

УДК 004.82

Метод управления многозвенным механизмом робота-манипулятора на основе применения нейро-нечетких моделей

*Сорокин Д.А., студент
кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»,
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана*

*Научный руководитель: Рудаков И.В., к.т.н.
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
irudakov@bmstu.ru*

Роботы — это физические агенты, которые выполняют поставленные перед ними задачи, проводя манипуляции в физическом мире. Роботы-манипуляторы являются видом роботов, которые, в отличие от подвижных роботов, физически привязаны к своему рабочему месту. В движении манипулятора обычно участвует вся цепочка управляемых шарниров, что позволяет таким роботам устанавливать свои исполнительные механизмы в любую позицию в пределах своего рабочего пространства. [2]

Существует несколько подходов к управлению роботом, среди которых самым простым и распространенным подходом является программное управление, при котором робот действует согласно управляющей программе с фиксированным порядком выполнения параметризованных операций. Однако успехи в развитии теории искусственного интеллекта и смежных научных дисциплин открывают перспективы для реализации гибких механизмов планирования действий и управления движением роботов различных типов на основе использования современных методов и технологий обработки знаний.

Применение теории нечетких множеств для управления манипулятором не предполагает знания моделей процессов, происходящих внутри объекта управления. В исходных данных и знаниях об управляемом объекте при постановке задачи управления содержится неопределённая или нечёткая информация, которая не может быть обработана традиционными количественными методами. В таких случаях можно использовать алгоритмы управления на основе математической теории нечётких множеств (нечёткое управление). Используемые понятия и знания преобразуются в нечёткую форму, определяются нечёткие правила вывода принимаемых решений, затем производится обратное преобразование нечётких принятых решений в управляющие сигналы. [1]

В данной работе описано решение задачи управления многозвенным механизмом робота-манипулятора на основе применения аппарата нечеткой логики и нейро-нечетких моделей. В качестве объекта управления был взят трехзвенный манипулятор с планарно-ангулярной кинематической схемой, как отражающий специфические особенности роботов-манипуляторов.

Для формирования метода нечеткого управления манипулятором рассмотрим кинематическую схему робота-манипулятора (рисунок 1). Поскольку используется ангулярная (угловая) система координат, то положение манипулятора определяется положением его звеньев.

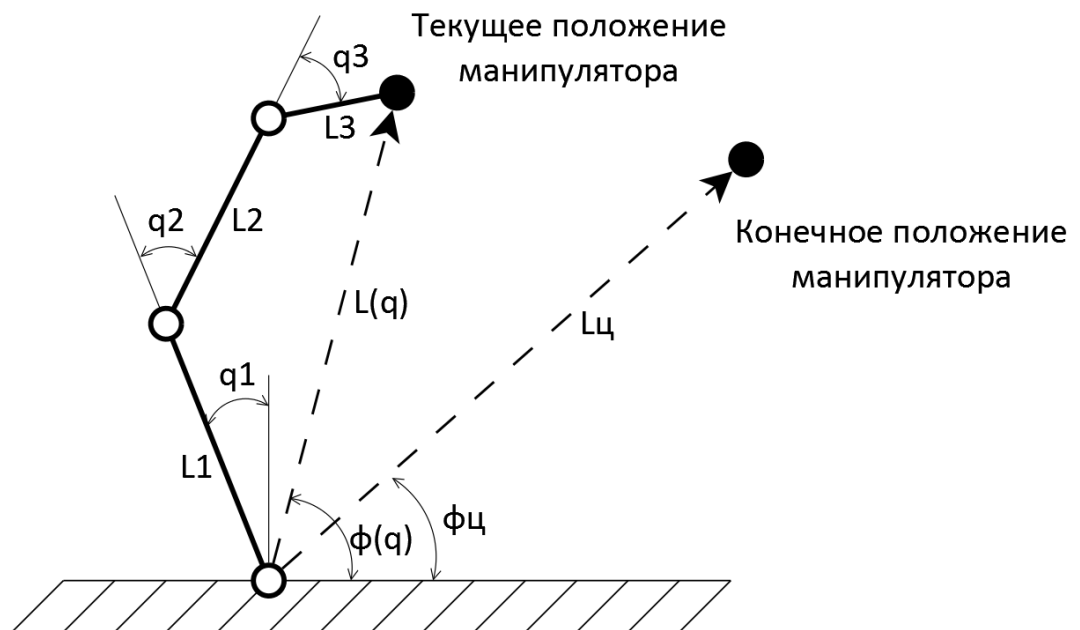


Рис. 1. Кинематическая схема робота-манипулятора

Обозначения:

L_1, L_2, L_3 – длины звеньев манипулятора,

$q (q_1, q_2, q_3)$ – вектор обобщенных координат манипулятора,

$L(q), L_{ц}$ – величины векторов текущего и целевого положений манипулятора,

$\varphi(q), \varphi_{ц}$ – углы наклона векторов текущего и целевого положений.

На основе этой схемы можно ввести некоторые дополнительные величины и предложить основу для формирования критерия управления:

$\Delta L = |L(q)| - |L_{ц}|$ – рассогласование величин векторов текущего и целевого положений манипулятора, максимальное значение которого можно найти как $\Delta L_{max} = |L_1| + |L_2| + |L_3|$.

$\Delta\varphi = \varphi(q) - \varphi_q$ – рассогласование углов наклона (направлений) векторов текущего и целевого положений манипулятора. Область значений этой величины будет лежать на отрезке $[-180^\circ; 180^\circ]$.

Также введем величину погрешности ε – заданная точность минимизации рассогласования текущей и целевой позиций схвата манипулятора.

Проанализировав кинематическую схему робота-манипулятора, можно сделать два замечания:

1) приращение первой обобщенной координаты (q_1) обуславливает изменение только углового рассогласования векторов текущего и целевого положений манипулятора ($\Delta\varphi$);

2) приращение второй и третьей обобщенных координат ($q_2 ; q_3$) обуславливает изменение рассогласования как величин, так и направлений векторов текущего и целевого положений манипулятора ($\Delta\varphi$ и ΔL).

Таким образом, постановка задачи управления движением манипулятора может быть сведена к минимизации рассогласования величин и направлений векторов его текущего и целевого положений, т. е. рассогласования текущего и целевого положений схвата манипулятора, путем независимого изменения отдельных обобщенных координат кинематической цепи.

Одним из основных компонентов разрабатываемой программной реализации метода является модуль нечеткого вывода. Этот модуль реализует такие алгоритмы нечеткой логики, как алгоритмы Ларсена, Мамдани, Цукамото, а также алгоритм нечеткого вывода, основанный на использовании гибридной сети ANFIS (Adaptive Neuron Fuzzy Inference System) и реализующий алгоритм нечеткого вывода Ларсена, и при функционировании использует такие данные, как лингвистические переменные, соответствующие им термы и их функции принадлежности, а также правила вывода (рисунок 2).

Другим основным компонентом разработанного программного обеспечения является модуль нечеткого управления (рисунок 3), который отвечает за достижение манипулятором целевого положения. Для этого он использует модуль нечеткого вывода для получения необходимых приращения угловых координат звеньев, при которых текущее состояние манипулятора постепенно смещается к целевому. Модулю нечеткого управления известно целевое состояние манипулятора, текущие угловые координаты его звеньев, длина каждого звена манипулятора и т. д (рисунок 3).

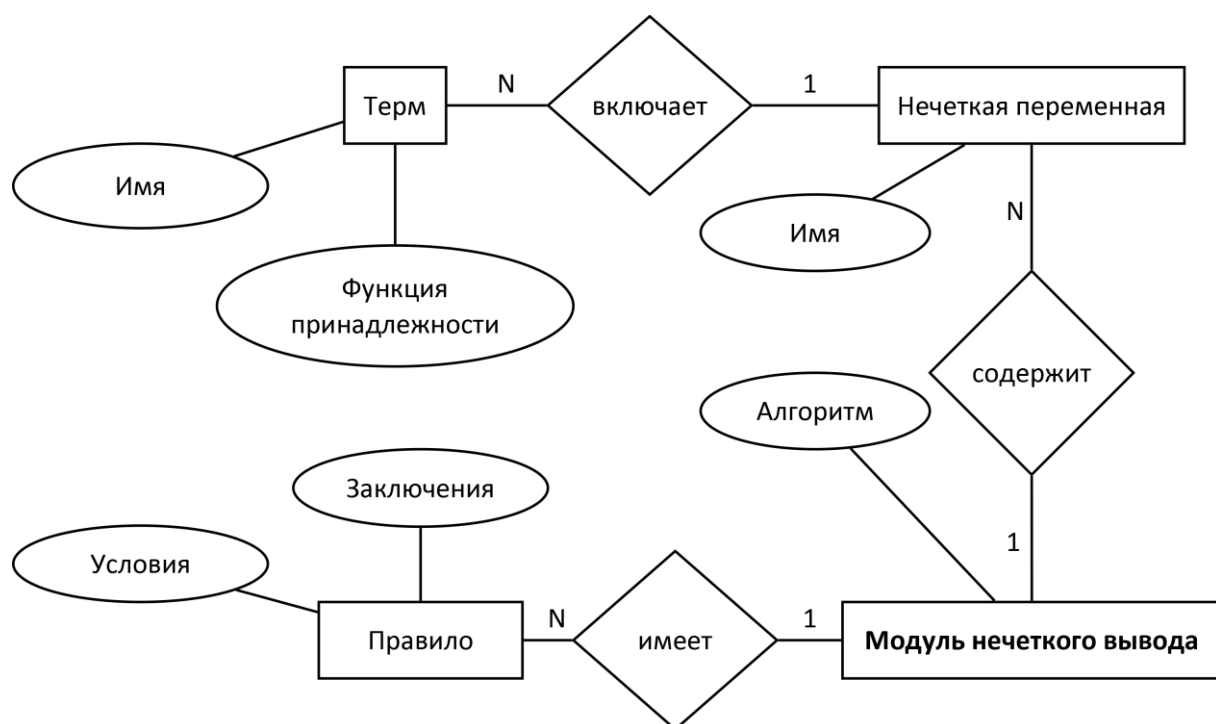


Рис. 2. ER-диаграмма модели данных модуля нечеткого вывода

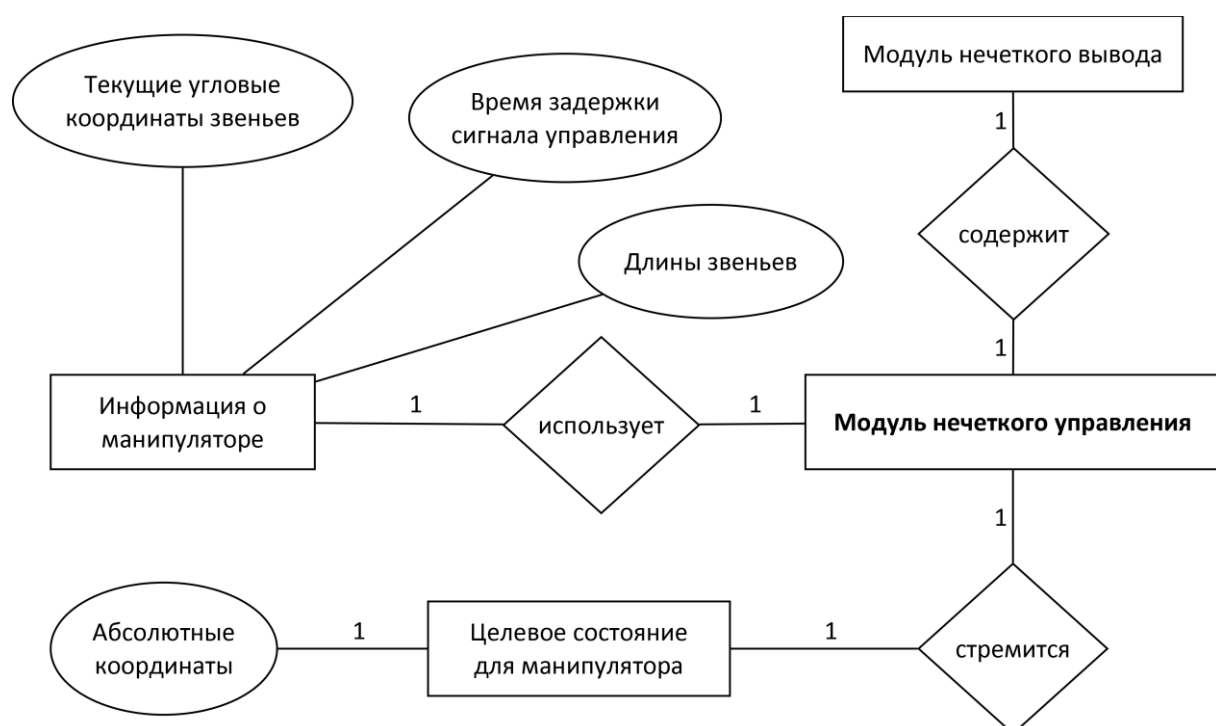


Рис. 3. ER-диаграмма модели данных модуля нечеткого управления

Модуль нечеткого вывода при своей работе использует базу знаний. Эта база знаний должна содержать в себе минимальный набор правил вывода, нечетких переменных и их термов, необходимых для корректного функционирования модуля нечеткого управления. Нечеткие переменные должны содержать все входные и выходные параметры, поэтому в

базу знаний вводятся следующие нечеткие переменные:

1) ΔL – рассогласование величин текущего и целевого векторов положения манипулятора.

2) $\Delta \varphi$ – рассогласование направлений текущего и целевого векторов положения манипулятора.

3) Δq_1 – приращение первой обобщённой координаты.

4) Δq_2 – приращение второй обобщённой координаты.

5) Δq_3 – приращение третьей обобщённой координаты.

В качестве одного из возможных вариантов состава терм-множества лингвистических переменных можно привести следующее терм-множество: {Большое Положительное (БП), Малое Положительное (МП), Малое Отрицательное (МО), Большое Отрицательное (БО)}. При таком терм-множестве понадобится следующий набор из 12 правил правил:

1, 2) ЕСЛИ ($\Delta \varphi$ ЕСТЬ МО [МП]), ТО (Δq_1 ЕСТЬ МП [МО]);

3, 4) ЕСЛИ ($\Delta \varphi$ ЕСТЬ БО [БП]), ТО (Δq_1 ЕСТЬ БП [БО]);

5, 6) ЕСЛИ (ΔL ЕСТЬ МО [МП]), ТО (Δq_2 ЕСТЬ МП [МО]);

7, 8) ЕСЛИ (ΔL ЕСТЬ БП [БО]), ТО (Δq_3 ЕСТЬ БО [БП]);

9, 10) ЕСЛИ (ΔL ЕСТЬ МО [МП]), ТО (Δq_2 ЕСТЬ МП [МО]);

11, 12) ЕСЛИ (ΔL ЕСТЬ БП [БО]), ТО (Δq_3 ЕСТЬ БО [БП]);

Перед работой модуля нечеткого вывода производится инициализация его базы знаний, а также выбор алгоритма нечеткого вывода. Для этого используются внешние файлы специального формата, содержащие всю информацию о лингвистических переменных, термах, функциях принадлежности и правилах вывода.

После инициализации и выбора алгоритма вывода модуль готов к работе. На его вход подаются переменные рассогласования длин и углов векторов текущего и целевого положений манипулятора. Используя значения этих переменных, нечеткий вывод по заданным правилам вывода вычислит значения изменений угловых координат, на основе которых будет сформирован управляющий сигнал для манипулятора.

Модуль нечеткого управления продолжает свою работу, пока манипулятор не достигнет целевого положения (с некоторой допустимой погрешностью). Структура работы модуля нечеткого управления отображена на рисунке 4.

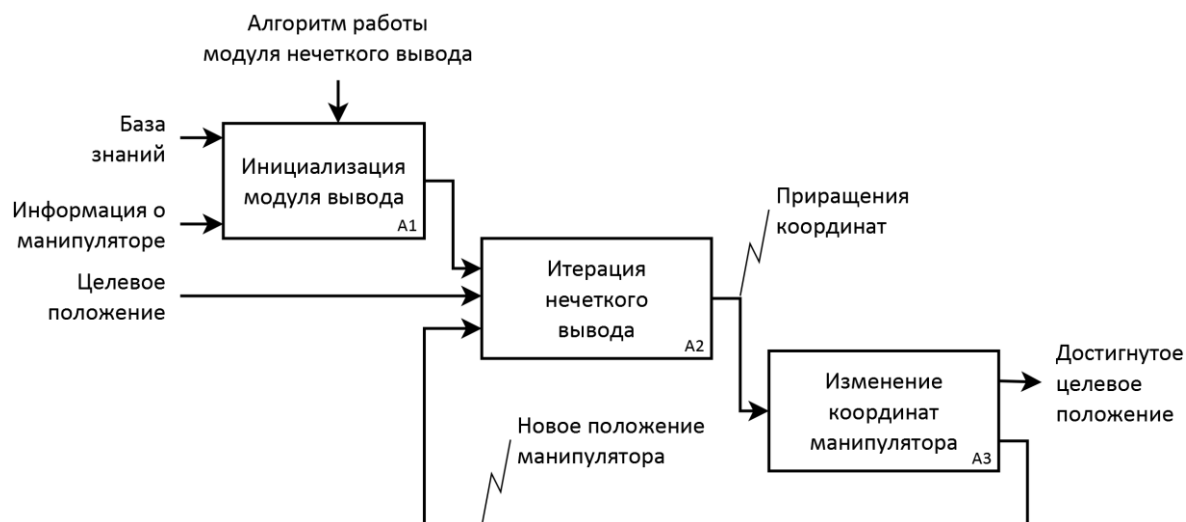


Рис. 4. IDEF0-диаграмма работы модуля нечеткого управления

Приведенная выше структура работы модуля справедлива для таких алгоритмов нечеткого вывода, как алгоритмы Ларсена, Мамдани и Цукамото. Однако алгоритм нечеткого вывода, использующий гибридную сеть ANFIS, отличается от ранее упомянутых алгоритмов своей способностью к обучению. Благодаря этому он может приспосабливаться к текущей ситуации и показывать лучшие результаты.

При использовании алгоритма с нейронной сетью несколько меняется структура работы системы нечеткого управления, а именно добавляется шаг обучения в случае несоответствия текущей и целевой позиций (рисунок 5).

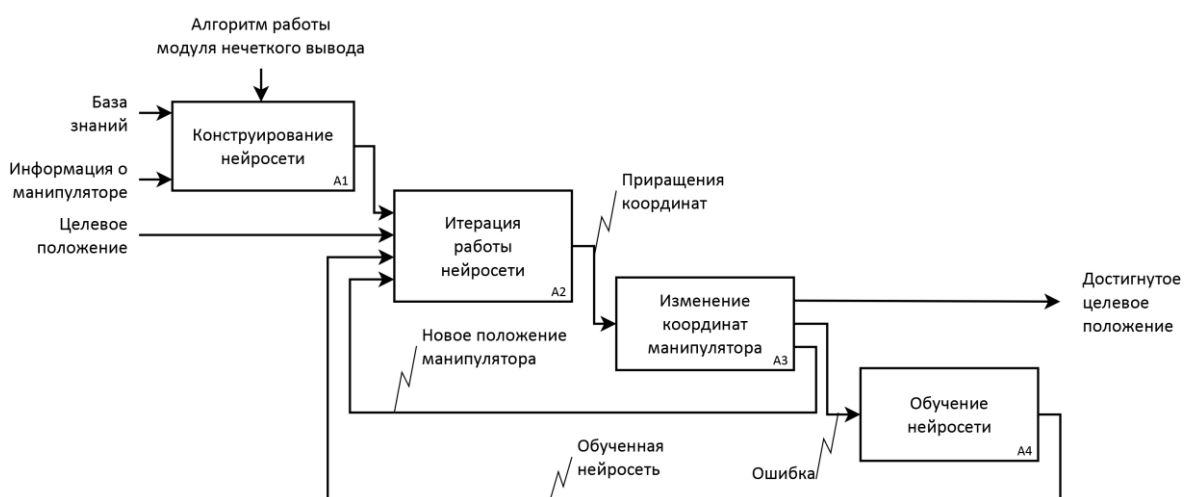


Рис 5. IDEF0-диаграмма работы модуля нечеткого управления, использующего сеть ANFIS

Программная реализация метода создана на ЯП C++ с использованием следующих библиотек: TinyXML для хранения и обработки файлов баз знаний, OpenGL для визуализации работы метода, IUP для создания графического интерфейса пользователя, а также STL (Standard Template Library) для работы со сложными структурами данных. На рисунке 6 изображена диаграмма развертывания приложения.

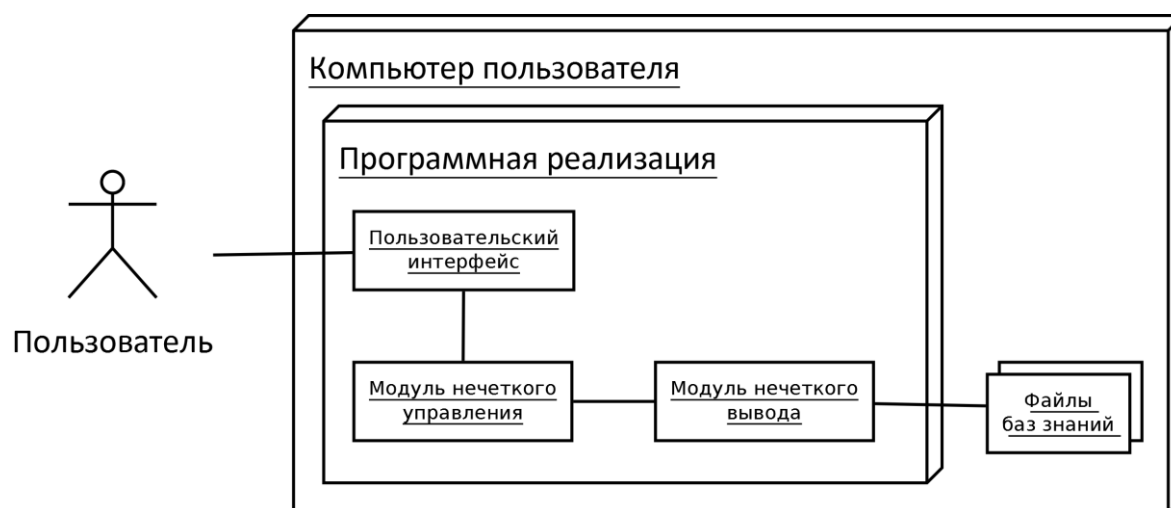


Рис. 6. Диаграмма развертывания программной реализации

В рамках данной работы было проведено исследование влияния количества термов нечетких переменных на работу метода управления. Так как самая дорогостоящая операция в алгоритме нечеткого вывода — это операция дефазификации, то добавление большого числа термов замедляет работу алгоритма нечеткого вывода. Как правило, на практике выбирают такое терм-множество, что оно содержит в себе от 3 до 7 термов.

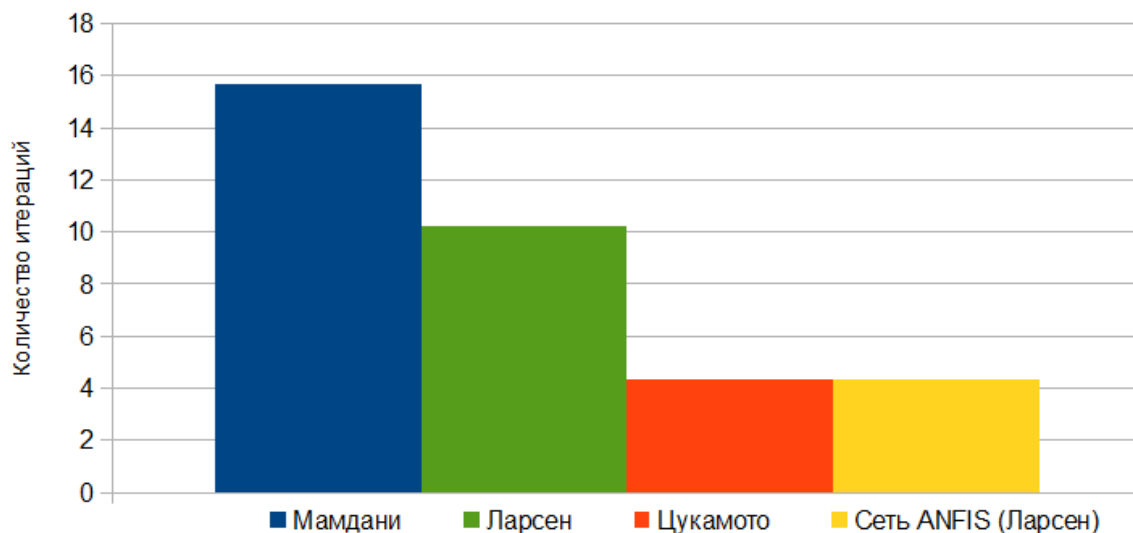


Рис. 7. Зависимость рассогласования текущего и целевого положений манипулятора

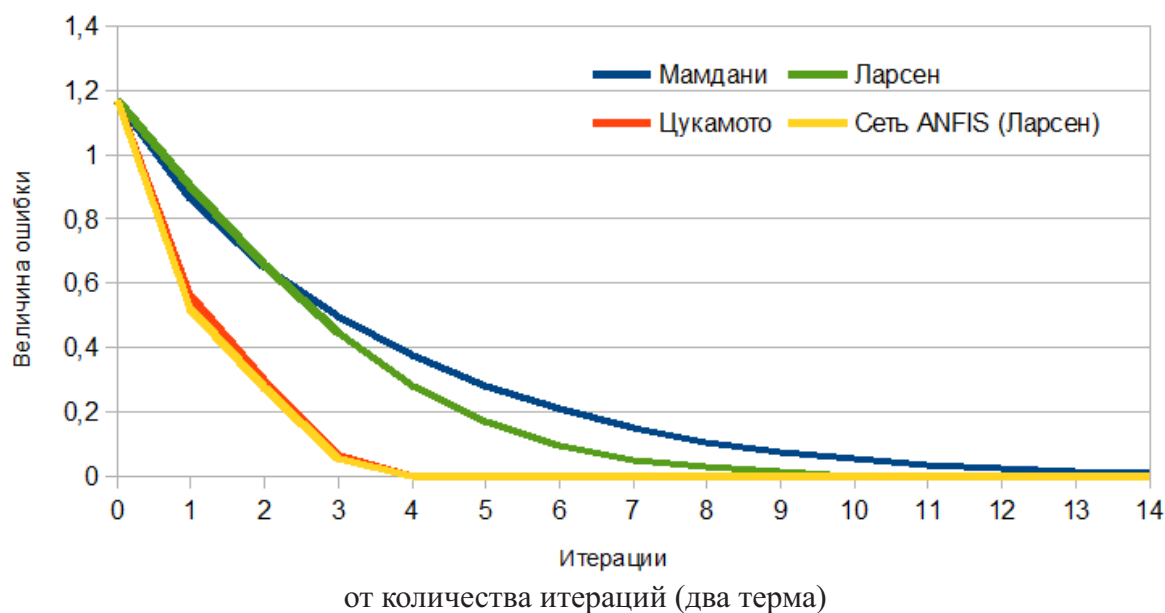


Рис. 8. Среднее число итераций, необходимых для достижения целевого положения (два терма)

Результаты исследования для двух термов — {Малое Положительное (**МП**), Малое Отрицательное (**МО**)}, и для четырех термов — {Большое Положительное (**МБ**), Малое Положительное (**МП**), Малое Отрицательное (**МО**), Большое Отрицательное (**БО**)}, отображены на рисунках 7-8 и 9-10 соответственно.

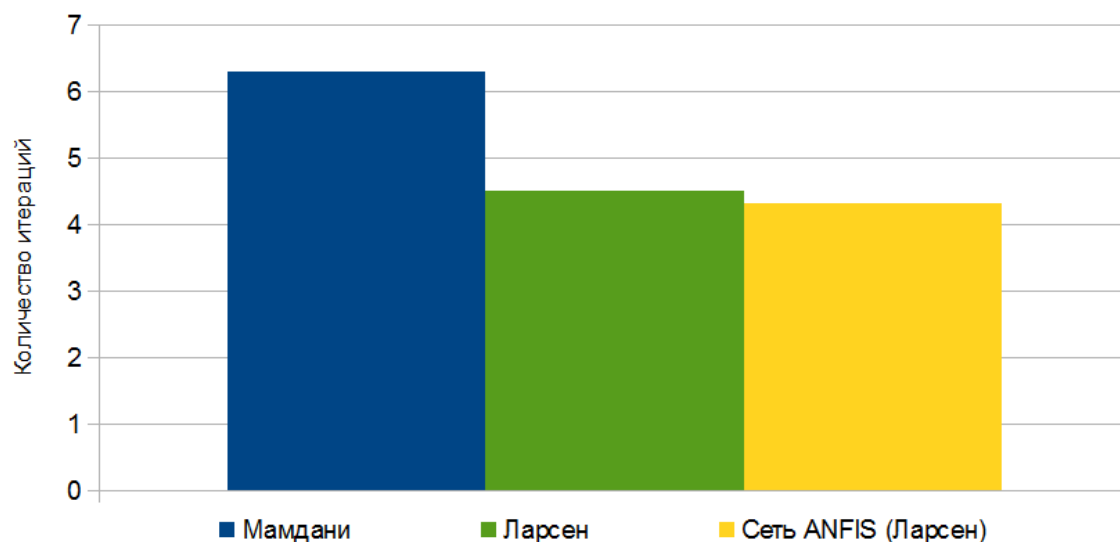


Рис. 9. Зависимость рассогласования текущего и целевого положений манипулятора от

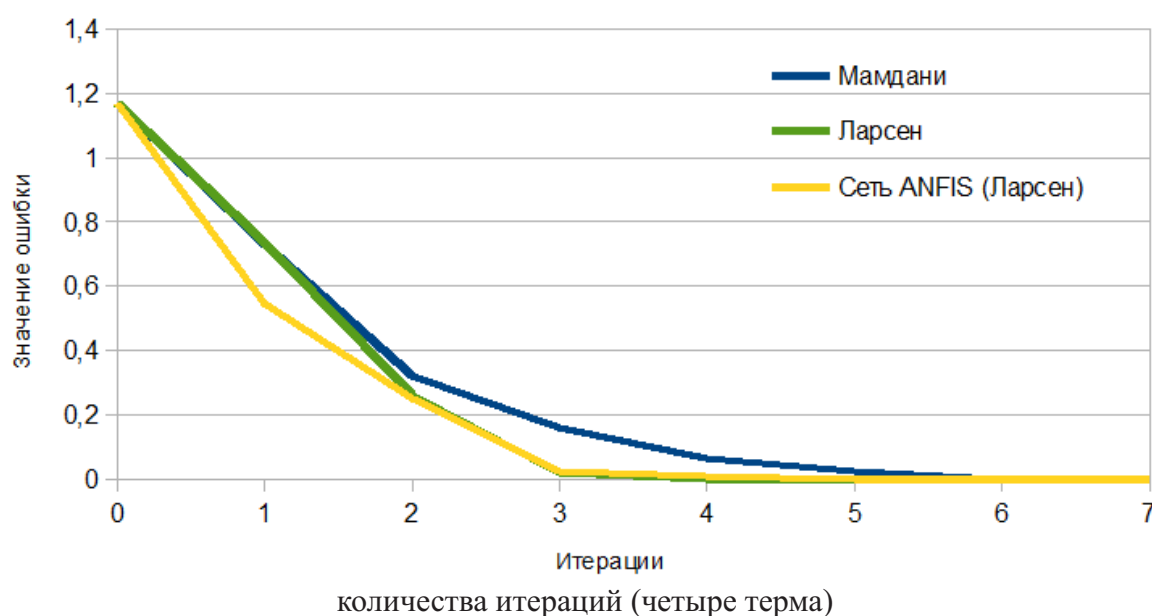


Рис. 10. Среднее число итераций, необходимых для достижения целевого положения (четыре терма)

В рамках работы также было проведено исследование влияния величины допустимой ошибки рассогласования текущего и целевого положений манипулятора на работу метода управления. Для каждого алгоритма было найдено среднее количество итераций, необходимых для достижения целевого состояния, для различных значений допустимой ошибки (рисунки 11 и 12).

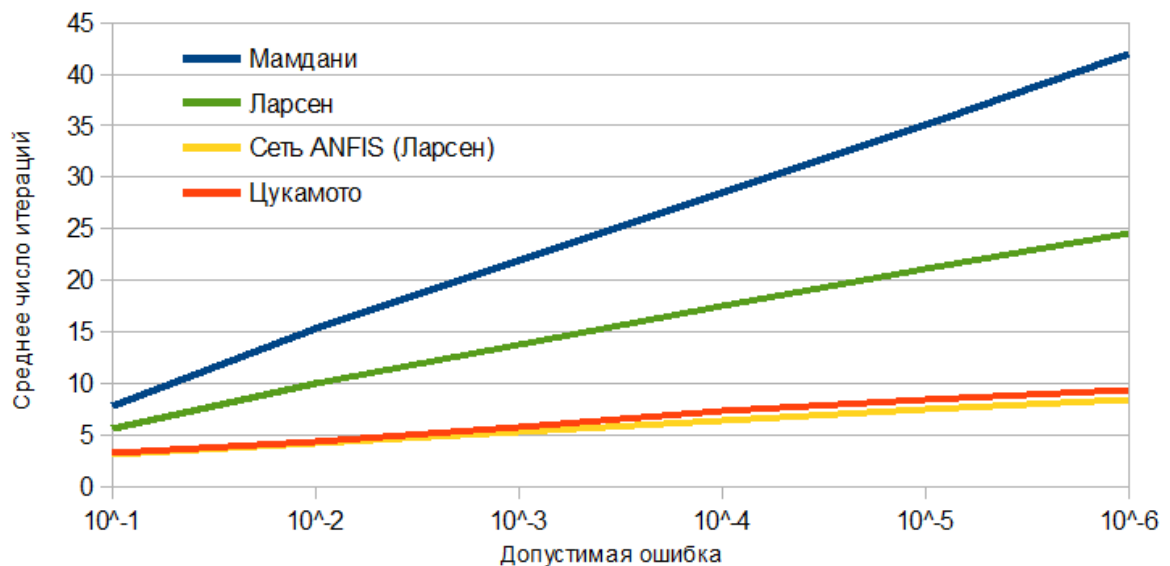


Рис. 11. Зависимость среднего числа необходимых итераций вывода от величины

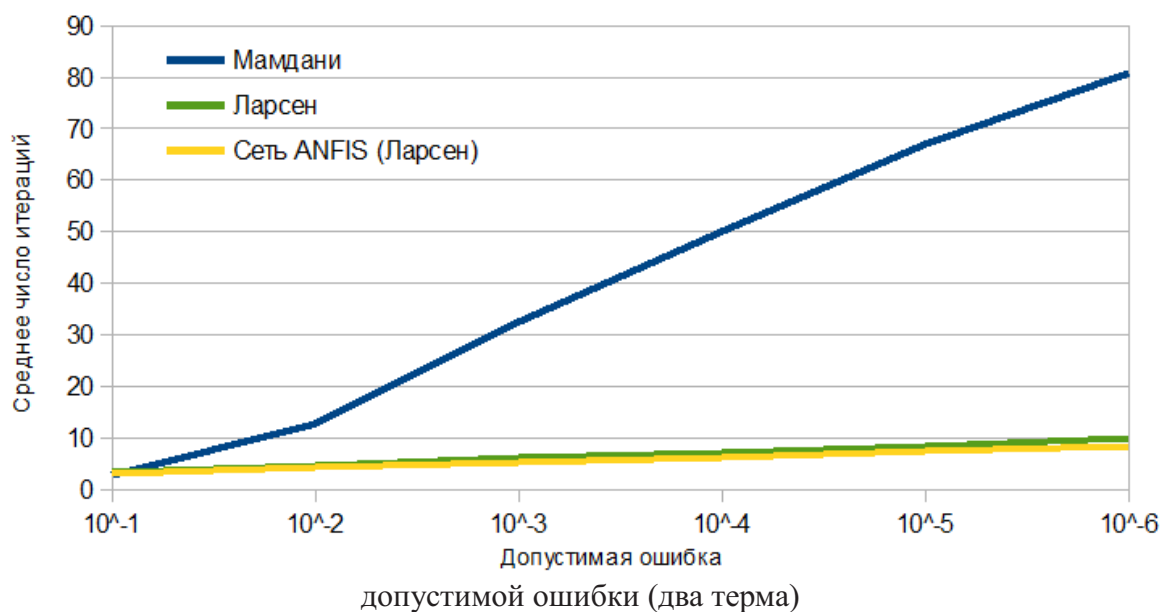


Рис. 12. Зависимость среднего числа необходимых итераций вывода от величины допустимой ошибки (семь термов)

На основании проведенных исследований можно отметить некоторые особенности использования и работы исследуемых алгоритмов нечеткого вывода. Алгоритмы Мамдани и Ларсена показали худшие результаты среди всех исследуемых алгоритмов. Они имеют наименьшую скорость достижения целевого состояния, а также наименьшую скорость работы. Однако по мере увеличения числа термов нечетких переменных, среднее число итераций, необходимых для достижения целевого состояния, приближалось к показателям

других алгоритмов. Также стоит отметить, что алгоритм Ларсена показывает несколько лучшие результаты, чем алгоритм Мамдани, в одних и тех же условиях. Метод управления с использованием нечеткого вывода алгоритмом Мамдани показал наилучшие результаты при использовании 3 термов: для достижения допустимой ошибки в 0.01 ему понадобились 5 итераций, а для 0.001 — 8 итераций. Похожие результаты метод также показывает при использовании 4 и 6 термов. Метод управления с использованием нечеткого вывода алгоритмом Ларсена показал наилучшие результаты при использовании 5 и 7 термов: для достижения допустимой ошибки в 0.01 ему понадобились 4 итерации, а для 0.001 — 6 итераций. Похожие результаты метод также показывает при использовании 4 и 6 термов.

Алгоритм Цукамото показал результаты, близкие к наилучшим среди исследуемых алгоритмов. Однако его использование осложнено налагаемым им условием монотонности на функции принадлежности термов нечетких переменных. Алгоритм исследовался только при 2 и 4 термах, т.к. при большем количестве термов его использование затруднено. Данный алгоритм имеет более высокую скорость работы по сравнению с алгоритмами Мамдани и Ларсена. Метод управления с использованием нечеткого вывода алгоритмом Цукамото показал наилучшие результаты при использовании 2 термов: для достижения допустимой ошибки в 0.01 ему понадобились 4 итерации, а для 0.001 — 5 итераций. Похожие результаты метод также показывает при использовании 4 термов.

Алгоритм, использующий сеть ANFIS с реализацией алгоритма Ларсена, показал лучшие результаты среди исследуемых алгоритмов. Для достижения лучших результатов следует таким образом подобрать терм-множества нечетких переменных, чтобы обучение сети было наиболее эффективно. Метод управления с использованием сети ANFIS, реализующей алгоритм нечеткого вывода Ларсена, показал наилучшие результаты при использовании 3 и 5 термов: для достижения допустимой ошибки в 0.01 ему понадобились 3 итерации, а для 0.001 — 5 итераций. Похожие результаты метод также показывает при использовании 2, 4, 6 и 7 термов.

Заключение.

Построена модель робота-манипулятора, разработан метод нечеткого управления манипулятором, использующий один из следующих алгоритмов нечеткого логического вывода: алгоритм Мамдани, Ларсена, Цукамото или сеть ANFIS, реализующую алгоритм Ларсена, и создана программная реализация метода, визуализирующая его работу и позволяющая задавать параметры и правила вывода. С помощью разработанного

приложения было проведено исследование метода, показавшее, что мощность терм-множества, равная 4, обеспечивает компромисс между сложностью терм-множества и скоростью нечеткого вывода.

Список литературы

1. Интеллектуальные роботы: пособие для вузов / под общей ред. Е.И. Юревича / И.А. Каляев, В.М. Лохин, И.М. Макаров и др. – М.: Машиностроение, 2007. – 360 с.: ил. – ISBN 5-217-03339-8.
2. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1408 с.: ил. – Парал. тит. Англ. – ISBN 5-8459-0887-6 (рус.).
3. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. С польск. И. Д. Рудинского. – М.: Горячая линия-Телеком, 2006. – 452 с.: ил. – ISBN 5-93517-103-1.