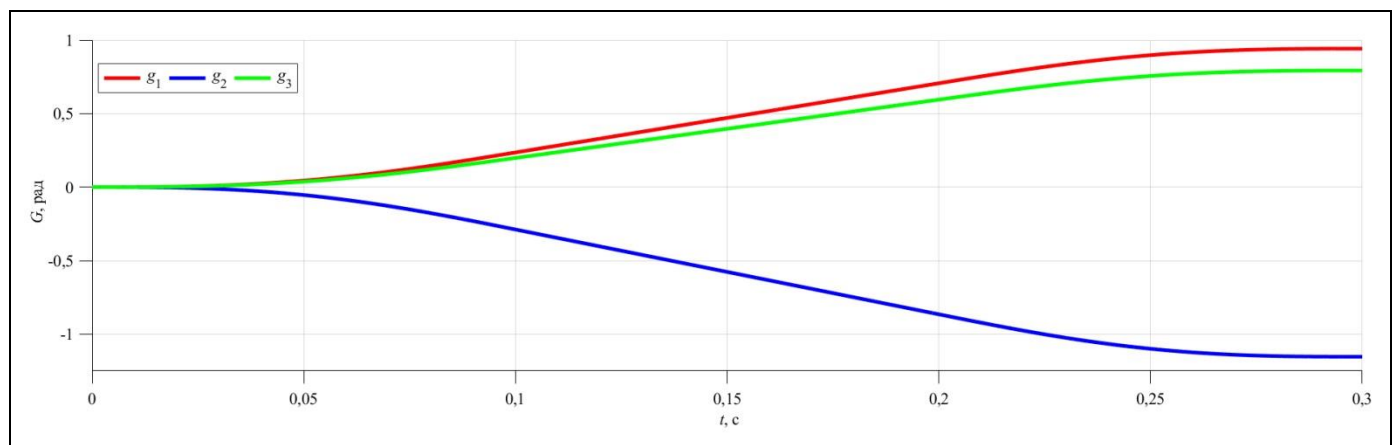


Рис. 10. Тестовая траектория в обобщенных координатах



Таблица 2

Результаты моделирования

Аппроксиматор	$ e_1 _{\max}$, рад	$ e_2 _{\max}$, рад	$ e_3 _{\max}$, рад
На базе классических ANFIS-структур	0,0071	0,0060	0,0063
На базе модифицированной ANFIS-структуры	0,0027	0,0045	0,0049

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе исследована система управления многозвенным манипулятором на основе модифицированной ANFIS-структуры, предназначенной для аппроксимации динамической модели робота. Рассмотрена программная реализация предложенной нейро-нечеткой системы вывода и аппроксиматора на основе классических архитектур ANFIS. Проведены исследования по оценке качества аппроксимации, а также быстродействия процедур нечеткого вывода и обучения. Согласно полученным результатам, предложенная модификация позволяет добиться повышения быстродействия процедуры нечеткого вывода до 750 % (в зависимости от числа функций принадлежности для фазсификации обобщенных координат). Проведены также НН-исследования по отработке заданной траектории многосвязной системы управления на основе предложенного аппроксиматора и на основе аппроксиматора с классическими ANFIS-структурами. Предложенная модификация позволяет добиться повышения точности слежения до двух раз, что объясняется ее более высоким быстродействием и, как следствие, меньшим запаздыванием. Полученные результаты открывают перспективу развития специализированных микропроцессорных аппаратно-программных средств систем управления на базе модифицированной ANFIS-структуры. Благодаря увеличенному быстродействию и снижению требований к памяти такие средства могут быть потенциально построены на отечественной элементной базе. Дальнейшее развитие рассмотренного подхода, направленное на решение задачи самообучения, открывает перспективы построения прецизионной многосвязной системы управления манипуляционным роботом для функционирования в условиях неопределенности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Юревич Е.И. Основы робототехники: учебное пособие – 4-е изд., перераб. и доп. – СПб.: БХВ-Петербург, 2020. – 302 с. [Yurevich, E.I. Osnovy robototekhniki: uchebnoe posobie – 4-e izd., pererab. i dop. – St. Petersburg: BKhV-Peterburg, 2020. – 302 s. (In Russian)]
2. Фу К., Гонсалес Р., Лу К. Робототехника – пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 624 с. [Fu, K.S., Gonzales, R.C., Lee, C.S.G. Robotics: Control, Sensing, Vision, and Intelligence. – New York: McGraw Hill, 1987. – 594 p..]
3. Корендясев А.И., Саламандра Б.Л., Тывес Л.И. Теоретические основы робототехники. В 2 кн. – М.: Наука, 2006. – 383 с. (кн. 1) [Korendyasev, A.I., Salamandra, B.L., Tyves, L.I. Teoreticheskie osnovy robototekhniki. V 2 kn. – Moscow: Nauka, 2006. – 383 s. (kn. 1) (In Russian)].
4. Интеллектуальные системы автоматического управления / под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 576 с. [Intellektual'nye sistemy avtomaticheskogo upravleniya / pod red. I.M. Makarova, V.M. Lokhina. – Moscow: Fizmatlit, 2001. – 576 s. (In Russian)].
5. Takagi, H., Hayashi, I. NN-Driven Fuzzy Reasoning // International Journal of Approximate Reasoning. – 1991. – Vol. 5, iss. 3. – P. 191–212.
6. Jang, J.S.R. Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm // Proceedings of the 9th National Conference on Artificial Intelligence. – 1991. – Vol. 2. – P. 762–767.
7. Jang, J.S.R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1993. – Vol. 23, iss. 3. – P. 665–685.
8. Fahmy, A.A., Abdel Ghany, A.M. Neuro-fuzzy Inverse Model Control Structure of Robotic Manipulators Utilized for Physiotherapy Applications // Ain Shams Engineering Journal. – 2013. – Vol. 4, iss. 4. – P. 805–829.
9. Gierlak, P., Muszynska, M., Zylski, W. Neuro-Fuzzy Control of a Robotic Manipulator // International Journal of Applied Mechanics and Engineering. – 2014. – Vol. 19, iss. 3. – P. 575–584.
10. Xia, K., Gao, H., Ding, L. Trajectory Tracking Control of Wheeled Mobile Manipulator Based on Fuzzy Neural Network and Extended Kalman Filtering // Neural Computing and Applications. – 2016. – Vol. 30, iss. 2. – P. 447–462.
11. Ngo, T., Wang, Y., Mai, Y.L. Robust Adaptive Neural-Fuzzy Network Tracking Control for Robot Manipulator // International Journal of Computers, Communications & Control. – 2012. – Vol. 7, iss. 2. – P. 341–452.
12. Mustapha, S., Fayçal, K.M., Mohammed, S. Sequential Adaptive Fuzzy Inference System Based Intelligent Control of Robot Manipulators // International Journal of Intelligent Systems and Applications. – 2014. – Vol. 6, iss. 11. – P. 49–56.
13. Piltan, F., Sulaiman, N., Nasiri, H. Novel Robot Manipulator Adaptive Artificial Control: Design a Novel SISO Adaptive Fuzzy Sliding Algorithm Inverse Dynamic Like Method // International Journal of Engineering. – 2011. – Vol. 5, iss. 5. – P. 399–418.
14. Wai, R.J., Muthusamy, R. Fuzzy-Neural-Network Inherited Sliding-Mode Control for Robot Manipulator Including Actuator Dynamics // IEEE Transactions on Neural Networks

- and Learning Systems. – 2013. – Vol. 24, iss. 2. – P. 274–287.
15. *Xuan, Q.N., Cong, C.N., Ba, N.N.* Robust Adaptive Trajectory Tracking Sliding Mode Control for Industrial Robot Manipulator Using Fuzzy Neural Network // *Journal of Robotics and Control (JRC)*. – 2024. – Vol. 5, iss. 2. – P. 490–499.
16. *Mai, T.L., Wang, Y.* Adaptive-Backstepping Force/Motion Control for Mobile-Manipulator Robot Based on Fuzzy CMAC Neural Networks // *Control Theory Tech.* – 2014. – Vol. 12, iss. 4. – P. 368–382.
17. *Guo, Y., Mohamed, M.E.A.* Speed Control of Direct Current Motor Using ANFIS Based Hybrid P-I-D Configuration Controller // *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3007615
18. *Shanmugasundaram, R., Ganesh, C., Singaravelan, A.* High-Performance ANFIS-Based Controller for BLDC Motor Drive // *Proceedings of ICUIS*. – Singapore, 2021. – P. 435–449.
19. *Ganesan, R., Suresh, S., Sivaraju, S.S.* ANFIS Based Multi-Sector Space Vector PWM Scheme for Sensorless BLDC Motor Drive // *Microprocessors and Microsystems*. – 2020. – Vol. 76, no. 3. – Art. no. 103091.
20. *Mopidevi, S., Kiransai, D., SSSR Sarathbabu, D., et al.* Design, Control and Performance Comparison of PI and ANFIS Controllers for BLDC Motor Driven Electric Vehicles // *Measurement: Sensors*. – 2024. – Vol. 31, no. 2/3. – Art. no. 101001.
21. *Intidam, A., El Fadil, H., Housny, H., et al.* Development and Experimental Implementation of Optimized PI-ANFIS Controller for Speed Control of a Brushless DC Motor in Fuel Cell Electric Vehicles // *Energies*. – 2023. – Vol. 16, no. 11. – Art. no. 16114395.
22. *Babes, B., Latrèche, S., Bouafassa, A.* A dSPACE-Based Implementation of ANFIS and Predictive Current Control for a Single Phase Boost Power Factor Corrector // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63740-2>
23. *George, M.A., Kamat, D.V., Kurian, C.P.* Electric Vehicle Speed Tracking Control Using an ANFIS-Based Fractional Order PID Controller // *Journal of King Saud University. – Engineering Sciences*. – 2024. – Vol. 36, iss. 4. – P. 256–264.
24. *Bekhiti, B., Al-Sabur, R., Roudane, M.* Intelligent Neuro-Fuzzy Adaptive MIMO Control for a Self-balancing Two Wheeled Autonomous Robot via Recursive Resolution of the Matrix Diophantine Equation // *Discover Robotics*. – 2025. – Vol. 1, iss. 11. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s44430-025-00011-3>
25. *Смирнов А.В., Быковцев Ю.А.* Развитие адаптивных технологий нейро-нечетких систем вывода для улучшения динамических характеристик систем управления манипуляционных роботов // *Электронный научный журнал «ИТ-Стандарт»*. – 2025. – № 4. – С.38–49 [*Smirnov, A.V., Bykovtsev, Y.A.* Development of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems Technology to Improve the Dynamic Characteristics of Control Systems for Manipulative Robots // *Electronic Scientific Journal “IT-Standard”*. – 2025. – No. 4. – P. 38–49. (In Russian)]
26. *Ким Д.П.* Теория автоматического управления. Многомерные, нелинейные, оптимальные и адаптивные системы: учебник и практикум для вузов – 3-е изд., испр. и доп. – М.: Юрайт, 2023. – 441 с. [*Kim, D.P.* Teoriya avtomaticheskogo upravleniya. Mnogomernye, nelineinye, optimal'nye i adaptivnye sistemy: ucheb-nik i praktikum dlya vuzov – 3-e izd., ispr. i dop. – Moscow: Yurait, 2023. – 441 s. (In Russian)].
27. *Нестеров Ю.Е.* Метод решения задачи выпуклого программирования со скоростью сходимости $O(1/k^2)$ // Доклады АН СССР. – 1983. – Т. 269, № 3. – С. 543–547. [*Nesterov, Yu.E.* A Method of Solving a Convex Programming Problem with Convergence Rate $O(\frac{1}{k^2})$. – *Sov. Math., Dokl.* – 1983. – Vol. 27. – P. 372–376.]
28. *Armstrong, B., Khatib, O., Burdick, J.* The Explicit Dynamic Model and Inertial Parameters of the PUMA 560 Arm // *Proceedings of 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. – San Francisco, 1986. – P. 510–518.
- Статья представлена к публикации членом редколлегии С. А. Красновой.*
- Поступила в редакцию 06.03.2026,
после доработки 17.05.2026.
Принята к публикации 17.05.2026.*
- Смирнов Александр Васильевич** – студент,
✉ alexander-smirnov-avs@yandex.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0009-8147-2141>
- Быковцев Юрий Алексеевич** – канд. техн. наук,
✉ bykovcev@mirea.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0003-6671-5674>
- ПТУ МИРЭА, г. Москва
- © 2026 г. Смирнов А. В., Быковцев Ю. А.
- 
- Эта статья доступна по лицензии Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная.



NEURO-FUZZY MODELS AND ALGORITHMS FOR IMPROVING THE DYNAMIC CHARACTERISTICS OF MIMO CONTROL SYSTEMS FOR A MANIPULATOR ROBOT

A. V. Smirnov* and Yu. A. Bykovtsev**

***MIREA — Russian Technological University, Moscow, Russia

*✉ alexander-smirnov-avs@yandex.ru, **✉ bykovcev@mirea.ru

Abstract. The theory of Multi-Input Multi-Output (MIMO) control systems is an effective approach when dealing with manipulator robots (manipulators) and other objects with a state vector characterized by the mutual influence of components. In the case of a manipulator, the torques that determine static and dynamic loads on the shafts of the actuator subsystem depend nonlinearly on the values of generalized variables. At the same time, the dynamic model describing this dependence often includes several uncertainties related to a specific task being executed, operational environment conditions, robot design, and changes in system parameters during operation. In this regard, it is topical to apply knowledge processing technologies that expand the operational capabilities of control systems under uncertainty. In particular, approximation problems of nonlinear functions of several variables (which include intelligent MIMO control of manipulators) are effectively solved by systems based on neuro-fuzzy approaches; among the latter, the Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) technology has become the most widespread. This paper considers a modified ANFIS structure for approximating the solution of the manipulator's inverse dynamics problem as well as its software and algorithmic implementation. Experimental studies are conducted to compare the proposed modification with an approximator based on a set of conventional ANFIS structures and the corresponding control systems. As shown, the proposed approach significantly speeds up the fuzzy inference procedure and, consequently, improves the tracking accuracy of a reference trajectory by a MIMO control system.

Keywords: manipulator robots, intelligent control, neuro-fuzzy control, ANFIS.