



КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ COMPUTER SIMULATION HISTORY

УДК 004.896

DOI 10.18413/2411-3808-2018-45-3-497-509

МОДЕЛИРОВАНИЕ КИНЕМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ РОБОТОМ-МАНИПУЛЯТОРОМ «INTELBOT» НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ ВЫВОДА (ANFIS)

MODELLING OF THE ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM BASED CONTROL OF 5-DOF ROBOTIC MANIPULATOR “INTELBOT”

Ту Раин¹, В.М. Довгаль¹, Ян Найнг Со²
Thu Rain¹, V.M. Dovgal¹, Yan Naing Soe²

¹ Курский государственный университет, Россия, 305000, г. Курск, ул. Радищева, 33

² Юго-Западный государственный университет, Россия, 305040, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94

¹ Kursk State University, 33 Radischeva St, Kursk, 305000, Russia

² South-West State University, 50 let October St, 94, Kursk, 305040, Russia

E-mail: thurein.48@gmail.com

Аннотация

На основе использования способности к обучению адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (ANFIS) авторы данной статьи создали эффективную модель ANFIS для кинематического управления роботом-манипулятором «Intelbot», обладающим пятой степенью подвижности. В ходе решения прямой задачи кинематики робота-манипулятора «Intelbot» получены положения и ориентации схвата. Для того чтобы уменьшить количество входных переменных, время обработки и объем оперативной памяти, необходимые для обучения ANFIS, полученные значения ориентаций были преобразованы из формы матриц вращения в форму кватернионов. После этого были созданы наборы данных для обучения с применением значений кватернионов ориентаций, значений векторов положения схвата и значений угла поворота звеньев робота-манипулятора «Intelbot». Показана разработка математического моделирования в пакете MATLAB. Оценка работы системы управления производилась по результатам моделирования в среде MATLAB /NeuroFuzzyDesigner/ Robotics Toolbox/GUIDE и по результатам серии экспериментов на физической модели робота-манипулятора «Intelbot».

Abstract

This article lays attention on the usage of a hybrid artificial intelligent technique called ‘ANFIS’ in kinematics control of robotic manipulator, “Intelbot”. In this article, by using the Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) to learn from training data, the ANFIS for kinematic control of Intelbot was created with mathematical representation of the system. In the proposed method, forward kinematics relations of robot manipulator “Intelbot” are used to obtain the orientation and position of the end-effector of the Intelbot. To reduce the number of inputs, the processing time and memory space that need to train the ANFIS, the received orientation values are converted from the form of rotation matrices to the form of quaternions. And then the training data sets were created using the quaternion values of orientations, the coordinates of positions and joint-angle values of Intelbot. For simulation the 3-D model of Intelbot was created using SolidWorks. Simulation is carried out with the help of MATLAB/NeuroFuzzyDesigner /Robotics Toolbox/GUIDE to show the effectiveness of the proposed method. The experiments were carried out on the actual physical model of 5-DOF robotic manipulator “Intelbot”.



Ключевые слова: адаптивная нейро-нечеткая система, искусственный интеллект, робот-манипулятор, управление, кинематика, моделирование, ANFIS, Intelbot, MATLAB.

Keywords: ANFIS, adaptive network-based fuzzy inference system, Intelbot, artificial intelligent, control, kinematics, Matlab, modelling, robotic manipulator.

Введение

В настоящее время роботы-манипуляторы (PM) широко применяются в различных отраслях промышленности: авиакосмической, автомобильной, медицинской и т.д. В процессе движения робота-манипулятора крайне важна точность отработки заданного положения его рабочего органа. Благодаря правилу Денавита-Хартенберга можно найти решение прямой задачи кинематики PM, в то время как решение обратной задачи кинематики очень сложно из-за существования множества вариантов её решения [Gómez et al., 2015; Guo, Po, 2016]. Методы искусственного интеллекта, такие как искусственная нейронная сеть и нечеткая логика, применяются для распознавания образов [Жиляков, Лихошерстный, 2011], классификации [Yudin, Magergut, 2013] в системе управления [Kudelina, 2017]. Для получения решения обратной задачи кинематики произвольного PM имеются разнообразные методы искусственного интеллекта – искусственная нейронная сеть, нечеткая логика и их комбинации. Важную роль при разработке робототехнических систем играют методы искусственного интеллекта [Ahmed et al., 2016; Baghli et al., 2013; Dalibor et al., 2013; Prases, Dayal, 2015; Serkan, Raşit, 2016]. Метод ANFIS является одним из комбинированных методов искусственного интеллекта. Его можно использовать при решении обратной задачи кинематики, применимой к роботу-манипулятору, движущемуся и в плоскости, и пространстве, обладающему двумя или тремя степенями подвижности [Шанов, 2015; Baghli, Bakkali, 2014; Le, Dinh, Kyoung, 2013; Manjaree et al., 2013; Narayan, Singla, 2017; Saugat et al., 2015; Tribhi et al., 2017].

ANFIS является аббревиатурой, которая расшифровывается как Adaptive Network-based Fuzzy Inference System. Анализ кинематики и планирование траекторий роботоманипуляторов с пятью степенями подвижности с использованием ANFIS имеются в некоторых работах [Jyotindra et al., 2018; Manjaree et al., 2015; Sandip, Jatin, 2013]. Во всех рассмотренных работах [Шанов, 2015; Ahmed et al., 2016; Baghli et al., 2013; Baghli, Bakkali, 2014; Dalibor et al., 2013; Prases, Dayal, 2015; Le, Dinh, Kyoung, 2013; Manjaree et al., 2013; Narayan, Singla, 2017; Serkan, Raşit, 2016; Saugat et al., 2015; Tribhi et al., 2017], кроме [Manjaree et al., 2015], решена только обратная позиционная задача, а обратная задача ориентации схвата не решена. В работе [Manjaree et al., 2015] был использован геометрический метод для решения обратной кинематики робота-манипулятора, а для определения ориентации схвата использовался метод кинематической развязки. Поскольку одного только геометрического подхода недостаточно для получения точного решения обратной задачи кинематики, этот подход может иметь недостатки в обучении ANFIS.

В данной статье рассматриваются кинематические задачи, в числе которых обратная позиционная задача кинематики и обратная задача ориентации схвата PM «Intelbot». В ходе решения прямой задачи кинематики робота-манипулятора «Intelbot» были получены положения и ориентации схвата. Для того чтобы уменьшить количество входных переменных, время обработки, обучения и объем оперативной памяти, необходимые для обучения ANFIS, полученные значения ориентаций были преобразованы из формы матриц вращения в форму кватернионов.

Статья строится следующим образом: во втором разделе описываются математическая модель решения прямой задачи кинематики PM «Intelbot» и создание обучающих и тестовых выборок, в третьем разделе представлены архитектура и алгоритм обучения ANFIS, которые были разработаны для PM «Intelbot», в четвертом разделе представлены результаты симуляции, алгоритм программы для определения оценки работы системы управления, проведен сравнительный анализ требуемых и полученных значений положений, а также проведены экспериментальные испытания на физической модели PM «Intelbot».

Кинематика РМ «Intelbot»

В этом разделе представлены математическая модель кинематики РМ «Intelbot», обладающего пятью подвижными звеньями и вращательными кинематическими парами, и метод преобразования матрицы поворота в кватернион. В качестве вектора обобщенных координат выбирается следующий:

$$\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)^T,$$

где $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$ – углы относительно поворота звеньев.

Системы координат РМ «Intelbot» и его кинематические параметры приведены на рисунке 1, параметры Денавита-Хартенберга (Д-Х) показаны в таблице 1.

Таблица 1
Table 1

Параметры Денавита-Хартенберга (Д-Х) РМ «Intelbot»
Denavit-Hartenberg parameters of 5-DOF robotic manipulator “Intelbot”

Звенья	a(м)	α (рад)	d(м)	θ (рад)
1	0	α_1	d_1	θ_1
2	a_2	0	0	θ_2
3	a_3	0	0	θ_3
4	0	α_4	0	θ_4
5	0	0	d_5	θ_5

Здесь d_i, a_i, α_i – параметры, определяющие положение i -го звена манипулятора относительно $(i-1)$ -го звена (параметры Денавита-Хартенберга).

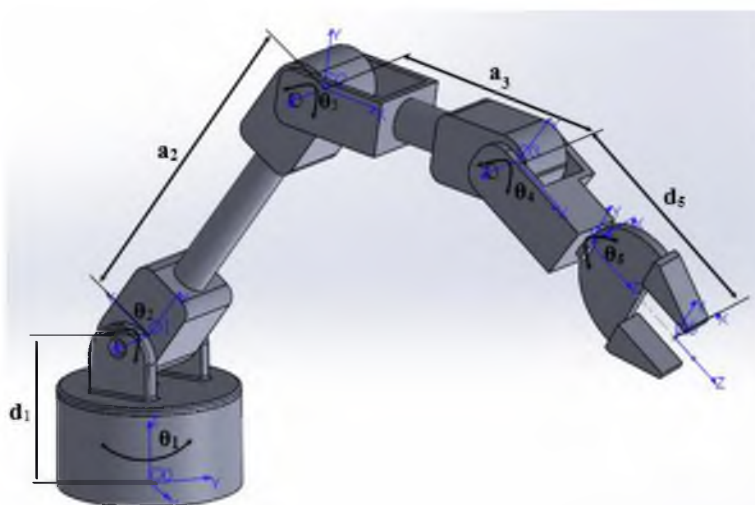


Рис. 1. Параметры Денавита-Хартенберга (Д-Х) и системы координат РМ «Intelbot»
Fig. 1. Coordinate systems and D-H parameters of robotic manipulator “Intelbot”

Прямую задачу кинематики РМ «Intelbot» формулируют следующим образом: по заданному вектору обобщенных координат $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)^T$ найти положение и ориентацию схвата $s = f(\theta)$.

Положение и ориентацию схвата будем искать в форме матрицы однородного преобразования:

$$T = \begin{bmatrix} R & p \\ 000 & 1 \end{bmatrix},$$

где R – матрица поворота 3×3 , задающая ориентацию схвата; p – вектор 3×1 , задающий положение схвата.



Согласно правилам Денавита-Хартенберга, однородная матрица A_i , которая имеет вид

$$A_i = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i c\alpha_i & s\theta_i s\alpha_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i & c\theta_i c\alpha_i & -c\theta_i s\alpha_i & a_i s\theta_i \\ 0 & s\alpha_i & c\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

задает переход от системы координат i -ого звена к системе координат $(i-ого)$ звена. Обозначив $\alpha_1 = \pi/2$ рад., $\alpha_2 = 0$, $\alpha_3 = 0$, $\alpha_4 = \pi/2$ рад. и $\alpha_5 = 0$, матрицы A_1, A_2, A_3, A_4 , и A_5 можно представить следующим образом:

$$A_1 = \begin{bmatrix} c\theta_1 & 0 & s\theta_1 & 0 \\ s\theta_1 & 0 & -c\theta_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} c\theta_2 & -s\theta_2 & 0 & a_2 c\theta_2 \\ s\theta_2 & c\theta_2 & 0 & a_2 s\theta_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} c\theta_3 & -s\theta_3 & 0 & a_3 c\theta_3 \\ s\theta_3 & c\theta_3 & 0 & a_3 s\theta_3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$A_4 = \begin{bmatrix} c\theta_4 & 0 & s\theta_4 & 0 \\ s\theta_4 & 0 & -c\theta_4 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$A_5 = \begin{bmatrix} c\theta_5 & -s\theta_5 & 0 & 0 \\ s\theta_5 & c\theta_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Тогда матрица T_5 принимает вид

$$T_5 = A_1 A_2 A_3 A_4 A_5.$$

Записывая компоненты матрицы T_5 в виде

$$R = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x \\ n_y & o_y & a_y \\ n_z & o_z & a_z \end{bmatrix}, p = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix}, \quad (1)$$

получим:

$$T_5 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Выполняя необходимые вычисления, получим ориентацию схвата:

$$\begin{aligned}
 n_x &= s_1 s_5 - c_5 [c_4 (c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3) + s_4 (c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2)], \\
 n_y &= -c_1 s_5 - c_5 [c_4 (s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1) + s_4 (c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2)], \\
 n_z &= c_5 (c_4 s_{23} + s_4 c_{23}), \\
 o_x &= c_5 s_1 + [c_4 (c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3) + s_4 (c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2)], \\
 o_y &= s_5 [c_4 (s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1) + s_4 (c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2)] - c_1 c_5, \\
 o_z &= -s_5 [c_4 (c_2 s_3 + c_3 s_2) + s_4 (c_2 c_3 - s_2 s_3)], \\
 a_x &= c_4 (c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2) - s_4 (c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3), \\
 a_y &= c_4 (c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2) - s_4 (s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1), \\
 a_z &= s_4 (c_2 s_3 + c_3 s_2) - c_4 (c_2 c_3 - s_2 s_3).
 \end{aligned}$$

Положение схвата:

$$\begin{aligned}
 p_x &= d_5 [c_4 (c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2) - s_4 (c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3)] + a_2 c_1 c_2 + a_3 c_1 c_2 c_3 - a_3 c_1 s_2 s_3, \\
 p_y &= d_5 [c_4 (c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2) - s_4 (s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1)] + a_2 c_2 s_1 + a_3 c_2 c_3 s_1 - a_3 s_1 s_2 s_3, \\
 p_z &= d_1 + a_2 s_2 - d_5 [c_4 (c_2 c_3 - s_2 s_3) - s_4 (c_2 s_3 + c_3 s_2)] + a_3 c_2 s_3 + a_3 c_3 s_2,
 \end{aligned}$$

где $d_1 = 0.104$ м, $d_5 = 0.165$ м, $a_2 = 0.2462$ м, $a_3 = 0.1632$ м, $c_1 = \cos(\theta_1)$, $c_2 = \cos(\theta_2)$, $c_3 = \cos(\theta_3)$, $c_4 = \cos(\theta_4)$, $s_1 = \sin(\theta_1)$, $s_2 = \sin(\theta_2)$, $s_3 = \sin(\theta_3)$, $s_4 = \sin(\theta_4)$, $s_{23} = \sin(\theta_2 + \theta_3)$, $c_{23} = \cos(\theta_2 + \theta_3)$.

Учитывая ограничения углов относительно поворота звеньев ($0 \leq \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5 \leq \pi/2$ рад.), можно определить рабочую зону РМ «Intelbot» (рис. 2).

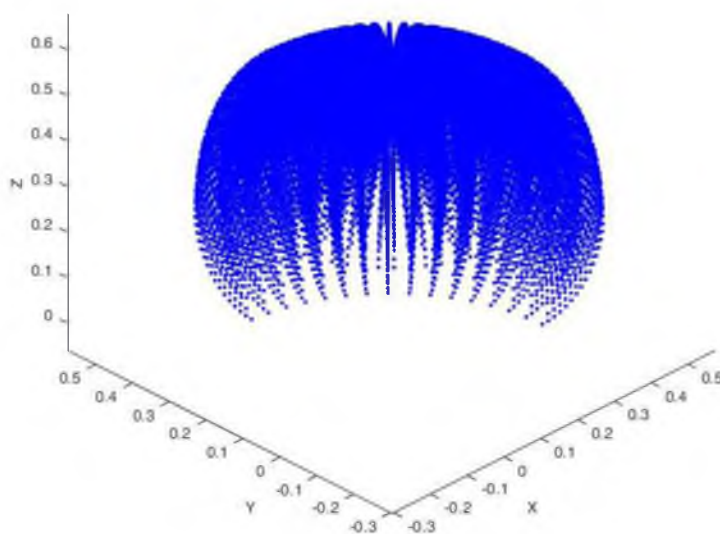


Рис. 2. Рабочая зона РМ «Intelbot» при ограничении углов относительно поворота звеньев ($0 \leq \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5 \leq \pi/2$ рад.)

Fig. 2. Work envelope of robotic manipulator “Intelbot” with the joint limits ($0 \leq \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5 \leq \pi/2$ rad)

Преобразование единичного кватерниона в матрицу поворота

Кватернион q задается четверкой чисел (q_0, q_1, q_2, q_3) :

$$q = q_0 + iq_1 + jq_2 + kq_3,$$

где q_0, q_1, q_2, q_3 – вещественные числа; i, j, k – мнимые единицы со следующим свойством: $i = j = k = ijk = -1$.

Учитывая кватернион $q = (q_0, q_1, q_2, q_3)$, соответствующая матрица поворота:



$$R = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2q_1q_2 - 2q_0q_3 & 2q_1q_3 + 2q_0q_2 \\ 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2q_2q_3 - 2q_0q_1 \\ 2q_1q_3 - 2q_0q_2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}.$$

Преобразование матрицы поворота в кватернион

Учитывая матрицу поворота R , по формуле (1) производим её преобразование в кватернион по следующему алгоритму.

Вычисляем величину каждого элемента кватернионов. Это оставляет знак каждого элемента неопределённым:

$$|q_0| = \sqrt{\frac{1 + n_x + o_y + a_z}{4}},$$

$$|q_1| = \sqrt{\frac{1 + n_x - o_y - a_z}{4}},$$

$$|q_2| = \sqrt{\frac{1 - n_x + o_y - a_z}{4}},$$

$$|q_3| = \sqrt{\frac{1 - n_x - o_y + a_z}{4}}.$$

Чтобы определить знаки, необходимо найти наибольший элемент и принять его знак. Затем вычислить остальные элементы следующим образом.

Если q_0 является наибольшим, то

$$q_1 = \frac{o_z - a_y}{4q_0}, q_2 = \frac{a_x - n_z}{4q_0}, q_3 = \frac{n_y - o_x}{4q_0}.$$

Если q_1 является наибольшим, то

$$q_0 = \frac{o_z - a_y}{4q_1}, q_2 = \frac{o_x + n_y}{4q_1}, q_3 = \frac{a_x + n_z}{4q_1}.$$

Если q_2 является наибольшим, то

$$q_0 = \frac{a_x - n_z}{4q_2}, q_1 = \frac{o_x + n_y}{4q_2}, q_3 = \frac{a_y + o_z}{4q_2}.$$

Если q_3 является наибольшим, то

$$q_0 = \frac{n_y - o_x}{4q_3}, q_1 = \frac{a_x + n_z}{4q_3}, q_2 = \frac{a_y + o_z}{4q_3}.$$

Создание обучающих и тестовых выборок

Применив методы решения прямой задачи кинематики РМ «Intelbot», получили пять обучающих выборок: $(p_x, p_y, p_z, q_0, q_1, q_2, q_3, \theta_1)$, $(p_x, p_y, p_z, q_0, q_1, q_2, q_3, \theta_2)$, $(p_x, p_y, p_z, q_0, q_1, q_2, q_3, \theta_3)$, $(p_x, p_y, p_z, q_0, q_1, q_2, q_3, \theta_4)$ и $(p_x, p_y, p_z, q_0, q_1, q_2, q_3, \theta_5)$. В каждой обучающей выборке значения координат (p_x, p_y, p_z) , задающие положение, и значения кватернионов (q_0, q_1, q_2, q_3) , задающие ориентацию схвата РМ «Intelbot», работают как входные значения, а значения углов относительно поворота звеньев $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)$ работают как вы-

ходные значения. Каждая обучающая выборка составляет 900 векторов входных и соответствующих выходных значений, а тестовая выборка составляет 124 вектора входных значений и соответствующих выходных значений.

Архитектура и алгоритм обучения системы ANFIS

ANFIS – это основная функция настройки систем нечеткого логического вывода типа Такаги-Сугено. Пусть имеется система нечеткого вывода с двумя входами x и y и одним выходом z . Предположим, что база правил содержит два правила нечеткой логики «если – то»:

Правило 1: ЕСЛИ $A_1(x)$ и $B_1(y)$, ТО $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$.

Правило 2: ЕСЛИ $A_2(x)$ и $B_2(y)$, ТО $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$.

Тогда соответствующая архитектура ANFIS, которая состоит из пяти слоев, показана на рисунке 3 [Jang, 1993].

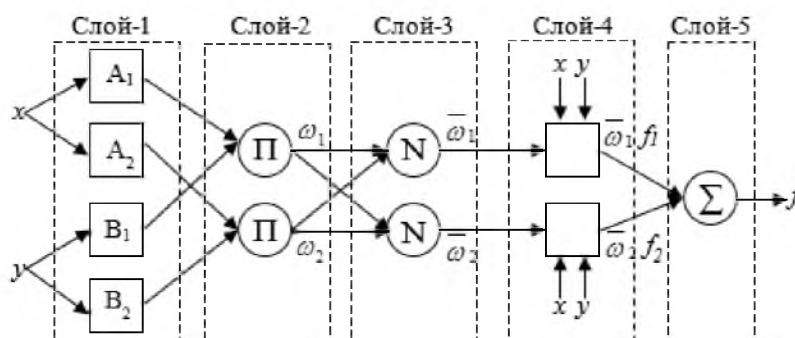


Рис. 3. Архитектура ANFIS
Fig. 3. ANFIS architecture

Первый слой является адаптивным. Нейроны первого слоя вычисляют функции принадлежности (ФП) нечетких множеств:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \text{ для } i = 1, 2,$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \text{ для } i = 3, 4,$$

где x, y – вход в нейрон, A_i, B_i – лингвистические значения.

В этой работе ФП «обобщенный колокол» используется в качестве ФП нечетких множеств. Функция «обобщенный колокол» зависит от трех параметров и имеет вид:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}},$$

где c – определяет расположение центра ФП; a и b – оказывают влияние на форму кривой. Параметры этого слоя называются параметрами предпосылок.

Второй слой является фиксированным. Во втором слое каждый нейрон вычисляет произведение входящих ФП:

$$\omega_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), i = 1, 2.$$

Каждый выход нейрона представляет уровень активации правила.

Третий слой является фиксированным. Нейроны третьего слоя вычисляет нормированные уровни активации правил:

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, i = 1, 2.$$

Четвертый слой является адаптивным. Каждый нейрон этого слоя вычисляет заключения правил:

$$O_i^4 = \overline{\omega}_i f_i = \overline{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i),$$

где p_i, q_i, r_i – параметры заключений.

Пятый слой является фиксированным и представляет собой единственный узел, вычисляющий сумму всех входящих аргументов:

$$O_i^5 = \sum_i \overline{\omega}_i f_i = \frac{\sum_i \overline{\omega}_i f_i}{\sum_i \overline{\omega}_i}.$$

Архитектура ANFIS используется для настройки значений параметров предпосылок (a, b, c) и параметров заключений (p_i, q_i, r_i). Различные методы обучения были разработаны для настройки параметров предпосылок и заключений в ANFIS [Abdur, 2015; Jang, 1993; Saugat et al., 2015]. В этой статье используется комбинация метода градиентного спуска и метода наименьших квадратов [Jang, 1993] для настройки параметров предпосылок и заключений. Этот гибридный алгоритм обучения включает в себя два хода: прямой и обратный. При прямом ходе параметры предпосылок фиксированы и оптимальные значения параметров заключений определяются методом наименьших квадратов. При обратном ходе параметры заключений фиксированы и параметры предпосылок уточняются методом градиентного спуска.

Симуляция и результаты эксперимента

На рисунке 4 показана архитектура ANFIS для углов поворота звеньев ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$) РМ «Intelbot», которая включает в себя семь входных переменных и один выход. Каждая входная переменная имеет по три ФП «обобщенный колокол», соответственно входное пространство разбивается на 2187 подпространств, каждое из которых работает по правилу нечеткой логики «если – то». В данной работе для создания обучающих выборок и построения нейро-нечеткой модели используется MATLAB NeuroFuzzyDesigner.

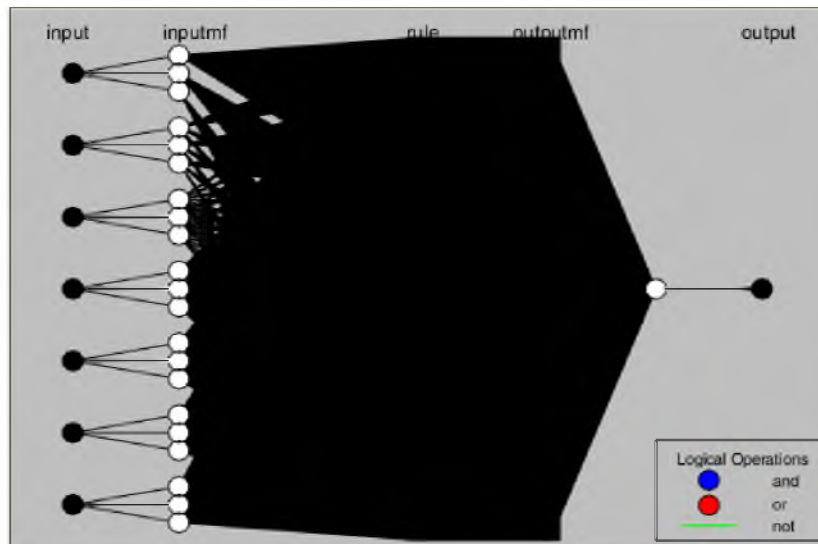


Рис. 4. Архитектура ANFIS для углов поворота звеньев ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$) РМ «Intelbot»
 Fig. 4. Architecture of ANFIS for the joint angles ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$) of robotic manipulator “Intelbot”

Обучение производится по гибриднему алгоритму. Параметры этого алгоритма: допустимая ошибка обучения – 0, количество эпох (итераций алгоритма) – 10. Графики обучения ANFIS показаны на рисунке 5: ось абсцисс соответствует итерациям алгоритма обучения, ось ординат – значениям средней квадратической ошибки (СКО) обучения. Для проверки модели используются тестовые выборки. СКО обучения после настройки и СКО тестирования представлены в таблице 2.

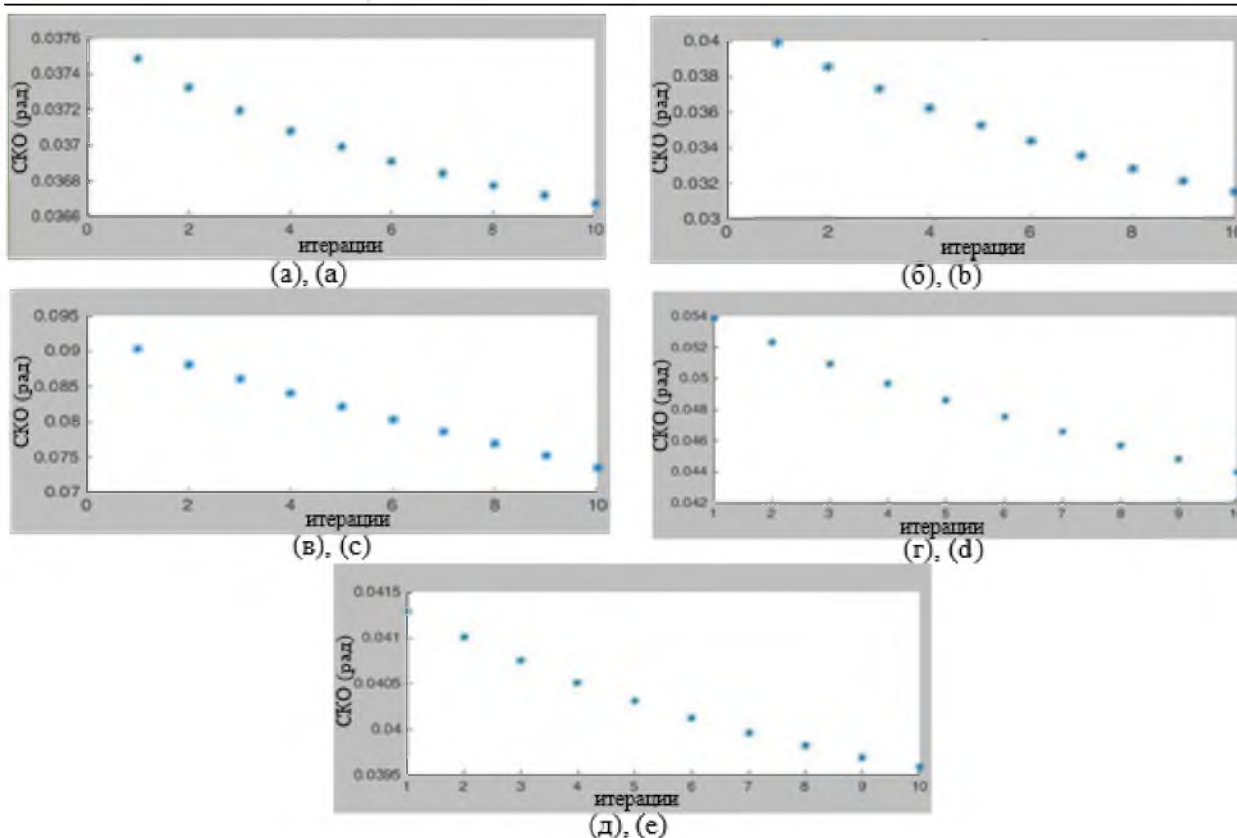


Рис. 5. Графики обучения: (а) ANFIS1, (б) ANFIS2, (в) ANFIS3, (г) ANFIS4, (д) ANFIS5
 Fig. 5. Training graphs of: (a) ANFIS1, (b) ANFIS2, (c) ANFIS3, (d) ANFIS4, (e) ANFIS5

Таблица 2
 Table 2

Значения SKO обучающих и тестовых выборок
 Root mean squared errors (RMSE) of the training data sets and testing data sets

№ ANFIS	SKO обучения	SKO тестирования
1	0.03667	0.01596
2	0.03151	0.08382
3	0.04982	0.1337
4	0.04399	0.09713
5	0.03959	0.00858

Как свидетельствуют значения SKO, приведенные в таблице 2, ANFIS показывает точность прогнозирования углов поворота звеньев. Максимальное значение SKO обучения составило 0.04982. Максимальное значение SKO тестирования составило 0.1337. Для определения оценки работы системы управления создана программа с помощью MATLAB Robotics Toolbox и GUIDE. Входная информация для программы – требуемые ориентация и положение схвата ($n_x, n_y, n_z, o_x, o_y, o_z, a_x, a_y, a_z, p_x, p_y, p_z$). Выходной информацией для программы являются значения углов поворота звеньев ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$) и визуализация РМ «Intelbot». Работа программы начинается с ввода требуемых значений ориентации и положения схвата. С помощью пяти данных ANFIS программа определяет значения углов поворота звеньев для достижения желаемого положения и ориентации. И потом полученные значения передаются на 3D-Simulink модель и физическую модель РМ «Intelbot», чтобы определять и представлять полученные результаты.

На рисунке 6 приведен блок-схема алгоритма программы. На рисунке 7 изображено основное окно программы, в левой части которого находятся панели вводов и выводов, а в правой части находится панель визуализации РМ «Intelbot».

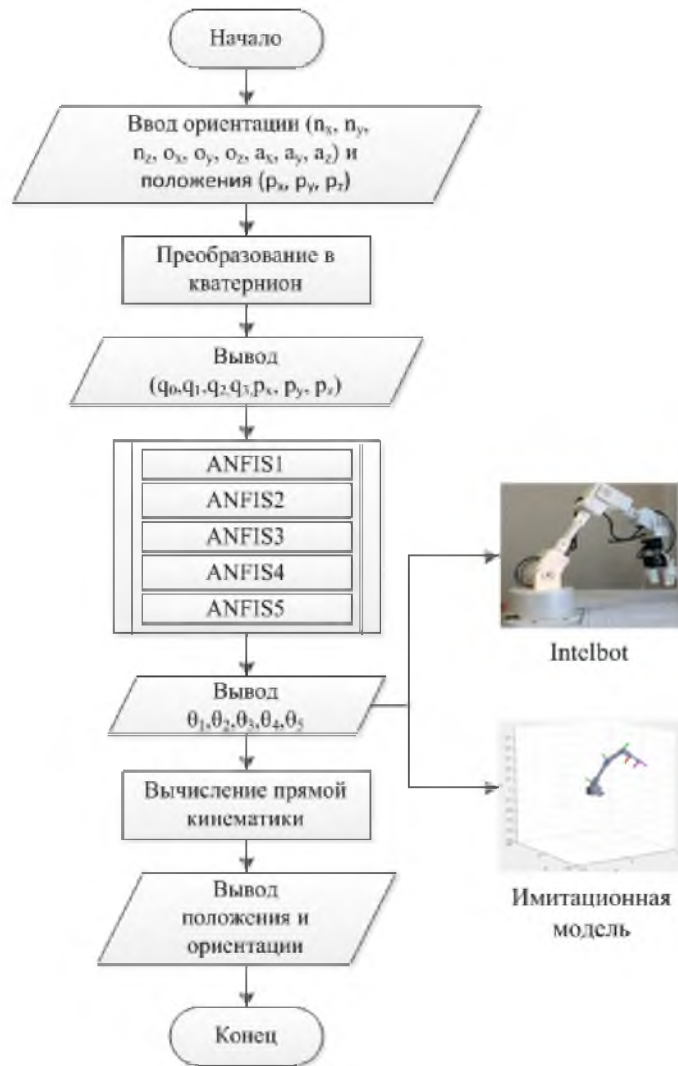


Рис. 6. Блок-схема алгоритма программы
 Fig. 6. Block diagram of algorithm for the program

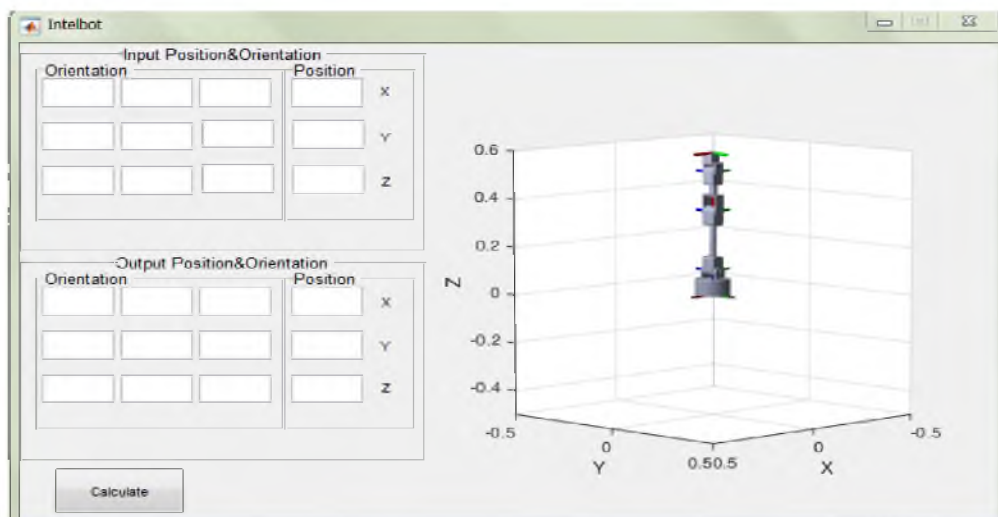


Рис. 7. Основное окно программы
 Fig. 7. The main window of program

В эксперименте были задействованы 7 наборов входной информации, содержащие значения положения и ориентации схвата РМ «Intelbot» (табл. 3).

Таблица 3
Table 3

Значения входной информации для эксперимента
The values of inputs for the experiment

Входная информация	1	2	3	4	5	6	7
n_x	-0.2420	0.5745	-0.1981	-0.1459	-0.7346	-0.1324	-0.2244
n_y	-0.9683	0.3996	-0.3892	-0.7293	-0.1276	0.2325	-0.9157
n_z	0.0621	-0.7143	-0.8996	-0.6685	-0.6663	-0.9635	-0.3334
o_x	-0.9700	-0.6448	-0.7467	-0.9585	-0.0926	-0.3633	-0.9667
o_y	0.2429	0.7586	0.6545	0.2716	0.9918	0.8930	0.2525
o_z	0.0081	-0.0942	-0.1187	-0.0871	-0.0879	0.2655	-0.0427
a_x	-0.0229	0.5042	0.6350	0.2451	0.6721	0.9222	0.1233
a_y	-0.0582	0.5147	0.6482	0.6280	-0.0029	0.3852	0.3127
a_z	-0.9980	0.6934	-0.4203	-0.7386	-0.7405	-0.0337	-0.9418
p_x	0.1152	0.2882	0.2532	0.0960	0.4392	0.2920	0.1147
p_y	0.2925	0.2942	0.2585	0.2460	-0.0018	0.1219	0.2910
p_z	0.0436	0.5053	0.3759	0.2880	0.2135	0.4044	0.1722

На рисунке 8 показаны имитационная и физическая модели с соответствующими положением и ориентацией схвата (седьмой набор входной информации).

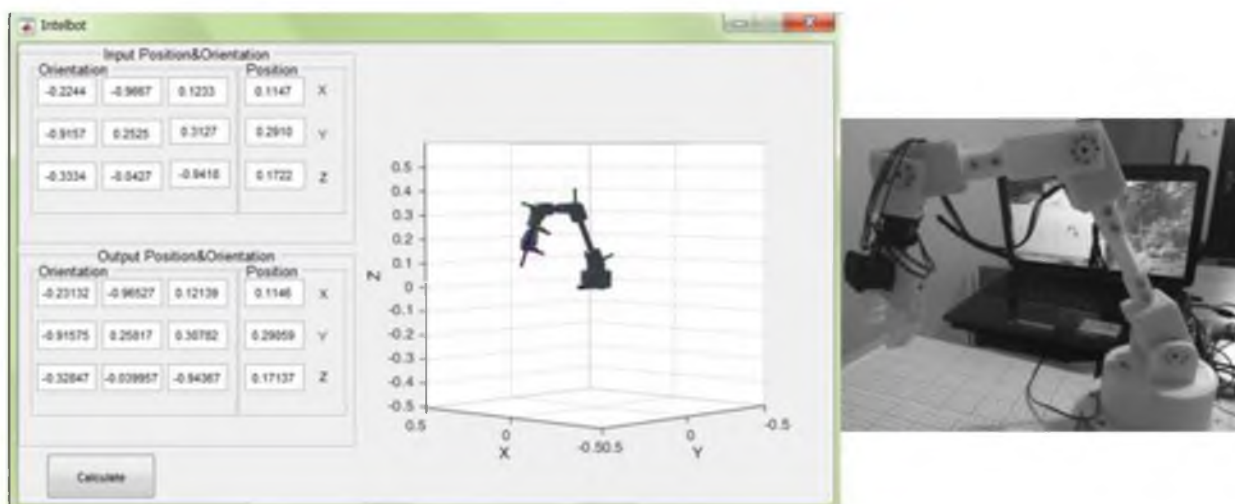


Рис. 8. Имитационная и физическая модели с полученными положением и ориентацией схвата (седьмой набор входной информации)

Fig. 8. Simulation and physical model with the resultant position and orientation of input set-7

На рисунках 9, 10 и 11 соответственно представлены графы отклонений между требуемыми (p_x, p_y, p_z) и полученными в ходе эксперимента положениями (r_x, r_y, r_z).

Значения ошибок, приведенные на этих рисунках, ясно показывают, что обученный ANFIS приводит к приемлемой ошибке.

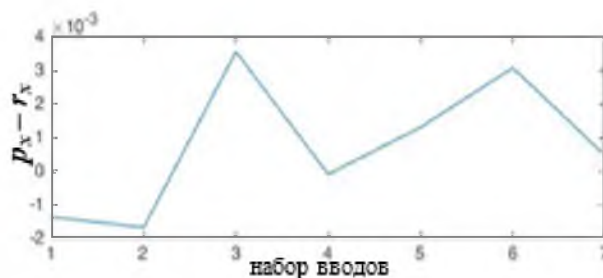


Рис. 9. Граф отклонений положений по оси X
Fig. 9. Graph of position errors along X-axis

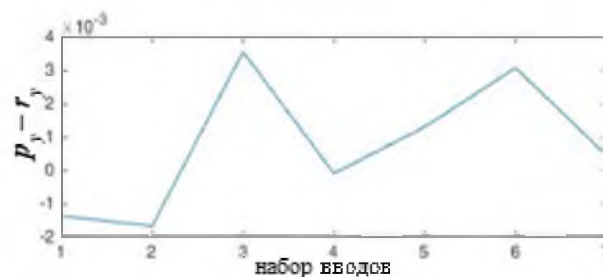


Рис. 10. Граф отклонений положений по оси Y
Fig. 10. Graph of position errors along Y-axis

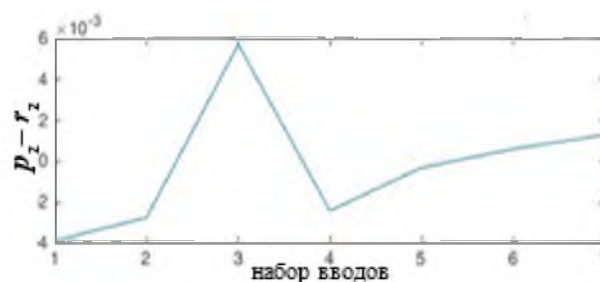


Рис. 11. Граф отклонений положений по оси Z
Fig. 11. Graph of position error along Z-axis

Заключение

В данной статье предложен метод кинематического управления РМ «Intelbot» с использованием адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (ANFIS). Для прстроения системы управления кинематикой РМ необходимы четыре основные этапа, а именно: создание математической модели кинематики РМ «Intelbot» и преобразование матрицы поворота в кватернион, создание обучающих и тестовых выборок, построение ANFIS и обучение ANFIS. В результате использования метода преобразования матрицы поворота в кватернион на этапе создания обучающих выборок количество входных переменных уменьшилось с 12 до 7. Обучающие выборки играют огромную роль на этапе обучения ANFIS. Если выборки избыточные или, наоборот, недостаточные, то это непременно отразится на качестве угадывания ANFIS.

Погрешности результата моделирования находятся в диапазоне 10^{-3} м (см. рис. 9-11). Это приемлемо, если данный метод используется для моделирования движения РМ, выполняющих погрузочно-разгрузочные работы, но неприемлемо, если РМ используются при решении задач, требующих точной ориентации при перемещении объектов. В этом случае параметры функции ANFIS могут быть изменены до получения приемлемого решения. Кроме того, могут использоваться другие методы, такие как выбор входных данных, и альтернативные способы моделирования поставленных задач.

Список литературы References

1. Жилияков Е.Г. Лихошерстный А.Ю. 2011. Метод нейросетевого распознавания объектов на аэрокосмических изображениях земной поверхности. Научные ведомости БелГУ, 13(108): 115-120.
Zhylyakov E.G. Likhosherstnyy A.U. 2011. Neural network method for recognition of objects in the picture is of the earth's surface. Belgorod State University Scientific Bulletin, 13(108): 115-120. (in Russian)
2. Куделина Д.В. 2017. Нечеткая система контроля состояния изоляции. Научные ведомости БелГУ, 2(251): 102-107.
Kudolina D.V. 2017. Fuzzy control system of the insulation state. Belgorod State University Scientific Bulletin, 2(251): 102-107. (in Russian)



3. Шанов Д.Н. 2015. Метод управления трехзвенным манипулятором с коррекцией ошибки на основе использования нейро-нечеткой сети. Молодежный научно-технический вестник: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 13.

Shanov D.N. 2015. Control method of a three-link manipulator with error correction based on the use of a neural-fuzzy network. The Youth Scientific and Technical Herald: Izd. MSTU Bauman, 13. (in Russian)

4. Юдин Д.А. Магергут В.З. 2013. Применение метода экстремального обучения нейронной сети для классификации областей изображения. Научные ведомости БелГУ, 8 (151): 95–103.

Yudm D.A. Magergut V.Z. 2013. Application of extreme learning machines for classification of image areas. Belgorod State University Scientific Bulletin, 8 (151): 95–103. (in Russian)

5. Abdur R., Mohanad A., Mohamed E.M. 2015. Adaptive neuro-fuzzy inference system controller for vibration control of reduced-order finite element model of rotor-bearing-support System. International Letters of Chemistry, Physics and Astronomy, 55: 1–11.

6. Ahmed R.J. et al. 2016. A New Artificial Neural Network Approach in Solving Inverse Kinematics of Robotic Arm (Denso VP6242). Computational Intelligence and Neuroscience, Article ID 5720163, 10.

7. Baghli F.Z. et al. 2014. Design and simulation of Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) controller for a robot manipulator. Second World Conference on Complex Systems (WCCS), Agadir. 298–303.

8. Baghli F.Z. et al. 2013. The efficiency of the inference system knowledge strategy for the position control of a robot manipulator with two degree of freedom. International Journal of Research in Engineering and Technology, Jul. 2 (7): 138–145.

9. Baghli F.Z., Bakkali L.EI. 2014. Artificial intelligence application for a robot manipulator with two degrees of freedom position control. International Journal of Mechatronics, Electrical and Computer Technology. Apr. Vol. 4 (11): 349–368.

10. Dalibor P. et al. 2013. Adaptive neuro fuzzy estimation of underactuated robotic gripper contact forces. Expert Systems with Applications, 40 (1): 281–286.

11. Gómez S. et al. 2015. Design of a 4-DOF robot manipulator with optimized algorithm for inverse kinematics. World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering, 9(6): 929–934.

12. Guo-Shing H., Po-Hao T. 2016. Development and analysis of 5-DOF manipulator kinematics. 2016 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE), National Chi Nan University, Taiwan, July 7–9: 1–4.

13. Jang J.-S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. May/June, 23(3): 665–685.

14. Jyotindra N. et al. 2018. Adaptive neuro-fuzzy inference system-based path planning of 5-degrees-of-freedom spatial manipulator for medical applications. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine First Published June.

15. Le D.K., Dinh Q.T., Kyoung K.A. 2013. Synchronization controller for a 3-R planar parallel pneumatic artificial muscle (PAM) robot using modified ANFIS algorithm. Mechatronics, 23(4): 462–479.

16. Manjaree S., Agarwal V., Nakra B.C. 2013. Inverse kinematics using neuro-fuzzy intelligent technique for robotic manipulator, International Journal of Advanced Computer Research (2013), 3(4): 160–165.

17. Manjaree S., Nakra B., Agarwal V. 2015. Comparative analysis for kinematics of 5-DOF industrial robotic manipulator. Acta Mechanica et Automatica, 9 (4): 229–240.

18. Narayan J., Singla A. 2017. ANFIS based kinematic analysis of a 4-DOFs SCARA robot. 4th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC). Solan. 205–211.

19. Prases K.M., Dayal R.P. 2015. A new hybrid optimization algorithm for multiple mobile robots navigation based on the CS-ANFIS approach. Memetic Computing, 7(4): 255.

20. Sandip A.M., Jatin P. 2013. Implementation of 5 Degree of Freedom Robotic Arm Manipulator with ANFIS Algorithm, International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), April. 2(4): 2494–2497.

21. Saugat B. et al. 2015. Interval type-2 fuzzy logic based multiclass ANFIS algorithm for real-time EEG based movement control of a robot arm. Robotics and Autonomous Systems, 68: 104–115.

22. Serkan D., Raşit K. 2016. In a research on how to use inverse kinematics solution of actual intelligent optimization method. 4th International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science 3–5 November. Alanya/Antalya. Turkey.

23. Tribhi K. et al. 2017. Study of optimization methods for tuning of PID gains for three link manipulator. 7th International Conference on Cloud Computing Data Science & Engineering – Confluence. Noida. 99–104.