

DOI: 10.34031/2071-7318-2021-6-6-87-97

***Ганин П.Е., Кобрин А.И.**

Национальный исследовательский университет «МЭИ»

*E-mail: ganinpe@gmail.com

АЛГОРИТМЫ КИНЕМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ МНОГОЗВЕННЫМИ МАНИПУЛЯЦИОННЫМИ РОБОТАМИ НА ОСНОВЕ НЕЧЁТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Аннотация. В статье рассмотрена возможность построения алгоритма кинематического управления для манипуляционных роботов с последовательным соединением звеньев. Предлагается построение системы управления на основе нечеткой нейронной сети. Представлены результаты экспериментальных исследований по подбору параметров нечеткой нейронной сети в соответствии с выставленным критерием оптимальности (по быстродействию) с учетом последующего итерационного уточнения методом Ньютона-Рафсона. Рассматриваются такие параметры сети как количество и тип функций принадлежности узлов, объем обучающей выборки с разным количеством подходов при обучении. Предлагается алгоритм формирования обучающей выборки для нечетких нейронных сетей с целью снижения ошибки позиционирования рабочего органа манипуляционного механизма вблизи внешней границы рабочей области. Продемонстрирована возможность адаптации алгоритмов кинематического управления путем корректировки параметров функций принадлежности в узлах сети при выполнении однотипных задач, на основе данных уточняющего алгоритма Ньютона-Рафсона. В рамках данной работы был проведен сравнительный анализ разработанного алгоритма кинематического управления с алгоритмами на основе итерационного и нейросетевого методов решения обратной задачи кинематики манипуляционного робота. Сделан вывод о повышении быстродействия для расчетов алгоритмов кинематического управления при сохранении требуемой точности.

Ключевые слова: обратная задача кинематики, манипуляционный робот, нечеткая нейронная сеть, алгоритм кинематического управления, итерационное уточнение.

Введение. В современных автоматизированных производственных системах важную роль играют многозвенные пространственные механизмы – манипуляционные роботы. Прикладная значимость роботов-манипуляторов многократно была описана в различных обзорных статьях. В последние годы значительно расширилась область применения робототехнических средств. В связи с этим возрастают требования к качеству их работы, а именно их точности и быстродействию. Большинство современных манипуляторов строятся на базе электрических исполнительных механизмов и включают сложные алгоритмы управления, которые учитывают нелинейность и неопределенность динамической модели в условиях действия внешних возмущений. В связи с этим синтез систем управления манипуляционными механизмами связан с решением целого комплекса задач из различных научных областей. В общем виде можно выделить две основные группы задач:

- управление исполнительными механизмами, включающее задачи построения оптимальных законов управления, и контроль состояния устройств;
- анализ кинематики, включающий обеспечение необходимой манипулятивности и постро-

ение аналитических зависимостей для определенной геометрической структуры манипуляционного робота.

Данная статья посвящена решению второй группы задач, а именно построению алгоритмов кинематического управления. С целью обеспечения лучших возможностей для нахождения решения ОЗК многозвенных роботов манипуляторов применяют комбинированный подход на основе нейронных сетей и нечеткой логики [1]. Основное преимущество нечетких нейронных сетей (ННС) заключается в их универсальных возможностях по аппроксимации в совокупности с реализацией логики рассуждений, обеспечиваемых интерпретируемыми правилами «Если-То». Структура ННС схожа со структурой нейронной сети прямого распространения (например, многослойный перцептрон) с обучением по алгоритму обратного распространения ошибки. Нечеткие нейронные сети фактически являются системами, которые обеспечивают объединение двух различных подходов путём комбинирования человекоподобного стиля рассуждений нечетких систем с обучением и коннекционистской структурой нейронных сетей. Каждый из слоев ННС характеризуется набором параметров (функциями принадлежности, нечеткими решающими правилами, активационными функциями, весами связей), настройка которых производится

аналогично обычным нейронным сетям. В работах [2, 3, 4] сделан вывод о том, что в сравнении с обычными нейронными сетями, сети на основе нечеткой логики обладают наилучшей сходимостью при меньшем требуемом объеме обучающей выборки для задач со сложным математическим описанием. Также применение ННС обеспечивает гарантированную гладкость выходной функции, что необходимо для решения кинематических задач при построении СУ для обеспечения следования заданной траектории движения рабочего органа манипуляционного робота. Нечеткие нейронные сети успешно применяются в решении обратной задачи кинематики для различных конструкций роботов-манипуляторов. В статьях [5, 6] предлагаются ННС для решения ОЗК манипуляционных роботов с двумя, тремя и пятью звеньями. В данных работах представлены результаты экспериментальных исследований по применению ННС, описываются алгоритмы формирования обучающей выборки и продемонстрирована зависимость точности расчета от полноты обучающей выборки. Решение ОЗК для робота SCOROBOT ER-IV с применением нейро-нечетких сетей было рассмотрено в работе [7]. Были проведены экспериментальные исследования представленного метода решения ОЗК, которые продемонстрировали возможности построения СУ реального времени. Рассматривалось применение ННС для алгоритмов кинематического управления таких манипуляторов как PUMA 560 [8, 9, 10], PUMA 600 [11], DeltaRobot (DOB) [12], SCARA [13, 14]. Также рассматривалось решение ОЗК для руки человека с шестью степенями подвижности [15] и пальца кисти [16], данные исследования демонстрируют обеспечение возможности плавного изменения координат при выполнении задания. Ряд работ [17, 18, 19, 20] посвящен рассмотрению решения ОЗК методами на основе ННС для конструкций манипуляторов с избыточностью. В данных работах продемонстрировано гарантированное нахождение единственного решения, а также представленные результаты экспериментов свидетельствуют о возможностях применения нейро-нечетких сетей в СУ избыточными роботами.

В работе рассмотрена механическая структура манипулятора с последовательным соединением звеньев. Первое звено манипулятора соединено с опорной стойкой (основанием), а последнее снабжено точечным рабочим органом - спредером. Процесс кинематического управления манипулятором строится на определении таких углов поворота механизмов в шарнирных соединениях, при которых обеспечивается движение точки по заданной траектории. Для рассматриваемых манипуляционных механизмов, система

уравнений описывающая их кинематику имеет следующий вид:

$$\begin{cases} x = [\sum_{m=1}^n (L_m \cdot \sin(\sum_{p=1}^m Q_p))] \cdot \cos Q_0, \\ y = [\sum_{m=1}^n (L_m \cdot \sin(\sum_{p=1}^m Q_p))] \cdot \sin Q_0, \\ z = L_0 + \sum_{m=1}^n (L_m \cdot \cos(\sum_{p=1}^m Q_p)), \end{cases} \quad (1)$$

где n – количество сопряженных звеньев, участвующих в относительном движении; L_n – длины звеньев; L_0 – высота основания; Q_n – углы поворота звеньев; x, y, z – координаты рабочего органа.

Схема алгоритмов кинематического управления. В основу алгоритмов кинематического управления для выбранной группы манипуляционных механизмов, описываемых уравнениями (1), положен гибридный метод решения обратной задачи кинематики. Предлагаемый метод базируется на последовательном применении нечеткой нейронной сети для поиска начального приближения и последующего итерационного уточнения методом Ньютона-Рафсона. На рис. 1 представлена схема разработанного алгоритма кинематического управления, включающего поиск решения ОЗК. Принцип работы включает в себя следующие этапы:

- построение рабочей области, используя алгоритмы решения прямой задачи кинематики, которая в дальнейшем используется для проверки вхождения желаемых координат $(x, y, z)_ж$ и формирования обучающей выборки для нечетких нейронных сетей ($ННС_1, \dots, ННС_n$);
- передача координат на обученные нечеткие нейронные сети соответствующие количеству искомых углов ($ННС_1, \dots, ННС_n$) и как результат их работы получаем углы поворота звеньев $(Q_0, \dots, Q_n)_{ннс}$;
- на решении прямой задачи кинематики $f(Q_0, \dots, Q_n)_{ннс}$ осуществляется проверка на достижения требуемой точности для решения ОЗК, и в случае ее недостаточности проводится уточнение в окрестностях найденных значений;
- при достижении требуемой точности решение $(Q_0, \dots, Q_n)_р$ передается на программируемый логический контроллер (ПЛК) где реализован регулятор координат, отслеживающий исполнение перемещений;
- передача управляющего воздействия через сервоконтроллеры на электрический привод.

В процессе работы манипулятора осуществляется накопление скорректированных данных из итерационного алгоритма уточнения и на решении прямой задачи кинематики $(x, y, z)_р = f(Q_0, \dots, Q_n)_р$. Полученные данные используются для генерации корректирующего буфера *Buf*, который применяется для корректировки обучающей выборки и уточнения параметров функций принадлежности в узлах сети.

Главным преимуществом предлагаемого алгоритма кинематического управления является повышение скорости выполнения расчетов при контролируемой точности. Применение нечетких нейронных сетей позволяет получать решение ОЗК значительно быстрее классических методов, и по результатам экспериментов на поиск одного решения затрачивается не более 4 мс. Также одним из значимых преимуществ ННС является отсутствие значительной зависимости продолжительности расчетов от сложности конструкции т.е. систем уравнений её описывающих. Однако в случае применения только ННС не удается достичь требуемой точности расчетов. В

связи с этим предлагается гибридный алгоритм, сочетающий в себе достоинства обоих методов: высокую точность и быстродействие. Таким образом, используя ННС для получения начального приближения, значительно сокращается количество итераций численного метода и, соответственно, время исполнения алгоритма кинематического управления. Применение нечёткой нейронной сети также позволяет избавиться от существенного при итерационном подходе явления неоднозначности, возникающего при решении ОЗК, и обеспечивает более высокую производительность с возможностью адаптации.

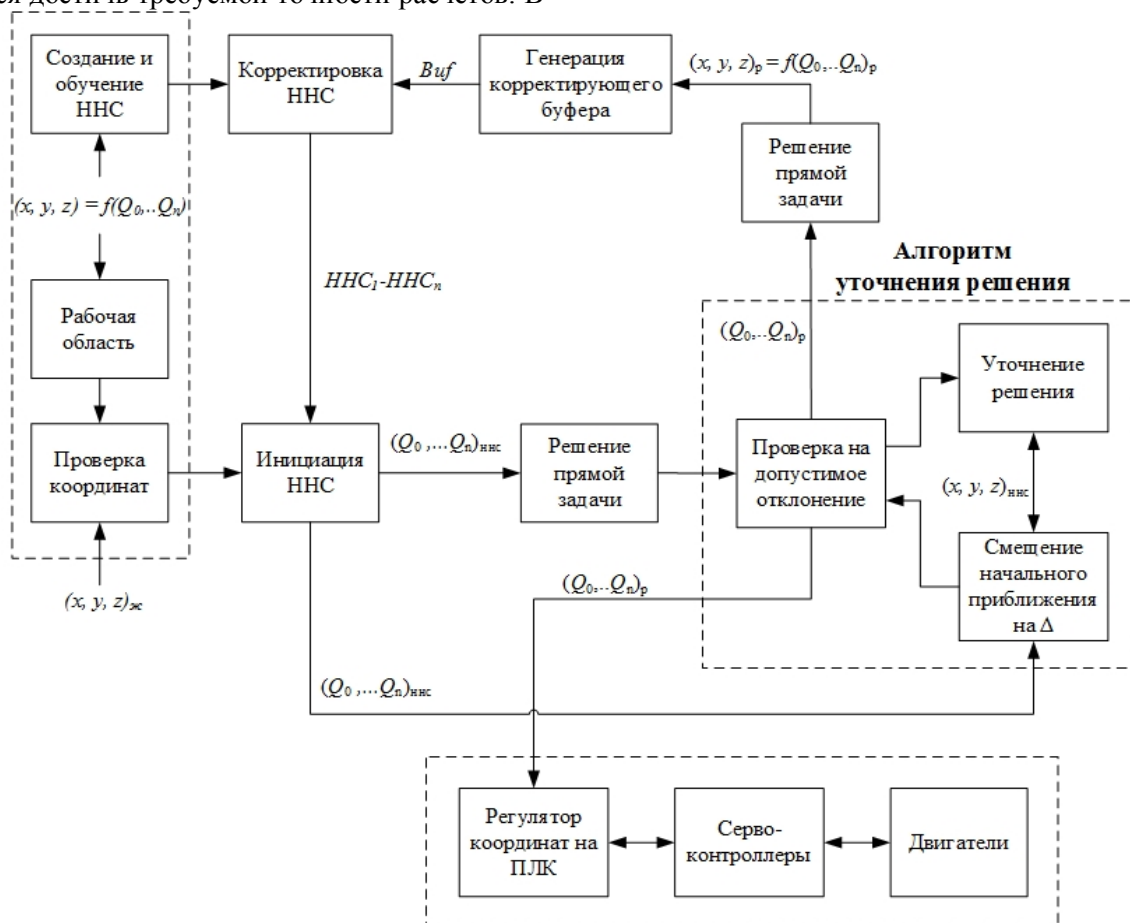


Рис. 1. Схема алгоритма кинематического управления

Однако необходимо отметить, что предварительный процесс генерации и обучения нейронных сетей требует продолжительного времени. Для обеспечения решения ОЗК многосвязных механизмов с использованием нейронных сетей необходимо большое число обучающих примеров. Применение именно нечетких нейронных сетей обусловлено возможностью сокращения, по сравнению с обычными нейронными сетями, объема обучающей выборки при получении достаточного приближения решения и обеспечения возможностей адаптации в процессе работы.

Структура нечёткой нейронной сети. В работе предлагается построение адаптивной

нейронной сети нечеткого вывода Такаги - Сугено (ANFIS), путем обучения систем нечеткого вывода (FIS), как функции принадлежности, на решении кинематических задач для многосвязного манипуляционного робота. Для обучения сетей генерируется карта зависимых координат на решении прямой задачи кинематики. Поиск осуществляется в плоскости вращения звеньев. Количество ННС должно соответствовать количеству искомых углов поворота звеньев манипулятора. В качестве лингвистических переменных в рамках данной задачи выступают области рабочей зоны, перекрывающиеся друг друга. По четыре

диапазона для каждой координаты рабочего органа манипулятора. Введем следующие лингвистические переменные: <<Диапазоны по X>, T_x , D_x >, <<Диапазоны по Y>, T_y , D_y >, где $D_x = [x_{min}; x_{max}]$, $D_y = [y_{min}; y_{max}]$ – их области определения, вычисляемые из прямой задачи кинематики; $T_x = \{T_x^1, T_x^2, T_x^3, T_x^4\}$, $T_y = \{T_y^1, T_y^2, T_y^3, T_y^4\}$ – их терм-множества.

ЕСЛИ «посылка 1» И «посылка 2», ТО «заключение»,

где «посылка 1, 2» и «заклучение» являются нечеткими высказываниями.

Структура используемой в работе сети представлена на рис. 2. Выходные функции принадлежности представлены в виде линейной зависимости. С помощью нечёткого вывода описываются 16 правил, по которым осуществляется связь между заданными координатами и искомым углом поворота звена. Сравнение и принятие решения реализуется с помощью продукционных правил вида:

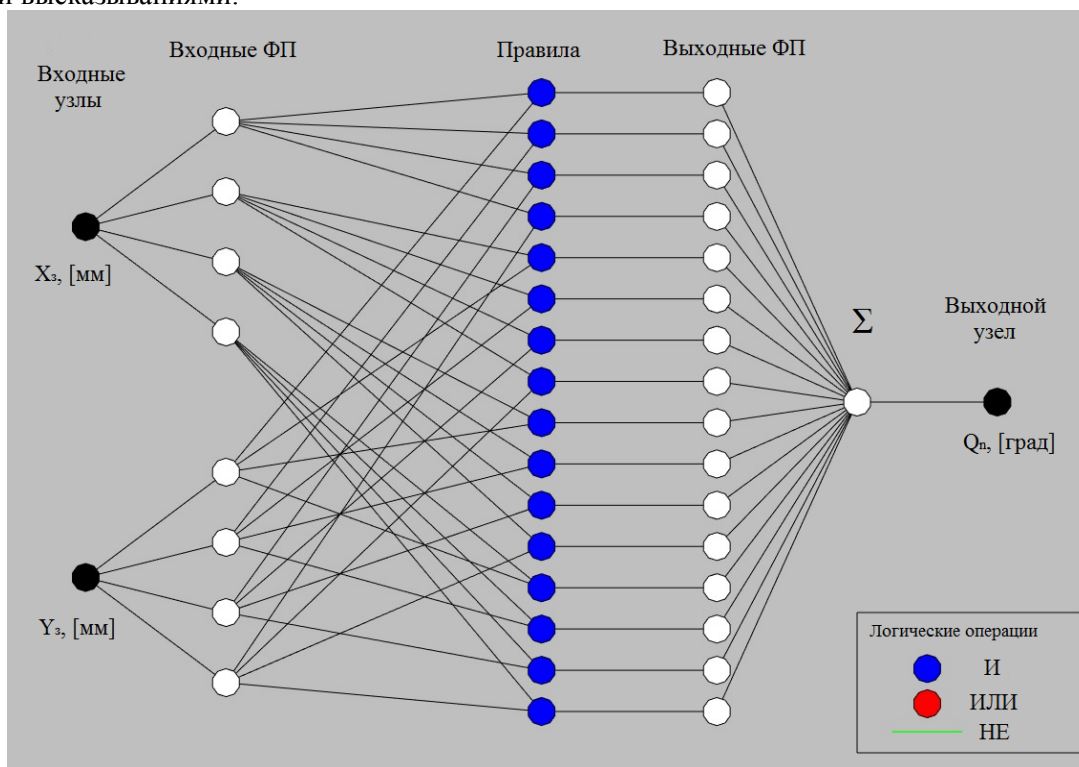


Рис. 2. Структура нечеткой нейронной сети

В качестве примера на рис. 3 представлена поверхность вывода для искомого угла (первого

угла трехзвенной конструкции) манипуляционного робота.

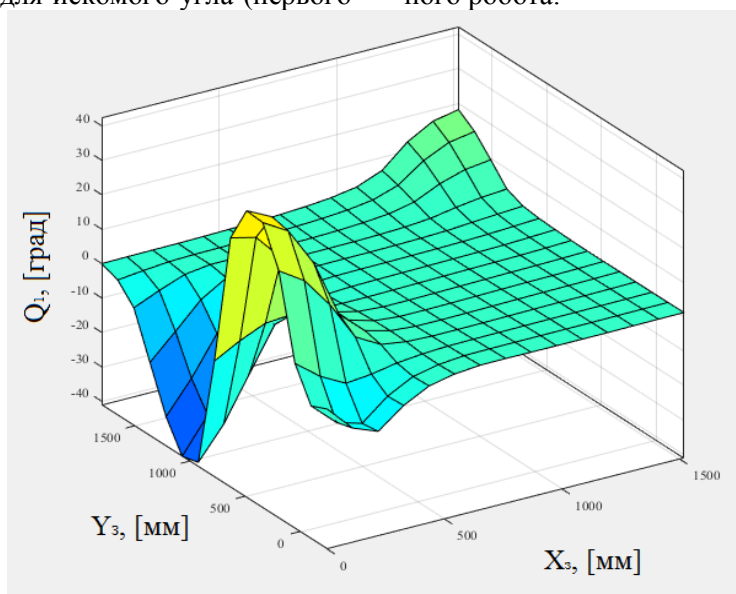


Рис. 3. Поверхность вывода первого угла

Необходимо отметить, что при проведении расчетов ОЗК в пространстве необходима коррекция угла в зависимости от текущего квадранта рабочей зоны.

В работе были проведены исследования по подбору таких параметров нечетких нейронных сетей, при которых их совместная работа с алгоритмами численного итерационного уточнения будут гарантированно обеспечивать нахождения решения при установленной требуемой точности. В соответствии с задачами практической работы алгоритмов кинематического управления был определен следующий критерий оптимальности для ННС:

$$\begin{cases} \min(t_{\text{пр}}) \\ t_{\text{пр}} \leq t_{\text{прmax}} \\ \Delta d_{\text{ннс}} \leq \Delta d_{\text{ннс max}} \end{cases}, \quad (2)$$

где $t_{\text{пр}}$ – время поиска решения; $t_{\text{прmax}}$ – максимально допустимое время поиска решения; $\Delta d_{\text{ннс}}$ – отклонение рабочего органа от заданной точки для найденного приближенного решения ОЗК; $\Delta d_{\text{ннс max}}$ – максимально допустимое отклонение.

Расчет отклонения проводился на решении прямой задачи кинематики по следующей формуле:

$$\Delta d_{\text{ннс}} = \{x; y; z\}_{\text{ж}} - \{x; y; z\}_{\text{ннс}}, \quad (3)$$

где $\{x; y; z\}_{\text{ннс}} = f_{\text{ПРК}}(\vec{Q}_{\text{ннс}})$ – решение прямой задачи кинематики для углов поворота звеньев из ННС.

Исходя из проведенного анализа литературы и экспериментальных исследований, для манипуляционных механизмов заданной структуры, были приняты следующие ограничения: $t_{\text{прmax}} = 5$ [мс], $\Delta d_{\text{ннс max}} = 50$ [мм]. В соответствии с данными требованиями и исходя из представленного критерия оптимальности (2) были составлены следующие рекомендации для параметров ННС: объем обучающей выборки рекомендуется от 1500 до $3,0 \cdot 10^5$ точек, в зависимости от вычислительной мощности устройства управления; предлагается использование четырех обобщенных колоколообразных или Гауссовских функций принадлежности для одного узла сети; при обучении рекомендуется не менее 15 и не более 30 подходов, ограничение для верхней границы количества подходов обусловлено исключением переобученности (overfitting) сети. Нечеткие нейронные сети с предложенными параметрами продемонстрировали наилучшие показатели для работы в совокупности с итерационным уточнением в системах кинематического

управления для реализации вычислений в режиме реального времени.

Для рассматриваемой группы конструкций манипуляторов возможно возникновение сингулярных положений звеньев при нахождении желаемого положения рабочего органа вблизи границы рабочей области. Это обусловлено прежде всего применением итерационного уточнения в алгоритме поиска решения ОЗК, который не может обеспечить нахождение решения. Разрешение проблем сингулярности для представленного алгоритма решения ОЗК можно выполнить путем применения его совместно с алгоритмами траекторного планирования. При совместном использовании с данными алгоритмами можно обеспечить необходимое выстраивание звеньев манипулятора [21, 22]. Использование предлагаемого гибридного алгоритма гарантировано позволяет найти решение ОЗК, однако его точность вблизи сингулярных положений снижается вследствие получения недостаточного уточнения. Повысить точность возможно формированием обучающей выборки с увеличенным набором данных вблизи сингулярных положений звеньев манипулятора. Таким образом, можно увеличить точность нахождения решения вблизи границы рабочей области при снижении точности на остальной части рабочей области. Однако в дальнейшем при нахождении решения ОЗК с использованием итерационного уточнения, это увеличение ошибки будет скомпенсировано.

Для обучения нечетких нейросетей было сгенерировано два типа обучающего набора данных с использованием различных алгоритмов формирования, основанных на решении прямой задачи кинематики: с фиксированным шагом изменения углов поворота каждого из звеньев (ННС 1-го типа) и с шагом, уменьшающимся при приближении к внешней границе рабочей области (ННС 2-го типа). Количество точек, обучающих наборов данных двух алгоритмов равны. На рис. 4 представлено изменение ошибки позиционирования рабочего органа манипулятора при расчете ОЗК только нейросетевым методом без итерационного уточнения для заданной траектории. Данный график иллюстрирует снижение ошибки позиционирования вблизи границы рабочей области (в конце траектории). Стоит также заметить, что на протяжении большей части траектории ошибка во втором случае (для ННС обученных с увеличенным количеством обучающих примеров вблизи границы) больше, однако в дальнейшем она устраняется с помощью итерационного уточнения.

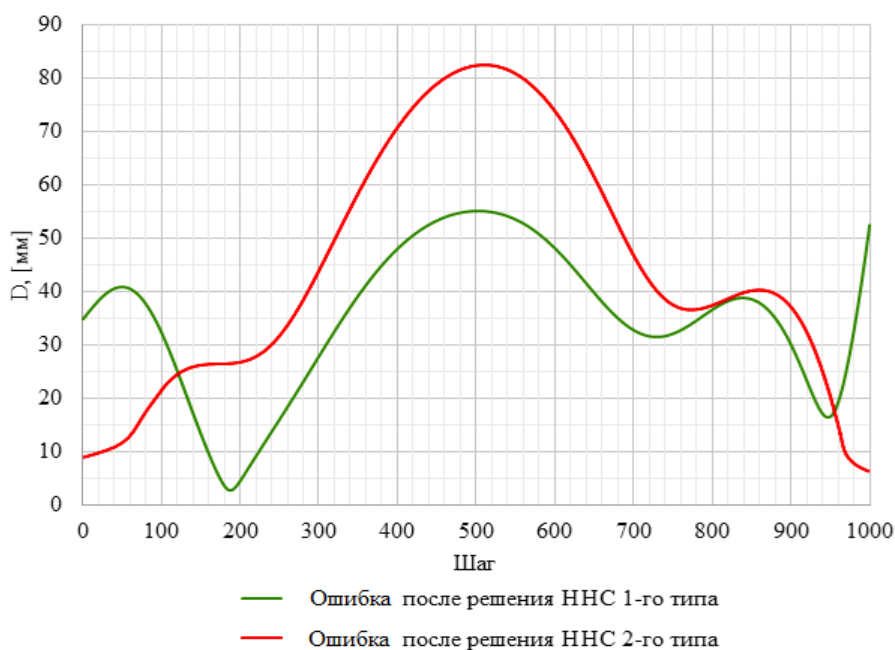


Рис. 4. Ошибка для различных ННС

Результаты экспериментальных исследований. Был проведен сравнительный анализ разработанного алгоритма кинематического управления с алгоритмами на основе итерационного и нейросетевого методов решения ОЗК. Методика проведения экспериментальных исследований включала нахождение углов поворота звеньев для отработки рабочим органом манипулятора заданных траекторий. В качестве задания рассматривались замкнутые траектории в трехмерном пространстве, строго находящиеся в границах рабочей области манипулятора. Подбор траекторий и их построение были выполнены с учетом охвата большей части рабочей области. С использованием алгоритма решения прямой задачи кинематики и на основе полученных в результате эксперимента данных, были рассчитаны значения минимального, среднего (медианное значение) и максимального отклонения рабочего органа от заданной требуемой координаты. Исследования проводились для различных значений заданной требуемой точности положения: 1, $1 \cdot 10^{-3}$ и $1 \cdot 10^{-6}$ мм. Результаты экспериментальных исследований представлены в таблице 1. Из полученных данных можно сделать вывод о возможности применения разработанного алгоритма кинематического управления в системах реального времени. Также результаты экспериментов предлагаемого алгоритма демонстрируют возможность успешного уточнения до требуемой точности в задачах управления манипуляционными механизмами с большим числом звеньев.

В работе проведены экспериментальные исследования, направленные на разрешение проблемы нахождения решения обратной задачи ки-

нематики вблизи внешней границы рабочей области. Рассмотрение проведено для манипулятора с пятью звеньями, обеспечивающими 6 степеней подвижности. На основе представленной ранее механической структуры (система уравнений (1)). Для данного типа структуры манипулятора было введено ограничение на максимально допустимые углы поворота звеньев до 90 градусов. В качестве тестового задания для расчёта была выбрана линейная траектория движения рабочего органа манипулятора из произвольной координаты ($\{x_{пр}= 500, y_{пр}= 500, z_{пр}= 1600\}$) к внешней границе рабочей области ($\{x_{гр}= 1800, y_{гр}= 1039,231, z_{гр}= 500\}$), состоящая из 1000 точек. Результаты экспериментов представлены в таблице 2. Из полученных данных видно, что средняя (медианная) ошибка позиционирования (дистанция рабочего органа до желаемой точки) не изменяется при различных алгоритмах формирования обучающих выборок и находится в установленных границах (менее 1 [мм]). Однако 2-ой подход позволяет снизить максимальную ошибку для гибридного алгоритма расчета ОЗК за счет учета сложности уточнения решения вблизи границы рабочей области (снижение ошибки на 78,5 %). Также за счет этого в целом снижается требуемое количество итераций алгоритма уточнения и как следствие повышается быстродействие (приблизительно на 54 %).

Разработанный алгоритм кинематического управления предусматривает корректировку параметров нечетких нейронных сетей в процессе эксплуатации манипулятора на нарабатанных уточненных данных. Таким образом, при выполнении однотипных задач осуществляется адапта-

ция алгоритмов. В таблице 3 представлены результаты экспериментов при выполнении расчетов для трех-, пяти- и восьмизвенных конструкций манипуляционных роботов с установленной точностью расчётов 1 мм для положения рабо-

чего органа. Расчеты представлены для разработанного гибридного алгоритма кинематического управления и его адаптированной версии, скорректированной на основе данных, полученных после проведения уточняющих расчетов.

Таблица 1

Результаты экспериментальных исследований

Метод расчета		Итерационный			Нейросетевой			Предлагаемый гибридный			
Количество звеньев		3	5	8	3	5	8	3	5	8	
Требуемая точность 1 мм	Продолжительность расчета, мс	2,577	16,033	39,671	0,982	1,552	2,477	1,085	1,771	2,771	
	Количество итераций	min	16	15	12				10	13	13
		med	138	2625	11876				14	16	18
		max	11429	42296	71871				60	73	161
	Ошибка, мм	min	0,332	0,023	0,152	11,477	21,611	46,919	0,831	0,612	0,095
		med	0,972	0,949	0,871	16,616	25,772	65,724	0,959	0,912	0,811
		max	1,000	1,000	1,000	21,722	28,123	82,244	1,000	1,000	1,000
	Требуемая точность 1·10 ⁻³ мм	Продолжительность расчета, мс	3,034	21,070	47,461	0,947	1,517	2,489	1,388	2,042	3,050
		Количество итераций	min	78	43	32				18	35
med			298	3417	12866				33	43	78
max			15356	70539	100843				169	249	455
Ошибка, мм·10 ⁻³		min	0,265	0,206	0,064	11475	21608	46920	0,818	0,575	0,066
		med	0,966	0,948	1,000	16604	25786	65720	0,962	0,919	0,824
		max	1,000	1,000	1,000	21713	28112	82257	1,000	1,000	1,000
Требуемая точность 1·10 ⁻⁶ мм		Продолжительность расчета, мс	3,754	24,660	53,729	1,001	1,617	2,599	1,713	2,354	3,363
		Количество итераций	min	119	65	47				28	58
	med		459	4201	13771				68	70	91
	max		16350	91262	106436				180	195	485
	Ошибка, мм 10 ⁻⁶	min	0,342	0,157	0,060	1,15·10 ⁷	2,16·10 ⁷	4,69·10 ⁷	0,825	0,611	0,053
		med	0,965	0,946	0,941	1,66·10 ⁷	2,58·10 ⁷	6,57·10 ⁷	0,958	0,918	0,824
		max	1,000	1,000	1,000	2,17·10 ⁷	2,81·10 ⁷	8,23·10 ⁷	1,000	1,000	1,000

Таблица 2

Результаты сравнительного анализа алгоритмов обучения нечетких нейронных сетей

		Обучение ННС 1-го типа	Обучение ННС 2-го типа
Продолжительность расчета, мс		6841	3117
Ошибка после ННС, мм	min	2,715	1,694
	med	36,462	39,507
	max	55,202	82,400
Ошибка после уточнения, мм	min	0,283	0,127
	med	0,903	0,903
	max	52,549	11,274
Количество итераций	min	5	3
	med	20	24
	max	50000	27367

Таблица 3

Результаты сравнительного анализа адаптации алгоритмов кинематического управления

Алгоритм расчета		Неадаптированный			Адаптированный		
Количество звеньев		3	5	8	3	5	8
Продолжительность расчета, мс		1,095	1,765	2,771	0,686	0,854	1,251
Количество итераций	min	11	12	12	3	6	11
	med	13	15	16	8	10	12
	max	60	72	157	36	46	55

Выводы.

1. При использовании алгоритма кинематического управления на основе нечеткой нейронной сети достигается наилучшая производительность системы, однако среднее отклонение (дистанция до цели) значительно превышает установленную точность.

2. Время, затрачиваемое системой управления на расчет координат для классического итерационного алгоритма решения ОЗК, значительно увеличивается при увеличении (числа звеньев) сложности конструкции манипуляционного робота.

3. Продолжительность расчетов нейросетевым и предлагаемым гибридным способами не имеет значительной зависимости от сложности конструкции (числа звеньев).

4. С использованием предложенного гибридного алгоритма кинематического управления достигается значительное увеличение производительности (сокращение времени проведения расчетов) при контролируемой точности.

5. Рассмотрен способ снижения ошибки расчета позиции рабочего органа манипулятора вблизи внешней границы рабочей области за счет алгоритма формирования обучающего набора данных для нечетких нейронных сетей с учетом сохранения общей точности расчета для предлагаемого гибридного алгоритма кинематического управления.

6. Применение адаптации для гибридного алгоритма кинематического управления позволяет существенно сократить количество требуемых циклов итерационного уточнения и, как следствие, повышает производительность СУ.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Jang J.-S.R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1993. № 3 (23). Pp. 665–685. DOI:10.1109/21.256541.

2. Khadangi E., Madvar H.R., Ebadzadeh M.M. Comparison of ANFIS and RBF models in daily stream flow forecasting // 2nd International Conference on Computer, Control and Communication. 2009. Pp. 1–6. DOI:10.1109/IC4.2009.4909240.

3. Mentis A., Yetkin M., Kim Y. Comparison of ANN and ANFIS techniques on modelling of spread mooring systems // The 30th Asian-Pacific Technical Exchange and Advisory Meeting on Marine Structures, TEAM 2016. 2012. Pp. 1–10.

4. Suparta W., Alhasa K.M. A comparison of ANFIS and MLP models for the prediction of precipitable water vapor // IEEE International Conference on Space Science and Communication (IconSpace). 2013. Pp. 243–248. DOI:10.1109/IconSpace.2013.6599473.

5. Das L., Nanda J., Mahapatra S.S. A Comparative Study of Prediction of Inverse Kinematics Solution of 2-DOF, 3-DOF and 5-DOF Redundant Manipulators by ANFIS // IJCSN International Journal of Computer Science and Network. 2014. № 5 (3). Pp. 304–308.

6. Alavandar S., Nigam M.J. Neuro-Fuzzy based Approach for Inverse Kinematics Solution of Industrial Robot Manipulators // Int. J. of Computers, Communications & Control. 2008. №3. Pp. 224–234.

7. Nikhade G.R., Chiddarwar S.S., Deshpande V. S. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) for Generation of Joint Angle Trajectory // Asian International Journal of Science and Technology in Production and Manufacturing Engineering. 2013. № 2 (6). Pp. 25–32.

8. Hendarto H.A., Munadi, Setiawan J.D. ANFIS application for calculating inverse kinematics of programmable universal machine for assembly (PUMA) robot // 2014 The 1st International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering. 2014. Pp. 35–40. DOI:10.1109/ICITACEE.2014.7065710.

9. Mashhadany Y.I. AI ANFIS-Inverse-Controlled PUMA 560 Workspace Robot with Spherical Wrist // Procedia Engineering. 2012. (41). Pp. 700–709. DOI:10.1016/j.proeng.2012.07.232.

10. Narayana P.V., Ramana N.V. Prediction of inverse kinematics solution of a Puma manipulator using ANFIS // Int J Adv Eng Res. 2014. №3 (2). Pp. 84–88.

11. Bachir O., Zoubir A.-F. Adaptive Neuro-fuzzy Inference System Based Control of puma 600

Robot Manipulator // International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). 2011. № 1 (2). Pp. 90–97. DOI:10.11591/ijece.v2i1.116.

12. Nakhon N., Napol V., Chowarit C. ANFIS inverse kinematics method in bilateral control system based on DOB of delta robot // 18th International Conference on Electrical Machines and Systems, ICEMS 2015. 2016. Pp. 1314–1318. DOI:10.1109/ICEMS.2015.7385242.

13. Jha P., Biswal B.B. Intelligent Computation and Kinematics of 4-DOF SCARA Manipulator Using ANN and ANFIS // Evolutionary, and Memetic Computing. SEMCCO. 2013. Vol. 8298. Pp. 277–286. DOI: 10.1007/978-3-319-03756-1_25

14. Jasim W.M. Solution of Inverse Kinematics for SCARA Manipulator Using Adaptive Neuro-Fuzzy Network // International Journal on Soft Computing (IJSC). 2011. №2(4). Pp. 59–66.

15. Pérez-Rodríguez R., Marcano-Cedeño A., Costa Ú., Solana J., Cáceres C., Opisso E., Tormos J.M., Medina J., Gómez E.J. Inverse kinematics of a 6 DoF human upper limb using ANFIS and ANN for anticipatory actuation in ADL-based physical Neurorehabilitation // Expert Systems with Applications. 2012. № 10 (39). Pp. 9612–9622. DOI:10.1016/j.eswa.2012.02.143.

16. Sanjaya W.S.M., Anggraeni D., Munawwaroh M., Nurasyidiek M., Rahayu D., Samsudin A., Santika I., Kinarya P.E. Colored Object Sorting using 5 DoF Robot Arm based Artificial Neural Network (ANN) Method // Journal of Physics: Conference Series. 2018. Vol. 1090. Pp. 12–70.

17. Beheshti M.T.H., Tehrani A.K., Ghanbari B. An optimized adaptive fuzzy inverse kinematics solution for redundant manipulators // IEEE

International Symposium on Intelligent Control ISIC-03. 2003. № 2. Pp. 924–929. DOI:10.1109/ISIC.2003.1254760.

18. Hasan A.T., Hamouda A.M.S., Ismail N., Al-Assadi H.M.A.A. An adaptive-learning algorithm to solve the inverse kinematics problem of a 6 D.O.F serial robot manipulator // Advances in Engineering Software. 2006. № 7 (37). Pp. 432–438. DOI:10.1016/j.advengsoft.2005.09.010.

19. Mayorga R.V., Sanongboon P. An Artificial Neural Network Approach for Inverse Kinematics Computation and Singularities Prevention of Redundant Manipulators // Journal of Intelligent and Robotic Systems. 2005. № 1 (44). Pp. 1–23. DOI:10.1007/s10846-005-9000-x.

20. Singla A., Narayan J., Arora H. Investigating the potential of redundant manipulators in narrow channels // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science. 2020. DOI:10.1177/0954406220964512

21. Ahuactzin J.M., Gupta K. A motion planning based approach for inverse kinematics of redundant robots: the kinematic roadmap // Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. 1997. № 4. Pp. 3609–3614. DOI:10.1109/ROBOT.1997.606894.

22. Bertram D., Kuffner J., Dillmann R., Asfour T. An integrated approach to inverse kinematics and path planning for redundant manipulators // IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2006). 2006. Pp. 1874–1879. DOI:10.1109/ROBOT.2006.1641979.

Информация об авторах

Ганин Павел Евгеньевич, ассистент, ведущий инженер кафедры управления и интеллектуальных технологий. E-mail: ganinpe@gmail.com. Национальный исследовательский университет «МЭИ». Россия, 111250, Москва, ул. Красноказарменная, д. 14.

Кобрин Александр Исаакович, доктор физико-математических наук, профессор кафедры робототехники, мехатроники, динамики и прочности машин. E-mail: kobrinai@yandex.ru. Национальный исследовательский университет «МЭИ». Россия, 111250, Москва, ул. Красноказарменная, д. 14.

Поступила 30.03.2021 г.

© Ганин П.Е., Кобрин А.И., 2021

***Ganin P.E., Kobrin A.I.**

National Research University "Moscow Power Engineering Institute"

**E-mail: ganinpe@gmail.com*

ALGORITHMS FOR KINEMATIC CONTROL OF MULTI-LINK MANIPULATION ROBOTS BASED ON A FUZZY NEURAL NETWORK

Abstract. *The paper considers the possibility of constructing a kinematic control algorithm for manipulating robots with a serial-connected links. The construction of a control system based on a fuzzy neural network is proposed. The results of experimental studies on the selection of parameters of a fuzzy neural network*

in accordance with the set optimality criterion (in terms of speed), taking into account the subsequent iterative refinement by the Newton-Raphson method, are presented. The following network parameters are considered: the number and type of node membership functions, the size of the training sample with a different number of training approaches. An algorithm for forming a training sample for fuzzy neural networks is proposed in order to reduce the positioning error of the working body of the manipulating mechanism near the outer boundary of the workspace. The possibility of adapting the kinematic control algorithms by adjusting the parameters of the membership functions in the network nodes when performing the same type of tasks, based on the data of the Newton-Raphson refinement algorithm, is demonstrated. In the framework of this work, a comparative analysis of the developed kinematic control algorithm with algorithms based on iterative and neural network methods for solving the inverse kinematics problem of a manipulative robot is carried out. The conclusion is made about the increase in the speed for calculations of kinematic control algorithms while maintaining the required accuracy.

Keywords: inverse kinematics problem, manipulative robot, fuzzy neural network, kinematic control algorithm, iterative refinement.

REFERENCES

1. Jang J.-S.R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993. No. 3 (23). Pp. 665–685. DOI:10.1109/21.256541.
2. Khadangi E., Madvar H.R., Ebadzadeh M.M. Comparison of ANFIS and RBF models in daily stream flow forecasting. *2nd International Conference on Computer, Control and Communication*. 2009. Pp. 1–6. DOI:10.1109/IC4.2009.4909240.
3. Mentés A., Yetkin M., Kim Y. Comparison of ANN and ANFIS techniques on modelling of spread mooring systems. *The 30th Asian-Pacific Technical Exchange and Advisory Meeting on Marine Structures, TEAM 2016*. 2012. Pp. 1–10.
4. Suparta W., Alhasa K.M. A comparison of ANFIS and MLP models for the prediction of precipitable water vapor. *IEEE International Conference on Space Science and Communication (IconSpace)*. 2013. Pp. 243–248. DOI:10.1109/IconSpace.2013.6599473.
5. Das L., Nanda J., Mahapatra S.S. A Comparative Study of Prediction of Inverse Kinematics Solution of 2-DOF, 3-DOF and 5-DOF Redundant Manipulators by ANFIS. *IJCSN International Journal of Computer Science and Network*. 2014. No. 5 (3). Pp. 304–308.
6. Alavandar S., Nigam M.J. Neuro-Fuzzy based Approach for Inverse Kinematics Solution of Industrial Robot Manipulators. *Int. J. of Computers, Communications & Control*. 2008. No.3. Pp. 224–234.
7. Nikhade G.R., Chiddarwar S.S., Deshpande V. S. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) for Generation of Joint Angle Trajectory. *Asian International Journal of Science and Technology in Production and Manufacturing Engineering*. 2013. № 2 (6). Pp. 25–32.
8. Hendartha H.A., Munadi, Setiawan J.D. ANFIS application for calculating inverse kinematics of programmable universal machine for assembly (PUMA) robot. *2014 The 1st International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering*. 2014. Pp. 35–40. DOI:10.1109/ICITACEE.2014.7065710.
9. Mashhadany Y.I. AI ANFIS-Inverse-Controlled PUMA 560 Workspace Robot with Spherical Wrist. *Procedia Engineering*. 2012. (41). Pp. 700–709. DOI:10.1016/j.proeng.2012.07.232.
10. Narayana P.V., Ramana N.V. Prediction of inverse kinematics solution of a Puma manipulator using ANFIS. *Int J Adv Eng Res*. 2014; No.3(2): Pp. 84–88.
11. Bachir O., Zoubir A.-F. Adaptive Neuro-fuzzy Inference System Based Control of puma 600 Robot Manipulator. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. 2011. No. 1 (2). Pp. 90–97. DOI:10.11591/ijece.v2i1.116.
12. Nakhon N., Napol V., Chowarit C. ANFIS inverse kinematics method in bilateral control system based on DOB of delta robot. *18th International Conference on Electrical Machines and Systems, ICEMS 2015*. 2016. Pp. 1314–1318. DOI:10.1109/ICEMS.2015.7385242.
13. Jha P., Biswal B.B. Intelligent Computation and Kinematics of 4-DOF SCARA Manipulator Using ANN and ANFIS. *Evolutionary, and Memetic Computing. SEMCCO*. 2013. Vol. 8298. Pp. 277–286. DOI: 10.1007/978-3-319-03756-1_25
14. Jasim W.M. Solution of Inverse Kinematics for SCARA Manipulator Using Adaptive Neuro-Fuzzy Network. *International Journal on Soft Computing (IJSC)*. 2011. No.2(4). Pp. 59–66.
15. Pérez-Rodríguez R., Marcano-Cedeño A., Costa Ú., Solana J., Cáceres C., Opisso E., Tormos J.M., Medina J., Gómez E.J. Inverse kinematics of a 6 DoF human upper limb using ANFIS and ANN for anticipatory actuation in ADL-based physical Neurorehabilitation. *Expert Systems with Applications*. 2012. No. 10 (39). Pp. 9612–9622. DOI:10.1016/j.eswa.2012.02.143.
16. Sanjaya W.S.M., Anggraeni D., Munawwaroh M., Nurasyidiek M., Rahayu D., Samsudin A., Santika I., Kinarya P. E. Colored Object Sorting using 5 DoF Robot Arm based Artificial

Neural Network (ANN) Method. Journal of Physics: Conference Series. 2018. Vol. 1090. Pp. 12-70.

17. Beheshti M.T.H., Tehrani A.K., Ghanbari B. An optimized adaptive fuzzy inverse kinematics solution for redundant manipulators. IEEE International Symposium on Intelligent Control ISIC-03. 2003. No. 2. Pp. 924-929. DOI:10.1109/ISIC.2003.1254760.

18. Hasan A.T., Hamouda A.M.S., Ismail N., Al-Assadi H.M.A.A. An adaptive-learning algorithm to solve the inverse kinematics problem of a 6 D.O.F serial robot manipulator. Advances in Engineering Software. 2006. No. 7 (37). Pp. 432-438. DOI:10.1016/j.advensoft.2005.09.010.

19. Mayorga R. V., Sanongboon P. An Artificial Neural Network Approach for Inverse Kinematics Computation and Singularities Prevention of Redundant Manipulators. Journal of Intelligent and Robotic Systems. 2005. No. 1 (44). Pp. 1-23. DOI:10.1007/s10846-005-9000-x.

20. Singla A, Narayan J, Arora H. Investigating the potential of redundant manipulators in narrow channels. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science. 2020. DOI:10.1177/0954406220964512

21. Ahuactzin J.M., Gupta K. A motion planning based approach for inverse kinematics of redundant robots: the kinematic roadmap. Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. 1997. No. 4. Pp. 3609-3614. DOI:10.1109/ROBOT.1997.606894.

22. Bertram D., Kuffner J., Dillmann R., Asfour T. An integrated approach to inverse kinematics and path planning for redundant manipulators. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2006). 2006. Pp. 1874-1879. DOI:10.1109/ROBOT.2006.1641979.

Information about the authors

Ganin, Pavel E. Assistant professor. E-mail: ganinpe@gmail.com. National Research University "Moscow Power Engineering Institute". Russia, 111250, Moscow, Krasnokazarmennaya st., 14.

Kobrin, Alexander I. Dr. Sci. (Phys.-Math), Professor. E-mail: kobrinai@yandex.ru. National Research University "Moscow Power Engineering Institute". Russia, 111250, Moscow, Krasnokazarmennaya st., 14.

Received 30.03.2021

Для цитирования:

Ганин П.Е., Кобрин А.И. Алгоритмы кинематического управления многозвенными манипуляционными роботами на основе нечёткой нейронной сети // Вестник БГТУ им. В.Г. Шухова. 2021. № 6. С. 87-97. DOI: 10.34031/2071-7318-2021-6-6-87-97

For citation:

Ganin P.E., Kobrin A.I. Algorithms for kinematic control of multi-link manipulation robots based on a fuzzy neural network. Bulletin of BSTU named after V.G. Shukhov. 2021. No. 6. Pp. 87-97. DOI: 10.34031/2071-7318-2021-6-6-87-97