

УДК 004.896, 004.942

DOI: [10.26102/2310-6018/2019.27.4.001](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2019.27.4.001)

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ МАНИПУЛЯТОРА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДАПТИВНОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ ВЫВОДА

Ту Раин¹, Ян Найнг Со²

¹Курский государственный университет, Курск, Россия

²Юго-Западный государственный университет, Курск, Россия

¹e-mail: thurein.48@gmail.com

²e-mail: boyan.243@gmail.com

Резюме: Представлены результаты исследования динамического поведения манипулятора, которые имеют важное значение для разработки и моделирования его системы управления. В работе предложены различные методы динамического моделирования манипуляторов, которые используют уравнения движения манипулятора на основе методов Ньютона-Эйлера и Лагранжа-Эйлера. Учитывая, что данные методы являются численно-рекурсивными и соответственно вычислительно дорогими, то они не подходят для непосредственного использования в приложениях реального времени. Поэтому в работе предложен метод моделирования динамики манипулятора, основанный на адаптивной нейро-нечеткой системе вывода. С помощью этого метода строились отображения «ввода-вывода» для уравнений динамики движения манипулятора «Интелбот» с 5 степенями свободы. Динамическая модель манипулятора разработана на основе уравнений Ньютона-Эйлера и позволяет создавать наборы обучающих данных для адаптивной нейро-нечеткой системы вывода. Разработанный метод был апробирован при определении значений необходимых крутящих моментов приводов манипулятора, обеспечивающих движение по заданной траектории. Полученные результаты подтверждают высокую эффективность разработанного метода, а его производительность сопоставима с методом Ньютона-Эйлера. Данный метод может быть использован для создания манипуляторов с жесткими звеньями, обеспечивающих выполнение заданных динамических параметров.

Ключевые слова: динамическое моделирование, уравнения Ньютона-Эйлера, адаптивная нейро-нечеткая система вывода, динамика манипулятора.

Для цитирования: Ту Раин, Ян Найнг Со. Моделирование динамики манипулятора с использованием адаптивной нейро-нечеткой системы вывода. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2019;7(4). URL: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2019/11/ThuRainSoavtors_4_19_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2019.27.4.001

DYNAMIC MODELLING OF MANIPULATOR USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

Thu Rain¹, Yan Naing Soe²

¹Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

²Saratov State Medical University. V. I. Razumovsky, Saratov, Russian Federation

Abstract: The dynamic modelling of manipulator is essential for the design, simulation and control system of manipulator. Researchers have proposed different techniques for dynamic modelling of manipulators. The commonly used methods to formulate the dynamic equations of motion for manipulators are Newton-Euler and Lagrange-Euler methods. Because of these methods are numerical recursive methods, they are computationally expensive and not suitable to use directly in real time applications. In this paper, we proposed the adaptive neuro fuzzy inference system-based method to construct the input-output mapping for the dynamic equations of motion of a 5 degree-of-freedom

manipulator. The dynamic model of the manipulator is computed using Newton-Euler dynamic formulation to create the training data sets for the adaptive neuro fuzzy inference system. The proposed method is tested in generating the required torques for a point-to point trajectory. Results show that the proposed method can perform within shorter operational time and its performance is comparable to Newton-Euler method. The proposed method can be used for the rigid-body manipulators whose dynamical characteristics are known.

Keywords: dynamic modelling, Newton-Euler method, adaptive neuro fuzzy inference system, manipulator dynamics.

For citation: Thu Rain, Yan Naing. Soe Analysis of the importance of survival predictors after myocardial infarction using the Caplan-Meier method. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2019;7(4). URL: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2019/11/ThuRainSoavtors_4_19_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2019.27.4.001 (In Russ).

1. Введение

Как известно из курса механики, динамические процессы, протекающие внутри пространственного манипулятора, учитывают взаимосвязь между силами, действующими на его звенья и параметрами движения. Динамическая модель манипулятора может быть построена как на основе прямой, так и обратной задач динамики пространственной многосвязной системы. При исследовании пространственных механизмов, учитывая текущие положения его отдельных звеньев и кинематических пар, а также значения скорости, силы и крутящего момента, которые приложены к приводам подвижных звеньев, решая прямую задачу динамики манипулятора, можно определить ускорения каждого его звена. Для управления движением исполнительного звена манипулятора по заданной траектории требуется найти решение обратной задачи динамики, что позволит найти требуемые значения крутящих моментов для реализации заданного движения. Динамическая модель манипулятора может быть построена на основе известных методов, таких как метод Лагранжа-Эйлера и метод Ньютона-Эйлера [1]. Указанные методы являются численно-рекурсивными и требуют много времени для проведения вычислений. Для сокращения времени вычислений и возможности использования данных методов в реальных приложениях, в [2, 3] были предложены табличные решения, являющиеся компромиссом между временем вычислений и объемом использования памяти ЭВМ. В тоже время методы табличного решения имеют ограничения в практическом использовании, поскольку требуемые параметры управления (силы, положение, скорости и ускорения) заранее не входят в таблицу, что делает ее мало функциональной.

Альтернативным подходом к решению задачи динамики манипулятора является использование мягких вычислительных методов. Для моделирования обратной задачи динамики для манипуляторов с жесткими звеньями и голономными связями, в работе [4] Ченг и др. предложили метод, основанный на воспроизведении ядра гильбертова пространства (Reproducing Kernel Hilbert Space), который использует только входные и выходные данные системы. В работе [5] Виджая Кумар и Шааль предложили метод локально-взвешенной регрессии проекции (ЛВРП) (Locally Weighted Projection Regression). Однако данный метод подходит только для локально простых функций. Для обеспечения высокой производительности при использовании многомерных данных, в [6] Нгуен-Туонг и др. рассматривают локальный процесс гауссовской регрессии (Local Gaussian Process), который объединяет ЛВРП и Гауссовскую регрессию процесса (ГРП). Гийсбертс и Метта [7] представили метод инкрементного варианта регрессии гауссовского процесса с разреженным спектром (И-РГПРС) (Incremental variant of Sparse Spectrum Gaussian Process Regression), который подходит для ограниченного обучения

системы управления в режиме реального времени. Для онлайн-обучения, при решении обратной задачи динамики манипуляторов, в [8, 9] Полидорос и др. использовали байесовское правило обучения и, так называемый алгоритм «эхо-состояний главных компонентов» (Principal Components Echo-State Network). Данный метод не требует предварительных знаний о моделях системы, поскольку оценка модели осуществляется на основе данных, полученных с датчиков системы управления. Для получения полупараметрической регрессивной модели Нгуен-Туонг и Петерс [10] предложили использовать сочетание динамической модели твердого тела (ДМТТ) и георадара. Комбинация МДТ и ЛВРП была представлена в [11], где для повышения способности ЛВРП к обобщению используются предварительные данные о системе.

В данной работе исследуется адаптивная нейро-нечеткая система вывода (АНСВ), которая была создана для исследования динамической модели манипулятора «Интелбот», обладающего 5 степенями свободы. Наборы обучающих данных для АНСВ были получены из ДМТТ «Интелбот». Структура данной статьи следующая: введение; во втором разделе описана архитектура АНСВ; в третьем разделе разработана МДТТ «Интелбот» на основе уравнений Ньютона-Эйлера; в четвертом разделе представлены результаты обучения АНСВ, которые используются для генерации требуемых моментов управляющих приводов для обеспечения движения по заданной траектории, здесь же представлены результаты моделирования и натурального эксперимента; в пятом разделе представлены выводы и заключение по проделанной работе.

2. Архитектура адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (АНСВ)

Система АНСВ [14] является адаптивной сетью с гибридной процедурой обучения, которая позволяет провести отображение ввода-вывода на основе как общепринятых понятий (в форме нечетких правил «если – то»), так и на основе обусловленных пар данных «ввода-вывода». Система АНСВ, используемая в этой работе, состоит из системы нечеткого вывода Такаги-Сугено и адаптивной сети с гибридным алгоритмом обучения. Архитектура данной АНСВ с двумя входами x и y и одним выходом z показана на Рисунке 1. Нечеткие правила «если – то» на Рисунке 1 можно описать следующим образом:

(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 $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$.

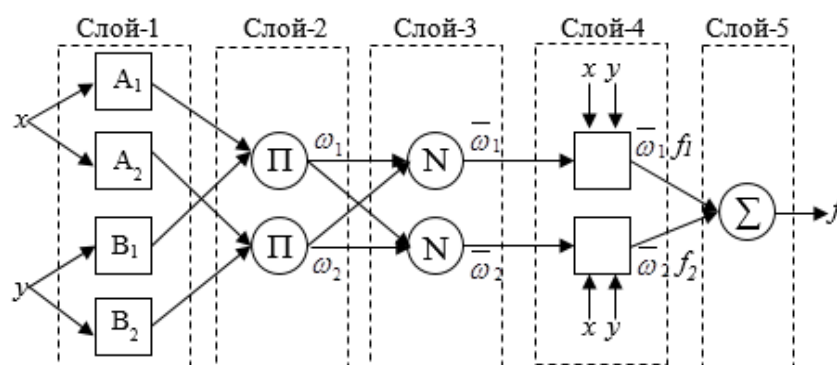


Рисунок 1 – Архитектура АНСВ с двумя входами

Архитектура системы АНСВ включает 5 слоев (уровней). Процессы, протекающие в каждом слое, описаны ниже.

Слой 1: Нейроны являются адаптивными. Нейроны первого уровня вычисляют функции принадлежности (ФП) нечетких множеств:

$$\begin{cases} O_i^1 = \mu_{A_i}(x), i = 1,2 \\ O_j^1 = \mu_{B_j}(y), j = 1,2 \end{cases} \quad (1)$$

где x и y – входы в i -ый и j -ый нейроны, A_i, B_j – лингвистические значения, μ_{A_i} и μ_{B_j} – ФП i -го и j -го нейронов.

Слой 2: Нейроны являются фиксированными. Они умножают входы и производят свои выходы (W_1, W_2). Эти выходы определяют уровень активации своих соответствующих нечетких правил:

$$\begin{cases} W_1 = \mu_{A_1}(x) \cdot \mu_{B_1}(y) \\ W_2 = \mu_{A_2}(x) \cdot \mu_{B_2}(y) \end{cases} \quad (2)$$

Слой 3: Нейроны являются фиксированными. Они служат для нормализации уровней активации правил из слоя 2. Выход i -го нейрона данного слоя представляет собой отношение уровня активации правил i -го правила к сумме уровней активации всех правил.

$$\bar{W}_i = W_i / (W_1 + W_2), i = 1,2. \quad (3)$$

Слой 4: Нейроны являются адаптивными. На этом уровне каждый i -ый нейрон имеет следующую функцию:

$$O_i = \bar{W}_i \cdot f_i = \bar{W}_i(p_i x + q_i y + r_i), i = 1,2 \quad (4)$$

где \bar{W}_i – выход слоя 3,

$\{p_i, q_i, r_i\}$ – параметры заключений.

Слой 5: Этот слой является фиксированным и суммирует все поступающие сигналы:

$$O_1 = \sum_i \bar{W}_i f_i \quad (5)$$

3. Динамика манипулятора

3.1. Структура динамического уравнения

Пологая, что все звенья манипулятора «Интелбот» являются абсолютно жесткими, и пренебрегая трением в шарнирах, уравнение динамики для «Интелбот» может быть записано на основе задачи о положениях и производных углов поворота звеньев по времени:

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta) \quad (6)$$

где τ – вектор приложенного крутящего момента,

$M(\theta)$ – $n \times n$ матрица инерции,

$V(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta}$ – $n \times 1$ вектор центробежных и кориолисовых моментов сил инерции,

$G(\theta)$ – $n \times 1$ вектор гравитационных сил.

3.2. Исследование кинематики и определение матрицы инерции

Кинематические параметры «Интелбот» могут быть заданы с использованием модели Денавита-Хартенберга (Д-Х) (см. Рисунок 2). Параметры модели Д-Х указаны в Таблице 1.

Таблица 1 – Параметры модели Д-Х «Интелбот»

Звено	a (м)	α (радиан)	d (м)	θ (радиан)
1	0	$\pi/2$	0,104	θ_1
2	0,246	0	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0,163	0	0	θ_3
4	0	$-\pi/2$	0	$\theta_4 + \pi/2$
5	0	0	0.165	θ_5

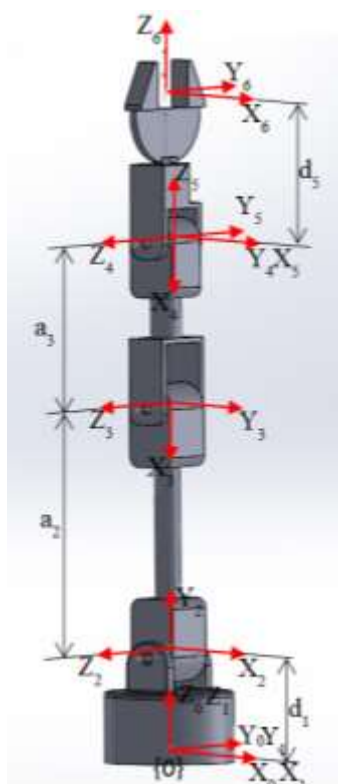


Рисунок 2 – Определение систем координат и параметров модели Д-Х «Интелбот»

В соответствии с параметрами в Таблице 1 матрицы поворота между системами координат звеньев могут быть определены следующим образом:

$$R_2^1 = \begin{bmatrix} c\theta_1 & 0 & s\theta_1 \\ s\theta_1 & 0 & -c\theta_1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$R_3^2 = \begin{bmatrix} c(\theta_2 + \pi/2) & -s(\theta_2 + \pi/2) & 0 \\ s(\theta_2 + \pi/2) & c(\theta_2 + \pi/2) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$R_4^3 = \begin{bmatrix} c\theta_3 & -s\theta_3 & 0 \\ s\theta_3 & c\theta_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$R_5^4 = \begin{bmatrix} c(\theta_4 + \pi/2) & -s(\theta_4 + \pi/2) & 0 \\ s(\theta_4 + \pi/2) & c(\theta_4 + \pi/2) & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$R_6^5 = \begin{bmatrix} c\theta_5 & -s\theta_5 & 0 \\ s\theta_5 & c\theta_5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Полагая, что звенья манипулятора имеют форму цилиндра, геометрические параметры для определения инерционных параметров «Интелбот» представлены в Таблице 2. Матрица инерции каждого звенья может быть рассчитана по следующей формуле

$$I = \begin{bmatrix} \frac{1}{12}mh^2 + \frac{1}{4}mr^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{12}mh^2 + \frac{1}{4}mr^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}mr^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Таблица 2 – Геометрические параметры «Интелбот»

Звено	Высота (м)	Радиус (м)	Масса (кг)
1	0,071	0,060	0,102
2	0,295	0,035	0,569
3	0,205	0,035	0,310
4	0,091	0,035	0,123
5	0,080	0,050	0,142

3.3. Алгоритм Ньютона-Эйлера

Алгоритм Ньютона-Эйлера состоит из двух частей – прямой рекурсии и обратной рекурсии. Прямая рекурсия позволяет определить скорости и ускорения звеньев, обобщенные силы и моменты сил, действующих от основания (1) до конечного звена (n). Шарниры (кинематические пары) манипулятора «Интелбот» являются вращательными, изменения угловой и линейной скоростей, углового и линейного ускорений последующего звена ($i+1$) зависят от предыдущего (i). рекурсивные уравнения имеют следующий вид:

$$\omega_{i+1} = R_i^{i+1}\omega_i + \dot{\theta}_{i+1}\hat{Z}_{i+1} \quad (13)$$

$$\dot{\omega}_{i+1} = R_i^{i+1}\dot{\omega}_i + R_i^{i+1}\omega_i \times \dot{\theta}_{i+1}\hat{Z}_{i+1} + \ddot{\theta}_{i+1}\hat{Z}_{i+1} \quad (14)$$

$$\dot{v}_{i+1} = R_i^{i+1}(\dot{\omega}_i \times b_{i+1}^i + \omega_i \times b_{i+1}^i) + \dot{v}_i \quad (15)$$

$$\dot{v}_{C_{i+1}} = \dot{\omega}_{i+1} \times b_{C_{i+1}}^{i+1} + \omega_{i+1} \times (\omega_{i+1} \times b_{C_{i+1}}^{i+1}) + \dot{v}_{i+1} \quad (16)$$

где ω_i – угловая скорость звена i , $\dot{\omega}_i$ – угловое ускорение звена i , R_i^{i+1} – матрица перехода от системы координат звена i в систему координат звена $i + 1$, $\dot{\theta}_i$ – угловая скорость вращения шарнира i , $\ddot{\theta}_i$ – угловое ускорение вращательного сочленения i , \hat{Z}_i – ось вращательного сочленения i , b_{i+1}^i – вектор от начала системы координат i до начала

системы координат $i + 1$, $b_{C_i}^i$ – вектор от начала системы координат i до центра масс звена i , \dot{v}_i – ускорение начала системы координат звена i , \dot{v}_{C_i} – ускорение центра масс звена i .

Зная линейное и угловое ускорения центра масс для каждого звена, можно использовать уравнения Ньютона-Эйлера для вычисления моментов сил инерции, приложенных в центре масс каждого из звеньев. Таким образом, имеем

$$F_{i+1} = m_{i+1} \dot{v}_{C_{i+1}} \quad (17)$$

$$N_{i+1} = I_{i+1} \dot{\omega}_{i+1} + \omega_{i+1} \times I_{i+1} \omega_{i+1} \quad (18)$$

где F_i – общая внешняя сила на звено i ,

m_i – общая масса звена i ,

N_i – суммарный внешний крутящий момент на звене i ,

I_i – тензор инерции звена i относительно его центра масс.

Обратная рекурсия требует вычисления сил и моментов сил взаимодействия, а также моментов, развиваемых в приводах, начиная от конечного звена манипулятора (n) и обратно к основанию (1).

$$f_i = R_{i+1}^i f_{i+1} + F_i \quad (19)$$

$$n_i = N_i + R_{i+1}^i n_{i+1} + b_{C_i}^i \times F_i + b_{i+1}^i \times R_{i+1}^i f_{i+1} \quad (20)$$

$$\tau_i = n_i^T \hat{Z}_i \quad (21)$$

где f_i – сила, действующая на звено (i) через звено ($i - 1$),

n_i – момент, действующий на звено (i) через звено ($i - 1$),

τ_i – входной крутящий момент в сочленении (i).

4. Результаты эксперимента и выводы

4.1. Обучение системы АНСВ и результаты

Электромеханическая система «Интелбот» может быть описана общим уравнением

$$\tau = \eta(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) \quad (22)$$

где τ – вектор крутящего момента, приложенного к приводам,

θ , $\dot{\theta}$ и $\ddot{\theta}$ – векторы положений, скоростей и ускорений в шарнирах соответственно,

η – нелинейная функция вектора, которая описывает обратную динамику и характеристики привода «Интелбот».

Если функция η определена, то уравнение (22) можно использовать для расчета требуемых крутящих моментов для обеспечения движения исполнительного звена по требуемой траектории.

В данной работе система АНСВ используется для получения функции η для каждого совмещенного привода путем обучения пяти наборов данных, которые генерируются из динамической модели «Интелбот» разработанной на основе уравнений Ньютона-Эйлера. Индекс полезной нагрузки (β) добавляется к наборам обучающих данных, чтобы система АНСВ могла работать с различными значениями полезной нагрузки. Каждый набор обучающих данных включает в себя 87295 векторов с 4 входами, а также их соответствующие выходные значения $(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, \beta)$. Также каждый набор тестовых данных включает в себя 432 вектора. Каждая из пяти систем АНСВ использует 4 функции принадлежности Гаусса для каждой из четырех входных переменных $(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, \beta)$, то есть каждая АНСВ состоит из 551 нейронов и 256 правил (см. Рисунок 3).

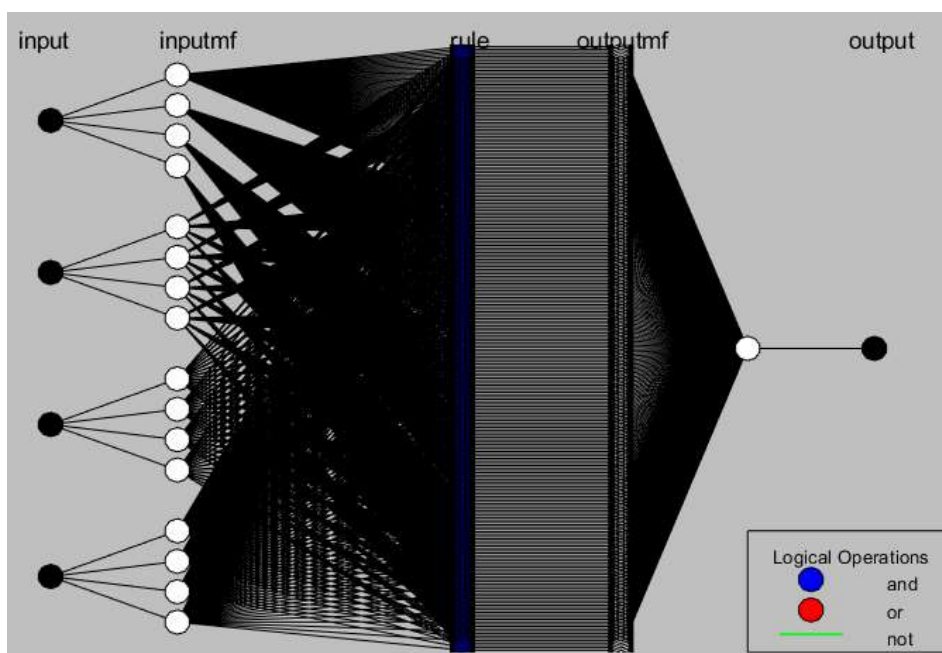


Рисунок 3 – Структура системы АНСВ для каждого звена «Интелбот»

График значений средней квадратической ошибки (СКО) от обучения АНСВ представлен на Рисунке 4. График значений СКО от ошибок проверки представлен на Рисунке 5. Ошибки обучения и проверки немного уменьшаются вплоть до 10 уровня (эпохи) (см. Рисунки 4 и 5), что означает что наборы функций принадлежности (количество функций и тип принадлежности) достаточно хорошо работают с обученными моделями. Численные значения СКО от обучения системы АНСВ представлены в Таблице 3.

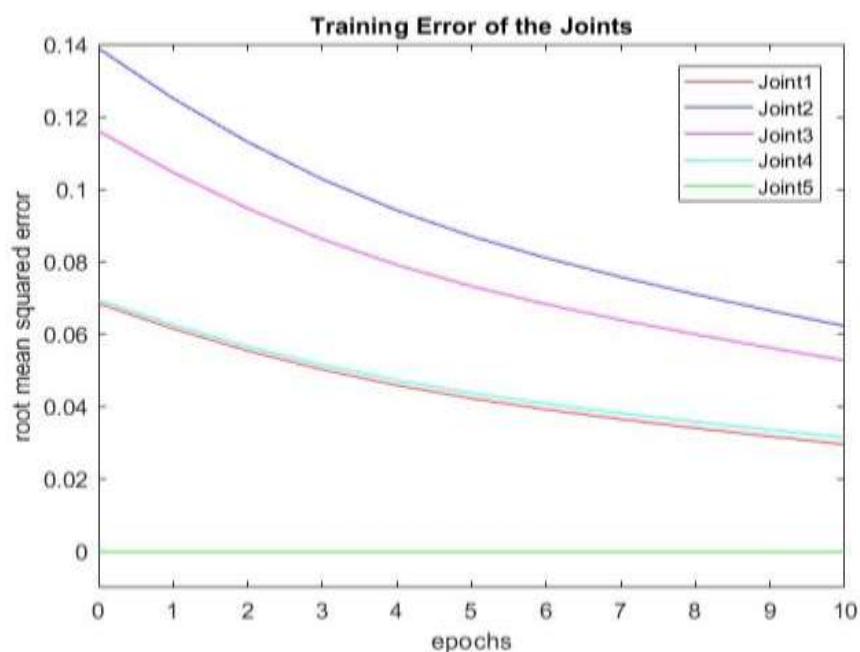


Рисунок 4 – Ошибки обучения АНСВ каждого звена

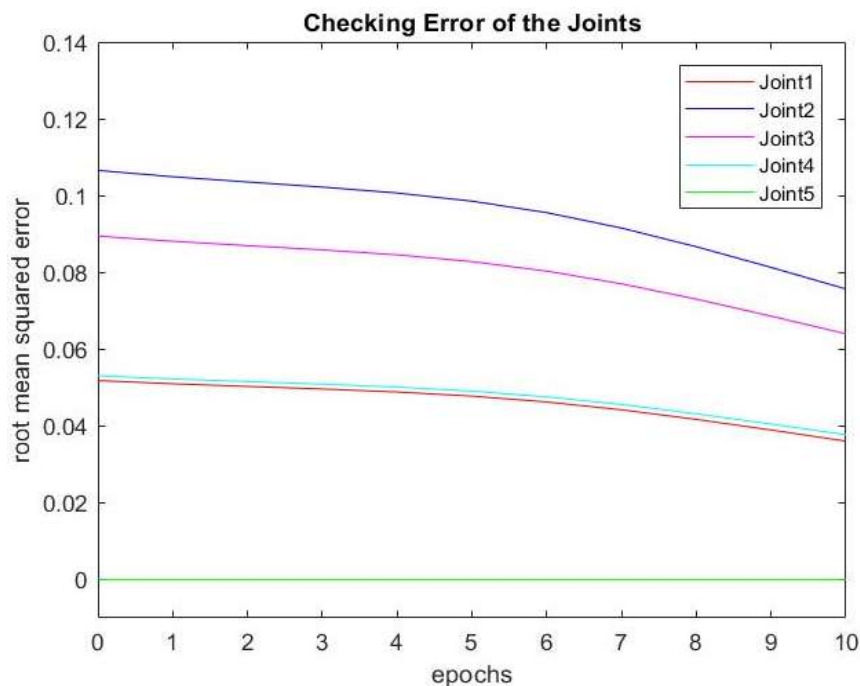


Рисунок 5 – Ошибки проверки АНСВ каждого звена

Таблица 3 – Численные значения СКО от обучения АНСВ

Эпоха	АНСВ -1	АНСВ -2	АНСВ -3	АНСВ -4	АНСВ -5
0	0,068442	0,138824	0,116013	0,069397	0,000015
1	0,061500	0,125027	0,104597	0,062550	0,000014
2	0,055426	0,112982	0,094641	0,056577	0,000014
3	0,050233	0,10271	0,086158	0,051488	0,000013
4	0,045881	0,094122	0,079069	0,047237	0,000012
5	0,042260	0,086994	0,073188	0,043713	0,000011
6	0,039204	0,080989	0,068230	0,040745	0,000011
7	0,036525	0,075736	0,063891	0,038152	0,000010
8	0,034080	0,070950	0,059937	0,035792	0,000010
9	0,031785	0,066469	0,056232	0,033584	0,000009
10	0,029601	0,062214	0,052714	0,031490	0,000009

4.2. Результаты моделирования и обсуждение

Полученные системы АНСВ были применены для управления как физической моделью (см. Рисунок 6), так и имитационной моделью (см. Рисунок 7) манипулятора «Интелбот». Эксперимент заключался в генерации необходимых крутящих моментов в приводах для обеспечения движения по заданной тестовой траектории (см. Рисунок 7).



Рисунок 6 – Манипулятор «Интелбот» в исходной конфигурации

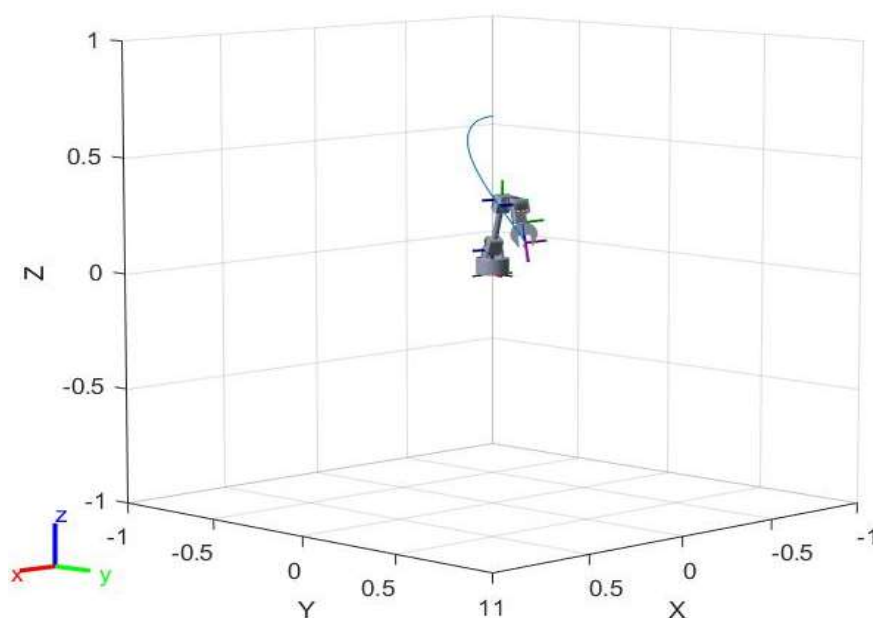


Рисунок 7 – Имитационная модель манипулятора «Интелбот»

Полученные при движении по заданной траектории значения положения, скорости и ускорения показаны на Рисунках 8-10. Блок-схема экспериментальной установки приведена на Рисунке 11.

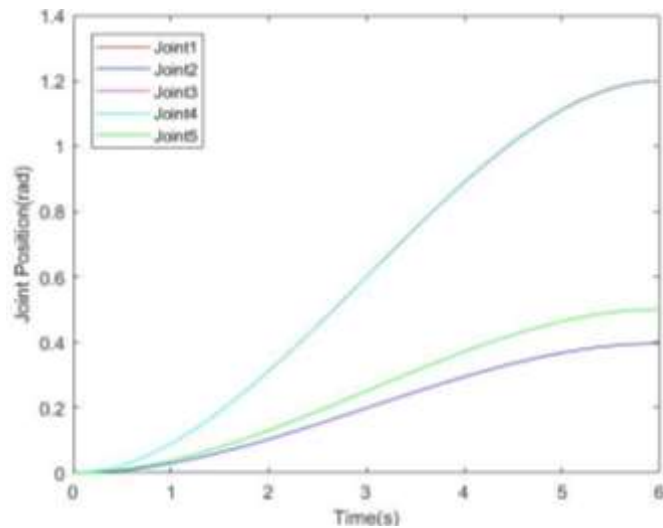


Рисунок 8 – Положение шарниров

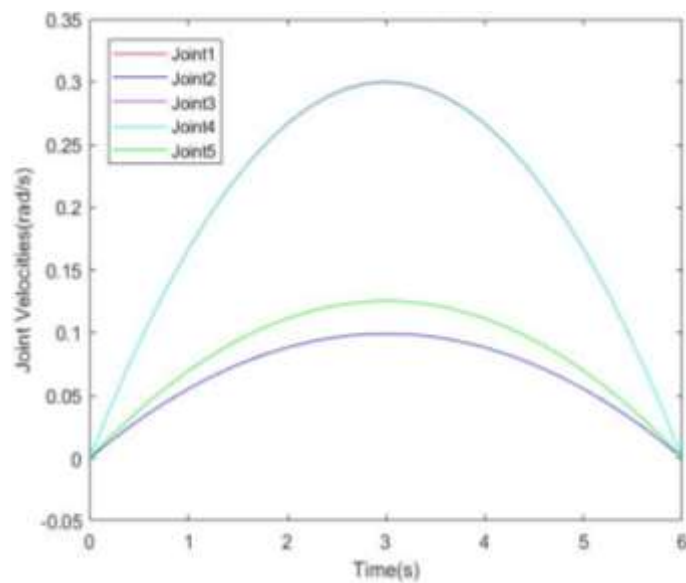


Рисунок 9 – Скорости в шарнирах

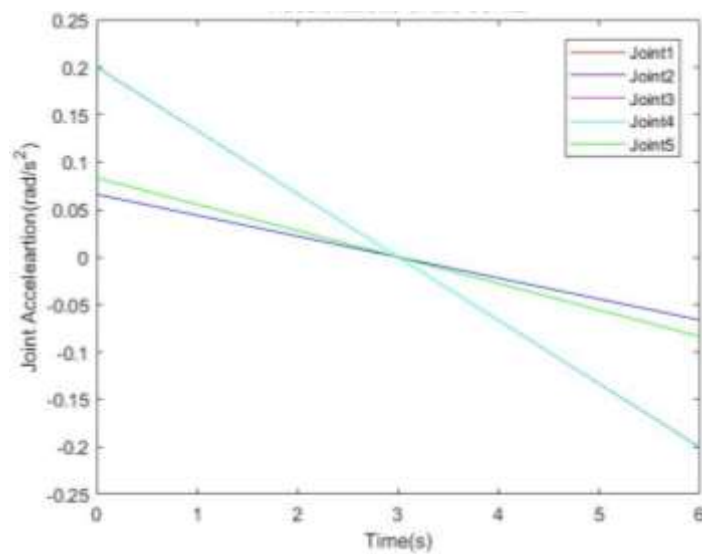


Рисунок 10 – Ускорения в шарнирах

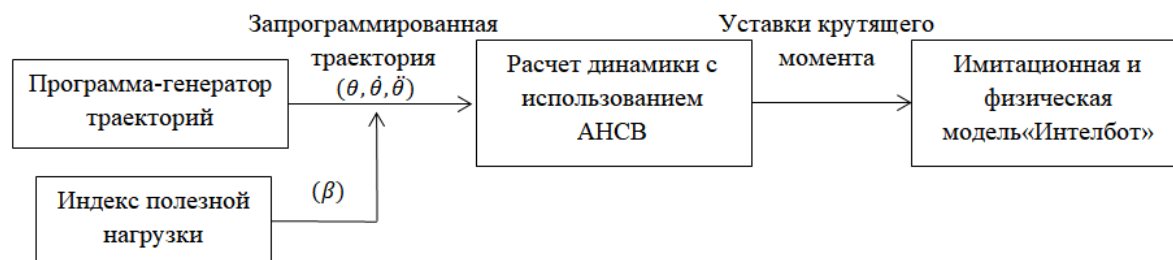


Рисунок 11 – Блок-схема экспериментальной установки

Обученные системы АНСВ используются для определения крутящих моментов, которые требуются для выполнения движения по заданной траектории в каждом шарнире. Найденные крутящие моменты далее сравниваются с крутящими моментами, рассчитанными по методу Ньютона-Эйлера. Расхождение между расчетными моментами показано на Рисунке 12.

Согласно результатам обучения АНСВ (см. Рисунки 4 и 5), а также графика разности расчетных значений крутящих моментов приводов (см. Рисунок 12), можно сделать вывод, что во втором шарнире необходимо иметь более высокие крутящие моменты, чем в других, поскольку здесь возникают большие ошибки, чем в других шарнирах. Анализируя Рисунки 4 и 5 можно сделать вывод, что производительность системы АНСВ может быть улучшена за счет увеличения периода обучения и диапазонов наборов используемых данных.

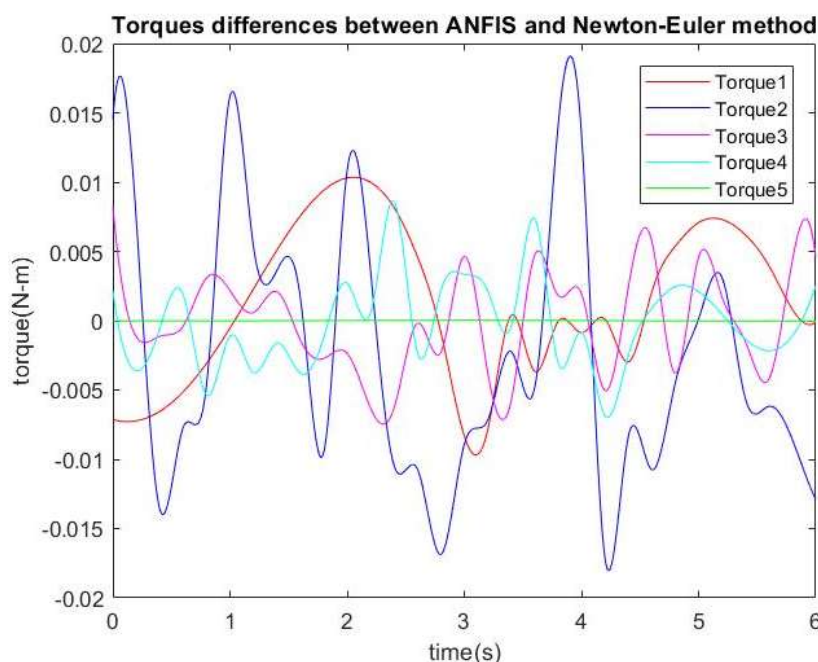


Рисунок 12 – Расхождение крутящих моментов, полученных методом АНСВ и методом Ньютона-Эйлера

5. Заключение

В данной работе был разработан метод АНСВ для исследования динамического поведения манипулятора «Интелбот» с 5 степенями свободы. Для обучения АНСВ использовались наборы данных, полученные на основе уравнения Ньютона-Эйлера. Системы АНСВ прошли обучение в автономном режиме, их производительность и точность полностью зависят от наборов обучающих данных и типа функции

принадлежности. Чем более точно сформулированы наборы обучающих данных, тем более точно система АНСВ сможет оценить требуемые крутящие моменты управляющих приводов манипулятора. Преимущество предлагаемого метода по сравнению с онлайн-обучением заключается в том, что он требует значительно меньше времени на обучение. Кроме того, данный метод может быть использован для всех видов траекторий, обеспечиваемых конструкцией робота, в то время как для онлайн-обучения дополнительно необходим сенсорный интерфейс для сбора информации о шарнирах (положения, скорости, ускорения и моменты) и большое количество времени на тренировку. В будущих работах необходимо изменить текущее обучение в автономном режиме, увеличив диапазон наборов обучающих данных и количество уровней, и провести исследование онлайн-обучение для сравнения его результатов с результатами модифицированного автономного обучения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Craig J.J. Introduction to Robotics, Mechanics and Control. 3rd ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson; 2005:165–200.
2. Raibert M.H. Analytical Equations vs. Table Look-up for Manipulation: A Unifying Concept. IEEE Conference on Decision and Control; 1977 Dec; New Orleans. New Orleans; 1977:576–579.
3. Albus J.S. A New Approach to Manipulator Control: The Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC). *Dynamic Systems, Measurement, Control*. 1975;97:270–277.
4. Cheng C.A., Huang H.P., Hsu H.K. et al. Learning the Inverse Dynamics of Robotic Manipulators in Structured Reproducing Kernel Hilbert Space. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2016;46(7):1691–1703.
5. Vijayakumar S., Schaal S. Locally Weighted Projection Regression: An O(n) Algorithm for Incremental Real Time Learning in High Dimensional Space. Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning; 2000 July; Stanford. Stanford; 2000:1079–1086.
6. Nguyen-Tuong D., Seeger M., Peters J. Model learning with local gaussian process regression. *Advanced Robotics*. 2009;23(15):2015–2034.
7. Gijssberts A., Metta G. Real-time Model Learning Using Incremental Sparse Spectrum Gaussian Process Regression. *Neural Networks*. 2013;41:59–69.
8. Nguyen-Tuong D., Peters J., Seeger M. Learning Inverse Dynamics: A Comparison. *Advances in Computational Intelligence and Learning: Proceedings of the European Symposium on Artificial Neural Networks*; 2008 Apr; Bruges. Bruges; 2008:13–18.
9. Polydoros A.S., Boukas E., Nalpantidis L. Online Multi-Target Learning of Inverse Dynamics Models for Computed-Torque Control of Compliant Manipulators. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems; 2017 Sep; Vancouver. Vancouver; 2017:4716–4722.
10. Nguyen-Tuong D., Peters J. Using Model Knowledge for Learning Inverse Dynamics. 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation; 2010 May; Alaska. Alaska; 2010: 2677–2682.
11. Cruz J.S., Kulic D., Owen W. Online Incremental Learning of Inverse Dynamics Incorporating Prior Knowledge. *Autonomous and Intelligent Systems. Lecture Notes in Computer Science*. 2011;6752:167–176.
12. Jang J. R. ANFIS: Adaptive-network-based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993;23(3):665–685.

REFERENCES

1. Craig J.J. Introduction to Robotics, Mechanics and Control. 3rd ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson; 2005:165–200.
2. Raibert M.H. Analytical Equations vs. Table Look-up for Manipulation: A Unifying Concept. IEEE Conference on Decision and Control; 1977 Dec; New Orleans. New Orleans; 1977:576–579.
3. Albus J.S. A New Approach to Manipulator Control: The Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC). *Dynamic Systems, Measurement, Control*. 1975;97:270–277.
4. Cheng C.A., Huang H.P., Hsu H.K. et al. Learning the Inverse Dynamics of Robotic Manipulators in Structured Reproducing Kernel Hilbert Space. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2016;46(7):1691–1703.
5. Vijayakumar S., Schaal S. Locally Weighted Projection Regression: An O(n) Algorithm for Incremental Real Time Learning in High Dimensional Space. *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*; 2000 July; Stanford. Stanford; 2000:1079–1086.
6. Nguyen-Tuong D., Seeger M., Peters J. Model learning with local gaussian process regression. *Advanced Robotics*. 2009;23(15):2015–2034.
7. Gijbarts A., Metta G. Real-time Model Learning Using Incremental Sparse Spectrum Gaussian Process Regression. *Neural Networks*. 2013;41:59–69.
8. Nguyen-Tuong D., Peters J., Seeger M. Learning Inverse Dynamics: A Comparison. *Advances in Computational Intelligence and Learning: Proceedings of the European Symposium on Artificial Neural Networks*; 2008 Apr; Bruges. Bruges; 2008:13–18.
9. Polydoros A.S., Boukas E., Nalpantidis L. Online Multi-Target Learning of Inverse Dynamics Models for Computed-Torque Control of Compliant Manipulators. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems; 2017 Sep; Vancouver. Vancouver; 2017:4716–4722.
10. Nguyen-Tuong D., Peters J. Using Model Knowledge for Learning Inverse Dynamics. 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation; 2010 May; Alaska. Alaska; 2010: 2677–2682.
11. Cruz J.S., Kulic D., Owen W. Online Incremental Learning of Inverse Dynamics Incorporating Prior Knowledge. *Autonomous and Intelligent Systems. Lecture Notes in Computer Science*. 2011;6752:167–176.
12. Jang J. R. ANFIS: Adaptive-network-based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993;23(3):665–685.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Ту Раин, аспирант, Кафедра программного обеспечения и администрирования информационных систем, Курский государственный университет, Курск, Российская Федерация.
ORCID: 0000-0001-5964-0641

Thu Rain, P.G., Department of Software and Administration of Information Systems, Kursk State University, Kursk, Russian Federation

Ян Найнг Со, аспирант, Кафедра механики, мехатроники и робототехники, Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация.
ORCID: 0000-0002-2871-4123

Yan Naing Soe, P.G., Department of Mechanics, Mechatronics and Robotics, South-West State University, Kursk, Russian Federati