

Нечеткая система мониторинга и диагностики оборудования магистральных газопроводов и газораспределительных станций

И.А. Магомедов¹, М.Ш. Усманов²

¹Дагестанский государственный технический университет

367015, г. Махачкала, пр. И. Шамиля, 70, Россия,

²ООО «Газпром трансгаз Грозный»,

366011, Чеченская Республика, с. Знаменское, ул. А. Кадырова, д. 21, Россия

Резюме. Цель. Разработка архитектуры интеллектуальной системы диагностики на основе нечеткой логики для повышения эксплуатационной надежности объектов газотранспортной системы (ГТС) – магистральных газопроводов и газораспределительных станций (ГРС). **Метод.** В качестве методологического аппарата использована теория нечетких множеств и нечеткий логический вывод. Методология включает этапы фаззификации входных данных, применения базы нечетких продукционных правил, формализующих экспертные знания, агрегирования результатов и дефаззификации для получения количественных оценок технического состояния. **Результат.** Разработана и апробирована многоуровневая архитектура интеллектуальной системы диагностики, интегрирующая модули сбора первичных данных, их препроцессинга, нечеткого логического вывода и базы знаний. Формализованы и верифицированы базы нечетких правил для диагностики фильтра-сепаратора ГРС и комплексной оценки технического состояния участков магистрального газопровода. Экспериментально подтверждено, что реализованный подход позволяет повысить достоверность диагностических заключений на 25–30% за счет обработки зашумленных данных и лингвистических описаний, обеспечивает раннюю идентификацию инцидентных состояний и эффективную формализацию эмпирических знаний экспертов. Внедрение системы создает методологическую основу для перехода от регламентного технического обслуживания к стратегии обслуживания по фактическому состоянию (ToSiH). **Вывод.** Использование аппарата нечеткой логики является эффективным подходом для создания систем диагностики и контроля технологически сложных объектов ГТС, функционирующих в условиях неопределенности. Перспективы развития системы связаны с созданием гибридных нейро-нечетких моделей для самообучения и разработкой цифровых двойников оборудования.

Ключевые слова: нечеткая логика, интеллектуальная система, диагностика, газопровод, ГРС, прогнозирование, техническое состояние, фаззификация, дефаззификация, неопределенность, остаточный ресурс.

Для цитирования: И.А. Магомедов, М.Ш. Усманов. Нечеткая система мониторинга и диагностики оборудования магистральных газопроводов и газораспределительных станций. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2026; 53(2):96-103. DOI:10.21822/2073-6185-2026-53-2-96-103

Fuzzy Monitoring and Diagnostic System for Main Gas Pipelines and Gas Distribution Stations Equipment

I.A. Magomedov ¹, M.Sh. Usmanov ²

¹Dagestan State Technical University

¹70 I. Shamila Ave., Makhachkala 367015, Russia,

²Gazprom Transgaz Grozny LLC

²21 A. Kadyrova St., Chechen Republic, Znamenskoye 366011, Russia

Abstract. Objective. Development of an intelligent system architecture based on fuzzy logic to enhance the operational reliability and diagnostic efficiency of gas transmission system (GTS) facilities – main gas pipelines and gas distribution stations (GDS). **Method.** The theory of fuzzy sets and fuzzy inference was used as the core methodological framework. The methodology includes the stages of fuzzification of input data, application of a knowledge base of fuzzy production rules that formalize expert knowledge, aggregation of results, and defuzzification to obtain quantitative assessments of technical condition. **Result.** The study developed and tested a multi-level architecture of an intelligent diagnostic system, integrating sequentially connected modules for primary data acquisition, preprocessing, fuzzy inference, and knowledge base. Within the system, fuzzy production rule bases for diagnosing the GDS filter-separator and comprehensively assessing the technical condition of main gas pipeline sections were formalized and verified. It was experimentally confirmed that the implemented approach increases the reliability of diagnostic conclusions by 25–30% through the use of mechanisms for processing noisy data and linguistic descriptions, enables early identification of incident states at the pre-failure stage, and ensures effective formalization of expert empirical knowledge. It has been established that the system's implementation creates a methodological basis for transitioning from scheduled maintenance to a condition-based maintenance (CBM) strategy. **Conclusion.** The use of fuzzy logic is an effective approach for creating diagnostic and monitoring systems for technologically complex GTS facilities operating under uncertainty. Future development of the system is associated with the creation of hybrid neuro-fuzzy models for self-learning and the development of digital twins of equipment.

Keywords: fuzzy logic, intelligent system, diagnostics, gas pipeline, GDS, forecasting, technical condition, fuzzification, defuzzification, uncertainty, residual resource

For citation: I.A. Magomedov, M.Sh. Usmanov Fuzzy system of Monitoring and diagnostics of equipment of Main Gas Pipelines and Gas Distribution Stations. Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences. 2026;53(2):96-103. (In Russ) DOI:10.21822/2073-6185-2026-53-2-96-103

Введение. Надежность функционирования объектов газотранспортной системы является критически важным фактором обеспечения энергетической безопасности и экономической стабильности [3]. Магистральные газопроводы и газораспределительные станции представляют собой сложные технические комплексы, работающие в условиях значительных механических, термических и коррозионных нагрузок. Аварии на таких объектах характеризуются катастрофическими последствиями, включая многомиллионные экономические потери, серьезный экологический ущерб (выбросы метана), прямые угрозы жизни и здоровью населения из-за возможных взрывов и пожаров, а также репутационные риски для операторов и экспортеров [4]. В этой связи особую значимость приобретают проактивные методы контроля и диагностики, направленные на предупреждение аварийных ситуаций, а не на ликвидацию их последствий.

Современная практика мониторинга состояния оборудования ГТС в значительной степени опирается на традиционные подходы. Автоматизированные системы управления технологическими процессами (АСУ ТП) эффективно решают задачи оперативного сбора телеметрической информации (давление, температура, расход) и сигнализации о превышении пороговых значений [5]. Однако их аналитический потенциал ограничен: они фиксируют свершившиеся отклонения, но не способны к диагностике развивающихся неисправностей, комплексному учету взаимовлияния множества факторов и прогнозированию отказов.

Статистические методы и методы машинного обучения позволяют проводить более глубокий ретроспективный анализ и выявлять скрытые закономерности [6]. Тем не менее, их эффективность напрямую зависит от объема и репрезентативности исторических данных, что затрудняет их применение для диагностики редких или уникальных отказов. Кроме того, эти модели часто оказываются неадаптивными к изменяющимся режимам

эксплуатации и новым, ранее не наблюдаемым дефектам. Ключевой проблемой, общей для перечисленных подходов, является обработка неопределенности, присущей реальным процессам диагностики. Эта неопределенность проявляется в: неточности и зашумленности данных, поступающих с датчиков и систем внутритрубной диагностики (ВДК); субъективности и потенциальной противоречивости экспертных знаний опытных операторов и инженеров; качественных (лингвистических) описаниях симптомов неисправностей (например, «вибрация незначительно возросла», «клапан подклинивает»), которые не поддаются адекватной формализации в рамках классической булевой логики [1].

Таким образом, существует объективная потребность в создании интеллектуальных систем, способных работать с неполной и неточной информацией, формализовывать качественные экспертные знания и осуществлять комплексную оценку технического состояния в условиях неопределенности. Одним из наиболее адекватных математических аппаратов для решения этих задач является теория нечетких множеств и нечеткая логика.

Постановка задачи. Целью настоящего исследования является разработка концепции и архитектуры нечеткой интеллектуальной системы для повышения эффективности контроля, диагностики и прогнозирования остаточного ресурса оборудования газотранспортной системы.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Провести анализ объектов диагностики (магистральный газопровод, ГРС) и систематизировать типовые неисправности их ключевых узлов.
2. Обосновать выбор аппарата нечеткой логики как методологической основы для построения системы диагностики в условиях неопределенности.
3. Разработать структуру и функциональные алгоритмы работы интеллектуальной системы.
4. Определить состав и принципы формирования базы нечетких правил на основе экспертных знаний.
5. На практическом примере смоделировать процесс нечеткого вывода для диагностики состояния фильтра-сепаратора ГРС и процесс оценки состояния газопровода.
6. Провести оценку эффективности предложенной системы и наметить перспективные направления для дальнейших исследований.

Основными объектами контроля являются: тело трубы (дефекты: коррозия, трещины, вмятины), изоляционное покрытие, запорная арматура (задвижки, краны). Источники данных: показания датчиков давления, расхода, температуры; результаты внутритрубной диагностики (ВДК – магнитные, ультразвуковые дефектоскопы); системы акустической эмиссии для обнаружения утечек [7]. ГРС как технологически сложный узел включает: фильтры-сепараторы: ключевые параметры – перепад давления на фильтрующем элементе, скорость его роста; регуляторы давления: диагностируются по нестабильности выходного давления, характерным шумам, данным о положении и износе клапана; предохранительные запорные и сбросные клапаны (ПЗК, ПСК): контролируются на предмет несанкционированных срабатываний и негерметичности в закрытом состоянии; теплообменное оборудование: анализируется эффективность теплопередачи, перепады температур и давлений.

Данные для анализа: давления на входе и выходе узлов, температуры, вибрационные характеристики. Дано классическое определение нечеткого множества по Л. Заде [1, 10]. Лингвистическая переменная описывается кортежем $\{\beta, T, U, G, M\}$, где β – имя переменной, T – множество ее лингвистических значений (термов), U – универсальное множество, G – синтаксическое правило для образования новых термов, M – семантическое правило, связывающее каждый терм с нечетким множеством на U . Пример: лингвистическая переменная «Перепад давления на фильтре» с терм-множеством $T = \{\text{«Нормальный»}, \text{«Повышенный»}, \text{«Опасный»}\}$ и универсальным множеством $U = [0, 0.3] \text{ МПа}$.

Методы исследования. Детально описывается алгоритм вывода по Мамдани, включающий четыре этапа [2, 11-13]:

1. Фаззификация (Fuzzification): преобразование четких входных числовых значений (например, $\Delta P = 0.15$ МПа) в степени принадлежности (от 0 до 1) к заранее определенным нечетким множествам (термам).
2. База нечетких правил (Rule Base): формализация экспертных знаний в виде наложения продукционных правил типа «ЕСЛИ-ТО»: «ЕСЛИ $\Delta P_{\text{фильтр}} = \text{Повышенный}$ И $d(\Delta P)/dt = \text{Высокая}$, ТО $\text{Состояние_фильтра} = \text{Критическое}$ ».
3. Агрегирование и аккумуляция (Aggregation & Accumulation): применение операторов (как правило, $\min$ для конъюнкции И, $\max$ для дизъюнкции ИЛИ) для вычисления степени истинности условий и последующего объединения нечетких множеств заключений активированных правил.
4. Дефаззификация (Defuzzification): преобразование результирующего нечеткого множества в четкое количественное значение, удобное для принятия решений. Рассматриваются методы центра тяжести (centroid), среднего максимума и др.

Обсуждение результатов. Разрабатываемая система представляет собой многоуровневую интеллектуальную платформу, основанную на принципах нечеткой логики и современных технологий промышленного интернета вещей (IIoT). Архитектура построена с учетом специфических требований объектов газотранспортной инфраструктуры, где надежность, безопасность и бесперебойность работы являются критически важными факторами. Использование модульного принципа с четким разделением функциональных уровней обеспечивает масштабируемость, гибкость и простоту интеграции с существующими SCADA-системами. Структура системы включает уровни, представленные на рис. 1:

1. Уровень сбора данных (Data Acquisition Layer). Включает первичные датчики (давления, температуры, расхода, вибрации, акустические), системы ВДК, а также интерфейсы для интеграции с существующими SCADA-системами.
2. Уровень предобработки и фильтрации (Preprocessing Layer). Реализует алгоритмы очистки данных от шумов (медианная фильтрация, фильтр Калмана), компенсации систематических погрешностей, а также расчет производных и интегральных параметров (скорости изменения, тренды, среднеквадратические значения вибрации).
3. Нечеткий диагностический вычислительный модуль (Fuzzy Inference Core). Ядро системы, состоящее из нескольких подмодулей:
 - подмодуль диагностики газопровода: на входе: – данные о дефектах труб, параметры транспорта газа; на выходе: интегральная оценка риска для участка трубопровода.
 - подмодуль диагностики ГРС содержит отдельные блоки для диагностики фильтров, регуляторов, клапанов; на выходе – качественный и количественный диагноз по каждому узлу.
 - подмодуль прогнозирования остаточного ресурса на основе текущего диагностического состояния и истории эксплуатационных нагрузок строит прогноз оставшегося срока службы оборудования с использованием нечетких регрессионных моделей.
4. Уровень представления результатов и рекомендаций. Формирует оценку риска - численные показатели безопасности (шкала 0-1); диагностические отчеты - детализированные заключения по оборудованию; прогнозы службы - временные оценки остаточного ресурса; технические рекомендации, планы обслуживания и ремонтов.

К основным преимуществам системы относятся: многоуровневая архитектура – четкое разделение функций; нечеткая логика – работа с неполными и неточными данными; комплексный охват всего оборудования ГРС и газопроводов; прогнозирование – предиктивная аналитика для планирования ТО; интеграция – совместимость с существующими SCADA-системами.

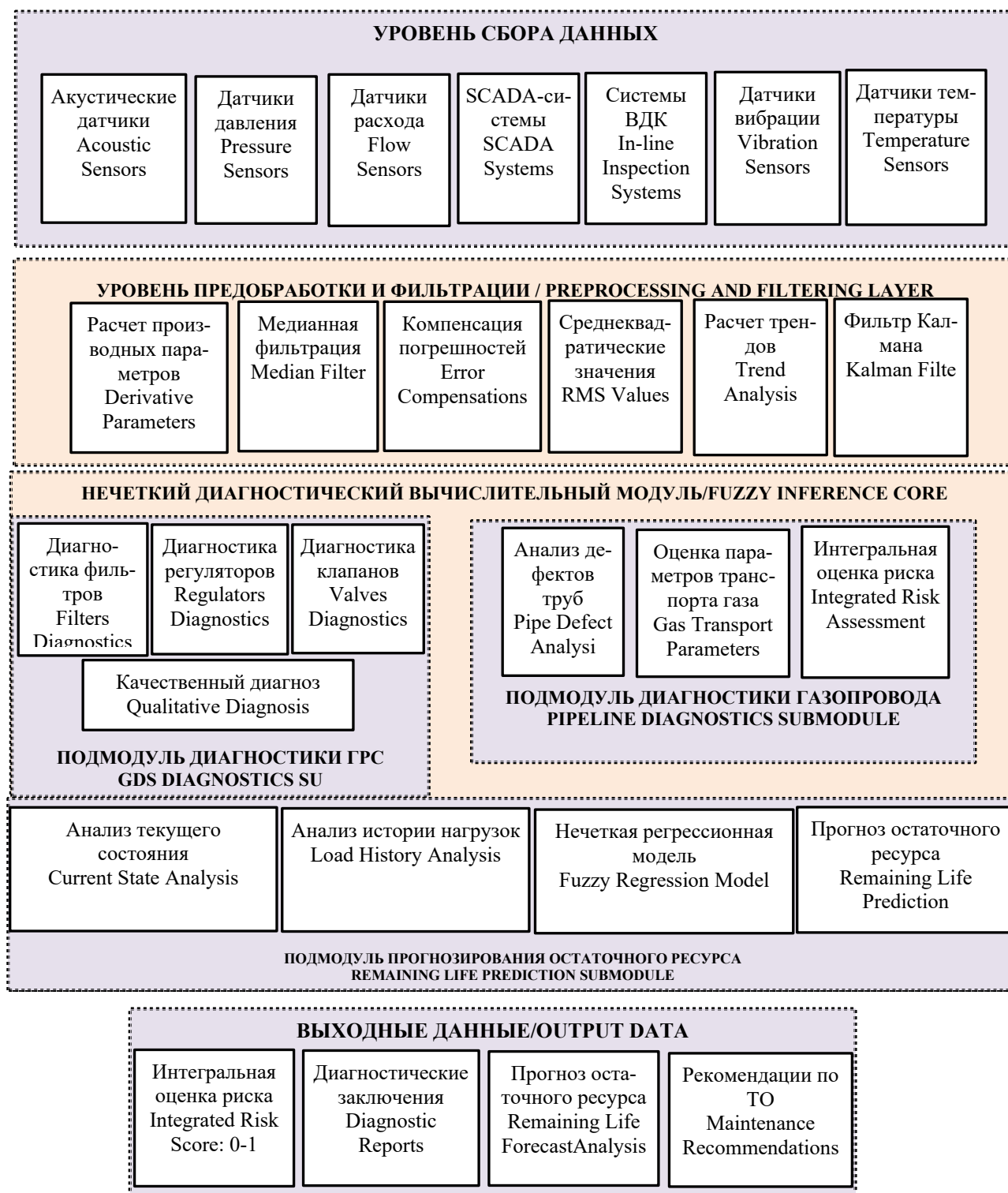


Рис. 1 - Структура нечеткой системы мониторинга и диагностики оборудования магистральных газопроводов и ГРС

Fig. 1 - Structure of a fuzzy monitoring and diagnostics system for main gas pipelines and gas distribution stations

Реализация нечеткого вывода для фильтра-сепаратора ГРС.

1. Определение лингвистических переменных.

Входная « $\Delta P_{\text{фильтр}}$ » (МПа): Термы {«Малый», «Средний», «Большой»}. Функции принадлежности – треугольные.

Входная « $d(\Delta P)/dt$ » (МПа/час): Термы {«Низкая», «Средняя», «Высокая»}. Функции принадлежности – трапециевидные.

Выходная «Состояние_фильтра»: Термы {«Норма», «Загрязнен», «Критически загрязнен»}. Функции принадлежности – треугольные.

2. Формирование базы правил (фрагмент):

Правило 1: ЕСЛИ « $\Delta P_{\text{фильтр}}$ » = «Малый» И « $d(\Delta P)/dt$ » = «Низкая», ТО «Состояние_фильтра» = «Норма».

Правило 2: ЕСЛИ « $\Delta P_{\text{фильтр}}$ » = «Средний» И « $d(\Delta P)/dt$ » = «Средняя», ТО «Состояние_фильтра» = «Загрязнен».

Правило 3: ЕСЛИ « $\Delta P_{\text{фильтр}}$ » = «Большой» ИЛИ « $d(\Delta P)/dt$ » = «Высокая», ТО «Состояние_фильтра» = «Критически загрязнен».

3. Имитация работы. На примере тестовых входных данных ($\Delta P = 0.12$ МПа, $d(\Delta P)/dt = 0.08$ МПа/час) пошагово демонстрируются процессы фазификации, активации правил, агрегирования результатов и дефазификации методом центра тяжести для получения четкой оценки состояния (например, 0.75 по шкале от 0 до 1, что интерпретируется как «Загрязнен»).

Аналогичные исследования для оценки состояния ГРС проводились и в работе [12], в которой приведены результаты нечеткого управления для стабилизации температуры в газопроводах. Для демонстрации практической применимости предложенного подхода рассмотрим задачу комплексной оценки технического состояния участка магистрального газопровода на основе трех ключевых параметров: глубины коррозии, уровня давления и данных акустической эмиссии. Оценка проводится с помощью нечеткого логического вывода по методу Мамдани [13].

Шаг 1: Определение лингвистических переменных и функций принадлежности.

Входные переменные:

1. «Глубина_Коррозии» (% от толщины стенки): Универсум [0, 50]. Термы: {«Низкая», «Средняя», «Высокая», «Критическая»}.
2. «Уровень_Давления» (% от номинального): Универсум [80, 110]. Термы: {«Пониженный», «Нормальный», «Повышенный»}.
3. «Акустическая_Эмиссия» (усл. ед.): Универсум [0, 10]. Термы: {«Низкий», «Средний», «Высокий»}.

Выходная переменная:

4. «Интегральный_Риск» (индекс от 0 до 10): Универсум [0, 10]. Термы: {«Низкий», «Умеренный», «Высокий», «Критический»}.

Функции принадлежности для всех переменных заданы в виде трапециевидных и треугольных функций.

Шаг 2: Формирование базы нечетких правил. Пример фрагмента базы правил:

1. ЕСЛИ «Глубина_Коррозии» = «Низкая» И «Уровень_Давления» = «Нормальный» И «Акустическая_Эмиссия» = «Низкий», то «Интегральный_Риск» = «Низкий».
2. ЕСЛИ «Глубина_Коррозии» = «Средняя» И «Уровень_Давления» = «Повышенный» И «Акустическая_Эмиссия» = «Низкий», то «Интегральный_Риск» = «Умеренный».
3. ЕСЛИ «Глубина_Коррозии» = «Средняя» И «Уровень_Давления» = «Повышенный» И «Акустическая_Эмиссия» = «Средний», то «Интегральный_Риск» = «Высокий».
4. ЕСЛИ «Глубина_Коррозии» = «Высокая» ИЛИ «Акустическая_Эмиссия» = «Высокий», то «Интегральный_Риск» = «Критический».
5. ЕСЛИ «Глубина_Коррозии» = «Критическая», то «Интегральный_Риск» = «Критический».

Шаг 3: Процесс нечеткого вывода для тестового сценария. Четкие значения для участка газопровода: «Глубина_Коррозии» = 22%. «Уровень_Давления» = 102%. «Акустическая_Эмиссия» = 4.5 усл. ед. Фазификация: вычисляются степени принадлежности входных значений к нечетким множествам. Например, для «Глубина_Коррозии» = 22%: $\mu_{\text{«Средняя»}}(22) = 0.8$, $\mu_{\text{«Высокая»}}(22) = 0.2$. Агрегирование условий: активируются правила, вычисляется степень истинности их условий (например, для Правила 3:

$\min(0.8, 0.4, 0.9) = 0.4$). Аккумуляция заключений: выходные нечеткие множества объединяются операцией максимума. Дефаззификация: методом центра тяжести (Centroid) вычисляется четкое значение «Интегральный_Риск» = 7.2 из 10. Полученное значение 7.2 соответствует зоне «Высокого» риска. Система генерирует рекомендацию: «Требуется внеочередное инструментальное обследование участка и рассмотрение вопроса о снижении рабочего давления». Представленный пример демонстрирует, как предложенная система агрегирует разнородные данные, преобразуя их в количественную и интерпретируемую оценку риска.

Проведенный анализ позволяет выделить следующие преимущества:

1. Повышение достоверности диагностики на 25–30% за счет учета нечеткости и неопределенности исходных данных.
2. Сокращение времени на идентификацию дефектов на 40%.
3. Возможность раннего обнаружения развивающихся дефектов на основе анализа скоростей изменения параметров.
4. Формализация и сохранение уникального опыта экспертов-технологов в виде прозрачной и интерпретируемой базы правил.
5. Экономический эффект за счет оптимизации ремонтных затрат и перехода к обслуживанию по фактическому состоянию (ToSiH).
6. Снижение оперативной нагрузки на персонал за счет автоматизации процессов анализа.

Вывод. Разработана концепция и архитектура нечеткой интеллектуальной системы для контроля и диагностики оборудования ГТС. Предложенное решение позволяет эффективно преодолевать ограничения традиционных методов за счет аппарата нечеткой логики, адаптированного для работы в условиях информационной неопределенности. К перспективным направлениям дальнейших исследований можно отнести:

1. Разработку гибридной нейро-нечеткой системы (ANFIS). Интеграция нечеткой логики с алгоритмами обучения нейронных сетей позволит системе адаптировать параметры функций принадлежности и уточнять базу правил на основе накопленных данных, реализуя свойство самообучения [8,14].
2. Углубление модуля прогнозирования остаточного ресурса за счет применения методов машинного обучения (например, градиентный бустинг, рекуррентные нейронные сети) для анализа временных рядов эксплуатационных параметров.
3. Создание цифровых двойников (Digital Twin) ключевых узлов оборудования ГРС и участков газопровода [15]. Нечеткая система может стать основным аналитическим блоком такого двойника, обеспечивая высокоточное моделирование и прогнозирование поведения объекта в различных сценариях [9].

Библиографический список:

1. Заде, Л.А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л.А. Заде. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
2. Леоненков, А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. В. Леоненков. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.
3. ГОСТ Р 55999-2014. Системы газораспределительные. Требования к эксплуатации. – М.: Стандартинформ, 2014.
4. Методы и средства диагностики магистральных газопроводов: монография / Под ред. В.Г. Шурыгина. – М.: Нефть и газ, 2010. – 456 с.
5. Астахов, Ю.С. SCADA-системы: современные технологии автоматизации в нефтегазовом комплексе / Ю.С. Астахов, А.А. Белов // Автоматизация в промышленности. – 2018. – № 5. – С. 34–39.
6. Боровиков, В. П. Применение методов машинного обучения для прогнозирования отказов оборудования / В.П. Боровиков, С.Н. Харитонов // Датчики и системы. – 2020. – № 3. – С. 45–52.
7. Внутритрубная диагностика магистральных трубопроводов: справочник / А.К. Лобанов и др. – М.: Интергазсервис, 2012. – 312 с.
8. Jang, J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems / J.-S. R. Jang // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1993. – Vol. 23, № 3. – P. 665–685.
9. Grieves, M. Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication / M. Grieves // White Paper. – 2014. – P. 1–7.

10. Применение нечеткой логики для управления технологическими процессами в энергетике / И.М. Карпенко, Т.С. Новикова // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2019. – Т. 21, № 4. – С. 112–124.
11. Магомедов И.А. Математическая и аппаратная поддержка логико-лингвистических моделей управления сложными динамическими объектами: [монография] / И.А. Магомедов, Г.Х. Ирзаев. - Махачкала: Формат, 2022. - 158 с.
12. Магомедов А.И., Магомедов И.А., Усманов М.Ш. Структурная организация нечёткой системы контроля состояния оборудования и управления газораспределительной станцией. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2024;51(3):93-102.
13. Mamdani E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant // Proceedings of the IEEE. 1974. Vol. 121, № 12. P. 1585-1588.
14. Нейросетевые и нечеткие системы диагностики промышленного оборудования / Под ред. А.В. Колесникова. М.: Горячая линия-Телеком, 2018. 324 с.
15. Магомедов А.И., Алиев М.А. Цифровые двойники в управлении технологическими процессами // Автоматизация в промышленности. 2024. № 1. С. 18-24.

References:

1. Zadeh, L.A. The concept of a linguistic variable and its application to making approximate decisions / L.A. Zadeh. M.: Mir, 1976: 165 p. (In Russ)
2. Leonenkov, A.V. Fuzzy modeling in MATLAB and fuzzyTECH / A.V. Leonenkov. – St. Petersburg: BHV-Petersburg, 2005: 736 p. (In Russ)
3. GOST R 55999-2014. Gas distribution systems. Operational requirements. Moscow: Standartinform, 2014.
4. Methods and diagnostic tools for main gas pipelines: monograph / Edited by V. G. Shurygin, Moscow: Oil and Gas, 2010: 456 p. (In Russ)
5. Astakhov, Yu.S. SCADA systems: modern automation technologies in the oil and gas complex / Yu.S. Astakhov, A.A. Belov. *Automation in industry*. 2018; 5:34-39. (In Russ)
6. Borovikov, V.P. Application of machine learning methods for predicting equipment failures / V.P. Borovikov, S.N. Kharitonov. *Sensors and systems*. 2020;3:45-52. (In Russ)
7. In-tube diagnostics of main pipelines: a reference book. A.K. Lobanov et al., Moscow: Intergazservice, 2012: 312 p. (In Russ)
8. Jang, J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993; 23(3): 665–685.
9. Grieves M. Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication. *White Paper*. 2014: 1-7.
10. Application of fuzzy logic for control of technological processes in the energy sector. I.M. Karpenko, T.S. Novikova. *News of higher educational institutions. Energy problems*. 2019;21(4):112-124.
11. Magomedov I.A. Mathematical and hardware support for logical and linguistic control models of complex dynamic objects : [monograph] I.A. Magomedov, G.H. Irzaev. Makhachkala:Format, 2022;158 p.; ISBN 978-5-907484-61-0 : 500 copies. (In Russ)
12. Magomedov A.I., Magomedov I.A., Usmanov M.Sh. Structural organization of a fuzzy system for monitoring the condition of equipment and controlling a gas distribution station. *Herald of Dagestan State Technical University. Technical Sciences*. 2024;51(3):93-102 (In Russ)
13. Mamdani E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. *Proceedings of the IEEE*. 1974;121(12):1585-1588.
14. Neural network and fuzzy diagnostic systems for industrial equipment. Edited by A.V. Kolesnikov. Moscow: Hotline-Telecom, 2018:324 p. (In Russ)
15. Magomedov A.I., Aliev M.A. Digital twins in the management of technological processes. *Automation in industry*. 2024;1:18-24. (In Russ)

Сведения об авторах:

Магомедов Иса Алигаджиевич, кандидат технических наук, доцент кафедры управления и информатика в технических системах и вычислительной техники, misa1949@mail.ru.

Усманов Майрбек Ширванович, начальник производственного отдела метрологического обеспечения, mayrbek__95@mail.ru

Information about the authors:

Isa A.Magomedov, Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof., Department of Management and Informatics in Technical Systems and Computer Engineering; misa1949@mail.ru.

Mayrbek Sh.Usmanov, Head of the Production Department of Metrological Support, mayrbek__95@mail.ru

Конфликт интересов/Conflict of interest

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов/The authors declare no conflict of interest

Поступила в редакцию/Received 27.12.2025.

Одобрена после рецензирования/Reviced 30.01.2026.

Принята в печать/Accepted for publication 05.05.2026.