МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи



Игнатьева Александра Сергеевна

МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОГО КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

Специальность: 2.3.1 – Системный анализ, управление и
обработка информации, статистика

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
к.т.н., доцент В.В. Шадрина

Ростов-на-Дону – Таганрог 2026

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 5
1. АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ 20
1.1. Актуальность задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов в системах автоматизированного управления 20
1.2. Кластеризация как метод оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов в автоматизированных системах управления 33
1.3. Области современного применения алгоритмов кластеризации 46
1.4. Математическая формализация задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с позиций системного анализа 53
1.5. Концепция решения задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов 60
1.6. Постановка общей научной задачи 64
1.7. Выводы 68
2. МЕТОДЫ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО РЕГУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОГО КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА 69
2.1. Разработка архитектуры интеллектуального управления 69
2.2. Функциональное применение нечеткой логики 73
2.3. Функциональное применение нейросети 74
2.4. Функциональное применение нечеткой кластеризации 76
2.4.1. Нечеткий алгоритм кластеризации FCM 76
2.4.2. Алгоритм субтрактивной кластеризации 79
2.5. Оптимизация параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа 81
2.5.1. Разработка общего подхода к применению нечеткой кластеризации 81
2.5.2. Разработка метода оптимизации параметров интеллектуальных

регуляторов с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM 83
2.5.3. Разработка метода оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с применением нечеткой субтрактивной кластеризации 86
2.6. Выводы 88
3. МЕТОДИКА СИНТЕЗА НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЧЕТКОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ 89
3.1. Описание моделей управления 89
3.2. Методика синтеза нечетких моделей управления 91
3.2.1. Интеллектуальный регулятор на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM 91
3.2.2. Интеллектуальный регулятор на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации 95
3.2.3. Интеллектуальный регулятор на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM 96
3.2.4. Интеллектуальный регулятор на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации 100
3.3. Выводы 102
4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ И АНАЛИЗ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ 103
4.1. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM 105
4.2. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации 106
4.3. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM 109
4.4. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации 111
4.5. Анализ результатов работы моделей управления с применением

нечеткого кластерного анализа 113
4.6. Выводы 123
ЗАКЛЮЧЕНИЕ 125
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 128
ПРИЛОЖЕНИЕ 1 ПАРАМЕТРЫ РЕГУЛЯТОРОВ И ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ 149
ПРИЛОЖЕНИЕ 2 СВИДЕТЕЛЬСТВА О ГОСУДАРСТВЕННОЙ РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ 158
ПРИЛОЖЕНИЕ 3 АКТЫ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ 167

ВВЕДЕНИЕ

Современное промышленное производство функционирует в условиях жесткой конкуренции, быстро изменяющегося спроса и необходимости минимизации негативного воздействия на окружающую среду. Это требует внедрения интеллектуальных производственных технологий, обеспечивающих быструю адаптацию промышленных систем и комплексов к постоянно меняющимся условиям рынка.

Переход к передовым цифровым, интеллектуальным производственным технологиям предполагает создание систем машинного обучения и искусственного интеллекта, так как системы управления на базе искусственного интеллекта на промышленных предприятиях будут эффективнее обычных систем автоматизированного управления, наиболее часто применяющихся в настоящее время, особенно на предприятиях, требующих комплексной модернизации.

Разработка и использование методов управления на основе технологий искусственного интеллекта при проектировании систем автоматизированного управления является одновременно и сложной и актуальной задачей, так как на предприятиях, особенно не модернизированных, большинство контуров управления функционирует в сложных структурах систем регулирования, содержащих перекрестные связи в объекте регулирования. Количество таких связей может достигать нескольких сотен.

Применение интеллектуальных технологий совместно с классическими подходами и методами в системах автоматизированного управления способно обеспечить автоматизацию основных операций технологического процесса на производстве, повысить его эффективность за счет оптимального распределения материальных, энергетических и информационных ресурсов предприятия, гарантировать большую надежность и повторяемость изделий.

Проблема заключается в настройке каждого контура, которая существенно зависит от характеристик других контуров, в том числе от

параметров настройки регуляторов в этих контурах. Отсюда вытекает **противоречие в практике,** которое находится между требованием обеспечения высокого качества управления объектом и высокой сложностью математического описания интеллектуальных систем управления объектом, поскольку существующие методы параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов обладают недопустимо высокой вычислительной сложностью, увеличивающей задержку в контуре управления и снижающей запас устойчивости системы.

Следует учитывать ключевую особенность указанной проблемы – высокую трудоемкость математического описания процесса управления. Для поиска решения необходимы тщательные исследования производственной системы, обработки полученных данных, формирования выводов и рекомендаций по настройке параметров интеллектуальных систем управления, синтезу интеллектуальных регуляторов и т.д.

Процесс перехода к передовым интеллектуальным производственным технологиям в значительной мере осложняется недостаточной проработанностью теоретических основ и методов настройки интеллектуальных систем управления, являющихся ключевым элементом данных технологий. В настоящее время для решения прикладных задач управления различными техническими объектами успешно применяются регуляторы, основанные на использовании классической теории автоматического управления [1 – 6].

Классическая теория управления успешно применяется в комбинации с нечеткой логикой, искусственными нейронными и нейро-нечеткими сетями [7 – 10]. Такой комбинированный подход требует детального анализа больших объемов объективной и субъективной информации, связанной с неформализуемыми и/или плохо формализуемыми задачами различной физической природы с целью разработки оптимальной модели (моделей) управления. Отсюда вытекает **противоречие в теории**, связанное с тем, что существующие теоретические методы оптимизации параметров

интеллектуальных регуляторов (метаэвристические алгоритмы, экспертные методы) не позволяют обеспечивать высокое качество управления при низкой вычислительной сложности, что обусловлено недостаточной разработанностью теоретических подходов к автоматическому формированию минимально достаточных баз правил таких регуляторов с учетом вычислительных ограничений аппаратных платформ реального времени.

Реализация указанных задач определяет необходимость развития инновационных научно-исследовательских направлений, среди которых фундаментальное значение имеют прикладная статистика и методология интеллектуального анализа данных. В данном контексте аппарат кластерного анализа как инструмент разведывательного изучения данных выступает в качестве неотъемлемого элемента выявления скрытых закономерностей в многомерных массивах информации.

Значительное влияние на развитие кластерного анализа оказали, как в России, так и за рубежом, такие ученые, как Айвазян С. А., Родионов Д. А., Мандель И. Д., Миркин Б. Г., Дорофеюк А. А., Загоруйко Н. Г., Шлезингер М. И., Мучник М. Б., Житков Г.Н., Елисеева И. И., Райская Н. Н., Терехин А. Т., Френкель А. А., Solomon H., Trion R. C., Bailey D. E., Sokal R. R., Sneath P. H. A., Hartigan J. A., Wishart D., Bryan J. K., Romesburg H. C., Ward J. H., Bonner R. E., Everitt B. S., Selim S. Z., Ismail M. A.

Использование кластерного анализа, основной задачей которого является нахождение некоторого разбиения (группировки) исследуемой совокупности объектов на подмножества, чтобы элементы одного подмножества обладали одинаковыми признаками и были максимально отличны от элементов других подмножеств, является одним из решений для оптимизации интеллектуальных регуляторов в комбинированных системах управления.

При этом проблема кластерного анализа приобретает самостоятельное значение в контексте интеллектуального анализа данных, что определяет

актуальность диссертационного исследования, направленного на оптимизацию параметров интеллектуальных регуляторов без изменения их физической структуры (аппаратной части).

Предложенные автором в диссертационном исследовании методы оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, реализованных на основе классического и нечеткого регуляторов, отличаются возможностью определения центров кластеров из множества значений входных переменных и выходной переменной нечеткого регулятора, с учетом нечеткости границ между кластерами и позволяют при генерации базы нечетких правил сократить их количество, а также количество функций принадлежности при описании лингвистических переменных.

В работе исследуются модели управления на базе интеллектуальных регуляторов. Особое внимание уделено их частному случаю – гибридным структурам, сочетающим свойства классических и нечетких алгоритмов. Нечеткий регулятор синтезируется на основе работы классического регулятора. Полученные параметры классического регулятора используются в виде исходных для достижения определенного управления, которое может не удовлетворять заданным требованиям. Нечеткий регулятор, синтезированный на основе данных параметров, используется для достижения желаемого управления. Далее нечеткий регулятор обучается с применением нейросети (это необходимо для сохранения качества переходного процесса в условиях внешних воздействий на объект).

Для таких моделей, которые позволяют достичь желаемое управление техническим объектом, применяется новый подход к синтезу интеллектуального регулятора, выраженный в разработке методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткой кластеризации.

Объектом исследования являются системы управления техническими объектами с использованием интеллектуальных регуляторов.

Предметом исследования являются методы параметрической

оптимизации баз правил интеллектуальных регуляторов, основанные на применении алгоритмов нечеткой кластеризации.

Научная проблема заключается в недостаточной разработанности методов параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов, обеспечивающих снижение вычислительной сложности алгоритмов нечеткого логического вывода и повышение быстродействия контура управления при строгом сохранении требуемого качества управления.

Цель диссертационного исследования заключается в повышении быстродействия и снижении вычислительной сложности контура управления техническими объектами, что в интегральном выражении обеспечивает уменьшение времени опроса одного входа автоматизированной системы управления, за счет автоматической оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа при сохранении требуемого качества управления.

Научная задача состоит в разработке методов параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов, основанных на применении алгоритмов нечеткой кластеризации к совокупности данных, полученных как от классических, так и от нечетких регуляторов, для синтеза интеллектуальных систем управления, обеспечивающих кардинальное снижение вычислительной сложности алгоритма нечеткого вывода (с $O(M^n)$ до $O(K)$, где $K \ll M^n$, где M – количество функций принадлежности на одну входную переменную, n – количество входных переменных, а K – количество выявленных кластеров), и повышение быстродействия контура управления при сохранении показателей качества переходного процесса на уровне исходного нечеткого регулятора, имеющего полную базу правил.

В рамках решения определенной научной задачи определены следующие **взаимоувязанные частные научные задачи**:

1. Провести сравнительный анализ существующих подходов к оптимизации интеллектуальных регуляторов, выявить системное противоречие между высокой вычислительной сложностью полных баз

нечетких правил ($O(M^n)$) и ограниченными ресурсами программируемых логических контроллеров (ПЛК), и сформулировать задачу параметрической оптимизации с жестким условием сохранения качества управления.

2. Разработать методы оптимизации базы правил интеллектуального регулятора, основанные на применении алгоритмов FCM и субтрактивной кластеризации к совокупности сигналов управления (ошибки, интеграла или дифференциала ошибки, управляющего воздействия), полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, обеспечивающие автоматическое формирование минимально достаточной структуры системы нечеткого вывода на этапе предварительной обработки данных до обучения ANFIS-системы.

3. Осуществить синтез нечетких моделей управления техническими объектами с использованием разработанной методики, основанной на применении двух методов параметрической оптимизации:

- метода на основе FCM-кластеризации, отличающегося учетом нечеткости границ между кластерами, что обеспечивает плавное распределение функций принадлежности в пространстве состояний;
- метода на основе субтрактивной кластеризации, отличающегося автоматическим определением количества кластеров без априорных предположений за счет выявления областей наибольшей концентрации данных.

4. Провести экспериментальные исследования разработанных моделей, количественно оценить снижение вычислительной сложности и подтвердить сохранение показателей качества управления (перерегулирования, колебательности) при достижении целевого интегрального времени опроса одного входа, существенно ниже отраслевого бенчмарка.

Методы исследования. В диссертационном исследовании были использованы методы теории автоматического управления, фундаментальной теории искусственного интеллекта, методы кластерного анализа, а также методы системного анализа и синтеза.

Научная новизна диссертационной работы заключается в разработке методов автоматической оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа, обеспечивающих повышение быстродействия и снижение вычислительной сложности при сохранении исходных показателей качества управления, и подтверждается следующими результатами:

1. Разработан метод параметрической оптимизации интеллектуального регулятора на основе FCM-кластеризации, отличающийся тем, что кластеризация совокупности данных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, выполняется на этапе предварительной обработки до обучения ANFIS-системы с учетом нечеткости границ между кластерами, что обеспечивает формирование базы правил с плавным распределением функций принадлежности в пространстве состояний и снижение вычислительной сложности при сохранении исходных показателей качества управления.

2. Разработан метод параметрической оптимизации интеллектуального регулятора на основе субтрактивной кластеризации, отличающийся тем, что кластеризация совокупности данных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, выполняется на этапе предварительной обработки до обучения ANFIS-системы с автоматическим определением количества кластеров без априорных предположений, что обеспечивает формирование минимально достаточной базы правил, адаптированной к реальным режимам работы объекта, и снижение вычислительной сложности при сохранении исходных показателей качества управления.

3. Обоснована и реализована методика синтеза нечетких моделей управления техническими объектами, отличающаяся использованием разработанных методов оптимизации для повышения быстродействия контура управления без ухудшения качества переходного процесса по сравнению с исходным нечетким регулятором, имеющим полную базу правил. Синтезированы две модели:

- нечеткая модель на основе FCM-кластеризации, отличающаяся повышением быстродействия за счет сокращения количества вычислительных операций при сохранении ключевых областей пространства состояний и обеспечении плавности переходов между правилами;

- нечеткая модель на основе субтрактивной кластеризации, отличающаяся повышением быстродействия за счет генерирования правил в областях наибольшей концентрации данных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, что обеспечивает адаптивность к реальным режимам работы объекта при минимально возможном количестве правил.

Практическая значимость результатов исследования заключается в разработке программных быстродействующих моделей, позволяющих реализовать разработанные методы оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа. Быстродействие программных моделей достигается за счет оптимизированной базы правил интеллектуального регулятора. Программные модели разработаны в MATLAB. Для синтеза и моделирования моделей использовались среда Simulink и пакет расширения Fuzzy Logic Toolbox. Полученные в результате моделирования результаты доказали преимущество разработанных методов оптимизации на основе проведенного цифрового анализа показателей управления. Проведено сравнение результатов, разработанных в ходе диссертации методов с классическими регуляторами и существующими интеллектуальными методами (в частности, с нечетким регулятором на основе генетического алгоритма), в результате чего можно сделать вывод, что предложенные подходы позволяют существенно снизить вычислительную сложность и сократить время выдачи управляющего воздействия.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Метод параметрической оптимизации интеллектуального регулятора на основе FCM-кластеризации, отличающийся тем, что кластеризация

сигналов управления (ошибки, ее интегральной и дифференциальной составляющих, управляющего воздействия), полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, выполняется на этапе предварительной обработки данных до формирования структуры ANFIS-системы с учетом нечеткости границ между кластерами, что обеспечивает автоматическое формирование минимально достаточной базы правил с плавным распределением функций принадлежности в пространстве состояний и снижение вычислительной сложности при сохранении показателей качества управления на уровне исходного нечеткого регулятора, имеющего полную базу правил.

2. Метод параметрической оптимизации интеллектуального регулятора на основе субтрактивной кластеризации, отличающийся тем, что кластеризация сигналов управления (ошибки, ее интегральной и дифференциальной составляющих, управляющего воздействия), полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, выполняется на этапе предварительной обработки данных до формирования структуры ANFIS-системы с автоматическим определением количества кластеров без априорных предположений за счет выявления областей наибольшей плотности данных, что обеспечивает формирование минимально достаточной базы правил, адаптированной к реальным режимам работы объекта, и снижение вычислительной сложности при сохранении показателей качества управления на уровне исходного нечеткого регулятора, имеющего полную базу правил.

3. Методика синтеза нечетких моделей управления техническими объектами, отличающаяся автоматическим формированием минимально достаточной базы правил с использованием алгоритмов нечеткой кластеризации, что обеспечивает реализацию интеллектуального управления в реальном времени на программируемых логических контроллерах за счет кардинального снижения вычислительных операций при сохранении показателей качества управления на уровне исходной структуры интеллектуального регулятора, имеющего полную базу правил. Разработаны

две модели:

- модель на основе FCM-кластеризации, отличающаяся сокращением вычислительных операций при сохранении полного покрытия пространства состояний за счет учета нечеткости границ между кластерами, что обеспечивает плавность и предсказуемость управляющих воздействий;

- модель на основе субтрактивной кластеризации, отличающаяся генерированием правил исключительно в областях наибольшей концентрации данных, что обеспечивает максимальное сокращение базы правил при сохранении точности аппроксимации в наиболее значимых рабочих точках объекта.

Содержание диссертации соответствует паспорту специальности 2.3.1 Системный анализ, управление и обработка информации (технические науки) по областям исследований:

- п. 1 паспорта научной специальности 2.3.1 (*Теоретические основы и методы системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта*), так как в работе решается задача оптимизации параметров интеллектуального регулятора на основе нечеткого кластерного анализа;

- п. 4 паспорта научной специальности 2.3.1 (*Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта*), так как в работе разрабатываются методы автоматической оптимизации базы правил интеллектуальных регуляторов;

- п. 14 паспорта научной специальности 2.3.1 (*Разработка принципиально новых методов анализа и синтеза элементов систем управления с целью улучшения их технических характеристик*), так как в работе решается задача синтеза моделей с улучшенными характеристиками как элементов системы с интеллектуальным управлением на основе нечеткого кластерного анализа.

Достоверность и обоснованность полученных результатов

подтверждается корректным применением классических и нечетких методов управления, программными приложениями и соответствующими актами о внедрении.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и 3 приложений. Работа содержит 38 рисунков и 14 таблиц. Список использованных источников литературы насчитывает 172 наименования. В диссертационной работе используется двойная нумерация формул, рисунков и таблиц, где первое число указывает на номер главы, а второе на порядковый номер рисунка, таблицы или формулы внутри главы. Диссертация изложена на 170 страницах машинописного текста.

Во введении приведено описание научной проблемы, решению которой посвящено диссертационное исследование, с обоснованием актуальности, сформулированы цель и основные задачи, представлены научная новизна и полученные результаты. В заданных областях определены объект, предмет и методы исследования, пояснена практическая ценность исследования. Приведены сведения о реализации и внедрении результатов работы, апробации отдельных ее результатов, а также содержание глав диссертационного исследования.

В первой главе диссертационного исследования обоснована актуальность задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа. Обоснован предмет диссертационного исследования. Приведены общие сведения о кластеризации как методе оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, об областях современного применения алгоритмов кластеризации. Произведена математическая формализация задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов. Сформулирована концепция задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов. Произведена постановка общей научной задачи. Сформулированы выводы.

Во второй главе диссертационного исследования разработаны методы

оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа – метод оптимизации с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM и метод оптимизации с применением нечеткой субтрактивной кластеризации. Разработана архитектура интеллектуального управления, представлено функциональное применение нечеткой логики, нейросети, нечеткой кластеризации. Разработан общий подход к применению нечеткой кластеризации. Сформулированы основные выводы.

В третьей главе диссертационного исследования разработана методика синтеза нечетких моделей управления техническими объектами с применением нечеткой кластеризации. Приведено описание рассматриваемых моделей, представлена их практическая реализация. Реализованы интеллектуальный регулятор на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора и интеллектуальный регулятор на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с применением двух методов: на основе кластеризации алгоримом FCM и субтрактивной кластеризации. Сформулированы основные выводы.

В четвертой главе диссертационного исследования проведены экспериментальные исследования рассмотренных моделей управления с целью доказательства эффективности разработанных теоретических результатов. Проведены исследования интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM, интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации, интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM, интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации. Проведен анализ результатов работы моделей управления с применением нечеткого кластерного анализа. Проведено сравнение результатов, разработанных в ходе диссертации методов с классическими регуляторами и существующими интеллектуальными методами (в частности, с нечетким регулятором на основе генетического

алгоритма), в результате чего можно сделать вывод, что предложенные подходы позволяют существенно снизить вычислительную сложность и сократить время выдачи управляющего воздействия, что подтверждает достижение цели диссертационного исследования. Сформулированы основные выводы.

В заключении сформированы полученные новые научные результаты диссертационного исследования и выводы.

В приложениях представлены рассчитанные параметры использованных в ходе проведения экспериментальных исследований моделей управления, полученные свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ, приведены акты о внедрении полученных результатов.

Реализация результатов исследования. Теоретические и практические результаты диссертационного исследования использованы при выполнении:

- научного проекта Российского фонда фундаментальных исследований № 18-38-00711. Тема – Теоретические основы и методы автоматической настройки параметров интеллектуальных систем управления для технических объектов с априорной неопределенностью. Сроки выполнения: 2018 – 2019гг.;

- проекта с АО «ТНИИС». № ХД/19-25-РТ. Тема – Создание высокотехнологичного производства аппаратно-программных комплексов обработки сельхозсырья на основе СВЧ-излучения. Сроки выполнения: 2019 – 2021гг.;

- проекта в рамках приоритетного направления Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации «а) переход к передовым цифровым, интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, новым материалам и способам конструирования, создание систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта» (Номер госзадания FENW-2020-0022). Тема – Разработка и исследование методов и средств мониторинга, диагностики и прогнозирования состояния инженерных

объектов на основе искусственного интеллекта. Сроки выполнения: 2020 – 2023гг.;

- проекта компании ООО «АННЕТ» по проектированию, модернизации и развертыванию комплексных телекоммуникационных сервисов для корпоративных клиентов и физических лиц.

Теоретические и практические результаты диссертационного исследования внедрены в учебный процесс кафедры САУ ИРТСУ ЮФУ.

Апробация работы. Основные положения диссертационного исследования и отдельные его результаты докладывались и получили положительные отзывы на следующих конференциях:

- 03 – 09 апреля 2017г. III Всероссийская научно-техническая конференция «Фундаментальные и прикладные аспекты компьютерных технологий и информационной безопасности», г. Таганрог, Россия. Выступление с докладом;

- 20 – 22 ноября 2017г. Информационные технологии и математическое моделирование систем 2017, г. Одинцово, Моск. обл., Россия. Выступление с докладом;

- 2 – 9 сентября 2017г. Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS&IT'17», г. Геленджик (с. Дивноморское), Россия. Выступление с докладом;

- 2 – 9 сентября 2018г. Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS&IT'18», г. Геленджик (с. Дивноморское), Россия. Выступление с докладом;

- 06 – 07 сентября 2018г. Фундаментальные исследования, методы и алгоритмы прикладной математики в технике, медицине и экономике, г. Новочеркасск, Россия. Выступление с докладом;

- 4 October 2018. SPIE 10799, Emerging Imaging and Sensing Technologies for Security and Defence III; and Unmanned Sensors, Systems, and Countermeasures, Berlin, Germany. Выступление с докладом;

- 2 – 9 сентября 2019г. Международный научно-технический конгресс

«Интеллектуальные системы и информационные технологии – 2019». г. Геленджик (с. Дивноморское), Россия. Выступление с докладом;

- September 16-19. Creativity in Intelligent Technologies and Data Science Third Conference, CIT&DS 2019 Volgograd, Russia. Выступление с докладом;

- 15.07.2020. 9th Computer Science On-line Conference 2020. Artificial Intelligence and Bioinspired Computational Methods, Zlin, Czech Republic. Выступление с докладом;

- September 20 – 23, 2021. Creativity in Intelligent Technologies and Data Science. 4th International Conference, CIT&DS 2021 Volgograd, Russia. Выступление с докладом;

- 12.03.2025г. III Международная научно-практической конференция «Границы знаний: междисциплинарный подход в науке», г. Саратов, Россия. Выступление с докладом.

- 09-10апреля 2026г. Динамика технических систем «ДТС-2026»: материалы XX международной научно-технической конференции, г. Ростов-на-Дону, Россия.

Публикации. По теме диссертационного исследования опубликованы 22 печатные работы, включая 5 – в изданиях, рекомендованных ВАК РФ, 6 – в изданиях, индексируемых в базе данных Scopus (включая статью в журнале, соответствующему Q 2), 5 – в изданиях, индексируемых в базе данных Web of Science, 11 публикаций проиндексированы в национальной библиографической базе научного цитирования РИНЦ. Получены 7 свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Авторский вклад в разработку заключается в разработке методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа. Результаты диссертационного исследования, выносимые на защиту, получены автором лично, включая анализ, обработку, обобщение и обоснование полученных научных решений. Представленные результаты в публикациях, выполненных в соавторстве, получены автором самостоятельно.

1. АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ

1.1. Актуальность задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов в системах автоматизированного управления

Современное развитие промышленности, и в частности энергетики, характеризуется повышением требований к надежности, экономичности и экологической безопасности технологических процессов. В условиях ужесточения нормативов по выбросам, роста стоимости топливных ресурсов и необходимости обеспечения стабильной работы оборудования в широком диапазоне нагрузок, системы автоматического управления (САУ) становятся ключевым фактором, определяющим эффективность функционирования энергетических объектов.

Традиционные подходы к построению САУ на базе классических линейных регуляторов (ПИ- и ПИД-регуляторов), несмотря на их широкое распространение и накопленный опыт эксплуатации, все чаще сталкиваются с ограничениями при управлении сложными техническими объектами. Наличие существенных нелинейностей (люфтов, сухого трения, нелинейных статических характеристик исполнительных механизмов), параметрической неопределенности (изменение момента инерции, качества топлива, нагрузки), а также значительного транспортного запаздывания в теплотехнических процессах приводит к тому, что классические регуляторы не способны обеспечить требуемое качество управления без потери запаса устойчивости.

В этих условиях перспективным направлением развития систем управления является применение интеллектуальных регуляторов на основе нечеткой логики, способных компенсировать указанные нелинейности и адаптироваться к изменяющимся условиям эксплуатации. Однако внедрение таких регуляторов в промышленную практику сталкивается с существенной

проблемой: существующие методы оптимизации нечетких регуляторов (метаэвристические алгоритмы, экспертный подбор) обладают высокой вычислительной сложностью, что приводит к увеличению времени вычисления управляющего воздействия в цикле программируемого логического контроллера (ПЛК) и снижает запас устойчивости системы управления.

Для решения этой проблемы необходимо проведение исследований, направленных на разработку методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, обеспечивающих снижение вычислительной сложности при сохранении требуемого качества управления. Такие исследования должны проводиться на реальных объектах управления, характерных для энергетики, с учетом специфики их динамических свойств и аппаратных ограничений промышленных контроллеров.

В качестве конкретных объектов исследования в диссертации рассматриваются две типовые системы автоматического управления, широко применяемых в теплоэнергетике и управляемых программируемыми логическими контроллерами (ПЛК) Siemens SIMATIC S7-1200 [11]. Выбор данных объектов обусловлен их представительностью для класса энергетических объектов с существенно различными динамическими свойствами: первый объект характеризуется быстрыми электромеханическими переходными процессами и структурными нелинейностями, второй – существенным транспортным запаздыванием и инерционностью, что позволит подтвердить универсальность и робастность предлагаемых методов оптимизации.

Первым объектом исследования является система автоматического регулирования производительности шнекового питателя топлива парового котла на базе ПИ-регулятора. Данный объект представляет собой классическую электромеханическую систему с редуктором, включающую исполнительный механизм в виде асинхронного электродвигателя общепромышленного исполнения, механически сопряженного с

цилиндрическим мотор-редуктором с использованием устройства управления ПЛК Siemens SIMATIC S7-1200 (CPU 1214C), в котором программно реализован алгоритм ПИ-регулирования, преобразователя частоты Siemens SINAMICS V20 и датчика обратной связи.

Вторым объектом исследования является система автоматического регулирования концентрации кислорода в уходящих газах парового котла на базе ПИД-регулятора. Данная система предназначена для поддержания оптимального соотношения «топливо-воздух» путем регулирования положения шибера центробежного дутьевого вентилятора парового котла типа Е-160-9,8-545 КС и включает в себя исполнительный механизм в виде многооборотного электропривода заслонки типа МП-М, измерительные преобразователи: дифманометр для измерения расхода воздуха и циркониевый кислородомер типа Анакат-303, установленный в газоходе за котлом и устройство управления: ПЛК Siemens SIMATIC S7-1200, реализующий алгоритм ПИД-регулирования [11].

Ключевым интегральным показателем эффективности функционирования автоматизированных систем управления (АСУ) в теплоэнергетике является быстродействие контура, которое характеризуется временем опроса одного входа ($T_{\text{опроса}}$). Этот показатель включает время аппаратной и алгоритмической предобработки данных ($T_{\text{пред}}$), которое включает в себя время служебных операций, аналого-цифрового преобразования (АЦП) и цифровой фильтрации сигнала, а также время переходного процесса ($t_{\text{рег}}$) [12, 13]. В промышленной практике для типовых систем управления на базе стандартных одноконтурных регуляторов (например, широко применяемого контроллера ОВЕН ТРМ151 или базовых конфигураций ПЛК без оптимизации) суммарное базовое значение времени опроса одного канала составляет порядка 0,6 с. [14] Прагматической целью оптимизации является уменьшение этого времени ниже указанного базового уровня. В данном исследовании это достигается за счет снижения вычислительной сложности алгоритма на современных ПЛК (Siemens

SIMATIC S7-1200), что минимизирует алгоритмическую задержку и способствует резкому сокращению $t_{\text{рег}}$ за счет более оперативного реагирования на рассогласование.

Анализ эксплуатации обоих объектов исследования выявляет общие проблемы, которые не могут быть решены в рамках классической линейной теории ПИ- и ПИД-регулирования:

1. Выраженные структурные нелинейности. Мотор-редуктор питателя обладает существенным люфтом (Δ=0,02 - 0,05 рад) и нелинейным сухим трением; статическая характеристика шибера дутьевого вентилятора имеет существенно нелинейный (равнопроцентный) характер. ПИ- и ПИД-регуляторы, будучи линейными алгоритмами, не способны компенсировать эти разрывные характеристики.

2. Неопределенность. Плотность и фракционный состав топлива изменяют момент инерции системы в 1,5 - 2,5 раза; качество топлива и нагрузка котла изменяют коэффициент передачи объекта по воздуху. ПИ- и ПИД-регуляторы с фиксированными коэффициентами, настроенные на номинальный режим, при изменении параметров становятся либо колебательными, либо чрезмерно медленными.

3. Существенное транспортное запаздывание. В теплотехнических объектах запаздывание τ=3-6 с критически ограничивает быстродействие ПИД-регулятора, вынуждая снижать коэффициент усиления и допуская перерасход топлива на 1-2%.

4. Насыщение интегральной составляющей. При кратковременных заклиниваниях или резких возмущениях интегральная составляющая ПИ- и ПИД-регуляторов накапливает большое значение, что после устранения возмущения приводит к мощному броску управляющего воздействия и перерегулированию.

5. Усиление шумов дифференциальной составляющей. Во втором объекте применение дифференциальной составляющей ПИД-регулятора для ускорения реакции на изменение концентрации кислорода приводит к

усилению высокочастотных шумов датчика, что требует дополнительной фильтрации и увеличивает запаздывание.

Анализ промышленных решений ведущих мировых производителей, в частности таких как SEW-EURODRIVE, Danfoss, ABB, Honeywell, показывает четкую тенденцию в развитии систем управления [15]. В качестве основного стандарта для управления техническими объектами применяются классические ПИ- и ПИД-регуляторы. Их преимущество заключается в низкой вычислительной сложности и простоте внедрения в ПЛК среднего уровня. Однако, как показано выше, их линейная природа не позволяет компенсировать нелинейности.

Таким образом, сложившаяся практика применения ПИ- и ПИД-регуляторов, в частности на базе ПЛК S7-1200, не позволяет достичь перспективных показателей по быстродействию (время регулирования для первого объекта $t_{\text{рег}} \leq 3$ с, для второго объекта $t_{\text{рег}} \leq 10$ с), необходимого качества регулирования (перерегулирование $\sigma \leq 5\%$ и отсутствие статической ошибки) и экономичности.

Для решения этих проблем ведущие производители внедряют в свои продукты алгоритмы интеллектуального управления, включая нечеткую логику (Fuzzy Logic). Например, в частотных преобразователях серий SEW MOVIDRIVE [16] и Danfoss VLT AutomationDrive [17] предусмотрены встроенные программные контроллеры (Smart Logic Control) и специализированные кинематические функции, позволяющие реализовывать нечеткие алгоритмы для сглаживания переходных процессов и компенсации люфта в механических передачах. В свою очередь, в системах оптимизации горения паровых котлов (таких как ABB Ability Boiler Optimization [18] или Honeywell Profit Boiler [19]) нечеткая логика и нейро-нечеткие структуры применяются для компенсации нелинейности исполнительных механизмов и транспортного запаздывания датчиков концентрации кислорода, что обеспечивает дополнительную экономию топлива.

Значительное внимание в современных исследованиях уделяется

методам оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов для сложных динамических объектов. В частности, в работе [20] рассматривается задача автоматического регулирования частоты и перетоков мощности (LFC – Load Frequency Control) во взаимосвязанных многозонных энергосистемах с применением нечеткого ПИД-регулятора.

Авторы отмечают, что наличие параметрических и структурных неопределенностей, а также внешних возмущений в энергосистемах существенно снижает эффективность регуляторов с фиксированными настройками. Для решения этой проблемы предлагается подход, при котором осуществляется совместная настройка коэффициентов масштабирования, параметров функций принадлежности (центров и ширины), а также весов продукционных правил нечеткого ПИД-регулятора.

Оптимизация указанных параметров выполняется с применением модифицированного алгоритма дифференциальной эволюции (Tribe-DE). В качестве целевой функции для оценки качества переходного процесса в данной работе используется интегральный критерий ITAE (интеграл от модуля ошибки, взвешенного по времени), минимизация которого позволяет обеспечить малое динамическое отклонение частоты и высокое быстродействие системы даже в условиях неопределенности.

Solihin Mahmud Iwan, Chuan Cheah Yong, Astuti Winda в своей работе [21] предложили нечеткий логический регулятор, способный справляться с нелинейностью и достигать удовлетворительной производительности для задач управления. Нечеткий логический регулятор при функционировании использует эвристическую информацию или экспертные знания оператора. Тем не менее, нелинейности существуют в системах управления, поэтому создание нечеткого логического регулятора является нетривиальной задачей. Ручной метод проб и ошибок является распространенным способом настройки параметров регулятора для достижения желаемой производительности системы.

В работе метаэвристические алгоритмы оптимизации применяются для

автоматической настройки параметров нечеткого логического регулятора. Авторами в статье для оптимизации коэффициентов масштабирования нечеткого логического регулятора используются три популярных метаэвристических алгоритма, таких как оптимизация роя частиц, поиск с кукушкой и дифференциальная эволюция для повышения эффективности проектирования регулятора. В качестве испытательной системы используется система управления козловым краном, которая является нелинейной.

Проведено моделирование оптимизации параметров нечеткого логического регулятора с использованием алгоритмов метаэвристики. Результаты моделирования показали, что предложенные методы оптимизации эффективны для улучшения характеристик нечеткого логического регулятор при управлении козловым краном, (исследовались контроль положения крана и система противораскачивания).

Sandeep Tripathi, Ashish Shrivastava, Kartick C Jana в своей работе [22] предложили метод оптимизации параметров нечёткого регулятора. Система слежения за солнцем на основе фотоэлектрических элементов вырабатывает максимальный ток, когда солнечный свет вертикально падает на его поверхность. Следовательно, существует потребность в оптимизированном непрерывном управлении положением оси системы слежения за солнцем для достижения максимального выходного тока.

Эта задача может быть решена на основе нечеткой системы управления. Обычно в традиционной нечеткой системе управления настройка нечеткого регулятора выполняется экспертным путем, часто методом проб и ошибок, что не всегда дает оптимальное решение. Авторами в данной работе была предложена оптимальная методика настройки с использованием нечеткого регулятора Такаги-Сугено-Канга с использованием оптимизации на основании алгоритма стаи.

Для проверки предложенного метода были использованы различные целевые функции для оптимизации параметров нечеткого регулятора. Сравнительный анализ был выполнен на основе трех параметров: времени

регулирования, максимального перерегулирования и оптимального нечеткого параметра для различных наборов ограничений. Результаты, полученные с помощью алгоритма оптимизации, также сравнивались с другими популярными алгоритмами популяций, то есть с алгоритмами оптимизации китов и оптимизацией роя частиц.

Р. А. Мунасыповым, К. А. Ахмеровым в работе [23] была предложена формализованная методика оптимизации нечеткого регулятора, основанная на применении генетических алгоритмов. Данная методика предполагает выполнение основных этапов: синтез исходного регулятора, настройка параметров генетического алгоритма, выбор целевой функции и оптимизация регулятора. Таким образом, предлагаемая методика позволяет существенно улучшить параметры системы за счет изменения параметров лингвистических переменных нечеткого регулятора. В результате использования предложенного авторами метода время регулирования сократилось на 53 %, перерегулирование уменьшилось на 80 %.

Классические линейные регуляторы зачастую не обеспечивают необходимое качество управления реальными, в основном нелинейными промышленными объектами. В этих условиях высокую эффективность показывают нечеткие ПИД-регуляторы и их модификации, которые за счет соответствующего выбора параметров могут стать нелинейными и лучше приспособленными для управления нелинейными промышленными объектами. В работе [24] предлагается упрощенный метод определения оптимальных параметров нечеткого ПД-регулятора с использованием средств MATLAB и метода нечеткой линеаризации. Предлагаемый в работе метод определения параметров нечеткого ПД-регулятора состоит в оценке и оптимизации его коэффициентов.

Р. Д. Карабцов, Л. А. Денисова в работе [25] рассмотрели вопросы проектирования системы автоматического регулирования, реализованной с использованием нечетких информационных технологий. Авторами были исследованы нечеткие регуляторы с различным количеством функций

принадлежности, оптимизированные с помощью генетического алгоритма. Для исследуемых вариантов регуляторов при варьировании параметров объекта управления построены соответствующие графики, из которых видно, что при значительном изменении параметров объекта первый регулятор, имеющий пять функций принадлежности, обеспечивает более точное регулирование, чем второй регулятор с тремя функциями принадлежности. При увеличении постоянной времени или уменьшении коэффициента передачи объекта управления на 70 % установившаяся ошибка уменьшается примерно на 25 %. Также при использовании второго регулятора в случае увеличения постоянной времени или коэффициента передачи объекта на 70 % время установления сокращается примерно на 10 %. Известны и другие подходы к оптимизации интеллектуальных регуляторов [26 – 28].

Проанализировав существующие подходы к оптимизации управления в САУ, способы оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, можно сделать следующие основные **заключения**:

- **заключение № 1** – во многих системах управления применяется комбинированный подход к достижению желаемого управления, заключающийся в использовании классической теории управления, нечеткой логикой, нейросетей и генетических алгоритмов;

- **заключение № 2** – увеличение количества и как следствие необходимость анализа и обработки больших объемов объективной и субъективной информации из-за усложнения системы управления после применения комбинированного подхода;

- **заключение № 3** – появление проблемы, связанной с необходимостью увеличения вычислительных мощностей системы управления;

- **заключение № 4** – рост времени производимых вычислений, что отрицательно влияет на эффективность работы САУ;

- **заключение № 5** – вычислительная сложность стандартного нечеткого регулятора с полной базой правил пропорциональна количеству продукционных правил R и оценивается как $O(M^n)$, где M – количество

термов (функций принадлежности) на один вход, а n – количество входных переменных. При оптимизации метаэвристическими методами (например, генетическим алгоритмом) структура базы правил сохраняется полной ($R = M^n$), что приводит к высокой вычислительной нагрузке на циклические алгоритмы ПЛК [7, 10].

В настоящий момент в системах автоматического управления применяются следующие системы:

1. Классические ПИД-регуляторы (например, в составе ПЛК Siemens SIMATIC S7-1200), характеристиками которых являются:

- вычислительная сложность: $O(1)$ на каждом шаге;

- время регулирования: $t_{\text{рег}}$≈1,8 с (для ПИ) и 20 с (для ПИД);

- величина перерегулирование: $\sigma = 12\%$;

- колебательность: $N = 2$.

2. Нечеткие регуляторы с полной базой правил (оптимизированные генетическим алгоритмом):

- количество правил: $R = 25$ (полная база);

- время выдачи управляющего воздействия: $T \approx 12{,}5$ мс;

- вычислительная сложность: $O(M^n)$, где M – количество функций принадлежности, n – количество входов.

3. Отраслевой бенчмарк (регулятор ОВЕН ТРМ151):

- базовое время опроса одного входа: $T_{\text{опроса}}$≈0,6 с.

Существующие требования к современным системам управления, следующие:

- снижение времени опроса входа до <0,4 с;

- снижение перерегулирования до $\sigma \leq 5\%$;

- устранение колебаний $N = 1$;

- обеспечение работы интеллектуальных алгоритмов в реальном времени на ПЛК среднего уровня.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что текущие показатели

систем автоматизированного управления ($T_{\text{опроса}} \approx 0{,}6\ \text{с}, \sigma \approx 12\%, N = 2$) не соответствуют современным требованиям, предъявляемым к быстродействию и качеству регулирования в промышленных системах.

На основе проведенного анализа практических требований к объектам управления и заключений относительно существующих подходов к оптимизации систем управления, в диссертационном исследовании формулируется следующее **противоречие в практике:** требование обеспечения высокого качества управления объектом вступает в конфликт с высокой сложностью математического описания интеллектуальных систем управления объектом, поскольку существующие методы параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов обладают недопустимо высокой вычислительной сложностью, увеличивающей задержку в контуре управления и снижающей запас устойчивости системы.

Иными словами, современные системы нуждаются в регуляторах, обеспечивающих высокое качество управления нелинейными объектами с переменными параметрами и запаздыванием, но существующие методы их настройки требуют недопустимо больших вычислительных мощностей и времени, что делает их неприменимыми на промышленных ПЛК.

Также можно сформулировать **противоречие в теории**: связанное с тем, что существующие теоретические методы оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов (метаэвристические алгоритмы, экспертные методы) не позволяют обеспечивать высокое качество управления при низкой вычислительной сложности, что обусловлено недостаточной разработанностью теоретических подходов к автоматическому формированию минимально достаточных баз правил таких регуляторов с учетом

Данное **противоречие в теории** проявляется в том, что:

- существующие методы оптимизации (генетические алгоритмы, рой частиц, алгоритм стаи) направлены преимущественно на поиск глобального экстремума критерия качества без учета вычислительных ограничений;

- отсутствуют теоретические обоснования применения методов кластерного анализа для структурирования пространства состояний объекта с целью формирования компактной базы правил нечеткого регулятора;

- не разработаны математические методы оценки вычислительной сложности нечетких регуляторов в зависимости от параметров их настройки (количества правил, функций принадлежности) с учетом ограничений дискретных систем управления.

Противоречия в теории и практике определяют **научную проблему**, которая заключается в недостаточной разработанности методов параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов, обеспечивающих снижение вычислительной сложности алгоритмов нечеткого логического вывода и повышение быстродействия контура управления при строгом сохранении требуемого качества управления.

Для разрешения сформулированной проблемы выдвигается **гипотеза:** если вместо ресурсоемких метаэвристических алгоритмов или ручного экспертного подбора использовать методы автоматического выделения закономерностей из данных об управлении (нечеткую кластеризацию), то можно существенно снизить вычислительную сложность синтеза базы правил и параметров нечеткого регулятора без потери качества управления.

Цель диссертационного исследования – повышение быстродействия и снижение вычислительной сложности контура управления техническими объектами, что в интегральном выражении обеспечивает уменьшение времени опроса одного входа автоматизированной системы управления, за счет автоматической оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа при сохранении требуемого качества управления.

Научная идея диссертационного исследования заключается в разработке новых методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа, позволяющих автоматически структурировать пространство состояний объекта и

формировать минимально достаточную базу правил.

Главной стратегией, направленной на реализацию данной научной идеи, является применение нечеткой кластеризации в ходе синтеза интеллектуального регулятора, спроектированного на основе комбинированного подхода. Это должно позволить:

- упростить и автоматизировать процесс формирования базы правил интеллектуальных регуляторов;
- сократить время выработки управляющих воздействий (повысить быстродействие);
- снизить вычислительную сложность системы управления с сохранением требуемого качества управления.

Проблема оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов классифицируется как слабоструктурированная, находящаяся на стыке теории автоматического управления и интеллектуального анализа данных. Это обусловлено необходимостью одновременного учета противоречивых требований: снижения вычислительной сложности алгоритма при сохранении высокого качества управления нелинейными объектами с неопределенностью.

Поэтому для ее эффективного решения обосновано применение методов системного анализа и синтеза, которые позволяют:

- формализовать противоречия между качеством управления и вычислительной сложностью;
- провести сравнительный анализ альтернативных подходов (классические регуляторы, метаэвристические алгоритмы, методы кластеризации);
- сформулировать гипотезу о применении нечеткого кластерного анализа;
- математически обосновать выбор решения через целевую функцию минимизации вычислительных ресурсов.

Такой системный подход обеспечивает переход от практической проблемы (необходимость уменьшения времени опроса одного входа) к

научной задаче (разработка методов оптимизации) через последовательные этапы: выявление противоречия → генерация гипотезы → математическая формализация → постановка частных задач.

1.2. Кластеризация как метод оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов в автоматизированных системах управления

В цифровую эпоху данные доступны в изобилии, но поиск полезных данных является *сложной задачей*. Кластеризация является *эффективным и распространенным подходом*, основанном на возможности группировки данных, результатом которой является определение закономерностей и внутренних сходств внутри каждой из групп.

Кластеризация как метод обучения без сопровождения линейно разделимых и нелинейно разделяемых кластеров широко применяется в различных областях [29].

Кластеризация данных находит применение в классификации шаблонов в различных областях, таких как искусственный интеллект, обобщение, обучение, сегментация, распознавание речи, распознавание образов, сегментация изображений, биология, маркетинг, интеллектуальный анализ данных, моделирование и идентификация системы и т.д. [30 – 33]. Ни один метод кластеризации нельзя назвать лучшим или лучшим, чем другие, потому что разные алгоритмы кластеризации сосуществуют и зависят от конкретного приложения.

Кластерный анализ широко используют в археологии, медицине, химии, биологии, государственном управлении, маркетинге, филологии, антропологии, социологии и других дисциплинах [34 – 42]. Универсальность применения привела к появлению большого количества несовместимых между собой терминов, подходов и методов, что в свою очередь затрудняет однозначное использование и интерпретацию кластерного анализа.

Первыми процедурами кластерного анализа были алгоритмы прямой кластеризации. Впервые методы решения задач группировки по множеству признаков были предложены немецким биологом Ф. Гейнке [43]. «Правило Гейнке» заключалось в том, что объект приписывался к той группе, к центру которой он был ближе всего. Однако это правило сложно отнести к методам кластеризации, так как сами группы предполагались заданными.

Позже идеи «структурной классификации» выдвинул антрополог польского происхождения К. Чекановский [44] в 1913г. Его метод представлял собой технологию «домашинной» обработки данных, которая, во-первых, заключала в себе узловую идею кластер-анализа – выделение близкорасположенных групп объектов и, во-вторых, важен способ этого выделения – процесс, лежащий в основе алгоритмов диагонализации матрицы связей.

Советским гидробиологом П. В. Терентьевым был предложен «метод корреляционных плеяд» [43]. Хотя метод использовался для выделения тесно коррелирующих признаков, также он подходил и для классификации объектов.

Большинство исследователей считают, что впервые кластерный анализ был введен математиком Р. Трионом. Интересно, что Р. Трион называл кластерный анализ «факторным анализом для бедняков» [45, 46]. Он предлагал метод, заключающийся в поиске групп с тесно коррелирующим признаком в каждой из них. Затем возник ряд терминов, которые в данный момент принято считать синонимами кластерного анализа: автоматическая классификация, ботриология, таксономия.

В первых печатных изданиях, посвященных кластеризации, были рассмотрены проблемы группировки объектов на основании общих признаков и построение иерархий объединенных объектов, представлены исследования по кластеризации в области биологии (предлагалось использовать численные методы, цифровые алгоритмы для группировки биологических организмов на основании общих черт), а также математические основы кластеризации

[47 – 49].

Особый вклад в развитие теории кластеризации внесли Hartigan [50, 51], Wishart [52 – 56], Bryan [57], Jancey [58], Vinod [59], Rao [60 – 62], Айвазян С. А. [63 – 66], Миркин Б. Г. [67 – 71], Мандель И. Д. [72 – 81], Родионов Д. А. [82], Дюран, О'Делл [83].

Особый толчок к развитию кластерного анализа был дан в 1958-1959гг. Р. Розенбаттом [84, 85]. Им была выдвинута *идея* распознающего устройства (перцептрона). Были поставлены как задачи обучения перцептрона, так и задача самообучения. С развитием этой теории бурное развитие получила теория «распознавания без учителя».

Автором проведен анализ существующих алгоритмов кластеризации с возможности применения методов кластеризации к задачам оптимизации и управления техническими объектами.

Первой работой, посвящённой алгоритмам кластеризации, была работа Джона Хартигана [26]. В ней впервые были описаны следующие алгоритмы кластеризации: алгоритм лидера, алгоритм о к-средних, алгоритм нормальной смеси, алгоритм Фишера, алгоритм Дитто, алгоритмы Триад, односвязные алгоритмы, алгоритмы объединения, алгоритм бинарного разбиения.

По мнению Манделя, существует три концепции, с помощью которых можно разделить существующие алгоритмы кластеризации [72]:

1. Эвристическая концепция. В ее основе лежит определение кластера как скопление точек, в котором среднее расстояние между точками одного кластера меньше, чем среднее расстояние между точками, входящими в кластер, и остальными.

2. Оптимизационная концепция. В рамках этого направления кластерный анализ сводился к традиционным способам математического решения, определялись основные критерии кластеризации и результатом было достижение экстремума функции. В этом случае проблема стояла в том, чтобы определить свойства функционала, способов достижения оптимального разбиения и трудоемкость алгоритма.

3. Аппроксимальная концепция. Основной идеей этого направления была в том, что «отношения, заложенные в исходных данных, необходимо наилучшим образом аппроксимировать отношением, отвечающим нашему представлению о классификации».

Конечно, все три концепции являются спорными и не дают строгого определения понятия кластеризации. Современные алгоритмы кластеризации представляют собой комбинацию предложенных концепций.

Anil K. Jain и Richard C. Dubes предложили следующий вариант классификации алгоритмов кластеризации [86], представленный на рисунке 1.1.

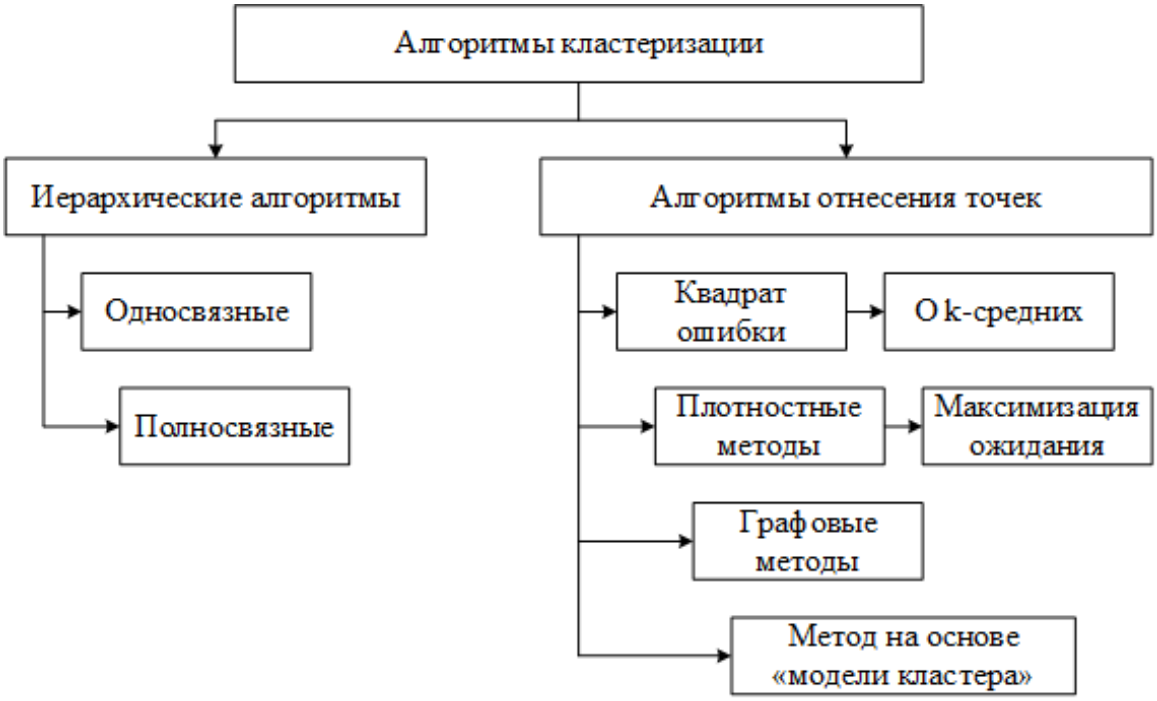


Рисунок 1.1 – Классификация алгоритмов кластеризации по Jain и Dubes

Как видно из рисунка все алгоритмы кластеризации делятся на два типа: *иерархические* и *алгоритмы отнесения точек*.

Иерархические, по мнению авторов, бывают двух типов:

- односвязные алгоритмы – на каждом шаге кластеризации кластеры объединяются в один, когда расстояние между точками разных кластеров

минимально;

- полносвязные алгоритмы – на каждом шаге кластеризации кластеры объединяются в один, когда максимальное расстояние между точками разных кластеров минимально.

Алгоритмы отнесения точек авторы подразделяют на следующие четыре подвида:

1. Алгоритмы, в основе которых лежит использование квадрата ошибки в качестве функции принадлежности. Наиболее частым примером такого вида алгоритма является алгоритм о *k*-средних.

2. Алгоритмы на основе графов. Наиболее часто встречаемым примером таких алгоритмов является алгоритм с использованием «Минимального покрывающего дерева». С помощью теории графов строятся связи между всеми точками. Затем самый длинный граф исключается, в итоге остается два кластера, точки каждого из которого по-прежнему соединены ребрами графа. Связи убираются до того момента, пока не достигается желаемый результат кластеризации.

3. Плотностные методы, суть которых заключается в разделении элементов на кластеры, в которых элементы будут находиться достаточно плотно относительно друг друга. Под плотностью в данном случае понимается, что в ε-окружности вокруг некоторого элемента есть не меньше заданного минимального числа элементов $min\ P$: $d\ (x_i, y_j) < \varepsilon$ для $j > min\ P$ [87].

4. Кластеризация на основе сетки – альтернативный метод, использующий пространственный подход. Входное пространство разделяется на конечное число ячеек, образуя сетчатую структуру в нескольких разрешениях. Затем все входные элементы разделяются в сеточной структуре, образуя кластеры. Основным преимуществом этого подхода является время обработки, которое обычно не зависит от количества объектов данных, но зависит только от количества ячеек в каждом измерении в пространстве квантования. Качество кластеризации напрямую зависит от выбранного шага сетки.

Также варианты классификации алгоритмов кластеризации предлагались рядом советских и зарубежных ученых, такими как А. А. Дорофеюком [88], С. А. Айвазяном [64 – 66], Н. Г. Загоруйко [89], Б. Г. Миркиным [67 – 71], А. Р. Лейбкиндом [90], Дж. Гудом [91], R.M. Cormak [92], E. Rasmussen [93], Han и Kamber [94] и др.

Проанализировав существующие классификации алгоритмов кластеризации, *автором предложена классификация*, представленная на рисунке 1.2 и приведено описание данной классификации, в том числе с историческим анализом работ научного сообщества.

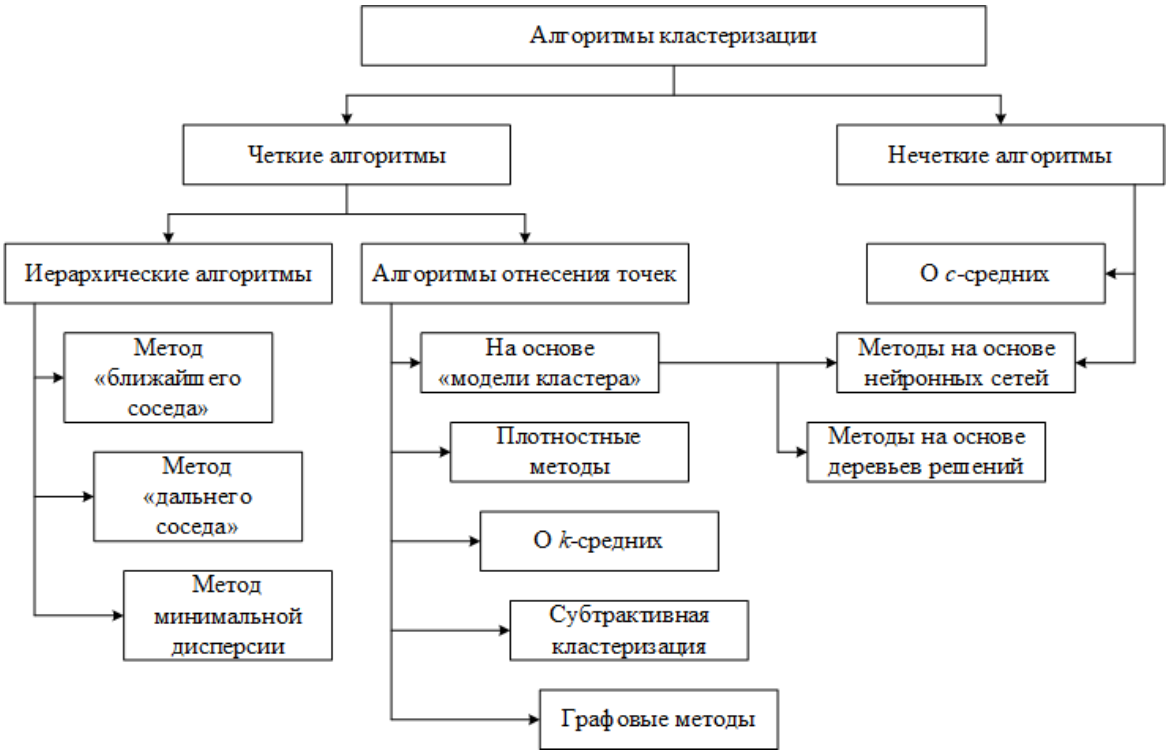


Рисунок 1.2 – Классификация алгоритмов кластеризации

Представленная классификация предполагает, что все алгоритмы кластеризации можно разделить на две основные группы: *четкие* и *нечеткие*. Чёткие подразделяются на два типа: *иерархические алгоритмы* и *алгоритмы отнесения точек*.

Иерархическая кластеризация имеет ряд преимуществ: она проста,

имеется возможность наглядного изображения и нет необходимости изначально задавать количество кластеров, необходимое для получения в результате кластеризации. Существенным недостатком иерархической кластеризации является ситуация, когда кластеры пересекаются или имеется небольшое количество точек в одном и другом кластере, находящимися близко, что приводит к появлению так называемого «моста» межу кластерами и дальнейшему ложному объединению кластеров в один [95].

Результатом иерархических методов кластеризации может быть графическое выражение в виде дендограммы, представляющей собой вложенную структуру кластеров как показано на рисунке 1.3.

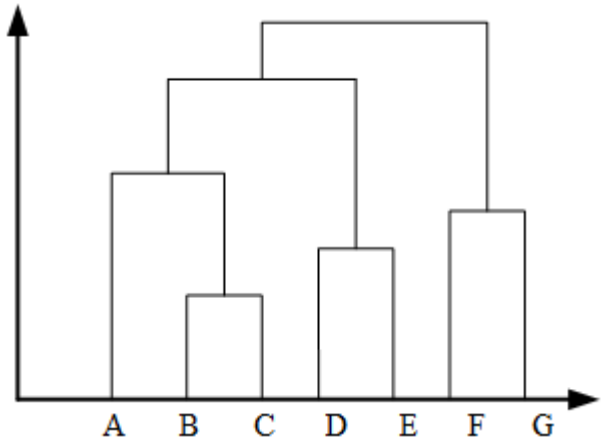


Рисунок 1.3 – Вложенная структура кластеров

Из рисунка видно, что на первом шаге кластеризации в кластер объединяются элементы B и C, на втором шаге элементы D и E, на третьем шаге элементы F и G и т.д.

Методы, лежащие в основе *алгоритмов отнесения точек*, обычно требуют предварительного установления количества кластеров. Алгоритмы отнесения точек перемещают объекты из одного кластера в другой. Для достижения оптимального разбиения в данном случае необходим перебор всех возможных вариантов разбиения. Так как в большинстве случаев это невозможно, оптимальность может быть определена как требование

минимизации среднеквадратичной ошибки разбиения:

$$e^2(X,L) = \sum_{j=1}^{K} \sum_{i=1}^{n_j} \left\| x_i^{(j)} - c_j \right\|^2 \quad (1.1)$$

где c_j – «центроид» кластера j [96].

По «центроидом» кластера понимается точка в пространстве характеристических векторов, имеющая среднее для данного кластера значение характеристик. Кластеризацию часто рассматривают как способ определения оптимального разбиения объектов на группы.

Попытки решать задачу кластеризацию формальными методами появились в начале XX века, точные же постановки задачи появились в 50-х годах. Dalenius в работе [97] ввел понятие критерия минимальной внутрикластерной дисперсии и алгоритма поиска оптимального решения, что было прообразом алгоритма о *k*-средних. Thorndike работе [98] предложил алгоритм, в котором на каждом шаге кластеризации происходило перераспределение объектов между кластерами, с помощью чего достигалась задача оптимизация внутриклассового разброса.

В статье Шлезингера [99] года впервые была точно сформулирована оптимизационная и статистическая задача кластеризации. В дальнейшем появляется большое количество работ, связанных с распознаванием образов вообще, и с распознавание образов без учителя, в частности. В рамках кластеризации определяющими были два направления:

- теория потенциальных функций. Учеными, работавшими в данном направлении, являлись М. А. Айзерман, А. Г. Аркадьев, Э. М. Браверман, Л. И. Розоноэр, И. Б. Мучник [100 – 103], А. А. Дорофеюк [88];

- теория формального приближения в задачах распознавания образов. В данном направлении работали Г. К. Кельмансон, Я. З. Цыпкин [104], которыми были предложены алгоритмы оптимизации, актуальные в настоящее время.

Дальнейшим развитием решений задач кластеризации являлась разработка новых методов (инструментов) и новых алгоритмов

кластеризации. В рамках этих двух направлений были разработаны инструменты для достижения максимального качества кластеризации, представлены критерии качества для нечетких постановок оптимизационных задач кластеризации, определены критерии для построения схем кластеризации, разработаны алгоритм оптимизации функционала универсального вида [89, 105– 107].

В общем случае алгоритмы отнесения точек можно разделить на пять типов: *алгоритмы, основанные на модели кластеров; плотностные методы; алгоритмы о k-средних; субтрактивная кластеризация; графовые алгоритмы.*

Алгоритмы, основанные на модели кластеров «пытаются» оптимизировать соответствие между заданными данными и некоторыми математическими моделями. В отличие от обычной кластеризации, которая идентифицирует группы объектов, методы кластеризации на основе моделей также находят характеристические описания для каждой группы, где каждая группа представляет концепцию или класс. В основе большинства таких методов используются в качестве модели *деревья решений* или *нейронные сети.*

В моделях *деревьев решений* данные представлены иерархическим деревом, где каждый лист относится к объекту и содержит вероятностное описание этого объекта. С помощью нескольких алгоритмов возможно сознание классификации для отнесения нераспределенных объектов.

В моделях *нейронных сетей* каждый кластер представлен нейроном или «прототипом». Входные данные также представлены нейронами, которые связаны с нейронами-прототипами. Каждая такая связь имеет вес, который определяется во время обучения. Популярным нейронным алгоритмом кластеризации является самоорганизующаяся карта SOM (Self-organizing map). Этот алгоритм строит однослойную сеть. Процесс обучения происходит по принципу «победитель получает все». Алгоритм SOM успешно применяется для векторного квантования и распознавания речи, широко

используется для визуализации многомерных данных в 2D или 3D пространствах. Следует отметить, что результат алгоритма зависит от первоначального выбора весовых векторов, а также различных параметров, таких как скорость обучения и радиус окрестности.

Методы, основанные на плотности (плотностные методы / алгоритмы), предполагают, что точки, принадлежащие каждому кластеру, обладают определенным вероятностным распределением [108, 109].

Предполагается, что общее распределение данных представляет собой смесь нескольких распределений. Целью плотностных методов является выявление кластеров и их распределительных параметров. Эти методы предназначены для обнаружения кластеров произвольных формы, которые не обязательно должны быть выпуклыми, а именно $x_i, x_j \in C_k$ [105]. Это не обязательно означает, что: $\alpha \times x_i + (1 - \alpha) \times x_j \in C_k$ [108].

Идея состоит в том, что объем кластера, состоящего из объектов или точек данных, растет до тех пор, пока плотность кластера не превысит определенный порог. Окрестность заранее определенного радиуса кластера должна содержать хотя бы минимальное количество объектов.

Алгоритмы о k-средних – это алгоритмы кластеризации, целью которых является разделение m точек (из пространства R^n) на k кластерs, при этом каждая точка относится к тому кластеру, к центру (ценроиду) которого она ближе всего. В качестве меры близости используется Евклидово расстояние [94, 110]:

$$\rho(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{\rho=1}^{n} (x_\rho - y_\upsilon)^2}\,, \qquad (1.2)$$

где $x, y \in R^n$.

Важно изначально выбрать точки (центроиды), которые с большой вероятностью принадлежат разным кластерам. Для этого существует два подхода:

- выбрать точки, имеющие наибольшее расстояние между собой;
- провести кластеризацию некоторой выборки данных, возможно

иерархическую, чтобы получилось k кластеров. Выбрать по одной точке из каждого кластера, например, взять ближайшую точку к центроиду.

Рассмотрим ряд точек $\{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$, $x \in R^n$. Метод k-средних разделит m точек на k групп (или кластеров) при условии, что $k < m$ и $S = \{S_1, S_2, \ldots, S_k\}$. Выражение $\min\left[\sum_{i=1}^{k}\sum_{x^{(j)}\in S_i}\left\|x^{(i)} - c_i\right\|^2\right]$, где $x^{(j)} \in R^n$, $c_j \in R^n$, c_j – центроид для кластера S_j [78].

Под оптимальностью разбиения понимается минимизация среднеквадратичной ошибки разбиения [78]:

$$e^2(X, L) = \sum_{j=1}^{K}\sum_{i=1}^{n_j}\left\|x_i^j - c_j\right\|^2 \qquad (1.3)$$

Структура алгоритма k-средних следующая. Изначально выбирается k точек, точки, которые вероятнее принадлежат разным кластерам. Эти точки определяются как центроиды кластеров. Затем выбираются по одной из оставшихся точек и вычисляются расстояния между точкой и центроидами, и эта точка включается в кластер с ближайшим центроидом. Каждая точка должна быть отнесена только к одному кластеру, даже если ее можно отнести к двум и более. На следующем шаге пересчитывается центроид объединенного кластера [110]:

$$c_j = \frac{1}{S_j}\sum_{x^{(j)}\in S_i} x^{(j)} \qquad (1.4)$$

Алгоритм о k-средних заключается в пересчитывании центроида для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге. Алгоритм останавливается, когда значения c_j перестанут изменяться $c_j^{шаг\ t} = c_j^{шаг\ t+1}$.

Доказательство конечной сходимости алгоритма о k-средних было дано Selim и Ismail [111]. Сложность T итераций алгоритма о k-средних рассчитанная для m входных значений, каждое из которых имеет N атрибутов, следующая: $O(T \times k \times m \times N)$. Данная линейная сложность алгоритма является одной из причин популярности использования алгоритма о k-средних. При большом количестве входных данных данный алгоритм более вычислительно

привлекательный по сравнению, например, с иерархическими алгоритмами кластеризации.

Dhillon и Modha году обозначили следующие преимущества алгоритма о *k*-средних: данный алгоритм легко интерпретируется, прост в реализации, имеет высокую скорость сходимости и адаптивен к разбросанным данным [112].

Следует иметь ввиду, что в алгоритме *k*-средних не всегда заранее известно оптимальное значение *k* (количество кластеров). Поэтому неправильный выбор числа кластеров *k* может привести к некорректным результатам. Но, получив результаты разбиений на кластеры для разных значений *k*, можно выбрать наиболее подходящее значение.

Субтрактивная кластеризация является обобщением метода, предложенного Р. Ягером и Д. Филевым. [113] Другое название данного алгоритма – горный алгоритм кластеризации. Данный алгоритм является четким алгоритмом кластеризации, однако с помощью него существует возможность построения нечетких баз знаний. Для реализации горного алгоритма не требуется задания количества кластеров.

На первом этапе алгоритма субтрактивной кластеризации определяются точки, которые могут быть центрами кластеров. На втором этапе для выбранных центров кластеров рассчитывается значение потенциала. Чем выше плотность объектов в окрестности потенциального центра кластера, тем выше значение его потенциала. Далее между центрами кластеров выбираются точки с максимальными потенциалами. Когда объекты кластеризации представляют собой точки двумерного пространства, графическое изображение распределения потенциала будет представлять собой поверхность, напоминающую горный рельеф. Отсюда и название – горный метод кластеризации.

На следующем этапе алгоритма центром кластера выбирают точку с наибольшим потенциалом. Зачастую рядом с точкой с наибольшим потенциалом находится несколько значительно высоких пиков. Поэтому

выбор следующего центра кластера среди вершин с максимальным потенциалом привел бы к образованию кластеров, находящихся близко между собой. Поэтому до выбора следующего центра необходимо исключить влияние предыдущего определенного центра на оставшиеся вершины. Для этого необходимо переопределить значения потенциалов для оставшихся возможных вершин.

Для определения центра второго кластера находится точка с наибольшим значением. Далее снова пересчитывается значение потенциалов. Итерационная процедура пересчета потенциалов и выделения центров кластеров продолжается до тех пор, пока максимальное значение потенциала превышает некоторый порог.

Графовые алгоритмы кластеризации – это алгоритмы, в основе которых лежит теория графов. Входные элементы кластеризации являются узлами графа, а ребра графа – это связи, которые существуют между элементами. Наиболее известным графовым алгоритмом кластеризации является алгоритм минимального покрывающего дерева, где в один кластер объединяются те элементы, сумма весов ребер которого минимальна.

Результатом алгоритмов четкой кластеризации является отнесение каждого объекта (точки) только к одному кластеру. Эти подходы справедливы в том случае, если кластеры компактны и каждый кластер значительно отделим от других. Однако, возможны ситуации, когда во множестве объектов существует небольшое число тех, которые сложно отнести к одному из кластеров, что может привести к неправильным результатам кластеризации из-за сдвига центров кластеров.

Для преодоления такого нежелательного свойства четкого алгоритма *k*-средних применяется алгоритм *нечеткой кластеризации* о *c*-средних (FCM-алгоритм), где для каждого объекта определяется степень принадлежности к одному из кластеров.

Алгоритм c-средних был разработан Дж. Данном [114] и изначально получил название нечеткого алгоритма ISODATA. Далее Дж. Беждек [115]

улучшил алгоритм на случай произвольных нечетких многообразий и предложил название для этого алгоритма о нечетких *c*-средних.

FCM-алгоритм подходит для кластеризации множества объектов, содержащих пересекающиеся кластеры. Результаты кластеризации основаны на нечетких функциях принадлежности, использующих относительные расстояния объектов относительно центров кластеров. Например, объект, расположенный далеко от центра кластера, вносит меньший вклад в процедуру поиска центров кластеров, чем объекты, расположенные близко к центру кластера.

На основании выполненного аналитического исследования выдвинута гипотеза о целесообразности интеграции алгоритмов кластеризации в архитектуру систем автоматизированного управления технологическими процессами. Предлагаемый подход предусматривает кластеризацию матриц значений, получаемых от классического и нечеткого регуляторов, с целью оптимизации объёма обрабатываемой информации за счёт уменьшения количества значимых параметров при сохранении ключевых характеристик системы.

1.3. Области современного применения алгоритмов кластеризации

Eustaquio и Nogueira в своей работе [116] провели исследования использования различных индексов достоверности кластеров для проверки качества нечеткой кластеризации многомерных наборов данных. По мнению авторов, валидация нечетких кластеров возможна только при применении надежного индекса достоверности кластера (CVI). CVI должен правильно распознавать структуру данных, и его валидации должны быть независимы от любого параметра алгоритма кластеризации или свойства данных. Тем не менее, некоторые классические нечеткие CVI, такие как коэффициент разделения, энтропия разделения и индекс Фукуяма-Сугено (Fukuyama-Sugeno) имеют монотонную тенденцию в зависимости от количества

кластеров.

Несмотря на то, что в литературе представлены обширные исследования такой тенденции, они были проведены для низкоразмерных данных, в которых такое свойство данных не влияет на поведение кластеризации. Чтобы исследовать, как такие аспекты влияют на результаты нечеткой кластеризации многомерных данных, авторами были сгруппированы объекты из тринадцати реальных наборов данных, используя алгоритм о *c*-средних. Нечеткие разделы были проверены с помощью коэффициента разделения (PC), энтропии разделения (PE) и индекса Фукуяма-Сугено (FS) и некоторыми предложенными улучшениями, чтобы привести к монотонной тенденции, в сумме восемь проанализированных нечетких CVI. Помимо анализа количества кластеров, отобранных CVI, был проведен тест Манна-Кендалла для статистической проверки монотонного тренда результатов CVI. Исходя из двух проведенных анализов, индексы модифицированного коэффициента разделения и индекса энтропии с масштабированным разделением показали лучшие результаты по сравнению с индексами энтропии разделения и коэффициента разделения.

В настоящее время алгоритм нечеткой кластеризации широко применяют для сегментации медицинских изображений.

Известен [117] метод автоматической сегментации, который объединяет нечеткую кластеризацию с методом установки уровня через динамический ограниченный параметр. Метод установки уровня широко используется в сегментации медицинских изображений, при которой производительность серьезно зависит от инициализации и настройки параметров.

В работе [118] авторами решается проблема разложения большой взаимосвязанной электрической сети на более мелкие слабосвязанные зоны для облегчения и гибкого управления системами передачи электроэнергии. Такое разделение обеспечивает контроль напряжения вторичного уровня на региональных уровнях и контролируемое выделение, что может быть использовано для предотвращения распространения отключений большой

площади. Система передачи электроэнергии рассматривается как полностью связанный взвешенный ориентированный граф, где узлы и граничные веса графа представляют шины и количественную оценку электрического подобия между любыми двумя шинами, соответственно.

В отличие от мер подобия, основанных на импедансе или допуске, которые в значительной степени ограничивают и не учитывают топологию электрических сетей, электрическое сходство между любыми двумя шинами в этой работе рассматривается с точки зрения их влияния на оставшуюся часть сети. В частности, электрическое сходство между двумя шинами определяется количественно с точки зрения соответствующих колебаний напряжения на всех шинах в сети в результате возмущений реактивной мощности на этих шинах.

Кроме того, количественная оценка электрического влияния не имеет существенного влияния на вычислительную сложность, поскольку она рассчитывается с использованием якобианов, полученных в качестве побочных продуктов решения уравнений потока мощности. Результирующий ориентированный граф затем группируется в заданное количество зон, которые электрически слабо связаны, используя теоретико-графический алгоритм кластеризации.

Авторами предложена основанная на правилах стратегия децентрализованного управления для эффективного управления напряжениями шины в слабосвязанных зонах, которые получаются в результате процесса кластеризации. Предложенный подход затем тестируется на испытательных системах для таких приложений, как диспетчерское управление напряжением и изоляции и дает хорошую идентификацию взаимно разделенных подсетей в большой электрической сети.

Следует отметить, что при большом количестве разрабатываемых современных интеллектуальных систем диспетчерского контроля напряжения в энергосистемах авторами не учитываются факторы неопределенности, которые могут возникнуть в процессе разложения большой взаимосвязанной

электрической сети на более мелкие слабосвязанные зоны для облегчения и гибкого управления системами передачи электроэнергии, что является недостатком предложенного подхода.

В работе [119, 120] нечеткая кластеризация применяется для обнаружения предупреждений и сбоев ветряной турбины, то есть для диагностики с целью моделирования оптимальной кривой мощности.

В работе [121] для повышения точности стандартного алгоритма FCM применен лесной алгоритм оптимизации (FOA). Нечеткая кластеризация в данном случае представляет собой комбинацию лесного алгоритма оптимизации с градиентным методом, что позволяет получить оптимизированные кластерные центры.

Известно решение задачи управления движением параллельного робота с дискретным временем с использованием адаптивной системы нейро-нечеткого вывода на основе улучшенной субтрактивной кластеризации [122]. В работе используется улучшенный метод субтрактивной кластеризации для получения структуры модели системы, чтобы обеспечить высокую точность интеллектуального управления.

В работе [123] метод кластеризации используется для выделения однородных неисправностей системы в группы. Результатом применения метода является сокращение объема информации и области поиска, что позволяет существенно сократить время для определения неисправностей.

В работе [124] предложен вероятностный подход для нечеткой кластеризации нечетких правил. В основе подхода лежит разделение входной информации на подгруппы, вычисление выходной функции и нечетких правил каждой из подгрупп и получение выходной функции и нечетких правил всей системы на основе интегрирования результатов всех подгрупп с помощью функции агрегации.

В работе [125] авторы предложили новую схему диагностики неисправностей с применением алгоритмов нечеткой кластеризации. В работе представлен подход к проектированию систем диагностики неисправностей на

основе данных с использованием методов нечеткой кластеризации. В общем случае схема диагностики предусматривает три последовательных этапа. На первом этапе выполняется предварительная обработка данных с использованием алгоритмов нечеткой кластеризации, на втором этапе происходит классификация данных, на третьем этапе с помощью алгоритма оптимизации реализуется процедура обучения для оптимизации параметров алгоритмов, использованных на предыдущих этапах.

В работе [126] представлена новая методология прогнозирования под названием SSOFC-Apriori-WRP, которая представляет прогнозирование энергии ветра и скорости на один день вперед. Задача вероятностного прогноза энергии ветра решается с помощью комбинированной интеллектуальной структуры и алгоритма нечеткой кластеризации.

В работе [127] авторами проведены исследования характеристик эксплуатационного поведения ветроэнергетической системы с использованием метода нечеткой кластеризации для мониторинга состояния системы и для исключения ее неисправностей.

На основе проведенного в подразделе анализа областей современного применения алгоритмов кластеризации рассмотрим перечисленные отрасли для применения результатов диссертационного исследования.

1. Медицина: Сегментация медицинских изображений и автоматическая сегментация с использованием метода установки уровня.

2. Энергетика: Разложение больших взаимосвязанных электрических сетей на слабосвязанные зоны для управления системами передачи электроэнергии.

3. Диагностика оборудования: Обнаружение предупреждений и сбоев в работе ветряных турбин, диагностика неисправностей различных систем.

4. Управление роботами: Интеллектуальное управление движением параллельных роботов с использованием субтрактивной кластеризации.

5. Прогнозирование и мониторинг: Прогнозирование энергии ветра и скорости, мониторинг состояния ветроэнергетических систем.

Таким образом ***предметной областью*** научного исследования является применение нечеткой кластеризации для оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов в системах управления техническими объектами. Это включает разработку новых методов автоматической оптимизации баз нечетких правил интеллектуальных регуляторов для повышения быстродействия и снижения вычислительной сложности контура управления техническими объектами в перечисленных отраслях.

К ***характерным недостаткам*** проанализированных объектов из перечисленных отраслей относятся:

1. *Зависимость от параметров*: Многие классические индексы достоверности кластеров (CVI) имеют монотонную тенденцию в зависимости от количества кластеров, что может привести к некорректной валидации. Например, коэффициенты разделения и энтропия разделения могут давать неверные результаты при увеличении числа кластеров. [116]

2. *Сложность вычислений*: Алгоритмы нечеткой кластеризации, такие как FCM (Fuzzy C-Means), требуют значительных вычислительных ресурсов, особенно при работе с многомерными данными. Это может приводить к длительным временам выполнения и необходимости оптимизации алгоритмов.

3. *Неопределенности в данных*: В некоторых системах, таких как разложение электрических сетей, не учитываются факторы неопределенности, что может привести к некорректному разделению на кластеры и, как следствие, к неэффективному управлению.

4. Н*астройка параметров*: Методы, такие как метод установки уровня в медицинской сегментации, сильно зависят от правильной инициализации и настройки параметров, что требует значительных усилий и может приводить к ошибкам.

5. *Ограничения в применении*: Некоторые методы нечеткой кластеризации могут быть менее эффективными в специфических условиях, например, при работе с большими взаимосвязанными сетями или при

диагностике сложных систем с множеством переменных.

Указанные недостатки свидетельствуют о том, что непосредственное применение существующих алгоритмов нечеткой кластеризации (таких как FCM и субтрактивная кластеризация) в системах управления техническими объектами сопряжено со значительными трудностями, связанными с чувствительностью к параметрам и неопределенностью данных. Эти трудности становятся особенно критичными в современных интеллектуальных системах управления, в основе которых использованы технологии искусственного интеллекта и которые предъявляют повышенные требования к надежности и минимизации вычислительных затрат в процессе эксплуатации. В таких системах желаемое управление должно достигаться за наименьшее количество производимых вычислений, что обуславливает необходимость разработки новых методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе эффективного применения существующих алгоритмов нечеткой кластеризации. Именно решение этой задачи и составляет научную основу настоящей диссертационной работы.

В данном диссертационном исследовании объект управления современных САУ рассматривается как сложная динамическая система. Автор предлагает использовать метод кластеризации для декомпозиции структуры и оптимизации внутренних процессов системы с целью повышения ее общей эффективности.

Практическая реализация данного подхода позволяет перераспределить вычислительную нагрузку с аппаратного уровня на программную подсистему. С точки зрения системного анализа это оптимизирует распределение внутренних ресурсов САУ, минимизируя потребность в экстенсивном наращивании мощности ее материальных элементов.

1.4. Математическая формализация задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с позиций системного анализа

С позиций системного анализа и теории сложных систем, техническое обеспечение систем автоматизированного управления представляет собой детерминированную иерархическую систему с заданной структурой [128, 129]. В качестве базового элемента (подсистемы нижнего уровня) выступает программируемый логический контроллер (ПЛК), архитектура которого описывается конечным множеством компонентов:

$$S = \{CPU, Mod_{in}, Mod_{out}, Mod_{com}\} \quad (1.5)$$

где CPU – модуль центрального процессора, Mod_{in} и Mod_{out} – конечные множества модулей ввода и вывода сигналов, Mod_{com} – коммуникационные интерфейсы.

Пропускная способность и емкость данной системы ограничены вектором конструктивных параметров производителя $\overrightarrow{R_{max}}$, определяющим верхний предел расширения аппаратной структуры. Эволюция и масштабирование систем автоматизированного управления (рост объемов автоматизации) эквивалентны увеличению размерности вектора входных и выходных воздействий. При этом физическое расширение структуры ΔS упирается в ограничение $\vec{R} \leq \overrightarrow{R_{max}}$.

Попытки компенсации дефицита физических каналов за счет виртуализации (введения дополнительных информационных связей и программных меток) изменяют лишь внутреннюю топологию информационной подсистемы, не меняя её физических границ. Это приводит к нелинейному увеличению вычислительной сложности выполняемых ПЛК процедур. При достижении критического объема сигналов нарушается свойство эмерджентности: система теряет способность выполнять целевую функцию – обеспечивать детерминированное время цикла управления $\tau \leq \tau_{\text{доп}}$.

С точки зрения системного анализа, задача сводится к оптимизации

целевой функции, представляющей собой интегральный критерий оптимизации E, который необходимо **минимизировать** (так как все исходные параметры отражают вычислительную сложность и временные затраты):

$$E = \omega_1 \cdot \frac{M}{M_{max}} + \omega_2 \cdot \frac{C}{C_{max}} + \omega_3 \cdot \frac{R}{R_{max}} + \omega_4 \cdot \frac{T}{T_{max}} \to min, \quad (1.6), \text{ где:}$$

- M – текущее количество функций принадлежности входных лингвистических переменных;
- C – текущее количество заключений (термов выходных переменных/констант в базе заключений);
- R – текущее количество правил нечеткого регулятора;
- T – время настройки (параметрической оптимизации) системы;
- $M_{max}, C_{max}, R_{max}, T_{max}$ – максимально допустимые (исходные до оптимизации) значения соответствующих параметров, выполняющие роль нормирующих множителей;
- $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ – весовые коэффициенты относительной важности критериев.

Оптимизация не может проводиться бесконечно, так как система должна сохранять свойство **функциональной полноты** и заданное качество управления. На функцию накладываются следующие системные ограничения:

- ограничение по весам: Сумма всех весовых коэффициентов должна быть равна единице (условие нормировки нормированных критериев):

$$\sum_{i=1}^{4} \omega_i = 1, \quad \omega_i \geq 0, \quad (1.7)$$

- ограничение по качеству управления (функциональный базис): Сокращение количества правил R и функций принадлежности M не должно приводить к потере устойчивости САУ или выходу динамической ошибки за рамки технологического допуска ε:

$$\Delta_y(M, C, R) \leq \varepsilon, \quad (1.8)$$

где Δ_y – ошибка регулирования технического объекта.

- размерность базы правил: в классических нечетких системах количество правил жестко связано с функциями принадлежности.

Кластеризация как раз направлена на нарушение этой комбинаторной зависимости (снятие «проклятия размерности»):

$$R \leq \prod_{j=1}^{n} M_j \quad (1.9),$$

где n – количество входных переменных, а M_j – число функций принадлежности для j-й переменной. Цель оптимизации – сделать R значительно меньше этого произведения.

Варьируя значения весовых коэффициентов, аналитик может адаптировать формулу под конкретные требования модернизации производства:

- если критически важно **снизить требования к аппаратному процессору** (контроллеру) в реальном времени, увеличивают весовые коэффициенты сложности $\omega_1, \omega_2, \omega_3$. Это приведет к более интенсивному сжатию базы правил алгоритмом;

- если САУ функционирует в динамической среде и приоритетной является **скорость самонастройки/адаптации** при изменении объекта, максимальный приоритет присваивается весовому коэффициенту времени ω_4.

В рамках данного диссертационного исследования, целью которого является разработка универсального метода оптимизации, целесообразно принять принцип равной значимости всех критериев ($\omega_1=\omega_2=\omega_3=\omega_4=0{,}25$). Это обосновывается тем, что для успешной реализации интеллектуального регулятора на ПЛК среднего уровня (Siemens SIMATIC S7-1200) все четыре параметра (количество функций принадлежности, заключений, правил и время настройки) являются взаимозависимыми и равнозначными ограничивающими факторами. Снижение только одного из них (например, количества правил) без пропорционального уменьшения общих вычислительных затрат не решает задачу комплексной оптимизации. Равные веса обеспечивают сбалансированный поиск решения, исключая искусственное завышение приоритета одного показателя в ущерб другим.

С точки зрения системного анализа ***критерий оптимизации нечеткой САУ*** формализуется в виде нормированной функции минимизации

совокупных вычислительных и временных ресурсов:

$$E(M,\ C,\ R,\ T) = \sum_i^4 \omega_i \cdot \frac{X_i}{X_{i,max}} \to min \qquad (1.10),$$

где X_i вектор оптимизируемых параметров нечеткого регулятора (M, C, R, T), сдерживаемый технологическим ограничением на точность управления объектом.

Минимизация целевой функции E (формула 1.10) на практике обеспечивает достижение интегрального показателя эффективности – времени опроса одного входа ($T_{\text{опроса}}$), который математически формализуется как:

$$T_{\text{опроса}} = T_{\text{пред}} + t_{\text{рег}}, \qquad (1.11)$$

где: $T_{\text{пред}}$ – время аппаратно-алгоритмической предобработки данных в цикле ПЛК, включающее время считывания сигналов, время выполнения арифметических операций и время регулирования (которое прямо пропорционально количеству продукционных правил R и времени настройки T), $t_{\text{рег}}$– время регулирования.

Таким образом, целевая функция (1.10) и интегральный показатель (1.11) образуют единую систему критериев: первая обеспечивает математическую оптимизацию алгоритма, а второй позволяет оценить физический результат этой оптимизации в терминах быстродействия реальной системы управления по сравнению с базовыми промышленными стандартами.

С позиций теории автоматического управления интегральная оценка эффективности и качества функционирования синтезированной САУ определяются вектором прямых показателей динамики переходного процесса:

- величина перерегулирования ($\sigma, \%$): Отражает максимальное относительное или процентное отклонение управляемой координаты от её установившегося значения в переходном режиме [1, 130 – 132]. Данный показатель детерминирует склонность замкнутого контура к потере динамической устойчивости. Критический уровень перерегулирования порождает недопустимые кинематические, термические или электрические перегрузки технологического оборудования, что способно привести к

деструкции элементов системы или выходу объекта из строя. Математически процент перерегулирования выражается как разность между пиковым и установившимся значениями выходного сигнала, отнесенная к его установившемуся значению;

- время регулирования ($t_{\text{рег}}$): Задает минимальный временной интервал, по истечении которого регулируемая технологическая величина входит в заданную трубку допуска (обычно $\pm 5\%$) от установившегося значения и стабилизируется в ней. Данный параметр является ключевым системным индикатором, определяющим общее быстродействие и точность контура управления [1, 130, 133, 134];

- колебательность процесса (N): Оценивается суммарным числом полных циклов колебаний регулируемой величины зафиксированных с момента подачи возмущающего или управляющего воздействия до момента достижения системой стационарного равновесного состояния [1, 130 – 132, 134 – 136].

В основе оптимизации основных показателей качества САУ лежит оптимизация критериев, вычисление которых производится путем интегрирования системы дифференциалах уравнений. По степени важности критерии располагаются в следующем порядке: величина перерегулирования, показатель колебательности, время регулирования. Для первых двух вводятся ограничения (функции ограничения), а третий критерий необходимо минимизировать как целевую функцию [136].

В рамках диссертационного исследования проводится двухэтапный параметрический анализ и оптимизация исследуемых систем автоматизированного управления.

На первом этапе осуществляется идентификация базового состояния систем. Для каждой исходной САУ определяются динамических показатели качества, характеризующий реакцию управляемой подсистемы на типовые входные воздействия. В качестве детерминированных критериев динамической точности и устойчивости фиксируются: величина

перерегулирования ($\sigma, \%$) – мера запаса устойчивости системы по амплитуде; время регулирования $t_{\text{рег}}$– метрика быстродействия и длительности затухания переходного процесса; колебательность процесса (N) – показатель склонности системы к резонансным явлениям. Для каждой исходной САУ формируется вектор динамических показателей качества Q_{base}, характеризующий реакцию системы на переходную функцию $h(t)$:

$$Q_{base} = [\sigma,\ t_{\text{рег}},\ N]^T, \tag{1.12}$$

где компонентами вектора являются детерминированные критерии динамической точности и устойчивости: σ – величина перерегулирования (%); $t_{\text{рег}}$ – время регулирования; N – колебательность процесса.

На втором этапе реализуются разработанные автором методы оптимизации. С позиций теории управления, синтезируемый контур накладывает жесткое целевое ограничение на динамические свойства системы: качество переходного процесса модернизированной САУ должно оставаться инвариантным по отношению к изменениям алгоритма. Задача улучшения динамических показателей качества ($\sigma,\ t_{\text{рег}},\ N$) не ставится. Целеполагание исследования заключается в обеспечении робастности системы – удержании вектора ее динамических состояний в строго заданной ε-окрестности от исходного (базового) уровня. Качество переходного процесса измененной системы (описываемое вектором Q_{mod}) должно удерживаться в строго заданной ε-окрестности от базового уровня. Математически это ограничение записывается через норму разности векторов:

$$\|Q_{mod} - Q_{base}\| \leq \varepsilon. \tag{1.13}$$

В покомпонентном виде (в рамках заданной точности по каждому критерию $\varepsilon_\sigma,\ \varepsilon_{t_{\text{рег}}}, \varepsilon_N$) это эквивалентно системе ограничений:

$$\begin{cases} |\sigma_{mod} - \sigma_{base}| \leq \varepsilon_\sigma; \\ \left|t_{\text{рег},mod} - t_{\text{рег},base}\right| \leq \varepsilon_{t_{\text{рег}}}; \\ |N_{mod} - N_{base}| \leq \varepsilon_N. \end{cases} \tag{1.14}$$

При этом, задача экстремального улучшения показателей (минимизации значений компонентов) не ставится – целевой функцией является строгое обеспечение инвариантности: $Q_{mod} \to Q_{base}$.

Исходя из допустимой погрешности измерений и требований к стабильности, устанавливаются три независимых критерия ε_σ, $\varepsilon_{t_{\text{рег}}}$, ε_N (1.14):

- для перерегулирования ε_σ устанавливается значение в пределах $\pm 5\%$;

- для времени регулирования $\varepsilon_{t_{\text{рег}}}$ задается значение в пределах $\pm 10\%$ от базового значения $t_{\text{рег}}$;

- для колебательности ε_N устанавливается значение $\pm 0{,}1$.

Применение алгоритмов нечеткой кластеризации на этапе предварительной обработки данных позволяет перейти от комбинаторной зависимости количества правил к кластерной. Если исходная сложность алгоритма нечеткого вывода ($C_{\text{исх}}$) определялась как ($C_{\text{исх}} \sim O(M^n)$, то сложность предложенных методов определяется количеством выявленных кластеров K: $C_{\text{опт}} \sim C(K)$. При этом, в силу природы алгоритмов кластеризации, всегда выполняется условие $K \ll M^n$. Таким образом, математическое ожидание выигрыша в вычислительной сложности составляет величину порядка $\frac{M^n}{K}$раз.

Определены системные **ограничения и пределы устойчивости** предлагаемых методов:

- **критический порог** модификация структуры системы $\leq 20\%$ от исходной топологии. Превышение этого лимита требует полного перепроектирования, а не локальной модернизации;

- **расширение функционального пространства САУ:** ≤ 2 новых контура регулирования или элемента управления.

1.5. Концепция решения задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов

Область, в которой используются объекты, представленные в диссертации – энергетика. В частности, исходными моделями управления, для которых будет проводиться диссертационной исследование, являются:

- мотор-редуктор, который предназначен для управления процессом открытия и закрытия задвижек в трубах, по которым подаются воздух и газ в газовые камеры промышленного котла;

- концентрация (расход) воздуха и газа в трубах, по которым они подаются в газовые камеры для дальнейшего сгорания и обеспечения нужных температурных параметров промышленного котла на выходе.

На основе проведенных научных исследований сделан вывод, что в настоящее время для улучшения качества управления специалистами в области управления автоматизированными системами предлагается оптимизировать интеллектуальные регуляторы в соответствии с рисунком 1.4.

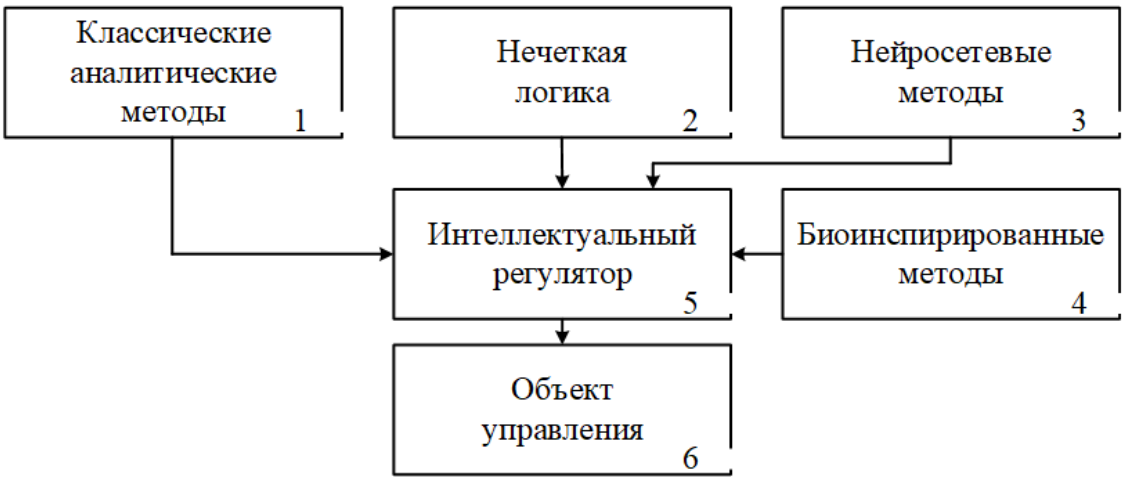


Рисунок 1.4 – Методы оптимизации интеллектуальных регуляторов в системах управления

В соответствии с предложенной научной идей и учитывая, что в системах управления часто генетические алгоритмы могут выполняться на стадии обучения нейросетей [137], автором предлагается следующая концепция решения задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, графически представленная на рисунке 1.5.

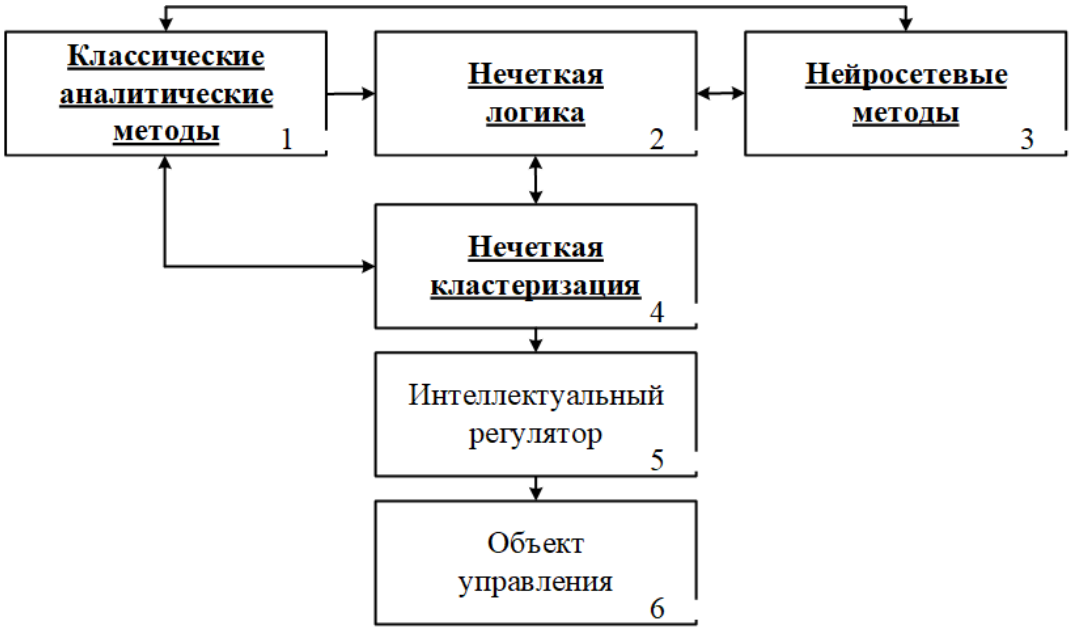


Рисунок 1.5 – Концепция решения задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов

Рассмотрим подробнее связи между блоками. Связи обозначены в соответствии с реализацией предложенной концепции и применительно к используемым в диссертационном исследовании моделям управления.

В используемых моделях управления техническими объектами заложен определенный принцип взаимодействия. Реализуется комбинированное (гибридное) управление техническим объектом за счет применения интеллектуального регулятора на основе классического регулятора, нечеткого регулятора и нейросети (блоки 1, 2, 3 на рисунок 1.5).

Прогрессивность данного интеллектуального регулятора заключается в том, что классический регулятор используется источником информации для

нечеткого регулятора, а нейросеть позволяет обучить нечеткий регулятор, используя информацию с классического.

На первом этапе управление объектом осуществляется с использованием классического регулятора.

На втором этапе для управления объектом в условиях неопределенности строится нечеткий регулятор, в котором входные лингвистические переменные формируются на основе значений сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки, полученных при функционировании классического регулятора (в зависимости от использования типа регулятора – ПИ или ПИД). Значения сигнала управляющего воздействия на объект служат для формирования выходной лингвистической переменной нечеткого регулятора. Формируется база правил и проверяется качество управления с помощью синтезированного таким образом нечеткого регулятора. Полученный переходной процесс отличается *более высокими* показателями качества, чем при управлении этим же объектом с использованием классического регулятора.

На третьем этапе строится адаптивная система нейро-нечеткого вывода. С помощью нейросети выполняется обучение нечеткого регулятора, при котором для обучения используются значения сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученных при функционировании нечеткого регулятора (на втором этапе), в качестве проверочных – значения таких же сигналов, полученных при функционировании классического регулятора (на первом этапе).

В результате синтезируется новый интеллектуальный регулятор со своей базой правил, обладающий *высокими показателями качества управления*, и позволяющий управлять объектом в условиях неопределенности. Синтез такого регулятора является *трудозатратным* в связи с необходимостью обработки большого объема данных, что требует выполнения значительного количества вычислительных операций в части выдачи управляющих воздействий.

Например, значения сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученные при функционировании классического регулятора (на первом этапе), сгруппированы в виде матрицы, в которой в зависимости от шага дискретизации эти значения записываются в одинаковые моменты времени. Следует отметить, что при решении разных задач такая матрица может быть достаточно объемной и содержать до десятков тысяч значений по каждому сигналу. При функционировании синтезированного нечеткого регулятора (на втором этапе), полученные значения сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия также сгруппированы в виде матрицы.

При разработке адаптивной системы нейро-нечеткого вывода (на третьем этапе) обе матрицы должны «взаимодействовать» на этапе обучения нейросети (гибридной сети) для синтеза нового интеллектуального регулятора со своей базой правил. Это потребует больших временных затрат и вычислительных ресурсов, что, например, при управлении объектом в изменяющихся условиях или с высокой динамикой поведения приведет к серьезным проблемам в управлении. Применение разработанных в диссертационном исследовании методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа (блок 4 на рисунок 1.5) является *решением указанных проблем*.

Ключевой особенностью применения методов является кластеризация значений сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученных при функционировании классического регулятора (на первом этапе) и значений таких же сигналов, полученных при функционировании нечеткого регулятора (на втором этапе) т.е. выполняется кластеризация каждого сигнала каждого регулятора до третьего этапа.

В результате при создании адаптивной системы нейро-нечеткого вывода обучение гибридной сети происходит *только* на основе полученных *центров*

кластеров значений сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученных при функционировании классического и нечеткого регуляторов.

Предложенная автором концепция решения задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов позволяет *в разы сократить*:

- *количество* требуемых для разработки адаптивной системы нейро-нечеткого вывода *значений* для каждого регулятора по каждому показателю (ошибка, интеграл ошибки или дифференциал ошибки и управляющее воздействие);

- *количество функций принадлежности* для каждой входной лингвистической переменной;

- *количество заключений* – функций от входа;

- *количество правил* в базе правил интеллектуального регулятора.

Это позволит значительно сократить время выдачи управляющего воздействия в САУ с применением интеллектуального регулятора.

1.6. Постановка общей научной задачи

Разработка универсальных методов автоматической оптимизации баз правил интеллектуальных регуляторов представляет собой ***фундаментальную научно-техническую проблему***, лежащую на пересечении теории управления, искусственного интеллекта и вычислительной математики. Решение этой проблемы способно радикально трансформировать принципы построения интеллектуальных систем управления: обеспечить переход от эвристических и трудоёмких ручных подходов к воспроизводимым, масштабируемым и вычислительно эффективным технологиям синтеза регуляторов.

Масштабность задачи определяется её междисциплинарным характером, востребованностью в критически важных отраслях (медицина энергетика, диагностика оборудования управление роботами,

прогнозирование и мониторинг) и потенциалом для создания новых теоретических основ адаптивного и робастного управления в условиях неопределённости.

Ключевым эффектом станет формирование методологии, позволяющей автоматически балансировать противоречивые требования к качеству регулирования и вычислительной сложности, что откроет путь к внедрению интеллектуальных регуляторов в ресурсоограниченные системы реального времени.

Научная задача диссертационного исследования состоит в разработке методов параметрической оптимизации интеллектуального регулятора, с применением алгоритмов нечеткой кластеризации к совокупности данных, полученных как от классических, так и от нечетких регуляторов, для синтеза интеллектуальных систем управления, обеспечивающих кардинальное снижение вычислительной сложности алгоритма нечеткого вывода (с $O(M^n)$ до $O(K)$, где $K \ll M^n$, где M – количество функций принадлежности на одну входную переменную, n – количество входных переменных, а K – количество выявленных кластеров), и повышение быстродействия контура управления при сохранении показателей качества переходного процесса на уровне исходного нечеткого регулятора, имеющего полную базу правил.

В рамках решения определенной научной задачи определены следующие **взаимоувязанные частные научные задачи**:

1. Провести сравнительный анализ существующих подходов к оптимизации интеллектуальных регуляторов, выявить системное противоречие между высокой вычислительной сложностью полных баз нечетких правил ($O(M^n)$) и ограниченными ресурсами программируемых логических контроллеров (ПЛК), и сформулировать задачу параметрической оптимизации с жестким условием сохранения качества управления.

2. Разработать методы оптимизации базы правил интеллектуального регулятора, основанные на применении алгоритмов FCM и субтрактивной кластеризации к совокупности сигналов управления (ошибки, интеграла или

дифференциала ошибки, управляющего воздействия), полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, обеспечивающие автоматическое формирование минимально достаточной структуры системы нечеткого вывода на этапе предварительной обработки данных до обучения ANFIS-системы.

3. Осуществить синтез нечетких моделей управления техническими объектами с использованием разработанной методики, основанной на применении двух методов параметрической оптимизации:

- метода на основе FCM-кластеризации, отличающегося учетом нечеткости границ между кластерами, что обеспечивает плавное распределение функций принадлежности в пространстве состояний;

- метода на основе субтрактивной кластеризации, отличающегося автоматическим определением количества кластеров без априорных предположений за счет выявления областей наибольшей концентрации данных.

4. Провести экспериментальные исследования разработанных моделей, количественно оценить снижение вычислительной сложности и подтвердить сохранение показателей качества управления (перерегулирования, колебательности) при достижении целевого интегрального времени опроса одного входа, существенно ниже отраслевого бенчмарка.

Обоснование предмета диссертационного исследования автор видит в понятной постановке проблемы и актуальности работы, ее цели и решении определенных задач, получении новых научных результатов, имеющих практическую ценность. Исходя из этого диссертационное исследование направлено на *решение* одной из *важных современных научных проблем* – проблемы эффективного интеллектуального управления в САУ, что определяет актуальность диссертационного исследования.

Методы на основе нечеткой кластеризации, разработанные автором, позволяют оптимизировать параметры интеллектуальных регуляторов как основных элементов в современных САУ – желаемое управление достигается

при значительном сокращении вычислительной сложности системы на разработку таких регуляторов.

Результатом проведенной работы будет проведение экспериментальных исследования и подтверждение работоспособности, эффективности и преимущества разработанных методов над существующими аналогами. Для этого результаты применения предложенных методов будут сопоставлены с результатами работы:

- классических систем управления, являющихся промышленным стандартом для рассматриваемых объектов: системы управления мотор-редуктором питателя топлива на базе ПИ-регулятора и системы управления концентрацией кислорода в уходящих газах на базе ПИД-регулятора;

- нечеткого регулятора, параметры которого оптимизированы с помощью генетического алгоритма – как наиболее распространенного метаэвристического метода параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов, описанного в работе Р. А. Мунасыпова и К. А. Ахмерова [20];

- отраслевого бенчмарка быстродействия систем автоматизированного управления – универсального регулятора ОВЕН ТРМ151, базовое время опроса одного входа которого (~0,6 с) принята в качестве типового показателя для сравнительной оценки эффективности разработанных методов по интегральному показателю времени опроса канала.

Сравнительный анализ проводится по совокупности показателей, включающей быстродействие контура управления, вычислительную сложность алгоритма нечеткого логического вывода, качество переходного процесса (перерегулирование и колебательность) и интегральное время опроса одного входа автоматизированной системы. Такое сопоставление позволяет количественно подтвердить, что разработанные методы обеспечивают параметрическую оптимизацию, недостижимую при использовании существующих подходов.

Решение задачи повышения быстродействия и снижения вычислительной сложности интеллектуального регулятора при строгом

сохранении показателей качества управления, основанное на применении методов параметрической оптимизации на основе нечеткого кластерного анализа, принципиально отличается от существующих подходов, что определяет **научную новизну и практическую ценность исследования.**

1.7. Выводы

В первой главе, посвященной анализу состояния исследований в области оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, получены следующие результаты.

1. Проведен анализ существующих подходов к оптимизации интеллектуальных регуляторов, выявивший, что большинство современных методов (метаэвристические алгоритмы, экспертные методы) осуществляют параметрическую настройку, сохраняя избыточность полной базы правил.

2. Установлено, что полная комбинаторная база правил обуславливает высокую вычислительную сложность алгоритма нечеткого логического вывода $C \sim O(M^n)$ и препятствует реализации качественного управления в реальном времени на ресурсно-ограниченных платформах (ПЛК).

3. Выявлено системное противоречие между высокой вычислительной сложностью интеллектуальных регуляторов и ограниченными ресурсами ПЛК, что обуславливает научную проблему недостаточной разработанности методов параметрической оптимизации.

4. Сформулированы цель, задачи, объект и предмет исследования, определена прагматическая цель – уменьшение времени опроса одного канала АСУ ниже отраслевого бенчмарка (~0,6 с).

2. МЕТОДЫ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО РЕГУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОГО КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

2.1. Разработка архитектуры интеллектуального управления

Результаты системного анализа, проведенного в первой главе диссертационного исследования, позволили сформулировать научную проблему, связанную с недостаточной разработанностью методов автоматической оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов, обеспечивающих снижение вычислительной сложности и повышение быстродействия контура управления при сохранении требуемого качества. Выдвинутая гипотеза о возможности применения нечеткого кластерного анализа для автоматического формирования минимально достаточной базы правил нечеткого регулятора определяет научную основу настоящей главы.

В соответствии с математической формализацией задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с позиций системного анализа, нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов (1.10) и система ограничений (1.7 – 1.13) задают ограничения, которым должны удовлетворять разрабатываемые методы. В частности, минимизация нормированной функции (1.10) должна осуществляться при строгом соблюдении условия робастности (1.13), обеспечивающего инвариантность динамических показателей качества переходного процесса по отношению к структурным изменениям алгоритма.

Анализ существующих методов кластеризации (раздел 1.2) показал, что алгоритмы нечеткой кластеризации, в частности метод нечетких с-средних (FCM) и субтрактивная кластеризация, обладают вычислительной сложностью $O(N)$, что на порядки ниже метаэвристических алгоритмов и делает их перспективными для применения в условиях ограниченных вычислительных ресурсов ПЛК Siemens SIMATIC S7-1200. Однако

непосредственное применение этих алгоритмов в системах управления техническими объектами сопряжено с трудностями, связанными с чувствительностью к параметрам и неопределенностью данных, что обуславливает необходимость разработки методов их эффективного применения для оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов.

В соответствии с методикой системного анализа, после выявления практических проблем реальных промышленных объектов (раздел 1.1), следующим этапом является их математическая формализация для проведения вычислительных экспериментов и апробации разработанных алгоритмов. В связи с этим для доказательства эффективности разработанных автором диссертационного исследования методов оптимизации будут использованы практические модели из работ [138 – 152], которые также уже прошли апробацию в научных проектах по следующим темам:

- «Теоретические основы и методы автоматической настройки параметров интеллектуальных систем управления для технических объектов с априорной неопределенностью»;

- «Разработка научных основ и методов оптимального управления техническими объектами, функционирующими в изменяющихся условиях с помощью интеллектуальных регуляторов на основе самоорганизации робастных баз знаний».

С учетом разработанной в первой главе диссертационного исследования концепции решения задачи оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов автор предлагает многоуровневую архитектуру комбинированного управления в интеллектуальном регуляторе, вид которой представлен на рисунке 2.1.

Рассмотрим подробнее представленную архитектуру комбинированного управления.

На первом уровне управление реализуется с помощью классического регулятора с рассчитанными параметрами и объектом управления с известной (рассчитанной) моделью.



Рисунок 2.1 – Многоуровневая архитектура комбинированного управления интеллектуального регулятора

Для управления объектом в условиях неопределенности (в случае изменения параметров объектов управления или наличия возмущающего воздействия) *на втором этапе* синтезируется нечеткий регулятор на основе данных с классического регулятора (используются сигналы ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки для разработки входных лингвистических переменных и сигнал управляющего воздействия для разработки выходной лингвистической переменной). Формирование базы правил нечеткого регулятора выполняется автоматически (на основе модифицированного алгоритма Мамдани).

Этот метод предложен авторами в работе [138, 139] и продемонстрирован на разных практических моделях.

На третьем этапе выполняется разработка ANFIS системы,

являющейся гибридной сетью и представляющей собой систему нечеткого вывода FIS типа Сугено для обучения нечеткого регулятора. Обучение гибридной сети выполняется двумя известными методами:

- методом обратного распространения;

- гибридным – комбинация метода наименьших квадратов и метода убывания обратного градиента.

Значения сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученные после моделирования с применением нечеткого регулятора, являются обучающими, значения сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученные после моделирования с применением классического регулятора, являются проверочными.

Такой подход к процедуре обучения также реализован в работе [139] на разных практических моделях.

На четвертом уровне реализуются предложенные автором методы оптимизации. Первый метод оптимизации предусматривает выполнение нечеткой кластеризации алгоритмом FCM, основу которого составляет метод нечетких множителей Лагранжа, *всех значений* сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия, полученных при функционировании классического регулятора. Второй метод оптимизации предусматривает выполнение нечеткой кластеризации *всех значений* этих сигналов алгоритмом субтрактивной кластеризации, которая основана на оценке плотности точек данных вокруг соответствующего центра кластера.

На пятом уровне выполняется разработка ANFIS системы (повторяются работы *третьего уровня*) для обучения нечеткого регулятора, но уже используются кластеризованные значения сигналов.

В результате реализации описанной многоуровневой архитектуры комбинированного управления синтезируется *новый* интеллектуальный регулятор без потери качества управления, позволяющий управлять объектом

в условиях неопределенности.

Желаемое управление с применением такого регулятора достигается при значительном сокращении количества производимых вычислений.

В связи с использованием в разработанной архитектуре нечеткой логики, нейросети, нечеткой кластеризации рассмотрим их функциональные возможности для решения требуемых задач интеллектуального управления.

Для управления объектом с помощью классических регуляторов используются стандартные законы ПИ- и ПИД-управления, функциональное описание законов не приводится.

2.2. Функциональное применение нечеткой логики

Впервые понятие «Нечеткой логики» было введено математиком Л. А. Заде в 1965 году. Им была предложена теория «нечетких множеств» [6, 137 – 145]. Нечеткое множество – это совокупность элементов, для которых невозможно точно определить, принадлежит тот или иной элемент данной совокупности или нет.

Теория «нечетких множеств» строится на «человеческих знаниях», которые также называются «экспертной информацией». Управление объектом с помощью нечеткого регулятора происходит с помощью знаний, представленных в виде правил: «ЕСЛИ-ТО».

Математически нечеткое множество определяется как множество упорядоченных пар вида $\langle x, \mu^T(x)\rangle$, где x является элементом универсума $X(x \in X)$, а функция $\mu^T(x)$ определяет степень принадлежности элемента x (лингвистической переменной) к нечеткому множеству (терму) T в форме численного значения в диапазоне [0, 1].

Л. А. Заде было введено понятие «*fuzzy logic*», что в переводе означает нечеткая логика. Отсюда появилось понятие нечетких регуляторов – фаззирегуляторов.

2.3. Функциональное применение нейросети

Адаптивная система нейро-нечеткого вывода, применяемая в ходе исследования, является гибридной сетью ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system), представляющей собой систему нечеткого вывода FIS типа Сугено [145, 146].

В *общем виде* ANFIS архитектура (структура) выглядит как показано на рисунке 2.2.

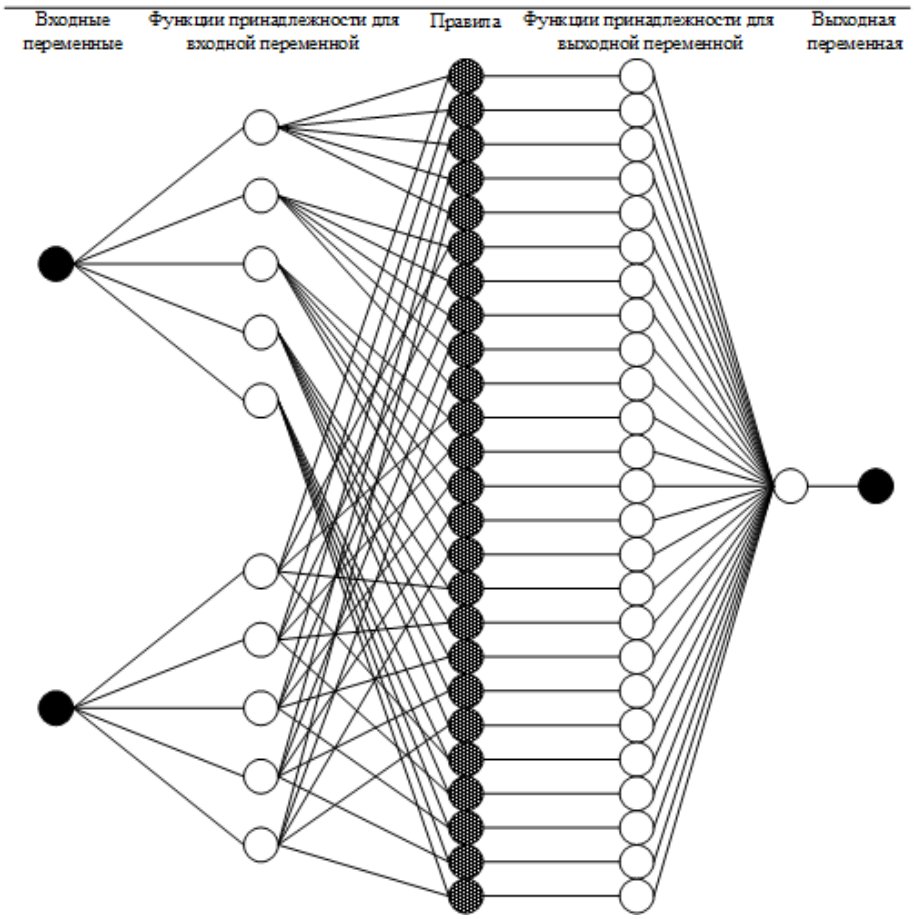


Рисунок 2.2 – Архитектура ANFIS в общем виде

После применения разработанных автором методов ANFIS архитектура (структура) в общем виде принимает вид как показано на рисунке 2.3. В зависимости от модели, архитектура, естественно, будет разная.

Новая полученная ANFIS архитектура (структура) упрощается и отличается значительным сокращением количества функций принадлежности для каждой из входных лингвистических переменных системы нечеткого вывода и значительным сокращением количества продукционных правил.

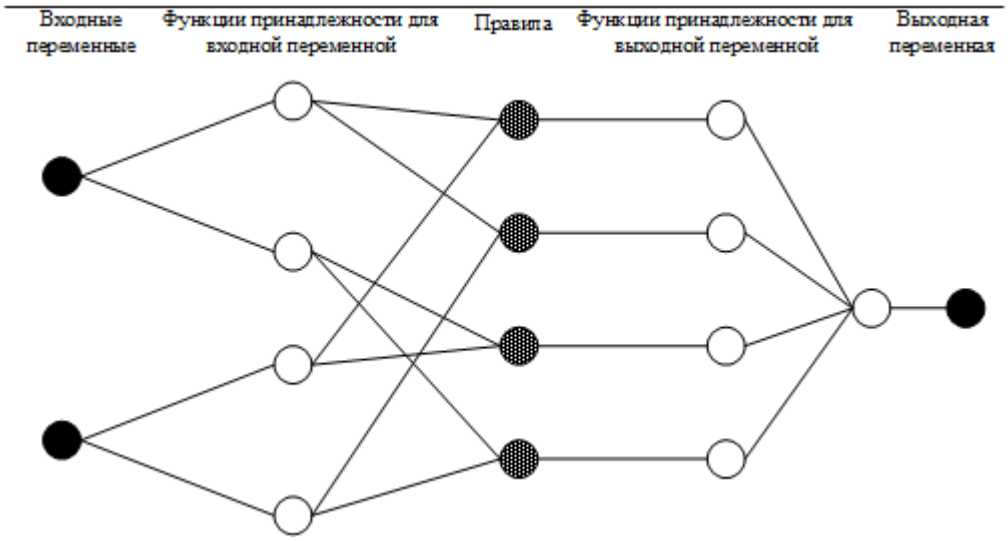


Рисунок 2.3 – Новая ANFIS архитектура (структура)

Сравнение приведенных на рисунке 2.2 и рисунке 2.3 ANFIS архитектур (структур), представлено автором в общем виде для объективной оценки процесса оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа (в разных моделях управления, в зависимости от количества лингвистических переменных, данная архитектура должна генерироваться каждый раз заново).

В ходе экспериментальных исследований разных практических моделей получены непосредственные результаты управления с применением *генерируемой* ANFIS архитектурой (структурой) на основе разработанных автором методов оптимизации.

Полученные результаты и их подробный анализ представлены в третьей и четвертой главах диссертационного исследования.

2.4. Функциональное применение нечеткой кластеризации

Разработка методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа разделена автором на два этапа [150 – 157]:

- разработку метода оптимизации базы правил интеллектуального регулятора, *отличающийся* применением *нечеткой кластеризации алгоритмом FCM* и возможностью определения центров кластеров из множества значений всех входных и выходной переменной нечеткого регулятора, с учетом нечеткости границ между кластерами;

- разработку метода оптимизации базы правил интеллектуального регулятора, *отличающийся* применением *нечеткой субтрактивной кластеризации* и возможностью получения центров кластеров из множества значений всех входных и выходной переменной нечеткого регулятора при полном отсутствии априорных предположений относительно количества нечетких кластеров, требуемых для генерации базы нечетких правил.

Результатом разработки указанных методов (при достижении желаемого управления без потери качества) является *сокращение* в несколько раз:

- *количества функций принадлежности* входных лингвистических переменных и заключений;

- *количества правил* нечеткого регулятора при достижении желаемого управления.

2.4.1. Нечеткий алгоритм кластеризации FCM. Формально задачу нечеткой кластеризации можно описать следующим образом. Пусть существует конечное множество элементов кластеризации $A = \{a_1, a_2, \ldots, a_n\}$, которое представляет собой множество объектов кластеризации.

Также существует множество признаков $P = \{p_1, p_2, \ldots, p_q\}$, каждый из которых представляет собой свойство элементов множества A, n – количество входных элементов, q – количество признаков входных элементов.

Далее предполагается, что каждый элемент из множества P измерен количественно, тем самым каждому из элементов $a_i \in A$ ставится в соответствие вектор $x_i = (x_1^i, x_2^i, \ldots, x_q^i)$, где x_j^i – количественное значение признака $p_j \in P$ для входного элемента $a_i \in A$. Для четкости будем полагать, что все x_j^i принимают некоторые действительные значения, т.е. $x_j^i \in R$.

Векторы значений признаков $x_i = (x_1^i, x_2^i, \ldots, x_q^i)$ удобнее представить в виде матрицы данных D размерности $(n \times q)$, каждая строка которой равна значению вектора x_i.

Задача нечеткого алгоритма c-средних следующая: на основе данных D следует определить такое нечеткое разбиение $\Re(A) = \{A_k \mid A_k \subseteq A\}$ множества A на заданное число c нечетких кластеров $A_k (k \in \{2, \ldots, c\})$, которое доставляет экстремум некоторой целевой функции $f(\Re(A))$ среди всех нечетких разбиений

Также предполагается, что искомые нечеткие кластеры представляют собой нечёткие множества A_k, для которых условие $\bigcup_k A_k = A, (A_k \in \Re)$ принимает следующий вид:

$$\sum_k^c \mu_{A_k}(a_i) = 1 \quad (\forall a_i \in A), \tag{2.1}$$

где c – общее количество нечетких кластеров $A_k (k \in \{2, \ldots, c\})$, которое задается предварительно ($c \in N$ и c > 1).

Для каждого нечеткого кластера вводятся в рассмотрение центры v_k искомых нечетких кластеров $A_k (k \in \{2, \ldots, c\})$, которые рассчитываются для каждого из нечётких кластеров по каждому из признаков по следующей формуле:

$$v_j^k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{A_k}(a_i))^m \cdot x_j^i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{A_k}(a_i))^m} \quad (\forall k \in \{2, \ldots, c\}, \forall p_j \in P), \tag{2.2}$$

где m – параметр, называемый экспоненциальным весом и равный некоторому действительному числу ($m > 1$). Каждый из центров кластеров представляет

собой вектор $v_k = (v_1^k, v_2^k, \ldots, v_q^k)$ в некотором q-мерном нормированном пространстве.

В качестве целевой функции рассматривается сумма квадратов взвешенных отклонений координат объектов кластеризации от центров искомых нечетких кластеров:

$$f(A_k, v_j^k) = \sum_{i=0}^{n} \sum_{k=1}^{c} (\mu_{A_k}(a_i))^m \sum_{j=1}^{q} (x_j^i - v_j^k)^2, \qquad (2.3)$$

где m – экспоненциальный вес нечеткой кластеризации ($m \in R$, $m > 1$), значение которого задается в зависимости от количества элементов множества A.

Задачу нечеткого кластерного анализа можно сформулировать следующим образом. Для исходной матрицы D, количества нечетких кластеров c ($c \in N$ и $c > 1$), параметра m определить матрицу U значений функций принадлежности объектов кластеризации $a_i \in A$ нечетким кластерам $A_k (k \in \{2, \ldots, c\})$, при которых достигается минимум целевой функции и для которых справедливы следующие ограничения:

$$v_j^k = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\mu_{A_k}(a_i))^m \cdot x_j^i}{\sum_{i=1}^{n} (\mu_{A_k}(a_i))^m} \quad (\forall k \in \{2,\ldots,c\}, \forall p_j \in P), \qquad (2.4)$$

$$\sum_{i=1}^{n} \mu_{A_k}(a_i) > 0 \quad (\forall k \in \{2,\ldots,c\}), \qquad (2.5)$$

$$\mu_{A_k}(a_i) \geq 0 \quad (\forall k \in \{2,\ldots,c\}, \forall a_i \in A). \qquad (2.6)$$

Условие (2.5) исключает появление пустых кластеров в конечном разбиении.

Нахождение оптимального разбиения на c-средних кластеров происходит путем обновления функции принадлежности $f(A_k, v_j^k)$ и центроидов кластеров v_j^k:

$$f(A_k, v_j^k) = \frac{1}{\sum_{k=1}^{c} \left(\frac{\|x_i - v_j\|}{\|x_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad (2.7)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^{N} u_j(x_i)^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^{N} u_j(x_i)^m}, \quad (2.8)$$

где k – количество итераций алгоритма.

Выполнение алгоритма останавливается, либо когда выполнено заданное количество итераций k, либо, если когда не будет достигнута заданная точность $\max_{ij}\{|u_j(x_i)^{k+1} - u_j(x_i)^k|\} < \varepsilon$, где ε – критерий останова, $0 < \varepsilon < 1$.

Для кластеризации матриц значений, снятых с нечеткого и классического регуляторов, подходит программная среда MATLAB.

2.4.2. Алгоритм субтрактивной кластеризации. Пусть $X = (x_1, \ldots, x_n)$ – множество объектов кластеризации, $D(x_i, x_j)$ – функция, с помощью которой определяется расстояние от объекта x_i до объекта x_j исходного множества объектов. Рассмотрим поэтапно алгоритм кластеризации.

Этап № 1 – определение точек, которые могут быть центрами кластеров. В случае отсутствия предварительной информации относительно предполагаемых центров кластеров, в качестве вероятных центров используются входные элементы. Множество потенциальных центров кластеров примем за Z_h. Если за центры кластеров принимаются сами объекты, то тогда $Z_h = x_k$.

Этап № 2 – расчет для каждого входного объекта Z_h значения потенциала, показывающего возможность формирования кластера в его окрестности. Чем выше плотность объектов в окрестности потенциального центра кластера, тем выше значение его потенциала. Между центрами

кластеров выбираются точки с максимальными потенциалами. Потенциал центров кластеров рассчитывается по следующей формуле:

$$P_1(Z_h) = \sum_{k=1}^{n} \exp(-\alpha \cdot D(Z_h, x_k)) \quad (2.9)$$

где n – количество объектов X, exp – функция экспоненты, α – положительная константа, определяющая масштаб расстояний между объектами.

В общем случае полагают, что α равно единице, деленной на среднее расстояние между объектами. Когда объекты кластеризации представляют собой точки двумерного пространства, графическое изображение распределения потенциала представляет собой поверхность в виде горного рельефа.

Этап № 3 – выбор точки с наибольшим потенциалом центром кластера. Часто рядом с точкой с наибольшим потенциалом находится несколько значительно высоких пиков. Поэтому выбор следующего центра кластера среди вершин с максимальным потенциалом привел бы к образованию кластеров, которые находятся на близком расстоянии между собой.

В связи с этим до выбора следующего центра требуется исключение влияния предыдущего определенного центра на оставшиеся вершины. Для этого необходимо переопределить значения потенциалов для оставшихся возможных вершин следующим образом: необходимо вычесть из потенциала точек потенциал только что найденного центра по следующей формуле:

$$P_2(Z_h) = P_1(Z_h) - P_1(V_1) \times \exp(-\beta \times D(Z_h, V_1)) \quad (2.10)$$

где β – положительная константа, характеризующая масштаб размера одного кластера (чем больше размер кластера, тем меньше значение β).

В несложных задачах значение α равно значению β. Для определения центра второго кластера находится точка с наибольшим значением потенциала.

Этап № 4 – новый пересчет значения потенциалов по следующей формуле:

$$P_3(Z_h) = P_2(Z_h) - P_2(V_2) \times \exp(-\beta \times D(Z_h, V_2)) \quad (2.11)$$

Итерационная процедура пересчета потенциалов и выделения центров кластеров продолжается до тех пор, пока максимальное значение потенциала превышает некоторый порог. Для простых случаев значение порогового уровня устанавливается равным половине значения максимального потенциала $P_1(V_1)$, где V_1 – центр первого кластера.

В общем случае точка x_i принадлежит кластеру V_k, если расстояние до центра данного кластера (x_i, V_k) меньше, чем расстояния до центров других кластеров. Возможен случай установления какого-то порогового значения, и в случае, если расстояние до центра кластера $D(x_i, V_k)$ больше данного порогового значения, то может возникнуть ситуация, когда останутся точки, которые не будут принадлежать ни одному кластеру.

2.5. Оптимизация параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа

Научная новизна разработанных методов заключается в математически формализованном переходе от комбинаторного формирования базы правил к кластерному. В классическом подходе количество правил жестко связано с числом функций принадлежности: $R_{max} = \prod_{j=1}^{n} M_j$ (например, 25 правил). В предложенных методах пространство состояний разбивается на основе метрики нечетких расстояний до центроидов (FCM) или оценки плотности (субтрактивная кластеризация), что математически приводит к формированию множества правил $R = K \ll R_{class}$, где $K \leq \prod_{j=1}^{n} M_j$. Таким образом, итоговое количество правил в оптимизированной базе R строго равно количеству выявленных кластеров K. Это формализованное снижение вычислительной сложности с $O(M^n)$ до $O(K)$ при сохранении качества управления и является основным математическим выражением новизны работы [153 – 156].

2.5.1. Разработка общего подхода к применению нечеткой кластеризации. Общий подход к применению нечеткой кластеризации в разрабатываемых методах представлен на рисунке 2.4.

В общем виде подход к применению нечеткой кластеризации в разрабатываемых методах оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов состоит из четырех этапов.

На этапе *подготовки к проведению кластеризации* необходимо получить (снять, записать) значения сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия при функционировании классического регулятора и сформировать все значения в матричной форме (каждое значение каждого сигнала в одинаковую единицу времени).



Рисунок 2.4 – Общий подход к применению нечеткой кластеризации

Устанавливаются параметры алгоритмов кластеризации. В случае кластеризации алгоритмом FCM требуется задать количество искомых нечетких кластеров, на которые будет разделено входное множество,

максимальное количество итераций алгоритма, параметр сходимости алгоритма, а также экспоненциальный вес расчета целевой функции и центров кластеров. В случае субтрактивной кластеризации изначально не определено количество кластеров, необходимо задать величину радиуса окрестности центроида кластера.

На этапе *выполнения кластеризации* выполняется построение:

- матрицы центройдов кластеров – матрицы значений координат центров кластеров;
- матриц разбиений – все входные точки делятся на конечное число кластеров.

Далее на этапе *построения функций принадлежности* на основе матрицы разбиения разрабатываются **в автоматическом режиме** [138, 139, 142, 143, 145, 147, 148, 150, 158] функции принадлежности нечеткого регулятора. Далее **в автоматическом режиме** *формируется база*, состоящая из минимального количества продукционных правил.

2.5.2. Разработка метода оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM. Разработка метода представлена структурно на рисунке 2.5.

Рассмотрим поблочно работу метода, основной задачей которого является максимальное сокращение (упрощение) базы правил в комбинированной модели управления техническим объектом на основе классического и нечеткого регуляторов.

Процедура синтеза нечеткого регулятора в комбинированной модели, процедуры формирования его базы правил и обучения подробно описаны в работах [138, 139, 142, 143, 153 – 158].



Рисунок 2.5 – Разработка метода оптимизации параметров интеллектуального регулятора с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM

Работа метода разделена на одиннадцать основных шагов.

Шаг № 1 – получение данных с классического регулятора (значений сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия) в дискретные моменты времени после запуска. Размер полученной матрицы составляет не менее 3×100, где 3 – количество сигналов, 100 – количество соответствующих значений сигналов.

Шаг № 2 – перевод данных с классического регулятора в нечеткие правила.

Шаг № 3 – запуск модели управления на основе классического и нечеткого регуляторов. Данная процедура необходима для получения соразмерной матрицы (3×100) данных с нечеткого регулятора (значений сигналов ошибки, интеграла ошибки или дифференциала ошибки и управляющего воздействия) также в дискретные моменты времени.

Шаг № 4 – получение данных с нечеткого регулятора в виде матрицы в дискретные моменты времени.

Шаг № 5 – создание адаптивной системы нейро-нечеткого вывода.

Шаг № 6 – обучение гибридной сети с дальнейшей генерацией системы нечеткого вывода типа Сугено с целью получения желаемого управления техническим объектом.

Шаг № 7 – применение к каждому множеству значений сигналов каждого из регуляторов процедуры нечеткой кластеризации алгоритмом FCM (алгоритмом нечетких *c*-средних), в основе которого лежит метод нечетких множителей Лагранжа. Данный шаг позволяет значительно (в 5-6 раз) сократить количество значений каждого сигнала каждого из регуляторов.

Шаг № 8 – сокращение количества функций принадлежности при генерации системы нечеткого вывода типа Сугено.

Шаг № 9 – сокращение базы правил нечеткого регулятора.

Шаг № 10 – создание адаптивной системы нейро-нечеткого вывода.

Шаг № 11 – обучение гибридной сети с дальнейшей генерацией системы нечеткого вывода типа Сугено с целью получения желаемого управления

техническим объектом. На данном шаге используются только полученные с помощью методов кластеризации центры кластеров каждого сигнала каждого регулятора. На данном шаге повторяется процедура перевода данных с классического регулятора в нечеткие (*Шаг № 2*).

2.5.3. Разработка метода оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с применением нечеткой субтрактивной кластеризации. Разработка метода представлена структурно на рисунке 2.6. Рассмотрим поблочно работу метода. С учетом того, что большинство шагов данного метода аналогично первому методу, работа метода представлена следующей последовательностью основных этапов.

Этап № 1 – реализация *шагов 1-6* метода оптимизации базы правил интеллектуального регулятора с применением нечеткой субтрактивной кластеризации.

Этап № 2 – применение на *шаге № 7* к каждому множеству значений сигналов каждого из регуляторов процедуры нечеткой кластеризации алгоритмом субтрактивной кластеризации, основанной на оценке плотности точек данных вокруг соответствующего центра кластера. Данный шаг позволяет значительно сократить количество значений каждого сигнала каждого регулятора.

Этап № 3 – реализация *шагов 8-11* метода оптимизации базы правил интеллектуального регулятора с применением нечеткой субтрактивной кластеризации.

Для реализации разработанных методов оптимизации на практических моделях, синтезированных с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM и нечеткой субтрактивной кластеризации используется пакет прикладных программ MATLAB.



Рисунок 2.6 – Разработка метода оптимизации параметров интеллектуального регулятора с применением нечеткой субтрактивной кластеризации

Данный пакет удобен тем, что содержит необходимый для практической разработки и моделирования инструментарий (Simulink, Fuzzy Logic Toolbox) и позволяет проектировать системы на основе нечеткой логики, нечеткие нейросети, выполнять нечеткую кластеризацию разными алгоритмами, т.е. в полной мере реализовать разрабатываемое в диссертационном исследовании комбинированное управление в интеллектуальном регуляторе.

2.6. Выводы

Во второй главе, посвященной параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов, получены следующие результаты.

1. Обоснована возможность снижения вычислительной сложности алгоритма нечеткого логического вывода с $O(M^n)$ до $O(K)$ за счет перехода от комбинаторной зависимости количества правил к кластерной, где K – количество выявленных кластеров ($K \ll M^n$).

2. Разработан метод параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов на основе FCM-кластеризации, отличающийся учетом нечеткости границ между кластерами и обеспечивающий плавное распределение функций принадлежности в пространстве состояний.

3. Разработан метод параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов на основе субтрактивной кластеризации, отличающийся автоматическим определением количества кластеров без априорных предположений за счет выявления областей наибольшей концентрации данных.

Оба метода применяются к совокупности данных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, на этапе предварительной обработки до обучения ANFIS-системы.

3. МЕТОДИКА СИНТЕЗА НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЧЕТКОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ

3.1. Описание моделей управления

В рамках выполнения исследований рассматриваются две модели управления объектами. Первая модель содержит объект управления и интеллектуальный регулятор на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора. Вторая модель содержит объект управления и интеллектуальный регулятор на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора.

К каждой из моделей применяются разработанный метод оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с применением нечеткого кластерного анализа (кластеризация либо алгоритмом кластеризации FCM, либо субтрактивным алгоритмом) [159 – 167].

Структура интеллектуального регулятора для первой модели при применении метода на основе кластеризации алгоритмом FCM представлена на рисунке 3.1. Далее по тексту данная модель будет именоваться моделью 1.1.

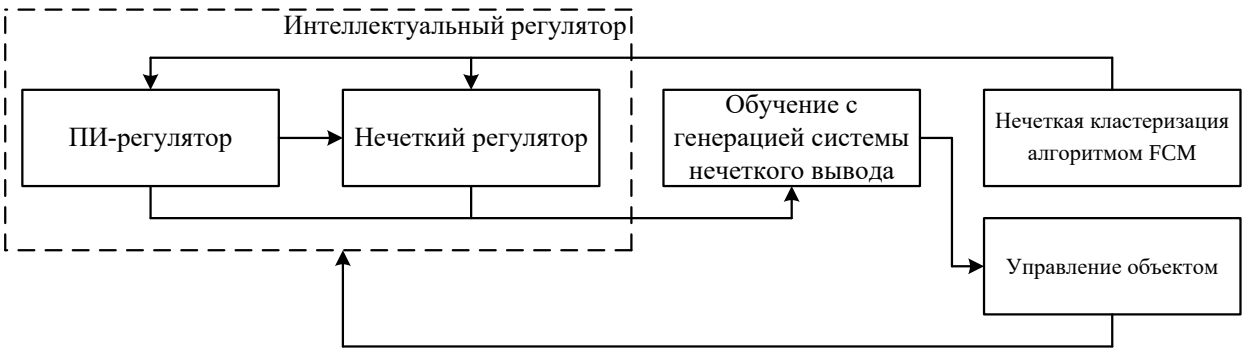


Рисунок 3.1 – Структура интеллектуально регулятора модели 1.1

Структура интеллектуального регулятора для первой модели при

применении метода на основе субтрактивной кластеризации представлена на рисунке 3.2 [169, 170]. Далее по тексту данная модель будет именоваться моделью 1.2.

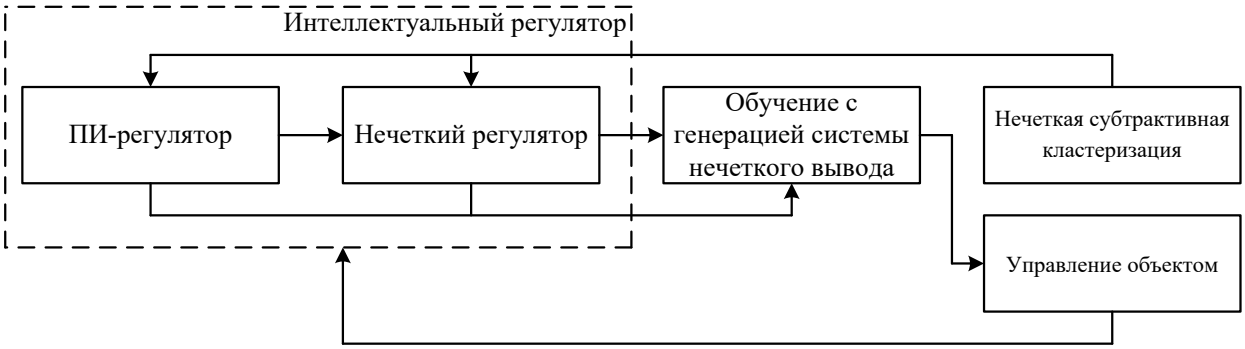


Рисунок 3.2 – Структура интеллектуально регулятора первой модели 1.2

Структура интеллектуального регулятора для второй модели при применении метода на основе кластеризации алгоритмом FCM представлена на рисунке 3.3. Далее по тексту данная модель будет именоваться моделью 2.1.

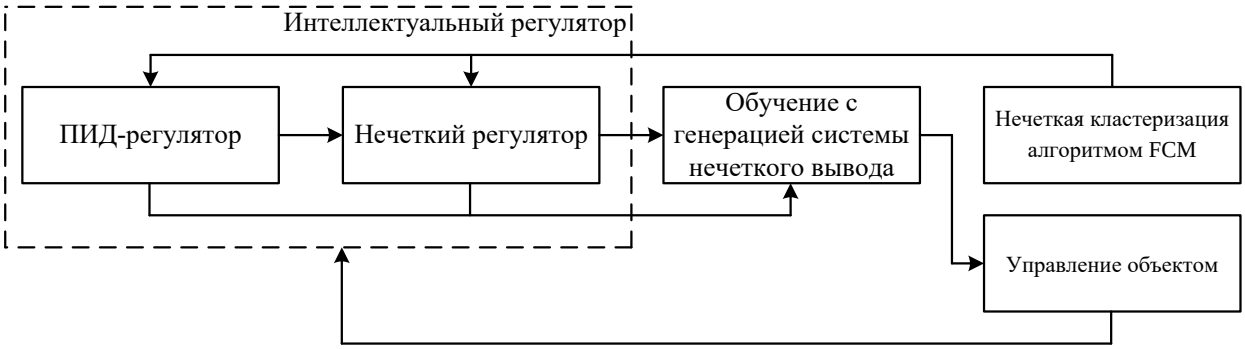


Рисунок 3.3 – Структура интеллектуально регулятора модели 2.1

Структура интеллектуального регулятора для второй модели при применении метода на основе субтрактивной представлена на рисунке 3.4. Далее по тексту данная модель будет именоваться моделью 2.2.

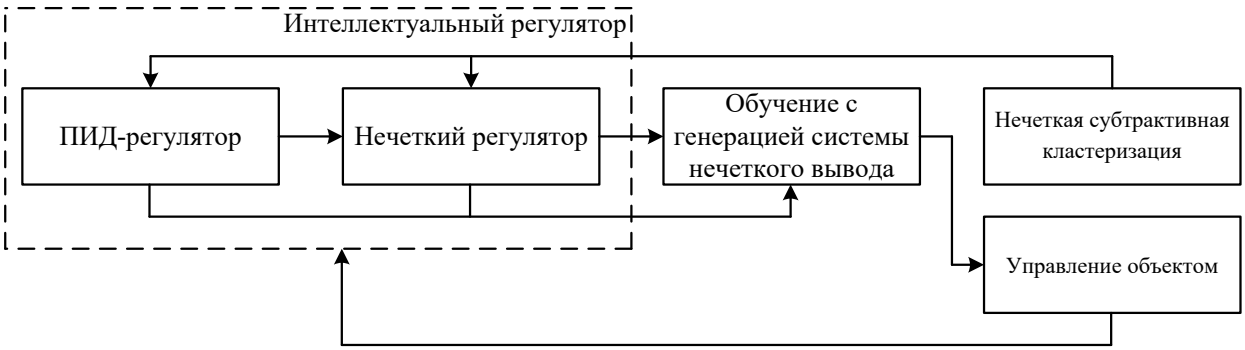


Рисунок 3.4 – Структура интеллектуально регулятора модели 2.2

3.2. Методика синтеза нечетких моделей управления

3.2.1. Интеллектуальный регулятор на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM. Синтезированная первая модель управления представлена на рисунке 3.5.

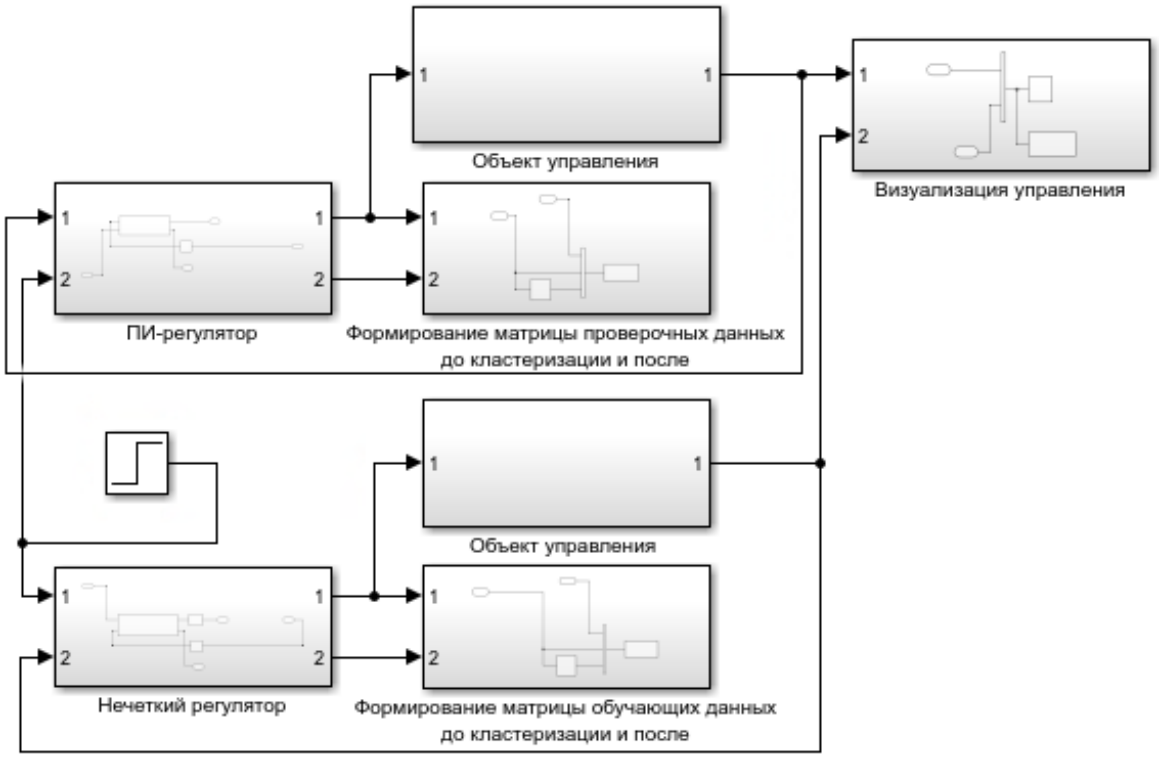


Рисунок 3.5 – Модель управления на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора для кластеризации

Параметры ПИ-регулятора и нечеткого после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений алгоритмом FCM представлены в Приложении 1.

После запуска модели получены значения сигналов управления, отклонения и интеграла отклонения в дискретные моменты времени.

В результате работы ПИ-регулятора получена матрица значений размером 63×3, частично представленная в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Числовые значения сигналов ПИ-регулятора до кластеризации

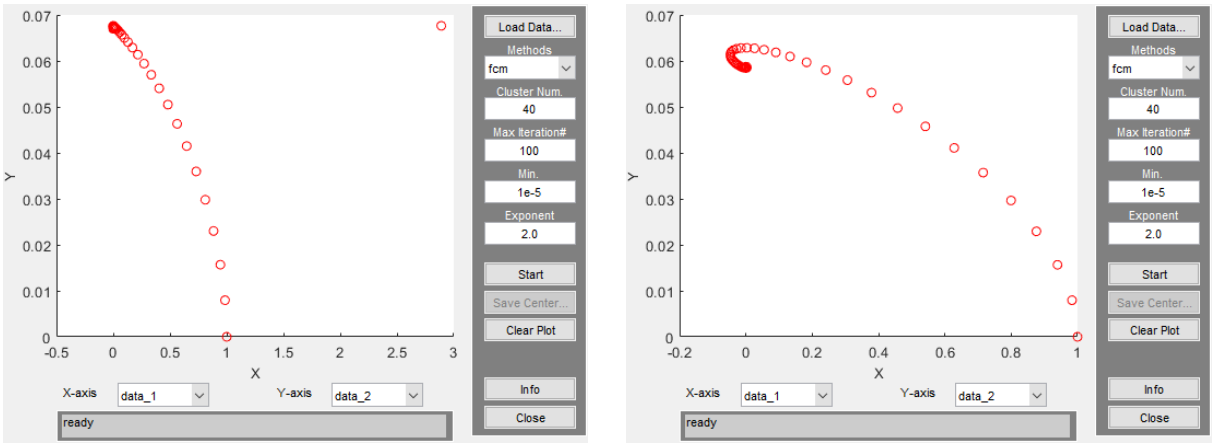
№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	1	0	0,221000000000000
2	0,983449900000000	0,0079545191750000	0,226132171588375
3	0,939550600000000	0,0156617773000000	0,224946946516500
4	0,876065950000000	0,0229348509000000	0,218953585194500
5	0,799561675000000	0,0296440149875000	0,209459766736188
6	0,715485250000000	0,0357075973750000	0,197579135349375
. . .	. . .	. . .	. . .
62	0,000396325000000086	0,0587470134125002	0,0650030376458125
63	0,000316450000000135	0,0587498884750002	0,0649885622148750

В результате работы нечеткого регулятора получена матрица значений размером 126×3, частично представленная в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Числовые значения сигналов нечеткого регулятора до кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	1	0	0,141650000000000
2	0,985239100000000	0,0079608452750000	0,217140643063296
3	0,943927750000000	0,0156924013750000	0,218195494066133
4	0,883590175000000	0,0230124175125000	0,206025352327971
5	0,811031725000000	0,0297973270625000	0,203076247396287
6	0,730757350000000	0,0359682774250000	0,192916997768288
. . .	. . .	. . .	. . .
125	–0,000306574999999976	0,0669835760375009	0,0649854973871797
126	–0,000290599999999808	0,0669812113000008	0,0649856498426884

Загруженные значения сигналов регуляторов для проведения их кластеризации алгоритмом FCM графически представлены на рисунке 3.6, *а* – *б*.

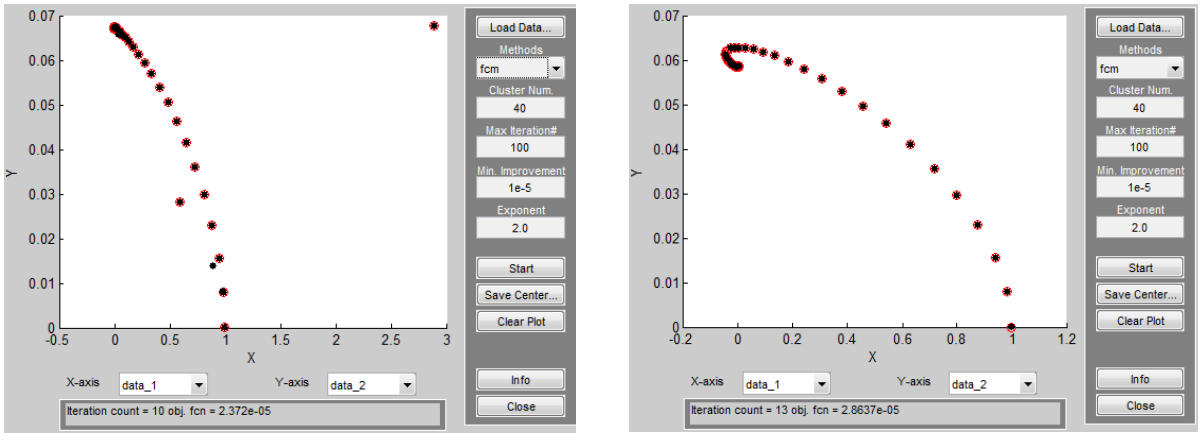


а *б*

Рисунок 3.6 – Значения сигналов ПИ-регулятора и нечеткого регулятора для кластеризации алгоритмом FCM:

а – обучающие данные (значения нечеткого регулятора); *б* – проверочные данные (значения ПИ-регулятора)

Перед началом кластеризации было задано, что количество кластеров равно 25. Выполненная кластеризация значений алгоритмом FCM графически представлена на рисунке 3.7, *а* – *б*.



а *б*

Рисунок 3.7 – Кластеризации алгоритмом FCM значений ПИ-регулятора и нечеткого регулятора:

а – обучающие данные (значения нечеткого регулятора); *б* – проверочные данные (значения ПИ-регулятора)

После кластеризации для ПИ-регулятора получена матрица значений размером 40×3, частично представленная в таблице 3.3.

Таблица 3.3 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	–4,882161728e-03	5,850195224e-02	6,3565699487e-02
2	–2,891156834e-02	5,9410813033e-02	5,9259491799e-02
3	–2,479857818e-02	5,9232527558e-02	5,9971457173e-02
4	–2,817265476e-02	6,2619849815e-02	6,2968777343e-02
5	–4,367883068e-02	6,0939375604e-02	5,7684988460e-02
6	6,2826174974e-01	4,1083352182e-02	1,8424295085e-01
. . .	. . .	. . .	. . .
39	9,3955059991e-01	1,5661777303e-02	2,2494694650e-01
40	–2,068412573e-02	5,9003569225e-02	6,0627752208e-02

Для нечеткого регулятора получена матрица значений размером 40×3, частично представленная в таблице 3.4.

Таблица 3.4 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

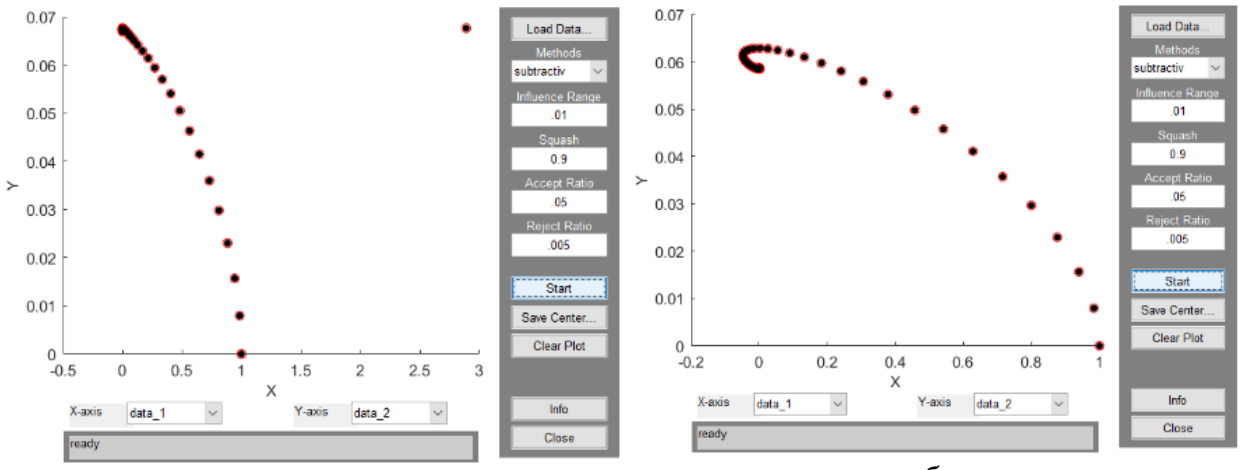
№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	1,6874073147e-01	6,2908829614e-02	6,7828992629e-02
2	2,3863717085e-02	6,7120997422e-02	6,5254086855e-02
3	9,9999848464e-01	1,0419832863e-07	1,416498814e-01
4	–8,067435906e-04	6,7213868077e-02	6,4980219487e-02
5	3,3483293648e-01	5,6997677814e-02	1,2031638712e-01
6	4,2659808137e-02	6,6615901471e-02	6,5501947437e-02
. . .	. . .	. . .	. . .
39	2,3862865497e-02	6,7121018822e-02	6,5254076585e-02
40	9,8523909954e-01	7,9608453032e-03	2,1714064299e-01

По результатам кластеризации матрица значений для ПИ-регулятора сократилась в 1,57 раз, для нечеткого регулятора – в 3,15 раз, количество полученных кластеров $K = 25$.

3.2.2. Интеллектуальный регулятор на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации. Синтезированная модель управления аналогична представленной на рисунке 3.5. В результате работы ПИ-регулятора получена матрица значений размером 63×3, одинаковая с представленной в таблице 3.1. В результате работы нечеткого регулятора получена матрица значений размером 126×3 одинаковая с представленной в таблице 3.2 [169, 170].

Загружаемые для субтрактивной кластеризации числовые значения обучающих данных (значения нечеткого регулятора) и числовые значения проверочных данных (значения ПИ-регулятора) одинаковые с представленными на рисунке 3.6.

Параметры нечеткого после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений методом субтрактивной кластеризации представлены в Приложении 1. Выполненная субтрактивная кластеризация значений графически представлена на рисунке 3.8, *а – б*.



а *б*

Рисунок 3.8 – Субтрактивная кластеризация значений ПИ-регулятора и нечеткого регулятора:

а – обучающие данные (значения нечеткого регулятора); *б* – проверочные данные (значения ПИ-регулятора)

После кластеризации для ПИ-регулятора получена матрица значений размером 37×3, частично представленная в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	1,850049999999992	5,8674219275000203	6,5243873348874895
2	7,1582500000000326	5,8448425887500197	6,47437079306874
3	–3,3577999999900021	5,8474738025000202	6,3872511717624897
4	–7,7030000000000015	5,8561275475000202	6,3007846399874903
5	–1,3517899999990000	5,8729173600000101	6,47437079306874
6	–2,0706649999990001	5,9001340550000198	6,3872511717624897
. . .	. . .	. . .	. . .
36	5,4743275000000001	6,24275936625001	8,1080754772062502
37	2,5748650000000005	6,2745415850000097	7,5024136164249994

Для нечеткого регулятора получена матрица значений размером 24×3, частично представленная в таблице 3.6.

Таблица 3.6 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	–6,5802499998999999	6,7152605862500200	6,4981688475955507
2	–2,0638250000000000	6,7552924037500003	6,4968773702567997
3	–2,9059999998999977	6,6981211300000801	6,4985649842688398
4	1,2489399999999999	6,7412477525000097	6,5116869704048994
5	3,201085	6,6909210425000101	6,5355397839653995
6	5,6835999999999991	6,6215592775000096	6,5711874474852994
. . .	. . .	. . .	. . .
23	2,1680965000000002	6,1371104325000002	1,01395307646861
24	2,8900000000109398	6,76330097750001	6,4988700554897

По результатам кластеризации матрица значений для ПИ-регулятора сократилась в 1,7 раз, для нечеткого регулятора – в 5,25 раз, количество поученных кластеров $K = 16$.

3.2.3. Интеллектуальный регулятор на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM. Синтезированная модель управления представлена на рисунке 3.9.

Параметры ПИД-регулятора и нечеткого после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений алгоритмом FCM

представлены в Приложении 1.

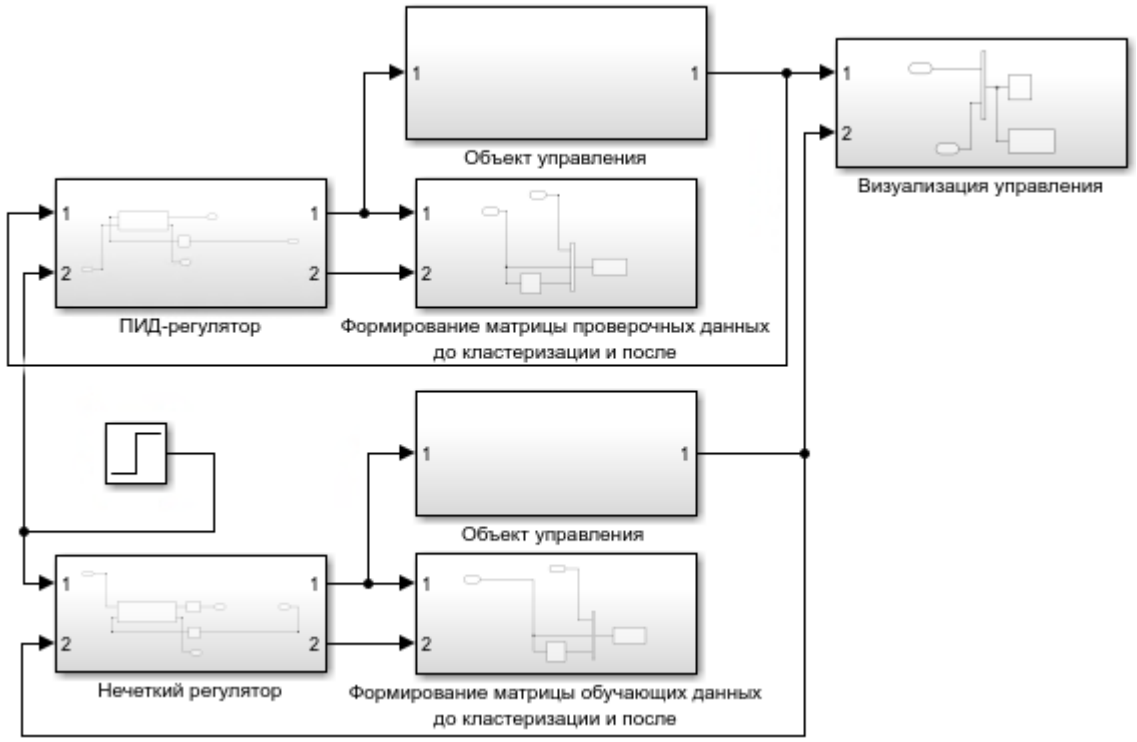


Рисунок 3.9 – Модель управления на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора для кластеризации

После запуска модели в результате работы ПИД-регулятора получена матрица значений размером 67×3, частично представленная в таблице 3.7.

Таблица 3.7 – Числовые значения сигналов регулятора до кластеризации

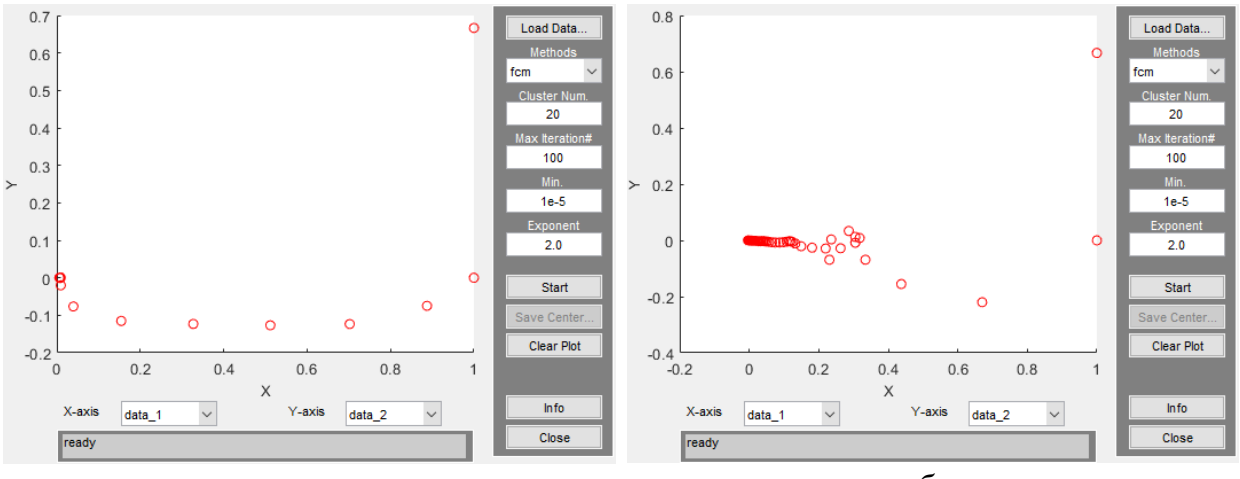
№ п/п	Управление	Отклонение	Дифференциал отклонения
1	13,3761333333333	1	0,6666666666
2	3,179404	1	0
3	3,272008	1	0
4	3,364612	1	0
5	–0,971087503510	0,670081964	–0,2199453573333
6	–0,6391275476	0,437283	–0,155199305333
. . .	. . .	. . .	. . .
66	2,3862865497e-02	6,7121018822e-02	6,5254076585e-02
67	9,8523909954e-01	7,9608453032e-03	2,1714064299e-01

В результате работы нечеткого регулятора получена матрица значений размером 67×3, частично представленная в таблице 3.8.

Таблица 3.8 – Числовые значения сигналов регулятора до кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Дифференциал отклонения
1	4,55720165814288	1	0,6666666666
2	5,39054815283367	1	0
3	5,39054815283367	1	0
4	5,39054815283367	1	0
5	5,12122353932397	0,887588736	–0,074940842666
6	3,11720383696281	0,702197166	–0,12359438
. . .	. . .	. . .	. . .
66	0,795357616985109	0,005959568	–1,074266666e-05
67	0,795383102639466	0,005959568	0

Перед началом кластеризации было задано, что количество кластеров равно 9. Загруженные значения сигналов регуляторов для проведения их кластеризации алгоритмом FCM графически представлены на рисунке 3.10, *а* – *б*.

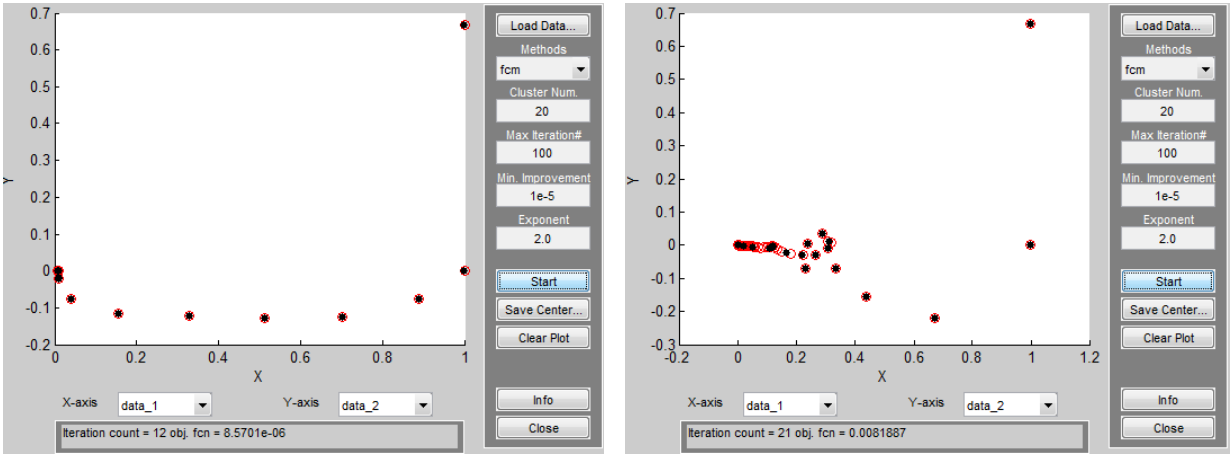


а *б*

Рисунок 3.10 – Значения сигналов ПИ-регулятора и нечеткого регулятора для кластеризации алгоритмом FCM:

а – обучающие данные (значения нечеткого регулятора); *б* – проверочные данные (значения ПИД-регулятора)

Выполненная кластеризация значений алгоритмом FCM графически представлена на рисунке 3.11, *а – б*.



а *б*

Рисунок 3.11 – Кластеризации алгоритмом FCM значений ПИД-регулятора и нечеткого регулятора:

а – обучающие данные (значения нечеткого регулятора); *б* – проверочные данные (значения ПИД-регулятора)

После кластеризации для ПИД-регулятора получена матрица значений размером 20×3, частично представленная в таблице 3.9.

Таблица 3.9 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Дифференциал отклонения
1	3,196318213440493e+00	9,999999753649639e-01	–2,16288202918867e-10
2	1,678333907860960e+00	3,112958442154132e-01	1,04686461078833e-02
3	–9,710872545841322e-01	6,700819238122506e-01	–2,19945335006192e-01
4	1,001250843463934e+00	2,625964543966301e-01	–2,81718580360057e-02
5	1,914971594377799e+00	2,861989491162561e-01	3,35277412047303e-02
6	3,344073833097642e+00	9,999999809325098e-01	–1,67744214197100e-10
. . .	. . .	. . .	. . .
19	8,226141182062627e-01	1,645912660687041e-01	–2,33064527566523e-02
20	1,155869362932569e-01	2,306850058842192e-01	–6,89892099654686e-02

Для нечеткого регулятора получена матрица значений размером 20×3, частично представленная в таблице 3.10.

Таблица 3.10 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Дифференциал отклонения
1	7,966493945417989e-01	7,646652583861573e-0	–1,66873427742394e-04
2	8,226130268032290e-01	1,545145336930047e-01	–1,150861877586464e-01
3	5,390548152833662e+00	9,999999999999985e-01	6,677464943136882e-20
4	7,965960713807583e-01	7,621844752725974e-03	–1,791243316002747e-04
5	7,963213311695333e-01	7,270847022532034e-03	–1,496903540004230e-04
6	7,993084643219975e-01	9,016591944979090e-03	3,894121480350987e-04
. . .	. . .	. . .	. . .
19	7,972292173854205e-01	7,919527365899620e-03	–3,491973337735824e-05
20	3,117203836962636e+00	7,021971659999475e-01	–1,235943799999906e-01

По результатам кластеризации матрица значений для ПИД-регулятора сократилась в 3,35 раз, для нечеткого регулятора – в 3,35 раз, количество полученных кластеров $K = 9$.

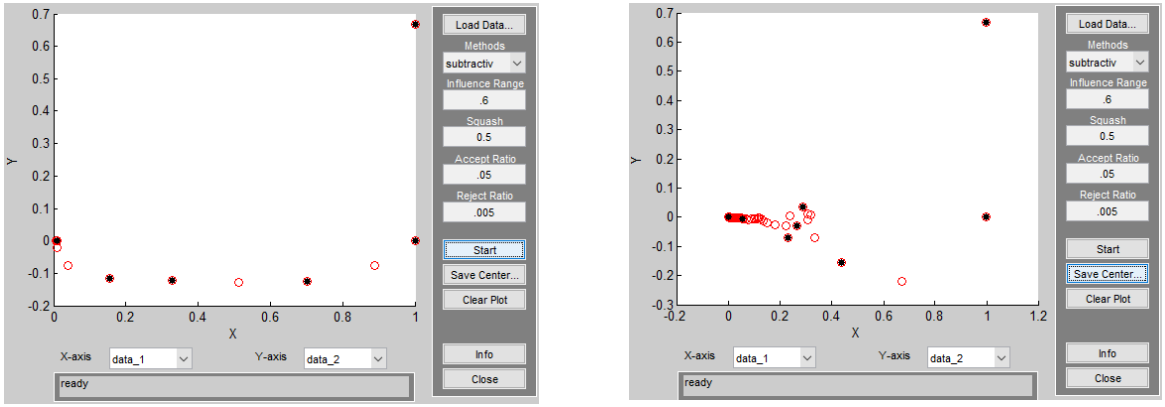
3.2.4. Интеллектуальный регулятор на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации. Синтезированная модель управления аналогична представленной на рисунке 3.9 [169, 170].

В результате работы ПИД-регулятора получена матрица значений размером 67×3, одинаковая с представленной в таблице 3.7. В результате работы нечеткого регулятора получена матрица значений размером 67×3, одинаковая с представленной в таблице 3.8.

Загружаемые для субтрактивной кластеризации числовые значения обучающих данных (значения нечеткого регулятора) и числовые значения проверочных данных (значения ПИ-регулятора) одинаковые с представленными на рисунке 3.10.

Параметры нечеткого после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений методом субтрактивной кластеризации представлены в Приложении 1.

Выполненная субтрактивная кластеризация значений графически представлена на рисунке 3.12, *а – б*.



а *б*

Рисунок 3.12 – Субтрактивная кластеризация значений ПИД-регулятора и нечеткого регулятора:

а – обучающие данные (значения нечеткого регулятора); *б* – проверочные данные (значения ПИД-регулятора)

После кластеризации для ПИД-регулятора получена матрица значений размером 8×3, частично представленная в таблице 3.11.

Таблица 3.11 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Дифференциал отклонения
1	8,7473745873142905e-01	5,1094882000000098e-02	–4,189639999999966e-03
2	1,0013315775677700e+00	2,6273615800000000e-01	–2,818875733333328e-02
3	–6,3912754765579805e-01	4,3728300599999997e-01	–1,551993053333330e-01
4	1,9149711267488203e+00	2,8619814199999999e-01	3,3527862666666602e-02
5	1,1558430370531692e-01	2,3068541200000001e-01	–6,898940533333339e-02
6	8,0215112827736001e-01	–3,612147999999980e-03	0,0000000000000000e+00
7	3,1794039999999999e+00	1,0000000000000000e+00	0,0000000000000000e+00
8	1,3376133333333300e+01	1,0000000000000000e+00	6,6666666666666696e-01

Для нечеткого регулятора получена матрица значений размером 6×3, частично представленная в таблице 3.12.

Таблица 3.12 – Числовые значения сигналов регулятора после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Дифференциал отклонения
1	7,9589520489708998e-01	8,2799840000000700e-03	–7,5198666666667635e-04
2	8,2261302685575299e-01	1,5451453400000001e-01	–1,1508618800000001e-01
3	8,2261302685575299e-01	3,2714381599999998e-01	–1,2314318800000000e-01
4	5,3905481528336701e+00	1,0000000000000000e+00	0,0000000000000000e+00
5	3,1172038369628101e+00	7,0219716600000004e-01	–1,2359438000000000e-01
6	4,5572016581428798e+00	1,0000000000000000e+00	6,6666666666666696e-01

По результатам кластеризации матрица значений для ПИД-регулятора сократилась в 8,37 раз, для нечеткого регулятора – в 11,16 раз, количество полученных кластеров $K = 4$. Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ, которые, в том числе, позволяют реализовывать синтез рассматриваемых моделей управления (до кластеризации), представлены в Приложении 2.

3.3. Выводы

В третьей главе, посвященной разработке методики синтеза нечетких моделей управления техническими объектами с применением нечеткой кластеризации, получены следующие результаты:

1. Осуществлен синтез двух нечетких моделей управления, первая модель управления на основе ПИ- регулятора и нечеткого регулятора, вторая на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора.

2. К совокупности данных, полученных как от классических, так и от нечетких регуляторов, применены два разработанных метода оптимизации: метод на основе FCM-кластеризации и метод на основе субтрактивной кластеризации.

3. В результате применения разработанных методов получено существенное сокращение матриц значений как классических, так и нечетких регуляторов:

- для первой модели применение FCM-кластеризации обеспечило сокращение матрицы значений ПИ-регулятора в 1,57 раза, а нечеткого регулятора – в 3,15 раза; применение субтрактивной кластеризации – сокращение в 1,7 и 5,25 раза соответственно;

- для второй модели применение FCM-кластеризации обеспечило сокращение матрицы значений ПИД-регулятора и нечеткого регулятора в 3,35 раза; применение субтрактивной кластеризации – сокращение в 8,37 и 11,16 раза соответственно.

4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ И АНАЛИЗ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

Рассмотрим структуру нечеткого регулятора, которая синтезируется после запуска первой модели управления на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора, представленную на рисунке 3.5. В общем виде структура нечеткого регулятора имеет вид, как показано на рисунке 4.1.

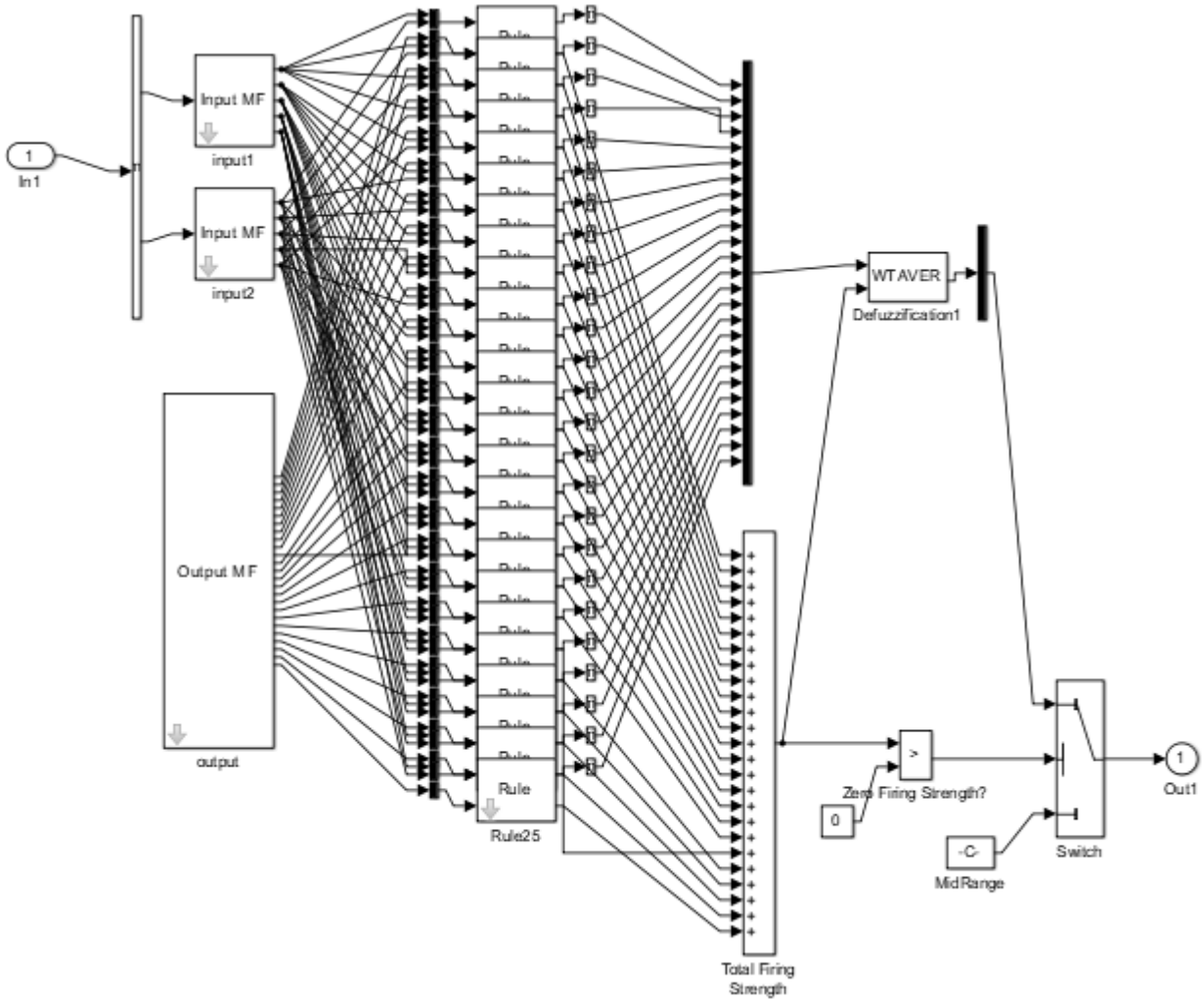
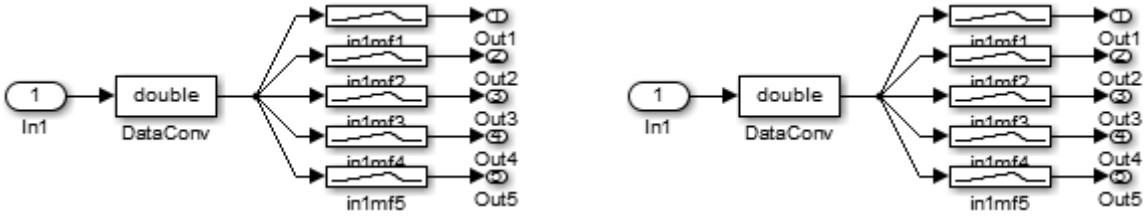


Рисунок 4.1 – Структура нечеткого регулятора до кластеризации

Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных и количество заключений представлены на рисунке 4.2 и рисунке 4.3.



а *б*

Рисунок 4.2 – Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных:

а – функции принадлежности отклонения (Input1); *б* – функции принадлежности интеграла отклонения (Input2)

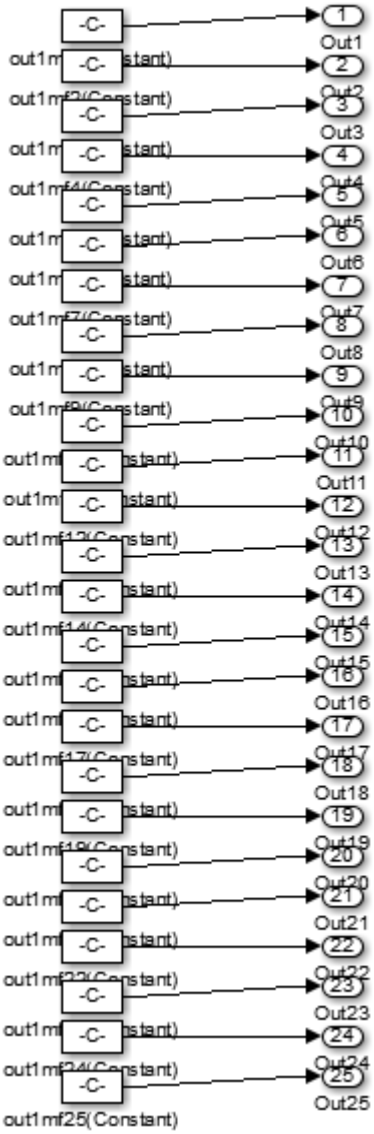


Рисунок 4.3 – Количество заключений (Output)

Из рисунков видно, что до проведения нечеткой кластеризации

количество правил равно двадцати пяти ($R_{max} = 25$). Количество функций принадлежности каждой из входных лингвистических переменных равно пяти ($M_{max} = 5$), количество заключений – двадцати пяти ($C_{max} = 25$). Время выдачи управляющего воздействия для модели управления на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора составляет 4 мс ($T_{max} = 4$).

Для второй модели управления на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора, представленной на рисунке 3.9, структура нечеткого регулятора после запуска аналогична, как и количество функций принадлежности входных лингвистических переменных с заключениями, так и времени выдачи управляющего воздействия.

Далее рассмотрим работу каждой модели управления с интеллектуальным регулятором на основе ПИ-регулятора, ПИД-регулятора и примененными методами на основе кластеризации алгоритмом FCM и субтрактивной кластеризации.

Результаты моделирования (проверка качества управления) в виде полученных графиков переходных процессов до кластеризации и после будут рассмотрены и проанализированы отдельно в конце данной главы.

4.1. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM

Описание эксперимента. Для интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM, в главе 3 диссертационного исследования по результатам кластеризации матрица значений для ПИ-регулятора сократилась в 1,57 раз, для нечеткого регулятора – в 3,15 раз. После запуска модели с кластеризованными значениями матриц ПИ-регулятора и нечеткого, обучением нейросети структура нечеткого регулятора не изменилась и полностью повторяет рисунки 4.1-4.3.

Время выдачи управляющего воздействия сократилось до 3,8 мс.

Согласно формуле 1.10, нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов:

$E(M,\ C,\ R,\ T) = \sum_i^4 \omega_i \cdot \frac{X_i}{X_{i,max}}$ =0,9875.

Заключение по эксперименту. По результатам данного эксперимента можно констатировать, что при значительном сокращении матриц значений ПИ-регулятора и нечеткого регулятора объем правил нечеткого регулятора остается неизменным. То есть упрощение синтеза нечеткого регулятора достигается только за счет сокращения обрабатываемых исходных данных. Также сократилось время выдачи управляющего воздействия для модели с использованием алгоритма FCM на 5%. Нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,9875, что удовлетворяет критерию оптимизации САУ, согласно которому функция $E(M,\ C,\ R,\ T) \to min$.

4.2. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации

Описание эксперимента. Для интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации, в главе 3 диссертационного исследования по результатам кластеризации матрица значений для ПИ-регулятора сократилась в 1,7 раз, для нечеткого регулятора – в 5,25 раз.

После запуска модели с кластеризованными значениями матриц ПИ-регулятора и нечеткого, обучением нейросети структура нечеткого регулятора изменилась. Структура нечеткого регулятора имеет вид, как показано на рисунке 4.4. Время выдачи управляющего воздействия для модели управления на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора с использованием субтрактивной кластеризации сократилось до 3,5 мс.

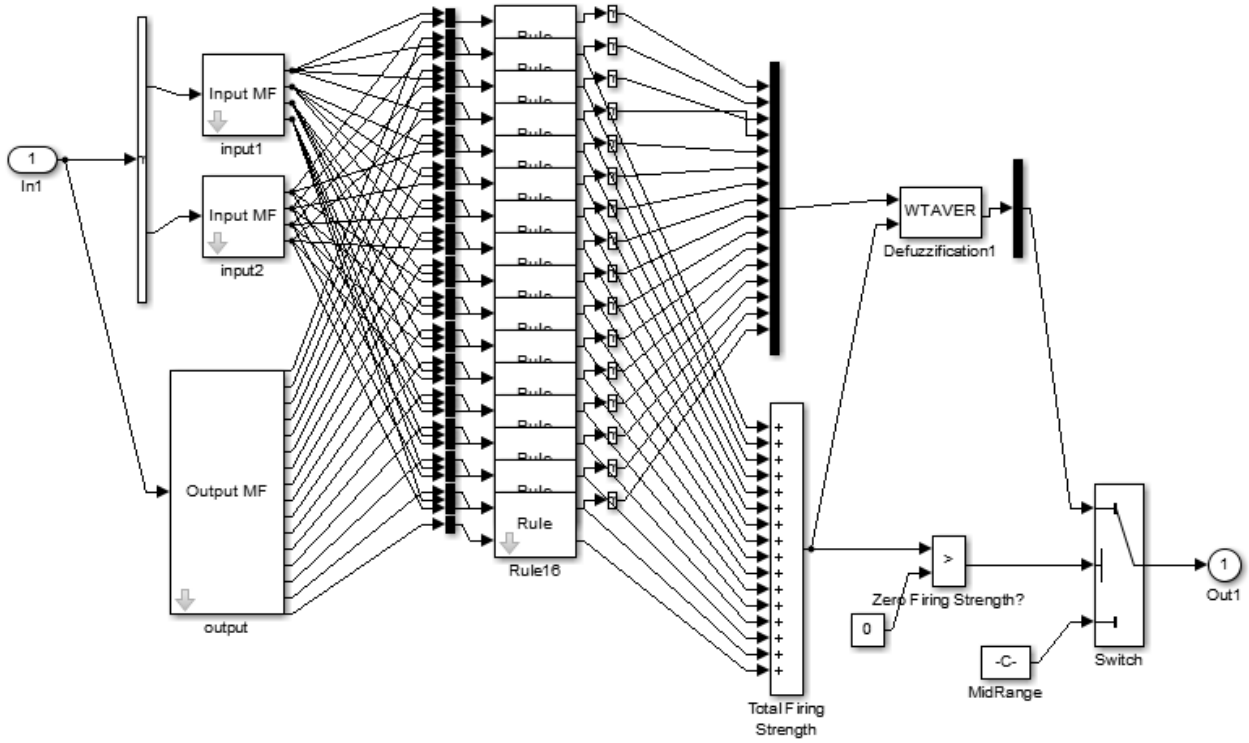
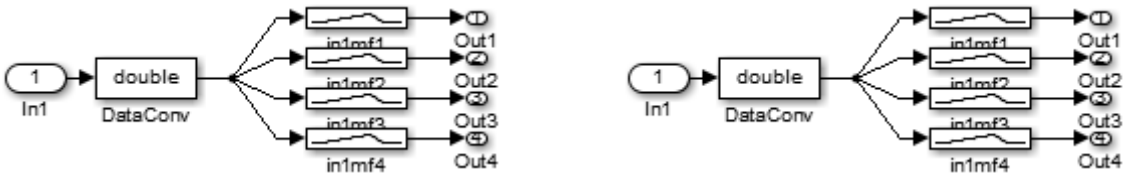


Рисунок 4.4 – Структура нечеткого регулятора после кластеризации

Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных и количество заключений сократилось до четырех и шестнадцати соответственно, что представлено на рисунке 4.5 и рисунке 4.6.



а *б*

Рисунок 4.5 – Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных:

а – функции принадлежности отклонения (Input1); *б* – функции принадлежности интеграла отклонения(Input2)

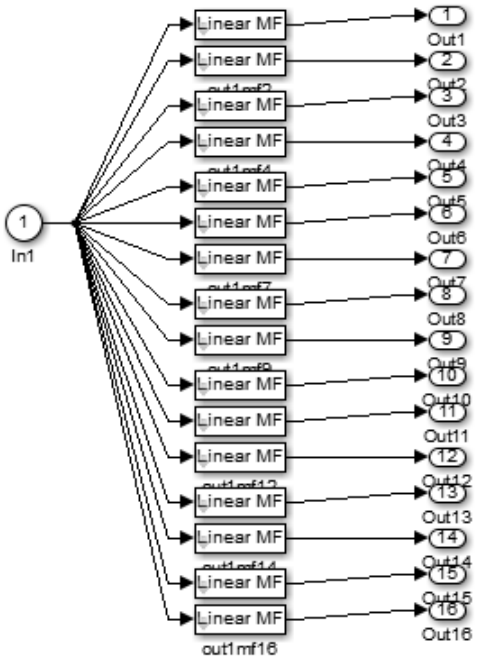


Рисунок 4.6 – Количество заключений (Output)

Согласно формуле 1.10, нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,73875.

Заключение по эксперименту. По результатам данного эксперимента можно констатировать, что при значительном сокращении матриц значений ПИ-регулятора и нечеткого регулятора объем базы правил нечеткого регулятора также сокращается. Это достигается за счет сокращения количества функций принадлежности входных лингвистических переменных.

То есть при синтезе данного регулятора происходит сокращение обрабатываемых исходных данных, количества функций принадлежности, заключений и, соответственно, объема базы правил нечеткого регулятора. Время выдачи управляющего воздействия для модели с использованием субтрактивной кластеризации сократилось на 12,5%.

Нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,73875 т.е. значение функции стало ниже по сравнению с предыдущим методом.

4.3. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM

Описание эксперимента. Для интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и кластеризации алгоритмом FCM, в главе 3 диссертационного исследования по результатам кластеризации матрица значений для ПИД-регулятора сократилась в 3,35 раз, для нечеткого регулятора – в 3,35 раз. После запуска модели с кластеризованными значениями матриц ПИД-регулятора и нечеткого, обучением нейросети структура нечеткого регулятора изменилась.

Структура нечеткого регулятора имеет вид, как показано на рисунке 4.7.

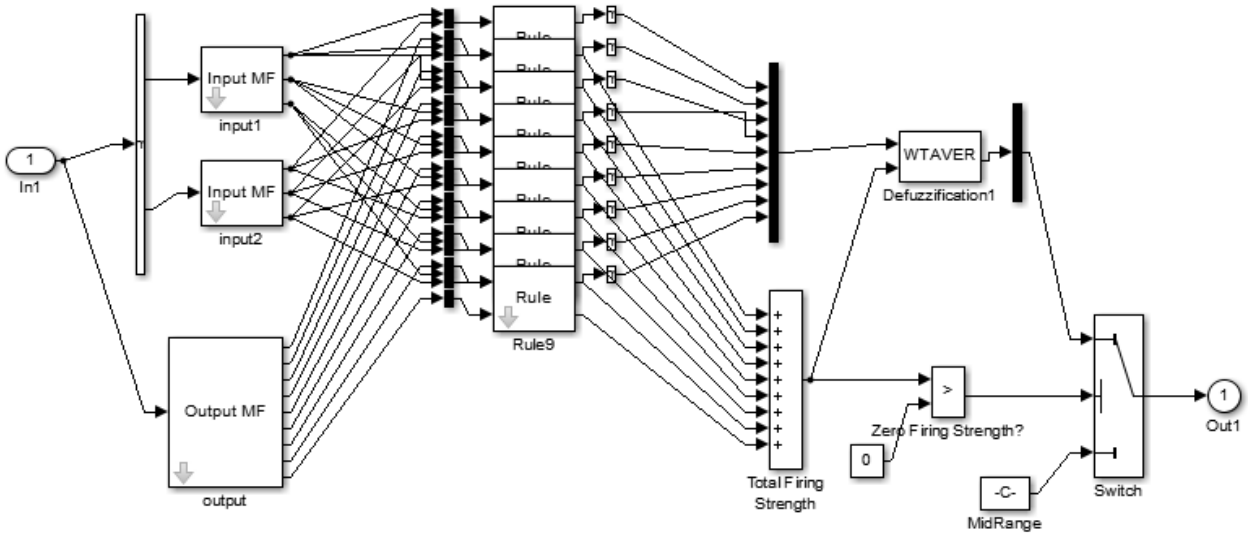
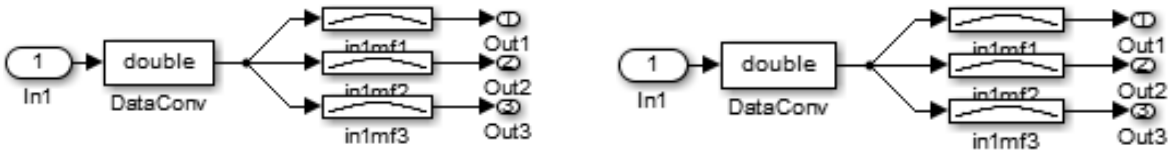


Рисунок 4.7 – Структура нечеткого регулятора после кластеризации

Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных и количество заключений сократилось до трех и девяти соответственно, что представлено на рисунке 4.8 и рисунке 4.9. Время выдачи управляющего воздействия для модели управления на основе ПИД-регулятора

и нечеткого регулятора с использованием кластеризации алгоритмом FCM сократилось до 2 мс.



а *б*

Рисунок 4.8 – Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных:

а – функции принадлежности отклонения (Input1); *б* – функции принадлежности дифференциала отклонения (Input2)

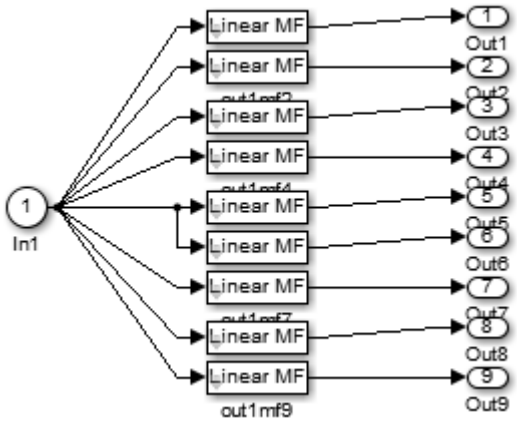


Рисунок 4.9 – Количество заключений(Output)

Согласно формуле 1.10, нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,455.

Заключение по эксперименту. По результатам данного эксперимента можно констатировать, что при значительном сокращении матриц значений ПИД-регулятора и нечеткого регулятора объем базы правил нечеткого регулятора также значительно сокращается за счет сокращения количества функций принадлежности входных лингвистических переменных.

То есть при синтезе данного регулятора происходит сокращение обрабатываемых исходных данных, количества функций принадлежности, заключений и, соответственно, объема базы правил нечеткого регулятора.

Время выдачи управляющего воздействия для модели с использованием кластеризации алгоритмом FCM сократилось на 50%. Нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,455, что удовлетворяет критерию оптимизации САУ, согласно которому функция $E(M,\ C,\ R,\ T) \rightarrow min$.

4.4. Исследования интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации

Описание эксперимента. Для интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора, нечеткого регулятора и субтрактивной кластеризации, в главе 3 диссертационного исследования по результатам кластеризации матрица значений для ПИД-регулятора сократилась в 8,37 раз, для нечеткого регулятора – в 11,16 раз.

После запуска модели с кластеризованными значениями матриц ПИД-регулятора и нечеткого, обучением нейросети структура нечеткого регулятора существенно изменилась.

Структура нечеткого регулятора имеет вид, как показано на рисунке 4.10.

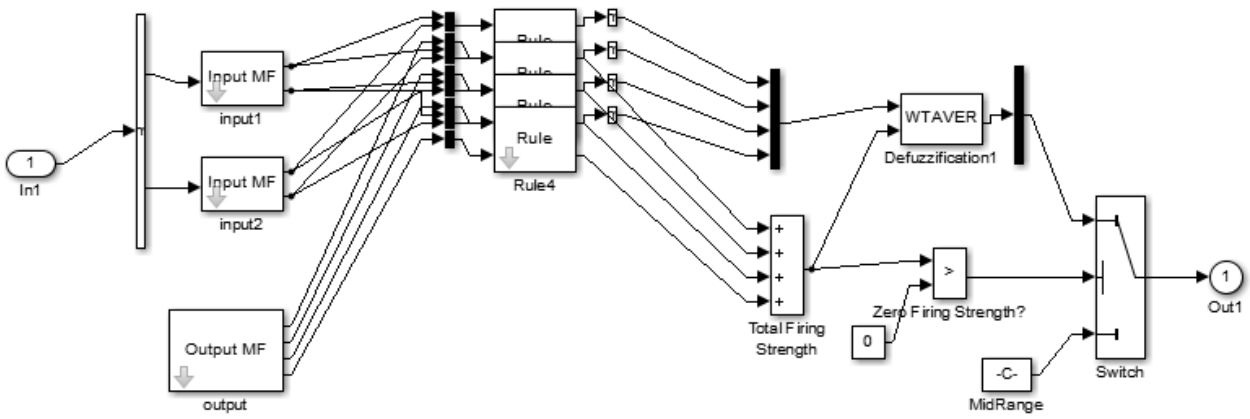


Рисунок 4.10 – Структура нечеткого регулятора после кластеризации

Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных и количество заключений сократилось до двух и четырех соответственно, что представлено на рисунке 4.11 и рисунке 4.12.

В данном эксперименте количество правил нечеткого регулятора сократилось с двадцати пяти до четырех! Время выдачи управляющего воздействия для модели управления на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с использованием субтрактивной кластеризации сократилось до 1,3 мс.



а *б*

Рисунок 4.11 – Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных:

а – функции принадлежности отклонения (Input1); *б* – функции принадлежности дифференциала отклонения (Input2)

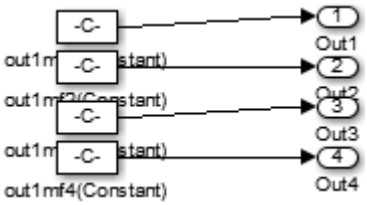


Рисунок 4.12 – Количество заключений (Output)

Согласно формуле 1.10, нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,26125.

Заключение по эксперименту. По результатам данного эксперимента можно констатировать, что при значительном сокращении матриц значений ПИД-регулятора и нечеткого регулятора объем базы правил нечеткого регулятора также значительно сокращается за счет сокращения количества функций принадлежности входных лингвистических переменных [171].

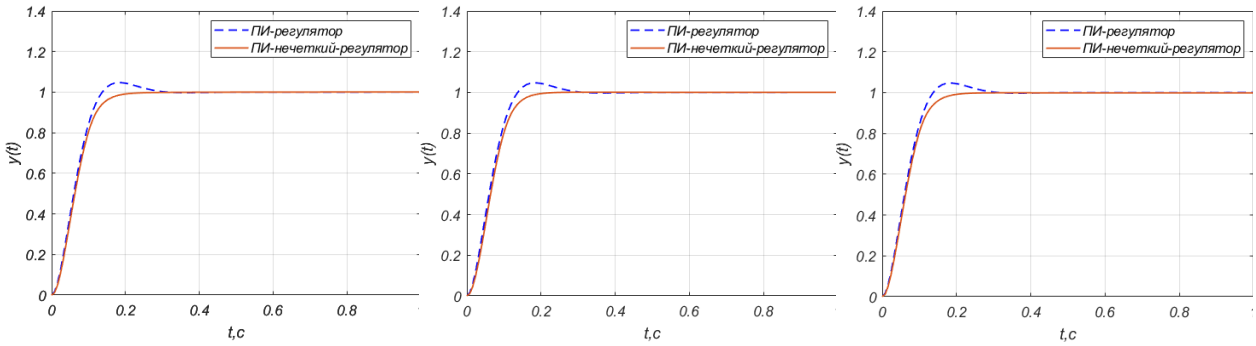
То есть при синтезе данного регулятора также происходит сокращение обрабатываемых исходных данных, количества функций принадлежности,

заключений и, соответственно, объема базы правил нечеткого регулятора. Время выдачи управляющего воздействия для модели с использованием субтрактивной кластеризации сократилось на 68,5%. Нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,26125, что означает что применение метода оптимизации на основе субтрактивной кластеризации для системы управления на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора показало наилучшие результаты.

4.5. Анализ результатов работы моделей управления с применением нечеткого кластерного анализа

Анализ результатов работы моделей управления, как было отмечено выше, будем выполнять на основе полученных графиков переходных процессов до кластеризации и после, что позволит в полной мере оценить и подтвердить работоспособность разработанных в диссертации методов.

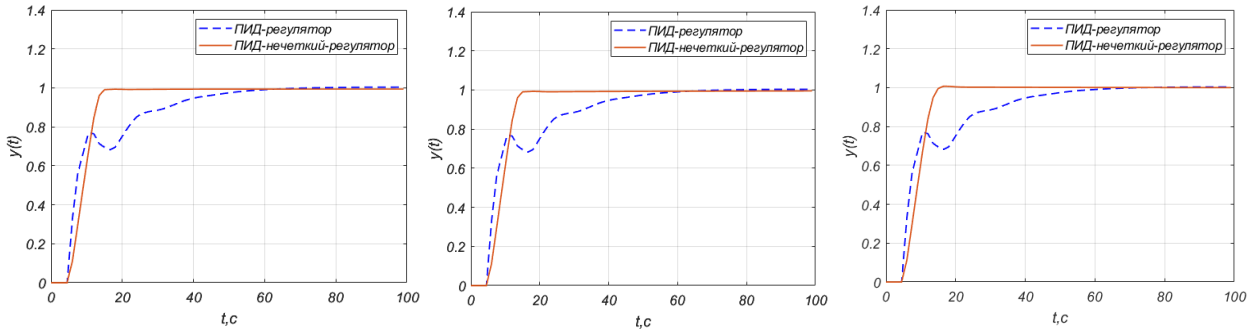
Графики переходных процессов представлены на рисунке 4.13 и рисунке 4.14.



а *б* *в*

Рисунок 4.13 – Графики переходных процессов ПИ-регулятора и нечеткого регулятора:

а – ПИ-регулятор, нечеткий регулятор до кластеризации; *б* – ПИ-регулятор, нечеткий регулятор после кластеризации алгоритмом FCM; *в* – ПИ-регулятор, нечеткий регулятор после субтрактивной кластеризации



а *б* *в*

Рисунок 4.14 – Графики переходных процессов ПИД-регулятора и нечеткого регулятора:

а – ПИД-регулятор, нечеткий регулятор до кластеризации; *б* – ПИД-регулятор, нечеткий регулятор после кластеризации алгоритмом FCM; *в* – ПИД-регулятор, нечеткий регулятор после субтрактивной кластеризации

Для первой модели до применения разработанных методов величина перерегулирования σ была равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 0,2 с, N = 1.

После применения метода для модели 1.1, величина перерегулирования σ стала равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 0,1998 с, N = 1. Согласно формуле (1.13), $\varepsilon_\sigma = 0$, $\varepsilon_{t_{\text{рег}}} = 0{,}02$, $\varepsilon_M = 0$, из чего следует, что качество переходного процесса модернизированной САУ сохранилось в необходимых пределах, так как удовлетворяет системе ограничений (1.14) главы 1.

После применения метода для модели 1.2 величина перерегулирования σ стала равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 0,1995 с, N = 1. Согласно формуле (1.13), $\varepsilon_\sigma = 0$, $\varepsilon_{t_{\text{рег}}} = 0{,}05$, $\varepsilon_M = 0$, из чего следует, что качество переходного процесса модернизированной САУ сохранилось в необходимых пределах, так как удовлетворяет системе ограничений (1.14) главы 1.

Для второй модели на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора, до применения разработанных методов величина перерегулирования σ была равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 17,5 с, N = 1.

После применения метода для модели 2.1 величина перерегулирования σ стала равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 17 с, N = 1. Согласно формуле (1.13),

$\varepsilon_\sigma = 0$, $\varepsilon_{t_{\text{рег}}} = 2{,}94$, $\varepsilon_M = 0$, из чего следует, что качество переходного процесса модернизированной САУ сохранилось в необходимых пределах, так как удовлетворяет системе ограничений (1.14) главы 1.

После применения метода для модели 2.2 величина перерегулирования σ стала равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 17,3 с, N = 1. Согласно формуле (1.13), $\varepsilon_\sigma = 0$, $\varepsilon_{t_{\text{рег}}} = 1{,}1$, $\varepsilon_M = 0$, из чего следует, что качество переходного процесса модернизированной САУ сохранилось в необходимых пределах, так как удовлетворяет системе ограничений (1.14) главы 1.

Для объективной оценки эффективности, работоспособности и преимущества разработанных методов и доказательства достижения цели диссертационного исследования был произведен сравнительный анализ предложенных методов с существующими базовыми подходами.

В качестве методов сравнения выбраны:

1. Классический линейный регулятор (модель мотор-редуктора с применением классического ПИ-регулятора, модель управления концентрацией выходного потока на базе классического ПИД-регулятора), представляющий собой существующий промышленный стандарт управления данными объектами. Показатели для классических ПИ/ПИД-регуляторов приведены как типовые значения, достигаемые при настройке по стандартным методикам (модульный оптимум) для объектов с аналогичными динамическими свойствами.

2. Нечеткий регулятор, оптимизированный генетическим алгоритмом (ГА), как наиболее распространенный метаэвристический метод параметрической оптимизации интеллектуальных регуляторов, широко применяемый в современных исследованиях [20]. Данный метод обеспечивает высокое качество управления, однако требует значительных вычислительных ресурсов и времени на итеративный поиск оптимальных параметров. Показатели для нечеткого регулятора, оптимизированного генетическим алгоритмом, приведены как типовые значения для систем с полной базой

правил (25 правил), полученные в результате параметрической оптимизации методом ГА [20]. Время выдачи ~12,5 мс характерно для вычисления полной нечеткой базы правил с итеративной оптимизацией в ПЛК среднего уровня.

3. Разработанные автором методы на основе нечеткой кластеризации алгоритмом FCM и субтрактивной кластеризации, обеспечивающие сокращение базы правил и вычислительной сложности при сохранении требуемого качества управления.

Сравнение проводится по следующим ключевым показателям:

- количество продукционных правил R, определяющее вычислительную сложность алгоритма;

- время выдачи управляющего воздействия T, характеризующее быстродействие алгоритма в цикле ПЛК;

- время регулирования $t_{\text{рег}}$, перерегулирование σ и количество колебаний N, характеризующие качество переходного процесса;

- вычислительная сложность.

Результаты сравнительного анализа для модели на основе ПИ-регулятора и модели на основе ПИД-регулятора представлены в таблицах 4.1 и 4.2 соответственно.

Таблица 4.1 – Сравнительные характеристики методов управления для модели на основе ПИ-регулятора

Метод управления	R	T, мс	$t_{\text{рег}}$, с	σ, %	N	**Вычислительная сложность**
Классический ПИ-регулятор (существующий)	~	~0,5	1,8	12	2	$O(1)$
Нечеткий регулятор + ГА	25	~12,5	0,20	0	1	$O(M^n)$
Первая модель до кластеризации	25	4	0,20	0	1	$O(M^n)$
Модель 1.1	**25**	**3,8**	**0,1998**	**0**	**1**	$O(K)$
Модель 1.2	**16**	**3,5**	**0,1995**	**0**	**1**	$O(K)$

Таблица 4.2 – Сравнительные характеристики методов управления для модели на основе ПИД-регулятора

Метод управления	R	T, мс	$t_{рег}$, с	σ, %	N	**Вычислительная сложность**
Классический ПИД-регулятор (существующий)	~	~0,5	20	12	2	$O(1)$
Нечеткий регулятор + ГА	25	~12,5	17,5	0	1	$O(M^n)$
Вторая модель до кластеризации	25	4,0	17,5	0	1	$O(M^n)$
Модель 2.1	**9**	**2.0**	**17**	**0**	**1**	$O(K)$
Модель 2.2	**4**	**1,3**	**17,3**	**0**	**1**	$O(K)$

Анализ данных таблиц 4.1 и 4.2 позволяет сделать следующие выводы о преимуществе разработанных методов:

1. Выигрыш по сравнению с классическими системами: переход от классических ПИ/ПИД-регуляторов к предложенным нечетким алгоритмам позволяет кардинально устранить перерегулирование (снижение с 12 % до 0 %) и количество колебаний (с 2 до 1), а также значительно уменьшить время регулирования (для мотор-редуктора – с 1,8 с до 0,1995 с) за счет эффективной компенсации нелинейностей объекта.

2. Выигрыш по сравнению с существующими интеллектуальными методами (ГА): Предложенный метод на основе субтрактивной кластеризации обеспечивает сокращение вычислительной сложности (количества правил) в 6,25 раза (с 25 до 4 для ПИД-модели) и сокращение времени выдачи управляющего воздействия почти в 10 раз (с ~12,5 мс до 1,3 мс) по сравнению с нечетким регулятором, оптимизированным генетическим алгоритмом [23].

3. Выигрыш внутри предложенных методов: по сравнению с исходным нечетким регулятором до кластеризации (строка 3), применение субтрактивной кластеризации (строка 5) позволило сократить количество правил с 25 до 16 (для ПИ) и с 25 до 4 (для ПИД), а время выдачи управляющего воздействия – с 4,0 мс до 3,5 мс и 1,3 мс соответственно, при полном сохранении высокого качества переходного процесса

($\sigma = 0\%, N = 1$).

4. Анализ данных, представленных в таблицах, подтверждает эффективность разработанного подхода к параметрической оптимизации. Для систем на основе классических регуляторов вычислительная сложность равна $O(1)$. Применение метаэвристических методов (например, генетического алгоритма) позволяет настроить параметры функций принадлежности, но не решает проблему избыточности: количество правил остается равным $R = M^n$, а вычислительная сложность сохраняется на уровне $O(M^n)$. В отличие от этого, предложенный метод на основе нечеткой кластеризации обеспечивает переход от комбинаторной зависимости к кластерной. Выделение K кластеров из совокупности данных с последующим преобразованием каждого кластера в одно продукционное правило позволяет сократить размерность базы правил: $R_{max} = 25$ до $R = 9$ (для FCM) и $R = 4$ (для субтрактивной кластеризации) для второй модели.

Это привело к кардинальному снижению вычислительной сложности с $O(M^n)$ до $O(K)$ и уменьшению времени алгоритмической обработки в цикле ПЛК в 2,2 раза (для FCM) и в 3,3 раза (для субтрактивной кластеризации) при строгом сохранении показателей качества переходного процесса ($\sigma = 0\%, N = 1$) для второй модели.

Оценим достижение прагматической цели исследования через интегральный показатель – время опроса одного входа ($T_{\text{опроса}}$), структура которого была определена в разделе 1.4 как сумма времени аппаратно-алгоритмической предобработки ($T_{\text{пред}}$) и времени регулирования ($t_{\text{рег}}$).

1. Для первой модели (модель на базе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора): базовое время регулирования классической системы составляло 1,8 с. Применение разработанных методов позволило существенно улучшить этот показатель:

- при использовании метода FCM-кластеризации время регулирования сократилось до $t_{\text{рег}}$=0,1998 с, время алгоритмической обработки в ПЛК

Siemens S7-1200 составляет 3,8 мс (0,0038 с). Суммарное время опроса канала: $T_{\text{опроса}}$≈0,1998+0,0038≈0,204 с;

- при использовании метода на основе субтрактивной кластеризации время регулирования сократилось до $t_{\text{рег}}$= 0,1995 с, время алгоритмической обработки сокращенной базы правил (16 правил) составляет 3,5 мс (0,0035 с). Суммарное время опроса канала: $T_{\text{опроса}}$≈0,1995+0,0035≈0,203 с.

Оба результата существенно ниже базовых 0,6 с, характерного для типовых неоптимизированных систем управления (например, на базе регуляторов типа ОВЕН ТРМ151).

2. Для модели управления концентрацией выходного потока (модель на базе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора): физика процесса объективно определяет время регулирования на уровне $t_{\text{рег}}$≈17,0-17,5 с. Однако применение разработанных методов позволило оптимизировать алгоритмическую составляющую $T_{\text{пред}}$:

- метод на основе FCM-кластеризации сократил количество правил с 25 до 9, а время выдачи управляющего воздействия – с 4,0 мс до 2,0 мс (в 2 раза), время регулирования улучшилось до $t_{\text{рег}}$=17,0 с. Суммарное время опроса: $T_{\text{опроса}}$≈17,0+0,002≈17,002 с;

- метод на основе субтрактивной кластеризации: количество правил сократилось с 25 до 4, время выдачи управляющего воздействия уменьшилось с 4,0 мс до 1,3 мс (более чем в 3 раза), время регулирования составило $t_{\text{рег}}$=17,3 с. Суммарное время опроса: $T_{\text{опроса}}$≈17,3+0,0013≈17,301 с.

Для модели управления концентрацией выходного потока доминирующей составляющей является время переходного процесса, определяемое физикой котла. Однако оба метода обеспечили значительное высвобождение вычислительных ресурсов ПЛК (сокращение времени алгоритмической обработки в 2–3 раза) при полном сохранении высокого качества переходного процесса (σ=0%, N=1).

Вывод: Таким образом, для модели на основе ПИ-регулятора и

нечеткого регулятора оба разработанных метода позволяют уменьшить суммарное время опроса одного входа до значений ~0,20 с, что более чем в 3 раза ниже базового промышленного стандарта в 0,6 с и полностью отвечает на прагматические требования к современным системам управления техническим объектом.

Для модели на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора оба метода обеспечивают значительное высвобождение вычислительных ресурсов ПЛК без ухудшения качества управления, при этом метод субтрактивной кластеризации демонстрирует наибольшую эффективность (сокращение базы правил с 25 до 4, времени вычисления – с 4,0 мс до 1,3 мс).

Таким образом, экспериментально доказано, что разработанный метод обеспечивают значительный выигрыш в снижении вычислительной сложности и времени выдачи управляющего воздействия по сравнению как с классическими, так и с существующими интеллектуальными аналогами, что полностью подтверждает достижение цели диссертационного исследования.

Для подтверждения работоспособности разработанных в диссертации методов для моделей с возмущением, рассмотрим такую модель [172].

Структура интеллектуального регулятора с возмущающим воздействием на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора, количество функций принадлежности входных лингвистических переменных, количество заключений до кластеризации полностью аналогичны рисункам 4.1-4.3, поэтому в тексте диссертации не приводится.

Структура интеллектуального регулятора с возмущающим воздействием на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора, количество функций принадлежности входных лингвистических переменных, количество заключений после кластеризации полностью аналогичны рисункам 4.10-4.12, поэтому в тексте диссертации также не приводится. Весь процесс разработки данного регулятора представлен в работе [169], в которой автор диссертации является соавтором.

Необходимо отметить основные параметры разработки:

1. Нечеткая кластеризация выполнялась алгоритмом FCM.

2. По результатам кластеризации матрица значений для ПИД-регулятора сократилась в 2,23 раз, для нечеткого регулятора тоже в 2,23 раза!

3. Количество функций принадлежности входных лингвистических переменных сократилось до двух!

4. Количество заключений сократилось до четырех!

5. Количество правил нечеткого регулятора сократилось с двадцати пяти до четырех!

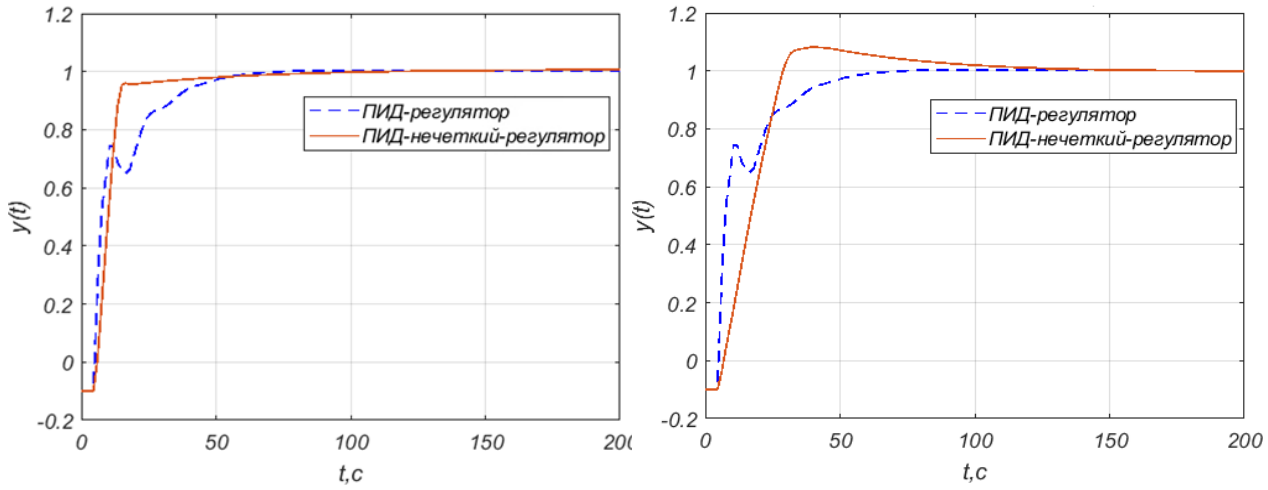
6. Время настройки системы составило 2 секунды.

7. При генерировании новой (после кластеризации) FIS-структуры Сугено применены функции принадлежности psigmf (произведение двух сигмоидных функций принадлежности), а не треугольные, так как в процессе моделирования они показали лучшие результаты.

Согласно формуле 1.10, нормированная функция минимизации совокупных вычислительных и временных ресурсов стала равной 0,325, что удовлетворяет критерию оптимизации САУ, согласно которому функция $E(M,\ C,\ R,\ T) \rightarrow min.$

Рассмотрим полученные результаты моделирования. На рисунке 4.15 представлены графики переходных процессов для модели управления с интеллектуальным регулятором с возмущающим воздействием на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора и применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM.

Как уже было отмечено выше после запуска модели с кластеризованными значениями матриц ПИД-регулятора и нечеткого, обучением нейросети структура нечеткого регулятора не изменилась и полностью повторяет рисунки 4.1-4.3.



а *б*

Рисунок 4.15 – Графики переходных процессов ПИД-регулятора и нечеткого регулятора:

а – ПИД-регулятор, нечеткий регулятор до кластеризации; *б* – ПИД-регулятор, нечеткий регулятор после кластеризации алгоритмом FCM;

Для модели на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с возмущающим воздействием до применения разработанных методов величина перерегулирования σ была равной 0%, $t_{\text{рег}}$ = 100 с, N = 1.

После применения метода на основе кластеризации алгоритмом FCM для модели на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора, величина перерегулирования σ стала равной 8%, $t_{\text{рег}}$ = 110 с, N = 1. Анализ двух графиков переходных процессов позволяет говорить, что при практически одинаковом времени регулирования наблюдается незначительное перерегулирование. Согласно формуле (1.14), $\varepsilon_\sigma = 8$, $\varepsilon_{t_{\text{рег}}} = 10$, $\varepsilon_M = 0$, из чего следует, что качество переходного процесса модернизированной САУ сохранилось в необходимых пределах.

Но применение нечеткого кластерного анализа позволяет не только в разы сократить трудозатраты и вычислительные ресурсы в ходе синтеза интеллектуального регулятора, но и упростить саму процедуру синтеза.

4.6. Выводы

В четвертой главе, посвященной экспериментальным исследованиям разработанных методов и их оценки, получены следующие результаты.

1. Для второй модели экспериментально подтверждено сокращение количества правил с 25 до 9 при FCM кластеризации и до 4 при субтрактивной кластеризации, что обеспечило снижение времени алгоритмической обработки с 4,0 мс до 2,0 мс (в 2 раза) и до 1,3 мс (в 3,1 раза).

2. Для первой модели применение субтрактивной кластеризации сократило количество правил с 25 до 16 и время обработки с 4,0 мс до 3,5 мс (на 12,5%). Применение FCM-кластеризации для данной модели не привело к сокращению базы правил, но обеспечило снижение времени обработки с 4,0 мс до 3,8 мс (на 5%).

3. Доказано строгое сохранение показателей качества переходного процесса для ПИД-модели: $\sigma = 0\%$, $N = 1$, $t_{\text{рег}}$ сократилось с 17,5 с до 17,0 с при FCM кластеризации и составило 17,3 с при субтрактивной кластеризации. Для ПИ-модели качество также сохранено: $\sigma = 0\%$, $N = 1$, $t_{\text{рег}} \approx 0{,}20$ с.

4. Сравнительный анализ показал, что классические ПИ/ПИД-регуляторы не удовлетворяют требованиям по качеству ($\sigma \approx 12\%$, $N = 2$), а нечеткий регулятор, оптимизированный генетическим алгоритмом, сохраняет полную базу правил ($R = 25$) и сложность $O(M^n)$. Разработанные методы обеспечивают параметрическую оптимизацию, недостижимую при использовании метаэвристических алгоритмов.

5. Для первой модели интегральное время опроса одного входа $T_{\text{опроса}} \approx 0{,}20$ с, что в 3 раза ниже отраслевого бенчмарка (~0,6 с для регулятора ОВЕН ТРМ151). Для второй модели оба метода обеспечили значительное высвобождение вычислительных ресурсов ПЛК без ухудшения качества.

6. Установлено, что субтрактивная кластеризация обеспечивает более значительное сокращение базы правил и времени вычислений.

7. Проверка работоспособности на модели с возмущающим воздействием показала сокращение правил с 25 до 4, однако привела к некоторому ухудшению качества ($\sigma = 8\%$, $t_{\text{рег}}$=110 с).

8. Прагматическая цель диссертационного исследования по уменьшению времени опроса одного канала достигнута.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработка методов оптимизации для достижения эффективного управления в автоматизированных системах является одним из ключевых направлений их развития в настоящее время. Это обусловлено стремлением разработчиков снизить вычислительную нагрузку на управляющие элементы системы, чтобы без дополнительных трат иметь возможность масштабировать ее под новые задачи.

Проведенные исследования и полученные результаты имеют теоретическую и практическую значимость для решения различных задач управления, требующих оптимизации. Работоспособность разработанных методов подтверждена на моделях, прошедших апробацию в научных проектах, поддержанных Министерством науки и высшего образования Российской Федерации. Проведенный сравнительный анализ разработанных методов как с классическими, так и с существующими интеллектуальными аналогами, показал, что разработанные метод и методика продемонстрировали значительный выигрыш в снижении вычислительной сложности и времени выдачи управляющего воздействия. Также разработанные методы подтвердили свою работу на моделях с возмущающим воздействием.

Основные научные результаты диссертационной работы:

1. Проведен сравнительный анализ существующих подходов к оптимизации интеллектуальных регуляторов, выявивший системное противоречие между высокой вычислительной сложностью полных баз нечетких правил и ограниченными ресурсами программируемых логических контроллеров. Сформулирована научная проблема недостаточной разработанности методов параметрической оптимизации, обеспечивающих снижение вычислительной сложности при строгом сохранении показателей качества управления.

2. Разработаны два метода параметрической оптимизации

интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа, применяемые к совокупности данных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, на этапе предварительной обработки до обучения ANFIS-системы:

- метод на основе FCM-кластеризации, обеспечивающий формирование базы правил с плавным распределением функций принадлежности за счет учета нечеткости границ между кластерами;

- метод на основе субтрактивной кластеризации, обеспечивающий автоматическое определение количества кластеров без априорных предположений и формирование минимально достаточной базы правил в областях наибольшей концентрации данных.

3. Обоснована и реализована методика синтеза нечетких моделей управления техническими объектами, основанная на применении разработанных методов оптимизации. Синтезированы модели для двух объектов: на базе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора и на базе ПИД-регулятора и нечёткого регулятора.

4. Проведены экспериментальные исследования, количественно подтвердившие эффективность разработанных методов. Для второй модели применение субтрактивной кластеризации обеспечило сокращение матрицы значений нечеткого регулятора в 11,16 раз, количества продукционных правил – с 25 до 4, а времени алгоритмической обработки в цикле ПЛК – с 4,0 мс до 1,3 мс (в 3,1 раза). Для первой модели субтрактивная кластеризация сократила количество правил с 25 до 16 и время обработки –с 4,0 мс до 3,5 мс.

5. Доказано строгое сохранение показателей качества переходного процесса на уровне исходного нечеткого регулятора с полной базой правил: перерегулирование $\sigma = 0\%$, колебательность $N = 1$ для обоих классов объектов.

6. Сравнительный анализ с существующими подходами показал, что классические ПИ/ПИД-регуляторы не удовлетворяют требованиям по качеству управления ($\sigma \approx 12\%$, $N = 2$), а нечеткий регулятор,

оптимизированный генетическим алгоритмом, сохраняет полную базу правил и высокую вычислительную сложность.

7. Для первой модели интегральное время опроса одного входа автоматизированной системы составило ≈0,20 с, что более чем в 3 раза ниже отраслевого бенчмарка (~0,6 с для универсального регулятора ОВЕН ТРМ151). Для второй модели оба метода обеспечили значительное высвобождение вычислительных ресурсов ПЛК без ухудшения качества регулирования.

8. Установлено, что субтрактивная кластеризация обеспечивает более значительное сокращение базы правил и времени вычислений по сравнению с FCM-кластеризацией.

Научная новизна работы заключается в разработке методов параметрической оптимизации на основе нечеткого кластерного анализа, обеспечивающих переход от комбинаторной зависимости количества правил к кластерной и снижение вычислительной сложности с $O(M^n)$ до $O(K)$ при сохранении исходных показателей качества управления. Практическая значимость работы состоит в создании методики синтеза интеллектуальных регуляторов для технических объектов, обеспечивающей реализацию качественного управления в реальном времени на ресурсно-ограниченных платформах (ПЛК). Разработанные методы внедрены в учебный процесс и могут быть рекомендованы для применения в системах автоматизации технологических процессов.

Таким образом, цель диссертационного исследования по повышению быстродействия и снижению вычислительной сложности контура управления при сохранении качества управления достигнута, а прагматическая цель по уменьшению времени опроса одного канала в автоматических системах контроля и управления – выполнена.

Внедрение результатов диссертации представлено в Приложении 3.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Воронов, А. А.* Основы теории автоматического управления [Текст]: Автоматическое регулирование непрерывных линейных систем / А. А. Воронов. – 2-е изд., перераб. – М.: Энергия, 1980. – 312 с.

2. *Бесекерский, В. А.* Теория систем автоматического управления [Текст] / В. А. Бесекерский, Е. П. Попов. – Изд. 4-е, перераб. и доп. – СПб, Изд-во «Профессия», 2003. – 752 с. – (Серия: Специалист). – ISBN 5-93913-035-6.

3. *Гайдук, А. Р.* Теория автоматического управления [Текст] / А. Р. Гайдук. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2004. – 208 с.

4. *Гайдук, А.Р.* Практикум по теории автоматического управления [Текст]: учебное пособие / А. Р. Гайдук, Т. А. Пьявченко. Часть I / Под ред. А.Р. Гайдука – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2008. – 128 с.

5. *Гайдук, А. Р.* Системы автоматического управления. Примеры, анализ и синтез [Текст] / А. Р. Гайдук. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2006.

6. *Гостев, В. И.* Системы управления с цифровыми регуляторами [Текст]: справочник / В. И. Гостев– К.: Тэхника, 1990. – 280 с. – ISBN 5-335-00369-3.

7. *Гаврилов, А. В.* Гибридные интеллектуальные системы [Текст]: монография / А. В. Гаврилов; Министерство образования Российской Федерации; Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 142 с.

8. *Колесников, А. В.* Гибридные интеллектуальные системы [Текст]: теория и технология разработки / А. В. Колесников; СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2001. – 600 с.

9. *Medsker, L. R.* Hybrid Neural Network and Expert Systems [Text] / L. R. Medsker; Boston / Dordrecht / London: Kluwer Academic Publishers, 1994.

10. *Ярушкин, Н. Г.* Основы теории нечётких и гибридных систем [Текст]: учебное пособие / Н. Г. Ярушкин. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 322 с.

– ISBN 5-279-02776-6.

11. *Земцов, С. М.* Программирование логических контроллеров Siemens SIMATIC. Базовый курс [Текст] / С. М. Земцов. – Москва : ДМК Пресс, 2020. – 352 с. – ISBN 978-5-97060-856-4.

12. ООО «ОВЕН». Универсальный измеритель-регулятор МВ210. Руководство по эксплуатации [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://owen.ru/downloads/re_mv210-102.pdf (дата обращения: 07.10.2026).

13. ООО «Л Кард». Модуль аналогового ввода LTR216. Руководство программиста API [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.lcard.ru/download/ltr216api.pdf (дата обращения: 07.10.2026).

14. ООО «ОВЕН». Программируемый логический контроллер ТРМ151. Руководство по эксплуатации [Электронный ресурс]. – М.: ОВЕН, 2022. – Режим доступа: https://owen.ru/product/trm151 (дата обращения: 07.10.2026).

15. *Ефанов, Д. В.* Применение интеллектуальных алгоритмов управления в современных частотных преобразователях и системах АСУ ТП котельных установок [Текст] / Д. В. Ефанов, А. С. Петров // Промышленная энергетика. – 2022. – № 4. – С. 25–31.

16. SEW-EURODRIVE. MOVIDRIVE® advanced. Системное руководство / SEW-EURODRIVE GmbH & Co KG. – Брухзаль, 2021. – 384 с.

17. Danfoss. VLT® AutomationDrive FC 302. Руководство по программированию / Danfoss A/S. – Дания, 2020. – 412 с.

18. ABB. ABB Ability™ Advanced Process Control. Оптимизация процессов горения в паровых котлах: технический обзор / ABB Oy. – Хельсинки, 2022. – 28 с.

19. Honeywell. Profit™ Boiler. Система оптимизации горения: руководство по применению / Honeywell International Inc. – США, 2021. – 32 с.

20. *Neda Jalali, Hadi Razmi, Hasan Doagou-Mojarrad*. Optimized fuzzy self-tuning PID controller design based on Tribe-DE optimization algorithm and rule weight adjustment method for load frequency control of interconnected multi-area power systems, Applied Soft Computing, Volume 93, August 2020, 106424.

DOI:10.1016/j.asoc.2020.106424.

21. *Solihin Mahmud Iwan, Chuan Cheah Yong, Astuti Winda*. Optimization of fuzzy logic controller parameters using modern meta-heuristic algorithm for gantry crane system (GCS). Volume 29, Part 1, 2020, Pages 168–172. DOI:10.1016/j.matpr.2020.05.641.

22. *Sandeep Tripathi, Ashish Shrivastava, Kartick C Jana*. Self-Tuning fuzzy controller for sun-tracker system using Gray Wolf Optimization (GWO) technique. ISA Transactions Volume 101, June 2020, Pages 50–59. https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.01.012.

23. *Мунасыпов, Р. А.* Методика оптимизации нечеткого регулятора с помощью генетических алгоритмов [Текст] / Р. А. Мунасыпов, К. А. Ахмеров // Фундаментальные исследования. – 2015 – № 2–15. – С. 3275–3280.

24. *Кудинов, Ю. И.* Оптимизация параметров интеллектуальных нечетких регуляторов [Текст] / Ю. И. Кудинов, А. Ю. Келина, А. Ф. Пащенко, Ф. Ф. Пащенко / Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2014, Москва). М.: ИПУ РАН, 2014. С. 659–664.

25. *Карабцов, Р. Д.* Проектирование нечеткой системы регулирования с использованием генетического алгоритма оптимизации [Текст] / Р. Д. Карабцов, Л. А. Денисова // Омский научный вестник. Сер. Приборы, машины и технологии. – 2017. – № 6 (156). – С. 137–142.

26. *Андреев, Н. И.* Теория статистически оптимальных систем управления [Текст] / Н. И. Андреев. – М.: Наука, 1980. – 155 с.

27. *Антонюк, Б. Д.* Информационные системы в управлении [Текст] / Б. Д. Антонюк. – М.: Радио и связь, 1986. – 125 с.

28. *Афанасьев, В. Н.* Математическая теория конструирования систем управления [Текст] / В. Н. Афанасьев, В. Б. Колмановский, В. Р. Носов. – М.: Высшая школа, 1989. – 447 с.

29. *Anjana Gosain, Sonika Dahiya*. Performance Analysis of Various Fuzzy

Clustering Algorithms: A Review. 7th International Conference on Communication, Computing and Virtualization 2016, Procedia Computer Science 79 (2016), pp. 100–111.

30. *Amit Saxena, Mukesh Prasad, Akshansh Gupta, Neha Bharil, Om Prakash Patel, Aruna Tiwari, Meng Joo Er, Weiping Ding, and Chin-Teng Lin*. A Review of Clustering Techniques and Developments. Neurocomputing, Volume 267, 6 December 2017, Pages 664–681. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.06.053.

31. *Ameer Ahmed Abbasi, Mohamed Younis*. A survey on clustering algorithms for wireless sensor networks. Computer Communications Volume 30, Issues 14–15, 15 October 2007, Pages 2826–2841. https://doi.org/10.1016/j.comcom.2007.05.024.

32. *Mohammadreza Asghari Oskoei Huosheng Hu*. Myoelectric control systems – A survey. Biomedical Signal Processing and Control Volume 2, Issue 4, October 2007, Pages 275–294. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2007.07.009.

33. *Veyssieres M. P., Plant R. E.* Identification of vegetation state and transition domains in California's hardwood rangelands. University of California, 1998.

34. *Холюшкин, Ю .П.* Задачи археологии и методы их решения [Текст] / Ю. П. Холюшкин, Е. Е. Витяев, В. С. Костин. Информационные технологии в гуманитарных исследованиях. Выпуск 18: Новосибирск: издательство Манускрипт, 2013. – 100 с. ISSN 1990-9330.

35. *Хайдуков, Д. С.* Применение кластерного анализа в государственном управлении [Текст] / Д. С. Хайдуков // Философия математики: актуальные проблемы. – М.: МАКС Пресс, 2009. – 287 с.

36. *Болч, Б.* Многомерные статистические методы для экономики [Текст] / Б. Болч, К. Дж. Хуань / Пер. с англ. – М.: Статистика, 1979. – 317 с.

37. *Александров, В. В.* Алгоритмы и программы структурного метода обработки данных [Текст] / В. В. Александров, Н. Д. Горский. – Л.: Наука. – 1983. – 208 с.

38. *Барабашева, Ю. М.* Компьютерная биометрика

[Текст] / Ю. М. Барабашева, Г. Н. Девяткова, Н. Г. Микешина / под ред. В. Н. Носова. – Москва: Изд-во МГУ, 1990. – 232 с.: ил. – с. 229–231. – ISBN 5-211-00920-7.

39. *Дюк, В. А.* Информационные технологии в медико-биологических исследованиях [Текст] / В. А. Дюк, В. Л. Эмануэль. – СПб.: Питер, 2003. – 528 с.

40. *Баевский, В. С.* Применение кластерного анализа для решения некоторых вопросов истории и теории литературы [Текст] / В. С. Баевский, И. В. Бахошко, Р. Е. Кристаллинский, Н. А. Семенова // Славянский стих: Лингвистическая и прикладная поэтика. – М.: Языки славянской культуры, 2001. – С. 379–385.

41. *Черныш, М. Ф.* Опыт применения кластерного анализа [Текст] / М. Ф. Черныш // Социология: методология, методы, математическое моделирование (Социология: 4М). 2000. Том. 0. № 12. С. 129–141.

42. *R. C. T. Lee*. Cluster analysis and its applications. In J. T. Tou, editor, Advances in information systems science, Plenum Pres, New York, 1981. DOI: 10.1007/978-1-4613-9883-7_4.

43. *Терентьев, П. В.* Метод корреляционных плеяд [Текст] / П. В. Терентьев // Вестник ЛГУ. – 1959. – №9. – С. 137–141.

44. *Плюта, Веслав.* Сравнительный многомерный анализ в экономических исследованиях: Методы таксономии и фактор анализа [Текст] / Веслав Плюта; Перевод с польского В. В. Иванова. – Москва: Статистика, 1980. – 151 с.

45. *Tryon, R. C.* Cluster analysis. – L.: Ann Arbor Edwards Bros. – 1939. – 139p.

46. *Tryon, R. C., Bailey D. E.* Cluster Analysis. – McGraw-Hill, 1970.

47. *Sneath, P., and Sokal, R.* Numerical Taxonomy. W. H. Freeman Co., San Francisco, CA, 1973.

48. *Sokal, R. R., Sneath, P. H. A.* Principle of numerical taxonomy, – San

Francisco, 1963. – 386pp.

49. *Jardine, N., Sibson, R.*, Mathematical taxonomy. – L.: Wiley. – 1971.

50. *Hartigan, J. A.* Direct Clustering of a Data Matrix. Journal of the American Statistical Association Vol. 67, No. 337 (Mar., 1972), pp. 123–129. https://doi.org/10.2307/2284710.

51. *Hartigan, J. A.* Clustering Algorithms. John Wiley and Sons, New York, 1975.

52. *Wishart, D.* Mode analysis: A generalization of nearest neighbor which reduces chaining effects, in A. J. Cole (ed.) // Numerical Taxonomy. Academic Press. New York. 1969. P. 282–319.

53. *Wishart, D.* An algorithm for hierarchical classifications, Biometrics, Vol. 22, No. 1, (1969), 165–170.

54. *Wishart, D.* FORTRAN II Programs for 8 Methods of Cluster Analysis (CLUSTAN I), Computer Contribution 38, State Geological Survey, The University Of Kansas, Lawrence, (1969).

55. *Wishart, D.* A FORTRAN II program for numerical classification. Computing Laboratory University of St Andrews, Scotland. 1968.

56. *Wishart, D.* Numerical classification method for deriving natural classes. Nature. 221, 97–98, 1969.

57. *Bryan, J. K.* Classification and clustering using density estimation, Ph. D. Dissertation, University of Missouri, Columbia, Missouiri, (Aug., 1971).

58. *Jancey, R. C.* Multidimensional group analysis. Australian Journal of Botany, Vol. 14, № 1 (1966), 127–130.

59. *Vinod, H.D.* Integer programming and theory of grouping, JASA, (Jun., 1969), 506–519.

60. *Rao, C.R.* The use and interpretation of principal components analysis in applied research. Sankhya, series A, Vol. 26, (1964), 329–358.

61. *Rao, C. R.* The utilization of multiple measurements in problems of biological classification. J. Roy. Statist. Soc., Series B, 10, (1948), 159–203.

62. *Rao, M. R.* Cluster analysis and Mathematical Programming. Journal of

the American Statistical Association, J. Amer. Statist. Assoc., Vol. 66, (1971), 622–626.

63. *Айвазян, С. А.* Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных [Текст] / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин. М.: Финансы и статистика, 1983. – 472 с.

64. *Айвазян, С. А.* Прикладная статистика. Исследование зависимостей [Текст] / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин. М.: Финансы и статистика, 1985. – 488 с.

65. *Айвазян, С. А.* О структуре и содержании пакета программ по прикладному статистическому анализу [Текст] / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин // Алгоритмическое и программное обеспечение прикладного статистического анализа. – М., 1980. – С. 7–62.

66. *Айвазян, С. А.* Классификация многомерных наблюдений [Текст] / С. А. Айвазян, З. И. Бежаева, О. В. Староверов М.: Статистика, 1974. – 240 с.

67. *Миркин, Б. Г.* Об одном подходе к обработке нечисловых данных [Текст] / Б. Г. Миркин. Математические методы моделирования и решения экономических задач. – Новосибирск, 1969. – С. 141–156.

68. *Миркин, Б. Г.* Анализ качественных признаков [Текст] / Б. Г. Миркин. – М.: Статистика, 1976. – 168 с.

69. *Миркин, Б. Г.* Анализ качественных признаков и структур [Текст] / Б. Г. Миркин. – М.: Статистика, 1980. – 320 с.

70. *Миркин, Б. Г.* Группировки в социально-экономических исследованиях [Текст] / Б. Г. Миркин. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 224 с.

71. *Миркин, Б. Г.* Об измерении близости между разбиениями конечного множества объектов [Текст] / Б. Г. Миркин, Л. Б. Черный // Автоматика и телемеханика, 1970, № 5, С. 120–127.

72. *Мандель, И. Д.* Кластерный анализ [Текст] / И. Д. Мандель. М.: Финансы и статистика, 1988. – 176 с.

73. *Мандель, И. Д.* К вопросу об унификации определений [Текст] / И. Д. Мандель // Философские науки, 1975, № 6, С. 134–138.

74. *Мандель, И. Д.* Статистические критерии в оценке зависимости многомерной классификации [Текст] / И. Д. Мандель // Методические разработки молодых ученых. – Алма-Ата: АИНХ, 1979. – С. 68–69.

75. *Мандель, И. Д.* Эффективность живого труда и эффективность производства [Текст] / И. Д. Мандель // Статистическое изучение производительности труда. – М.: Наука, 1981. – С. 274–290.

76. *Мандель, И. Д.* О постановке задачи интенсионального статистического анализа [Текст] / И. Д. Мандель // Количественные методы при металлогеническом анализе и прогнозировании полезных ископаемых. – Алма-Ата: КазИМС, 1983. – С. 140–143.

77. *Мандель, И. Д.* О выборе информативных признаков при классификации объектов [Текст] / И. Д. Мандель // Автоматика и телемеханика, 1986, № 2. – С. 164–167.

78. *Мандель, И. Д.* Многомерный статистический анализ в изучении экономических процессов [Текст] / И. Д. Мандель. Вестник статистики. – 1986, № 5, С. 28–36.

79. *Мандель, И. Д.* Проблема двойственности в задаче классификации [Текст] / И. Д. Мандель // Автоматика и телемеханика, 1987, № 1, С. 131–134.

80. *Мандель, И. Д.* Классификация многомерных наблюдений при анализе определений понятия АСУ [Текст] / И. Д. Мандель, А. И. Никитин // Экономико-статистические модели в прогнозировании и планировании промышленного производства. Новосибирск: Наука, 1978. – С. 217–234.

81. *Мандель, И. Д.* Экспериментальное сравнение алгоритмов кластер-анализа [Текст] / И. Д. Мандель, Л. М. Черный // Автоматика и телемеханика, 1988, № 1.

82. *Родионов, Д. А.* Статистические методы разграничения геологических объектов [Текст] / Д. А. Родионов. М.: Недра, 1968. – 158 с.

83. *Дюран, Б.* Кластерный анализ [Текст] / Б. Дюран, П. Оделл // Пер. с англ. Е. З. Демиденко. Под ред. А. Я. Боярского. Предисловие А. Я. Боярского. М., «Статистика», 1977. – 128 с.

84. *Васильев, В. И.* Распознающие системы [Текст]: справочник. (2-е издание) / В. И. Васильев – Киев, Наукова думка, 1983г.

85. *Ту, Дж*. Принципы распознавания образов [Текст] / Дж. Ту, Р. Гонсалес / Под ред. Ю. И. Журавлевича. М.: Мир, 1978 – 413 с.

86. *Anil K. Jain, Richard C. Dubes*. Algorithms for Clustering Data. Prentice Hall, Englewood Cliff, New Jersey 07632, 1988. ISBN 0-13-022278-X. p. 322. p. 55–143.

87. *Виноградов, И. М.* Гаусса метод [Текст] / И. М. Виноградов // Математическая энциклопедия. – М.: Советская энциклопедия. 1977–1985.

88. *Дорофеюк, А. А.* Алгоритмы автоматической классификации (Обзор) [Текст] / А. А. Дорофеюк // Автоматика и телемеханика, 1971, выпуск 12, – С. 78–113.

89. *Загоруйко, Н. Г.* Таксономия в анизотропном пространстве [Текст] / Н. Г. Загоруйко // Эмпирическое предсказание и распознавание образов. Новосибирск, 1978. Вып. 76: Вычислительные системы. С. 26–34.

90. *Лейбкинд, А. Р.* Математические методы и модели формирования организационных структур у правления [Текст] / А. Р. Лейбкинд, Б. Л. Рудник, А. А. Тихомиров. – М.: МГУ, 1982. – 256 с.

91. *Гуд, И. Дж.* Ботриология ботриологии [Текст] / И. Дж. Гуд. В кн.: Классификация и кластер. – М.: Мир, 1960, с. 66–82.

92. *Cormak, R. M.* Classification: on overview-111 World Symposium on data analysis and imformatics. – 1981. – P. 125–162.

93. *Rasmussen, E.* Clustering algorithms. In: Frakes WB, Baeza-Yates R, editors. Information retrieval data structures & algorithms. Englewood Cliffs: Prentice Hall; 1992. p. 419–42.

94. *Han, J. and Kamber, M.* Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann Publishers, 2001.

95. *Anil K. Jain.* Data clustering: 50 years beyond K-means. Pattern Recognition Letters, Volume 31, Issue 8, 1 June 2010, Pages 651–666. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011.

96. *A. K. Jain, M. N. Murty and P. J. Flynn.* Data Clustering: A Review. ACM Computing Surveys, Volume 31, Issue 3, pp. 264–323, 1999. https://doi.org/10.1145/331499.331504.

97. *Dalenius, T., and M. Gurney*: The problem of optimum stratification II. Scandinavian Actuarial Journal, Volume 1951, 1951, Issue 1–2, pp. 133–148. https://doi.org/10.1080/03461238.1951.10432134

98. *Robert L. Thorndike*. Who belongs in the family? Psychometrika, volume 18, pages 267–276, 1953. https://doi.org/10.1007/BF02289263.

99. *Шлезингер, М. И.* О самопроизвольном различении образов [Текст] / М. И. Шлезингер. В сб. «Читающие автоматы». «Наукова думка», Киев, 1965.

100. *Айзерман, М. А.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин [Текст] / М. А. Айзерман, Э. М. Браверман, Л. И. Розоноэр. – М.: Наука. 1970. 384 с.

101. *Аркадьев, А. Г.* Обучение машины классификации объектов [Текст] / А. Г. Аркадьев, Э. М. Браверман. – М.: Наука, 1971. – 192 с.

102. *Браверман, Э. М.* Структурные методы обработки эмпирических данных [Текст]: монография / Э. М. Браверман, И. Б. Мучник. – Москва: Наука, Главная редакция физико-математической литературы, 1983. – 464 с.

103. *Мучник, И. Б.* Классификация объектов на основе анализа матрицы связей между параметрами внутри классов [Текст] / И. Б. Мучник. В кн.: Модели агрегирования социально-экономической информации. Новосибирск: ИЭиОПП, 1978, с. 66–70.

104. *Цыпкин, Я. З.* Основы теории обучающихся систем [Текст] / Я. З. Цыпкин. М.: Издательство «Наука». Главная редакция физико-математической литературы., 1970. – 252 с.

105. *Загоруйко, Н. Г.* Методы распознавания и их применения

[Текст] / Н. Г. Загоруйко. – М.: Советское радио, 1972. – 208 с.

106. *Диде, Э.* Методы анализа данных [Текст] / Э. Диде. М.: Финансы и статистика. 1985. 360 с.

107. *Бауман, Е. В.* Рекуррентные алгоритмы автоматической классификации [Текст] / Е. В. Бауман, А. А. Дорофеюк // Автоматика и телемеханика. – 1982. – № 3. – С. 95–105.

108. *Jeffrey D. Banfield and Adrian E. Raftery*. Model-based Gaussian and non-Gaussian clustering, Biometrics, Vol. 49, No. 3 (Sep., 1993), pp. 803–821. https://doi.org/10.2307/2532201.

109. *Dae-Won Kim, Kwang H Lee, Doheon Lee.* Detecting clusters of different geometrical shapes in microarray gene expression data, Bioinformatics, 2005 May 1; 21(9): 1927–1934. doi: 10.1093/bioinformatics/bti251.

110. *Lion Rokarch, Oded Maimon.* The Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, January 2005, Chapter 15, pp. 321–352. DOI: 10.1007/0-387-25465-X_15.

111. *Selim, S. Z. and Ismail, M. A.* K-Means Type Algorithms: A Generalized Convergence Theorem and Characterization of Local Optimality. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6, 81–87, 1984. http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.1984.4767478.

112. *Inderjit S. Dhillon and Dharmendra S. Modha*. Concept Decompositions for Large Sparse Text Data Using Clustering. Machine Learning, volume 42, pages143–175, 2001.

113. *Yager R., Filev D.* Essentials of Fuzzy Modeling and Control. USA: John Wiley & Sons, 1984. – P. 387.

114. *Dunn J.* A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters // Journal of Cybernetics. 1973. Vol. 3, No. 3. P. 32–57. URL: https://doi.org/10.1080/01969727308546046.

115. *Bezdek J. C.* Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. Springer, 1981. P. 256. URL: https://doi.org/10.1007/ 978-1-4757-0450-1.

116. *Fernanda Eustaquio, Tatiane Nogueira.* Evaluating the numerical instability in fuzzy clustering validation of high-dimensional data. Theoretical Computer Science 805 (2020), 19–36. https://doi.org/10.1016/j.tcs.2019.10.039.

117. *Yunyun Yang, Ruofan Wang, Chong Feng.* Level set formulation for automatic medical image segmentation based on fuzzy clustering. Signal Processing: Image Communication Volume 87, September 2020, 115907. https://doi.org/10.1016/j.image.2020.115907.

118. *Mayank Baranwal, Srinivasa Salapaka*. Clustering and supervisory voltage control in power systems. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 109, July 2019, Pages 641–651. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.02.025.

119. *Raul Ruiz de la Hermosa Gonzalez-Carrato*. Wind farm monitoring using Mahalanobis distance and fuzzy clustering. Renewable Energy 123 (2018) 526–540.

120. *Quan Zhou, Taotao Xiong, Mubin Wang, Chenmeng Xiang and Qingpeng Xu*. Diagnosis and Early Warning of Wind Turbine Faults Based on Cluster Analysis Theory and Modified ANFIS, Energies 2017, 10 (7), 898; https://doi.org/10.3390/en10070898.

121. *Arash Chaghari, Mohammad-Reza Feizi-Derakhshi, Mohammad-Ali Balafar*. Fuzzy clustering based on Forest optimization algorithm. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences (2018) 30, 25–32.

122. *Ren, Q., Bigras, P.* Discrete-time parallel robot motion control using adaptive neuro-fuzzy inference system based on improved subtractive clustering. 2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 01 July 2016, Pages 1000–1006. https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2016.7737797.

123. *Полковникова, Н. А.* Нейросетевые технологии, нечеткая кластеризация и генетические алгоритмы в экспертной системе СБИС [Текст] / Н. А. Полковникова, В. М. Курейчик // Известия Южного федерального университета. Технические науки – 2014. № 7 (156). С. 7–15.

124. *Salgado, P., Igrejas, G.* Probabilistic clustering algorithms for fuzzy

rules decomposition. In: 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. № 04CH37583), pp. 115–120, 2004. DOI:10.1109/ICSMC.2004.1400683.

125. *A. Rodriguez Ramos, O. Llanes-Santiago, J. M. Bernal de Lazaro, C. Cruz Corona, A. J. Silva Neto, J. L. Verdegay Galdeano.* A novel fault diagnosis scheme applying fuzzy clustering algorithms. Applied Soft Computing Volume 58, September 2017, Pages 605–619. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.04.071.

126. *Lei Li, Xiao-Li Yin, Xin-Chun Jia, Behrooz Sobhani.* Day ahead powerful probabilistic wind power forecast usingcombined intelligent structure and fuzzy clustering algorithm. Energy Volume 192 (2020) 116498. https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116498.

127. *Mao Yang, Chaoyu Shi, Huiyu Liu.* Day-ahead wind power forecasting based on the clustering of equivalent power curves. Energy Volume 218, 1 March 2021, 119515. https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119515.

128. *Качала, В. В.* Основы теории систем и системного анализа [Текст] / В. В Качала// Учебное пособие для вузов. – 2-е изд., испр. – М.: Горячая линия –Телеком, 2012.210 с.: ил. ISBN 978-5-9912-02-7.

129. *Асланов, М. А.* Системный анализ и принятие решений в деятельности учреждений реального сектора экономики, связи и транспорта [Текст] / М. А. Асланов, В. В. Кузнецов, Ю. Н. Макаров, А. А. Мальчевский, А. Ю. Шатраков // под ред. В. В. Кузнецова. – Москва: ЗАО «Издательство «Экономика», 2010 – 406 с. ISBN 978-5-282-03021-1.

130. *Баркин, А. И.* Оценки качества нелинейных систем регулирования [Текст] / А. И. Баркин. – М.: Наука, 1982. – 256 с.

131. *Воронов, А. А.* Теория автоматического управления. В 2-х ч. Ч. I Теория линейных систем автоматического управления [Текст] / А. А. Воронов. – М.: Высшая школа, 1986. –367 с.

132. *Воронов, А. А.* Теория автоматического управления. В 2-х ч. Ч. II Теория нелинейных и специальных систем автоматического управления [Текст] / А. А. Воронов. – М.: Высшая школа, 1986. –504 с.

133. *Кац, А. М.* К вопросу о вычислении квадратичного критерия качества регулирования [Текст] / А. М. Кац // Прикладная математика и механика. 1952. Т. XVI. Вып. 3. С. 362–364.

134. *Солодовников, В. В.* Основы теории и элементы систем автоматического регулирования [Текст] / В. В. Солодовников, В. Н. Плотников, А. В. Яковлев. – М.: Машиностроение, 1985. – 536 с.

135. *Иващенко, Н. Н.* Автоматическое регулирование. Теория и элементы систем [Текст] / Н. Н. Иващенко. Учебник для вузов. Изд. 4-е, перераб. и доп. М., «Машиностроение», 1978. – 736 с.

136. *Химмельблау, Д.* Прикладное нелинейное программирование: Пер. с англ. [Текст] / Д. Химмельблау. – М.: Мир, 1975. – 534 с.

137. *Мищенко, В. А.* Использование генетических алгоритмов в обучении нейронных сетей [Текст] / В. А. Мищенко, А. А. Коробкин // Современные проблемы науки и образования. – 2011. – № 6.

138. *Игнатьев, В. В.* Системы управления на основе объединения классической и нечеткой моделей объекта [Текст] / В. И. Финаев, В. В. Игнатьев. Монография. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2013. – 156 с. – ISBN 978-5-9221-1474-5.

139. *Игнатьев, В. В.* Методы управления техническими объектами с помощью интеллектуальных регуляторов на основе самоорганизации баз знаний [Текст] / В. В. Игнатьев. Монография / Южный федеральный университет. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2020. – 142 с. ISBN 978-5-9275-3562-0. DOI 10.18522/801273622.

140. *Игнатьева, А. С.* Метод гибридного управления в интеллектуальных системах на основе ПИД и ПИД-FUZZY-регуляторов [Текст] / В. В. Игнатьев, О. Б. Спиридонов, В. М. Курейчик, А. В. Ковалев, А. С. Игнатьева // Вестник РГРТУ. 2017. № 62. – С. 110–118. ISSN 1995-4565. DOI: 10.21667/1995-4565-2017-62-4-110-118.

141. *Игнатьева, А. С.* Моделирование гибридного управления

техническим объектом с применением системы нечеткого вывода типа Сугено [Текст] / В. В. Игнатьев, О. Б. Спиридонов, В. В. Соловьев, Д. А. Белоглазов, А. С. Игнатьева // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS&IT'18». Научное издание в 3-х томах. – Таганрог: Изд-во Ступина С. А., 2018. – Т. 2. – 418с. ISBN 978-5-6041321-4-2, ISBN 978-5-6041321-6-6 (Т. 2). С. 29–35.

142. *Игнатьева, А. С.* Метод синтеза исходной базы правил адаптивного нечеткого регулятора [Текст] / В. В. Игнатьев, В. В. Соловьев, А. С. Игнатьева // Фундаментальные исследования, методы и алгоритмы прикладной математики в технике, медицине и экономике: материалы 17-ой Междунар. науч.-практ. конф., г. Новочеркасск, 6-7 сентября 2018г. / Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова. – Новочеркасск: Лик, 2018. – 338 с. С. 31–34. ISBN 978-5-906993-66-3.

143. *Игнатьева, А. С.* Разработка программного обеспечения автоматизации процесса генерации управляющих правил систем с нечеткой логикой на основе данных классических ПИ, ПИД регуляторов [Текст] / В. В. Игнатьев, Д. А. Белоглазов, В. М. Курейчик, О. Б. Спиридонов, А. С. Игнатьева // Известия ЮФУ. Технические науки. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2018, №3 (197). – 231с., С. 177–185. ISSN 1999-9429 (Print), ISSN 2311-3103 (Online). DOI 10.23683/2311-3103-2018-3-177-185.

144. *Ignatyev V. V., Kovalev A. V., Spiridonov O. B., Ignatyeva A. S., Boldyreff A. S., Bozhich V. I.* Model of adaptive system of neuro-fuzzy inference based on PI- and PI-fuzzy-controllers // Proc. SPIE 10799, Emerging Imaging and Sensing Technologies for Security and Defence III; and Unmanned Sensors, Systems, and Countermeasures, 107990Y (4 October 2018); doi: 10.1117/12.2513302. SPIE Security + Defence, 2018, Berlin, Germany, Vol. 10799 107990Y-1.

145. Программа автоматизации процесса генерации управляющих правил систем с нечеткой логикой на основе данных классических ПИ, ПИД

регуляторов / [Текст]: заявка № 2018661072 от 10.10.2018г. Авторы: Игнатьев В. В., Белоглазов Д. А., Соловьев В. В., Игнатьева А. С., Спиридонов О. Б., Ковалев А. В. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018664041 от 9.11.2018г.

146. *Игнатьева, А. С.* Метод оптимального управления техническим объектом, функционирующим в изменяющихся условиях с помощью интеллектуальных регуляторов [Текст] / В. В. Игнатьев, О. Б. Спиридонов, В. В. Соловьев, И. О. Шаповалов, А. С. Игнатьева // Труды Международного научно-технического конгресса «Интеллектуальные системы и информационные технологии – 2019» («ИС&ИТ-2019», «IS&IT'19»). Научное издание в 2-х т. Т. 2. – Таганрог: Изд-во Ступина С. А., 2019. – 434с. ISBN 978-5-6042279-1-6, ISBN 978-5-6042279-5-4 (Т. 2). С. 232–247.

147. *Ignatyev V., Soloviev V., Beloglazov D., Kureychik V., Ignatyeva A., Vorotova A.* System for automatic adjustment of intelligent controller parameters // Creativity in Intelligent Technologies and Data Science Third Conference, CIT&DS 2019 Volgograd, Russia, September 16–19, 2019. Proceedings, Part II. Springer Nature Switzerland AG 2019. A.G. Kravets et al. (Eds.): CIT&DS 2019, CCIS 1084, pp. 226–242, 2019. https://doi.org/10.1007/978-3-030-29750-3_18. ISSN 1865-0929.

148. Программа для автоматического создания нечетких регуляторов на основе измерения параметров технических объектов / [Текст]: Заявка № 2019661292 от 13.09.2019г. Авторы: Игнатьев В. В., Белоглазов Д. А., Соловьев В. В., Ковалев А. В., Игнатьева А. С. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019662329 от 20.09.2019г.

149. *Ignatyev V. V., Soloviev V. V., Ignatyeva A. S., Boldyreff A. S.* Analysis of the controllers of the vessel course control systems in difficult navigation conditions // Proc. SPIE 11169, Artificial Intelligence and Machine Learning in Defense Applications, 111690U (7 October 2019); doi: 10.1117/12.2554412. Event: SPIE Security + Defence, 2019, Strasbourg, France, Vol. 11169 111690U-1.

150. Программа автоматической оптимизации параметров нечетких регуляторов на основе генетического алгоритма / [Текст]: Заявка № 2020612844 от 13.09.2020г. Авторы: Игнатьев В. В., Белоглазов Д. А., Соловьев В. В., Воротова А.А., Ковалев А. В., Игнатьева А. С. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020613732 от 23.03.2020г.

151. *Ignatyev V. V., Kovalev A. V., Spiridonov O. B, Maksimov A. V., Ignatyeva A. S, Tudevdagva U.* Model of adaptive system of neuro-fuzzy inference based on PID- and PID-fuzzy-controllers // Artificial Intelligence and Bioinspired Computational Methods. Proceedings of the 9th Computer Science On-line Conference 2020, Vol. 2. Advances in Intelligent Systems and Computing Volume 1225. Springer Nature Switzerland AG 2020. R. Silhavy (Ed.): CSOC 2020, AISC 1225, pp. 519–533, 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-51971-1_43. ISSN 2194-5357.

152. *Гостев, В. И.* Нечёткие регуляторы в системах автоматического управления [Текст] / В. И. Гостев. – К.: «Радіоаматор», 2008. – 972 с. – ISBN 978-966-96178-2-0.

153. *Заде, Л.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближённых решений [Текст] / Л. Заде. – М.: «Мир» 1976. – 165 с.

154. *Zadeh, L. A.* Fuzzy sets. Information and Control, vol. 8, 1965, pp. 338–353.

155. *Zadeh, L. A.* The concept of linguistic variable and its applicator to approximate reasoning. Information Sciences, vol. 8, 1975, pp. 43–80.

156. *Zadeh, L. A.* Fuzzy logic. IEEE Transactions on Computers, vol. 21, no. 4, 1988, pp.83–93.

157. *Леоненков, А. В.* Нечёткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH [Текст] / А. В. Леоненков. – СПб.: БХВ – Петербург, 2005. – 736 с. – ISBN 5-94157-087-2.

158. *Игнатьева, А. С.* Оптимизация базы правил нечеткого регулятора на основе генетического алгоритма [Текст] / В. В. Игнатьев, В. В. Соловьев,

Д. А Белоглазов, О. Б. Спиридонов, А. С. Игнатьева // Труды Международного научно-технического конгресса «Интеллектуальные системы и информационные технологии – 2019» («ИС&ИТ-2019», «IS&IT’19»). Научное издание в 2-х т. Т. 2. – Таганрог: Изд-во Ступина С. А., 2019. – 434с. ISBN 978-5-6042279-1-6, ISBN 978-5-6042279-5-4 (Т. 2). С. 24–31.

159. *Игнатьева, А. С.* Адаптивная система нейро-нечеткого вывода для решения задачи гибридного управления [Текст] / А. С. Игнатьева, В. В. Игнатьев, В. М. Курейчик, Ю. А. Логунова // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS&IT’17». Научное издание в 3-х томах. – Таганрог: Изд-во Ступина С. А., 2017. – Т. 1. – 462с. ISBN 978-5-9500107-6-7, ISBN 978-5-9500107-7-4 (Т. 1).

160. *Игнатьева, А. С.* Метод гибридного управления на основе адаптивной системы нейро-нечеткого вывода [Текст] / В. В. Игнатьев, В. М. Курейчик, О. Б. Спиридонов, А. С. Игнатьева // Известия ЮФУ. Технические науки. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2017, №9 (194). – 202с., С. 124–132. ISSN 1999-9429.

161. *Игнатьева, А. С.* Решение задачи нечеткой кластеризации данных при управлении объектом с помощью гибридного регулятора [Текст] / В. М. Курейчик, А. С. Игнатьева, В. В. Игнатьев, О. Б. Спиридонов // Информационные технологии и математическое моделирование систем 2017. Труды международной научно-технической конференции. – М. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук, 2017. – 170с. Изд-во: «Планета», 2017. С. 76–78. ISBN 978-5-91517-108-3.

162. *Игнатьева, А. С.* Анализ данных на основе алгоритмов иерархической кластеризации [Текст] / А. С. Игнатьева, Ю. А. Логунова // Фундаментальные и прикладные аспекты компьютерных технологий и информационной безопасности / Сборник статей III

Всероссийской науч.-техн. конф. молодых ученых, аспирантов и студентов. – Ростов-на/Д: Изд-во ЮФУ, 2017. – 378 с. С. 17–20.

163. *Игнатьева, А. С.* Оптимизация базы правил нечеткого регулятора на основе методов кластеризации [Текст] / О.Б. Спиридонов, В.В. Игнатьев, И.О. Шаповалов, В.В. Соловьев, А. С. Игнатьева // Труды конгресса по интеллектуальные системам и информационным технологиям «IS&IT'18». Научное издание в 3-х томах. – Таганрог: Изд-во Ступина С. А., 2018. – Т. 2 – 418с. ISBN 978-5-6041321-1-6, ISBN 978-5-6041321-6-6 (Т. 2). С. 35–44.

164. Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM / [Текст]: Заявка № 2025688515 от 22.10.2025г. Авторы: Игнатьева А. С., Игнатьев В. В., Шадрина В.В. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025689275 от 27.10.2025г.

165. Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора с применением субтрактивной кластеризации / [Текст]: Заявка № 2025688545 от 22.10.2025г. Авторы: Игнатьева А. С., Игнатьев В. В., Шадрина В.В. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025689365 от 28.10.2025г.

166. Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с применением субтрактивной кластеризации / [Текст]: Заявка № 2025688522 от 22.10.2025г. Авторы: Игнатьева А. С., Игнатьев В. В., Шадрина В.В. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025690061 от 01.11.2025г.

167. Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM / [Текст]: Заявка № 2025688501 от 22.10.2025г. Авторы: Игнатьева А. С., Игнатьев В. В., Шадрина В.В.

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025690648 от 10.11.2025г.

168. *Игнатьева, А. С.* Нечеткая кластеризация как способ повышения эффективности управления в автоматических системах [Текст] / А. С. Игнатьева. Программные продукты и системы. 2024. Т. 37. № 4. С. 566–575. doi: 10.15827/0236-235X.148.566-575.

169. *Игнатьева, А.С.* Модель управления техническим объектом на основе интеллектуального регулятора и субтрактивной кластеризации [Текст] / Игнатьева А.С., Шадрина В.В., Игнатьев В.В. Актуальные вопросы науки: III Международной научно-практической конференции «Границы знаний: междисциплинарный подход в науке» (Саратов, 12.03.2025г). Академическая наука, научно-правовой журнал № 2 (04.-06.2025г). – С. 83–88. ISSN 3034-4042 (online). DOI:10.24412/3034-4042-2025-2-83-88.

170. *Игнатьева, А.С.* Метод автоматической оптимизации базы нечетких правил интеллектуальных регуляторов на основе субтрактивной кластеризации [Текст] / А.С. Игнатьева, В.В. Шадрина, В.В. Игнатьев, А.В. Максимов // Известия ЮФУ. Технические науки. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2025, № 3 (245). – 295с., С. 181–197. ISSN 1999-9429 (Print), ISSN2311-3103 (Online). DOI 10.18522/2311-3103-2025-3-181-197.

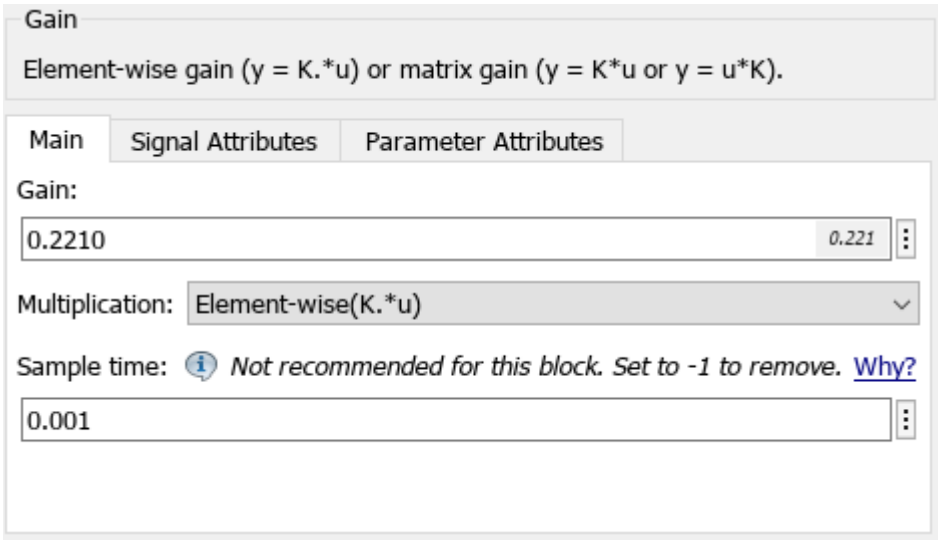
171. *Игнатьева, А. С.* Сравнительный анализ методов оптимизации параметров интеллектуального регулятора на основе алгоритмов FCM и субтрактивной кластеризации [Текст] / А. С. Игнатьева. Динамика технических систем «ДТС-2026»: материалы XX международной научно-технической конференции (Ростов-на-Дону, 09-10 апреля 2026 года)/ редколлегия: А.Д. Лукьянов (отв. ред.) [др.]; Донской государственный технический университет. – Ростов-на-Дону: ДГТУ, 2026. – 287с. С. 46–52. ISBN 978-5-7890-2390-7.

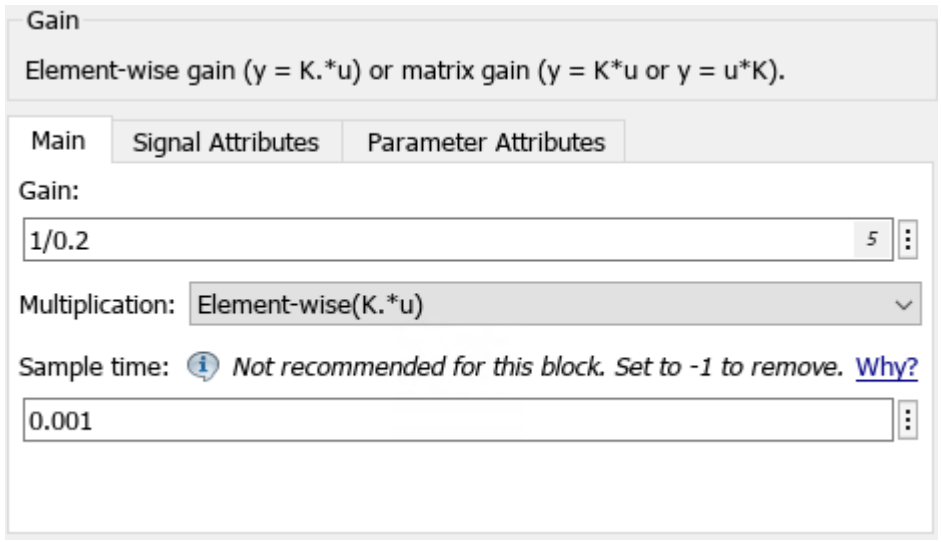
172. *A. Ignatyeva, V. Kureychik, V. Ignatyev, V. Soloviev, D. Beloglazov, A. Kovalev*. Optimization of the intelligent controller rule base based on fuzzy clustering for controlling an object operating in changing conditions // Creativity in

Intelligent Technologies and Data Science. 4th International Conference, CIT&DS 2021 Volgograd, Russia, September 20 – 23, 2021 Proceedings. Communications in Computer and Information Science 1448. A. G. Kravets et al. (Eds.): CIT&DS 2021, CCIS 1448, pp. 149 – 162, 2021. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87034-8_12. ISSN 1865-0929.

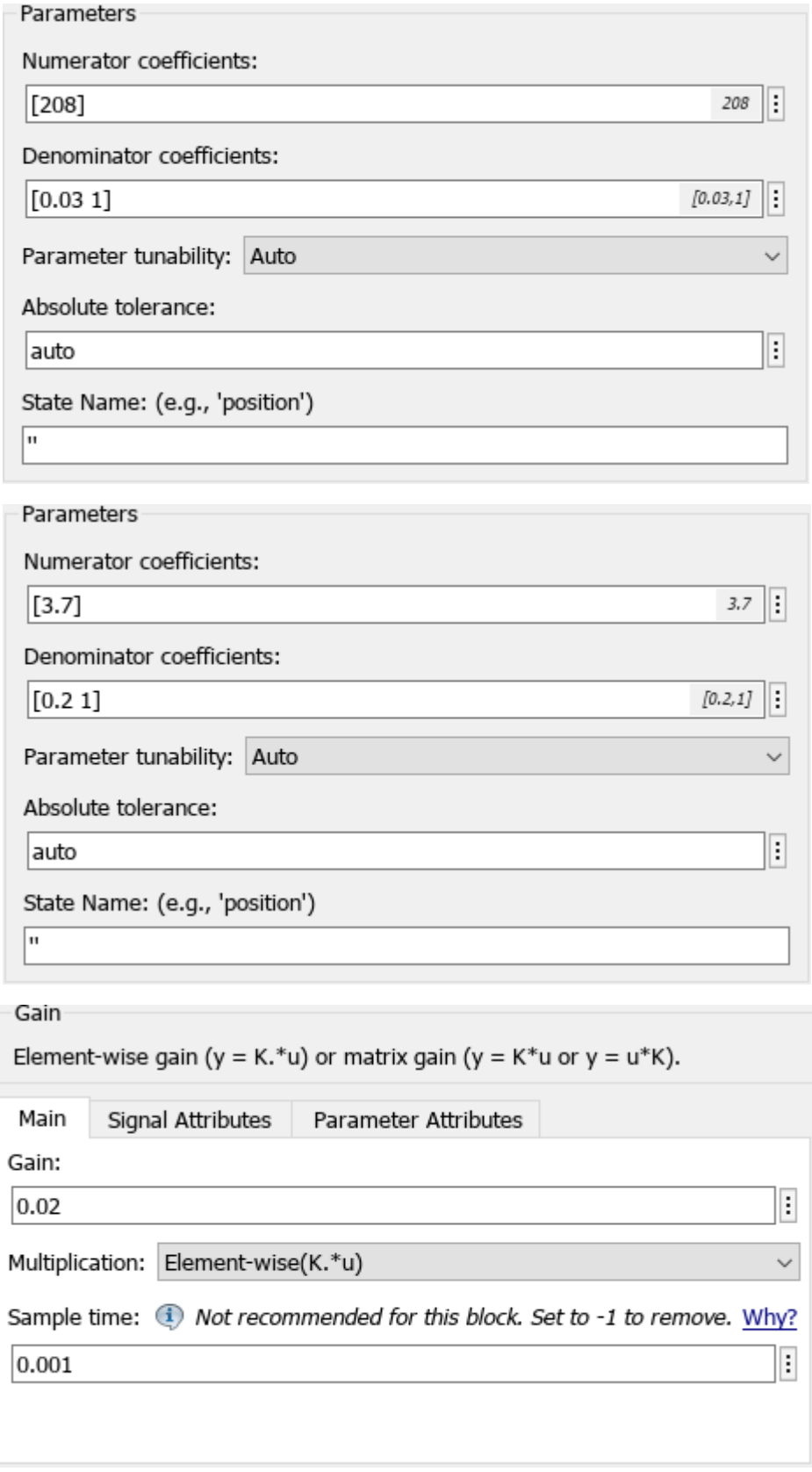
ПРИЛОЖЕНИЕ 1 ПАРАМЕТРЫ РЕГУЛЯТОРОВ И ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ

Параметры ПИ-регулятора:





Параметры объекта управления:



Параметры нечеткого регулятора после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений алгоритмом FCM:

[System]
Name='ANFIS_PI_reg'
Type='sugeno'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=25
AndMethod='prod'
OrMethod='probor'
ImpMethod='prod'
AggMethod='sum'
DefuzzMethod='wtaver'

[Input1]
Name='input1'
Range=[-0.0462305071143873 2.88999999999257]
NumMFs=5
MF1='in1mf1':'trimf',[-0.72470325591924 0.0117620760074482 0.70810478505383]
MF2='in1mf2':'trimf',[0.104374364057239 0.735116069404027 1.4441509083906]
MF3='in1mf3':'trimf',[0.722228095145768 1.44433813036931 2.16705934881021]
MF4='in1mf4':'trimf',[1.44411869762785 2.16705934881021 2.8899998034502]
MF5='in1mf5':'trimf',[2.16705934881021 2.88999999999257 3.61294065117493]

[Input2]
Name='input2'
Range=[3.99079308301196e-12 0.0676330097749968]

NumMFs=5
MF1='in2mf1':'trimf',[-0.0169082523351457 -0.000695076974538924 0.0173858382840052]
MF2='in2mf2':'trimf',[0.000482631500724693 0.0135674422147088 0.0303466078349401]
MF3='in2mf3':'trimf',[0.01254220740421 0.0323360862142606 0.0474656568809141]
MF4='in2mf4':'trimf',[0.0386006442237937 0.0485527175778824 0.0487075164275439]
MF5='in2mf5':'trimf',[0.0401525166755305 0.0636603980888459 0.0845412621970253]

[Output1]
Name='output'
Range=[0.057538506056141 0.226132171576755]

NumMFs=25
MF1='out1mf1':'constant',[0]
MF2='out1mf2':'constant',[-0.0754251578462802]
MF3='out1mf3':'constant',[-0.341474026195556]
MF4='out1mf4':'constant',[-0.124407601319098]
MF5='out1mf5':'constant',[0.0649812272182195]
MF6='out1mf6':'constant',[2.75848919384259]
MF7='out1mf7':'constant',[0.260236993788132]
MF8='out1mf8':'constant',[0.191570040502679]
MF9='out1mf9':'constant',[0.260280012926417]
MF10='out1mf10':'constant',[0.203728141975825]

MF11='out1mf11':'constant',[-4.1192470206654]
MF12='out1mf12':'constant',[-0.0319167130584646]
MF13='out1mf13':'constant',[0.28336025486844]
MF14='out1mf14':'constant',[0]
MF15='out1mf15':'constant',[0]
MF16='out1mf16':'constant',[0]
MF17='out1mf17':'constant',[0]
MF18='out1mf18':'constant',[0]
MF19='out1mf19':'constant',[0]
MF20='out1mf20':'constant',[0]
MF21='out1mf21':'constant',[0]
MF22='out1mf22':'constant',[0]
MF23='out1mf23':'constant',[0]
MF24='out1mf24':'constant',[0]
MF25='out1mf25':'constant',[0.0649886355657033]

[Rules]
1 1, 1 (1) : 1
1 2, 2 (1) : 1
1 3, 3 (1) : 1
1 4, 4 (1) : 1
1 5, 5 (1) : 1
2 1, 6 (1) : 1
2 2, 7 (1) : 1
2 3, 8 (1) : 1
2 4, 9 (1) : 1
2 5, 10 (1) : 1
3 1, 11 (1) : 1
3 2, 12 (1) : 1
3 3, 13 (1) : 1
3 4, 14 (1) : 1
3 5, 15 (1) : 1
4 1, 16 (1) : 1
4 2, 17 (1) : 1
4 3, 18 (1) : 1
4 4, 19 (1) : 1
4 5, 20 (1) : 1
5 1, 21 (1) : 1
5 2, 22 (1) : 1
5 3, 23 (1) : 1
5 4, 24 (1) : 1
5 5, 25 (1) : 1

Параметры нечеткого регулятора после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений методом субтрактивной кластеризации:

[System]
Name='ANFIS_PI_reg'
Type='sugeno'

Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=16
AndMethod='prod'
OrMethod='probor'
ImpMethod='prod'
AggMethod='sum'
DefuzzMethod='wtaver'

[Input1]
Name='input1'
Range=[-0.04690565 2.89000000001094]
NumMFs=4
MF1='in1mf1':'trimf',[-0.966085100003647 -0.00602266970004567 0.965685951967165]
MF2='in1mf2':'trimf',[0.162157947616361 0.957516508581733 1.92596262661826]
MF3='in1mf3':'trimf',[0.953875684994155 1.9256068602685 2.88999999895163]
MF4='in1mf4':'trimf',[1.92597872500729 2.89000000001094 3.85402127501459]
[Input2]
Name='input2'
Range=[0 0.0676330097750001]
NumMFs=4
MF1='in2mf1':'trimf',[-0.0225443824682547 -0.00907393406154368 0.0135920863737903]
MF2='in2mf2':'trimf',[0.00075085085298469 0.00787881845976583 0.0520682334947158]
MF3='in2mf3':'trimf',[0.0216664781259438 0.0477211520105351 0.053846093557978]
MF4='in2mf4':'trimf',[0.0489038237691008 0.0727683936886181 0.0901773463666668]

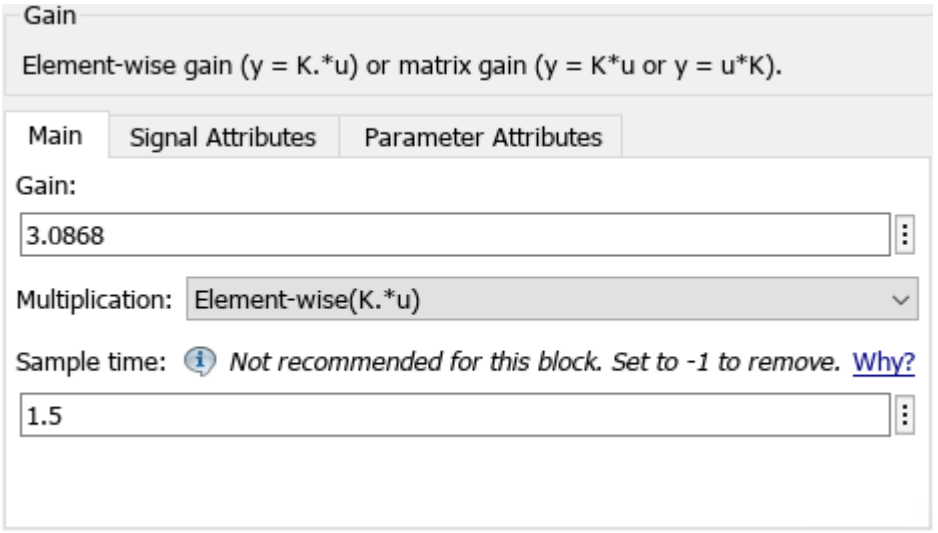
[Output1]
Name='output'
Range=[0.0571624972173125 0.226132171588375]

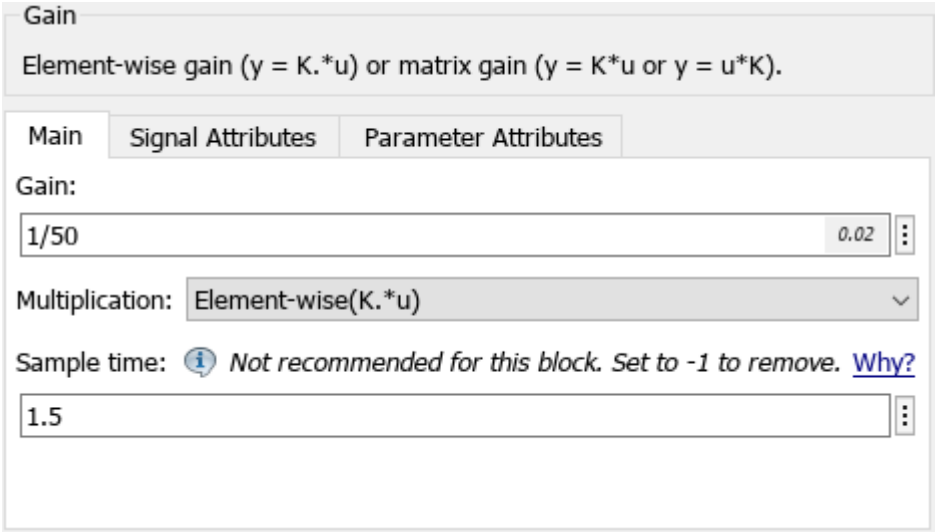
NumMFs=16
MF1='out1mf1':'linear',[0 0 0]
MF2='out1mf2':'linear',[0.0777210136128049 0.00870200834499328 0.0128777456368803]
MF3='out1mf3':'linear',[-0.0991136214198225 0.00151029996264507 0.188114412911818]
MF4='out1mf4':'linear',[0.0201457518224537 0.0199871379829425 0.063472296587272]
MF5='out1mf5':'linear',[0.0623720850054722 0.0142749011589967 0.0888404286623007]
MF6='out1mf6':'linear',[0.137715764999302 -0.0774486799899141 0.0924273819749661]
MF7='out1mf7':'linear',[0.231598918505029 0.0457485752544033 0.0758441819913263]
MF8='out1mf8':'linear',[-0.659879157550731 -0.261120748173551 0.525503511292003]
MF9='out1mf9':'linear',[-0.0259069045035596 0.000474311632304381 -0.0250274417917893]
MF10='out1mf10':'linear',[0.235836203592755 0.00190558365686023 0.239369513038424]
MF11='out1mf11':'linear',[0 0 0]
MF12='out1mf12':'linear',[0 0 0]
MF13='out1mf13':'linear',[0 0 0]
MF14='out1mf14':'linear',[0 0 0]
MF15='out1mf15':'linear',[0 0 0]
MF16='out1mf16':'linear',[0.0200730858134001 0.000469758895312318
0.00694570440781588]

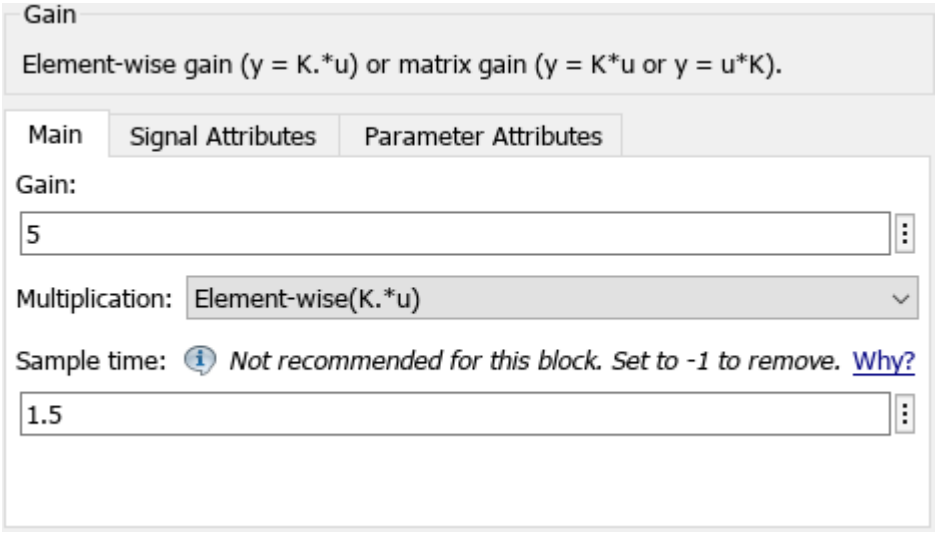
[Rules]
1 1, 1 (1) : 1

1 2, 2 (1) : 1
1 3, 3 (1) : 1
1 4, 4 (1) : 1
2 1, 5 (1) : 1
2 2, 6 (1) : 1
2 3, 7 (1) : 1
2 4, 8 (1) : 1
3 1, 9 (1) : 1
3 2, 10 (1) : 1
3 3, 11 (1) : 1
3 4, 12 (1) : 1
4 1, 13 (1) : 1
4 2, 14 (1) : 1
4 3, 15 (1) : 1
4 4, 16 (1) : 1

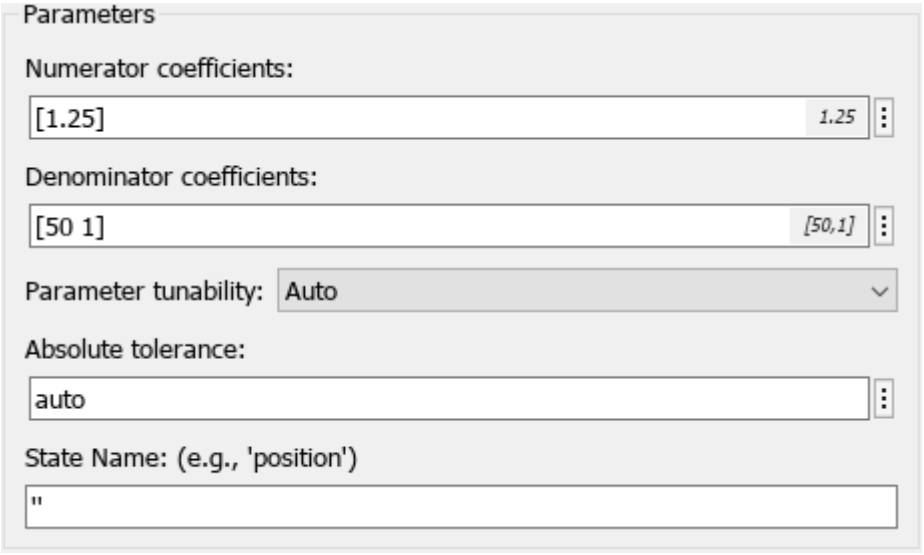
Параметры ПИД-регулятора:

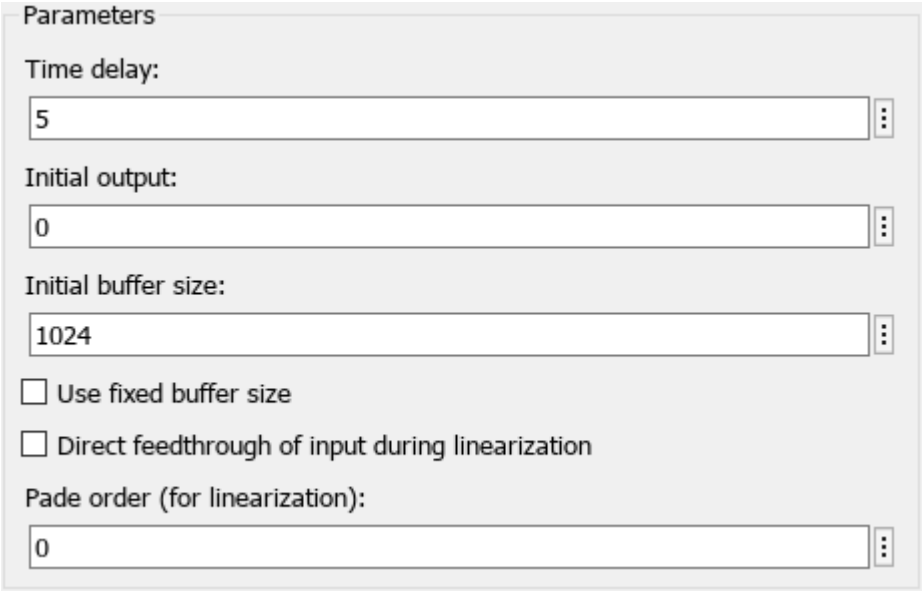






Параметры объекта управления:





Параметры нечеткого регулятора после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений алгоритмом FCM:

```
[System]
Name='ANFIS_cluster'
Type='sugeno'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=9
AndMethod='prod'
OrMethod='probor'
ImpMethod='prod'
AggMethod='sum'
DefuzzMethod='wtaver'

[Input1]
Name='input1'
Range=[-0.00136340867714084 0.999999999999999]
NumMFs=3
MF1='in1mf1':'gaussmf',[0.204095563778583 0.00429482539210244]
MF2='in1mf2':'gaussmf',[0.143414946555437 0.455765413347107]
MF3='in1mf3':'gaussmf',[0.208877470288127 0.973353926602833]

[Input2]
Name='input2'
Range=[-0.219945335006192 0.666666666666666]
NumMFs=3
MF1='in2mf1':'gaussmf',[0.155900069701927 -0.134493084506862]
MF2='in2mf2':'gaussmf',[0.146375372213844 0.276185658032705]
MF3='in2mf3':'gaussmf',[0.168247976789617 0.666734902592249]

[Output1]
Name='output'
Range=[-0.971087254584132 13.376133325468]

NumMFs=9
MF1='out1mf1':'linear',[-0.603659117396416 -3.37349985134024 0.436833562793217]
MF2='out1mf2':'linear',[1.12013038497863 0.876021194354548 2.26616836478595]
MF3='out1mf3':'linear',[0.00267472350670381 0.00275320348970948 0.0318308248627269]
MF4='out1mf4':'linear',[-1.78510917920765 -0.0281443836123713 1.43463190399964]
MF5='out1mf5':'linear',[-0.0150025430303036 0.00114292536547227 0.255354145435568]
MF6='out1mf6':'linear',[0.0014108315546887 0.000945837746432186 0.00208924183687474]
MF7='out1mf7':'linear',[2.72233022538281 0.324801515655996 2.83523571451834]
MF8='out1mf8':'linear',[2.4051911380075 0.0977463022112579 2.32812061154075]
MF9='out1mf9':'linear',[1.86414710013137 1.23852490785299 1.86404276575895]

[Rules]
1 1, 1 (1) : 1
1 2, 2 (1) : 1
1 3, 3 (1) : 1
2 1, 4 (1) : 1
```

2 2, 5 (1) : 1
2 3, 6 (1) : 1
3 1, 7 (1) : 1
3 2, 8 (1) : 1
3 3, 9 (1) : 1

Параметры нечеткого регулятора после выполнения кластеризации матриц обучающих и проверочных значений методом субтрактивной кластеризации:

[System]
Name='ANFIS'
Type='sugeno'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=4
AndMethod='prod'
OrMethod='probor'
ImpMethod='prod'
AggMethod='sum'
DefuzzMethod='wtaver'

[Input1]
Name='input1'
Range=[-0.00361214799999998 1]
NumMFs=2
MF1='in1mf1':'gaussmf',[0.495453780598674 0.101113597213213]
MF2='in1mf2':'gaussmf',[0.297337838673501 1.12961055749161]

[Input2]
Name='input2'
Range=[-0.155199305333333 0.666666666666667]

NumMFs=2
MF1='in2mf1':'gaussmf',[0.335634216063962 -0.121881982243445]
MF2='in2mf2':'gaussmf',[0.330156177136775 0.670673224198605]

[Output1]
Name='output'
Range=[-0.639127547655798 13.3761333333333]
NumMFs=4
MF1='out1mf1':'constant',[0.655266127871547]
MF2='out1mf2':'constant',[1.8281298681872]
MF3='out1mf3':'constant',[6.51067369582837]
MF4='out1mf4':'constant',[5.06687039312353]

[Rules]
1 1, 1 (1) : 1
1 2, 2 (1) : 1
2 1, 3 (1) : 1
2 2, 4 (1) : 1

ПРИЛОЖЕНИЕ 2 СВИДЕТЕЛЬСТВА О ГОСУДАРСТВЕННОЙ РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018664041

Программа автоматизации процесса генерации управляющих правил систем с нечеткой логикой на основе данных классических ПИ, ПИД регуляторов

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)***

Авторы: ***см. на обороте***

Заявка № **2018661072**
Дата поступления **10 октября 2018 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ ***09 ноября 2018 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

Авторы: ***Игнатьев Владимир Владимирович (RU), Белоглазов Денис Александрович (RU), Соловьев Виктор Владимирович (RU), Игнатьева Александра Сергеевна (RU), Спиридонов Олег Борисович (RU), Ковалев Андрей Владимирович (RU)***

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019662329

Программа для автоматического создания нечетких регуляторов на основе измерения параметров технических объектов

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)***

Авторы: ***Игнатьев Владимир Владимирович (RU), Белоглазов Денис Александрович (RU), Соловьев Виктор Владимирович (RU), Ковалев Андрей Владимирович (RU), Игнатьева Александра Сергеевна (RU)***

Заявка № **2019661292**

Дата поступления **13 сентября 2019 г.**

Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ ***20 сентября 2019 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020613732

Программа автоматической оптимизации параметров нечетких регуляторов на основе генетического алгоритма

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)***

Авторы: ***см. на обороте***

Заявка № **2020612844**
Дата поступления **13 марта 2020 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ ***23 марта 2020 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

Авторы: ***Игнатьев Владимир Владимирович (RU), Белоглазов Денис Александрович (RU), Соловьев Виктор Владимирович (RU), Воротова Анастасия Алексеевна (RU), Ковалев Андрей Владимирович (RU), Игнатьева Александра Сергеевна (RU)***

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2025689275

Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (RU)***

Авторы: ***Игнатьева Александра Сергеевна (RU), Шадрина Валентина Вячеславовна (RU), Игнатьев Владимир Владимирович (RU)***

Заявка № **2025688515**

Дата поступления **22 октября 2025 г.**

Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ ***27 октября 2025 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2025689365

Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИ-регулятора и нечеткого регулятора с применением субтрактивной кластеризации

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (RU)***

Авторы: ***Игнатьева Александра Сергеевна (RU), Шадрина Валентина Вячеславовна (RU), Игнатьев Владимир Владимирович (RU)***



Заявка № **2025688545**

Дата поступления **22 октября 2025 г.**

Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ ***28 октября 2025 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2025690061

Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с применением субтрактивной кластеризации

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (RU)***

Авторы: ***Игнатьева Александра Сергеевна (RU), Шадрина Валентина Вячеславовна (RU), Игнатьев Владимир Владимирович (RU)***



Заявка № **2025688522**

Дата поступления **22 октября 2025 г.**

Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ ***01 ноября 2025 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2025690648

Программа оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе ПИД-регулятора и нечеткого регулятора с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM

Правообладатель: ***федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (RU)***

Авторы: ***Игнатьева Александра Сергеевна (RU), Шадрина Валентина Вячеславовна (RU), Игнатьев Владимир Владимирович (RU)***

Заявка № **2025688501**

Дата поступления **22 октября 2025 г.**

Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ ***10 ноября 2025 г.***

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

ПРИЛОЖЕНИЕ 3 АКТЫ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ

Утверждаю
Проректор по стратегическому развитию и исследовательской деятельности ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет»
_____ Е.Я. Муханов
«29» 12 2026
м.п.

АКТ
о внедрении (использовании) результатов диссертационного исследования Игнатьевой Александры Сергеевны на соискание ученой степени кандидата технических наук, посвященной разработке методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа

Настоящим актом подтверждается применение результатов диссертационной работы Игнатьевой А.С. в проекте «Создание высокотехнологичного производства аппаратно-программных комплексов обработки сельхозсырья на основе СВЧ-излучения», выполняемом в рамках конкурса на развитие кооперации российских образовательных организаций высшего образования, государственных научных учреждений и организаций реального сектора экономики в целях реализации комплексных проектов по созданию высокотехнологичных производств (2019-2021гг., 11 очередь, шифр 2019-218-11). Проект с АО «ТНИИС» по договору от 20.09.2019г. № 18 (внутренний № ХД/19-25-РТ).

В ходе реализации проекта были применены:

- метод оптимизации базы правил интеллектуального регулятора, отличающийся применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM и возможностью определения центров кластеров из множества значений всех входных и выходной переменной нечеткого регулятора, с учетом нечеткости границ между кластерами;
- нечеткая модель, синтезированная с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM и отличающаяся реализацией интеллектуального управления техническим объектом без потери качества при одновременном повышении быстродействия модели.

Положительный эффект от использования – при реализации интеллектуальных законов управления в системе автоматизации, для нечеткого регулятора были сокращены количество функций принадлежности входных лингвистических переменных (в 2,5 раза) и база правил нечеткого регулятора (в 6,25 раза). При этом показатели качества управления остались на требуемом уровне, а количество вычислительных операций в части выдачи управляющих воздействий значительно сокращено.

Научный руководитель проекта по
Договору с АО «ТНИИС» № 18 от 20.09.2019г.
№ ХД/19-25-РТ от 20.09.2019г.,
Руководитель Инжинирингового центра
приборостроения, радио- и
микроэлектроники ЮФУ, д.т.н., доцент _____ А.В. Ковалев

Утверждаю
Проректор по стратегическому развитию и исследовательской деятельности ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет»
_____ Е.Я. Мухаров
«30» _____ 2026г.
м.п.

АКТ
о внедрении (использовании) результатов диссертационного исследования Игнатьевой Александры Сергеевны на соискание ученой степени кандидата технических наук, посвященной разработке методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа

Данный акт удостоверяет факт использования результатов диссертационного исследования Игнатьевой А.С. в проекте «Разработка и исследование методов и средств мониторинга, диагностики и прогнозирования состояния инженерных объектов на основе искусственного интеллекта», выполняемого в рамках приоритетного направления Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации «а) переход к передовым цифровым, интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, новым материалам и способам конструирования, создание систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта» (2020-2023гг., номер госзадания FENW-2020-0022).

При разработке макета системы мониторинга и диагностики состояния инженерных объектов использованы:

- метод оптимизации базы правил интеллектуального регулятора, отличающийся применением нечеткой субтрактивной кластеризации и возможностью получения центров кластеров из множества значений всех входных и выходной переменной нечеткого регулятора при полном отсутствии априорных предположений относительно количества нечетких кластеров, требуемых для генерации базы нечетких правил;

- нечеткая модель, синтезированная с применением нечеткой субтрактивной кластеризации и отличающаяся реализацией интеллектуального управления техническим объектом без потери качества при одновременном повышении быстродействия модели.

Положительный эффект от использования – при проектировании алгоритмов управления движением диагностической тележки-шасси по натурным моделям рельсового пути макета, объем базы правил интеллектуального регулятора, после применения нечеткой субтрактивной кластеризации по разработанным методу и модели, сократился на 30%, при одновременном сохранении желаемого управления.

Научный руководитель проекта FENW-2020-0022,
Руководитель Инжинирингового центра приборостроения, радио- и микроэлектроники ЮФУ,
д.т.н., доцент _____ А.В. Ковалев

www.an-net.ru
An-net
тверской интернет-провайдер

Общество с ограниченной ответственностью «АННЕТ»
(ООО «АННЕТ»)
пр-т. Николая Корыткова, д.3б,
офис 615
г. Тверь, 170024
тел./факс 8(4822) 493333, 394830
e-mail: annet@an-net.ru
ОГРН 1026900531316
ИНН/КПП 6901006111/695001001

исх. № 45
от «19» октября 2026 г.

Утверждаю
Генеральный директор ООО «АННЕТ»
_____ Р.С. Абрамов
«19» октября 2026г.
м.п.

АКТ
о внедрении (использовании) результатов
диссертационного исследования Игнатьевой Александры Сергеевны на соискание ученой степени кандидата технических наук, посвященной разработке методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа

Настоящим актом подтверждается применение результатов диссертационной работы Игнатьевой А.С. в ООО «АННЕТ».

Конкретными результатами, нашедшими практическое применение в инфраструктуре компании, в частности, при проектировании, модернизации и развертывании комплексных телекоммуникационных сервисов для корпоративных клиентов и физических лиц, являются:

1) Метод оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с применением нечеткой кластеризации алгоритмом FCM, отличающийся определением центров кластеров из совокупности значений входных и выходной переменных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов, с учетом нечеткости границ между кластерами, что обеспечивает плавное распределение функций принадлежности в пространстве состояний.

Метод адаптирован для задач динамического распределения сетевых ресурсов и интеллектуального управления трафиком.

2) Метод оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов с применением нечеткой субтрактивной кластеризации, отличающийся определением центров кластеров без априорных предположений о количестве кластеров, что обеспечивает автоматическое выявление областей наибольшей концентрации данных, полученных как от классического, так и от нечеткого регуляторов.

Метод использован при построении систем автоматического мониторинга и прогнозирования пиковых нагрузок на узлах связи.

Положительный эффект от интеграции разработанных методов в программно-аппаратные комплексы ООО «АННЕТ» выражается в:

- снижении на 10 % вычислительной сложности алгоритмов интеллектуального управления сетевым оборудованием;
- повышении быстродействия и отказоустойчивости телекоммуникационного оборудования.

Зам.генерального директора _____ В.А. Скорохватов

УТВЕРЖДАЮ
И.о. директора института
радиотехнических систем и
управления
А. А. Федотов
«19» октября 2026 г.

АКТ ВНЕДРЕНИЯ
результатов диссертационного исследования в учебный процесс
Кафедры систем автоматического управления
Института радиотехнических систем и управления
ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет»

Настоящим актом подтверждается, что результаты диссертационной работы Игнатьевой Александры Сергеевны на тему «Методы оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа» внедрены и используются в учебном процессе кафедры систем автоматического управления ИРТСУ ЮФУ:

- результаты теоретических и экспериментальных исследований методов оптимизации параметров интеллектуальных регуляторов на основе нечеткого кластерного анализа, а также алгоритмы и программные решения используются в курсах лекций, практических и лабораторных занятий следующих дисциплин: «Моделирование систем управления» и «Методы искусственного интеллекта в управлении сложными техническими объектами» для студентов направлений подготовки 15.03.04 «Автоматизация технологических процессов и производств» и 27.03.04 «Управление в технических системах».

Внедрение результатов диссертационной работы рассмотрены на заседании Учебно-методического совета ИРТСУ ЮФУ. Членов совета 15 чел., присутствовало на заседании 9 чел. Результат голосования: «за» - 9 чел., «против» - 0 чел., «воздержалось» - 0 чел., протокол №9 от 19.10.2026 г.

Председатель комиссии:

заместитель директора ИРТСУ по учебной работе к.т.н., доцент ПИШ — Н.Н. Кисель

Члены комиссии:

Заведующий кафедрой САУ к.т.н., доцент — В.В. Шадрина

доцент ПИШ, к.т.н., доцент — О.В. Косенко