УДК 004.896

РАЗВИТИЕ ТЕХНОЛОГИИ АДАПТИВНЫХ НЕЙРО-НЕЧЁТКИХ СИСТЕМ ВЫВОДА ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ МАНИПУЛЯЦИОННЫХ РОБОТОВ

Смирнов А.В., Быковцев Ю.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА – Российский технологический университет», г. Москва, Российская Федерация; e-mail: alexandersmirnov1903@gmail.com

Построение многосвязной системы управления манипуляционным роботом, основанной на решении его обратной задачи динамики, является эффективным подходом к устранению взаимовлияний степеней подвижности. Один из главных факторов, ограничивающих его применение, заключается в высокой вычислительной сложности, связанной со значительной степенью нелинейности динамической модели манипулятора. В этой связи можно говорить об актуальности применения интеллектуальных подходов обработки знаний, способных обеспечивать аппроксимацию нелинейных функций многих переменных. Задачи такого рода эффективно решаются нейро-нечеткими системами, из которых наибольшее распространение на сегодняшний день получили адаптивные нейро-нечёткие системы вывода (ANHCB, ANFIS). Настоящая работа посвящена построению на их основе многосвязной системы управления манипуляционным роботом. В качестве объекта управления рассматривается трехзвенный манипулятор с кинематикой типа PUMA (Programmable Universal Manipulation Arm), поскольку данная кинематика получила широкое распространение в промышленной робототехнике. На основе аналитических данных выполнено обучение десяти ANFIS-структур, которые в совокупности аппроксимируют решение обратной задачи динамики рассматриваемого манипулятора. В работе представлено два типа многосвязных систем управления: с прямой динамической компенсацией взаимовлияний степеней подвижности и с линеаризацией объекта с помощью обратной связи. Аппроксимация решения обратной задачи динамики, требуемого в обоих системах, обеспечивается реализованными ANFIS-структурами. Произведено сравнение разработанных нейро-нечетких систем управления с системой на базе пропорционально-интегрально-дифференциальных регуляторов (ПИД-регуляторов). В среде математического моделирования проведены экспериментальные исследования по оценке ошибки слежения при отработке заданной траектории. Согласно полученным результатам, прямая динамическая компенсация позволила добиться десятикратного, а линеаризация обратной связью тысячекратного повышения точности по сравнению с системой управления на базе ПИД-регуляторов.

Ключевые слова: манипуляционный робот, линеаризация обратной связью, прямая динамическая компенсация, многосвязные системы управления, интеллектуальное управление, нейро-нечеткие системы, ANFIS.

DEVELOPMENT OF ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEMS TECHNOLOGY TO IMPROVE THE DYNAMIC CHARACTERISTICS OF CONTROL SYSTEMS FOR MANIPULATIVE ROBOTS

Smirnov A.V., Bykovtsev Y.A.

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «MIREA – Russian Technological University», Moscow, Russian Federation; e-mail: alexandersmirnov1903@gmail.com

Building a multivariate control system for a manipulation robot based on solving its inverse dynamics problem is an effective approach to eliminating the interactions between degrees of freedom. One of the main factors limiting its application is the high computational complexity associated with the significant degree of nonlinearity of the manipulator's dynamic model. In this regard, it is important to consider intelligent knowledge processing approaches capable of approximating nonlinear functions of many variables. Problems of this kind are effectively solved by neuro-fuzzy systems, of which adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS) are currently the most widely used. This paper is devoted to the development of a multivariate control system for

a manipulation robot based on these systems. A three-link manipulator with PUMA (Programmable Universal Manipulation Arm) kinematics is considered as the control object, since this kinematics has become widespread in industrial robotics. Ten ANFIS structures, which together approximate the solution to the inverse dynamics problem for this manipulator, are trained using analytical data. This paper presents two types of multivariate control systems: one with direct dynamic compensation for the mutual influence of degrees of freedom and one with feedback-based linearization of the plant. The approximation of the solution to the inverse dynamics problem required in both systems is provided by the implemented ANFIS structures. The developed neuro-fuzzy control systems are compared with a system based on proportional-integral-differential controllers (PID controllers). Experimental studies to estimate the tracking error during the execution of a given trajectory were conducted using a mathematical modeling environment. According to the obtained results, direct dynamic compensation enabled a tenfold increase in accuracy, while feedback-based linearization enabled a thousandfold increase in accuracy compared to a control system based on PID controllers.

Keywords: manipulative robot, feedback linearization, direct dynamic compensation, multiconnected control systems, intelligent control, neuro-fuzzy systems, ANFIS.

1. Введение

Высокоточные манипуляционные роботы востребованы в различных областях практического применения. Так, в ряде промышленных задач, таких как резка или дуговая сварка, требуется непрерывное управление перемещением рабочего органа [1]. Другим примером является медицинская робототехника, где прецизионные манипуляторы используются в целях малоинвазивной хирургии [2]. Следует также отметить космические исследования, в частности, манипулятор на борту марсохода Perseverance, используемый для сбора образцов на поверхности планеты [3]. Тенденции к расширению спектра выполняемых задач повышают требования к качеству систем управления, сложность синтеза которых во многом обусловлена взаимовлиянием степеней подвижности [1, 4, 5]. Их минимизация может быть обеспечена путем построения алгоритма управления на основе решения обратной задачи динамики (далее ОЗД) манипулятора. Высокая вычислительная сложность подобных алгоритмов управления позволяет говорить об актуальности применения интеллектуальных технологий обработки знаний [6] для выполнения аппроксимации решения. Одним из такого рода подходов выступают нейро-нечёткие структуры, основанные на комбинировании нейронных сетей и систем нечеткого логического вывода (далее НЛВ). Хотя архитектура и методы формирования базы знаний нейро-нечетких систем весьма разнообразны [7, 8, 9], следует выделить некоторые общие особенности их реализации:

- процесс обработки знаний соответствует общей процедуре НЛВ [19]: фаззификация (определение степени принадлежности чёткого входного значения лингвистических термов), применение продукционных правил и дефаззификация (преобразование нечёткого множества в числовое значение);
- в отличии от классических систем НЛВ, формирование базы знаний осуществляется с помощью различных численных методов минимизации, характерных для обучения нейронных сетей: обратное распространение ошибки, метод наименьших квадратов, генетический алгоритм и т. д.;
- обучение заключается в оптимизации параметров функций принадлежности на этапах фаззификации и дефаззификации (в том числе опосредованно, путем изменения весовых коэффициентов линий связи).

Преимущество нейро-нечетких систем в сравнении с классическими системами НЛВ обусловлено возможностью формирования базы знаний на основе численных алгоритмов минимизации, а в сравнении с нейро-сетевыми структурами – более предсказуемым поведением при нетипичных входных значениях, что обеспечивается структурой НЛВ. Отмеченные достоинства данного класса интеллектуальных подходов позволяют эффективно решать задачу аппроксимации сложных нелинейных функций многих переменных, что открывает возможности реализации на его основе систем управления многосвязными объектами, в частности, манипуляционными роботами.

Так, в работе [10] на базе нейро-нечетких структур была выполнена аппроксимация решения ОЗД первых трех степеней подвижности робота PUMA-560, на основе которой в работе [11] реализована система управления с прямой динамической компенсацией. Архитектура сети, предложенная авторами, состоит из шести слоев, обеспечивающих НЛВ Мамдани, и содержит обратные связи с запаздыванием. Обучение выполняется в два этапа: формирование структуры (набора продукционных правил) и обучение параметров (изменение центров функций принадлежности слоя дефаззификации, а также весов линий связи). Управление роботом PUMA-560 рассмотрено также в работе [12], где авторы предлагают реализацию скользящего режима на основе нейро-нечетких структур. Представлено сравнение с системой, синтезированной методом линеаризации обратной связью, отмечены преимущества предлагаемого подхода.

Робастное управление двухзвенным манипуляционным роботом реализовано в работе [13], где четырехслойная нейро-нечеткая структура обеспечивает аппроксимацию решения ОЗД. Ее обучение выполняется путем настройки весовых коэффициентов линий связи, влияющих на процессы фаззификации и дефаззификации. Управление двухзвенным манипулятором таже рассмотрено в работе [14]. Ограничения, наложенные на объект управления, позволили свести систему к одной степени подвижности. Нейро-нечеткая структура, обеспечивающая прямую динамическую компенсацию, имеет явное разделение на составляющие, соответствующие закону управления, суммирование которых выполняется в выходном слое. Обучение заключается в настройке параметров входных функций принадлежности и коэффициентов дефаззификации согласно заданной авторами системе уравнений.

На сегодняшний день среди нейро-нечетких систем особое распространение получили ANFIS-структуры (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) [9]. Их особенность заключается в применение так называемого гибридного алгоритма обучения, совмещающего метод наименьших квадратов для настройки параметров дефаззификации и обратное распространение ошибки для оптимизации входных функций принадлежности. Такой подход позволяет добиться большой скорости как пакетного, так и последовательного обучения. В большинстве случаев ANFIS подразумевает применение нечеткого логического вывода Такаги-Сугено, отличающегося высокой вычислительной эффективностью. Преимущества ANFIS-структур делают их наиболее перспективным классом нейро-нечетких систем для обеспечения аппроксимации нелинейных функций многих переменных. В работе [15] была отмечена возможность применения данного класса нейро-нечетких подходов для построения многосвязных систем управления манипуляторов.

Настоящая работа посвящена применению ANFIS-структур для аппроксимации решения ОЗД и реализации на их основе систем управления манипулятором. В качестве объекта управления рассматривается манипуляционный робот с кинематикой типа PUMA. Проведено сравнение двух типов систем управления, основанных на решении ОЗД: метода прямой динамической компенсации и линеаризации обратной связью (далее ЛОС).

2. Построение динамической модели объекта управления

В качестве объекта управления в настоящей работе рассматривается манипуляционный робот с кинематикой типа PUMA (рисунок 1 [4]). Динамическая модель, используемая в этом и следующих разделах, была представлена в статье [16]. Стоит отметить, что взаимное динамическое влияние существенно лишь для первых трех степеней подвижности, обеспечивающих перемещение рабочего органа в заданную точку. По этой причине было решено ограничиться только их рассмотрением, полагая, что сочленения, соответствующие звеньям 4, 5 и 6, зафиксированы в нулевых положениях. В таблицах 2 и 3 приведены параметры Денавита-Хартенберга и динамические параметры звеньев соответственно [16]. Согласно данным, представленным в таблицах 1 и 2, в среде твердотельного моделирования была реализована динамическая модель манипулятора. Ее структура и внешний вид представлены на рисунках 2 и 3 соответственно. Полученная модель была использована в экспериментальных исследованиях систем управления (разделе 5).

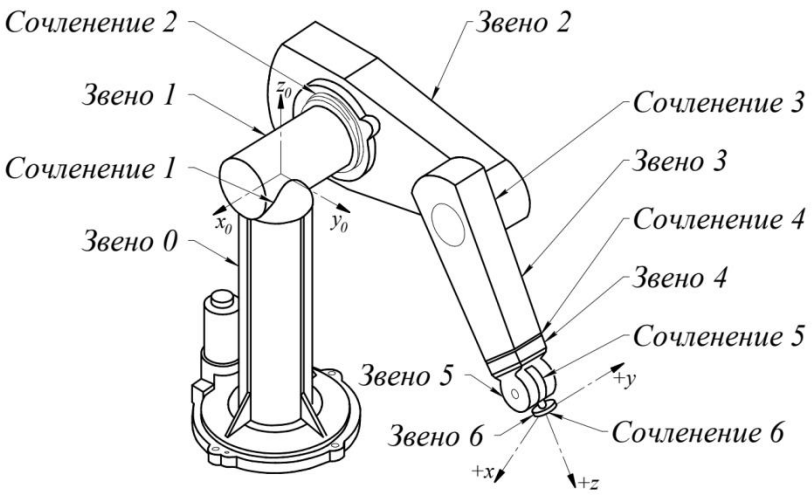

Рисунок 1 – Манипуляционный робот с кинематикой типа PUMA

Таблица 1 – Параметры Денавита-Хартенберга

Сочленение	α_{i-1}, °	θ_i	a_{i-1}, м	d_i, м
1	0	$q_1^{(1)}$	0	0
2	-90	$q_2^{(1)}$	0	0.2435
3	0	$q_3^{(1)}$	0.4318	-0.0934
4	90	$q_4^{(1)}$	-0.0203	0.4331
5	-90	$q_5^{(1)}$	0	0
6	90	$q_6^{(1)}$	0	0
1) q_i (i = 1 … 6) – обобщенная координата i-й степени подвижности.				

Таблица 2 – Динамические параметры звеньев

Звено	Масса, кг	Центр масс (r_x, r_y, r_z), м	Диагональные элементы тензора инерций (I_{xx}, I_{yy}, I_{zz}), кг×м^2	Момент инерции электропривода, кг×м^2
$1^{(1)}$	-	-	-, -, 0.35	1.14
2	17.4	0.068, 0.006, -0.016	0.13, 0.524, 0.539	4.71
3	4.80	0, -0.070, 0.014	0.066, 0.0125, 0.086	0.827
4	0.82	0, 0, -0.019	0.0018, 0.0018, 0.0013	0.2
5	0.34	0, 0, 0	0.0003, 0.0003, 0.0004	0.179
6	0.09	0, 0, 0.032	0.00015, 0.00015, 0.00004	0.193
1) Поскольку звено 1 поворачивается только вокруг собственной оси, значения массы, ее центра, а также элементов тензора инерций, связанных с другими осями, для построения динамической модели не требуются.				

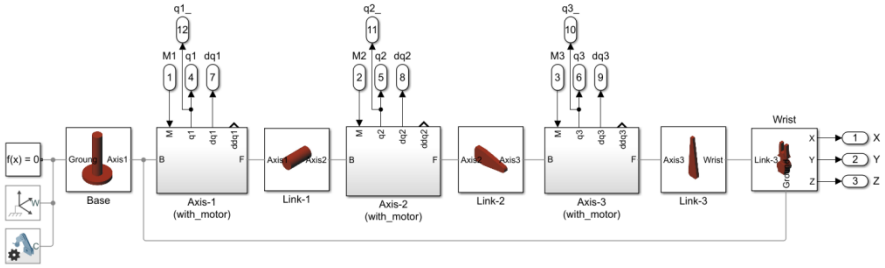

Рисунок 2 – Структура динамической модели робота с кинематикой типа PUMA

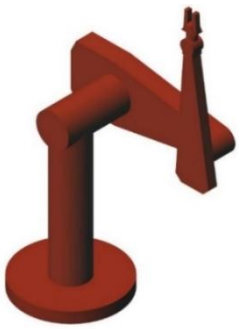

Рисунок 3 – 3D-модель робота с кинематикой типа PUMA

3. Система управления с прямой динамической компенсацией

Система управления манипуляционным роботом с прямой динамической компенсацией основана на аддитивном введении в контуры приводного уровня результатов решения ОЗД и сведении передаточных функций объекта управления к единице. В настоящем разделе рассмотрена реализация данного подхода на основе ANFIS-структур, обеспечивающих аппроксимацию решения ОЗД, что позволяет решить проблему ее высокой вычислительной сложности.

3.1. Формирование ANFIS-структур

ОЗД манипуляционного робота может быть представлена в следующем виде [4, 15]:

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

где τ – вектор моментов, создаваемых электроприводами;

$q, \dot{q}, \ddot{q}$ – обобщенные координаты, скорости и ускорения 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.

Формирование ANFIS-структур для аппроксимации представленной модели (1) было выполнено согласно следующим принципам:

- Реализация составляющих уравнения (1) (соответствующих моментам различной физической природы) в виде отдельных ANFIS-структур. Такой подход позволяет значительно сократить совокупный размер обучающей выборки и уменьшить общее время обучения.
- Выбор в качестве входных переменных обобщенных координат и ускорений, а также произведений обобщенных скоростей. Таким образом, согласно ОЗД (1), все входные переменные, кроме обобщенных координат, будут линейны относительно соответствующих составляющих решения.
- Фаззификация обобщенных координат обеспечивается гауссовыми функциями принадлежности; обобщенных ускорений и произведений обобщенных скоростей – треугольными функциями принадлежности. Такой выбор обусловлен линейностью (или нелинейностью) переменных относительно соответствующих составляющих решения (1).
- Включение в каждое продукционное правило не более одного ускорения или произведения скоростей, что соответствует структуре уравнения (1).

В таблицах 3 и 4 представлены данные для формирования обучающих и тестовых выборок соответственно. В таблице 5 представлены параметры ANFIS-структур. Верхний индекс в обозначении ANFIS соответствует степени подвижности, нижний – составляющей момента согласно (1): D – момент, связанный с ускорениями; H1 – кориолисов момент; H2 – центробежный момент; C – момент сил тяжести. Продукционные правила всех реализованных ANFIS-структур сведены в таблицу 6.

Обучающие выборки были сформированы из всех возможных комбинаций входных переменных, соответствующих значениям, приведенным в таблице 3, а также отдельных составляющих решения ОЗД (1), вычисленных аналитически. Тестовая выборка сформирована аналогично из данных, представленных в таблице 4. Обучение каждой структуры выполнено в течении 100 эпох гибридным методом [9]. Результаты тестирования приведены в таблице 7.

3.2. Структура системы управления

На основе сформированных ANFIS-структур была реализована система управления с прямой динамической компенсацией (рисунок 4). Выходные значения ANFIS-компенсатора, являющиеся результатами аппроксимации ОЗД, аддитивно подаются в контуры управления приводного уровня, формируя основную составляющую управляющего воздействия. Отклонения же компенсируются ПИД-регуляторами.

Вместе с тем стоит отметить, что стремление к абсолютной компенсации не позволяет добиться грубости системы управления [17], ведь равенство ее передаточной функции единице достигается лишь в условиях идеальной аппроксимации ОЗД, а ее неточность может привести к качественным изменениям в системе и в результате к неустойчивости. По этой причине в контуры прямой связи введены коэффициенты ослабления k, величина которых была выбрана равной 0.9.

Таким образом, стремление к повышению точности компенсации приводит к снижению запаса устойчивости. Учитывая данный недостаток, было решено рассмотреть синтез системы управления методом ЛОС [18], также основанный на решении ОЗД.

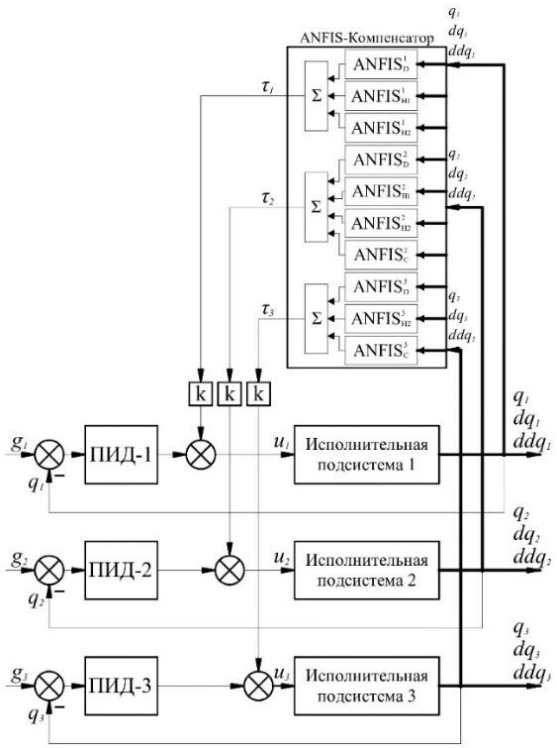

Рисунок 4 – Система управления с прямой динамической компенсацией

Таблица 3 – Данные для формирования обучающих выборок

q_2, °	-225	-190	-155	-105	-75	-35	10	45
q_3, °	-45	-5	35	75	105	145	185	225
$\dot{q}_1; \dot{q}_2; \dot{q}_3$, рад/с	-5	-2.5	0	2.5	5	-	-	-
$\ddot{q}_1; \ddot{q}_2; \ddot{q}_3$, рад/с^2	-100	-50	0	50	100	-	-	-

Таблица 4 – Данные для формирования тестовых выборок

q_2, °	-220	-185	-150	-100	-80	-30	5	40
q_3, °	-40	-10	30	80	100	150	190	220
$\dot{q}_1; \dot{q}_2; \dot{q}_3$, рад/с	-4.5	-2.5	-2	-0.5	0.5	2	2.5	4.5
$\ddot{q}_1; \ddot{q}_2; \ddot{q}_3$, рад/с^2	-90	-70	-10	10	70	90	-	-

Таблица 5 – Параметры ANFIS-структур

ANFIS-структура	Входные переменные	Термы фаззификации[(1)]
$ANFIS_D^1$	$q_2, q_3, \ddot{q}_1, \ddot{q}_2, \ddot{q}_3$	5G, 5G, 2T, 2T, 2T
$ANFIS_{H1}^1$	$q_2, q_3, \dot{q}_1\dot{q}_2, \dot{q}_1\dot{q}_3, \dot{q}_2\dot{q}_3$	4G, 4G, 2T, 2T, 2T
$ANFIS_{H2}^1$	$q_2, q_3, \dot{q}_2\dot{q}_2, \dot{q}_3\dot{q}_3$	4G, 4G, 2T, 2T
$ANFIS_D^2$	$q_2, q_3, \ddot{q}_1, \ddot{q}_2, \ddot{q}_3$	4G, 4G, 2T, 2T, 2T
$ANFIS_{H1}^2$	$q_3, \dot{q}_2\dot{q}_3$	4G, 2T
$ANFIS_{H2}^2$	$q_2, q_3, \dot{q}_1\dot{q}_1, \dot{q}_3\dot{q}_3$	4G, 4G, 2T, 2T
$ANFIS_C^2$	q_2, q_3	4G, 4G
$ANFIS_D^3$	$q_2, q_3, \ddot{q}_1, \ddot{q}_2, \ddot{q}_3$	4G, 4G, 2T, 2T, 2T
$ANFIS_{H2}^3$	$q_2, q_3, \dot{q}_1\dot{q}_1, \dot{q}_2\dot{q}_2$	5G, 5G, 2T, 2T
$ANFIS_C^3$	q_2, q_3	4G, 4G
1) G – гауссова функция принадлежности; T – треугольная функция принадлежности		

Таблица 6 – Продукционные правила

$ANFIS_D^1$
Если$mf_{q_2}^i$ и$mf_{q_3}^j$ и$mf_{\ddot{q}_1}^k$, тоmf_{out}^n, $i = 1 \dots 5, j = 1 \dots 5, k = 1 \dots 2, n = 1 \dots 50$
Если$mf_{q_2}^i$ и$mf_{q_3}^j$ и$mf_{\ddot{q}_2}^k$, тоmf_{out}^n, $i = 1 \dots 5, j = 1 \dots 5, k = 1 \dots 2, n = 51 \dots 100$
Если$mf_{q_2}^i$ и$mf_{q_3}^j$ и$mf_{\ddot{q}_3}^k$, тоmf_{out}^n, $i = 1 \dots 5, j = 1 \dots 5, k = 1 \dots 2, n = 101 \dots 150$
$ANFIS_D^2, ANFIS_D^3$
Если$mf_{q_2}^i$ и$mf_{q_3}^j$ и$mf_{\ddot{q}_1}^k$, тоmf_{out}^n, $i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 1 \dots 32$

Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_2}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 33 \dots 64$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_3}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 65 \dots 96$
$ANFIS_{H1}^1$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_1\dot{q}_2}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 1 \dots 32$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_1\dot{q}_3}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 33 \dots 64$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_2\dot{q}_3}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 65 \dots 96$
$ANFIS_{H1}^2$
Если$mf_{q_3}^i$и$mf_{\dot{q}_2\dot{q}_3}^j$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 2, n = 1 \dots 8$
$ANFIS_{H2}^1$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_2\dot{q}_2}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 1 \dots 32$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_3\dot{q}_3}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 33 \dots 64$
$ANFIS_{H2}^2$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_1\dot{q}_1}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 1 \dots 32$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_3\dot{q}_3}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, k = 1 \dots 2, n = 33 \dots 64$
$ANFIS_{H2}^3$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_1\dot{q}_1}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 5, j = 1 \dots 5, k = 1 \dots 2, n = 1 \dots 50$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$и$mf_{\dot{q}_2\dot{q}_2}^k$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 5, j = 1 \dots 5, k = 1 \dots 2, n = 51 \dots 100$
$ANFIS_C^2, ANFIS_C^3$
Если$mf_{q_2}^i$и$mf_{q_3}^j$, то$mf_{out}^n, i = 1 \dots 4, j = 1 \dots 4, n = 1 \dots 16$

Таблица 7 – Результаты тестирования

ANFIS- структура	Диапазон выходных значений	Диапазон абсолютной ошибки, Н×м	MSE(1), Н×м
$ANFIS_D^1$	-489.4360 … 489.4360	-14.8529 … 14.8529	13.7347
$ANFIS_{H1}^1$	-71.3447 … 71.5457	-5.9751 … 5.7936	0.6678
$ANFIS_{H2}^1$	-19.4072 … 19.2965	-0.7792 … 0.6696	0.0439
$ANFIS_D^2$	-815.2049 … 815.2049	-3.5978 … 3.5978	0.6360
$ANFIS_{H1}^2$	-14.9687 … 14.9687	-0.7140 … 0.7140	0.0257
$ANFIS_{H2}^2$	-7.4843 … 7.4073	-0.9216 … 0.7568	0.1002
$ANFIS_C^2$	-45.4168 … 45.6386	-0.7031 … 0.6036	0.0989
$ANFIS_D^3$	-180.3216 … 180.3216	-0.7310 … 0.7310	0.0429
$ANFIS_{H2}^3$	-15.8478 … 15.6213	-1.0480 … 1.2697	0.1186
$ANFIS_C^3$	-8.4796 … 8.4796	-0.1817 … 0.2602	0.0090
1) Среднеквадратичное отклонение: $MSE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} e^2$			

4 Система управления с линеаризация обратной связью

Рассмотрим синтез системы управления методом ЛОС [18]. Уравнение динамики (1) можно записать в нормальной форме следующим образом:

$$\begin{cases} x_1 = y = q \\ \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = D^{-1}(x_1)\big(u - H(x_1, x_2) - C(x_1)\big) \end{cases} \quad (2)$$

Для получения линейной связи между выходом $\boldsymbol{y}$ и управлением $\boldsymbol{u}$ продифференцируем выходную переменную:

$$\begin{gathered} \dot{y} = x_2 \\ \ddot{y} = D^{-1}(x_1)\big(u - H(x_1, x_2) - C(x_1)\big) \end{gathered} \quad (3)$$

Тогда управление при линеаризации обратной связью:

$$v = \ddot{y} \quad (4)$$

Учитывая порядок системы, для ошибки справедливо следующее:

$$\begin{cases} e = g - y \\ \ddot{e} + k_д \dot{e} + k_п e = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Откуда:

$$v = \ddot{g} + k_д \dot{e} + k_п e \quad (6)$$

Таким образом, полученный закон управления:

$$u = D(q)\left(\ddot{g} + k_{\text{д}}\dot{e} + k_{\text{п}}e\right) + H(q,\dot{q}) + C(q) \qquad (7)$$

На рисунке 5 представлена структурная схема, реализующая закон управления (7). Следует отметить, что ANFIS-структуры, используемые в данной системе, не отличаются от реализованных ранее (раздел 4).

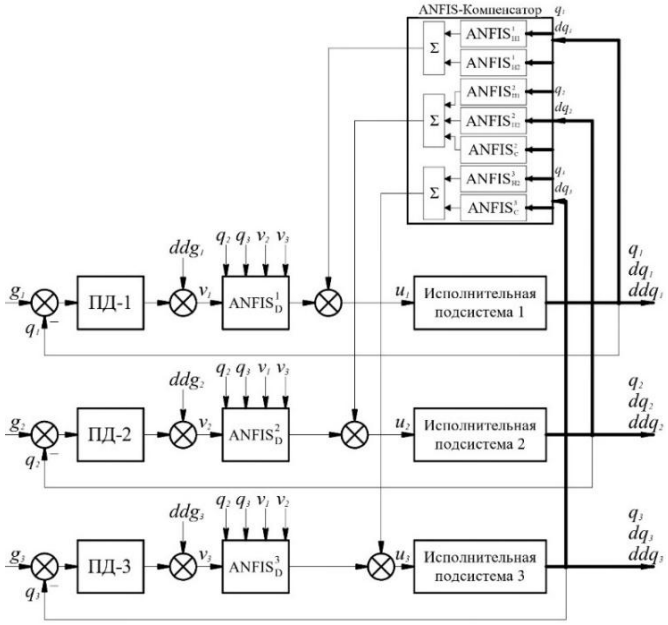

Рисунок 5 – Система управления, синтезированная методом ЛОС

5. Моделирование систем управления

Модели систем управления с прямой динамической компенсацией и с ЛОС представлены на рисунках 6 и 7 соответственно. Назначение функциональных блоков приведено в таблице 8. Моделирование выполнено для тестовой траектории (рисунки 8, 9). Результаты моделирования – максимальные по модулю ошибки слежения – сведены в таблицу 9. Также представлены значения ошибок, полученные для системы с ПИД-регуляторами без динамической компенсации. Согласно результатам, наибольшая точность управления обеспечивается системой с ЛОС: ошибка слежения на два и на три порядка меньше, чем в системах с прямой динамической компенсацией и с ПИД-регуляторами соответственно.

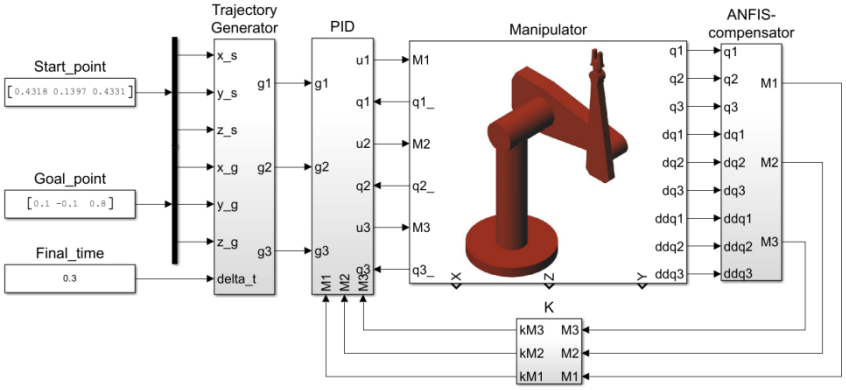

Рисунок 6 – Модель системы управления с прямой динамической компенсацией

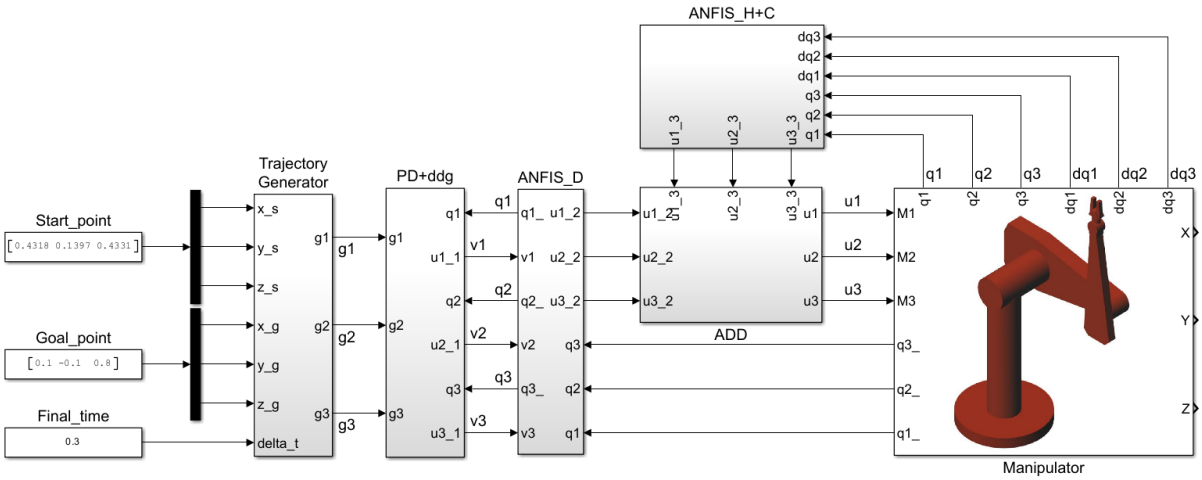

Рисунок 7 – Модель системы управления, синтезированной методом ЛОС

Таблица 8 – Описание функциональных блоков

Блок	Описание
Manipulator	Твердотельная модель робота с кинематикой типа PUMA-560
ANFIS-compensator	Компенсатор на базе ANFIS-структур
ANFIS_D	ANFIS-компенсатор составляющих модели динамики, связанных с ускорениями
ANFIS_H+C	ANFIS-компенсатор составляющих модели динамики, связанных с кориолисовыми и центробежными моментами, а также с моментами сил тяжести
PID	ПИД-регуляторы
PD+ddq	ПД-регуляторы, к управляющим воздействиям которых прибавляются уставки по ускорению
Start_point	Нулевое положение робота в декартовых координатах
Goal_point	Целевое положение робота в декартовых координатах
Final_time	Время прохождения траектории
Trajectory Generator	Генератор траектории. Включает в себя решение обратной задачи кинематики и алгоритм разбиения траектории на полиномы
K	Коэффициент ослабления сигналов компенсатора
ADD	Сумматор управляющих воздействий по прямой и обратной связям

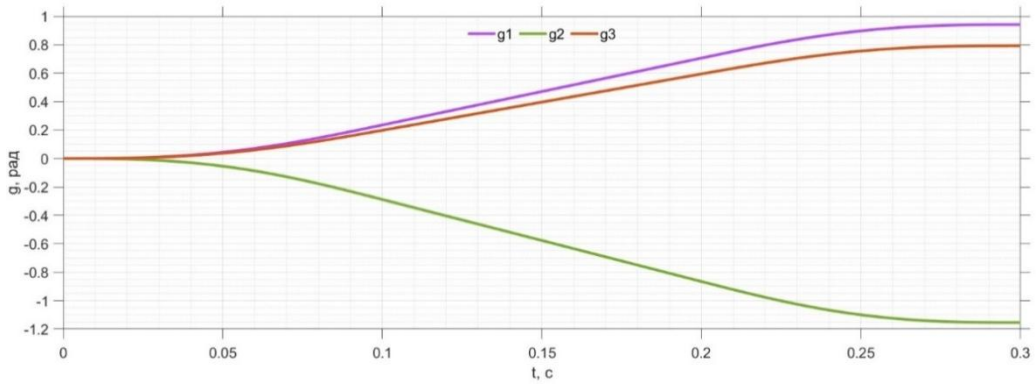

Рисунок 8 – Тестовая траектория в обобщенных координатах

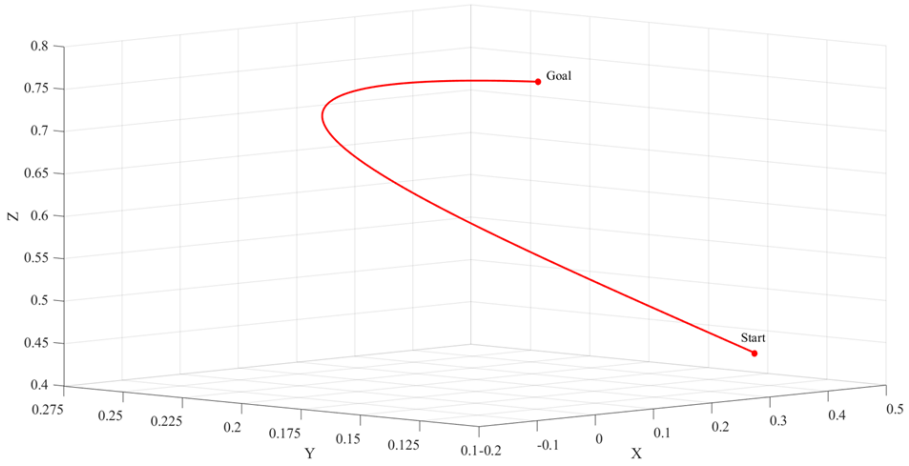

Рисунок 9 – Тестовая траектория в декартовых координатах

Таблица 9 – Сравнение точности отработки траектории для реализованных систем управления

Система управления	$\|e_1\|_{max}$, рад	$\|e_2\|_{max}$, рад	$\|e_3\|_{max}$, рад
Система с ПИД-регуляторами	0.02160	0.02370	0.03330
Система с ПИД-регуляторами и прямой компенсацией на базе ANFIS	0.00241	0.00225	0.00228
Система, построенная по принципу линеаризации обратной связью на базе ANFIS	0.00003	0.00004	0.00003

6. Заключение

В настоящий работе предложено развитие технологии адаптивной нейро-нечеткой системы вывода, включающее совокупность эвристических принципов формирования структур данного типа для решения задачи аппроксимации динамической модели манипуляционного робота, требуемой при построении многосвязных систем управления. На основе данного подхода разработаны и представлены два типа систем управления: с прямой динамической компенсацией и на основе метода линеаризации обратной связью.

Проведены экспериментальные исследования предложенных систем по оценке ошибки слежения при отработке заданной траектории. Прямая динамическая компенсация и линеаризация обратной связью позволили добиться повышения точности на один и на три порядка соответственно по сравнению с системой на базе ПИД-регуляторов.

Результаты настоящей работы позволяют судить об эффективности применения ANFIS-структур в многосвязных системах управления манипуляторов. Метод линеаризации обратной связью, показавший наилучшее качество управления, рассматривается как перспективный для дальнейших исследований, которые будут направлены на программно-аппаратную реализацию алгоритма управления, а также рассмотрение возможности самообучения ANFIS-структур в реальном времени.

Список литературы

1. Основы робототехники: учебное пособие / Юревич Е.И. – 4-е изд., перераб. и доп. – СПб.: БХВ-Петербург, 2020. – 302 с.

2. Yeisson Rivero-Moreno, Sophia Echevarria, Carlos Vidal-Valderrama et al. Robotic Surgery: A Comprehensive Review of the Literature and Current Trends // Cureus, Volume 15, Issue 7. – 2023.

3. Robert C. Moeller, Louise Jandura, Keith Rosette et al. The Sampling and Caching Subsystem (SCS) for the Scientific Exploration of Jezero Crater by the Mars 2020 Perseverance Rover // Space Science Reviews, Volume 217, Issue 5. – 2021.

4. Робототехника / Фу К., Гонсалес Р., Ли К. – пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 624 с.

5. Теоретические основы робототехники. В 2 кн. / А.И. Корендясев, Б.Л. Саламандра, Л.И. Тывес – М.: Наука, 2006. – 383 с. (кн. 1).

6. Интеллектуальные системы автоматического управления / Под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 576 с.

7. Hideyuki Takagi, Isao Hayashi. NN-Driven Fuzzy Reasoning // International Journal of Approximate Reasoning, Volume 5, Issue 3. – 1991: P. 191-212.

8. Jyh-Shing R. Jang. Fuzzy modeling using generalized neural networks and Kalman filter algorithm // Proceedings of the ninth National conference on Artificial intelligence, Volume 2. - 1991: P. 762-767.

9. Jyh-Shing R. Jang. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Volume 23, Issue 3. – 1993: P. 665-685.

10. D. T. Pham, A. A. Fahmy, E. E. Eldukhri. Adaptive Fuzzy Neural Network for Inverse Modeling of Robot Manipulators // Proceedings of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control, Volume 41. – 2008: P. 5308-5313.

11. A.A. Fahmy, A.M. Abdel Ghany. Neuro-fuzzy Inverse Model Control Structure of Robotic Manipulators Utilized for Physiotherapy Applications // Ain Shams Engineering Journal, Volume 4, Issue 4. – 2013: P. 805-829.

12. Farzin Piltan, N. Sulaiman, Hajar Nasiri, Sadeq Allahdadi, Mohammad A. Bairam. Novel Robot Manipulator Adaptive Artificial Control: Design a Novel SISO Adaptive Fuzzy Sliding Algorithm Inverse Dynamic Like Method // International Journal of Engineering, Volume 5, Issue 5. – 2011: P. 399-418.

13. T. Ngo, Y. Wang, T.L. Mai, M.H. Nguyen, J. Chen. Robust Adaptive Neural-Fuzzy Network Tracking Control for Robot Manipulator // International Journal of Computers, Communications & Control, Volume 7, Issue 2. – 2012: P. 341-452.

14. P. Gierlak, M. Muszynska, W. Zylski. Neuro-Fuzzy Control of a Robotic Manipulator // International Journal of Applied Mechanics and Engineering, Volume 19, Issue 3. – 2014: P. 575-584.

15. Быковцев Ю.А., Лохин В.М., Манько С.В., Смирнов А.В. Особенности и перспективы применения ANFIS-структур для построения систем управления модульными манипуляционными роботами // ИТ-стандарт. 2025. №2. С. 20-31. URL: https://itstd-journal.ru/.

16. Brian Armstrong, Oussama Khatib, Joel Burdick. The Explicit Dynamic Model and Inertial Parameters of the PUMA 560 Arm // 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 1986: P. 510–518.

17. Теория автоматического управления. Линейные системы: учебник и практикум для вузов / Д.П. Ким – 3-е изд., испр. и доп. – М.: Юрайт, 2022. – 311 с.

18. Теория автоматического управления. Многомерные, нелинейные, оптимальные и адаптивные системы: учебник и практикум для вузов / Д.П. Ким – 3-е изд., испр. и доп. – М.: Юрайт, 2023. – 441 с.

19. ГОСТ Р МЭК 61131-7-2017. Контроллеры программируемые. Часть 7. Программирование нечеткого управления. – М.: Стандартинформ, 2017. – 34 с.

References

1. Osnovy robototekhniki: uchebnoe posobie / YUrevich E.I. – 4-e izd., pererab. i dop. – SPb.: BHV-Peterburg, 2020. – 302 s.

2. Yeisson Rivero-Moreno, Sophia Echevarria, Carlos Vidal-Valderrama et al. Robotic Surgery: A Comprehensive Review of the Literature and Current Trends // Cureus, Volume 15, Issue 7. – 2023.

3. Robert C. Moeller, Louise Jandura, Keith Rosette et al. The Sampling and Caching Subsystem (SCS) for the Scientific Exploration of Jezero Crater by the Mars 2020 Perseverance Rover // Space Science Reviews, Volume 217, Issue 5. – 2021.

4. Robototekhnika / Fu K., Gonsales R., Li K. – per. s angl. – M.: Mir, 1989. – 624 s.

5. Teoreticheskie osnovy robototekhniki. V 2 kn. / A.I. Korendyasev, B.L. Salamandra, L.I. Tyves – M.: Nauka, 2006. – 383 s. (kn. 1).

6. Intellektual'nye sistemy avtomaticheskogo upravleniya / Pod red. I.M. Makarova, V.M. Lohina – M.: FIZMATLIT, 2001. – 576 s.

7. Hideyuki Takagi, Isao Hayashi. NN-Driven Fuzzy Reasoning // International Journal of Approximate Reasoning, Volume 5, Issue 3. – 1991: P. 191-212.

8. Jyh-Shing R. Jang. Fuzzy modeling using generalized neural networks and Kalman filter algorithm // Proceedings of the ninth National conference on Artificial intelligence, Volume 2. - 1991: P. 762-767.

9. Jyh-Shing R. Jang. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Volume 23, Issue 3. – 1993: P. 665-685.

10. D. T. Pham, A. A. Fahmy, E. E. Eldukhri. Adaptive Fuzzy Neural Network for Inverse Modeling of Robot Manipulators // Proceedings of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control, Volume 41. – 2008: P. 5308-5313.

11. A.A. Fahmy, A.M. Abdel Ghany. Neuro-fuzzy Inverse Model Control Structure of Robotic Manipulators Utilized for Physiotherapy Applications // Ain Shams Engineering Journal, Volume 4, Issue 4. – 2013: P. 805-829.

12. Farzin Piltan, N. Sulaiman, Hajar Nasiri, Sadeq Allahdadi, Mohammad A. Bairam. Novel Robot Manipulator Adaptive Artificial Control: Design a Novel SISO Adaptive Fuzzy Sliding Algorithm Inverse Dynamic Like Method // International Journal of Engineering, Volume 5, Issue 5. – 2011: P. 399-418.

13. T. Ngo, Y. Wang, T.L. Mai, M.H. Nguyen, J. Chen. Robust Adaptive Neural-Fuzzy Network Tracking Control for Robot Manipulator // International Journal of Computers, Communications & Control, Volume 7, Issue 2. – 2012: P. 341-452.

14. P. Gierlak, M. Muszynska, W. Zylski. Neuro-Fuzzy Control of a Robotic Manipulator // International Journal of Applied Mechanics and Engineering, Volume 19, Issue 3. – 2014: P. 575-584.

15. Bykovtsev Y.A., Lokhin V.M., Manko S.V., Smirnov A.V. Osobennosti i perspektivy primeneniya ANFIS-struktur dlya postroeniya sistem upravleniya modulnymi manipulyatsionnymi robotami // IT-standart. 2025. №2. S. 20-31. URL: https://itstd-journal.ru/.

16. Brian Armstrong, Oussama Khatib, Joel Burdick. The Explicit Dynamic Model and Inertial Parameters of the PUMA 560 Arm // 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 1986: P. 510–518.

17. Teoriya avtomaticheskogo upravleniya. Linejnye sistemy: uchebnik i praktikum dlya vuzov / D.P. Kim – 3-e izd., ispr. i dop. – M.: YUrajt, 2022. – 311 s.

18. Teoriya avtomaticheskogo upravleniya. Mnogomernye, nelinejnye, optimal'nye i adaptivnye sistemy: uchebnik i praktikum dlya vuzov / D.P. Kim – 3-e izd., ispr. i dop. – M.: YUrajt, 2023. – 441 s.

19. GOST R IEC 61131-7-2017. Programmable controllers. Part 7. Fuzzy control programming. – Moscow: Standartinform, 2017. – 34 p.