

А.С. Игнатьева, В.В. Шадрина, В.В. Игнатьев, А.В. Максимов

**МЕТОД АВТОМАТИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ БАЗЫ НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ НА ОСНОВЕ СУБТРАКТИВНОЙ
КЛАСТЕРИЗАЦИИ**

Целью работы является разработка метода оптимизации базы нечетких правил интеллектуального регулятора для управления техническим объектом с использованием субтрактивной кластеризации. В статье приведен обзор и краткий анализ состояния дел в области оптимизации работы интеллектуальных систем управления. Для достижения цели исследования разработана гибридная модель, в которой управление техническим объектом реализуется с помощью классического ПИ-регулятора и нечеткого ПИ-регулятора с сгенерированной структурой системы нечеткого вывода типа Сугено и разработанной моделью адаптивной системы нейро-нечеткого вывода. Данная конфигурация модели позволяет формировать базу нечетких правил, которая не зависит от знаний эксперта в предметной области. В статье предложен новый метод оптимизации базы правил нечеткого регулятора на основе методов кластеризации, в частности субтрактивной кластеризации, позволяющий уменьшать количество правил нечеткого логического вывода и увеличить быстродействие системы управления техническим объектом. Сначала проведено моделирование гибридной модели, синтезированной на основе значений нечеткого и классического регуляторов до применения субтрактивной кластеризации. Применение субтрактивной кластеризации по разработанному в исследовании способу для значений классического регулятора и нечеткого, позволило добиться их количественного сокращения в 1,7 и 5,25 раз соответственно. Затем проведено моделирование гибридной модели, синтезированной на основе значений нечеткого и классического регуляторов после применения субтрактивной кластеризации. Результаты, полученные в процессе моделирования показали высокую эффективность предложенного метода оптимизации базы правил нечеткого регулятора. За счет применения субтрактивной кластеризации в гибридной модели для интеллектуального регулятора удалось значительно уменьшить количество функций принадлежности, требуемых для описания входных лингвистических переменных (с пяти до четырех) и уменьшить количество правил нечеткого логического вывода (с двадцати пяти до шестнадцати). Анализ полученных графиков переходных процессов, полученных для гибридных моделей до и после применения субтрактивной кластеризации, показал, что основные показатели качества процесса управления остаются неизменными при существенном сокращении проводимых вычислений.

Система управления; субтрактивная кластеризация; нечеткие правила; оптимизация; система нечеткого вывода; гибридная сеть; обучение.

A.S. Ignatyeva, V.V. Shadrina, V.V. Ignatyev, A.V. Maksimov

**METHOD OF AUTOMATIC OPTIMIZATION OF THE FUZZY RULE BASE
OF AN INTELLIGENT CONTROLLER BASED ON SUBTRACTIVE CLUSTERING**

The aim of the work is to develop a method for optimizing the fuzzy rule base of an intelligent controller for controlling a technical object using subtractive clustering. The article provides an overview and a brief analysis of the state of affairs in the field of optimizing the operation of intelligent control systems. To achieve the goal of the study, a hybrid model has been developed in which the technical object is controlled using a classical PI controller and a fuzzy PI controller with a generated structure of a Cygenotype fuzzy inference system and a developed model of an adaptive neuro-fuzzy inference system. This configuration of the model allows you to form a fuzzy rule base that does not depend on the expert's knowledge in the subject area. The article proposes a new method for optimizing the fuzzy controller rule base based on clustering methods, in particular subtractive clustering, which allows you to reduce the number of fuzzy logical inference rules and increase the performance of the technical object control system. First, a hybrid model synthesized on the basis of the values of the fuzzy and classical controllers before applying subtractive clustering was simulated. The application of subtractive clustering according to the method developed in the study for the values of the classical and fuzzy controllers allowed us to achieve their quantitative reduction by 1.7 and 5.25 times, respectively. Then, the hybrid model synthesized on the basis of the values of the fuzzy and classical controllers after applying subtractive clustering was simulated. The results obtained in the process of simulation showed high efficiency of the proposed

method for optimizing the fuzzy controller rule base. Due to the application of subtractive clustering in the hybrid model for the intelligent controller, it was possible to significantly reduce the number of membership functions required to describe the input linguistic variables (from five to four) and reduce the number of fuzzy logical inference rules (from twenty-five to sixteen). The analysis of the resulting graphs of transient processes obtained for the hybrid models before and after applying subtractive clustering showed that the main indicators of the quality of the control process remain unchanged with a significant reduction in the calculations performed.

Control system; subtractive clustering; fuzzy rules; optimization; fuzzy inference system; hybrid network; training.

Введение. Автоматизированные системы управления технологическими процессами и производствами сегодня проходят очередную ступень развития. В первую очередь это связано с непрерывным взаимодействием с другими областями науки и техники. Системы управления находятся под влиянием «глубокой» цифровизации, разрабатываются с учетом необходимости применения интеллектуальных технологий, которые позволяют оперативно и с требуемой точностью решать самые сложные задачи при управлении не только отдельными техническими объектами, но и целыми процессами. Высокая эффективность таких систем подтверждается в различных отраслях промышленности.

Внедрение интеллектуальных технологий в автоматизированные процессы имеет и свои сложности, которые, в первую очередь, заключаются в необходимости «интеллектуализации» практически всего технологического цикла, что не всегда возможно сделать, из-за конструктивных ограничений, большого количества связей между объектами регулирования, отсутствия полной автоматизации технологического процесса и т.д.

Передовым и широко распространенным решением в таких случаях является проектирование автоматизированных систем, сочетающих одновременно традиционные подходы к управлению и подходы на основе интеллектуальных технологий, т.е. гибридные системы, основанные на двух и более методах управления. Такие системы способны обеспечить требуемую эффективность, но разработчику необходимо правильно и оптимально выстраивать взаимодействие управляющих элементов внутри таких систем.

Эта задача является достаточно сложной, особенно когда речь идет об объекте, управление которым требуется обеспечить в условиях неопределенности. Требуется оптимальная настройка параметров применяемых регуляторов. Одной из ключевых трудностей, с которой сталкивается разработчик при проектировании интеллектуальных регуляторов, является формирование базы управляющих правил. База правил должна быть сформирована по принципу необходимости и достаточности для достижения требуемого качества управления. Должны исключаться избыточность правил, противоречивость, повторяемость, правила не должны зависеть от экспертной оценки разработчика.

Этому способствует, главным образом, неполнота исходных данных при синтезе регулятора. Например, избыточное количество термов функций принадлежности, установленное экспертом, в итоге приведет к избыточному количеству управляющих правил, что потребует дополнительное время на их обработку, задействует вычислительные ресурсы и т.д.

В рамках выполнения исследований, результаты которых представлены в настоящей статье, авторами приводится описание разработанного метода автоматической оптимизации базы нечетких правил интеллектуального регулятора для управления техническим объектом с использованием субтрактивной кластеризации.

В общем виде основную идею разработки можно описать следующим образом. Выбрана гибридная модель управления техническим объектом, для которого ранее были рассчитаны параметры ПИ-регулятора и который является источником информации для второго нечеткого регулятора. Управляющие правила для нечеткого регулятора формируются автоматически без участия эксперта. Эффективность работы нечеткого регулятора достигается за счет обучения. Для сокращения исходных данных в ходе синтеза нечеткого регулятора применена субтрактивная кластеризация. Такой подход позволяет значительно сократить время и трудозатраты на проектирование базы управляющих правил нечеткого регулятора (сокращается количество функций принадлежности каждой из входных лингвистических переменных и выходной) без потери качества управления.

Анализ существующих подходов к оптимизации интеллектуальных регуляторов. Рост количества вычислений в современных системах неизбежен и обусловлен, в первую очередь, большим количеством информации, требующей анализа и обработки для принятия эффективных решений при реализации управления. Основным управляющим звеном в системах автоматизации по-прежнему остаются регуляторы. В ходе проектирования регуляторов применяются технологии искусственного интеллекта, которые способны обеспечить требуемую оперативность в ходе принятия решений. Однако и эти регуляторы нуждаются в оптимизации как с целью сокращения времени их синтеза, так и для минимизации времени выдачи эффективных управляющих воздействий на объект. Подходам к оптимизации интеллектуальных регуляторов посвящены разные исследования.

Например, в работе [1] авторы предлагают интервальный нечеткий дробный PD-PI-контроллер второго типа для стабилизации частоты изолированных микросетей, оптимизированный с помощью алгоритма гепарда. Управление частотой в микросетях во время изолированной работы сталкивается со значительными проблемами из-за колебаний нагрузки и прерывистого характера возобновляемых источников энергии. Для решения этой проблемы в этом исследовании предлагается интервальный нечеткий дробный PD-PI-контроллер второго типа с возможностью уменьшения отклонений частоты. Кроме того, оптимизация параметров контроллера в динамических системах является еще одной важной проблемой, где традиционные алгоритмы, такие как генетический алгоритм, оптимизация роем частиц и синусно-косинусный алгоритм, часто сталкиваются с преждевременной сходимостью и неоптимальными решениями. Чтобы преодолеть эти ограничения, авторы предлагают использоваться оптимизатор на основании алгоритма гепардов за его поисковую способность, способность избегать локальных оптимумов и простоту, поскольку он не полагается на сложные математические формулы. Рассматриваются различные сценарии, в которых влияние предлагаемого контроллера на изменения частоты сети сравнивается с двумя другими контроллерами, в основе которых лежит использование нескольких методов оптимизации. Результаты моделирования демонстрируют приблизительно 58,6% и 54,3% улучшение интегральной временной абсолютной ошибки по сравнению с двумя другими контроллерами соответственно в комбинированном сценарии. Алгоритм гепарда также достигает оптимального целевого значения 0,0001092, превосходя другие методы оптимизации.

Интерес представляет работа [2], в которой для минимизации ошибок обнаружения и снижения влияния внешнего шума и помех авторами разработан регулятор для использования в нелинейной системе. В основе работы интервального нечеткого пропорционально-интегрально-дифференциального регулятора дробного порядка второго типа используется алгоритм оптимизации на основе биогеографии (ВБО). Предлагаемый метод имеет несколько преимуществ. Во-первых, предлагаемый регулятор оптимизирован для достижения надежности и минимизации ошибок отслеживания. Во-вторых, он эффективно обрабатывает внешний шум и помехи, что делает его пригодным для реального использования. В-третьих, использование алгоритма биогеографии повышает производительность регулятора за счет динамической настройки его параметров на основе системных требований. Производительность предлагаемого регулятора подтверждается путем его применения для управления роботизированным манипулятором, что представляет собой проблему из-за его нелинейных характеристик и динамики взаимодействия нескольких входов и нескольких выходов. Кроме того, проводится оценка предлагаемого регулятора в реальном времени путем его применения для управления скоростью машины постоянного тока. Эффективность предлагаемого регулятора проверена с помощью моделирования, практических экспериментов и сравнений с другими оптимизированными регуляторами. Результаты моделирования и практического применения демонстрируют превосходную производительность регулятора при наличии системных неопределенностей и различных типов возмущений.

В работе [3] энергоэффективный масштабируемый алгоритм маршрутизации на основе иерархической агломеративной кластеризации используется в беспроводных сенсорных сетях. В иерархических беспроводных сенсорных сетях несбалансированное по-

ребление энергии, вызванное многоадресной маршрутизацией, предъявляет требования к выбору и распределению кластеров головным устройством кластера. Стремясь улучшить срок службы сети и достичь баланса потребления энергии между сенсорными узлами, авторами предлагается энергоэффективный масштабируемый алгоритм маршрутизации на основе иерархической агломеративной кластеризации для беспроводных сенсорных сетей путем совместной оптимизации формирования кластера и энергоэффективности межкластерной связи. Во-первых, для снижения стоимости передачи и сложности времени/пространства в процессе кластеризации предлагается иерархический метод кластеризации для достижения оптимального распределения всех сенсоров (датчиков) в кластеры. Во-вторых, принимая во внимание несколько параметров, таких как диапазон покрытия, связь и оставшаяся энергия сенсорных узлов, определяется функция оценочного коэффициента для выбора головной части кластера, чтобы снизить дополнительные потери на связь между узлами-членами и головными частями кластера. Кроме того, для решения проблемы горячих точек, вызванной межкластерной пересылкой данных, вводится генетический алгоритм для получения оптимальной межкластерной маршрутизации для баланса энергопотребления сети. Экспериментальные результаты показывают, что представленный авторами алгоритм дает оптимальное взаимодействие всех датчиков, входящих в систему, а также позволяет передавать данных без дополнительных потерь энергии и продлевает срок службы сети.

Методы и алгоритмы кластеризации также используются в селекции. Для механического и химического прореживания цветов, когда обычно сохраняется только один или два самых сильных цветка в каждом кластере, авторы в своей работе [4] предлагают использовать алгоритм кластеризации DPC для обнаружения и определения местоположения цветков яблони. С помощью данного алгоритма автоматически определяется количество цветочных кластеров и точно определяется центральный цветок в этих кластерах. Обнаружение и позиционирование цветков яблони имеют решающее значение предлагается улучшенный метод, который использует модель YOLOv8n для точного обнаружения цветов. Алгоритм DPC улучшен для автоматического определения количества цветочных кластеров и точного определения центральных цветов в этих кластерах. Чтобы оценить производительность предложенного алгоритма, результаты кластеризации сравнили с результатами, полученными в результате других алгоритмов кластеризации, таких как, алгоритм ближайших соседей, о k-средних, о k-медоидах, модель гауссовской смеси, пространственную кластеризацию приложений на основе плотности с шумом, спектральную кластеризацию. Результаты показали, что предложенный метод превзошел самые высокие результаты, полученные другими методами. Кроме того, предложенный алгоритм уменьшил отклонение между центром и истинным центральным цветком. В целом алгоритм эффективно уменьшает отклонения центра кластеризации, демонстрируя свою способность точно обнаруживать и определять местоположение цветков яблони.

Алгоритм кластеризации нечетких c-средних (FCM) сильно зависит от выбора начальных значений центров кластеров, из чего следует низкая точность кластеризации. Чтобы минимизировать эту зависимость, авторами в своей работе [5] предложен улучшенный алгоритм о нечетких c-средних с использованием нечеткого роя частиц – для решения проблем кластеризации данных. В этом алгоритме ключевые усовершенствования включали инициализацию центров кластеризации с использованием расстояний Махаланобиса для снижения зависимости от начальных значений центров кластеров. Для решения проблемы преждевременной сходимости была предложена целевая функция, основанная как на межкластерных, так и на внутрикластерных оценках. Был разработан модифицированный алгоритм роя частиц для нахождения центров кластеризации. Предложенный алгоритм был применен для анализа наборов данных, а также для кластеризации и сегментации классических тестовых изображений. Результаты показали, что алгоритм улучшил стабильность результатов анализа, сохранив высокую точность кластеризации и скорость сходимости, достигнув превосходной производительности по сравнению с существующими методами. Более того, он продемонстрировал превосходную производительность при анализе нечетких многотеневых серых изображений.

Так как кластеризация зачастую применяется к неструктурированным и зашумленным данным, разработка алгоритма полуконтролируемой кластеризации, который будет устойчив к шуму, становится все более важной. С этой целью в данной статье [6] авторами предлагается структура обучения полуконтролируемой кластеризации с устойчивостью к шуму, учитывающая взвешенный коэффициент пересечения и парные сходства. Основанная на алгоритме иерархического обучения, в основе которого лежит использование взвешенного коэффициента пересечения, авторами предлагается алгоритм полуконтролируемой ансамблевой кластеризации, которая является высокоэффективной с точки зрения вычислений. Здесь взвешенный коэффициент пересечения применяется для принятия решений об объединении различных образцов в один кластер, что в свою очередь позволяет разрабатывать всеобъемлющую и надежную модель кластеризации. Предлагаемая структура оценивает значимость каждого образца данных в окончательном объединении с помощью оценки его влияния на кластер, тем самым эффективно минимизируя влияние шума. Между тем, парные сходства используются для отбора образцов, в котором обучающие образцы делятся на чистые и зашумленные наборы. Результаты показывают, что предлагаемая структура достигает превосходной точности кластеризации и надежности по сравнению с существующими методами, особенно в шумных средах. В частности, разработанный алгоритм показывает результат на 3,9% лучший при оценке средней точности по сравнению с существующими аналогичными алгоритмами.

В настоящее время наблюдается тенденция к непрекращающемуся росту и усложнению объема данных, хранящихся у пользователей. Методы кластеризации в машинном обучении становятся все более важными для извлечения ценности из больших данных. Однако одному пользователю сложно в полной мере использовать крупномасштабные данные для локальной кластеризации из-за ограниченных локальных вычислительных ресурсов и отсутствия необходимого объема данных. Для решения этой проблемы модель многопользовательской совместной кластеризации появилась как способ решения для многопользовательской совместной кластеризации путем размещения данных на облачной платформе. Тем не менее, аутсорсинговая кластеризация может привести к ряду проблем с конфиденциальностью. Для эффективного решения авторами [7] предлагается новая, безопасная и эффективная схема аутсорсинговой кластеризации k -средних. Эта схема использует частично гомоморфные методы шифрования для облачной кластеризации k -средних, что гарантирует, что облако не содержит никакой личной информации, одновременно защищая конфиденциальность базы данных, данных, участвующих в процессе кластеризации, результатов кластеризации и пользовательской информации. Кроме того, авторами проведен сравнительный анализ предложенной схемы, результаты которого демонстрируют безопасность и практичность использования разработанного метода.

В настоящее время лишь немногие исследования рассматривали кластерный анализ многомерных данных, собранных многими датчиками в потоковой среде в реальном времени. Существующие алгоритмы кластерного анализа для многомерных данных в первую очередь основаны на моделях пакетной обработки, и большинство из них не могут удовлетворить требованиям инкрементальных многомерных потоков данных, которые чрезвычайно распространены в практических приложениях. Для решения вышеупомянутых проблем авторы в своей статье [8] основное внимание уделяют изучению многомерной кластеризации данных на основе потоковой обработки и предлагается алгоритм кластеризации многомерного потока данных на основе системы управления с обратной связью, которая включает три этапа: анализ главных компонент окна, кластеризация потока обратной связи и контроллер обратной связи. Классическая экспоненциально взвешенная функция затухания используется в анализе главных компонент окна, а извлечение признаков выполняется через скользящее окно для повышения итеративной эффективности данных в окне. Чтобы минимизировать ошибки, вызванные изменчивостью углов проекции во время снижения размерности, разработан этап кластеризации потока обратной связи с чередующимися итерациями кластеризации окна и агрегации кластера. Нацелившись на проблемы, вызванные ручной настройкой гиперпараметров, используемых в кластеризации потоков данных высокой размерности, разработан кон-

троллер обратной связи для настройки гиперпараметров на двух других этапах путем анализа результатов кластеризации в реальном времени и использования дискриминантной оценки для принятия соответствующих стратегий обратной связи. Экспериментальные сравнения между предлагаемым методом и существующими алгоритмами на нескольких наборах данных демонстрируют эффективность первого.

Новая методология прогнозирования под названием SSOFC-Apriori-WRP, которая представляет прогнозирование энергии ветра и скорости на один день вперед, представлена в работе [9]. Задача вероятностного прогноза энергии ветра решается с помощью комбинированной интеллектуальной структуры и алгоритма нечеткой кластеризации. Проведены исследования характеристик эксплуатационного поведения ветроэнергетической системы с использованием метода нечеткой кластеризации для мониторинга состояния системы и для исключения ее неисправностей [10].

Исследование [11] посвящено разработке нового метода проектирования систем на основе входных данных для автоматического определения типов нечетких множеств (нечеткие множества типа 1 (T1-FS) или нечеткие множества интервального типа 2 (IT2-FS)) на основе нечеткости. В нечеткой системе гибридного типа (HTFS) тип нечеткого множества определяется нечеткостью для повышения производительности системы, а интерпретируемость данной системы определяется целостностью, различимостью и избыточностью нечетких множеств. Во-первых, нечеткая кластеризация используется для инициализации базы правил и типов нечетких множеств. Во-вторых, метод роя частиц используется для оптимизации параметров HTFS, а типы нечетких множеств определяются нечеткостью, что означает, что типы нечетких множеств будут динамически меняться в процессе оптимизации. Таким образом, в статье предлагается метод проектирования нечетких систем управления данными, которые могут автоматически определять типы нечетких множеств за счет введения нечеткости.

Многоуровневая нечеткая модель, основанная на кластеризации нечетких правил для задач прогнозирования, предложена в [12]. Такой подход может быть полезен к применению в системах мониторинга эксплуатации и прогноза технического состояния оборудования. В работе [13] для диагностики и предсказания сбоев ветряной турбины применяется нечеткая кластеризация.

В работе [14] 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. Задача декомпозиции больших электросетей на малые и слабосвязанные с целью упрощения процесса управления системами передачи электроэнергии рассматривается в [15]. В экспертной системе управления на основе правил применена нечеткая кластеризация для проектирования локальных управляющих действий во время перегрузки, недогрузки и разделении.

Адаптивный метод нейро-нечеткого вывода с использованием алгоритма субтрактивной кластеризации используется в медицине [16]. Так в статье на основе адаптивного метода нейро-нечеткого вывода решается проблема обнаружения аномальных разрядов – режим разряда в энцефалограмме (ЭЭГ) с четкими контурами. Авторами предлагается подход, основанный на, во-первых, использовании плотности вероятности для извлечения логнормальных амплитудных признаков из огибающих ЭЭГ, во-вторых, метод субтрактивной кластеризации модифицируется таким образом, чтобы радиусы кластеризации могли адаптироваться к формам кластеров для каждого измерения вместо использования идентичных радиусов для каждого кластера. Результаты сравнительных экспериментов показали, что предложенный метод показал конкурентоспособные результаты по точности и полноте обнаружения аномального разряда с более низкими вычислительными затратами по сравнению с лучшими результатами, получаемыми в этой области ранее.

Авторы в своей работе [17] используют алгоритмы машинного обучения для прогнозирования теплофизических свойств наножидкостей, таких как плотность, вязкость, теплопроводность и удельная теплоемкость, для сокращения затрат и увеличения скорости обработки информации. Исследование было направлено на точное прогнозирование

теплофизических свойств гибридных наножидкостей оксид-MWCNT на водной основе путем принятия целой стратегии поиска для оптимизации моделей ANFIS с различными типами методов кластеризации, включая разбиение сетки, субтрактивную кластеризацию и нечеткую кластеризацию с-средних. Для оценки оптимизированных моделей ANFIS использовались различные статистические критерии. Результаты показали, что оптимальная модель, в основе которой было использование субтрактивной кластеризации, показала лучшие результаты, чем другие подходы ANFIS при моделировании удельной теплоемкости наножидкости.

В работе [18] система адаптивного нейро-нечеткого вывода (ANFIS) применяется для оценки качества воды, в частности, для прогнозирования уровня содержания тяжелых металлов в подземных водах, как городских, так и сельских. Для сравнения авторы используют в своей работе два типа моделей, в основе первой использовался алгоритм кластеризации о с-средних, во второй – субтрактивная кластеризация. Результаты показали, что данные, полученные с ANFIS, в сравнении с фактическими данными показали, что ANFIS обладают большим потенциалом для оценки содержания тяжелых металлов в грунтовых водах с высокой степенью точности. В свою очередь, данные, полученные с ANFIS, основанной на алгоритме кластеризации о с-средних, обеспечивают немного более высокую точность, чем данные, полученные с ANFIS, основанной на субтрактивной кластеризации.

В исследовании [19] авторами разработан каскадный нечеткий ПИД-регулятор, оптимизированный с помощью применения алгоритма серых волков, с треугольными функциями принадлежности для управления частотой нагрузки во взаимосвязанных энергосистемах. Эффективность регулятора продемонстрирована на тепловых и гибридных тепловых, гидрогазовых энергосистемах. Параметры регулятора были настроены с использованием целевой функции интегральной временной абсолютной погрешности, которая также оценивалась вместе с другими целевыми функциями для обеспечения высокой точности стабилизации частоты. Для проверки эффективности треугольной функции принадлежности были проведены сравнения с нечеткими ПИД-регуляторами, использующими трапециевидные и гауссовские функции принадлежности. Сравнения проводились с регуляторами, оптимизированными с использованием алгоритмов медоеда, модифицированного алгоритма кузнечиков, алгоритма роя частиц и алгоритма паукообразных обезьян. Результаты показывают, что нечеткий ПИД-регулятор на основе оптимизации с помощью алгоритма серых волков превосходит альтернативы, демонстрируя превосходную производительность по всем оцениваемым показателям.

Проведенный анализ выполняемых исследований доказывает интерес со стороны научного сообщества к кластеризации как одному из методов оптимизации, применяемых в различных системах. Одновременно можно сказать, что использование нечеткой кластеризации носит точечный характер ввиду отсутствия понятных и распространенных механизмов ее реализации.

Это подтверждает актуальность проведенных исследований в настоящей статье, результаты которых являются развитием существующих методов оптимизации интеллектуальных регуляторов для обеспечения эффективного управления техническим объектом.

Разработка метода автоматической оптимизации базы нечетких правил интеллектуальных регуляторов технических объектов с использованием субтрактивной кластеризации. Научная новизна данной работы заключается в разработке нового метода автоматической оптимизации базы правил интеллектуального регулятора на основе субтрактивного кластерного анализа для систем управления техническими объектами, что позволит повысить быстродействие модели управления, оптимизировать базу правил регулятора (сократить количество исходной информации для его синтеза, количество функций принадлежности и количество правил), сократить время разработки нечеткого регулятора [20].

Для доказательства эффективности разработанного метода выбрана гибридная модель управления техническим объектом. Синтез модели выполнен на основе совместной работы ПИ-регулятора и нечеткого регулятора. В основу взаимодействия двух регуляторов положена идея синтеза нечеткого регулятора на основе значений сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученных с ПИ-регулятора.

Рассмотрим пошагово процесс синтеза интеллектуально регулятора.

1. Выполняется запуск модели, в которой для управления техническим объектом используется ПИ-регулятор.

2. Выполняется запись значений сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученных с ПИ-регулятора вне зависимости от качества полученного управления.

3. Полученные значения формируются в виде матриц.

4. По специально разработанному алгоритму на основе данных значений формируются автоматически термы лингвистических переменных для синтеза нечеткого регулятора. Значения сигналов отклонения ПИ-регулятора используются для формирования термов первой входной лингвистической переменной, значения сигналов интеграла отклонения и управляющего воздействия – для второй лингвистической переменной и управляющего воздействия нечеткого регулятора, соответственно.

5. Выполняется запуск модели, в которой для управления техническим объектом используется нечеткий регулятор.

6. Выполняется запись значений сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученных с нечеткого регулятора (управление, как правило, получается требуемого качества за счет разработанного алгоритма в п. 4).

7. Разрабатывается адаптивная система нейро-нечеткого вывода для обучения нечеткого регулятора (для обучения используются значения сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученные с нечеткого регулятора, для проверки такие же сигналы, полученные с ПИ-регулятора).

8. Проверяется качество управления.

9. Для значений сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученных с нечеткого регулятора применяется субтрактивная кластеризация по специально разработанной методике.

10. Для значений сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученных с ПИ-регулятора также применяется субтрактивная кластеризация.

11. Разрабатывается адаптивная система нейро-нечеткого вывода для обучения нечеткого регулятора (для обучения используются кластеризованные значения сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученные с нечеткого регулятора после выполнения п. 9, для проверки такие же сигналы, полученные с ПИ-регулятора после выполнения п. 10).

12. Проверяется качество управления.

13. Метод считается успешно реализованным, если результаты п. 12 совпадают с результатами п. 8 (или отличаются в лучшую сторону).

Основной отличительной особенностью разработанного метода является то, что после выполнения субтрактивного кластерного анализа количество термов входных и выходной лингвистической переменных нечеткого регулятора значительно уменьшается, также значительно уменьшается количество правил нечетких продукций.

Это позволяет генерировать базу правил нечеткого регулятора с меньшими трудозатратами, пользуясь только нужными термами. То есть желаемое управление техническим объектом, в том числе в условиях неопределенности, достигается при значительно меньшем количестве вычислений.

Реализация разработанного метода. Для реализации предложенного метода и доказательства его эффективности выбрана гибридная модель, разработанная и рассчитанная в более ранних публикациях авторов [21, 22]. Также для этой модели ранее была разработана адаптивная система нейро-нечеткого вывода. Вид модели управления представлен на рис. 1.

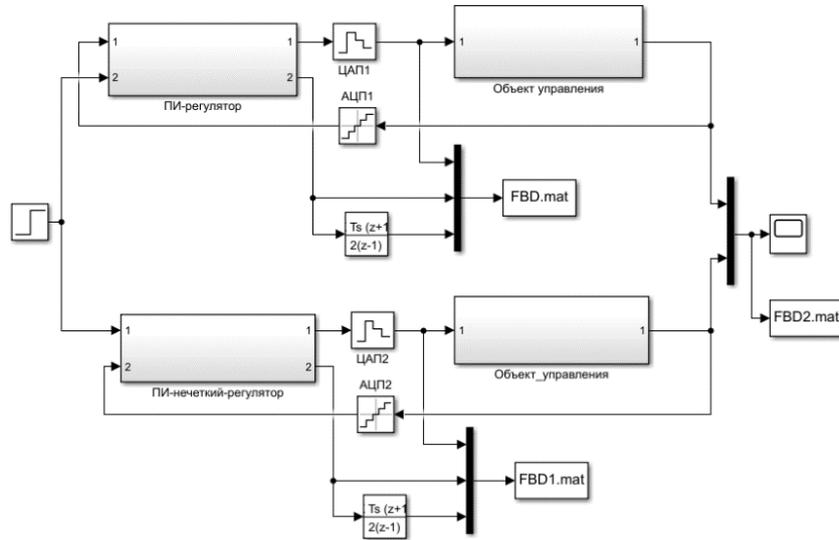


Рис. 1. Гибридная модель управления

После запуска модели получены значения сигналов управления, отклонения и интеграла отклонения в дискретные моменты времени. В результате работы ПИ-регулятора получены значения и объединены в матрицу размером 3×63 , частично представленную в табл. 1.

Таблица 1

Значения сигналов управления, отклонения и интеграла отклонения, полученные с ПИ-регулятора, до кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	1	0	0,221000000000000
2	0,983449900000000	0,007954519175000	0,226132171588375
3	0,939550600000000	0,015661777300000	0,224946946516500
4	0,876065950000000	0,022934850900000	0,218953585194500
5	0,799561675000000	0,029644014987500	0,209459766736188
6	0,715485250000000	0,035707597375000	0,197579135349375
·	·	·	·
·	·	·	·
·	·	·	·
62	0,00039632500000086	0,0587470134125002	0,0650030376458125
63	0,000316450000000135	0,0587498884750002	0,0649885622148750

В результате работы нечеткого регулятора получены значения и объединены в матрицу размером 3×126 , частично представленную в табл. 2.

Таблица 2

Значения сигналов управления, отклонения и интеграла отклонения, полученные с нечеткого регулятора, до кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	1	0	0,141650000000000
2	0,985239100000000	0,007960845275000	0,217140643063296
3	0,943927750000000	0,015692401375000	0,218195494066133
4	0,883590175000000	0,023012417512500	0,206025352327971

Окончание табл. 2

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
5	0,811031725000000	0,0297973270625000	0,203076247396287
6	0,730757350000000	0,0359682774250000	0,192916997768288
·	·	·	·
·	·	·	·
·	·	·	·
125	-0,00030657499999976	0,0669835760375009	0,0649854973871797
126	-0,00029059999999808	0,0669812113000008	0,0649856498426884

В графическом виде полученные значения сигналов с ПИ-регулятора и нечеткого регулятора, представлены на рис. 2.

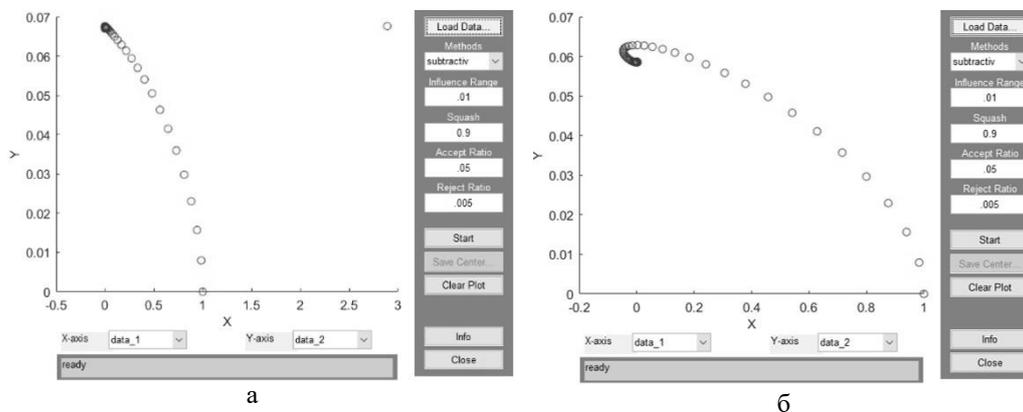


Рис. 2. Данные для кластеризации: а – обучающие данные; б – проверочные данные

В соответствии с пунктами разработанного метода на следующем этапе применяется субтрактивная кластеризация для всех значений сигналов отклонения, интеграла отклонения и управляющего воздействия, полученных как с ПИ-регулятора, так и с нечеткого регулятора. Основная цель этого решения – уменьшить количество значений в матрицах. После выполнения субтрактивной кластеризации получаем значения, представленные в табл. 3 и 4.

Таблица 3

Значения сигналов управления, отклонения и интеграла отклонения, полученные с ПИ-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

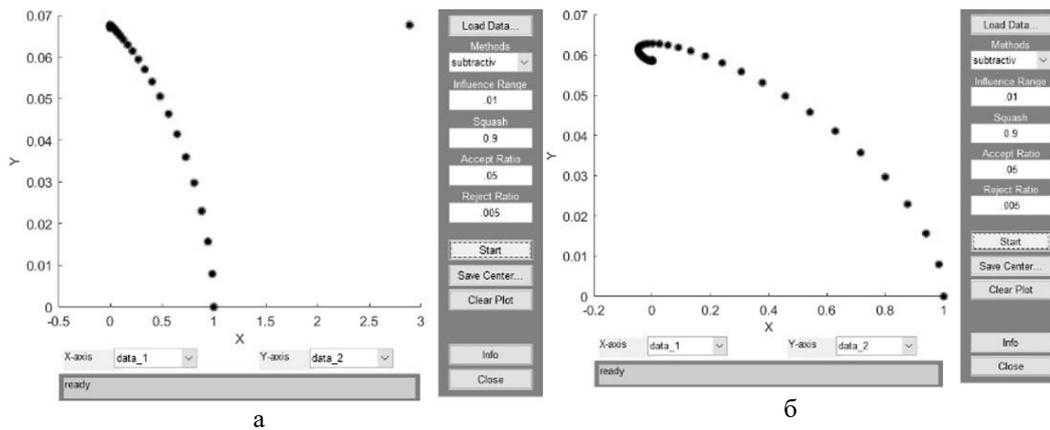
Таблица 4

Значения сигналов управления, отклонения и интеграла отклонения, полученные с нечеткого регулятора, после кластеризации

№ п/п	Управление	Отклонение	Интеграл отклонения
1	-6,5802499998999999	6,7152605862500200	6,4981688475955507
2	-2,0638250000000000	6,7552924037500003	6,4968773702567997
3	-2,905999998999977	6,6981211300000801	6,4985649842688398
4	1,2489399999999999	6,7412477525000097	6,5116869704048994
5	3,201085	6,6909210425000101	6,5355397839653995
6	5,683599999999991	6,6215592775000096	6,5711874474852994
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
23	2,1680965000000002	6,1371104325000002	1,01395307646861
24	2,8900000000109398	6,76330097750001	6,4988700554897

Полученная матрица после кластеризации для ПИ-регулятора имеет размером 3×37 , для нечеткого регулятора 3×24 . То есть в первом случае матрица уменьшилась в 1,7 раза, во втором в 5,25 раза.

В графическом виде полученные значения сигналов с ПИ-регулятора и нечеткого регулятора после кластеризации, представлены на рис. 3.



*Рис. 3. Результаты кластеризации с помощью субтрактивного алгоритма:
а – обучающие данные; б – проверочные данные*

Результаты сформированных правил сгенерированного нечеткого регулятора до обучения [20–22] представлены на рис. 4.

Из рисунка видно (выделено пунктиром), что база правил состоит из 25 правил – на основе пяти функций принадлежности для первой входной лингвистической переменной и пяти для второй.

Рассмотрим результаты полученные после запуска модели с выполненной нечеткой субтрактивной кластеризацией.

На рис. 5 представлен этап обучения нечеткого регулятора (обучение гибридной сети, метод – гибридный).

Обучение заканчивается на втором шаге после двух циклов, что подтверждается данными из командной строки пакета MATLAB:

ANFIS info:
 Number of nodes: 53
 Number of linear parameters: 48
 Number of nonlinear parameters: 24
 Total number of parameters: 72
 Number of training data pairs: 24
 Number of checking data pairs: 37
 Number of fuzzy rules: 16

Start training ANFIS ...

1 0.00222368 0.0165961
 2 0.00227145 0.0169721

Designated epoch number reached. ANFIS training completed at epoch 2.

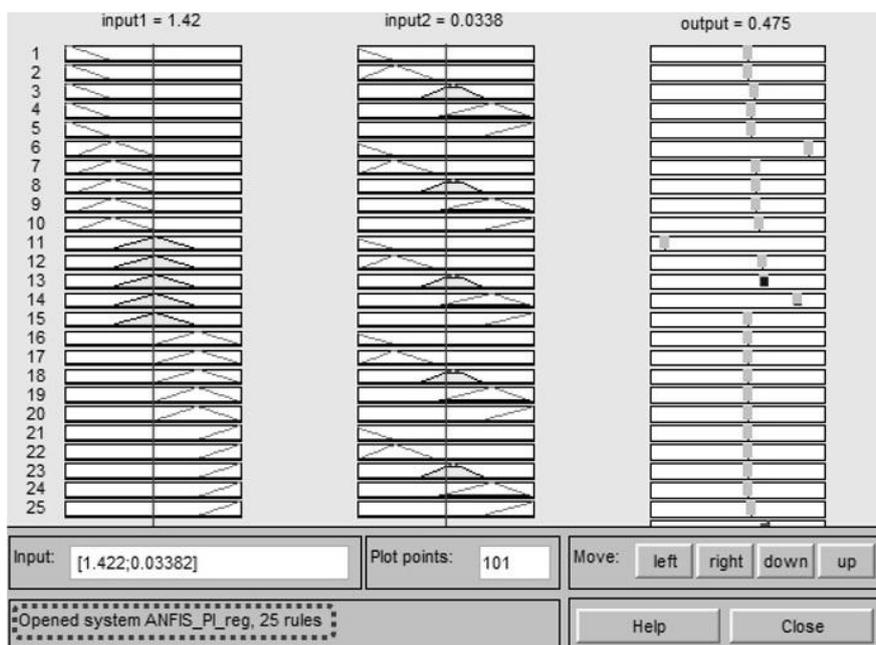


Рис. 4. База правил нечеткого регулятора

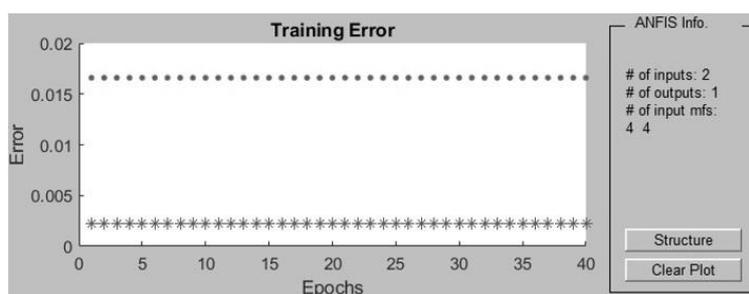


Рис. 5. Обучение гибридной сети

Следует обратить внимание, на строку «Number of fuzzy rules: 16», которая подтверждает уменьшение количества управляющих правил с 25 до 16 за счет сокращения функций принадлежности с пяти до четырех каждой входной лингвистической переменной. Это также подтверждается визуально представленной базой правил на рис. 6 и сгенерированной структурой системы нечеткого вывода FIS типа Сугено, представленной на рис. 7.

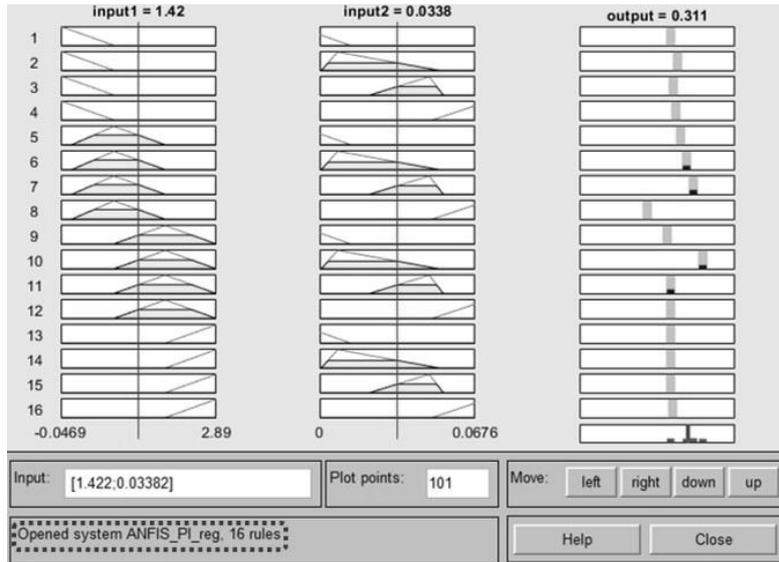


Рис. 6. База правил нечеткого регулятора после кластеризации

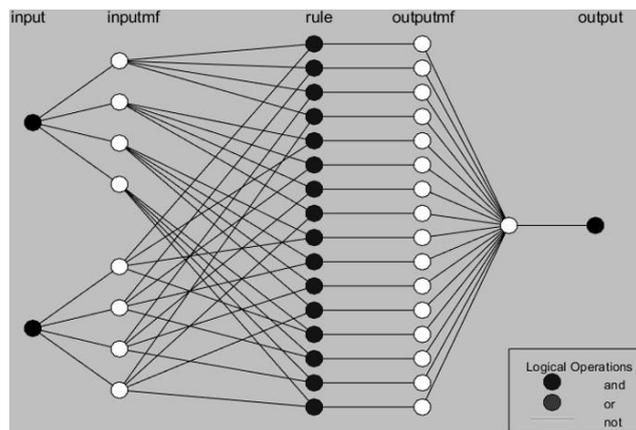


Рис. 7. Сгенерированная структура системы нечеткого вывода

Результаты работы метода. Для доказательства эффективности предложенного метода рассмотрим результаты моделирования работы интеллектуального регулятора до выполнения субтрактивной кластеризации и после, представленные на рис. 8.

Из графиков переходных процессов и поверхностей нечеткого вывода, полученных в ходе моделирования для случаев управления техническим объектом до и после применения субтрактивной кластеризации однозначно видно, что качество управления не менялось.

Видно, что, во-первых, нечеткий регулятор и до кластеризации и после показывает лучшие результаты по сравнению с классическим регулятором с учетом оценки качества регулирования по таким критериям как перерегулирование, количество колебаний, время регулирования.

Во-вторых, применение предложенного метода позволило сократить количество исходных данных для синтеза интеллектуального регулятора, количество функций принадлежности каждой из входных лингвистических переменных и количество управляющих правил, тем самым выполнена значительная оптимизация базы правил регулятора без потери качества управления.

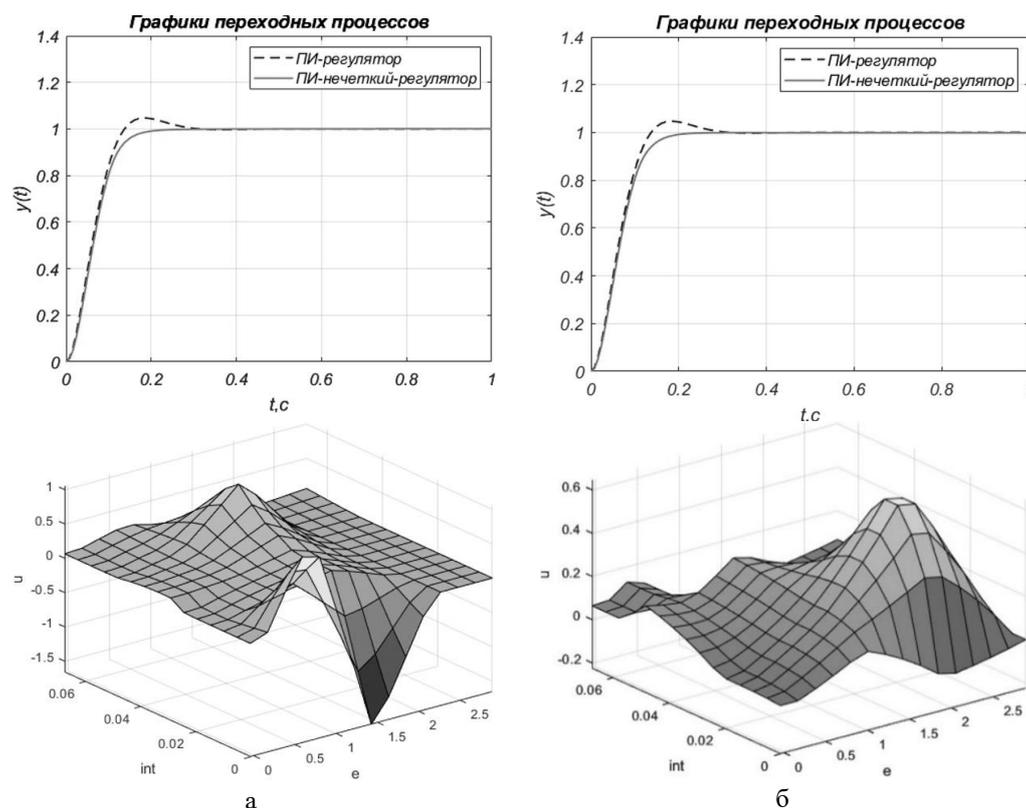


Рис. 8. Графики переходных процессов и поверхности нечеткого вывода:
а – до кластеризации; б – после кластеризации

Заключение. Проведенные исследования и полученные результаты, представленные в настоящей статье, позволяют говорить о перспективности применения механизмов нечеткой кластеризации в системах управления, реализованных с применением интеллектуальных регуляторов. Научная новизна исследования заключается в разработке нового метода автоматической оптимизации базы правил интеллектуального регулятора. Основная идея метода основана на применении субтрактивного кластерного анализа в гибридных моделях управления техническими объектами с использованием интеллектуального регулятора, что позволяет повысить быстродействие модели управления за счет оптимизации базы правил регулятора, а также сократить время его разработки. Показатели качества управления, полученные в ходе моделирования, полностью подтвердили работоспособность разработанного метода. Это свидетельствует о перспективности применения полученных результатов на практике при проектировании современных автоматизированных систем управления. Дальнейшие исследования авторов будут направлены на обобщение результатов, полученных в ходе моделирования различных систем управления с применением интеллектуальных регуляторов, синтезированных с помощью субтрактивной кластеризации и алгоритма FCM (алгоритма нечетких с-средних).

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Siavash Shirali, Saeed Zolfaghari Moghaddam, Mortaza Aliasghary.* An interval Type-2 fuzzy Fractional-Order PD-PI controller for frequency stabilization of islanded microgrids optimized with CO algorithm // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems.* – March 2025. – Vol. 164. – 110422. – <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2024.110422>.
2. *Mohamed I. Abdo, Emad A. Elsheikh.* Optimization of a fractional-order interval type-2 fuzzy PID controller based on BBO for real-time applications // *Franklin Open.* – September 2024. – Vol. 8. – 100121. – <https://doi.org/10.1016/j.fraope.2024.100121>.

3. *Xuguang Chai, Yalin Wu, Lei Feng*. Energy-efficient scalable routing algorithm based on hierarchical agglomerative clustering for Wireless Sensor Networks // *Alexandria Engineering Journal*. – May 2025. – Vol. 120. – P. 95-105. – <https://doi.org/10.1016/j.aej.2025.02.018>.
4. *Mingyang Geng, Yuying Shang, Shiyu Xiang, Jiachen Wang, Lei Wang, Huaibo Song*. Using improved density peak clustering algorithm for flower cluster identification and apple central and peripheral flower detection // *Computers and Electronics in Agriculture*. – May 2025. – Vol. 232. – 110095. – <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110095>.
5. *Hongkang Zhang, Shao-Lun Huang*. Improved fuzzy C-means clustering algorithm based on fuzzy particle swarm optimization for solving data clustering problems // *Mathematics and Computers in Simulation*. – July 2025. – Vol. 233. – P. 311-329. – <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2025.02.012>.
6. *Guangchuan Hu, Amin Rezaeiapanah*. Noise-robust semi-supervised clustering learning framework considering weighted consensus and pairwise similarities // *Neurocomputing*. Available online 16 February 2025, 129700. – <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.129700>.
7. *Jun Ye, Zhaowang Hu, Zhengqi Zhang*. General-purpose multi-user privacy-preserving outsourced k-means clustering // *Journal of Information Security and Applications*. – March 2025. – Vol. 89, 103976. – <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2025.103976>.
8. *Guohui Ding, Yankai Wang, Chenyang Li, Haohan Sun, Cailong Li, Lei Wang, Haijun Yin, Tiantian Huang*. HSCFC: High-dimensional streaming data clustering algorithm based on feedback control system // *Future Generation Computer Systems*. – September 2023. – Vol. 146. – P. 156-165. – <https://doi.org/10.1016/j.future.2023.04.008>.
9. *Lei Li, Xiao-Li Yin, Xin-Chun Jia, Behrooz Sobhani*. Day ahead powerful probabilistic wind power forecast using combined intelligent structure and fuzzy clustering algorithm // *Energy*. – 2020. – Vol. 192. – 116498. – <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116498>.
10. *Mao Yang, Chaoyu Shi, Huiyu Liu*. Day-ahead wind power forecasting based on the clustering of equivalent power curves // *Energy*. – 1 March 2021. – Vol. 218. – 119515. – <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119515>.
11. *Tao Tan, Tao Zhao*. A data-driven fuzzy system for the automatic determination of fuzzy set type based on fuzziness // *Information Sciences*. – September 2023. – Vol. 642. – 119173. – <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119173>.
12. *Fan Z., Chiong R., Hu Z., Lin Y.* A multi-layer fuzzy model based on fuzzy-rule clustering for prediction tasks // *Neurocomputing*. – 2020. – <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.031>.
13. *Raul Ruiz de la Hermosa Gonzalez-Carrato*. Wind farm monitoring using Mahalanobis distance and fuzzy clustering // *Renewable Energy*. – 2018. – 123. – P. 526-540.
14. *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. – P. 25-32.
15. *Mayank Baranwal and Srinivasa Salapaka*. Clustering and supervisory voltage control in power systems // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. – July 2019. – Vol. 109. – P. 641-651. – <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.02.025>.
16. *Guanhao Liang, Haotian Liao, Zhaoyang Huang, Xiaoli Li*. Abnormal discharge detection using adaptive neuro-fuzzy inference method with probability density-based feature and modified subtractive clustering // *Neurocomputing*. – September 2023. – Vol. 551, 28. – <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126513>.
17. *Zhongwei Zhang, Mohammed Al-Bahrani, Behrooz Ruhani, Hossein Heybatian Ghalehsalimi, Nastaran Zandy Ilghani, Hamid Maleki, Nafis Ahmad, Navid Nasajpour-Esfahani, Davood Toghraie*. Optimized ANFIS models based on grid partitioning, subtractive clustering, and fuzzy C-means to precise prediction of thermophysical properties of hybrid nanofluids // *Chemical Engineering Journal*. – September 2023. – Vol. 471, 1. – <https://doi.org/10.1016/j.cej.2023.144362>.
18. *Naghme Jafarzade, Ozgur Kisi, Mahmood Yousefi, Mansour Baziar, Vahide Oskoei, Nilufar Marufi, Ali Akbar Mohammadi*. Viability of two adaptive fuzzy systems based on fuzzy c means and subtractive clustering methods for modeling Cadmium in groundwater resources // *Heliyon*. – August 2023. – Vol. 9, Issue 8. – <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18415>.
19. *Md. Faiyaz Ahmed Limon, Rhydita Shahrin Upoma, Nomita Sinha, Shristi Roy Swarna, Bidyut Kanti Nath, Kulsuma Khanum, Md Jubaer Rahman, Md. Shahid Iqbal*. Grey wolf optimization-based fuzzy-PID controller for load frequency control in multi-area power systems // *Journal of Automation and Intelligence*. Available online 8 January 2025. – <https://doi.org/10.1016/j.jai.2025.01.002>.
20. *Игнатъева А.С.* Нечеткая кластеризация как способ повышения эффективности управления в автоматических системах // *Программные продукты и системы*. – 2024. – Т. 37, № 4. – С. 566-575. – DOI: 10.15827/0236-235X.148.566-575.

21. *Игнатъев В.В.* Методы управления техническими объектами с помощью интеллектуальных регуляторов на основе самоорганизации баз знаний: монография. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2020. – 142 с. – ISBN 978-5-9275-3562-0. – DOI: 10.18522/801273622.
22. *Игнатъева А.А., Спиридонов О.Б., Игнатъев В.В., Шаповалов И.О., Соловьев В.В.* Оптимизация базы правил нечеткого регулятора на основе методов кластеризации // Тр. конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS&IT'18». Научное издание в 3-х т. Т. 2. – Таганрог: Изд-во Ступина С.А., 2018. – 418 с. – ISBN 978-5-6041321-4-2, ISBN 978-5-6041321-6-6 (Т. 2). – С. 35-44.

REFERENCES

1. *Siavash Shirali, Saeed Zolfaghari Moghaddam, Mortaza Aliasghary.* An interval Type-2 fuzzy Fractional-Order PD-PI controller for frequency stabilization of islanded microgrids optimized with CO algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, March 2025, Vol. 164, 110422. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2024.110422>.
2. *Mohamed I. Abdo, Emad A. Elsheikh.* Optimization of a fractional-order interval type-2 fuzzy PID controller based on BBO for real-time applications, *Franklin Open*, September 2024, Vol. 8, 100121. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.fraope.2024.100121>.
3. *Xuguang Chai, Yalin Wu, Lei Feng.* Energy-efficient scalable routing algorithm based on hierarchical agglomerative clustering for Wireless Sensor Networks, *Alexandria Engineering Journal*, May 2025, Vol. 120, pp. 95-105. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2025.02.018>.
4. *Mingyang Geng, Yuying Shang, Shiyu Xiang, Jiachen Wang, Lei Wang, Huaibo Song.* Using improved density peak clustering algorithm for flower cluster identification and apple central and peripheral flower detection, *Computers and Electronics in Agriculture*, May 2025, Vol. 232, 110095. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110095>.
5. *Hongkang Zhang, Shao-Lun Huang.* Improved fuzzy C-means clustering algorithm based on fuzzy particle swarm optimization for solving data clustering problems, *Mathematics and Computers in Simulation*, July 2025, Vol. 233, pp. 311-329. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2025.02.012>.
6. *Guangchuan Hu, Amin Rezaeipanah.* Noise-robust semi-supervised clustering learning framework considering weighted consensus and pairwise similarities, *Neurocomputing*. Available online 16 February 2025, 129700. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.129700>.
7. *Jun Ye, Zhaowang Hu, Zhengqi Zhang.* General-purpose multi-user privacy-preserving outsourced k-means clustering, *Journal of Information Security and Applications*, March 2025, Vol. 89, 103976. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2025.103976>.
8. *Guohui Ding, Yankai Wang, Chenyang Li, Haohan Sun, Cailong Li, Lei Wang, Haijun Yin, Tiantian Huang.* HSCFC: High-dimensional streaming data clustering algorithm based on feedback control system, *Future Generation Computer Systems*, September 2023, Vol. 146, pp. 156-165. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.future.2023.04.008>.
9. *Lei Li, Xiao-Li Yin, Xin-Chun Jia, Behrooz Sobhani.* Day ahead powerful probabilistic wind power forecast using combined intelligent structure and fuzzy clustering algorithm, *Energy*, 2020, Vol. 192, 116498. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116498>.
10. *Mao Yang, Chaoyu Shi, Huiyu Liu.* Day-ahead wind power forecasting based on the clustering of equivalent power curves, *Energy*, 1 March 2021, Vol. 218, 119515. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119515>.
11. *Tao Tan, Tao Zhao.* A data-driven fuzzy system for the automatic determination of fuzzy set type based on fuzziness, *Information Sciences*, September 2023, Vol. 642, 119173. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119173>.
12. *Fan Z., Chiong R., Hu Z., Lin Y.* A multi-layer fuzzy model based on fuzzy-rule clustering for prediction tasks, *Neurocomputing*, 2020. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.031>.
13. *Raul Ruiz de la Hermosa Gonzalez-Carrato.* Wind farm monitoring using Mahalanobis distance and fuzzy clustering, *Renewable Energy*, 2018, 123, pp. 526-540.
14. *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, pp. 25-32.
15. *Mayank Baranwal and Srinivasa Salapaka.* Clustering and supervisory voltage control in power systems, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, July 2019, Vol. 109, pp. 641-651. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.02.025>.
16. *Guanhao Liang, Haotian Liao, Zhaoyang Huang, Xiaoli Li.* Abnormal discharge detection using adaptive neuro-fuzzy inference method with probability density-based feature and modified subtractive clustering, *Neurocomputing*, September 2023, Vol. 551, 28. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126513>.

17. Zhongwei Zhang, Mohammed Al-Bahrani, Behrooz Ruhani, Hossein Heybatian Ghalehsalimi, Nastaran Zandy Ilghani, Hamid Maleki, Nafis Ahmad, Navid Nasajpour-Esfahani, Davood Toghraie. Optimized ANFIS models based on grid partitioning, subtractive clustering, and fuzzy C-means to precise prediction of thermophysical properties of hybrid nanofluids, *Chemical Engineering Journal*, September 2023, Vol. 471, 1. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cej.2023.144362>.
18. Naghmeh Jafarzade, Ozgur Kisi, Mahmood Yousefi, Mansour Baziar, Vahide Oskoei, Nilufar Marufi, Ali Akbar Mohammadi. Viability of two adaptive fuzzy systems based on fuzzy c means and subtractive clustering methods for modeling Cadmium in groundwater resources, *Heliyon*, August 2023, Vol. 9, Issue 8. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18415>.
19. Md. Faiyaj Ahmed Limon, Rhydita Shahrin Upoma, Nomita Sinha, Shristi Roy Swarna, Bidyut Kanti Nath, Kulsuma Khanum, Md Jubaer Rahman, Md. Shahid Iqbal. Grey wolf optimization-based fuzzy-PID controller for load frequency control in multi-area power systems, *Journal of Automation and Intelligence*. Available online 8 January 2025. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jai.2025.01.002>.
20. Ignat'eva A.S. Nechetkaya klasterizatsiya kak sposob povysheniya effektivnosti upravleniya v avtomaticheskikh sistemakh [Fuzzy clustering as a way to improve control efficiency in automatic systems], *Programmnye produkty i sistemy* [Software Products and Systems], 2024, Vol. 37, No. 4, pp. 566-575. DOI: 10.15827/0236-235X.148.566-575.
21. Ignat'ev V.V. Metody upravleniya tekhnicheskimi ob"ektami s pomoshch'yu intellektual'nykh regulyatorov na osnove samoorganizatsii baz znaniy: monografiya [Methods of controlling technical objects using intelligent controllers based on self-organization of knowledge bases: monograph]. Rostov-on-Don; Taganrog: Izd-vo YuFU, 2020, 142 p. ISBN 978-5-9275-3562-0. DOI: 10.18522/801273622.
22. Ignat'eva A.A., Spiridonov O.B., Ignat'ev V.V., Shapovalov I.O., Solov'ev V.V. Optimizatsiya bazy pravil nechetkogo regulyatora na osnove metodov klasterizatsii [Optimization of the rule base of a fuzzy controller based on clustering methods], *Tr. kongressa po intellektual'nyim sistemam i informatsionnym tekhnologiyam «IS&IT'18»*. Nauchnoe izdanie v 3-kh t. T. 2 [Proceedings of the Congress on Intelligent Systems and Information Technologies "IS&IT'18". Scientific publication in 3 vol. Vol. 2]. Taganrog: Izd-vo Stupina S.A., 2018, 418 p. ISBN 978-5-6041321-4-2, ISBN 978-5-6041321-6-6 (Vol. 2). S. 35-44.

Игнат'ева Александра Сергеевна – Южный федеральный университет; e-mail: alexandra_25@mail.ru; г. Таганрог, Россия; кафедра систем автоматизированного управления; соискатель.

Шадрина Валентина Вячеславовна – Южный федеральный университет; e-mail: vvshadrina@sfnu.ru; г. Таганрог, Россия; кафедра систем автоматического управления; к.т.н., зав. кафедрой.

Игнат'ев Владимир Владимирович – Южный федеральный университет; e-mail: vvignatev@sfnu.ru; г. Таганрог, Россия; к.т.н.; в.н.с.

Максимов Александр Викторович – Южный федеральный университет; e-mail: avmaksimov@sfnu.ru; кафедра встраиваемых и радиоприемных систем; к.т.н.; доцент.

Ignatyeva Alexandra Sergeevna – Southern Federal University; e-mail: alexandra_25@mail.ru; Taganrog, Russia; the Department of Automated Control Systems; applicant.

Shadrina Valentina Vyacheslavovna – Southern Federal University; e-mail: vvshadrina@sfnu.ru; Taganrog, Russia; the Department of Automatic Control Systems; cand. of eng. sc.; head of the department.

Ignatyev Vladimir Vladimirovich – Southern Federal University; e-mail: vvignatev@sfnu.ru; Taganrog, Russia; cand. of eng. sc.; leading researcher.

Maksimov Aleksandr Victorovich – Southern Federal University, e-mail: avmaksimov@sfnu.ru; Taganrog, Russia; the Department of Embedded and Radio Receiving Systems; cand. of eng. sc.; associate professor.