

На правах рукописи

Милостная Наталья Анатольевна

**МЕТОДОЛОГИЯ СИНТЕЗА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ
ВЫСОКОПРОИЗВОДИТЕЛЬНЫХ НЕЙРО-НЕЧЁТКИХ СИСТЕМ
ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ**

Специальность 2.3.1. Системный анализ, управление и
обработка информации, статистика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание учёной степени
доктора технических наук

Курск – 2023

Работа выполнена на кафедре вычислительной техники федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Юго-Западный государственный университет»

Научный консультант доктор технических наук, профессор
Емельянов Сергей Геннадьевич

Официальные оппоненты: **Ронжин Андрей Леонидович**
доктор технических наук, профессор, профессор РАН, ФГБУН «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук», директор (г. Санкт-Петербург)

Ковшов Евгений Евгеньевич
доктор технических наук, профессор,
АО «Научно-исследовательский и конструкторский институт монтажной технологии – Атомстрой», научно-инженерная и образовательная лаборатория цифровых компьютерных систем и автоматизации, начальник лаборатории (г. Москва)

Вохминцев Александр Владиславович
доктор технических наук, доцент,
ФГБОУ ВО «Челябинский государственный университет», научно-исследовательская лаборатория интеллектуальных информационных технологий и систем, заведующий лабораторией (г. Челябинск)

Ведущая организация **ФГБОУ ВО «Пензенский государственный университет»**
(г. Пенза)

Защита диссертации состоится «20» октября 2023 года в 12⁰⁰ часов на заседании объединенного диссертационного совета 99.2.029.03, созданного на базе Юго-Западного государственного университета, Орловского государственного университета имени И.С. Тургенева, Белгородского государственного национального исследовательского университета, по адресу: 305000, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Юго-Западного государственного университета и на сайте <https://swsu.ru/upload/iblock/45f/bzto9he2da1a1em0ik6me1owdvw2fcv4/Dissertatsiya-N.A.-Milostnaya.pdf>

Автореферат разослан «___» _____ 2023 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета
99.2.029.03

Томакова Римма Александровна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность исследования

При разработке новых моделей машинного обучения, используемых в системах технического зрения, возникают задачи, связанные с построением трёхмерных сцен по вычисленным картам глубин стереоизображений и определением взаимного расположения объектов, расположенных на них с целью формирования маршрутов перемещения роботизированных комплексов. Для решения данной задачи используются различные системы зрения: лазерные дальнометры (лидары), основанные на SLAM-моделях, и/или системы стереозрения. Лидары являются активными приборами и излучают сигналы в окружающую среду, следовательно, по их локализации незатруднительно вычислить расположение лидара в пространстве, в то время как системы стереозрения являются пассивными приборами, и их локализация затруднительна. Для получения данных о местоположении объектов и углов относительно установленных стереокамер строится карта глубин – изображение с градациями уровня серого цвета, на которой яркость отдельных предметов указывает пропорциональное расстояние до них. Основными алгоритмами построения карт глубин являются алгоритмы полуглобального соответствия (Semi-Global Matching Algorithm) и суммы абсолютных разностей (SAD). Для расчёта карты глубины с помощью SGMA требуется несколько проходов, в то время как SAD является высокопроизводительным алгоритмом, так как использует только один проход вдоль изображения, что снижает время, необходимое для расчёта диспаратета (disparity). Следует отметить, что современный уровень развития систем технического зрения, основанных на моделях стереозрения, требует, чтобы 1 кадр стереоинформации в формате hd (720p – разрешение 1280×720 пикселей) обрабатывался за 1/30 секунды, то есть за 33 мс. Следовательно, на обработку 1 пикселя требуется около 50 нс. Основным недостатком SAD является не высокая точность обработки, проявляющаяся в большом числе белых пятен (артефактов), возникающих вследствие разной освещённости на стереоизображениях.

Одним из возможных подходов решения представленных задач является использование интеллектуальных моделей в системах технического зрения. Благодаря фундаментальным научным работам большого круга учёных достигнуты значительные успехи в изучении подобных систем. Проблемы математического моделирования технических систем рассмотрены в трудах таких учёных, как М.В. Келдыш, Н.Н. Моисеев, А.Н. Тихонов, А.А. Самарский, Д.А. Поспелов, Л.В. Канторович, В.В. Солодовников, Я.З. Цыпкин, Л.А. Растрингин и др. Методы интеллектуального анализа данных развивали такие учёные, как И.А. Каляев, С.Г. Капустян, А.Р. Гайдук, М.А. Айзерман, В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис, В.Д. Мазуров, Б. В. Соколов, У. Мюррей и другие. Большой вклад в разработку систем технического зрения внесли В.С. Титов, В.А. Сойфер, А.К. Цыцулин, Я.А. Фурман, В.И. Сырямкин. Основные закономерности процесса управления роботизированными комплексами изложены в трудах Ю.В. Визильтера, С.В. Манько, В.Л. Козлова, И.Л. Ермолова, В.А. Бобкова, Ю.В. Илюхина, Ю.В. Подураева, А.С. Ющенко, С.Ф. Яцуна.

Исследования в области разработки систем стереозрения ведутся в ведущих российских научных центрах, таких как Институт проблем управления им. В.А.Трапезникова РАН, Санкт-Петербургский Федеральный исследователь-

ский центр РАН, Институт программных систем имени А.К. Айламазяна РАН. Для интеллектуализации процесса построения карт глубин используются нейронные сети, положительным свойством которых является достаточная точность обработки информации, но из-за необходимости процесса обучения и хранения новых обучающих выборок снижается их быстродействие, что затрудняет их применение в системах реального времени.

В свою очередь нейро-нечёткий подход позволяет ускорить обучение за счёт частичного исключения процесса настройки весов нейронных сетей путём формирования зависимости между входными и выходными параметрами в виде нечётких правил рассуждений, основанных на экспертных знаниях. Такое решение позволяет повысить быстродействие вычислительной системы. Однако, классические модели нечёткого вывода и основанные на них нейро-нечёткие системы вывода имеют серьёзные недостатки, к которым относится сужение интервала дефазификации, ведущее к «проклятию размерности» при обучении. Причем первая ошибка проявляется в том, что при реализации нечётко-логического вывода теряется порядка 50% выходной информации, что ограничивает их использование при переходе к новым интеллектуальным производственным технологиям, и создаются трудности при разработке нейро-нечётких контроллеров нового поколения.

Степень разработанности темы исследования

Вопросами проектирования нейро-нечётких систем для управления роботизированными комплексами на основе стереоинформации занимались и внесли значительный вклад российские и зарубежные учёные: Д.А. Пospelов, А.А. Потапов, Р.А. Алиев, А.Н. Мелихов, Л. Заде, А. Кофман, Д. Дюбуа, Т. Тэрano, М.Сугэно. Вопросам реализации нечётких выводов посвящены труды Е.Мамдани, Т. Такаги, Й. Цукамото, Г. Ларсена, Н.К. Лама, Ф.Н. Леунга. Доказательство аппроксимирования нечётко-логического вывода рассмотрено в работах Б. Коско.

Следует отметить, что время принятия управляющих решений в нейро-нечётких системах на данный момент недостаточно высоко. Например, существующие нечёткие процессоры (Патенты РФ №№ 2439651, 2446432, 2445672, 2504002, 2417442) обладают временем срабатывания порядка 1...10 мкс, что недостаточно для реализации подобных устройств в режиме реального времени. Вариантами повышения производительности нечётко-логических систем обработки информации являются распараллеливание вычислительных процедур в нечётко-логическом выводе, а также их реализация на программируемых логических интегральных схемах. Подобные исследования ведутся в международных исследовательских центрах, таких как Aligarh Muslim University, Ain Shams University, Toosi University of Technology, при этом принятие решений составляет 1,014 мкс, 10 мкс и 150 мкс, соответственно. Таким образом, имеет место **проблемная ситуация**, связанная с тем, что существующие нейро-нечёткие системы технического зрения не обеспечивают принятие управляющих решений за требуемое время, что ограничивает их использование в режиме реального времени.

В связи с этим возникает **научная проблема**, связанная с развитием теоретических основ обработки стереоизображений на основе нейро-нечёткого подхода, обеспечивающего увеличение быстродействия обработки стереоинформации в нейро-нечётких моделях при соблюдении требуемой точности вычислений. Под быстродействием понимается вычисление одного нейро-нечёткого вывода в еди-

ницу времени. Решение этой проблемы зависит от следующих факторов. Во-первых, уменьшение числа проходов при обработке каждого пикселя на стереокартинке. Во-вторых, число степеней свободы нейро-нечёткой сети влияет на точность и определяется количеством переменных, способных влиять на результирующую величину, при этом их количество зависит от модели дефаззификации, а также от распараллеливания вычислительных процедур при её работе. Под высокопроизводительной системой понимается использование методов параллельной обработки данных для решения сложных вычислительных задач, таких, как построение трёхмерных сцен по рассчитанным картам глубин.

Значительного повышения производительности интеллектуальных систем технического зрения при решении поставленной научной проблемы диссертационного исследования можно достичь, объединив методы формирования нечёткологического вывода с новыми моделями оптимизации и обработки стереоизображений. При этом новые модели дефаззификации нечёткого вывода и функционирования нейро-нечётких сетей должны исключать такие ошибки, как сужение интервала дефаззификации и «проклятие размерности». Такое объединение возможно обеспечить за счёт разработки и комбинации новых взаимосвязанных методов и математических моделей, позволяющих в реальном времени из полученной стереоинформации (RGB изображения) определить трёхмерные координаты объекта по синтезируемым картам глубин. Таким образом, решением научной проблемы является разработка совокупности методов, позволяющих повысить производительность обработки видео и стереоинформации, которая определяется как методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения, что обуславливает актуальность данного диссертационного исследования.

Связь работы с научными программами

Актуальность исследования подтверждается его выполнением в рамках грантов Президента РФ МК-277.2012.8 по теме «Разработка теоретических основ адаптации сложных технических систем методами нечёткой логики с прогнозированием вероятных состояний», МК-470.2009.8 по теме «Теоретические основы построения автоматизированных систем управления технологическими процессами на основе нечёткой логики», в рамках Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 годы (государственный контракт №14.740.11.1003) по теме «Разработка теоретических основ, принципов и алгоритмов адаптации сложных информационно-технических систем методами нечёткой логики с учётом прогнозирования возможных состояний», по Госзаданию Минобрнауки России по теме «Разработка теоретических основ и алгоритмов адаптации сложных технических систем с прогнозированием вероятных состояний» (соглашение №7.3522.2011), Госзаданию Минобрнауки России по теме «Разработка методов обеспечения живучести интеллектуальных бортовых систем управления беспилотных транспортных средств» (соглашение № 2.3440.2017/4.6), Госзаданию Минобрнауки России по теме «Исследование алгоритмов, моделей и методов повышения эффективности функционирования сложных технических систем» (соглашение № 0851-2020-0032), в рамках выполнения гранта Российского научного фонда № 23-21-00071 «Разработка модели компьютерного зрения для интеллектуальной навигации робототехнических сис-

тем, основанной на построении трёхмерных сцен по картам глубин», а также соответствии Указу Президента РФ от 7.07.2011 г. № 899 «Об утверждении приоритетных направлений развития науки, технологий и техники в РФ и перечня критических технологий РФ» в части технологии информационных, управляющих, навигационных систем (обеспечение перехода к передовым цифровым, интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, создания систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта).

Целью диссертационной работы является повышение быстродействия вычислительного процесса обработки стереоизображений путём разработки методологии синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения.

Для достижения поставленной цели в работе решены следующие **задачи**:

1. Анализ систем технического зрения на основе нейро-нечётких систем вывода для выявления критериев оценки точности и быстродействия функционирования высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения.

2. Создание методологии синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения на основе математических моделей распознавания цветowych меток и построения карт глубин.

3. Разработка метода отношения площадей для дефаззификации в нечёткологическом выводе и его быстродействующих модификаций.

4. Разработка метода построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода на основе метода отношения площадей.

5. Синтез математической модели распознавания цветowych меток для определения трёхмерных координат расположения исполнительных механизмов роботизированного комплекса с помощью одной видеокамеры.

6. Разработка интеллектуальной математической модели построения карт глубин на основе трёхуровневой нейро-нечёткой системы вывода для построения трёхмерной сцены расположения объектов вокруг роботизированного комплекса.

7. Разработка оптимизационной модели редукции числа проходов при обработке изображений окном 3×3 .

8. Создание алгоритмов и специализированного программного обеспечения реализации методологии синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения для детектирования объектов.

9. Экспериментальные исследования высокопроизводительной нейро-нечёткой системы технического зрения, основанной на нейро-нечётком подходе и быстродействующем дефаззификаторе метода отношения площадей, и её реализация для управления роботизированными комплексами в реальных условиях эксплуатации.

Объект диссертационного исследования – системы технического зрения с интегрированными интеллектуальными модулями принятия решений, основанные на нейро-нечётких системах вывода.

Предметом исследования является методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения, основанная на математических моделях распознавания цветowych меток и построения карт глубин.

Научная новизна результатов

В рамках диссертационной работы были получены следующие основные результаты, обладающие научной новизной:

1. Методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения, включающая в себя метод отношения площадей, метод построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, модель нечёткой фильтрации сигналов, модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей 3×3 , математическую модель распознавания цветовых меток, интеллектуальную математическую модель построения карт глубин и модифицированный алгоритм поиска кратчайшего пути A^* , позволяющих в режиме реального времени детектировать объекты, находящиеся на пути движения роботизированного комплекса, и формировать траектории их обхода.

2. Метод отношения площадей, отличающийся исключением ошибки, связанной с сужением интервала дефаззификации в нечётком выводе, позволяющий сократить время вычислительного процесса на несколько порядков по сравнению с аналогами.

3. Быстродействующие дефаззификаторы, отличающиеся применением метода отношения площадей, позволяющие сократить время вычисления результирующего значения на выходе дефаззификатора за счёт исключения из расчёта времени, необходимого для определения ширины верхнего основания усечённого терма выходной функции принадлежности (до 40 нс в первой модификации) и за счёт исключения вычисления двух переменных: ширины терма выходной функции принадлежности и ширины верхнего основания усечённого терма выходной функции принадлежности (до 32,5 нс во второй модификации).

4. Метод построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, отличающийся использованием мягких вычислений при композиции нечётких правил, модификацией дефаззификации методом отношения площадей и применением метода градиентного спуска при обучении, позволяющий повысить точность её обучения более чем в 11 раз по сравнению с классической адаптивной нейро-нечёткой системой вывода Такаги-Сугэно.

5. Математическая модель нечёткой фильтрации сигналов, основанная на методе отношения площадей, позволяющая исключить расчёт настроечных коэффициентов, свойственных классическому и нечёткому фильтрам Калмана, обеспечивающая адаптацию её параметров к изменениям параметров окружающей среды за счёт автоматической настройки меток входных функций принадлежности, имеющая преимущество по точности при использовании второй быстродействующей модификации метода отношения площадей на 39% по отношению к фильтру Калмана и на 34% по отношению к нечёткому фильтру Калмана.

6. Модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей с окном 3×3 , основанная на известном методе акселерации с использованием интегрального изображения, отличающаяся наличием обратного прохода на основе сформулированной теоремы об эквивалентности расчёта суммы элементов в окне 3×3 с представлением её доказательства, позволяющая снижением вычислительной сложности алгоритма при определении суммы элементов в окне, как минимум, в два раза снизить время при обработке изображения окном 3×3 по сравнению с прямым методом свёртки, использующим единичный фильтр.

7. Математическая модель распознавания цветowych меток, позволяющая определить пространственное трёхмерное положение исполнительных механизмов роботизированного комплекса с помощью одной видеокамеры, увеличивающая точность распознавания цветowych меток на 12% по отношению к существующим аналогам и используемая для построения маршрута передвижения исполнительных механизмов роботизированных комплексов, обеспечивающая в 1,38 раза увеличение производительности технологического процесса складирования изделий по сравнению с существующими решениями.

8. Математическая модель построения карт глубин, отличающаяся использованием для вычисления диспаратности трёхуровневой нейро-нечёткой системы вывода, использующей метод детектирования границ объектов на первом уровне, особенностью реализации второго и третьего уровней которой является использование одинаковых функций принадлежности и базы нечётких правил, что позволяет уменьшить количество вычислительных операций за счёт использования одних и тех же блоков при программной реализации данной системы в параллельно-конвейерных устройствах, обеспечивающая повышение точности при построении карт глубин не менее чем в 1,5 раза по отношению к известным решениям.

9. Вектор целевых критериев, позволяющих оценить качество функционирования высокопроизводительной нейро-нечёткой системы технического зрения, основанной на интеллектуальных моделях распознавания цветowych меток и построения карт глубин.

Достоверность научных положений, теоретических выводов и практических результатов диссертационной работы подтверждается корректным использованием аппарата математической статистики, нечёткого логического вывода и нейросетевого моделирования, регрессионного анализа; соответствием результатов экспериментальных исследований выдвигаемым гипотезам, качественным и количественным результатам предшествующих исследований; публикациями в научных рецензируемых изданиях высокого уровня.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии методологии нейро-нечёткого управления сложными техническими объектами, направленной на расширение и углубление спектра знаний в области разработки новых моделей машинного обучения за счёт комбинации метода обучения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода с быстродействующим дефаззификатором, основанном на методе отношения площадей, а также минимизации времени обучения нейро-нечёткой сети за счёт распараллеливания вычислительных процедур и средств динамического программирования при построении трёхмерных сцен с разработкой новых методов оптимальной обработки информации в системе управления навигацией роботизированного комплекса.

Практическая значимость работы подтверждается

– реализацией быстродействующих дефаззификаторов и адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, построенных на основе метода отношения площадей и его модификаций, моделей распознавания цветowych меток и построения карт глубин, обеспечивающих время вычислений в нейро-нечёткой сети для обработки одного пикселя порядка 32 нс, что выше на несколько порядков по отношению к существующим моделям, а также подтверждёнными отчётами НИР в Госреестре,

3 патентами на изобретения и 14 программами для ЭВМ;

– внедрением результатов диссертационной работы в производственные системы АО «Авиаавтоматика» им. В.В. Тарасова», Проектно-изыскательского и научно-исследовательского института морского транспорта «НовоморНИИПроект» (г. Новороссийск), ООО «Софт-Кристалл» (г. Томск), ОАО «Курскмедстекло», Научно-исследовательского центра (г. Курск) ФГУП «18 Центральный научно-исследовательский институт» Министерства обороны Российской Федерации, вносящим значительный вклад в развитие страны.

Реализация результатов работы. Научно-методические результаты, полученные автором в диссертационном исследовании, используются в образовательных процессах Юго-Западного государственного университета по программе подготовки научно-педагогических кадров в аспирантуре по направлению 09.06.01 «Информатика и вычислительная техника», Воронежского государственного технического университета по программе подготовки магистров направления 12.04.04 «Биотехнические системы и технологии», Брянского государственного технического университета по программам подготовки бакалавров и магистров направлений 09.03.01, 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника», 09.03.02, 09.04.02 «Информационные системы и технологии», 09.03.03, 09.04.03 «Прикладная информатика», Академии государственной противопожарной службы МЧС России по программе подготовки бакалавров направления 09.03.02 «Информационные системы и технологии», научной деятельности Академии государственной противопожарной службы МЧС России. Использование результатов диссертационной работы на практике подтверждено соответствующими актами о внедрении.

Содержание диссертации соответствует паспорту научной специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика, а именно п.1 «Теоретические основы и методы системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта» в части разработки интеллектуальной модели машинного обучения, синтезированной на основе адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, включающей метод отношения площадей и его модификации, а также математической модели оптимизации числа проходов при обработке изображений; п.4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта» в части разработки методологии синтеза высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения, специального алгоритмического обеспечения, включающего такие интеллектуальные алгоритмы, как реализации метода отношения площадей, моделирования работы адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, оптимизации числа проходов при обработке изображений окном 3×3 , распознавания цветowych меток, детектирования границ объектов, построения карт глубин по стереоинформации; п.12 «Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации» в части разработки математических моделей распознавания цветowych меток на изображениях для определения пространственного расположения исполнительных механизмов роботизированного комплекса, построения карт глубин по стереоинформации с целью детектирования пространственного положения, как самого роботизированного комплекса, так и

объектов, расположенных вокруг него.

Методология и методы исследования. Теоретические исследования проведены с применением методов системного анализа, искусственных нейронных сетей, нечёткой логики принятия решений, адаптивных нейро-нечётких систем вывода, математической статистики. Экспериментальные исследования выполнены с использованием методов корреляционно-регрессионного анализа, технологий динамического, объектно-ориентированного и модульного программирования и Интернет-технологий.

Основные положения, выносимые на защиту

1. Методология синтеза высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения, основанная на моделях распознавания цветowych меток и построения карт глубин, позволяющих в режиме реального времени детектировать объекты, находящиеся на пути движения роботизированного комплекса, и формировать траектории их перемещения или обхода.

2. Дефаззификатор, основанный на новом методе отношения площадей, и его модификации позволяют сократить время вычислительного процесса для принятия управляющих решений в системах технического зрения интеллектуальных роботизированных комплексов до 32,5 нс при частоте 200 МГц.

3. Метод построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, использующий мягкие вычисления при композиции нечётких правил, метод отношения площадей при дефаззификации и метод градиентного спуска при обучении, позволяет повысить точность её обучения более чем в 11 раз по сравнению с моделью Такаги-Сугэно.

4. Математическая модель нечёткой фильтрации, применяемая в процессе обучения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, основанная на методе отношения площадей, позволяет повысить точность процесса фильтрации на 39% по отношению к фильтру Калмана и на 34% по отношению к нечёткому фильтру Калмана.

5. Модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей, основанная на известном методе акселерации интегрального изображения, отличающаяся наличием обратного прохода, базирующаяся на теореме об эквивалентности расчёта суммы элементов в окне 3×3 , позволяет сократить вычислительную сложность процесса распознавания цветowych меток при реализации операции фильтрации бинаризованного изображения и процесса построения карт глубин при расчёте разности уровней интенсивности стереоизображений в 2,5 раза по сравнению с прямым методом свёртки, использующим единственный фильтр.

6. Математическая модель распознавания цветowych меток, основанная на модифицированном методе отношения площадей и использовании активных заключений из базы нечётких правил в его структуре, позволяет на 12% увеличить точность распознавания по отношению к детектору Кэнни, обеспечивает увеличение в 1,38 раза производительности процесса автоматизации и управления роботизированным комплексом и увеличение точности распознавания цветowych меток на 12% по отношению к существующим аналогам.

7. Математическая модель построения карт глубин, основанная на трёхуровневой нейро-нечёткой системе вывода, использующая при дефаззификации

метод отношения площадей, позволяющая на первом уровне детектировать границы объекта, на втором уровне вычислять диспарантность с помощью модифицированного алгоритма суммы абсолютных разностей, на третьем уровне вычислять диспарантность на основе градиента разности контуров левого и правого изображения, обеспечивает повышение точности построения карт глубин не менее чем в 1,5 раза по отношению к известным решениям.

Апробация результатов работы. Основные результаты и научные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на 30 всероссийских и международных научных симпозиумах, конференциях: «Оптико – электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации. Распознавание» (Курск – 2010, 2012, 2013, 2015, 2017, 2018, 2019, 2021); «Интеллектуальные и информационные системы» (Тула – 2009, 2011, 2015); «Современные инструментальные системы, информационные технологии и инновации» (Курск – 2010); «Медико-экологические информационные технологии» (Курск – 2012; 2017, 2018); «Актуальные направления научных исследований XXI века: Теория и практика» (Воронеж – 2015); «International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturin» (Челябинск – 2016); «Автоматизация и энергосбережение машиностроительного и металлургического производств, технология и надежность машин, приборов и оборудования» (Вологда – 2016, 2017); «Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies» (Владивосток – 2018); «Фундаментальные исследования и инновационные технологии в машиностроении» (Москва – 2019); «Новые информационные технологии и системы» (Пенза – 2019); «School on dynamics of complex networks and their application in intellectual robotics» (Innopolis – 2019); «Интеллектуально-информационные технологии и интеллектуальный бизнес» (Вологда – 2020); Мультиконференция по проблемам управления МКПУ (Ростов-на-Дону – 2021); «Third Doctoral Symposium on Intelligence Enabled Research. DoSIER» (India. Cooch Behar – 2021); «6th International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks. ICRCICN» (India. Rajnagar, Birbhum – 2021); «Fourth Doctoral Symposium on intelligence enabled research» (India. Калькутта – 2022); «Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы» (Рязань – 2022), «Doctoral Symposium on Human Centered Computing. Human» (India. West Bengal – 2023), на научно-технических семинарах Санкт-Петербургского федерального исследовательского центра Российской академии наук (Санкт-Петербург, 2023), кафедры вычислительной техники ЮЗГУ (Курск, 2009-2023).

Публикации. Основные научные результаты, изложенные в диссертации, опубликованы в 76 научных работах, в том числе 25 статей в научных рецензируемых журналах, входящих в перечень ВАК Минобрнауки РФ по специальности диссертации, 13 публикаций в изданиях, индексируемых в наукометрических базах Scopus и Web of Science (из них 3 статьи в журналах квартиля Q1); 2 монографии и главы в 4 международных коллективных монографиях, индексируемых в наукометрической базе Scopus; 3 патента на изобретения и 14 программ для ЭВМ.

Личный вклад автора в получении результатов, изложенных в диссертации. Все результаты диссертационной работы, в том числе постановка задач, разработка и исследование защищаемых методологий, методов, моделей и алгорит-

мов, основные научные результаты, выводы и рекомендации принадлежат автору лично. Непосредственно автором созданы интеллектуальные системы, реализующие разработанные методы, алгоритмы и модели. В основных научных работах по теме диссертации, опубликованных лично и/или в соавторстве, вклад автора состоит в следующем: в работах [4, 10, 11, 13, 15, 30, 32, 33, 36, 38, 40, 61, 72] освещены аспекты создания методологии синтеза интеллектуальной высокопроизводительной нейро-нечёткой системы, в [6, 12, 28, 43, 50, 58, 59, 60, 69] описана разработка метода отношения площадей, в [1, 16, 17, 21, 34, 71] – метод построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода на основе метода отношения площадей, в [9, 18, 26, 31, 44, 57, 65] синтезирована математическая модель построения карт глубин, в [2, 48, 51] – модель оптимизации числа проходов при обработке изображений, в [3, 8, 27, 41] разработана математическая модель нечёткой фильтрации сигналов, в [22, 23, 42, 49, 52, 53, 54, 62, 63, 66, 67, 68] – математическая модель распознавания цветовой метки, в [7, 19, 35, 37, 39, 40, 45, 46, 47, 50, 55, 56, 64, 70, 73, 75, 76] проведен анализ систем технического зрения и развития интеллектуального управления роботизированными комплексами, в [5, 14, 20, 24, 25, 29, 74] предложен вектор целевых критериев, позволяющих оценить качество предложенных в исследовании моделей и алгоритмов.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, 5 глав, заключения, списка литературы из 262 наименований. Диссертация изложена на 350 страницах машинописного текста, содержит 49 таблиц и 116 рисунков.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулирована научная проблема, цель и задачи исследований, научная новизна и практическая значимость, приведены результаты реализации работы.

В первой главе выполнен анализ современных систем технического зрения и развития научных исследований, связанных с использованием их в интеллектуальных роботизированных комплексах. Анализ систем технического зрения показал значительные преимущества по быстродействию в реальном времени нейро-нечётких систем управления роботизированными комплексами. В главе приводится обзор свойств функционирования адаптивных нейро-нечётких систем вывода и факторы, ограничивающие их применение в современных роботизированных комплексах. Анализ нечётких фильтров выявил их недостатки, с целью компенсации которых и повышения чувствительности нечёткой системы рекомендовано создание нового метода отношения площадей (МОП) для дефаззификации нечёткого вывода. Предложены пути применения в системах технического зрения новых методов и алгоритмов, обеспечивающих повышение точности распознавания карт глубин с локализацией объектов на них и формирования маршрутов передвижения роботизированных комплексов, а также позволяющих повысить быстродействие адаптивных нейро-нечётких систем вывода.

Методами системного анализа выявлена ошибка, ведущая к «проклятию размерности», то есть к переобучению нейро-нечёткой системы вывода. Данный недостаток объясняется наличием ошибки сужения интервала дефаззификации и поясняется следующим примером. Пусть нечёткая модель имеет две входных переменных (рисунки 1а и 1б) и одну выходную переменную (рисунок 1в). На этапе

глобальной агрегации используется композиционное правило со следующим сочетанием входных переменных: $y_1 = \min(x_{11}, x_{21})$, $y_2 = \max(\min(x_{11}, x_{22}); \min(x_{12}, x_{21}))$, $y_3 = \min(x_{12}, x_{22})$.

В процессе дефаззификации используется модель центра тяжести. Результирующая поверхность всех возможных состояний на выходе нечёткой модели представлена на рисунке 1д. Анализ данных этого рисунка показал, что результирующие значения на выходе нечёткой модели находятся в диапазоне значений от 530 до 560 (рисунок 1д), в то время, как выход модели должен соответствовать всему суппорту выходной переменной и находиться в диапазоне от 515 до 575 (рисунок 1в). Данная ошибка приводит к сужению интервала дефаззификации и свойственна любой нечёткой модели, основанной на использовании метода центра тяжести и его модификаций (центр сумм, модель высот, первого, среднего и последнего максимумов и др.). Таким образом, при реализации любого нечёткологического вывода появляются зоны нечувствительности, на рисунке 1е это интервал $[515; 530] \cup [560; 575]$, то есть при реализации нечёткого вывода теряется до 50% выходной информации.

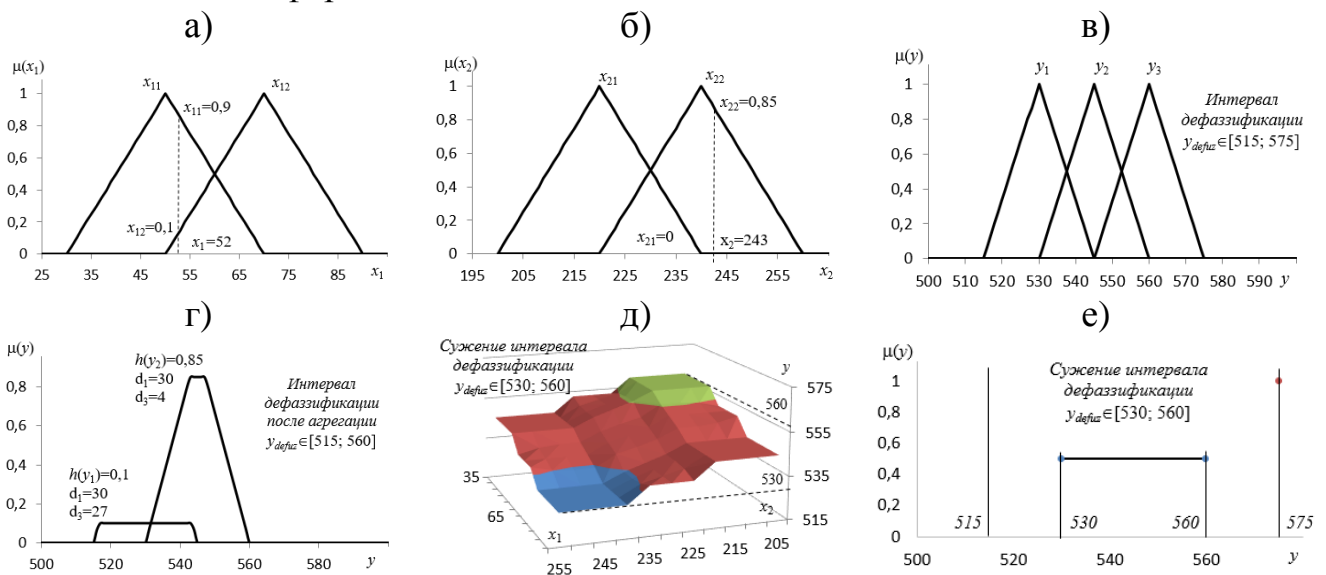


Рисунок 1. Нечёткая модель на основе метода центра тяжести:

а – первая входная переменная, б – вторая входная переменная, в – выходная переменная, г – интервал дефаззификации после агрегации, д – результирующая поверхность, е – сужение интервала дефаззификации 2d-проекция

Данный недостаток наследуют адаптивные нейро-нечёткие системы вывода, основанные на алгоритмах Мамдани и Такаги-Сугэно, так как в них для дефаззификации используется метод центра тяжести. При обучении адаптивная нейро-нечёткая система вывода пытается компенсировать данный недостаток увеличением либо числа нечётких правил, либо увеличением числа входных переменных. Но выйти из зоны нечувствительности она не может, поэтому алгоритм увеличивает число нечётких правил или входных переменных дальше, что приводит к снижению её производительности.

Также в первой главе представлена технология создания системы технического зрения для роботизированного комплекса (рисунок 2), включающая 8 этапов и критерии оценки её эффективности: точность распознавания объектов – это показатель, оценивающий, насколько точно система технического зрения распознаёт объекты на изображении, вычисляющийся на основе числа правильно рас-

познанных объектов и числа ложных срабатываний; скорость обработки изображений – это быстродействие системы технического зрения, измеряется в количестве обрабатываемых пикселей изображения в единицу времени; надежность работы в различных условиях определяется как вероятность безотказной работы; удобство использования оценивает время настройки и запуска системы; стоимость оценивается в виде затрат на разработку, производство и техническое обслуживание системы технического зрения.

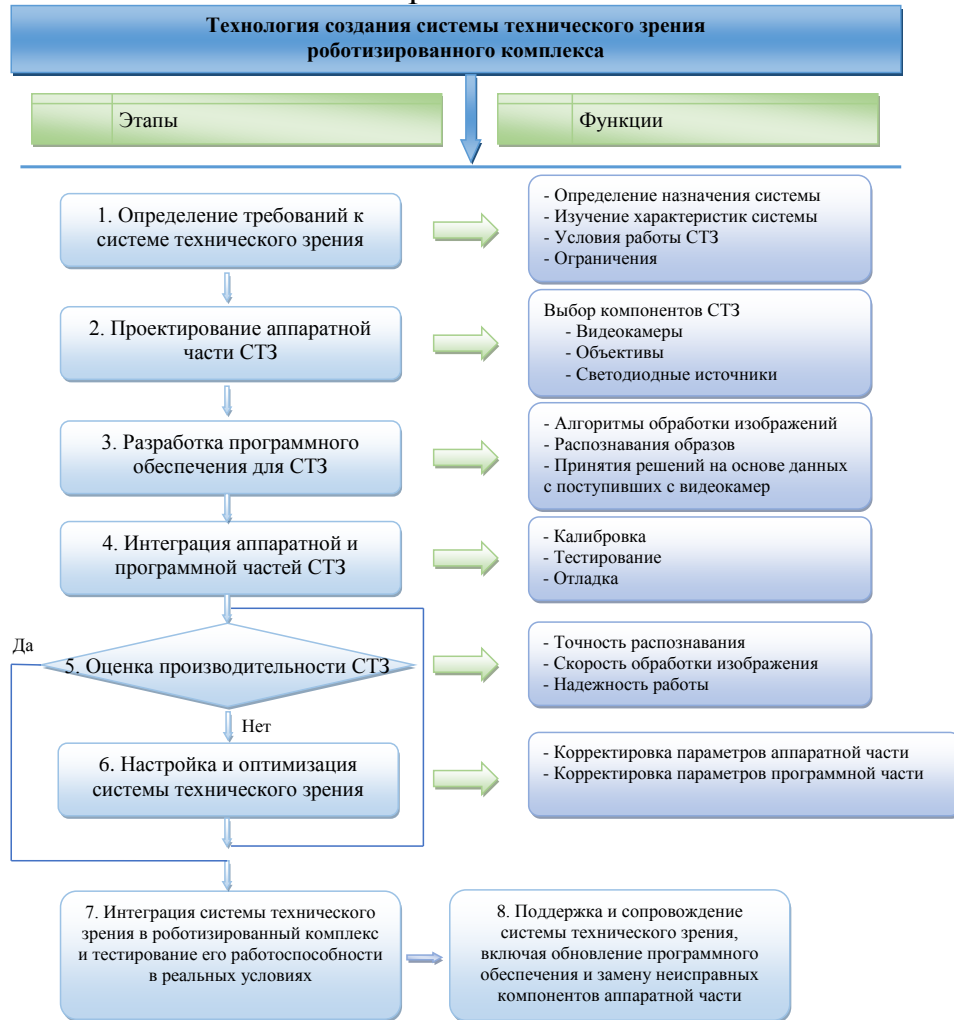


Рисунок 2. Технология создания СТЗ для роботизированного комплекса

Решение научной проблемы диссертационного исследования, связанной с увеличением быстродействия принятия управляющих решений в интеллектуальных роботизированных системах управления, возможно за счёт сокращения циклов настройки и оптимизации системы технического зрения (рисунок 2, этапы 5 и 6) и требует разработки новой методологии, направленной на решение научной проблемы путём применения наилучших и наиболее осуществимых методов в соответствии с целями и задачами диссертационного исследования, основанной на сочетании новых быстродействующих методов дефаззификации результирующей переменной в нейро-нечётких сетях, позволяющих компенсировать ошибку сужения интервала дефаззификации. Замена модели центра тяжести в адаптивных нейро-нечётких системах вывода за счёт исключения зон нечувствительности позволит увеличить их скорость обучения, тем самым повысить быстродействие.

Базовая структурная схема системы технического зрения представлена на рисунке 3.

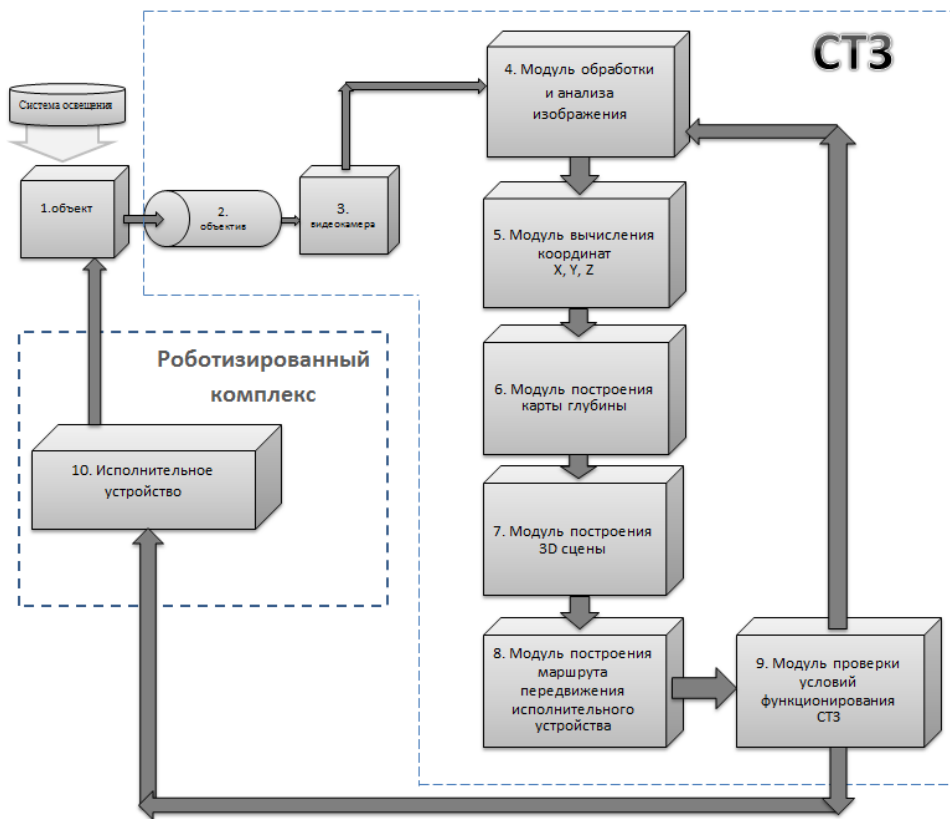


Рисунок 3. Структурная схема СТЗ для роботизированного комплекса

Для решения научной проблемы, рассмотренной в первой главе, во второй главе диссертационного исследования разработан математический инструментарий, способный компенсировать вышеуказанные ошибки, а также создать методологию синтеза интеллектуальных систем технического зрения для роботизированных комплексов.

Во второй главе разработан математический инструментарий, использующийся для синтеза интеллектуальных систем технического зрения, и предложены рекомендации для распараллеливания вычислительных процессов. Первым инструментарием методологии являются новые метод дефазификации с модификациями и структура нейро-нечёткой системы вывода, исключая операции глобальной агрегации, позволяющие ускорить время вычислительных операций.

Основная идея метода отношения площадей (МОП) заключается в использовании универсальной формулы для нахождения площадей фигур (рисунок 2а) функций принадлежности, которые в процессе агрегации трансформируются из треугольной формы (рисунок 1в) в трапециевидную (рисунок 1г). Использование одной формулы для выполнения данной операции позволяет, например, при реализации данного метода в программируемых логических интегральных схемах использовать один и тот же блок для вычисления площадей, как для треугольных, так и для трапециевидных фигур, что в значительной мере сокращает общее время вычисления результирующей переменной.

Метод отношения площадей состоит из следующей последовательности действий (Программа для ЭВМ № 2015615442).

1. Определение суммарной площади выходной функции принадлежности:

$$S_{11} = \omega \cdot n \cdot \frac{d_1}{2}, \quad (1)$$

где ω – весовой коэффициент (по умолчанию, $\omega = 1$), d_1 – ширина основания терма выходной функции принадлежности (рисунок 1а), h – высота терма (от 0 до 1), n – количество функций принадлежности выходной переменной (рисунок 1в, $n=3$).

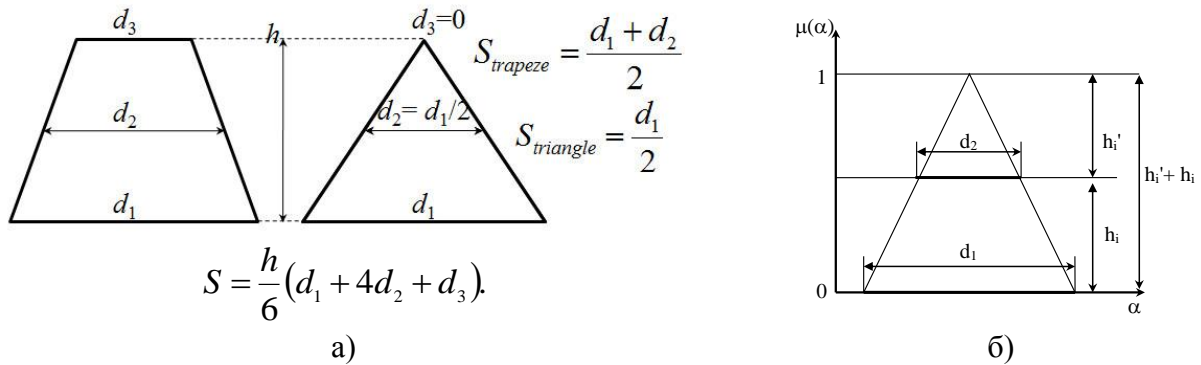


Рисунок 4. Геометрическая интерпретация метода отношения площадей: а – универсальная формула расчёта площадей, б – упрощение метода отношения площадей

2. Определение высот степеней активации выходных термов с помощью композиционного правила Заде по формуле:

$$h_i = \max_{\text{supp} Y} (\mu(y_i)), \quad (2)$$

где $\mu(y)$ – степень активации заключений выходных функций принадлежности (рисунок 1г), i – номер усечённого терма ($i=1 \dots n$).

3. Вычисление площади усечённых функций принадлежности выходной переменной по формуле:

$$S_n = \begin{cases} S_n = 0, & \text{if } h = 0; \\ S_n = \frac{d_1}{2}, & \text{if } h = 1; \\ S_n = \frac{h}{2}(d_1 + d_3), & \text{if } h \in (0, 1), \end{cases} \quad (3)$$

где d_3 – верхнее основание усечённого терма (рисунок 4а).

4. Определение общей площади фигуры с преобразованными функциями принадлежности:

$$S_{12} = \sum_{i=1}^n S_i. \quad (4)$$

5. Определение отношения общей площади фигуры с усечёнными функциями принадлежности к общей площади фигуры выходной переменной:

$$D = \frac{S_{12}}{S_{11}}. \quad (5)$$

6. Нахождение результирующего значения на выходе дефаззификатора:

$$y_{\text{defuz}} = [D \cdot (y_f - y_s)] + y_s, \quad (6)$$

где y_f, y_s – конечное и начальное значения суппорта выходного множества.

Таким образом, формулы (1)÷(6) реализуют метод отношения площадей, который может использоваться в любых моделях нечётко-логического вывода вместо метода центра тяжести. Преимущество метода отношения площадей заключается в том, что он компенсирует ошибку сужения интервала дефаззификации. Для рассмотренной в первой главе модели нечётко-логического вывода (рисунок 1) при использовании метода отношения площадей результирующая по-

верхность (рисунок 5а) находится во всём диапазоне суппорта выходной переменной [515; 575] (рисунок 5б). Это обстоятельство свидетельствует о том, что метод отношения площадей компенсирует ошибку сужения интервала дефаззификации, а при использовании его в структуре адаптивной нейро-нечёткой системы вывода компенсирует ошибку «проклятия размерности», что позволяет увеличить производительность и быстродействие нечёткой модели.

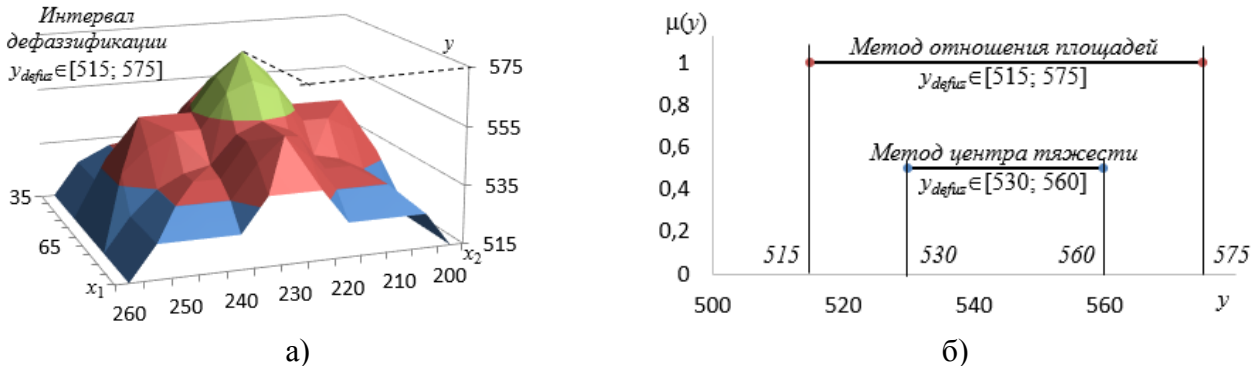


Рисунок 5. Нечёткая модель на основе метода отношения площадей:

а – результирующая поверхность, б – интервал дефаззификации 2d-проекция

При проведении экспериментальных исследований функционирования метода отношения площадей и реализации его на ПЛИС (Программы для ЭВМ №№ 2018617836, 2018618932 и 2015615442) было установлено, что наиболее трудоемкой операцией в методе отношения площадей является нахождение верхнего основания усечённого термина выходной функции (формула (3), переменная d_3). Установлено, что данная операция составляет 1/3 от общего времени реализации МОП. С целью исключения из расчёта в МОП данной переменной были разработаны модификации метода отношения площадей. В первой модификации (формула (8)) для выражения переменной d_3 через высоту степени активации выходных термов (формула (2)) использовался метод подобия треугольников (рисунок 4б). Во второй модификации (формула (9)) использовалась идея, что в процессе глобальной агрегации усечённый терм трансформируется в треугольную, а не трапециевидную форму.

Подробный вывод формул для модификации метода отношения площадей представлен во второй главе диссертационного исследования в параграфе 2.2. Результирующие формулы для модификаций МОП имеют следующий вид:

<p>Нелинейная модель</p> $y_{defuz} = \frac{\ln \left[\frac{D}{(1+D)} \right]}{b} + y_f - c', \quad (7)$	<p>Модификация 1</p> $y_{defuz} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n h_i (2 - h_i)}{n\omega} \cdot (y_f - y_s) \right] + y_s. \quad (8)$	<p>Модификация 2</p> $y_{defuz} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n h_i}{n\omega} \cdot (y_f - y_s) \right] + y_s. \quad (9)$
---	---	---

где b, c' – параметры нелинейной функции.

Математическая модель нейро-нечёткой системы вывода, основанной на МОП, состоит из следующей последовательности действий:

1. Фаззификация входных переменных. На этом этапе формируются входные и выходные функции принадлежности по формулам:

$$\begin{aligned} X_1 &= \{x_{11}\} + \{x_{12}\} + \{x_{13}\} + \dots + \{x_{1k}\}, \\ X_2 &= \{x_{21}\} + \{x_{22}\} + \{x_{23}\} + \dots + \{x_{2k}\}, \\ &\dots \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} X_l &= \{x_{l1}\} + \{x_{l2}\} + \{x_{l3}\} + \dots + \{x_{lk}\}, \\ Y &= \{y_1\} + \{y_2\} + \{y_3\} + \dots + \{y_n\}, \end{aligned} \quad (11)$$

где X_l – входы нечёткой системы, l – количество входных переменных, k – количество функций принадлежности у входных переменных, Y – выходная переменная нечёткой системы.

2. Расчёт степеней функций принадлежности. Для выполнения этой процедуры необходимо воспользоваться следующими уравнениями:

Треугольная ФП	Трапецевидная ФП	Гауссовская ФП
$\mu_x(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b; \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c; \\ 0, & c \leq x. \end{cases}$	$\mu_x(x) = t \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b; \\ 1, & b \leq x \leq c; \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d; \\ 0, & d \leq x. \end{cases}$	$\mu_x(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a}\right)^{2b}},$

где a, b, c, d – лингвистические метки треугольной, трапецевидной или гауссовой функций принадлежности, x – чёткое значение, принадлежащее суппорту нечёткого множества.

3. Создание нечётких правил. На этом этапе формируется база нечётких правил, состоящую из правила вида «Если ... То ...», которая определяет исходное соотношение между входными и выходными переменными адаптивной нейро-нечёткой системы вывода по формуле:

$$FR_p: \text{If } x_1 \text{ is } \mu_{x_1}(x_{1k}) \Theta_t x_2 \text{ is } \mu_{x_2}(x_{2k}) \Theta_t \dots \Theta_t x_i \text{ is } \mu_{x_i}(x_{ik}) \text{ Then } y \text{ is } y_n, \quad (13)$$

где Θ_t – знак, обозначающий одну из операций t - или s -норм (таблица 2); p – количество нечётких правил.

Степени активации предпосылок нечётких правил из формулы (13) рассчитываются с помощью одной из t -норм (таблица 2) по формуле:

$$\alpha_q = (\dots(\mu_{x_1}(x_{1k}) \Theta_t \mu_{x_2}(x_{2k})) \Theta_t \dots \Theta_t \mu_{x_i}(x_{ik})), \quad (14)$$

где Θ_t – знак, обозначающий одну из операций t -норм; q – количество активированных предпосылок в нечётком выводе.

Если несколько нечётких правил ссылаются на один и тот же выходной терм, тогда активируется, то нечёткое правило (эта операция называется глобальная агрегация), которое имеет максимальную степень активации нечётких правил, для этой операции используется одна из s -норм (таблица 2). Данная операция нахождения максимальной степени активации предпосылок нечётких правил реализуется по формуле:

$$h_k = (\dots(\alpha_1 \Theta_s \alpha_2) \Theta_s \dots \Theta_s \alpha_p), \quad (15)$$

где Θ_s – знак, обозначающий одну операцию из s -норм.

Операции t -норма и s -норма ($I_M, I_{PROD}, I_L, I_{BD}$) используются в исходном правиле Заде, что приводит к отсутствию свойства аддитивности. Под свойством аддитивности понимается случай, когда выходной сигнал нейро-нечёткой системы изменяется пропорционально изменению входных сигналов. Использование t - и s -норм в структуре нечёткого вывода позволяет отнести данный метод к классу сложных систем, основанных на мягких вычислениях.

Таблица 2. Формулы для t и s -норм

t-норма (Θ_t)		s- норма (Θ_s)	
жесткие арифметические операторы			
Мамдани I_M	$\min(x_{1j}; x_{2j});$ <i>if</i> $I = I_M$	Мамдани I_M	$\max_1^p(\alpha_p);$ <i>if</i> $I = I_M$
мягкие арифметические операторы			
Мягкая норма (минимум) I_{SOFT}	$\frac{x_{1j} + x_{2j} + \delta^2 - \sqrt{[x_{1j} - x_{2j}]^2 + \delta^2}}{2},$ $\delta = 0.05$ <i>if</i> $I = I_{SOFT}$	Мягкая норма (максимум) I_{SOFT}	$\frac{\alpha_p + \alpha_{p+1} + \delta^2 + \sqrt{[\alpha_p - \alpha_{p+1}]^2 + \delta^2}}{2},$ $\delta = 0.05$ <i>if</i> $I = I_{SOFT}$

4. Дефаззификация на основе метода отношения площадей. Для этой операции используются как базовая формула метода отношения площадей (6), так и её модификации – формулы (7), (8) и (9).

5. Обучение адаптивной нейро-нечёткой системы вывода на основе метода отношения площадей. На этом этапе нейро-нечёткая система обучается с использованием метода обратной распространения ошибки по формуле:

$$w_{output} = w_{output-1} - \sigma(y_{defuz} - y_{exp}), \text{ until } |y_{defuz} - y_{exp}| \leq T, \quad (16)$$

где w_{output} – весовой коэффициент на данном шаге обучения; $w_{output-1}$ – весовой коэффициент на предыдущем шаге обучения; σ – скорость обучения (по умолчанию $\sigma=0,07$); T – пороговый коэффициент (по умолчанию равен 0,01); y_{exp} – эталонная выборка.

Метод построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, основанный на МОП с использованием мягких вычислений, позволяющий компенсировать ошибку «проклятия размерности», состоит из следующих этапов.

1. Фаззификация входных переменных $x_{input} = f(X_1, X_2)$ по формуле (10), где входные значения, которые поступают от систем технического зрения или стереозрения роботизированных комплексов (рисунок 6, Слой 1).

2. Фаззификация выходной переменной $y_{output} = f(Y)$ по формуле (11), формирующей выходную нечёткую переменную (рисунок 6, Слой 1').

3. Расчёт степеней входных функций принадлежности по формуле (12) (рисунок 6, Слой 2).

4. Расчёт степеней выходной функции принадлежности по формуле (12) (рисунок 6, Слой 2').

5. Расчёт степеней активации предпосылки нечётких правил по формуле (14) (рисунок 6, Слой 3).

6. Расчёт максимальной степени активации предпосылок нечётких правил по формуле (15) (рисунок 6, Слой 4).

7. Расчёт площадей усеченных функций принадлежности по формуле (3) (рисунок 6, Слой 5).

8. Расчёт весового коэффициента по формуле (16). На первом этапе обучения рекомендуется принять значение весового коэффициента, равное $w_{output-1}=n/2$ (рисунок 6, Слой 5').

9. Расчёт общей площади фигуры с усечёнными функциями принадлежности по формуле (4) (рисунок 6, Слой 6).

10. Расчёт суммарной площади выходной функции принадлежности по формуле (1) (рисунок 6, Слой 6').

11. Определение соотношения площадей по формуле (5) (рисунок 6, Слой 7).

12. Расчёт чёткого значения на выходе нечёткой системы. В случае использования линейной функции чёткое значение на выходе нечёткой системы рассчитывается по формуле (6). В случае использования модифицированных моделей используются формулы (7), (8) и (9) (рисунок 6, Слой 8).

13. Обучение нейро-нечёткой системы с использованием формулы (6), то есть в этом слое осуществляется изменение весового коэффициента для каждой обучающей точки до тех пор, пока разность между заданным значением y_{exp} и нечётким выходом y_{defuz} не станет меньше или равна пороговому значению (рисунок 6, Слой 9).

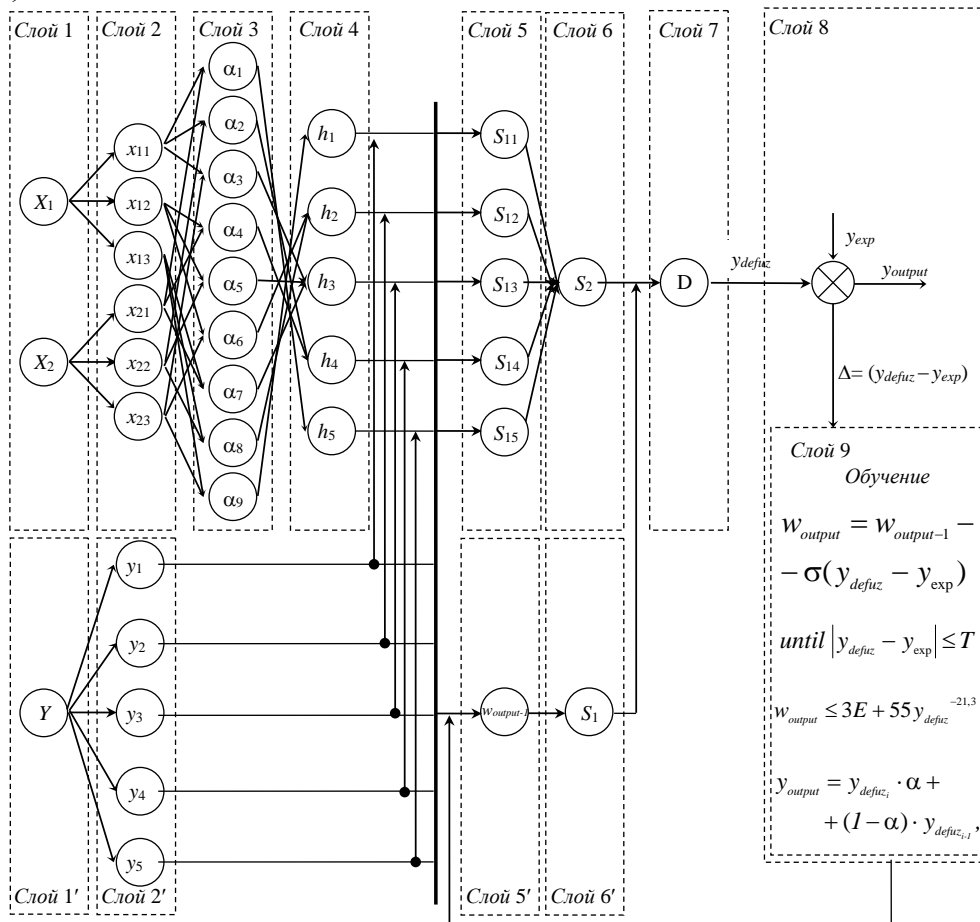


Рисунок 6. Структура метода построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода на основе МОП

Данный метод получил аббревиатуру MAR-ANFIS (method of area's ratio for adaptive neuro-fuzzy inference system) и введен в международные словари.

Для реализации фильтрации как логических цифровых сигналов, так и аналоговых сигналов разработан нечёткий фильтр. Данный фильтр получил аббревиатуру FF-MAR (fuzzy filter based on the method of area's ratio) и введен в международные словари. Формула нахождения результирующего значения y_{output} на выходе математической модели нечёткой фильтрации сигналов имеет следующий вид:

$$y_{output} = y_{defuz_i} \cdot \alpha + (1 - \alpha) \cdot y_{defuz_{i-1}}, \quad (17)$$

где y_{defuz} , $y_{defuz,i}$ – текущее и предыдущее значения на выходе дефаззификатора, y_{defuz} – сигнал на выходе нейро-нечёткой сети, α – коэффициент фильтра.

Структура метода построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, основанной на МОП, состоит из 8 основных, 4 дополнительных слоёв, слоя обучения и представлена на рисунке 6.

При реализации систем технического зрения и фильтрации цифровых изображений возникает задача обработки всех пикселей исходного изображения окном 3×3 . В ходе экспериментальных исследований с использованием специализированного программного обеспечения (Программа для ЭВМ № 2020667278) было установлено, что эта операция является самой трудоёмкой при построении систем стереозрения, работающих в режиме реального времени.

С целью повышения быстродействия обработки стереоизображений была разработана модель оптимизации числа проходов (Программа для ЭВМ № 2023612094), которая основана на реализации двух проходов в прямом и обратном направлениях, использующихся вместо девяти операций поэлементного суммирования элементов в окне 3×3 .

Модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей 3×3 основана на известном методе акселерации с использованием интегрального изображения и решает следующую задачу. В традиционных алгоритмах обработки стереоинформации на основе алгоритма SAD выполняют суммирование всех элементов в окне 3×3 , причем данная процедура осуществляется для всех пикселей изображения.

Сложность алгоритма в этом случае эквивалентна выражению $w_u \times h_u \times 9$, где $w_u \times h_u$ – ширина и высота изображения, 9 – количество операций суммирования для одного элемента в обрабатываемом окне 3×3 . Предлагаемая модель обработки изображения в отличие от прямого метода вычисления свёртки осуществляется по всему изображению, при этом после двух проходов в каждой из ячеек массива содержится значение суммы элементов, находящихся вокруг него в окне 3×3 . Сложность предложенного подхода эквивалентна выражению $w_u \times h_u \times 4$, где 4 – количество операций сложения или вычитания при реализации двух проходов по изображению в прямом и обратном направлениях. Причем первый проход основан на известном методе акселерации с использованием интегрального изображения.

Прямой проход.

Прямым является направление обработки изображения от нижнего правого пикселя до левого верхнего. При прямом проходе создается подготовительная матрица, элементы которой заполняются на основе следующего правила.

Правило 1. *Проход начинается с самого правого нижнего пикселя изображения, причем, если справа и ниже его в исходной матрице находится единица, то элемент подготовительного массива увеличивается на единицу.*

Суммарное количество элементов в каждой ячейке подготовительного массива определяется по формуле:

$$S_n = A + (B - \Gamma) + (B - \Gamma) + \Gamma = A + B + B - \Gamma, \quad (18)$$

где A – текущий элемент исходного массива (0 или 1), B – сумма элементов справа и ниже в исходном массиве (синяя область), Γ – сумма элементов ниже и справа

ва в исходном массиве (зелёная область), Γ – сумма элементов и ниже и справа в исходном массиве (рисунок 7б, красная область).

Для рассматриваемого примера $A = 0$, $B = 4$, $V = 4$, $\Gamma = 2$. Тогда согласно формуле (18) для рассматриваемой ячейки исходного массива (рисунок 7а – серая ячейка) в предварительном массиве определяется суммарное количество не нулевых элементов в исходном массиве, находящихся снизу и справа относительно искомой ячейки: $S_{\Pi}=0+4+4-2=6$. Для заштрихованных ячеек (рисунок 7) $S_{\Pi}=1+4+6-4=7$. Остальные элементы подготовительного массива заполняются аналогично.

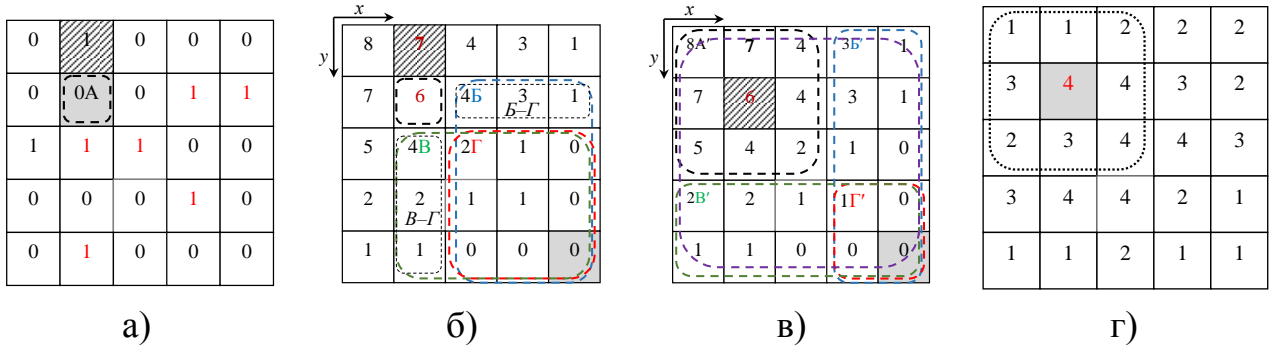


Рисунок 7. Массивы: а – исходный, б – подготовительный, в – подготовительный после обработки, г – финальный

Обратный проход.

При обратном проходе создается финальная матрица элементов, для которой в каждой ячейке находится суммарное значение элементов окна 3×3 исходного массива.

Правило 2. Проход начинается с самого левого верхнего пикселя изображения, причем расчёт осуществляется в обратном порядке по отношению к подготовительному массиву в окне 3×3 по формуле:

$$S_{\phi} = A' - (B' - \Gamma') - (B' - \Gamma') - \Gamma' = A' - B' - B' + \Gamma', \quad (19)$$

где A' – сумма элементов исходного массива в подготовительном массиве (черная область), B' – сумма элементов исходного массива в подготовительном массиве (синяя область), V' – сумма элементов исходного массива в подготовительном массиве (зелёная область), Γ' – сумма элементов исходного массива в подготовительном массиве (рисунок 7в, красная область).

В подготовительном массиве при реализации обратного прохода каждая из областей, используемая для расчёта, выделяется цветом, причём размер для основной области A' должен иметь окно 3×3 . Для заполнения финальной матрицы сумма элементов в массиве A' складывается с суммой элементов в массиве Γ' и вычитается из разницы сумм элементов в массивах $B' - \Gamma'$ и $V' - \Gamma'$. Для рассматриваемого примера $A' = 8$, $B' = 3$, $V' = 2$, $\Gamma' = 1$. Согласно формуле (19), для рассматриваемой ячейки подготовительного массива (рисунок 5в) в финальном массиве определяется суммарное количество элементов в окне 3×3 исходного массива: $S_{\phi} = 8 - 3 - 2 + 1 = 4$ (рисунок 7г). Остальные элементы в финальном массиве рассчитываются аналогично.

Модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей 3×3 позволила сформулировать следующую теорему.

Теорема. Суммарное значение элементов в матрице, обработанной окном 3×3 , при реализации двух проходов в прямом и обратном направлениях эквива-

лентно суммарному значению элементов в окне 3×3 , полученному поэлементным сложением значений ячеек этого окна.

Доказательство теоремы и псевдокоды реализации метода оптимизации числа проходов представлены в параграфе 2.5 текста диссертации и реализованы в программном обеспечении (Программа для ЭВМ № 2023612094).

Нейро-нечёткая система вывода, основанная на методе отношения площадей, используется для вычисления диспаритета на картах глубин с помощью формул (22), (35) и (43). Модель нечёткой фильтрации позволяет осуществлять фильтрацию на биниризированных изображениях и исключать ошибки, связанные с нахождением центра тяжести распознанных меток (формула 24). Модель оптимизации числа проходов при обработке изображений окном 3×3 позволяет повысить производительность наиболее сложных вычислительных операций при фильтрации изображений (формула 24) и вычислении суммы абсолютной разности (формулы 39÷41). Объединение вышеуказанных моделей в единую методологию синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения описано в третьей главе.

Третья глава посвящена разработке моделей визуализации пространственного положения роботизированного комплекса, его исполнительных механизмов и объектов, окружающих его на 3d сцене. Для реализации этих целей была разработана математическая модель распознавания цветowych меток (Программа для ЭВМ № 2022660350), позволяющая в режиме реального времени определять XYZ координаты исполнительных механизмов и вычислять скорость их перемещения, а также математическая модель построения карт глубин по стереоинформации.

Математическая модель распознавания цветowych меток и определения XYZ координат состоит из следующей последовательности действий.

1. Преобразование изображения, полученного от системы технического зрения, из цветовой модели RGB в модель HSV, и формирование входных переменных Hue и Saturation по формуле:

$$H = \begin{cases} \text{undefined} & \text{if } MAX = MIN; \\ \frac{60(G - B)}{MAX - MIN} + 0^\circ & \text{if } MAX = R \text{ and } G \geq B; \\ \frac{60(G - B)}{MAX - MIN} + 360^\circ & \text{if } MAX = R \text{ and } G < B; \\ \frac{60(B - R)}{MAX - MIN} + 120^\circ & \text{if } MAX = G; \\ \frac{60(R - G)}{MAX - MIN} + 240^\circ & \text{if } MAX = B; \end{cases} \quad S = \frac{MAX - MIN}{1 - \left| 1 - \left(\frac{MAX + MIN}{S_f} \right) \right|}, \quad (20)$$

где R, G, B – значения цветовой модели RGB в диапазоне от 0 до 255, MAX, MIN – максимальное и минимальное значение из трёх параметров RGB, H – значение оттенка в диапазоне от 0 до 360, S – значение насыщенности в диапазоне от 0 до 255, S_f – коэффициент нормализации ($S_f = 255$).

2. Вычисление степени принадлежности входных переменных по одной из формул (12). Вид функций принадлежности представлен на рисунке 3.4 в тексте диссертации.

3. Формирование базы знаний, состоящей из 27 нечётких правил (п.3.1.2, таблица 3.2 в тексте диссертации). Общий вид правил для данной базы знаний имеет следующий вид:

ЕСЛИ Насыщенность (S) низкая **И** Оттенок (H) отрицательный, (21)
ТО Кластер (N) равен N_1 .

4. Определение номера кластера, к которому принадлежит цветовая метка и который указывает цвет распознаваемого объекта по формуле:

$$Cr_v = \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i (N_p - N_{active}) / p \right) + N_{active}, \quad (22)$$

где N_{active} – номер активного нечёткого правила, α_i – определяется по формуле (14), p – количество нечётких правил (формула 13).

5. Бинаризация кластеризованного изображения по формуле:

$$I_B = \begin{cases} 1, & \text{if } Cr_v = N_{26} \parallel Cr_v = N_{17} \parallel Cr_v = N_8 (\text{pink color}); \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (23)$$

где \parallel является обозначением логической операции ИЛИ.

6. Фильтрация бинаризованного изображения по формуле:

$$I_F = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{l'=1}^3 \sum_{p'=1}^3 I_{B_{l',p'}} \cdot \frac{MAX+1}{k} \cdot m_{l',p'}, \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (24)$$

где $m_{l',p'}$ – указывает матрицу для одного из фильтров (таблица 3).

Таблица 3. Фильтры $m_{l',p'}$

Тип фильтра	Логический	Линейный		
	Медианный	Матричный	Гауссовский	Биномиальный
k	1	16	6	2.6
Матричные коэффициенты фильтра $m_{l',p'}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.5 & 0.75 & 0.5 \\ 0.75 & 1 & 0.75 \\ 0.5 & 0.75 & 0.5 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 \end{bmatrix}$
Порог	$T \in [2, 8]$	$T \in [60, 120]$	$T \in [60, 120]$	$T \in [110, 170]$

Для увеличения производительности формулы (24) используется модель оптимизации числа проходов при обработке изображений матрицей 3×3 .

7. Вычисление центра масс распознанных меток, которые определяют X, Y координаты её пространственного расположения:

$$\text{if } I_F = 1 \text{ then } X = \frac{\sum_{i=1}^{w_u} l_i}{count}, \text{ if } I_F = 1 \text{ then } Y = \frac{\sum_{j=1}^{h_u} l_j}{count}. \quad (25)$$

8. Расчёт расстояния, на которое переместилась метка по отношению к предыдущему состоянию:

$$DIST_x = \frac{(X_i - X_{i-1}) \cdot w_{real}}{w_u}, \quad DIST_y = \frac{(Y_i - Y_{i-1}) \cdot h_{real}}{h_u}, \quad (26)$$

где w_{real} , h_{real} – реальная ширина и высота обрабатываемого изображения в метрах.

9. Вычисление Z координаты распознанной цветовой метки. Первоначально, по параллельному алгоритму (диссертация, параграф 3.13. рисунок 3.7) вычисляются краевые координаты распознанной метки $(x_1; y_1)$, $(x_1; y_2)$, $(x_2; y_1)$, $(x_2; y_2)$. Далее вычисляется площадь распознанной метки по формуле:

$$S = (x_2 - x_1) \times (y_2 - y_1). \quad (27)$$

Переменная *Distance*, определяющая Z-координату распознанной цветовой метки (расстояние от видеокамеры до цветовой метки), определялась в процессе калибровки видеокамеры. Для этого видеокамера фиксировалась на разных расстояниях от распознаваемой метки. Затем по формуле (27) вычислялась площадь цветовой метки. Процесс повторялся для значений расстояний камеры от распознаваемой метки в диапазоне от 5 до 200 см. Для вычисления Z-координаты был применен метод регрессионного анализа для ограниченного числа опытов:

$$Distance = 1299,84 \times S^{-0,46} . \quad (28)$$

Далее на основе данных, определяемых с помощью формулы (28) и модифицированного алгоритма А* (диссертация, параграф 3.1.4, рисунок 3.8), строится маршрут передвижения исполнительных механизмов роботизированного комплекса.

С целью построения трёхмерных сцен изображений была разработана **математическая модель построения карт глубин**, состоящая из трёх уровней.

На первом уровне осуществляется выделение контуров объектов с помощью сочетания модели детектора Кэнни и нечёткой модели обработки углов градиента.

1. Преобразование пикселей в оттенки серого цвета. Значение интенсивности каждого пикселя определяется по следующей формуле:

$$I_{x,y} = 0,299R_{x,y} + 0,587G_{x,y} + 0,114B_{x,y} , \quad (29)$$

где $I_{x,y}$ – интенсивность яркости градации серого в пикселе ($I_{x,y} \in [0, 255]$) на изображении с координатами вдоль оси абсцисс ($x=1 \dots w_u$) и вдоль оси ординат ($y=1 \dots h_u$), R – значение интенсивности красного цвета в пикселе, G – значение интенсивности зелёного цвета в пикселе, B – значение интенсивности синего цвета в пикселе.

2. Сглаживание. Эта операция позволяет уменьшить влияние шума на изображении. Сглаживание полутонового изображения осуществляется путём поэлементного умножения элементов матрицы $I_{x,y}$ на элементы матрицы Гаусса (Н) с размером окна 5×5 по формуле:

$$K_{x,y} = \sum_{x=-2}^2 \sum_{y=-2}^2 \frac{1}{b} G_m \cdot I_{x,y} , \quad (30)$$

где $K_{x,y}$ – элементы значений интенсивности для каждого пикселя после сглаживания; b – коэффициент нормировки равен сумме элементов матрицы G ($b=159$); G_m – матрица Гаусса.

3. Поиск градиента. В этой операции значения градиента яркости изображения вычисляются в течение двух процедур. На первой путём свертки изображения, полученного с помощью формулы (30), с целочисленными матрицами в вертикальном Sy и горизонтальном Sx направлениях, а во время второй процедуры вычисляется градиент для каждого пикселя в изображении поэлементным умножением элементов матриц и их последующим суммированием в окне 3×3 по формуле:

$$G_{x,y} = \sqrt{GX_{x,y}^2 + GY_{x,y}^2} , \quad (31)$$

$$\text{где } GX_{x,y} = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot K_{x,y} , \quad GY_{x,y} = \sum_{y=-1}^1 \sum_{x=-1}^1 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \cdot K_{x,y} .$$

4. Определение направления угла градиента, который после округления принимает только четыре значения $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ и 135° .

$$\Theta_{x,y} = \text{round} \left(\frac{\text{atan} \left(\frac{GY_{x,y}}{GX_{x,y}} \right)}{\frac{\pi}{4}} \right) \Rightarrow \begin{cases} 0^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 4, \Theta_{x,y} = -4, \Theta_{x,y} = 0; \\ 45^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 1, \Theta_{x,y} = -3; \\ 90^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 2, \Theta_{x,y} = -2; \\ 135^\circ, & \text{если } \Theta_{x,y} = 3, \Theta_{x,y} = -1, \end{cases} \quad (32)$$

где *round* – функция округления результата $\Theta_{x,y}$ до целого числа, *atan* – функция для определения арктангенса градиента.

5. Фаззификация входных и выходных переменных. Пусть входная переменная является разностью между градиентами соседних ячеек относительно центральной (рисунок 8). Разность градиентов между центральной ячейкой и соседними восемью ячейками определяется по формуле:

$$\Delta G_i = G - G_i. \quad (33)$$



Рисунок 8. Разность градиентов: а – расположение градиентов относительно центральной ячейки, б – обозначение градиентов в окне 3×3

Для расчёта разности градиентов по формуле (33) первоначально вычисляются степени функций принадлежности – значения меток a, b, c, d входных переменных (рисунок 9) и разность градиентов между соседними ячейками и центральной (рисунок 8б). Вид функций принадлежности представлен на рисунке 9.

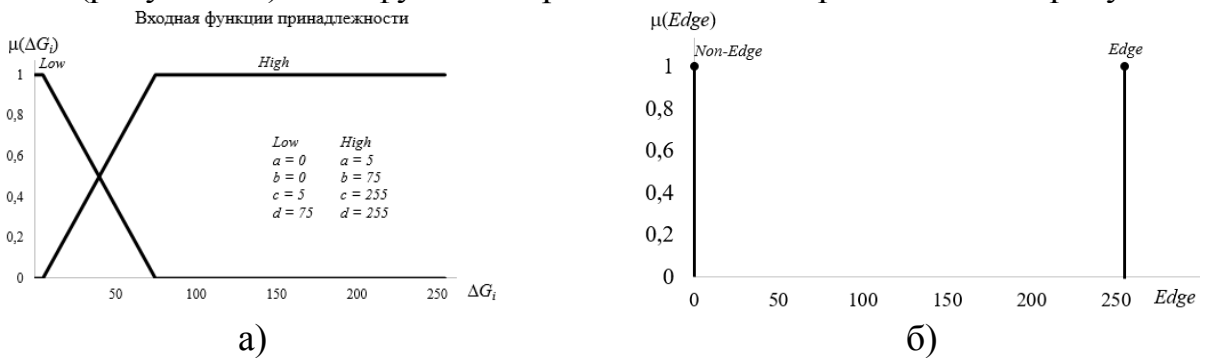


Рисунок 9. Фаззификация: а – график входной функций принадлежности, б – график выходной функции принадлежности

Значения степеней истинности для треугольных функций принадлежности (рисунок 9а) вычисляются по формуле (12). Выходная функция принадлежности задается двумя синглтонами $\mu(\text{Edge}) = \{ \text{Edge}(255), \text{Non-Edge}(0) \}$ (рисунок 9б). Для построения трапециевидных функций (рисунок 9а) необходимо меткам функций принадлежности (формула 12) задать одинаковое значение.

6. Формирование базы нечётких правил. База нечётких правил формируется в зависимости от направления угла градиента, вычисляемого по выражению (32) с помощью следующей формулы:

$$R_{i=1..16} = \min[\mu(\Delta G_{i'}), \mu(\Delta G_{i''}), \mu(\Delta G_{i'''})], \quad (34)$$

где i' , i'' , i''' – номера активных правил.

Полная структура базы знаний для реализации данной процедуры представлена в таблице 3.5 текста диссертации (п.3.2.1).

7. Дефаззификация и определение границ. На этом этапе сначала рассчитывается чёткое значение на выходе нечёткой системы с использованием модели центра тяжести или одной из формул метода отношения площадей (6)÷(9):

Угол	$if \Theta_{x,y} = 4;-4;0$	$if \Theta_{x,y} = 1;-3,$	$if \Theta_{x,y} = 2;-2$	$if \Theta_{x,y} = 3;-1$
$DeFuzzy_{x,y} =$	$\frac{\sum_{i=1}^4 R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=1}^4 R_i}$	$\frac{\sum_{i=5}^8 R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=5}^8 R_i}$	$\frac{\sum_{i=9}^{12} R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=9}^{12} R_i}$	$\frac{\sum_{i=13}^{16} R_i \cdot Edge_i}{\sum_{i=13}^{16} R_i}$

(35)

Выходное изображение бинаризуется с помощью нечёткого α -среза (35) и на нём определяются границы объекта по формуле:

$$edge_{x,y} = \begin{cases} 1, & if \ DeFuzzy_{x,y} > Threshold ; \\ 0, & otherwise , \end{cases} \quad (36)$$

где $Threshold$ – пороговое значение (по умолчанию 240).

Такой подход имеет значительные преимущества перед детектором Кэнни.

8. Удаление концевых точек. Выделенные границы у объектов, полученные с помощью уравнения (36), могут иметь неравномерную толщину. Тогда логическое уравнение (37) позволяет удалить ложные пиксели, расположенные у края детектируемого объекта, по формуле:

$$\begin{aligned} E = & E_{i-1} \wedge \neg((\neg E_1 \wedge \neg E_2 \wedge \neg E_3 \wedge \neg E_4 \wedge \neg E_5 \wedge \neg E_6 \wedge \neg E_7 \wedge \neg E_8) \vee \\ & \vee (\neg E_1 \wedge \neg E_2 \wedge \neg E_3 \wedge \neg E_4 \wedge \neg E_5 \wedge E_6 \wedge E_7 \wedge E_8) \vee \\ & \vee (\neg E_1 \wedge \neg E_2 \wedge E_3 \wedge \neg E_4 \wedge E_5 \wedge \neg E_6 \wedge \neg E_7 \wedge E_8) \vee \\ & \vee (E_1 \wedge E_2 \wedge E_3 \wedge \neg E_4 \wedge \neg E_5 \wedge \neg E_6 \wedge \neg E_7 \wedge \neg E_8) \vee \\ & \vee (E_1 \wedge \neg E_2 \wedge \neg E_3 \wedge E_4 \wedge \neg E_5 \wedge E_6 \wedge \neg E_7 \wedge \neg E_8)). \end{aligned} \quad (37)$$

9. Объединение разрывов. Ребра, полученные с помощью уравнения (37), могут иметь разрывы между соседними пикселями. Поэтому необходимо проверить ребра на разрывы, и если они найдены, то объединить их, добавив значение логической 1 в центральную ячейку относительно смежной по следующей формуле:

$$\begin{aligned} E' = & ((E_5 \vee E_8) \wedge (E_1 \vee E_4)) \vee ((E_3 \vee E_5) \wedge (E_4 \vee E_6)) \vee \\ & \vee ((E_2 \vee E_3) \wedge (E_6 \vee E_7)) \vee ((E_1 \vee E_2) \wedge (E_7 \vee E_8)). \end{aligned} \quad (38)$$

Второй уровень математической модели построения карт глубин по стереоизображениям состоит из композиции алгоритма SAD с аппаратом нечётко-логических выводов. На основе этого подхода рассчитывается значение диспаратности (DIS) для каждого пикселя.

1. Расчёт разности уровней интенсивности для левого и правого стереоизображений. На этом этапе для каждого пикселя стереоизображения с координатами (x_l, y_l) вычисляется разница между уровнями интенсивности в кадре (например, в окне 3×3) левого и правого стереоизображения. После этого в кадре на правом изображении происходит сдвиг окна 3×3 на один пиксель и снова вычисляется разница между уровнями интенсивности левого и правого стереоизображения.

Сдвиг окна 3×3 на правом изображении и вычисление разности уровней интенсивности продолжаются до порогового значения $d = 0 \dots d_{max}$. Входами нечёткой системы являются три переменные: разность уровней интенсивности, вычисленная в центральной точке (39); в точке, смещенной от центра на 3 пикселя влево (40); в точке, смещенной от центра на 3 пикселя вправо (41):

$$SAD(x, y, d) = \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} R \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} G \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} B |I_l(x+m, y+n) - I_r(x+m+d, y+n)|, \quad (39)$$

$$SAD(x, y, d) = \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} R \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} G \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} B |I_l((x-3)+m, y+n) - I_r((x-3)+m+d, y+n)|, \quad (40)$$

$$SAD(x, y, d) = \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} R \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} G \sum_{m=n=-b}^{m=n=b} B |I_l((x+3)+m, y+n) - I_r((x+3)+m+d, y+n)|, \quad (41)$$

где I_l, I_r – интенсивность цвета на левом и правом стереоизображениях, x, y – координаты на стереоизображениях, m, n – координаты окна 3×3 , b – размер окна, определяемый по формуле $2b+1$, при $b=1$ размер окна 3×3 пикселя.

Для повышения быстродействия формул (39)÷(41) используется модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей 3×3 .

2. Фаззификация входных и выходной переменных. Входными переменными являются разницы между уровнями интенсивности, определенными с помощью формул (39), (40) и (41). Затем вычисляются степени треугольных функций принадлежности по формуле (12) (рисунок 10а). Выходная функция задаётся одиннадцатью одноэлементными (синглтонными) функциями $\mu(d) = \{M_1(12), M_2(23), M_3(35), M_4(46), M_5(58), M_6(70), M_7(81), M_8(93), M_9(104), M_{10}(116), M_{11}(128)\}$ (рисунок 10б).



Рисунок 10. Фаззификация: а – входных переменных;

б – выходной переменной; в – входная переменная для второго уровня

3. Формирование базы нечётких правил. Для обеспечения свойства полноты базы нечётких правил минимальное количество нечётких правил определяется как $r^k = 3^3 = 27$ (где r – количество функций принадлежности входной переменной, k – количество нечётких переменных). В общем случае нечёткие правила имеют вид:

$$R_{i=1 \dots 27}: \text{IF } SAD_i \text{ Is } \mu(A_{1i}), SAD_i \text{ Is } \mu(A_{2i}), SAD_i \text{ Is } \mu(A_{3i}) \text{ Is } A_{31} \text{ THEN } d \text{ Is } Y_h, \quad (42)$$

где Y_h – степени заключений нечётких правил ($h = 1 \dots 11$) вычисляются по формуле (15).

Формулы для вычисления предпосылок и заключений из нечёткого правила (42) представлены в тексте диссертации (параграф 3.2.2, таблица 3.6 и таблица 3.7, соответственно).

4. Дефаззификация. Смещение для каждого пикселя в диапазоне от центрального пикселя до d_{max} рассчитывается упрощенным методом центра тяжести или одной из формул метода отношения площадей по формуле:

Центр тяжести
$$D_{d=1}^{d_{max}} = \frac{\sum_{h=1}^{11} Y_h \cdot M_h}{\sum_{h=1}^{11} Y_h}, \tag{43}$$

МОП
$$D_{d=1}^{d_{max}} = \frac{S_{11}}{S_{12}}(M_{11} - M_1) + M_1,$$

где M_h – метки выходной функции принадлежности (рисунок 8б).

5. Расчёт диспаратности (disparity) для карты глубины. Значение диспаратности находится в массиве значений от 0 до d_{max} . Величине DIS присваивается тот номер индекса ячейки, в котором смещение для каждого пикселя (43) имеет минимальное значение:

$$DIS = \arg \min_{d \in [0 \dots d_{max}]} \left(D_{d=1}^{d_{max}} \right). \tag{44}$$

Пример расчёта диспаратности на карте глубин показан на рисунке 11. Сначала определяется значение D для каждого пикселя относительно искомого значения в массиве от 0 до d_{max} . После этого осуществляется поиск минимального значения D в этом диапазоне. Найдя минимальное значение D в массиве, переменной DIS присваивается тот номер индекса ячейки, в котором D имеет минимальное значение. Индекс номера ячейки, где D имеет минимальное значение ($D = 12$), равен $DIS = 7$ (рисунок 11).

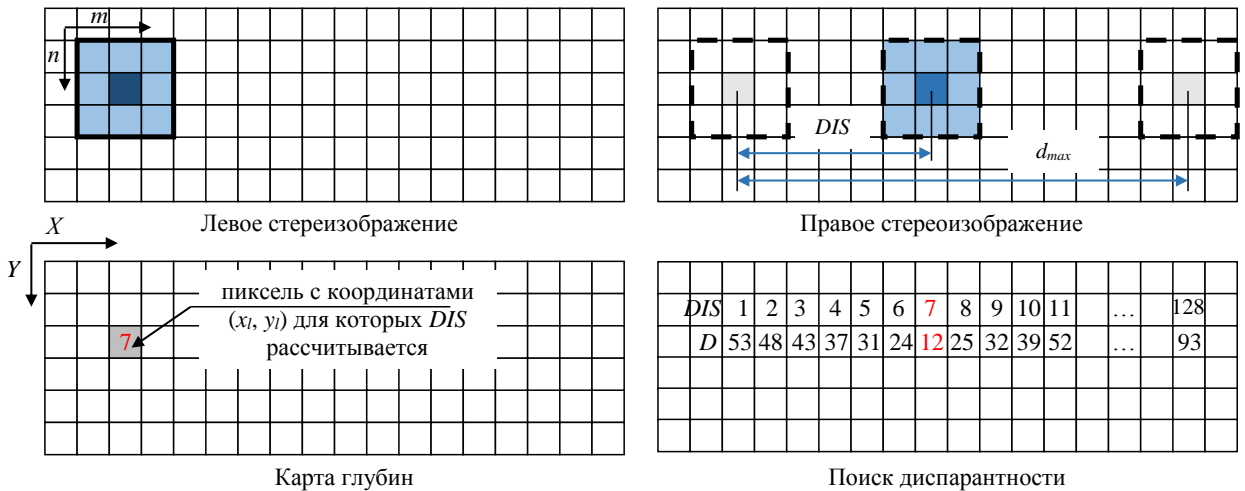


Рисунок 11. Расчёт диспаратности на карте глубин

Далее вычисление переменной DIS по формуле (44) повторяется для всех пикселей карты глубин.

Третий уровень математической модели построения карт глубин уточняет значение диспаратности (44). Входной информацией являются значения диспаратности, полученное на втором уровне (44), и две переменные, определяемые как модуль разности расстояний между градиентами краёв объектов левого и правого стереоизображения, полученные с помощью нечёткого детектора определения границ (36) и (38). Расчёт выполняется за пять действий.

1. Расчёт градиента от краёв двух стереоизображений до границы объектов. Для всех пикселей строки, начиная с нулевого элемента, находится граничный пиксель на левом и правом стереоизображениях. Если ребро объекта найдено, то пикселю присваивается значение логического 0, и он закрашен чёрным. В противном случае каждому некраевому пикселю присваивается значение градиента, увеличивающееся на единицу, пока не будет найден краевой пиксель. При обнаружении краевого пикселя цикл подсчёта количества пикселей, не являющихся контуром, обнуляется и начинается снова с краевого пикселя. Эта операция выполняется на всех строках изображения. При этом цикл подсчёта пикселей выполняется для левого и правого стереоизображения в двух направлениях слева направо и справа налево:

для левого стереоизображения:

$$CountL_{Li}^w = \begin{cases} 0, & \text{if } E = 1 \\ CountL_{Li} + 1 & \text{if } E = 0 \text{ (non-edge)} \end{cases}, \quad (45)$$

$$CountL_{Ri}^0 = \begin{cases} 0, & \text{if } E = 1 \\ CountL_{Ri} + 1 & \text{if } E = 0 \text{ (non-edge)} \end{cases}, \quad (46)$$

для правого стереоизображения:

$$CountR_{Li}^w = \begin{cases} 0, & \text{if } E = 1 \\ CountR_{Li} + 1 & \text{if } E = 0 \text{ (non-edge)} \end{cases}, \quad (47)$$

$$CountR_{Ri}^0 = \begin{cases} 0, & \text{if } E = 1 \\ CountR_{Ri} + 1 & \text{if } E = 0 \text{ (non-edge)} \end{cases}, \quad (48)$$

где $CountL_{Li}$, $CountL_{Ri}$ – расстояние в пикселях слева и справа от края левого стереоизображения до границ детектированных объектов, $CountR_{Li}$, $CountR_{Ri}$ – расстояние в пикселях слева и справа от края правого стереоизображения до границ детектированных объектов.

2. Расчёт разницы градиентов. На этом этапе вычисляется разница градиентов по абсолютной величине между левыми и правыми градиентами, определенными на прошлом этапе:

$$DifL_{x=1,y=1,d=1}^{w,h,128} = |CountL_L(x, y) - CountL_R(x + d, y)|, \quad (49)$$

$$DifR_{x=1,y=1,d=1}^{w,h,128} = |CountR_L(x, y) - CountR_R(x + d, y)|. \quad (50)$$

3. Фаззификация входных и выходных переменных. Пусть входные переменные будут значением диспарантности, определенным с помощью формулы (44), и разностью градиентов, определяемой по формулам (49) и (50). На основе этих данных вычисляются степени истинности треугольных функций принадлежности по формуле (12). Вид входной функции принадлежности показан на рисунке 8.

4. Формирование базы нечётких правил. Нечёткие правила имеют точно такой же вид, что и для первого уровня иерархической нечёткой модели.

5. Дефаззификация. Значение диспарантности для каждого пикселя рассчитывается с использованием метода центра тяжести по уравнению (44) или одной из формул метода отношения площадей (6)÷(9).

Псевдокод для создания третьего уровня математической модели построения карт глубин приведен в Приложении 2.3 текста диссертации.

Учитывая созданный во второй и третьих главах диссертационного исследования математический аппарат, разработана методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зре-

ния, которая состоит из следующей последовательности этапов и применяется для роботизированных комплексов, использующих в качестве органов очувствления одну видеокамеру или две видеокамеры (стереокамеры).

Синтез СТЗ с использованием одной видеокамеры состоит из следующих этапов.

1. Получение от системы технического зрения RGB изображения и трансформация его в HSV цветовую модель с вычислением её параметров по формуле (20).

2. Вычисление степеней принадлежности входных переменных тон и насыщенность по формуле (12).

3. Создание базы нечётких правил по формулам (13) и (21).

4. Расчёт номера кластера, который соответствует цвету распознаваемой цветовой метки с помощью МОП по формуле (22).

5. Бинаризация изображения с распознанной цветовой меткой по формуле (23).

6. Фильтрация бинаризованного изображения по формуле (24). Для увеличения быстродействия вычислительного процесса на данном этапе при обработке изображения окном 3×3 используется метод оптимизации числа проходов.

7. Вычисление по формуле (25) координат центра распознанной цветовой метки.

8. Определение по формуле (26) величины смещения цветовой метки по двум координатам XY.

9. Расчёт по формуле (27) площади распознанной цветовой метки.

10. Вычисление по формуле (28) расстояния от видеокамеры до цветовой метки, данная величина позволяет определить смещение цветовой метки по Z координате.

11. Управление перемещением исполнительных механизмов роботизированных комплексов на основе модифицированного алгоритма A^* с помощью вычисленных XY координат в п.8 и Z координаты, рассчитанной в п.10.

Первый вариант методологии позволяет в режиме реального времени определять перемещение объекта с установленной на нём цветовой меткой в 3d координатах с помощью только одной видеокамеры.

Синтез СТЗ с использованием двух стереокамер состоит из следующих этапов.

1. Получение от системы технического зрения двух стереоизображений в цветовой модели RGB и их трансформация в изображения с градациями серого по формуле (29). Остальные операции осуществляются для двух (левого и правого) стереоизображений. Поскольку для левого и правого стереоизображений используются одинаковые вычислительные операции, то дальше указывается только обработка для одного изображения.

2. Сглаживание изображения по формуле (30).

3. Вычисление по формуле (31) градиента яркости изображения.

4. Расчёт по формуле (32) угла градиента.

5. Фаззификация градиентов яркости, которые являются входными переменными по формуле (33).

6. Вычисление степеней принадлежности входных переменных по формуле (12).
 7. Создание базы нечётких правил по формулам (13) и (34).
 8. Определение границ искомой ячейки изображения по формуле (35).
 9. Бинаризация изображения по формуле (36).
 10. Удаление концевых точек по формуле (37).
 11. Объединение разрывов на полученных контурах выделенных объектов по формуле (38).
 12. Вычисление уровней интенсивности левого и правого стереоизображений для трех точек центральной и смещенной влево и вправо на три пикселя по формулам (39)÷(41). Также для увеличения быстродействия вычислительного процесса на данном этапе при обработке изображения окном 3×3 используется метод оптимизации числа проходов.
 13. Фаззификация разницы уровней яркостей, которые являются входными переменными нейро-нечёткой модели (рисунки 9а и 9б).
 14. Создание базы нечётких правил по формулам (13) и (42).
 15. Определение смещения каждого пикселя по формуле (43).
 16. Расчёт диспаратности карты глубины по формуле (44).
 17. Вычисление градиента от краев двух стереоизображений до границы объектов в двух направлениях для левого и правого стереоизображений по формулам (45)÷(48).
 18. Определение разницы градиентов по формулам (49)÷(50).
 19. Фаззификация входных переменных: значения диспаратности, вычисленные по формуле (44), и разности градиентов, определяемых формулами (49)÷(50).
 20. Создание базы нечётких правил (диссертация, раздел 3.6, таблица 3.7).
 21. Определение диспаратности карты глубин по формуле (43).
 22. Управление перемещением исполнительных механизмов роботизированного комплекса на основе модифицированного алгоритма A^* с помощью вычисленных XYZ по координатам карты глубин, рассчитанных в п. 21.
- Архитектура, моделирующая зависимость вычисления диспаратитета от значений RGB, полученных от КМОП-камеры, $DIS = f(R, G, B)$ для системы технического зрения с двумя видеокамерами представлена на рисунке 12.
- С целью повышения быстродействия обработки информации в системе технического зрения в четвертой главе предложены решения для распараллеливания вычислительных процедур, использующихся при интеллектуализации процесса построения трёхмерных сцен по вычисленным картам глубин.
- В четвёртой главе** рассмотрены вопросы, связанные с реализацией нейро-нечётких моделей в системах технического зрения на основе параллельно-конвейерной обработки информации и анализом их программно-имитационных моделей. Структурные схемы быстродействующих дефаззификаторов и нейро-нечёткой системы вывода на основе МОП представлены в параграфе 4.3 диссертационного исследования и реализованы в программном обеспечении (Программы для ЭВМ №№ 2022617281 и 2022618052).

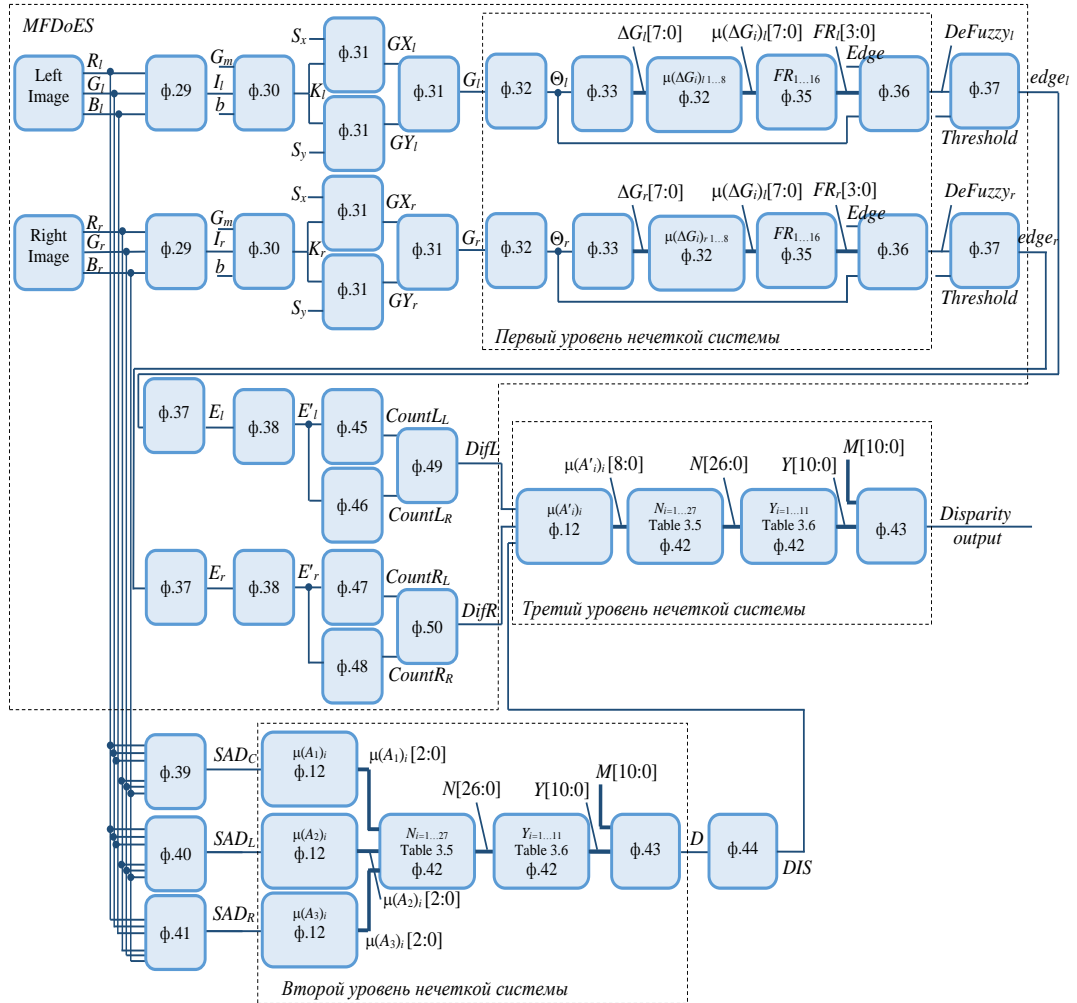


Рисунок 12. Архитектура вычислительного процесса определения координат до объектов (Программа для ЭВМ № 2022661172)

Результаты моделирования представлены на рисунке 13 и свидетельствуют о том, что в случае использования классических моделей нечёткой импликации и дефаззификации на основе метода центра тяжести график модели изменяется только во временном интервале от 5 до 15. Это объясняется наличием ошибки сужения интервала дефаззификации. При использовании метода отношения площадей – результирующая переменная изменяется во всем диапазоне.

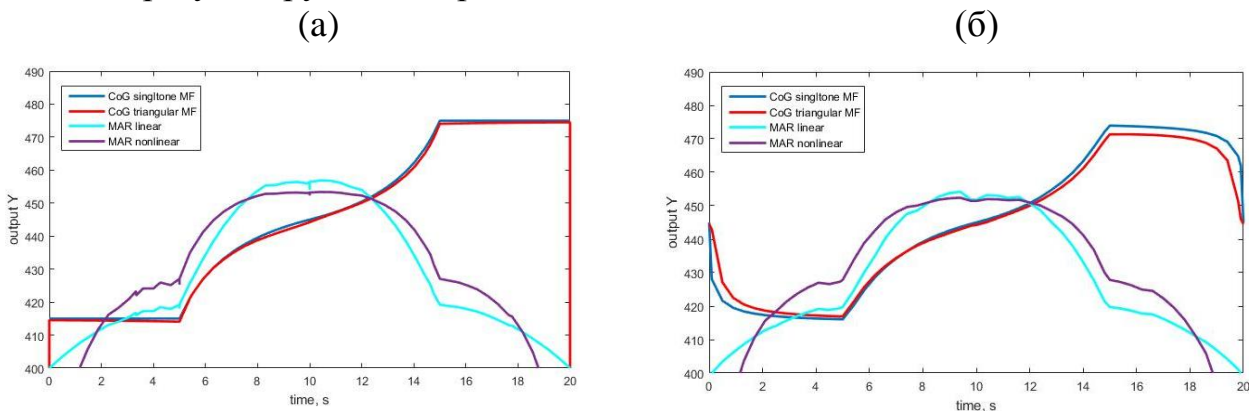


Рисунок 13. Результирующий сигнал на выходе нейро-нечёткой системы вывода на основе МОП: а – с использованием классической импликации Мамдани; б – с использованием мягкой импликации

В ходе обучения адаптивной нейро-нечёткой системы были получены результаты, представленные в таблице 4.

Таблица 4. Результаты обучения

Функции МОП	Импликация				
	I_M	I_{PROD}	I_L	I_{BD}	I_{SOFT}
	RMSE / $t_{обучения}$, мин				
Линейная (ф. 6)	12.3 (1.06 мин)	12.3 (1.09 мин)	1.79 (1.40 мин)	26.09 (4.13 мин)	0.44 (0.36 мин)
Нелинейная (ф. 7)	0.03 (0.19 мин)	0.001 (0.14 мин)	4.81 (1.25 мин)	0.44 (1.10 мин)	0.02 (0.33 мин)
	MAPE				
Линейная (ф. 6)	1.08	1.07	0.26	2.69	0.055
Нелинейная (ф. 7)	0.0006	0.0001	0.83	0.002	0.0006

При использовании классической адаптивной нейро-нечёткой системы вывода с t-нормой I_{PROD} и s-нормой I_M для 2000 эпох обучения, RMSE составляет 4.2778. При использовании адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, основанной на МОП, с аналогичными показателями, её точность равна 0,37. Следовательно, точность предлагаемого метода обучения, основанного на МОП, выше, чем у классической адаптивной нейро-нечёткой системы вывода Такаги-Сугэно в $4,2778 / 0,37 = 11,56$ раза.

Результаты анализа таблицы 4 показали, что при использовании мягкого оператора I_{PROD} и нелинейной функции обучения RMSE составил 0,001. Следовательно точность нейро-нечёткой системы вывода может быть повышена.

Дальнейшие исследования проводились для анализа модели нечёткой фильтрации с различными фильтрами. Анализ результатов моделирования сведен в таблицу 5. Полное описание эксперимента представлено в параграфе 4.5.2 текста диссертации.

Таблица 5. Расчёт RMSE и MAPE для различных фильтров ($D'=0.5$)

Filter	Step generator		Sine Wave generator		Triangle generator		Complex signal	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
KF	0.0089	0.0276	0.0117	0.0270	0.0118	0.0275	0.0209	0.0272
FKF	0.0073	0.0216	0.0100	0.0224	0.0097	0.0237	0.0176	0.0231
EnKF	0.0054	0.0162	0.0090	0.0202	0.0086	0.0194	0.0165	0.0206
МОП (ф.6)	0.0022	0.0140	0.0093	0.0206	0.0092	0.0196	0.0159	0.0201
МОП модиф.1 (ф.8)	0.0029	0.0127	0.0082	0.0185	0.0077	0.0175	0.0164	0.0196
МОП модиф.2 (ф.9)	0.0025	0.0125	0.0081	0.0180	0.0079	0.0175	0.0162	0.0194

Анализ таблицы 5 показал, что RMSE и MAPE меньше при использовании нечёткого фильтра, основанного на методе отношения площадей, по сравнению с другими фильтрами. Только в двух случаях при использовании прямоугольного и треугольного сигналов МОП и МОП с модификацией 1 превосходят результаты моделирования МОП с модификацией 2.

В четвертой главе проведен анализ времени обработки изображения окном 3×3 при использовании модели оптимизации числа проходов. Результаты экспериментов сведены в таблицу 6.

Анализ результатов моделирования (таблица 6) показал, что предложенный метод обеспечивает быстроедействие не менее чем в 2 раза выше по сравнению с прямым методом свёртки.

Таблица 6. Сравнительный анализ методов оптимизации числа проходов при обработке изображений окном 3×3

N		20000	40000	60000	80000	100000
		t, мс				
1 эксперимент	Прямой метод свертки	357	720	1054	1418	1769
	Предложенный метод	149	297	449	599	748
	Отношение	2,4	2,42	2,35	2,37	2,36
2 эксперимент	Прямой метод свертки	423	850	1246	1679	2061
	Предложенный метод	208	416	621	831	1033
	Отношение	2,03	2,04	2,01	2,02	2
		Среднее отношение				
1 эксперимент		2,38				
2 эксперимент		2,02				

Вопросы, связанные с реализацией предложенных параллельно-конвейерных принципов обработки информации при создании высокопроизводительной нейро-нечёткой системы технического зрения и оценкой её эффективности на основе предложенных целевых критериев, рассмотрены в пятой главе.

Пятая глава посвящена анализу экспериментальных данных, полученных при обработке информации в высокопроизводительной нейро-нечёткой системе технического зрения (ВННСТЗ), основанной на математических моделях распознавания цветowych меток и построения карт глубин (рисунок 14).

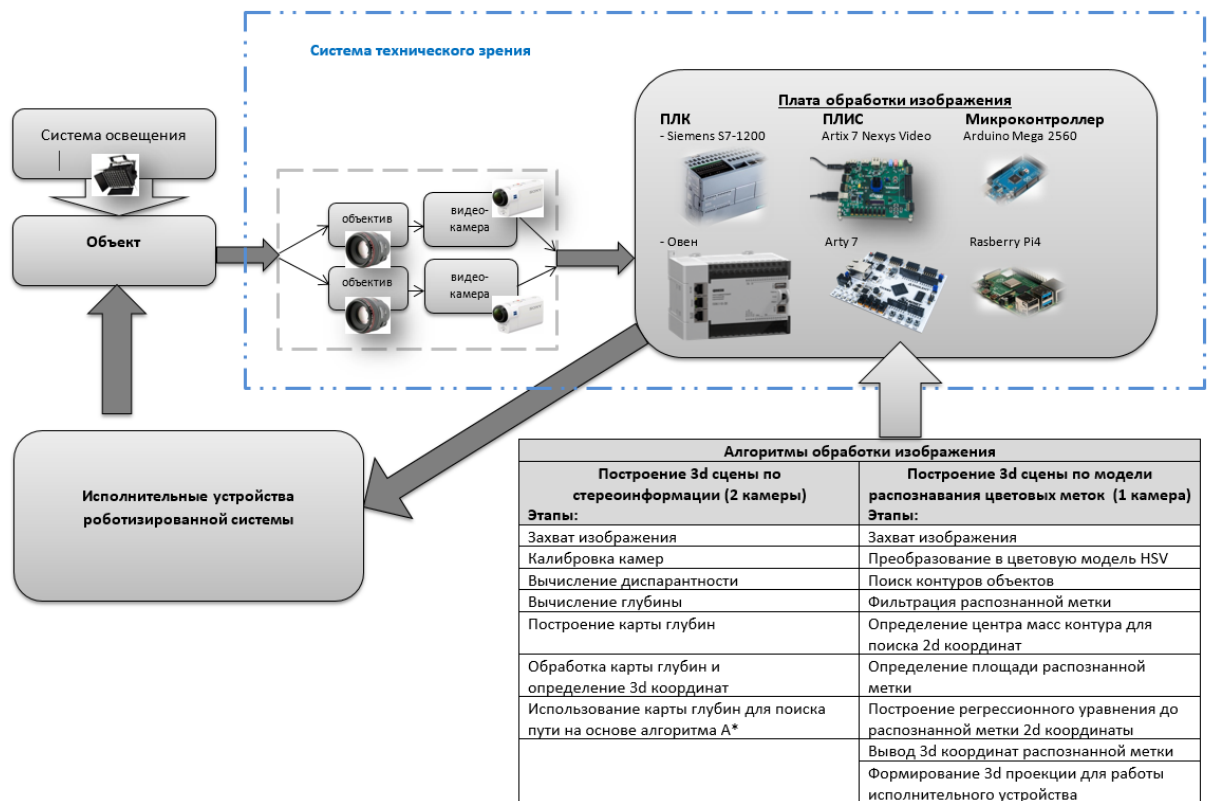


Рисунок 14. Структурная схема высокопроизводительной нейро-нечёткой системы технического зрения

Анализ экспериментальных данных осуществлен на основе следующих целевых критериев.

Во-первых, точность распознавания меток осуществлялась на основе метрики Пратта (FOM), под которой понималось отношение числа правильно распознанных контуров и числа ложных срабатываний (таблица 10). В ходе анализа

также осуществлялось сравнение с известными методами детектирования границ Кэнни и Каура. Точность построения карт глубин осуществлялась на основе коэффициента RMSE (таблица 11), под которой понималось сходство между построенной картой глубин и эталонной.

Во-вторых, скорость обработки изображений оценивалась для процесса обучения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода при использовании различных мягких операторов (таблица 4).

Для реального роботизированного комплекса было создано специальное программное обеспечение на языке программирования SystemVerilog, где оценивалась быстродействие обработки одного пикселя в наносекундах (таблица 7).

Таблица 7. Сравнительный анализ быстродействия нейро-нечётких систем

Дефаззификатор	Формула, рисунок	Время вычислений	
		50, МГц	200, МГц
Оптоэлектронный дефаззификатор (патент №2408052)		1-10, мкс	
Оптоэлектронный дефаззификатор (патент №2439651)		1-10, мкс	
Pyas, A., Khan, R., Ayub, M.		1,014 мкс (507 нс при 100 МГц)	253 нс
Youssef, A., Telbany, M. E., & Zekry, A.		10 мкс (2 мкс при 10 МГц)	40 мкс
Sun, Y., Tang, S., Meng, Z., Zhao, Y., & Yang, Y.		150 мкс (60 мкс при 125 МГц)	35 мкс
Нелинейный дефаззификатор (патент РФ №2701841)	(6), рисунок 9а	590 нс	147,5 нс
Дефаззификатор на основе нелинейного МОП	(7)	560 нс	140 нс
Дефаззификатор, модификация 1	(8), рисунок 9б	160 нс	40 нс
Дефаззификатор, модификация 2	(9), рисунок 9в	130 нс	32,5 нс

Анализ данных, представленных в таблице 7, показал, что быстродействие нейро-нечёткой системы повысилось в $253/32.5=7.7$ раза по сравнению с существующими параллельно-конвейерными нейро-нечёткими методами обработки информации.

В-третьих, надежность работы предложенной интеллектуальной системы технического зрения оценивалась как вероятность безотказной работы роботизированного комплекса в процессе складирования изделий (таблица 8). Точность позиционирования пространственных положений исполнительных коэффициентов вычислялась на основе коэффициентов MAPE и Assigasy (таблица 9).

Вначале для оценки времени работы быстродействующих дефаззификаторов, основанных на модифицированных моделях (модификации 1 и 2), в среде ISE Design v14.7 были спроектированы параллельно-конвейерные устройства и реализованы на ПЛИС Spartan 3e. Результаты моделирования сведены в таблицу 7.

Анализ таблицы 7 показал, что быстродействие предложенной нейро-нечёткой системы вывода, основанной на модификациях метода отношения площадей, превышает характеристики аналогов на несколько порядков.

Затем были проведены исследования **математической модели распозна-**

вания цветowych меток. В результате эксперимента отслеживалось передвижение цветной метки на расстояниях 5 см, 10 см, 15 см, 20 см, 25 см, 30 см, 35 см. Для записи видеофиксации изображений была использована видеокамера Ріху СМУcam5. Для обеспечения надёжности экспериментальных исследований было проведено столько же измерений, сколько и указанных расстояний, то есть 100 замеров для каждого из положений. Общее количество замеров 700.



Рисунок 15. Экспериментальная установка интеллектуального мехатронного комплекса с ВННСТЗ: 1 – компьютер (программа для ЭВМ № 2020667278); 2 – камера Ріху СМУcam5; 3 – цветочная метка; 4 – бесштоковый цилиндр

Во время выполнения работы мехатронным комплексом оценивалась его производительность. Результаты моделирования сведены в таблицу 8.

Таблица 8. Анализ производительности работы мехатронного комплекса

Режим управления	Номер цикла										Среднее арифметическое, с
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
	Время выполнения операций, с										
Ручной	22,00	22,04	21,97	22,00	21,95	21,83	21,86	21,90	21,89	21,97	21,94
Автоматический	14,00	13,96	14,04	13,92	14,02	14,00	13,92	13,94	13,90	14,02	13,97
ВННСТЗ	10,31	10,12	10,32	9,98	10,24	10,25	9,97	10,02	9,98	10,17	10,14
Анализ производительности											
	Производительность		Сравнение производительности								
Ручной	$\Pi = 1 / 21,94 = 0,046$		в 2,16 раза меньше по сравнению с СТЗ на основе распознавания метки								
Автомат	$\Pi = 1 / 13,97 = 0,072$		в 1,38 раза меньше по сравнению с СТЗ на основе распознавания метки								
ВННСТЗ	$\Pi = 1 / 10,14 = 0,099$		в 2,16 раза выше по сравнению с ручным режимом в 1,38 раза выше по сравнению с существующим автоматическим режимом								

Анализ полученных результатов (таблица 8) показал, что предложенная система технического зрения на основе математической модели распознавания цветowych меток имеет лучшие характеристики по сравнению с существующими моделями. Для оценки детектирования распознавания цветowych меток использовалась следующая процедура.

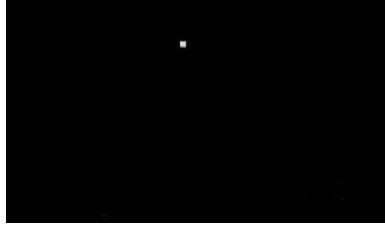
На цилиндр мехатронного комплекса, который перемещался продольно по оси абсцисс, устанавливалась розовая метка (рисунки 15, 16). Движение цилиндра фиксировалось на 10, 20, 30 и 35 сантиметрах. При этом координаты центра цветочной метки (XY-координаты) по осям абсцисс и ординат вычислялись по формуле (25), расстояние, на которое перемещался цилиндр мехатронного комплекса, определялось с помощью формулы (26), а перемещение пневматического захвата по оси аппликата (Z-координата) осуществлялось на основе формулы (28). Для оценки экспериментальных результатов рассчитаны MAPE (средняя абсолютная ошибка в процентах) и точность Assiguasy = 1 – MAPE. Полученные результаты

сведены в таблицу 9.

Положение ИМ – 35 см



Бинаризация (ф. 23)



Фильтрация (ф. 24 или 17)

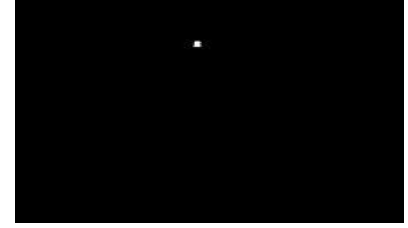


Рисунок 16. Распознавание цветовой метки (патент РФ № 2371295)

Таблица 9. Экспериментальные исследования процесса позиционирования исполнительных механизмов роботизированного комплекса


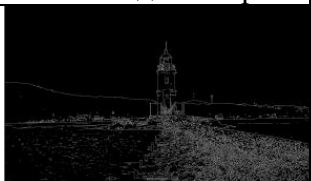
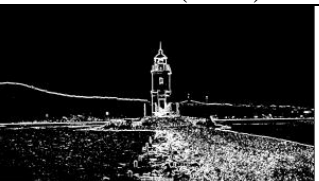
Длина, см	10	20	30	35
Минимальное, см	9,77	19,85	29,96	34,99
Максимальное, см	10,03	20,07	30,08	35,15
МАРЕ	0,0053	0,0032	0,0011	0,0024
Accuracy, %	99,47	99,68	99,89	99,76
		Средняя точность, %		
ВННСТЗ		99,7		
Chaki, J.		86		
Boukezzoula, R.		85		

Анализ результатов, представленных в таблице 9, показал, что средняя точность распознавания цветовой метки равна 99,7%. При этом установлено, что точность метода распознавания цветowych меток в среднем на 12% выше, чем у аналогов.

Далее была осуществлена оценка методов детектирования границ объектов на изображениях и создания карты глубин по стереоизображениям, реализованым в виде специализированного программного обеспечения в среде Microsoft Visual Studio 2019 на языке программирования C#.

Для экспериментов использовался персональный компьютер Intel(R) Core(TM) i5-8600K CPU 3,60 ГГц, RAM 16 ГБ, операционная система Win10. Время, необходимое для детектирования границ на изображениях, определялось в ходе первого эксперимента (формула 36). Эксперименты повторялись для каждого из изображений 100 раз. Карта глубин по стереоизображениям была создана во время второго эксперимента (формула 44). Точность определения границ оценивалась с помощью коэффициента FOM. Детектирование границ объектов проводилось на четырех картинках (Маяк, Дорога, Пляж и Лена) (таблица 10).

Таблица 10. Картинки для детектирования границ объектов

Сцена	Разрешение	Оригинал	Кэнни детектор	MFDоES (п.3.2)	
Маяк	1920×1080				
Кэнни детектор	Детектор Каура	ВННСТЗ	Кэнни детектор	Детектор Каура	ВННСТЗ
Время, с			FOM		
79	73	70	0.74	0.78	0.83

Анализ результатов таблицы 10 показал, что при детектировании границ объектов на изображениях время, необходимое для их определения, сокращается в среднем на 12 %.

В следующем эксперименте оценивалась точность построения карт глубин. Программно-аппаратное обеспечение для построения карт глубин, как и в предыдущем эксперименте, было разработано в среде Microsoft Visual Studio 2019 на языке программирования C#. Для построения карты глубин использовался депозитарий стереоизображений Миддлбери. Анализ эффективности предложенного алгоритма построения карты глубин для изображения Книга представлен на рисунке 17.

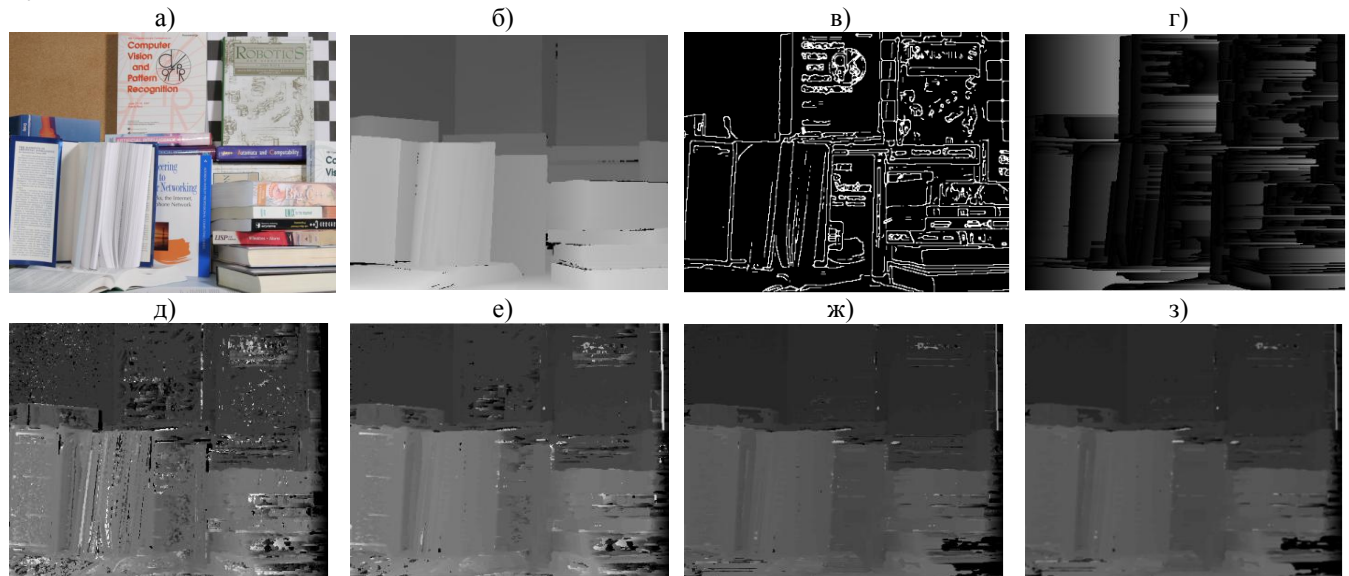


Рисунок 17. Левое изображение сцены Книга:

а – Исходное изображение, б – Эталонное изображение, в – Изображение Книги после детектирования границ (формула 36), г – Изображение Книги после вычисления градиента до ближнего левого края (формула 45), д – Карта глубин Книги, полученная с помощью алгоритма SAD, е – Карта диспаратности Книги при работе метода детектора границ и первого уровня нечёткой модели (формулы 36 + 44), ж – Карта диспаратности Книги, полученная с помощью комбинации классического детектора Кэнни и трёхуровневой нечёткой системы Canny Detector-TLFS, з – Карта диспаратности Книги, полученная с помощью комбинации метода детектирования границ и трёхуровневой нечёткой системы построения карт глубин ВННСТЗ

Сравнительный анализ точности построения карт глубин с известными моделями сведен в таблицу 11.

Таблица 11. Сравнительный анализ точности построения карт глубин

Сцена	Метод	Нечётко-логическая композиция			
		Min-Max	Prod-Prod	Mean-Mean	SoftMin-SoftMax
Книга	SAD	15.42			
	Jung	9.41			
	Garcia	11.87			
	MFDоES-FLFS	13.01	14.21	11.98	12.09
	Canny Detector-TLFS	9.31	10.24	8.54	8.75
	ВННСТЗ	8.82	9.03	7.54	7.82

Анализ таблицы 11 показал, что наилучший результат значения RMSE был получен при использовании оператора MEAN. Разработанная трёхуровневая нечёткая система построения карты глубин MFDоES-TLFS по стереоизображениям позволяет повысить точность построения карты глубин не менее чем в 1,5 раза по

сравнению с существующими моделями.

Сложность алгоритма по времени равна $O(N)$ и пропорциональна количеству пикселей в исходном изображении. Это значение получается путём сложения степени сложности по времени каждой из последовательных процедур алгоритма $\sum_i(O_i(N))=O(N)$, где i – номер процедуры. Поскольку степень сложности отдельных процедур алгоритма по времени не превышает $O(N)$ (для некоторых процедур $O(cN)=O(N)$, где c – константа), результирующая сложность всего алгоритма не превышает $O(N)$. Это утверждение подтверждается результатами экспериментов. Сложность алгоритма и время построения карт глубин для известных моделей сведены в таблицу 12.

Таблица 12. Сравнительный анализ быстродействия алгоритмов построения карт глубин

Алгоритм	Размер изображения	Сложность	Время, мин
Сопряженных точек	128×128	N^4	≈ 240
Пирамидальный	128×128	N^3	≈ 60÷80
Semi-Global Matching	1130×1616	N^2	≈ 8
ВННСТЗ	1130×1616	N	≈ 1÷2

Научно-технические решения на основе методологии, предложенной в диссертационном исследовании, внедрены в интеллектуальные системы технического зрения отечественных предприятий.

В диссертационной работе повышено быстродействие обработки видео и стереоинформации в нейро-нечётких моделях (таблицы 4, 6, 7 и 8) при этом ухудшение точности вычислений не наблюдалось (таблицы 5, 9, 10 и 11). Таким образом, все вышеизложенное даёт основание полагать, что цель диссертационного исследования достигнута, проблема и научно-технические задачи решены.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе в рамках решения поставленной научной проблемы получены следующие основные результаты:

1. Анализ современного состояния и развития систем технического зрения роботизированных комплексов показал, что для повышения их быстродействия, точности распознавания и позиционирования целесообразно использовать решающие модули на основе нейро-нечётких сетей.

2. Создана методология синтеза интеллектуальных высокопроизводительных нейро-нечётких систем технического зрения, состоящая из взаимосвязанных новых методов и математических моделей: метода отношения площадей, метода построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, модели нечёткой фильтрации сигналов, модели оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей 3×3 , математической модели распознавания цветных меток, математической модели построения карт глубин и модифицированного алгоритма поиска кратчайшего пути A^* , обеспечивающая повышение быстродействия ВННСТЗ в 7.7 раза.

3. Разработан метод отношения площадей, использующийся на выходе нейро-нечёткой системы вывода, позволяющий исключить ошибки, связанные с сужением интервала дефаззификации, и его модификации, обеспечивающие уменьшение время принятия решений для нелинейной модели до 140 нс, для первой

модификации до 40 нс, для второй модификации до 32,4 нс, что превышает быстроедействие аналогов на несколько порядков.

4. Разработан метод построения адаптивной нейро-нечёткой системы вывода на основе метода отношения площадей, позволяющий исключить ошибку «проклятия размерности», обеспечивающий наличие свойства аддитивности, экспериментальная апробация которого показала повышение точности обучения более чем в 11 раз по сравнению с ANFIS Такаги-Сугэно.

5. Синтезирована математическая модель нечёткой фильтрации сигналов, основанная на методе отношения площадей и его модификациях, обеспечивающая исключение расчёта настроечных коэффициентов, свойственных классическому и нечёткому фильтрам Калмана, экспериментальная апробация которой показала преимущество по точности при использовании второй модификации метода отношения площадей на 39% по отношению к фильтру Калмана и на 34% по отношению к нечёткому фильтру Калмана.

6. Предложена модель оптимизации числа проходов при обработке изображений свёрточной матрицей с окном 3×3 , базирующаяся на теореме об эквивалентности расчёта суммы элементов в окне 3×3 , позволяющая за два прохода в прямом и обратном направлениях вычислять сумму элементов в окне 3×3 , экспериментальная апробация которой показала уменьшение вычислительной сложности алгоритма в 2,5 раза по сравнению с прямым методом свёртки, использующим единичный фильтр.

7. Разработана математическая модель распознавания цветowych меток, базирующаяся на методе отношения площадей при дефаззификации и модели оптимизации числа проходов при реализации операции фильтрации, позволяющая определять пространственное положение исполнительных механизмов роботизированного комплекса и формировать их маршрут передвижения на основе адаптированного к трёхмерным координатам алгоритма A^* , обеспечивающая в 1,38 раза увеличение производительности работы роботизированного комплекса и повышение точности распознавания цветowych меток на 12% по отношению к аналогам.

8. Синтезирована математическая модель построения карт глубин, использующая на первом уровне комбинацию модифицированного детектора Кэнни и активных заключений из базы нечётких правил при дефаззификации, на втором и третьем уровнях нейро-нечёткую структуру, основанную на композиции алгоритма суммы абсолютных разностей и метода отношения площадей, что позволяет уменьшить количество вычислительных операций за счёт применения одних и тех же блоков при её программной реализации в параллельно-конвейерных устройствах, обеспечивая повышение точности при построении карт глубин не менее чем в 1,5 раза по отношению к аналогам.

9. Предложен вектор целевых критериев, позволяющих оценить качество функционирования ВНСТЗ и для модели распознавания цветowych меток обеспечить среднюю точность их детектирования порядка 99,7%, для модели построения карт глубин уменьшить сложность алгоритма до $O(N)$.

Рекомендации. Результаты диссертационного исследования могут быть использованы для управления сложными роботизированными комплексами, используемыми в качестве оцувствления системы технического зрения, основанные на нечёткой логике.

Перспективы дальнейшей разработки темы. Большим потенциалом является внедрение разработанной адаптивной нейро-нечёткой системы вывода, основанной на методе отношения площадей, в информационные, управляющие и навигационные комплексы промышленных предприятий. Расширение области применения в системах технического зрения для различного спектра роботизированных комплексов, в том числе с использованием беспилотных летательных аппаратов.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в рецензируемых научных журналах из перечня ВАК по специальности диссертации (категории К1, К2)

1. **Милостная, Н.А.** Компенсация ошибки сужения интервала дефазификации методом отношения площадей / **Н.А. Милостная** // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2023. – Т. 13. – № 1. – С. 111-122.
2. Бобырь, М.В. Оптимизация числа проходов в задаче логической фильтрации изображений/ М.В. Бобырь, С.Г. Емельянов, **Н.А. Милостная** // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2023. – № 2. – С. 95-102.
3. Бобырь, М.В. Комбинация нечётко-цифрового фильтра и ПИД регулятора в задаче управления термоэлементом / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, К.А. Ноливос // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2022. – Т. 23. – № 9. – С. 473-480.
4. **Милостная, Н.А.** Быстродействующие дефазификаторы, основанные на методе отношения площадей / **Н.А. Милостная** // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2021. – № 11. – С. 18-25.
5. **Милостная, Н.А.** Исследование устойчивости нейро-нечёткой системы вывода, основанной на методе отношения площадей / **Н.А. Милостная** // Известия Юго-Западного государственного университета. – 2021. – Т. 25. – № 3. – С. 70-85.
6. **Милостная, Н.А.** Оценка точности нечёткого быстродействующего параллельно конвейерного устройства / **Н.А. Милостная**, М.В. Бобырь, Д.О. Алтухов // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2020. – № 4. – С. 17-24.
7. Бобырь, М.В. Анализ быстродействующих дефазификаторов в задаче управления роботом-манипулятором / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, А.Е. Архипов, М.Ю. Лунева // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2020. – Т. 17. – № 4 (190). – С. 18-28.
8. Бобырь, М.В. Исследование устройства нечёткого цифрового фильтра для робота-манипулятора / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, В.А. Булатников, М.Ю. Лунева // Известия Юго-Западного государственного университета. – 2020. – Т. 24. – № 1. – С. 115-129.
9. Бобырь, М.В. Метод расчёта карты глубин на основе мягких операторов / М.В. Бобырь, А.Е. Архипов, **Н.А. Милостная** // Системы и средства информатики. – 2019. – Т. 29. – № 2. – С. 71-84.
10. **Милостная, Н.А.** Нечёткое параллельно-конвейерное устройство и способ управления термоэлементом / **Н.А. Милостная**, М.В. Бобырь, Д.О. Алтухов // Известия Юго-Западного государственного университета. – 2019. – Т. 23. – № 5. – С. 145-160.
11. Бобырь, М.В. Устройство преобразования напряжения для нечёткой системы управления охлаждением изделий / М.В. Бобырь, А.Е. Архипов, **Н.А. Милостная**, М.А.А. Абдулджаббар // Известия Юго-Западного государственного университета. – 2018. – № 4 (79). – С. 135-147.
12. **Милостная, Н.А.** Исследование свойств метода разности площадей / **Н.А. Милостная**, М.В. Бобырь, А.А. Дородных // Известия Юго-Западного государственного

университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2018. – Т. 8. – № 1 (26). – С. 14-25.

13. Бобырь, М.В. Нечёткая биотехническая система управления производительностью человека-оператора / М.В. Бобырь, А.В. Скринникова, **Н.А. Милостная**, С.П. Серегин // Медицинская техника. – 2017. – № 4 (304). – С. 46-50.

14. **Милостная, Н.А.** Анализ методов повышения надежности нечётких систем / **Н.А. Милостная**, М.В. Бобырь // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2017. – № 7 (157). – С. 22-30.

15. **Милостная, Н.А.** Возможности ассоциативной памяти для систем технического зрения и обработки изображений / **Н.А. Милостная**, Е.А. Титенко, Д.В. Лапин, М.А. Шевченко // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2016. – Т. 14. – № 10. – С. 51-54.

16. Бобырь, М.В. Алгоритм обучения меток функций принадлежности / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, С.А. Кулабухов // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2016. – № 9 (147). – С. 26-34.

17. Бобырь, М.В. Обучение нейро-нечёткой системы на основе метода разности площадей / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, С.А. Кулабухов // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2016. – № 4. – С. 15-26.

18. Бобырь, М.В. Нечёткая модель интеллектуальной системы управления мобильным роботом / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная** // Проблемы машиностроения и автоматизации. – 2015. – № 3. – С. 57-67.

19. **Милостная, Н.А.** Механизм адаптации нечёткой системы вывода на основе генетического алгоритма / **Н.А. Милостная**, М.В. Бобырь // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2015. – № 3. – С. 27-32.

20. Бобырь, М.В. Анализ использования мягких арифметических операций в структуре нечётко-логического вывода / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная** // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2015. – № 7 (133). – С. 7-15.

21. Емельянов, С.Г. О некоторых свойствах моделирования адаптивных нейро-нечётких систем на основе упрощенного нечётко-логического вывода / С.Г. Емельянов, М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная** // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2014. – Т. 12. – № 5. – С. 4-12.

22. Бобырь, М.В. Прогнозирование работы мехатронных систем на основе мягких нечётких баз знаний. Часть 1 / М.В. Бобырь, В.С. Титов, **Н.А. Милостная** // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2014. – № 10. – С. 8-14.

23. Бобырь, М.В. Прогнозирование работы мехатронных систем на основе мягких нечётких баз знаний. Часть 2 / М.В. Бобырь, В.С. Титов, **Н.А. Милостная** // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2014. – № 11. – С. 38-43.

24. Бобырь, М.В. Оценка достоверности при моделировании нечётко-логических систем / М.В. Бобырь, В.С. Титов, **Н.А. Милостная**, П.В. Глобин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2012. – № 7. – С. 32-38.

25. Титов, В.С. Метод коррекции дрейфа нуля операционных усилителей / В.С. Титов, М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, А.Л. Беломестная // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2010. – Т. 53. – № 9. – С. 72-75.

Публикации в изданиях, индексируемых в международной наукометрической базе Web of Science (квартиль Q1)

26. Bobyr, M. A method for creating a depth map based on a three-level fuzzy model / M. Bobyr, A. Arkhipov, S. Emelyanov, **N. Milostnaya** // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2023. – Т. 117. – № Part B. – С. 105629. DOI: 10.1016/j.engappai.2022.105629. (Q1, IF 7.802).

27. Bobyr, M.V. The fuzzy filter based on the method of areas' ratio / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya**, V.A. Bulatnikov // *Applied Soft Computing*. – 2022. – Т. 117. – С. 108449. DOI: 10.1016/j.asoc.2022.108449. (Q1, IF 8.263).

28. **Milostnaya, N.A.** A method of defuzzification based on the approach of areas' ratio / **N.A. Milostnaya**, M.V. Bobyr, S.A. Kulabuhov // *Applied Soft Computing*. – 2017. – Т. 59. – Pp. 19-32. DOI: 10.1016/j.asoc.2017.05.040. (Q1, IF 8.263).

Публикации в изданиях, индексируемых в международных наукометрических базах Scopus, Web of Science

29. Bobyr, M. Research of the Influence of the Fuzzy Rules Number on the Learning of a Neuro-Fuzzy System / M. Bobyr, **N. Milostnaya**, N.Khrapova, O.Suprunova//*Intelligent Human Centered Computing*. – 2023. – № 31. – Pp.1-12. DOI:10.1007/978-981-99-3478-2_31.

30. Filist, S.A. An expert system for monitoring the status of patients after exposure to industrial poisonous chemicals / S.A. Filist, L.V. Shul'ga, E.V. Krikunova, **N.A. Milostnaya** // *Biomedical Engineering*. – 2021. – Т. 55. – № 4. – Pp. 269-272. DOI: 10.1007/s10527-021-10116-9.

31. Bobyr, M.V. Three-coordinate definition of color mark and distance to objects according to stereo image / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya**, A.S. Yakushev // *School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics*. – 2019. – Т.3. – Pp. 29-31. DOI: 10.1109/DCNAIR.2019.8875548.

32. Bobyr, M.V. Fuzzy logic control system of three-axis CNC milling machine / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya**, A.S. Yakushev // *International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies*. – 2018. – С. 8602910. DOI: 10.1109/FarEastCon.2018.8602910.

33. Bobyr, M.V. A fuzzy biotechnical control system for human operator productivity / M.V. Bobyr, A.V. Skrinnikova, **N.A. Milostnaya**, S.P. Seregin // *Biomedical Engineering*. – 2017. – Т. 51. – № 4. – Pp. 290-295. DOI: 10.1007/s10527-017-9733-4.

34. Bobyr, M.V. A soft fuzzy algorithm of the mobile robot control / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya** // *Radio Electronics, Computer Science, Control*. – 2017. – № 4 (43). – Pp. 168-178. DOI: 10.15588/1607-3274-2017-4-19.

35. **Milostnaya, N.A.** Automatic processing of ultrasound images of the prostate / **N.A. Milostnaya**, A.A. Burmaka, K.V. Razumova, R.A. Krupchatnikov // *Biomedical Engineering*. – 2016. – Т. 50. – № 3. – Pp. 210-213. DOI: 10.1007/s10527-016-9621-3.

36. Bobyr, M.V. Fuzzy control system of robot angular attitude / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya**, S.A. Kulabuhov // *International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing*. – 2016. – С. 7910970. DOI: 10.1109/ICIEAM.2016.7910970.

37. Korenevskiy, N.A. Designing multipurpose diagnostic units on the basis of afe interfaces / N.A. Korenevskiy, **N.A. Milostnaya**, V.N. Nikolaev and etc. // *Biomedical Engineering*. – 2016. – Т. 50. – № 4. – Pp. 275-278.

38. **Milostnaya, N.A.** Fuzzy algorithm of a mobile robot's motion / **N.A. Milostnaya**, M.V. Bobyr, A.S. Yakushev // *International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing*. – 2016. – С. 7910971. DOI: 10.1109/ICIEAM.2016.7910971.

Монографии

39. Бобырь, М.В. Прикладные нейро-нечёткие вычислительные системы и устройства / М.В. Бобырь, С.Г. Емельянов, А.Е. Архипов, **Н.А. Милостная**. – Москва: ИНФРА-М, 2023. – 263с. – DOI: 10.12737/1900641. – ISBN 978-5-16-017976-6.

40. **Милостная, Н.А.** Системный анализ быстродействующих дефазификаторов, основанных на методе отношения площадей / **Н.А. Милостная**. – Курск: ЮЗГУ, 2023. – 110с.

41. Bobyr, M. Recent Trends in Intelligence Enabled Research. A Two-Level Fuzzy Model for Filtering Signals of the Automatic Dependent Surveillance-Broadcast / M.Bobyr,

A.Arkipov, N.Milostnaya, – Springer Singapore, 2023. – 263p. (Chapter 5). ISBN 978-981-99-1471-5. DOI : 10.1007/978-981-99-1472-2.

42. Bobyr, M. Hybrid Computational Intelligent Systems. Modeling, Simulation and Optimization. Mechatronic Complex's Fuzzy System for Fixating Moving Objects / M.Bobyr, **N.Milostnaya**, C.Nolivos, S.Gorbachev, A.Arkipov. – CRC Press, 2023. – 398p. (Pp.13-30). ISBN 9781032393025.

43. **Milostnaya, N.** Studies in Computational Intelligence. Research of high-speed procedures for defuzzification based on the area ratio method / **N. Milostnaya**, M. Bobyr, S.Emelyanov, S. Gorbachev. – Springer, 2022. – Т. 1029. – 178p. (Pp. 119-131). DOI: 10.1007/978-981-19-0489-9_10. ISBN 978-981-19-0488-2.

44. Bobyr, M.V. Advanced research in computer engineering. The Method of Depth Map Calculating Based on Soft Operators in Multi-Agent Robotic Stereo Vision Systems / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya**, S.V. Gorbachev, S.Bhattacharyya, J. Cao. – Pune, Maharashtra, India: Grinrey Publications, 2021. – 110p. (Pp. 83-98). ISBN 978-81-948951-2-1.

Патенты

45. Патент на изобретение № AUS 2021102646, Австралия. Automated hyperspectral image clustering using multilevel quantum differential evolution on quantum hardware / Ahmed Sh., Arkhipov A., Bhattacharyya S., Bobyr M., **Milostnaya N.**, Dutta T., Gorbachev S., Gorbacheva N., Klepac G., Mršić L., Muhammad Kh., Platos Ja., Snasel V.; заявка № 2021102646 от 18.05.2021; опубли. 23.06.2021.

46. Патент на изобретение № 2549811 С1 Российская Федерация, МПК В21В 37/76, В21В 37/44, В21В 45/02. Устройство для управления охлаждением изделия в процессе прокатки / Бобырь М.В., **Милостная Н.А.**, Якушев А.С., Кулабухов С.А.; заявитель и патентообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет» (ЮЗГУ). – № 2013148359/02, заявл. 29.10.2013; опубли. 27.04.2015, Бюл. № 12. – 6 с.: ил.

47. Патент на изобретение № 2371295 С1 Российская Федерация, МПК В23Q 11/02. Устройство обработки деталей на оборудовании с ЧПУ / Титов В.С., Бобырь М.В., **Милостная Н.А.**; заявитель и патентообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет» (ЮЗГУ). – № 2008108663/02, заявл. 05.03.2008; опубли. 27.10.200, бюл. № 30. – 8 с.: ил.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

48. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023612094 Российская Федерация. Оптимизация числа проходов при фильтрации изображений / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Храпова Н.И., Архипов А.Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2023611051; заявл. 25.01.2023; опубли. 30.01.2023.

49. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023613835 Российская Федерация. Программа для нахождения маршрута передвижения роботов / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Крюков А.Г.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2023611609; заявл. 02.02.2023; опубли. 20.02.2023.

50. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022617281 Российская Федерация. Программа на основе нечёткого вывода для управления термoelementом на основе быстродействующего дефазификатора отноше-

ния площадей. Модификация 1 / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Храпова Н. И., Архипов А. Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2022616659; заявл. 18.04.2022; опубл. 19.04.2022.

51. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022618052 Российская Федерация. Программа на основе нечёткого вывода для управления термoelementом на основе быстродействующего дефаззификатора отношения площадей. Модификация 2 / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Храпова Н. И., Архипов А. Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2022616693; заявл. 18.04.2022; опубл. 28.04.2022.

52. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022660309 Российская Федерация. Программа детектирования границ объектов на основе фильтра Канни / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Храпова Н. И., Архипов А. Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2022619688; заявл. 30.05.2022; опубл. 01.06.2022.

53. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022660350 Российская Федерация. Программа нечётко-логического детектирования выделения границ на изображении / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Храпова Н. И., Архипов А. Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2022619650; заявл. 30.05.2022; опубл. 02.06.2022.

54. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022661172 Российская Федерация. Программа обнаружения контуров границ на основе комбинации детектора Канни и нечёткого метода выделения краев объектов / Бобырь М. В., **Милостная Н. А.**, Храпова Н. И., Архипов А. Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2022619682; заявл. 30.05.2022; опубл. 16.06.2022.

55. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021661228 Российская Федерация. Программа для управления автономной системой охлаждения / Бобырь М.В., **Милостная Н.А.**, Якушев А.С.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2021660258; заявл. 01.07.2021; опубл. 07.07.2021.

56. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021661796 Российская Федерация. Программа для регулирования светофора на основе нечёткой логики / Бобырь М.В., **Милостная Н.А.**, Храпова Н.И., Ламонов М.А., Бхаттачарья С.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2021660730; заявл. 08.07.2021; опубл. 15.07.2021.

57. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020667278 Российская Федерация. Программа для графической обработки изображений / Бобырь М.В., **Милостная Н.А.**, Якушев А.С.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2020666014; заявл. 08.12.2020; опубл. 22.12.2020.

58. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018617836 Российская Федерация. Программа реализации операции разрядного

сдвига для синтеза нечёткого контроллера на базе ПЛИС / **Милостная Н.А.**, Кулабухов С.А., Бобырь М.В., Архипов А.Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2018614853; заявл. 16.05.2018; опубл. 03.07.2018.

59. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018618932 Российская Федерация. Программа для синтеза нечёткого контроллера на базе ПЛИС с синглтонными выходными функциями принадлежности / Кулабухов С.А., **Милостная Н.А.**, Бобырь М.В., Архипов А.Е.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2018616202; заявл. 18.06.2018; опубл. 24.07.2018.

60. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015615442 Российская Федерация. Дефаззификация на основе метода разности площадей / **Милостная Н.А.**, Кулабухов С.А., Бобырь М.В.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2015612472; заявл. 31.03.2015; опубл. 18.05.2015.

61. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015660877 Российская Федерация. Программа для адаптивного управления мобильным роботом на основе нечётко-логических правил управления / **Милостная Н.А.**, Кулабухов С.А., Бобырь М.В.; правообладатель: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Юго-Западный государственный университет». – № 2015617523; заявл. 17.08.2015; опубл. 12.10.2015.

Публикации в изданиях, входящих в базу данных научного цитирования РИНЦ

62. **Милостная, Н.А.** Автоматизированная система распознавания цветовой метки в задаче детектирования объекта / Н.А. Милостная, М.В. Бобырь, А.А. Дородных // Прикладная физика и математика. – 2023. – №2. – С. 3-11.

63. Bobyr, M.V. Analysis of high-speed defuzzifiers in heterogeneous ensemble models for the task of controlling a robotic manipulator / M.V. Bobyr, **N.A. Milostnaya**, S.V. Gorbachev, A.E. Arkhipov, M.Yu. Luneva, J. Cao, S. Bhattacharyya, S.A. Kale // International Journal of Mobile Computing Devices. – 2021. – Т. 7. – № 1. – Pp. 24-34.

64. **Милостная, Н.А.** Мультиагентный квантовый подход к моделированию сложного эмоционального интеллекта с ансамблевой организацией / **Н.А. Милостная**, С.В. Горбачев, В.Ф. Кузин, Ц. Цзиньде, Цю. Цзяньлун, С. Бхаттачарья // Вестник Российской академии естественных наук. – 2021. – Т. 21. – № 1. – С. 123-129.

65. Бобырь, М.В. Алгоритм построения карты глубины методом определения градиента расстояний от границ изображений / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная**, А.С. Якушев // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов и обработки изображений: материалы XVI международной научно-технической конференции. – Курск: ЮЗГУ, 2021. – С. 72-74.

66. Бобырь, М.В. Распознавание цветовой метки на основе дефаззификатора отношения площадей / М.В. Бобырь, **Н.А. Милостная** // МКПУ-2021: материалы XIV всероссийской мультиконференции по проблемам управления. – Ростов-на-Дону, 2021. – С. 122-124.

67. **Милостная, Н.А.** Нечётко-логический метод распознавания цветных меток / **Н.А. Милостная**, М.В. Бобырь, А.С. Якушев // Интеллектуально-информационные технологии и интеллектуальный бизнес (ИНФОС-2020): материалы международной научно-технической конференции. – Вологда, 2020. – С. 4-8.

68. **Милостная, Н.А.** Распознавание цветового оттенка в Matlabsimulink / **Н.А. Милостная, А.С. Якушев, А.С. Дородных** // Новые информационные технологии и системы: сборник научных статей XVI международной научно-технической конференции. – Пенза, 2019. – С. 135-137.
69. **Милостная, Н.А.** Моделирование метода отношения площадей в Matlab Simulink для распознавания цветных меток / **Н.А. Милостная, М.В. Бобырь, В.А. Булатников** // Фундаментальные исследования и инновационные технологии в машиностроении: сборник научных трудов VI международной научной конференции. – Москва: Институт машиноведения им. А.А. Благонравова Российской академии наук, 2019. – С. 64-66.
70. **Милостная, Н.А.** Сравнительный анализ мягких операторов в нечётком выводе / **Н.А. Милостная, С.А. Кулабухов** // Автоматизация и энергосбережение машиностроительного и металлургического производств, технология и надежность машин, приборов и оборудования: материалы XII международной научно-технической конференции. – Вологда, 2017. – С. 130-133.
71. **Милостная, Н.А.** Алгоритм обучения термов треугольной функций принадлежности для нечётких систем / **Н.А. Милостная, С.А. Кулабухов** // Автоматизация и энергосбережение машиностроительного и металлургического производств, технология и надежность машин, приборов и оборудования: материалы XI международной научно-технической конференции. – Вологда, 2016. – С. 101-104.
72. **Милостная, Н.А.** Преимущества использования мягких арифметических операций в нечётких системах управления мобильным роботом / **Н.А. Милостная, С.А. Кулабухов** // Интеллектуальные и информационные системы: материалы научно-технической конференции. – Тула, 2015. – С. 65-67.
73. **Милостная, Н.А.** Нечёткая база знаний / **Н.А. Милостная** // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации: материалы XI международной научно-технической конференции. – Курск: ЮЗГУ, 2013. – С. 346-348.
74. **Милостная, Н.А.** Сравнительный анализ нечётко-логических алгоритмов / **Н.А. Милостная** // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации: материалы X Международной научно-технической конференции. – Курск: ЮЗГУ, 2012. – С. 258-260.
75. **Бобырь, М.В.** Система принятия решения для автоматизации производственных процессов / **М.В. Бобырь, Н.А. Милостная** // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации: материалы IX международной конференции. – Курск: ЮЗГУ, 2010. – С. 264-266.
76. **Милостная, Н.А.** Композиция в нечётко-логическом выводе / **Н.А. Милостная** // Интеллектуальные и информационные системы: материалы всероссийской научно-технической конференции. – Тула: Тульский государственный университет, 2009. – С. 137-138.