

УДК 004.896

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.59.8.010](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.59.8.010)

Интеллектуальная система управления сервисным роботом на основе мягких вычислений

А.В. Николаева^{1✉}, С.В. Ульянов^{1,2}, О.Ю. Тятюшкина²

¹Компания «АТОМ», Москва, Российская Федерация

²Государственный университет «Дубна», Дубна, Российская Федерация

Резюме. Разработаны методики проектирования комплексной системы управления мобильным роботом сервисного обслуживания на логике мягких вычислений. Демонстрируется эффективность разработанных методов для контроля маршрута и обхода препятствий роботом, а также для точного позиционирования манипуляционного устройства в условиях непредвиденных ситуаций. Контроль маршрута с обходом препятствий основывается на компьютерном моделировании динамики для роботизированной системы, а поиск возможных решений происходит с помощью генетических алгоритмов. Оптимальные решения, полученные в результате работы генетических алгоритмов, используются для построения и обучения нечеткой нейронной сети, откуда формируется база знаний для нечеткого контроллера для управления навигацией и выполнения технологических операций, таких как открытие двери, с помощью манипулятора. Генетические алгоритмы, нечеткие нейронные сети и нечеткие контроллеры с заложенными базами знаний продемонстрировали свою эффективность для планирования маршрута в условиях возможных препятствий в виде предметов и людей для мобильного робота сервисного обслуживания. Рассмотрено применение интеллектуальных вычислений на основе эволюционных и генетических алгоритмов, нечеткой логики в системах управления манипулятором с тремя степенями свободы в непредвиденных ситуациях управления. Для демонстрации результатов работы нечеткого моделирования системы управления роботом описаны результаты проведенных экспериментальных исследований.

Ключевые слова: мобильный робот сервисного обслуживания, мягкие вычисления, генетический алгоритм, нечеткая нейронная сеть, база знаний, нечеткий контроллер, интеллектуальная система управления.

Для цитирования: Николаева А.В., Ульянов С.В., Тятюшкина О.Ю. Интеллектуальная система управления сервисным роботом на основе мягких вычислений. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(8). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2450> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.59.8.010

Intelligent control system for service robot based on soft computing

A.V. Nikolaeva^{1✉}, S.V. Ulyanov^{1,2}, O.Yu. Tyatyushkina²

¹ATOM Company, Moscow, the Russian Federation

²Dubna State University, Dubna, the Russian Federation

Abstract. Methods for designing an integrated control system for mobile robot for service use based on soft computing logic are developed. The effectiveness of the developed methods for route control and obstacle avoidance by the robot, and for precise positioning of the manipulation device in unpredicted situations is demonstrated. Obstacle avoidance route control is based on computer modeling of the dynamics of a robotic system, and the search for possible solutions is carried out using genetic algorithms. Optimal solutions obtained through genetic algorithms are used to construct and train a fuzzy neural network, which forms a knowledge base for a fuzzy controller to control navigation and perform technological operations, such as opening a door, using a manipulator. Genetic algorithms, fuzzy neural

networks, and fuzzy controllers with embedded knowledge bases have demonstrated their effectiveness for path planning for a mobile robot for service use in the conditions of potential obstacles in the form of objects and people. The article considers the application of intelligent computing based on evolutionary and genetic algorithms, and fuzzy logic is considered in control systems for a manipulator with three degrees of freedom in unpredicted control situations. To demonstrate the results of fuzzy modeling of the robot control system, the results of the experimental studies are described.

Keywords: mobile robot for service use, soft computing, genetic algorithm, fuzzy neural network, knowledge base, fuzzy controller, intelligent control system.

For citation: Nikolaeva A.V., Ulyanov S.V., Tyatyushkina O.Yu. Intelligent control system for service robot based on soft computing. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(8). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2450> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.59.8.010

Введение

Сервисные роботы коммерческого и индивидуального использования демонстрируют впечатляющие темпы роста объемов продаж и обладают потенциалом для решения социальных проблем [1, 2].

По данным Международной федерации робототехники IFR (International Federation of Robotics) за 2024 год ключевыми областями применения сервисных роботов (исходя из объемов продаж 2022–2023 годов) являются (Рисунок 1): транспортировка и логистика (113 000 за 2023 год), гостиничная сфера (54 000), сельское хозяйство (20 000), клининг (12 000), безопасность (3 000).



Рисунок 1 – Сервисные роботы для профессионального использования. Топ-5 областей применения. Объемы продаж в 2022 и 2023 годах

Figure 2 – Service robots for professional use. Top 5 applications. Unit sales 2022 and 2023

Для использования в потребительских целях (роботы для уборки дома, роботы для социального взаимодействия) сервисные роботы не требуют специальной подготовки. Профессиональные сервисные роботы требуют обучения оператора (роботы для уборки общественных мест, доставщики, реабилитационные и хирургические роботы).

Пандемия COVID-19 и дефицит рабочей силы привели к росту спроса на роботов для приготовления пищи и напитков, а также на роботов для социального взаимодействия, обеспечивающих мобильное сопровождение в розничных магазинах, музеях и других общественных местах.

Категория профессиональных сервисных роботов [3] включает следующие группы применений:

1. Сельскохозяйственные роботы. В условиях изменения климата, экстремальных погодных явлений и сокращения биомассы насекомых постоянно возрастающая задача обеспечения продовольствием растущего числа людей на нашей планете больше не может быть решена без учета экологического следа. Сельскохозяйственные роботы способствуют смягчению как дефицита квалифицированных кадров, так и экологического воздействия современного сельского хозяйства.

2. Профессиональная уборка. Роботы-уборщики и роботы-дезинфекторы стали все более популярными во время пандемии Covid-19. Исключение человеческого труда везде, где это возможно, а также очистка и дезинфекция больших поверхностей могут помочь эффективно сдерживать распространение инфекций.

3. Инспекция и техническое обслуживание. Роботы могут перемещаться там, где люди не могут, будь то самый глубокий океан или самая высокая гора. Они могут брать на себя задачи по инспекции и техническому обслуживанию в суровых условиях и опасных местах.

4. Строительство и снос. Строительство или снос зданий традиционно требовали трудоемкой работы. Однако нехватка квалифицированной рабочей силы становится все более серьезной проблемой. Новые мобильные роботы, которые могут использоваться для строительной документации, транспортировки, 3D-печати, бурения или даже сварки, быстрее и менее подвержены воздействию погодных условий, чем человеческий труд.

5. Логистика и транспорт. Автоматизированные транспортные средства все чаще оснащаются автономными роботизированными возможностями и образуют одну из наиболее процветающих областей сервисной робототехники. Они уже широко используются в логистике и на складах. Многочисленные стартапы работают над автономной доставкой «последней мили» (финальный этап логистической цепи, на котором посылка доставляется от местного склада до конечного получателя, – самый дорогой и сложный участок всей доставки, на который может приходиться от 28 % до 41 % всех логистических затрат).

6. Поиск и спасение. Стихийные бедствия, такие как землетрясения или пожары, по-прежнему представляют большую угрозу для человечества. Роботы могут помочь спасти людей от подобных происшествий.

7. Сфера гостеприимства. Пандемия COVID-19 и нынешний дефицит рабочей силы привели к росту спроса на роботов для приготовления пищи и напитков, а также на роботов для социального взаимодействия, обеспечивающих мобильное сопровождение в розничных магазинах, музеях и других общественных местах.

В сегменте потребительских роботов выделяют три основные группы применения:

1. Бытовые задачи. Роботы для домашнего использования включают в себя роботов для уборки полов и окон, стрижки газонов, чистки грилей и бассейнов.

2. Социальное взаимодействие и обучение. Эти социальные роботы приобрели особое значение во время пандемии COVID-19 и мер социального дистанцирования, введенных в большинстве стран. Общая идея образовательных роботов заключается в предоставлении платформы для экспериментирования с роботами без необходимости предварительного получения профессиональных знаний в этой области.

3. Уход на дому. Роботы этой группы применения призваны помогать людям с возрастными ограничениями или инвалидностью, предоставляя помощь в передвижении и манипулировании объектами.

И с 2025 года медицинские роботы [4] представляют собой третью область применения наряду с промышленными и сервисными роботами. Роботы могут помогать

медицинскому персоналу не только в традиционной области хирургии, но и в выполнении задач по уходу и реабилитации.

Рассматриваемый в данной работе интеллектуальный мобильный робот сервисного обслуживания (МРСО) обладает широкими возможностями применения, например, для работы в офисном здании (Рисунок 2).

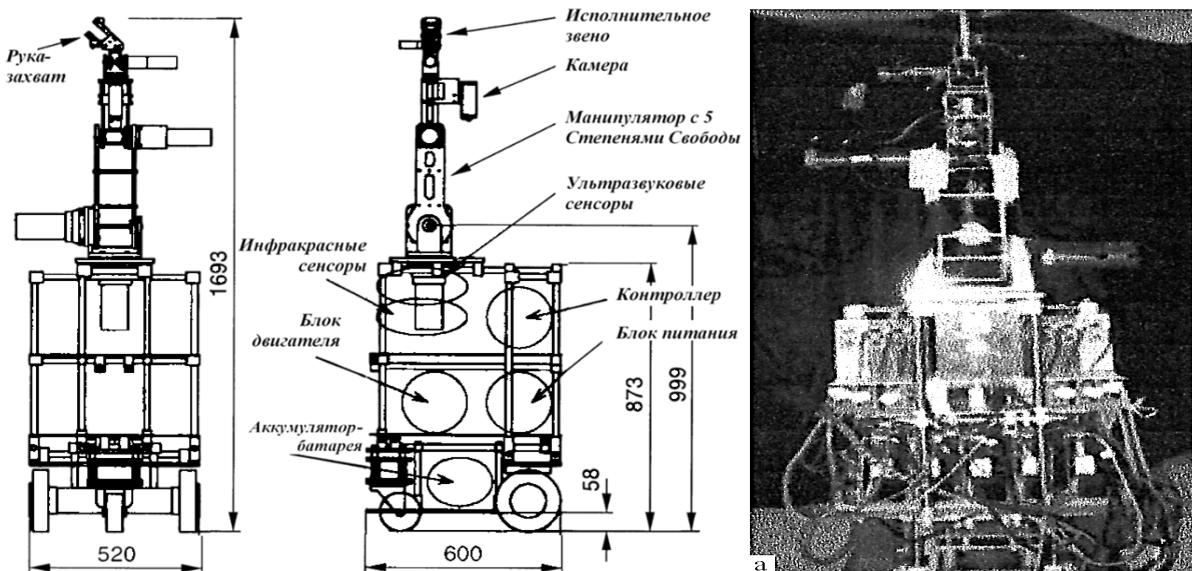


Рисунок 2 – Мобильный робот сервисного обслуживания
Figure 2 – Mobile service robot

В патенте РФ на изобретение №2761924 (МПК В25J 9/00, В25J 5/00, G01C 21/00, G05B 13/00, дата публикации 14.12.2021) описан способ управления манипулятором на мобильном роботе для выполнения работ в полуавтоматическом режиме (дистанционное управление). Оператор получает информацию о местности и объектах работ от системы технического зрения, которая установлена на другом роботе. Перенастройка сигналов управления степенями свободы манипулятора происходит автоматически (с учетом реального положения и ориентации), управляющие сигналы формируются оператором на основе видеoinформации с помощью задающего устройства.

Недостатком способа является необходимость получения дополнительной информации от внешних устройств, а также невозможность исключения из работы оператора, т. е. отсутствие полностью автоматического режима и присутствие т. н. человеческого фактора.

В патенте РФ на изобретение №2696508 (МПК В25J 9/16, В25J 13/00, дата публикации 02.08.2019) описан способ управления роботом-манипулятором для промышленного применения. Предложенный блок манипулятора состоит из звеньев, сочленений, приводов, блока управления, энкодеров приводов и энкодеров сочленений. Для позиционирования манипулятора в пространстве учитывается действующая внешняя сила, для ее определения используются установленные энкодеры. Из-за неидеальности элементов, в сочленениях возникает отклонение, которое в сочетании с известным параметром жесткости сочленений характеризует внешнюю силу управления. Для повышения точности позиционирования блок управления вносит соответствующую корректировку в управление.

Недостатком способа является строгая конфигурация необходимого числа датчиков (энкодеров). Изменение конфигурации аппаратной части (в том числе,

например, выход из строя одного или нескольких датчиков) снижает точность позиционирования робота-манипулятора.

Общим недостатком рассмотренных выше методов является жесткая привязка к конкретным аппаратным конфигурациям (наличие необходимости дополнительных источников видеоинформации или дополнительных датчиков), что лишает систему гибкости в условиях внутренних и внешних стохастических воздействий и непредвиденных ситуаций управления.

В данной статье описывается новый подход к интеллектуальному управлению. Описаны три подсистемы программных вычислений для организации автономной навигации (Рисунок 3). Система управления передвижением состоит из четырех функций: контроль передвижения, планирование, обучение и распознавание. С помощью системы управления для мобильного манипулятора и системы обработки изображений робот может выполнять технологические операции, например, открывать дверь и входить в лифт. Три подсистемы основаны на нечетком управлении, нечеткой нейронной сети (ННС) и генетических алгоритмах (ГА, GA – Genetic Algorithms). Результаты экспериментов на разработанном роботе показывают, что предложенные методы полезны для автономного управления передвижением робота, а также для точного позиционирования манипуляционного устройства в условиях непредвиденных ситуаций.

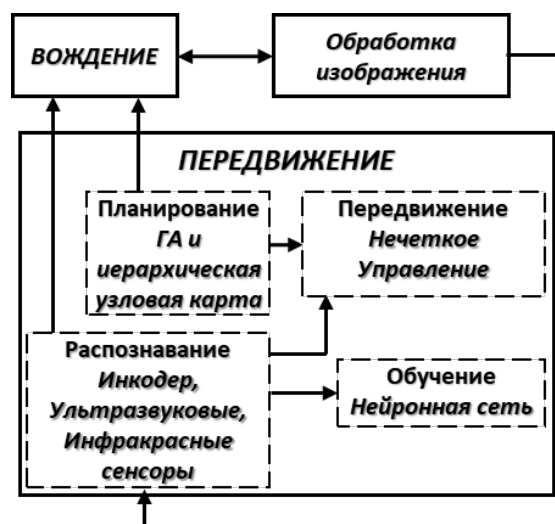


Рисунок 3 – Предлагаемая система автономной навигации робота
Figure 3 – Proposed autonomous robot navigation system

Материалы и методы

1. Интеллектуальное управление для обхода препятствий. МРСО имеет рулевое управление с механическим приводом и тремя колесами (два ведущих и одно с пассивной подвеской), 13 ультразвуковых (УЗ) и 9 инфракрасных (ИК) датчиков, манипулятор с пятью степенями свободы (5DoF – Degree of Freedom) с устройством захвата, видеокамеру.

На Рисунке 4 показано перемещение по зданию из точки 26 в точку 34. МРСО должен обойти препятствия в Комнате 13 и встать в исходное положение (точка 21) для того чтобы открыть дверь помещения (из точки 21 в точку 8), затем выйти из комнаты 13 к лифту 23 (точка 34). В рамках данной работы обсудим процессы распознавания местоположения и обнаружения препятствий в навигационной системе с интеллектуальным управлением.

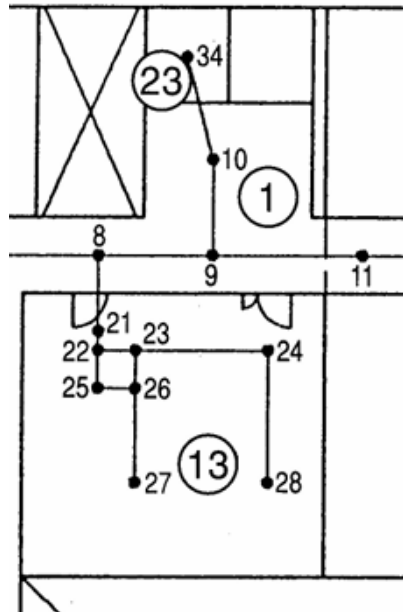


Рисунок 4 – Иерархическая узловая карта – HNM этажа здания
Figure 4 – Hierarchical nodal map – HNM of a building floor

Абсолютное положение робота можно приблизительно вычислить с помощью следующих трех уравнений (по данным, полученным от двух энкодеров на ведущих колесах):

$$X_{i+1} = X_i + \frac{W(M_r + M_l)}{2(M_r - M_l)} (\sin \theta_{i+1} - \sin \theta_i), \quad (1)$$

$$Y_{i+1} = Y_i + \frac{W(M_r + M_l)}{2(M_r - M_l)} (\cos \theta_i - \cos \theta_{i+1}), \quad (2)$$

$$\theta_{i+1} = \theta_i + \frac{(M_r - M_l)}{W}, \quad (3)$$

где X_i и Y_i – положение робота на i -й итерации; θ_i – направление робота на i -й итерации; M_l и M_r – угол поворота колеса, W – расстояние между колесами.

Для обхода препятствий используются 13 УЗ датчиков (минимально необходимое количество датчиков для определения препятствий спереди и сбоку от робота).

МРСО передвигается по зданию в присутствии людей и не должен причинить людям вред. В предыдущем методе, использующем только УЗ датчики, для робота невозможно отличить людей от других препятствий. Но благодаря совместному использованию ИК и УЗ датчиков, робот может обнаруживать и людей, и препятствия в зданиях. На роботе установлены девять ИК датчиков в тех же направлениях FL1 ~ SL0, FR1 ~ SR0 и FC0 как показано на Рисунке 5. ИК датчики связаны с УЗ датчиками с помощью следующих двух уравнений:

$$\text{ИК датчик не срабатывает при условии: } US = US_0, \quad (4)$$

$$\text{ИК датчик срабатывает при условии: } US = US_0 - r_{robot}, \quad (5)$$

где US_0 – данные УЗ датчиков, r_{robot} – радиус работы робота, а US – управление перемещением. При таком подходе робот может более осторожно обходить людей, чем обычные препятствия.

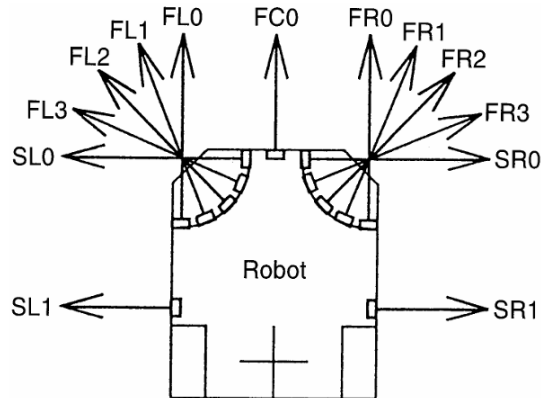


Рисунок 5 – Расположение УЗ датчиков установленных на роботе
Figure 5 – Disposition of ultrasonic sensors installed on the robot

2. *Нечеткое управление.* Для автономного управления передвижением робота, необходимо изменить измеренную информацию (от датчиков) на распознаваемую информацию. В данной статье мы предлагаем использовать для решения этой задачи простой нечеткий вывод Мамдани. Вывод осуществляется с помощью произведения нечеткого множества в форме $\max$ - $\min$. Результат управления достигается дефаззификацией весовым методом управляющего правила.

Для контроля маршрута также используется нечеткий вывод: три входных параметра D_p (расстояние между запланированным маршрутом и роботом, 4 нечетких уровня), D_T (расстояние между целью и роботом, 7 нечетких уровней) и A_T (угол между целью и роботом, 7 нечетких уровней); и 2 выходных параметра S_T (угол поворота, 7 нечетких уровней), V_T (скорость движения, 4 нечетких уровня). За основу взяты следующие 2 правила управления:

- 1) для рулевого управления: D_p и A_T – входы, S_T – выход, 49 правил;
- 2) для скорости движения: D_T и A_T – входы, V_T – выход, 28 правил.

Для обхода препятствий используется информация о расстоянии между роботом и людьми или другими препятствия. Входным параметром является информация о расстоянии, рассчитанная с помощью уравнений (4) и (5). Данные с правых боковых датчиков (SR0, SR1) и левых (SL0, SL1) используются как SR и SL. Таким образом, количество входных параметров равно 11, для каждого параметра предусмотрено 4 нечетких уровня. Следующие 3 параметра используются в качестве выходных нечеткого вывода: S_A – угол поворота (7 нечетких уровней), V_A – скорость движения (4 нечетких уровня), $Ratio$ – коэффициент принятия решения о коэффициенте управления (4 нечетких уровня).

В предлагаемом способе создания базы правил для угла поворота в системе управления объездом препятствий инфракрасный выходной сигнал в текущий момент времени используется в качестве входного сигнала в следующий момент времени в нечетком выводе, поэтому общее количество правил уменьшается.

На первом уровне FC0, FL0 и FR0 принимаются в качестве входных данных нечеткого вывода для контроля маршрута. В качестве выходных данных нечеткого вывода используются следующие 2 параметра: S_{A1} – угол поворота 1 (7 нечетких уровней), $Safety$ – степень безопасности (4 нечетких уровня). Следующие 2 управляющих правила принимаются в качестве базы правил:

- 1) для рулевого управления: FC0, FL0 и FR0 входы, S_{A1} выход, 64 правила;
- 2) для степени безопасности: FC0, FL0 и FR0 входы, $Safety$ выход, 64 правила.

На втором уровне FL1 ~ FL3, FR1 ~ FR3 и $Safety$ принимаются в качестве входных

данных нечеткого вывода для контроля маршрута. В качестве выходных данных нечеткого вывода используется параметр S_{A2} – угол поворота 2 (7 нечетких уровней). В выводе для S_{A2} используется только одна база правил, содержащая 64 правила, которая используется в четырех группах: Вход 1 (*Safety*, FL1, FR1), Вход 2 (*Safety*, FL2, FR2), Вход 3 (*Safety*, FL3, FR3) и Вход 4 (*Safety*, SL, SR). S_A рассчитывается путем дефазификации S_{A1} и S_{A2} .

Коэффициент принятия решения о коэффициенте управления *Ratio* используется для определения коэффициента в нечетком выводе отслеживания траектории и нечетком выводе системы обхода препятствий при расчете практического управляющего выходного сигнала. Скорость угла руля S_0 и скорость робота V_0 определяются следующим образом:

$$S_0 = k_{STR}((1,0 - Ratio)S_T + Ratio \cdot S_A), \quad (6)$$

$$V_0 = (1,0 - Ratio)V_T + Ratio \cdot V_A, \quad (7)$$

где k_{STR} – коэффициент угловой скорости; *Ratio* – реальное значение в диапазоне $[0,0; 1,0]$.

Когда степень безопасности (*Safety*) маленькая, нечеткая система управления прекращает движение, и MPCO возвращается к фиксированной точке для обеспечения безопасности окружающего пространства.

Эксперимент на разработанном роботе был проведен в реальной ситуации с использованием предложенного метода. На Рисунке 6 показаны результаты эксперимента по отслеживанию траектории движения с обходом препятствий в коридоре здания. В эксперименте участвуют человек и препятствие. Рисунок 6а показывает, что робот может достичь цели, обходя препятствия в реальных условиях. Рисунок 6б, на котором показаны управляющие сигналы V_0 , S_0 и *Ratio* показывает, что робот осуществляет обход человека с большей степенью безопасности, чем любое другое препятствие, поскольку значения V_0 и S_0 для обхода людей меньше, чем для обхода обычного препятствия.

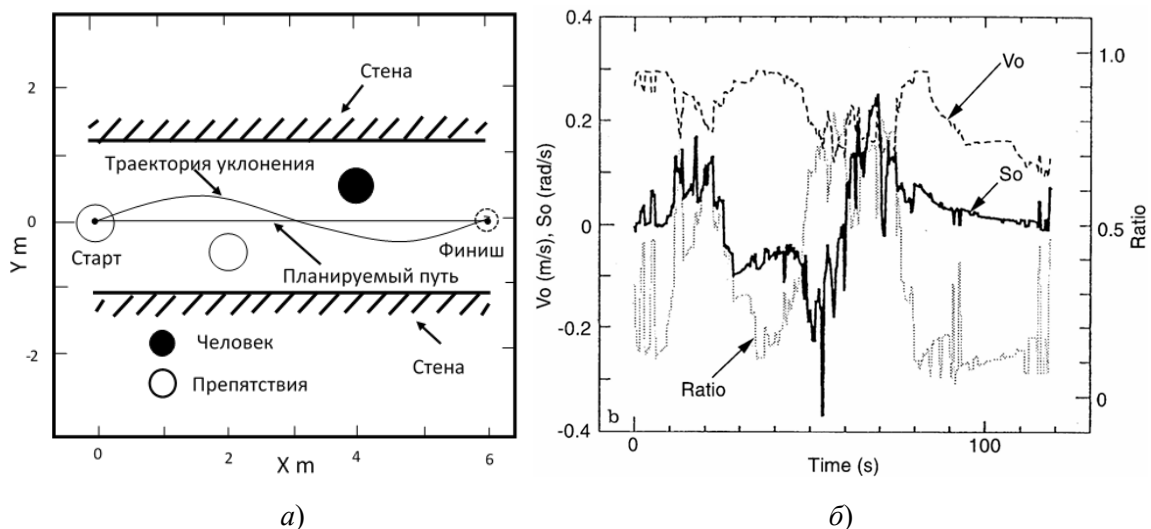


Рисунок 6 – Результаты эксперимента системы контроля движением: а – траектория передвижения; б – управляющие сигналы V_0 , S_0 и *Ratio*

Figure 6 – Results of the motion control system experiment: а – trajectory of movement; б – control signals V_0 , S_0 and *Ratio*

3. *Интеллектуальное управление процессом открывания двери.* Интеллектуальный МРСО может автономно перемещаться в офисных зданиях на разных этажах. Робот оснащен манипулятором с 5 степенями свободы, который выполняет в том числе операции по открыванию и закрыванию дверей. Для гибкости реализации операции открывания и закрывания дверей необходимо:

- 1) определить положение МРСО перед дверной ручкой;
- 2) построить траекторию движения манипулятора.

Для первого условия разработан алгоритм системы нечеткого классификатора (СНК, FCS – Fuzzy Classifier System) имеющий вид ГА (хромосома в виде нечеткого правила). Для второго условия разработан алгоритм определения траектории манипулятора с использованием ГА в непрерывном пространстве (ГАНП, GACS – Genetic Algorithm in Continuous Space).

Разработанный мобильный робот представляет собой автономное транспортное средство с двумя степенями свободы с установленным манипулятором с 5 степенями свободы на подвижном основании (Рисунок 7), т. е. мобильный робот имеет в общей сложности 7 степеней свободы, шесть из которых зафиксированы в положении перед дверной ручкой. Как показано на Рисунке 6, углы θ_2 и θ_3 установлены по высоте дверной ручки. Для упрощения предположим, что манипулятор состоит из трех звеньев.

Перед выполнением операции (например, открытие двери) МРСО должен переместиться в позицию, близкую к точке выполнения. Если положение робота неточное, он должен приблизиться к цели двигаясь вперед или назад, подобно парковке автомобиля, что описывается с помощью нечетких продукционных правил. Система управления МРСО корректирует положение с помощью УЗ датчиков. При увеличении количества входных данных увеличивается количество нечетких правил, в результате чего даже эксперту сложно составить таблицу нечетких продукционных правил. Поэтому предлагается использовать алгоритм на основе мягких вычислений – систему нечеткого классификатора (СНК, FCS – Fuzzy Classifier System), который применяет систему классификации для выработки нечетких правил. Алгоритм СНК основывается на ГА и показан на Рисунке 8а. СНК является аналогом ГА, в котором хромосома представляется в виде нечетких правил «если ... то». Нечеткие правила приведены на Рисунке 8б.

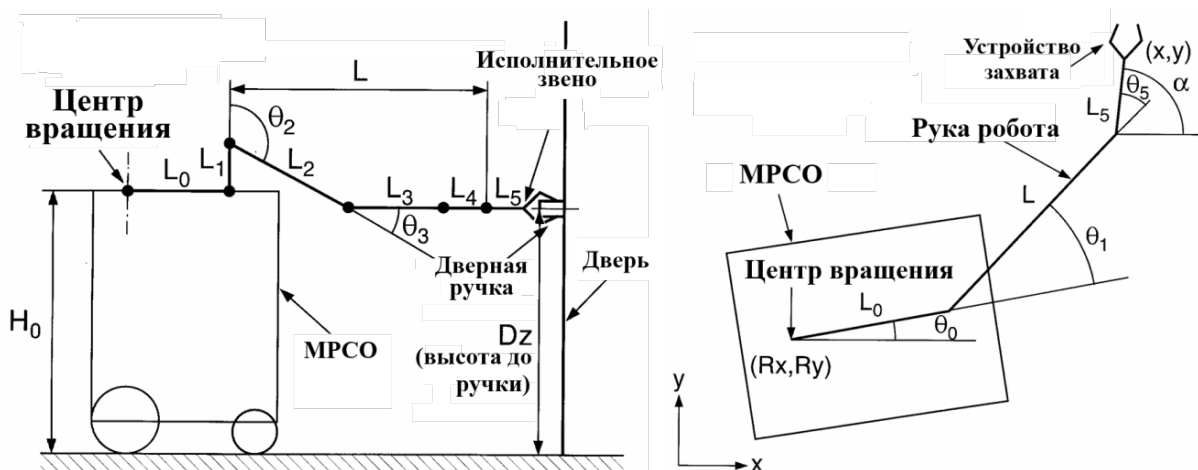


Рисунок 7 – Взаимодействие мобильного робота с дверной ручкой
Figure 7 – Interaction of a mobile robot with a door knob

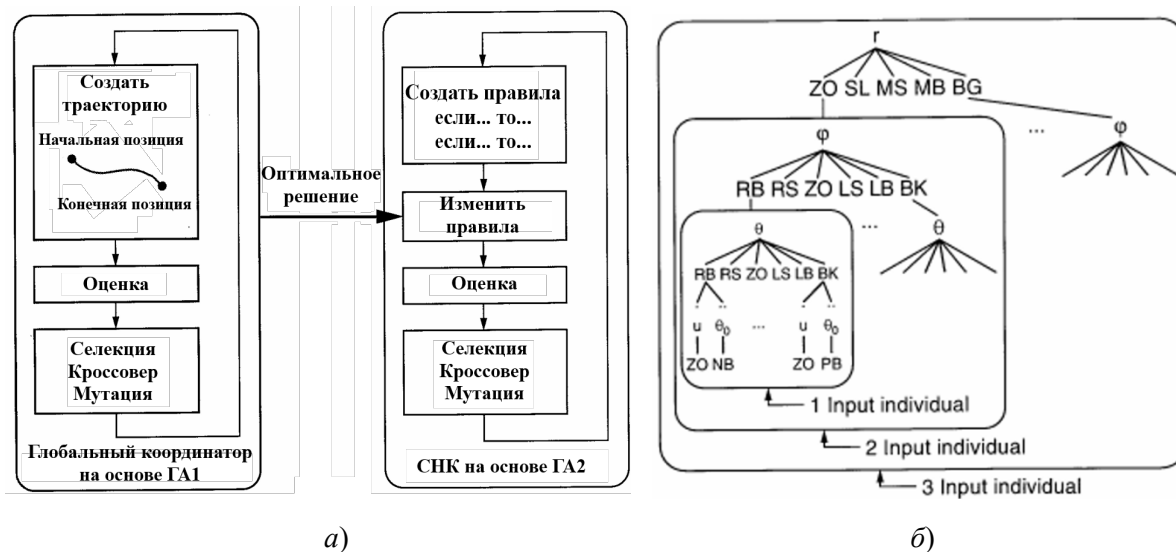


Рисунок 8 – Алгоритм СНК: *a* – блок-схема СНК; *б* – СНК
Figure 8 – Algorithm of FCS: *a* – block diagram of FCS; *b* – FCS

Таблица решающих правил (ТПП, Look-up-Table), полученные СНК (FCS), показаны в Таблице 1, где θ_0 – угол направления движения, ϑ – скорость движения, r – расстояние до целевой точки, ϕ – разница с целевым углом, θ – угол направления в целевой точке, ZO, PB и др. – нечеткие функции.

Таблица 1 – Таблица решающих правил
Table 1 – Look-up table

Вход					Выход	
θ_0	ϑ	r	ϕ	θ	$\dot{\theta}$	θ_0
ZO	ZO	ZO	ZO	RB	PS	PM
ZO	ZO	ZO	ZO	RS	PS	–
ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	PS	PS
ZO	ZO	ZO	ZO	LS	–	PB
ZO	ZO	ZO	ZO	LB	NS	NB
ZO	ZO	ZO	ZO	BK	NB	PB

Движение МРСО по ТПП показано на Рисунке 9.

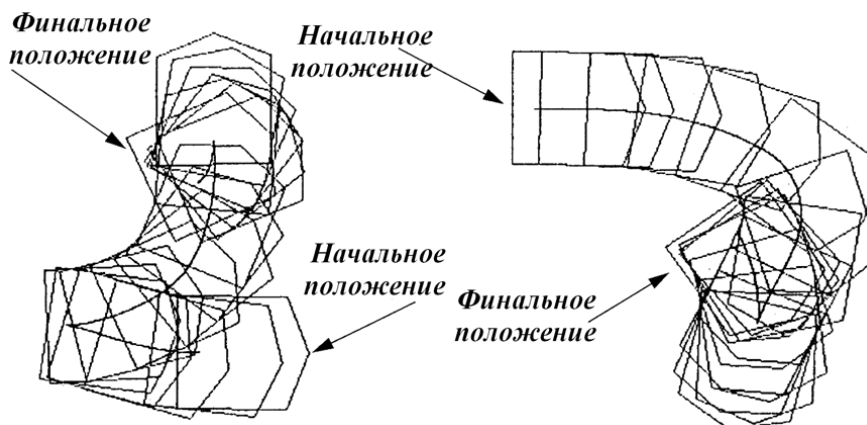


Рисунок 9 – Примеры поворотных движений МРСО
Figure 9 – Examples of turning motion of the mobile robot

В Таблице 1 СНК была составлена из несбалансированных правил для θ . Эксперт может составить те же правила, но нет гарантии, что они являются лучшими. С программными вычислениями на СНК был представлен гибкий процесс обучения без стереотипных примеров. На Рисунке 9 робот движется задним ходом. По результатам моделирования мы получаем следующее:

1) нечеткие продукционные правила, позволяющие МРСО двигаться к цели автоматически посредством СНК;

2) интеллектуальное движение МРСО.

Проблемой СНК является не способность адаптироваться к небольшим различиям в начальном положении. Для адаптации процесса открывания двери с высокой точностью положения МРСО используется подход к интеллектуальным вычислениям на основе ГАНП, ввиду невозможности определения явного выражения для эволюционной функции [5, 6].

Траектория движения кодируется кривой, проходящей через 2 точки (t_1, θ_1) и (t_2, θ_2) с использованием сплайн-функции (где t – время, θ – угол направления движения робота). Генетические операции ГАНП аналогичны ГА [7, 8] за исключением мутации, которая описывается гауссовским распределением аддитивной мутации, а функция пригодности (ФП, FF – Fitness Function) имеет вид:

$$F = A \left(D_y - \frac{D_w}{2} - y_1|_{x_1=D_x} \right)^2 + B\theta_0^2|_{x_1=D_x} + C\alpha_{total} + D\theta_{over}, \quad (8)$$

где x_1, y_1 – координаты передней оси; D_x, D_y – координаты центра вращения двери; D_w – ширина двери; α_{total} – сумма угловых ускорений колес; θ_{over} – максимальный угол; A, B, C, D – коэффициенты. Чем меньше F , тем выше пригодность решения.

Траектория движения МРСО в процессе открывания двери показана на Рисунке 10.

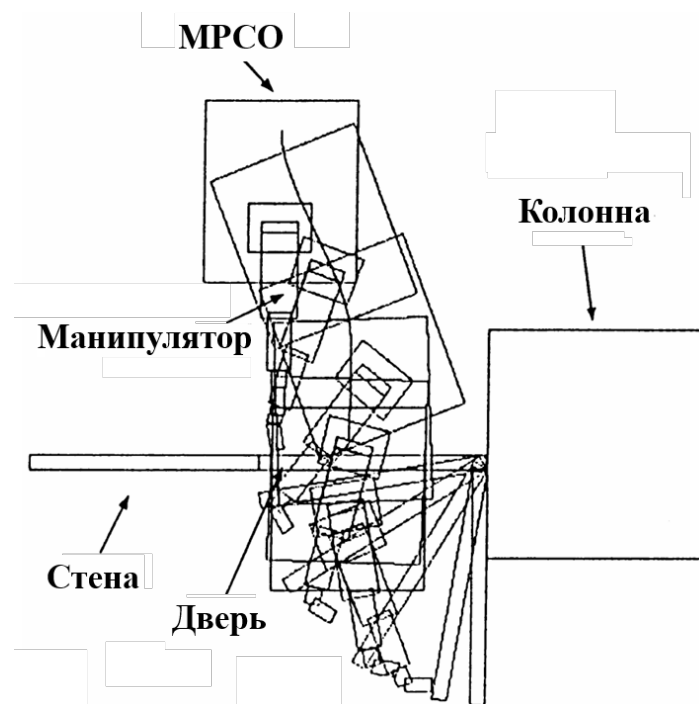


Рисунок 10 – Траектория движения робота через дверь
Figure 10 – The robot's trajectory through a door

Таким образом была проведена эффективная интеграция вычислений ГА с нечеткой нейронной сетью. Изложенный подход существенно отличается от методов, описанных в работе [9, 10].

4. *Интеллектуальные вычисления для манипулятора с тремя степенями свободы.* Рассмотрим применение интеллектуальных вычислений на основе ГА, нечеткой логики (мягких вычислений) в системах управления манипулятором с тремя степенями свободы, 3DoF в штатных и непредвиденных ситуациях управления.

Последовательная интеллектуализация систем управления – от ГА с постоянными коэффициентами ПИД-регулятора (подобранными оптимально для конкретной ситуации управления) до интеллектуальной системы управления (ИСУ) с одним или несколькими нечеткими регуляторами (НР) с заложенными базами знаний (БЗ) для разных контуров управления с регулируемыми коэффициентами ПИД-регулятора в зависимости от текущей штатной или непредвиденной ситуации управления, приведена на Рисунке 11. Подробное описание структур управления приведено в работе [5].

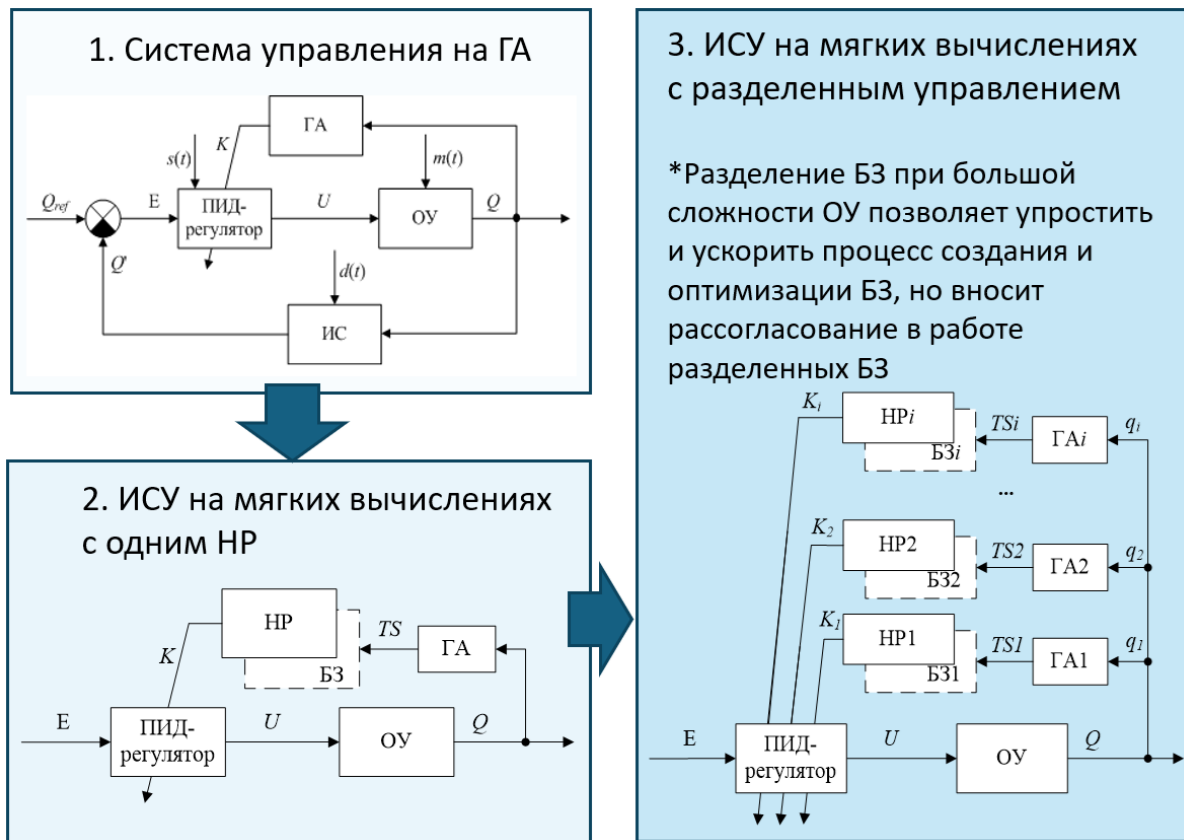


Рисунок 11 – Последовательная интеллектуализация систем управления
Figure 11 – Sequential intellectualization of control systems

Построение БЗ НР происходит в следующей последовательности:

1. Создание модели нечеткого вывода – выбор модели и типа нечеткого вывода (Sugeno0/Sugeno1/Mamdani, Product/Minimum Inference), число входных и выходных переменных.
2. Создание лингвистических переменных – работа ГА1 для определения оптимального числа и формы функций принадлежности для каждой входной лингвистической переменной.

3. Создание базы правил. Отбор наиболее робастных правил в соответствии с суммарным и максимальным критериями. Возможно создание полной базы правил и LBRW (Let the Best Rule Win – только наиболее значимые правила).

4. Оптимизация базы правил. ГА2 производит настройку правых частей правил БЗ, определенных на предыдущем шаге. Критерий качества – минимум ошибки аппроксимации обучающего сигнала.

5. Настройка базы правил – левые и правые части правил БЗ оптимизирует ГА3.

Результаты и обсуждение

Демонстрация работы разработанных систем управления производится с помощью Matlab-моделей, максимально приближенных к реальному роботу, что было показано в работе [5].

Будем сравнивать работу четырех систем управления:

- 1) классический ПИД-регулятор;
- 2) ГА-регулятор;
- 3) ИСУ на одном НР;
- 4) ИСУ на трех НР.

В первых двух системах коэффициенты управления постоянные. В классической системе автоматического управления на ПИД-регуляторе коэффициенты подбираются человеком-экспертом исходя из текущих знаний о конструкции робота и окружающей среде. В ГА-регуляторе коэффициенты подбираются при помощи эволюционного алгоритма исходя из задачи и заданной оценки – функции пригодности. В ИСУ на НР коэффициенты переменные, подстраиваются в процессе работы в зависимости от текущей задачи управления и возможно изменяемых условий окружающей среды. Использование нескольких независимых регуляторов позволяет упростить сложность создаваемых БЗ НР (такие БЗ быстрее создаются и требуют меньшего объема памяти для хранения). Однако разделение управления вносит рассогласование за счет независимых НР, что несколько ухудшает качество управления. Однако в некоторых случаях, для сложных объектов управления, создать одну БЗ физически невозможно (например, для 7DoF робота манипулятора, что показано в работе [11]).

В обычных условиях окружающей среды и при постоянных параметрах аппаратных средств (штатные ситуации управления), системы с постоянными коэффициентами (на ПИД- и ГА-регуляторе) в большинстве случаев [5] справляются с задачей управления или не достигают цели в отведенное время работы с небольшой ошибкой, как показано на Рисунке 12.

На Рисунке 12:

1) классический ПИД-регулятор не достигает цели управления в отведенное время с ошибкой позиционирования 4,8 мм;

2) ГА-регулятор не достигает цели управления в отведенное время с ошибкой позиционирования 9,5 мм, при этом выбранный маршрут движения с точки зрения экономии полезного ресурса более оптимален по сравнению с классическим ПИД-регулятором;

3) ИСУ на одном НР достигает цели управления за 18 итераций;

4) ИСУ на трех НР достигает цели управления за 32 итерации; по сравнению с ИСУ на одном НР за счет рассогласования трех независимых НР немного ухудшается качество управления, однако разделение управления позволяет упростить сложность создаваемых БЗ НР.

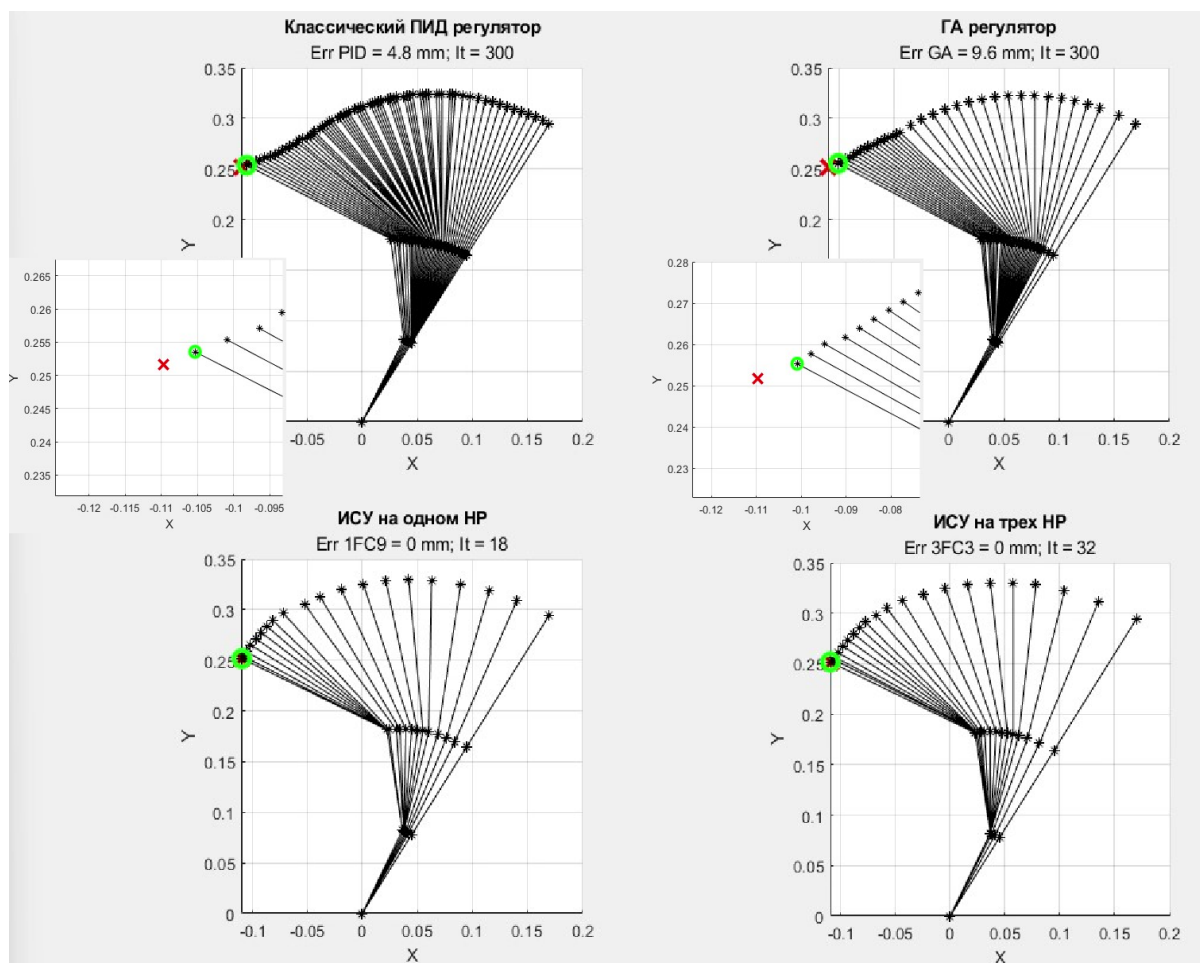


Рисунок 12 – Работа в штатной ситуации управления
Figure 12 – Operation in standard control situation

Рассмотрим следующий эксперимент – в процессе движения положение второго звена принудительно изменяется до значения 45 градусов, как показано на Рисунке 13.

На Рисунке 13 в условиях непредвиденной ситуации управления (изменение положения звена в процессе работы):

1) классический ПИД-регулятор не достигает цели управления в отведенное время с ошибкой позиционирования 4,8 мм;

2) ГА-регулятор не достигает цели управления в отведенное время с ошибкой позиционирования 5,9 мм, при этом выбранный маршрут движения с точки зрения экономии полезного ресурса более оптимален по сравнению с классическим ПИД-регулятором;

3) ИСУ на одном НР достигает цели управления за 18 итераций;

4) ИСУ на трех НР достигает цели управления за 59 итераций; по сравнению с ИСУ на одном НР за счет рассогласования трех независимых НР немного ухудшается качество управления, однако разделение управления позволяет упростить сложность создаваемых БЗ НР.

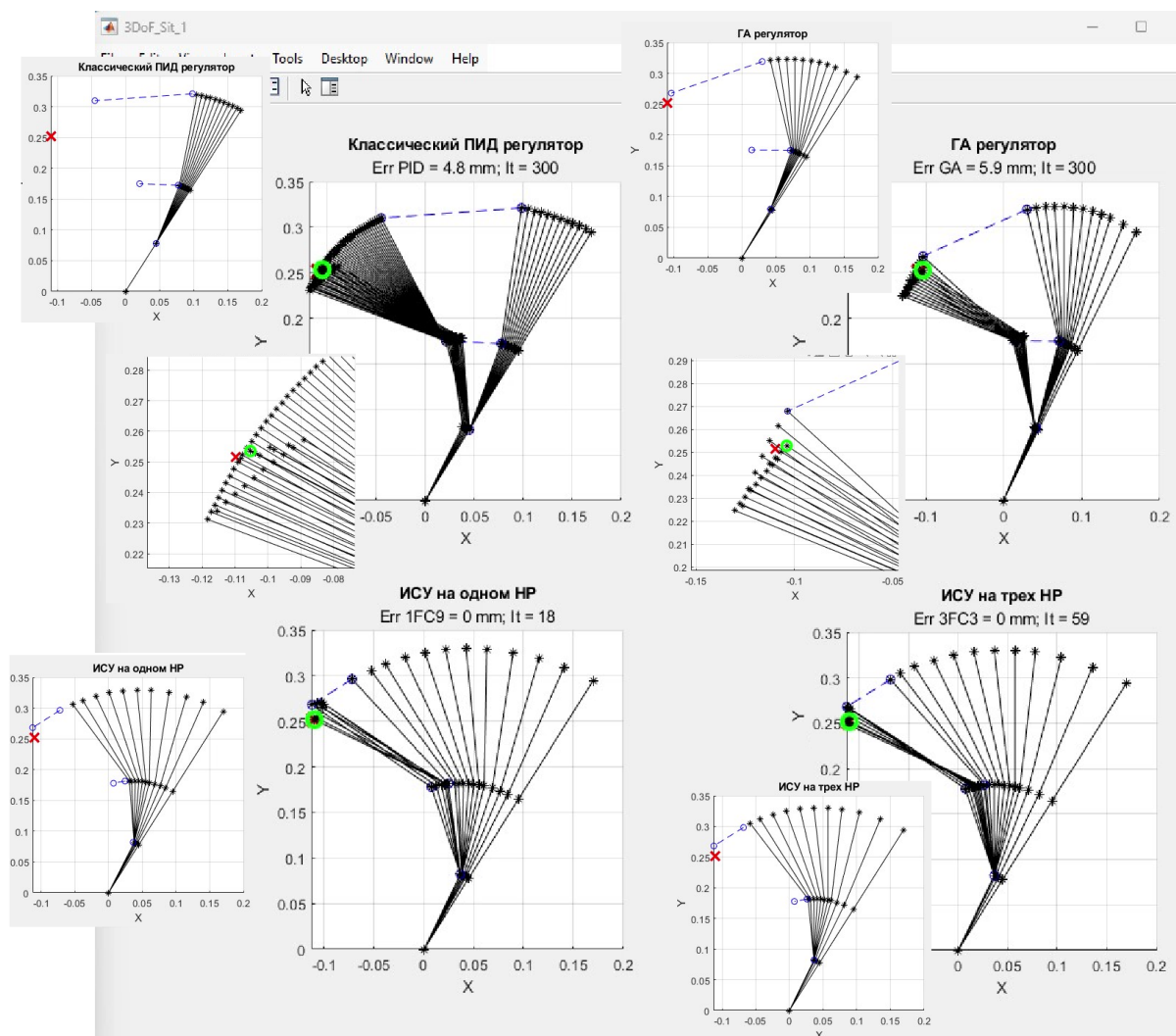


Рисунок 13 – Работа в непредвиденной ситуации управления – изменение положения звена

Figure 13 – Operation in unexpected control situation – changing the link position

Рассмотрим эксперимент с изменением начального положения звеньев ($q_1 = 60$ град; $q_2 = 45$ град; $q_3 = -43$ град) как показано на Рисунке 14.

На Рисунке 14 в условиях непредвиденной ситуации управления (изменение начального положения звеньев):

- 1) классический ПИД-регулятор не достигает цели управления в отведенное время с ошибкой позиционирования 57,3 мм;
- 2) ГА-регулятор не достигает цели управления в отведенное время с ошибкой позиционирования 7 мм;
- 3) ИСУ на одном НР достигает цели управления за 23 итерации;
- 4) ИСУ на трех НР достигает цели управления за 24 итерации.

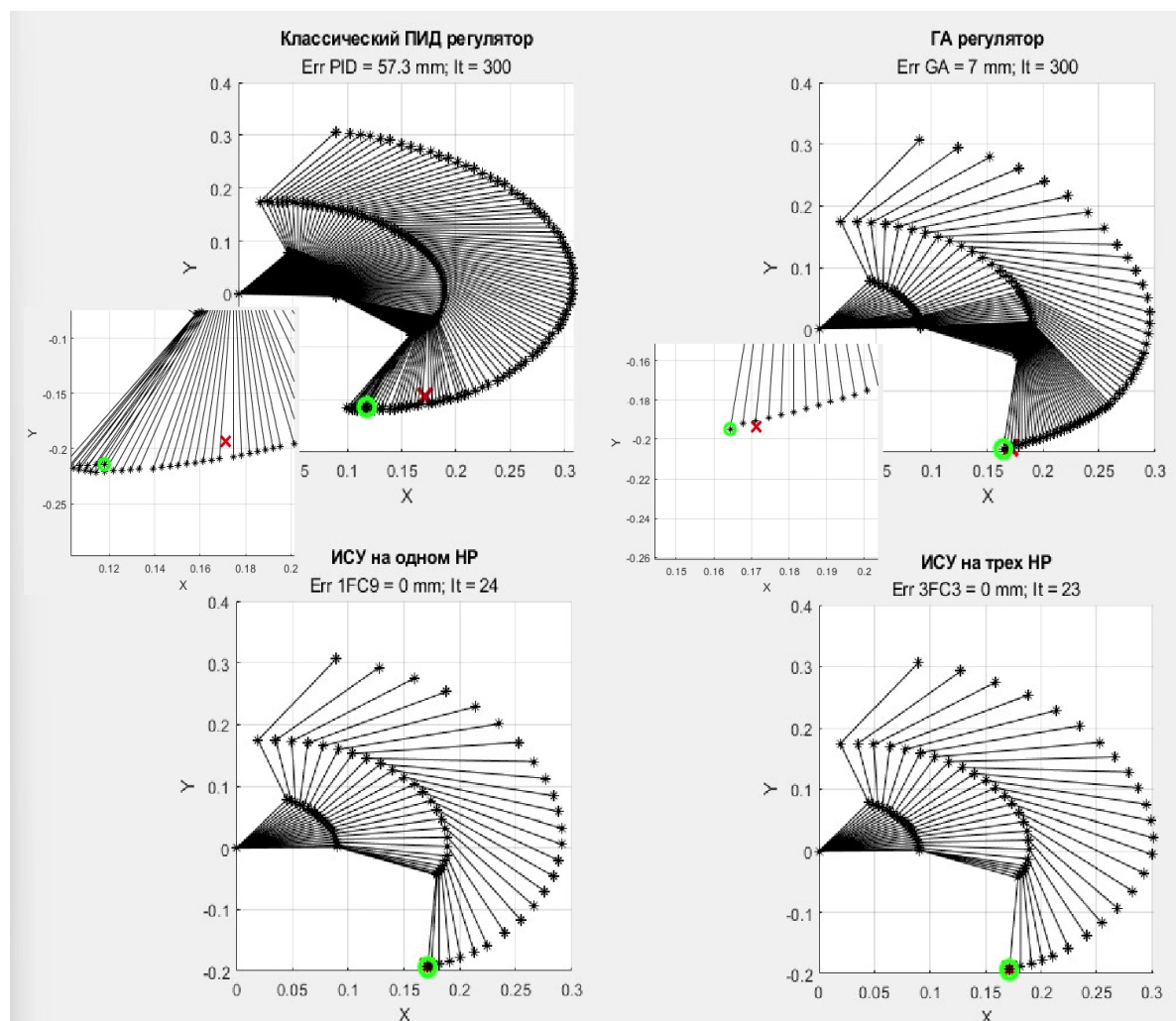


Рисунок 14 – Работа в непредвиденной ситуации управления – изменение начального положения звеньев

Figure 14 – Operation in unexpected control situation – changing initial position of the links

По экспериментам на Рисунках 12–14, а также обширному числу экспериментов, ранее описанных в работе [11], можно сделать следующие выводы:

1. Системы с постоянными коэффициентами (на ПИД- и ГА-регуляторе) в большинстве случаев справляются с задачей управления или не достигают цели в отведенное время работы с небольшой ошибкой. При этом общая оценка работы системы на ГА-регуляторе по обобщенной оценке критериев качества [5] выше, чем для классической системы автоматического управления на ПИД-регуляторе. Системы с постоянными коэффициентами, подобранными для штатных ситуаций, в большинстве случаев не справляются с задачей управления в условиях непредвиденных ситуаций.

2. Системы с переменными коэффициентами – ИСУ на одном или нескольких НР в большинстве случаев справляются с задачей управления в условиях как штатных, так и непредвиденных ситуаций управления. При этом в ИСУ на нескольких НР за счет рассогласования независимых НР немного ухудшается качество управления по сравнению с ИСУ на одном НР, однако разделение управления позволяет упростить сложность создаваемых БЗ НР.

В дальнейших работах будет предложен способ устранения рассогласования разделенного управления за счет введения дополнительного блока квантового координирующего регулятора.

Заключение

В данной работе мы предлагаем использовать блок активной адаптации на основе мягких вычислений, таких как ГА, ННС и НК, который помогает мобильным роботам обучаться новым действиям. Обсудили основные идеи, структуру, моделирование, метод и пример системы моделирования поведения МРСО в виртуальной среде, а также примеры позиционирования манипуляционного устройства в условиях как штатных, так и непредвиденных ситуаций. МРСО приобретает в этом случае разумное поведение и гибкость при выполнении технологических операций, успешно и безопасно обходит препятствия и людей в офисных зданиях.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Gonzalez-Aguirre J.A., Osorio-Oliveros R., Rodríguez-Hernández K.L., et al. Service Robots: Trends and Technology. *Applied Sciences*. 2021;11(22):10702. <https://doi.org/10.3390/app112210702>
2. Chen M., Wang X., Law R., et al. Research on the Frontier and Prospect of Service Robots in the Tourism and Hospitality Industry Based on International Core Journals: A Review. *Behavioral Sciences*. 2023;13(7):560. <https://doi.org/10.3390/bs13070560>
3. Lee I. Service Robots: A Systematic Literature Review. *Electronics*. 2021;10(21):2658. <https://doi.org/10.3390/electronics10212658>
4. Rajan V., De La Cruz A. Utilisation of Service Robots to Assist Human Workers in Completing Tasks Such in Retail, Hospitality, Healthcare, and Logistics Businesses. *Technoarete Transactions on Industrial Robotics and Automation Systems*. 2022;2(2):10-36647. <https://doi.org/10.36647/TTIRAS/02.01.A002>
5. Deng Sh., Xie M., Wang B., et al. Particle Swarm Optimization Algorithm for Feature Selection Inspired by Peak Ecosystem Dynamics. *Computers, Materials & Continua*. 2025;82(2):2723–2751. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.057874>
6. Nguyen Th.M.B., Nguyen Th.H.H., Do Th.N.H. Optimized Metaheuristic Strategies for Addressing the Multi-Picker Robot Routing Problem in 3D Warehouse Operations. *Computers, Materials & Continua*. 2025;84(3):5063–5076. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.064610>
7. Ma L., Dai C., Xue X., et al. A Multi-Objective Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Decomposition and Multi-Selection Strategy. *Computers, Materials & Continua*. 2025;82(1):997–1026. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.057168>
8. Cui G., Shuai W., Chen X. Semantic Task Planning for Service Robots in Open Worlds. *Future Internet*. 2021;13(2):49. <https://doi.org/10.3390/fi13020049>
9. Lisondra M., Benhabib B., Nejat G. Embodied AI with Foundation Models for Mobile Service Robots: A Systematic Review. *Robotics*. 2026;15(3):55. <https://doi.org/10.3390/robotics15030055>
10. Боровинский В.В., Николаева А.В., Решетников А.Г. и др. Технология квантовых мягких вычислений в программно-алгоритмической платформе робастной интеллектуальной системы управления роботом-манипулятором. *Программные продукты и системы*. 2025;(2):218–233. <https://doi.org/10.15827/0236-235X.150.218-233>
Borovinsky V.V., Nikolaeva A.V., Reshetnikov A.G., et al. Quantum soft computing technology in the software-algorithmic platform of robust intelligent control system for a robotic manipulator. *Software & Systems*. 2025;(2):218–233. (In Russ.). <https://doi.org/10.15827/0236-235X.150.218-233>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Николаева Алёна Валериановна, инженер математического моделирования, компания «АТОМ», Москва, Российская Федерация.
e-mail: nikolaevaalena8989@gmail.com

Alena V. Nikolaeva, Mathematical Modeling Engineer, ATOM Company, Moscow, the Russian Federation.

Ульянов Сергей Викторович, доктор физико-математических наук, главный научный сотрудник лаборатории информационных технологий, Объединенный институт ядерных исследований; профессор Государственного университета «Дубна»; руководитель отдела научного развития компании «АТОМ», Москва, Российская Федерация.
e-mail: ulyanovsv46_46@mail.ru
ORCID: [0000-0001-7409-9531](https://orcid.org/0000-0001-7409-9531)

Sergey V. Ulyanov, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Chief Researcher at the Laboratory of Information Technologies, Joint Institute for Nuclear Research; Professor of Dubna State University; Head of the Scientific Development Department at ATOM Company, Moscow, the Russian Federation.

Тятюшкина Ольга Юрьевна, кандидат технических наук, доцент Института системного анализа и управления Государственного университета «Дубна», Дубна, Российская Федерация.
e-mail: tyatyushkina@mail.ru
ORCID: [0009-0004-2343-0799](https://orcid.org/0009-0004-2343-0799)

Olga Yu. Tyatyushkina, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor at the Institute of Systems Analysis and Management, Dubna State University, Dubna, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 22.06.2026; одобрена после рецензирования 17.08.2026; принята к публикации 24.08.2026.

The article was submitted 22.06.2026; approved after reviewing 17.08.2026; accepted for publication 24.08.2026.