

## ДВУХКРИТЕРИАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПРЕДИКТИВНОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ ОХЛАЖДАЮЩЕГО ОБОРУДОВАНИЯ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Р. Махмуд  
С.С. Гаврюшин

makhmudr@student.bmstu.ru  
gss@bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

---

### Аннотация

Рассмотрена двухкритериальная система предиктивного обслуживания охлаждающего оборудования (чиллеров), разработанная с использованием нечеткой логики, интегрирующей анализ текущего состояния оборудования и исторических данных об отказах, и реализованная в среде *LabVIEW*. Предложена архитектура, включающая в себя три взаимосвязанных нечетких контроллера: первый — обрабатывает текущие параметры (вибрацию компрессора, показатели температуры и давления), второй — анализирует исторические данные, третий — интегрирует результаты для формирования рекомендаций. Оптимизированная база правил (201 правило) позволяет классифицировать состояние оборудования без детализации конкретных уровней, что упрощает вычисления без потери точности. Система обеспечивает пятиуровневую классификацию состояния оборудования, что позволяет формировать целенаправленные рекомендации по техническому обслуживанию от планового наблюдения до срочного вмешательства. Экспериментальная проверка охлаждающего оборудования в больнице г. Эль-Кадмус (Сирийская Арабская Республика) подтвердила снижение на 29 % числа его отказов, сокращение на 35 % времени незапланированных простоев, повышение до 91,7 % точности предсказаний. Показаны преимущества предлагаемого подхода, основанного на разработанной двухкритериальной системе предиктивного обслуживания охлаждающего оборудования, по сравнению с традиционными методами и искусственными нейронными сетями в условиях

### Ключевые слова

*Предиктивное обслуживание, двухкритериальная система, нечеткая логика, поддержка решений, вибрационный анализ, тепловая эффективность, отказ*

неопределенности данных благодаря интерпретируемости и использованию экспертных знаний, что особенно важно для критических систем таких, как медицинское оборудование

Поступила 20.11.2025

Принята 14.05.2026

© Автор(ы), 2026

**Введение.** Охлаждающее оборудование (чиллеры) играет критическую роль в поддержании оптимальной рабочей среды на промышленных и коммерческих объектах. В результате обзора научных публикаций выявлено значимое ограничение существующих исследований — авторы работ сфокусированы либо исключительно на текущих параметрах оборудования, либо только на исторических данных. Например, в [1] приведены система на основе искусственной нейронной сети (ИНС) и ее эффективность, но сама система представляет собой «черный ящик» с ограниченной интерпретируемостью и использует только текущие параметры. Метод, основанный на исторических данных, рассмотренный в [2], не учитывает реального состояния оборудования. В то же время подходы, основанные исключительно на машинном обучении, могут иметь недостаточную интерпретируемость и сильную зависимость от качества и объема данных [3], что приводит к использованию гибридных или альтернативных подходов, таких как предложенная в [3] система, основанная на нечеткой логике.

Со времен первой промышленной революции обслуживание оборудования носило корректирующий характер, заключалось в устранении неисправностей после их возникновения, приоритет отдавался производственному процессу [4]. Однако растущая конкуренция и технологические сдвиги стимулировали переход к плановому обслуживанию оборудования для предотвращения сбоев и продления ресурса его работы.

В результате экономических исследований выявлено, что традиционные подходы к обслуживанию оборудования неэффективны и увеличивают затраты, что подтолкнуло к развитию предиктивного обслуживания — метода, снижающего издержки за счет прогнозирования отказов [5, 6].

Распространение интернета вещей IoT, облачных платформ и технологий в рамках Индустрии 4.0 усилило роль предиктивного обслуживания, интегрируя аналитику данных и системы оповещения для повышения конкурентоспособности компаний [5, 6]. В последние годы технологии искусственного интеллекта значительно улучшили точность и адаптивность таких систем [7]. Современные системы поддержки принятия решений, включая нечеткую логику, улучшают процессы обслуживания оборудования, особенно в условиях неопределенности данных, имитируя человеческое мышление для точных выводов.

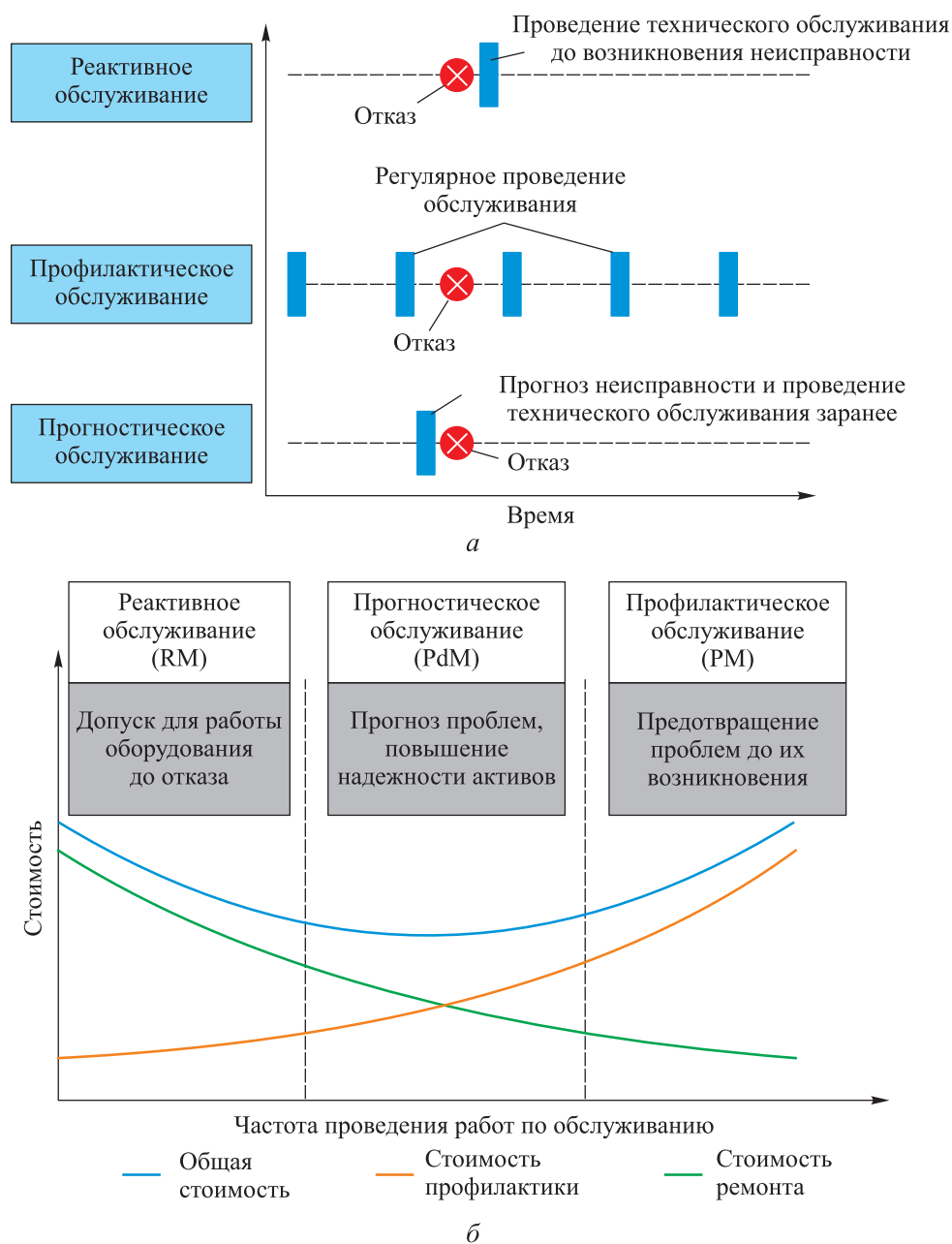
В отличие от существующих подходов в настоящей работе приведена двухкритериальная система предиктивного обслуживания оборудования, которая интегрирует анализ его текущего состояния и исторические данные об отказах в единой архитектуре. Разработанный подход, основанный на трех взаимосвязанных нечетких контроллерах и оптимизированной базе правил, преодолевает ограничения предыдущих исследований и обеспечивает более высокую точность прогнозирования при сохранении интерпретируемости результатов даже в условиях неопределенности данных.

*Цель настоящей работы* — показать результаты разработки двухкритериальной системы предиктивного обслуживания оборудования, основанной на нечеткой логике, интегрирующей анализ текущего состояния оборудования и исторические данные об отказах.

Теоретические основы предиктивного обслуживания оборудования, методология включения его в программы обслуживания, а также особенности применения нечеткой логики кратко рассмотрены далее, чтобы сформировать необходимый контекст для описания разработанной системы.

**Теоретические основы предиктивного обслуживания.** Предиктивное обслуживание оборудования представляет собой стратегию, отличающуюся от традиционных подходов, таких как реактивное и профилактическое обслуживание, своей способностью прогнозировать будущие отказы оборудования на основе анализа текущего состояния и исторических данных. В отличие от профилактического обслуживания, при котором, например, масло в двигателе меняют каждые 3000 км независимо от его фактического состояния, предиктивное обслуживание позволяет продлить его использование до 6000 км за счет постоянного контроля качества [8]. Эта стратегия обеспечивает оптимальный баланс между затратами на профилактику и ремонт. Показано, что программа предиктивного обслуживания оборудования обеспечивает экономию 12 % по сравнению с профилактическим обслуживанием и может достигать 40 % в оптимальных условиях [9].

Предиктивное обслуживание оборудования в контексте Индустрии 4.0 представляет собой интеграцию IoT, анализа данных и Big Data (большие данные) для мониторинга. Основные технологии, используемые в предиктивном обслуживании, включают в себя анализ вибраций [10], термографическое изображение, анализ трения и ультразвуковой анализ. Стратегии обслуживания RM, PM, PdM (реактивное, профилактическое, прогностическое обслуживание) приведены на рис. 1, а, взаимосвязь стоимости и объема работ при разных стратегиях обслуживания — на рис. 1, б.



**Рис. 1.** Стратегии обслуживания RM, PM, PdM (а); взаимосвязь стоимости и объема работ при разных стратегиях обслуживания (б)

Реактивное обслуживание оборудования имеет низкие затраты на профилактику, но высокую стоимость ремонта при отказе. Профилактическое обслуживание снижает частоту отказов, однако регулярные проверки уве-

личивают затраты на профилактику [8]. Предиктивное обслуживание обеспечивает оптимальный баланс между затратами на профилактику и ремонт оборудования, минимизируя общие издержки.

**Методология включения оборудования в обслуживание.** В зависимости от подхода к планированию и реализации работ методологии включения оборудования в обслуживание распределены по четырем уровням [11]:

- 1) уровень «по книге» основан на стандартных списках обслуживания;
- 2) эмпирический уровень основан на опыте и исторических данных;
- 3) индикаторный уровень основан на количественных показателях;
- 4) уровень, управляемый данными, основан на методах анализа больших данных, включая нечеткую логику, нейронные сети и машинное обучение.

**Нечеткая логика как метод решения задач обслуживания.** Нечеткая логика (FL) [12] представляет собой подход к работе с неопределенностью в принятии решений. Система нечеткой логики включает в себя входные данные, функции принадлежности, базу правил и механизм вывода. Четкие данные преобразуются в нечеткие, обрабатываются по заданным правилам и снова дефаззифицируются в четкий результат. Система нечеткой логики и ее основные компоненты (входные данные, функции принадлежности, база правил и механизм вывода) приведены на рис. 2.

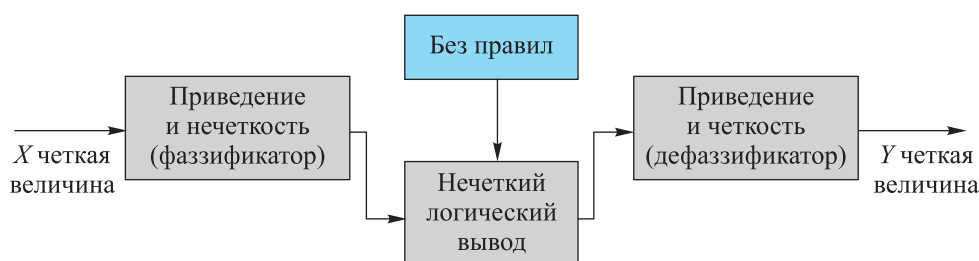


Рис. 2. Система нечеткой логики и ее основные компоненты

Увеличение числа правил повышает точность, но усложняет вычисления, поэтому оптимальное число правил определяется экспериментально [13]. Применение нечеткой логики в промышленности обеспечивает значительные технические и экономические преимущества, такие как повышение доступности оборудования, эффективности эксплуатации и снижение затрат. В предиктивном обслуживании система нечеткой логики успешно применяется для планирования профилактики в системах ERP (Enterprise Resource Planning) [14], диагностики высоковольтного оборудования [15], обслуживания текстильных машин [16] и шлифовальных ли-

ний [17], а также в системах защиты трансформаторов [18]. Система нечеткой логики, в отличие от ИНС, основана на четких правилах и экспертных знаниях, обеспечивая интерпретируемость и эффективную обработку неточных данных [19, 20].

**Материалы и методы, используемое оборудование и программная среда.** Для непрерывного контроля текущего состояния охлаждающего оборудования применялись датчик вибрации компрессора Wilcoxon PSS420AP-10-R6; датчик NTC температуры на входе и выходе теплообменника; термопреобразователи сопротивления RTD-PT100 для регистрации температуры электродвигателя; датчик давления Keller 400 бар, измеряющий давление нагнетания и всасывания хладагента [21].

Обработка сигналов, реализация нечеткого логического вывода и визуализация результатов выполнялись в среде графического программирования *LabVIEW* с использованием штатного модуля Fuzzy Logic Toolkit. Этот инструментальный позволил задавать функции принадлежности, формировать и редактировать базу правил, а также проводить дефазификацию.

**Объект и период эксперимента.** Система нечеткой логики прошла экспериментальную проверку на двух чиллерах в больнице г. Эль-Кадмус (Сирийская Арабская Республика). Эксперимент длился с 1 января по 31 декабря 2023 г., зафиксировано и обработано 120 прогнозных ситуаций.

**Методика построения и оптимизации базы нечетких правил.** В основе предлагаемой системы лежат три взаимосвязанных нечетких контроллера.

Первый контроллер оценивает текущее состояние по пяти параметрам (вибрация компрессора, разность температур теплоносителя, температура электродвигателя, давление нагнетания и давление всасывания).

Второй контроллер анализирует исторические показатели — среднее время между отказами, продолжительность работы в критических режимах, остаточный ресурс и изменение эффективности чиллера со временем.

Третий, интеграционный, контроллер на основе выходных сигналов первых двух вырабатывает итоговую рекомендацию по обслуживанию.

Для каждого входного параметра построены треугольные и трапециевидальные функции принадлежности, соответствующие лингвистическим оценкам (низкий, нормальный, высокий и т. п.). Первоначальная база правил первого контроллера содержала 243 логические комбинации ( $3^5$ ), а общее число правил во всей системе до оптимизации составляло 344. Затем экспертным путем исключались маловероятные комбинации, близкие по смыслу правила объединялись, а оставшийся набор правил структуриро-

вался иерархически. В результате оптимизированная база сократилась до 201 правила, что существенно упростило вычисления без потери точности.

Графический интерфейс системы, построенный с учетом современных принципов НМИ (Human-Machine Interface) отображает состояние чиллеров в реальном времени (рис. 3) с помощью цветовой индикации и текстовых подсказок.

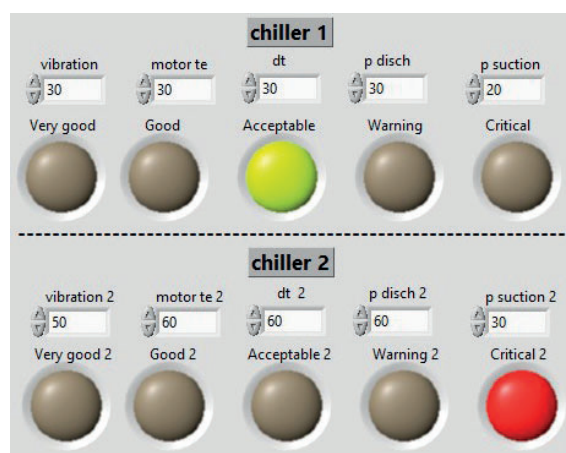


Рис. 3. Состояние чиллеров в реальном времени

Структура информационных потоков и взаимодействие модулей для двух одновременно обслуживаемых чиллеров приведены в виде блок-схемы на рис. 4.

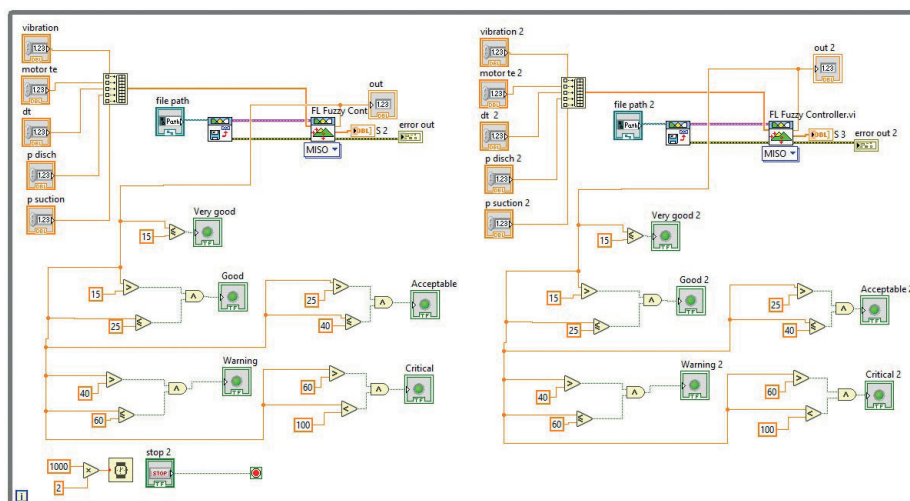


Рис. 4. Скриншот блок-схемы двух одновременно обслуживаемых чиллеров в среде LabVIEW

Детальная архитектура двухкритериальной модели, отражающая связи трех нечетких контроллеров, приведена на рис. 5.

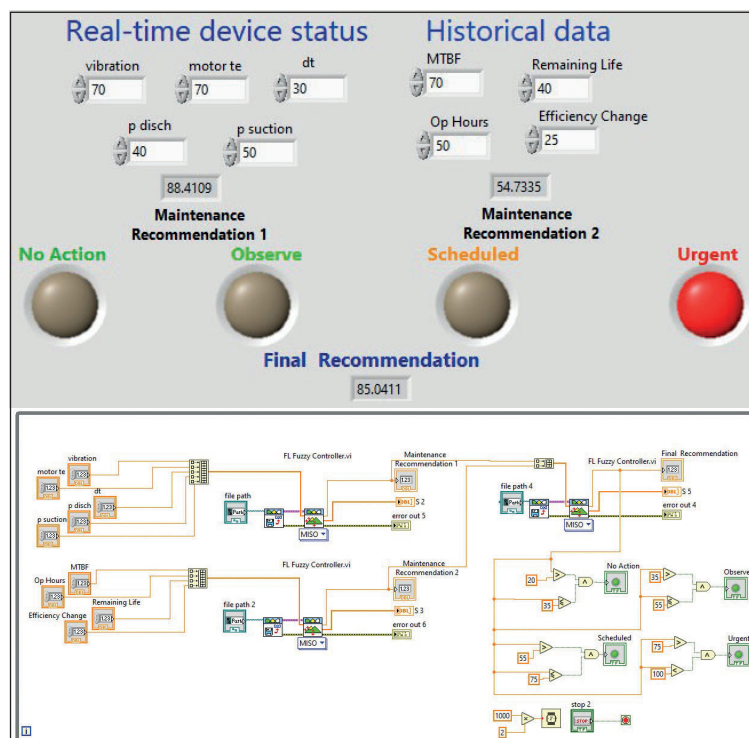


Рис. 5. Детальная архитектура двухкритериальной модели, отражающая связи трех нечетких контроллеров

Инструмент проектирования нечеткого контроллера в среде *LabVIEW* демонстрирует заданные функции принадлежности и результат дефаззификации для одного типового сценария (рис. 6).

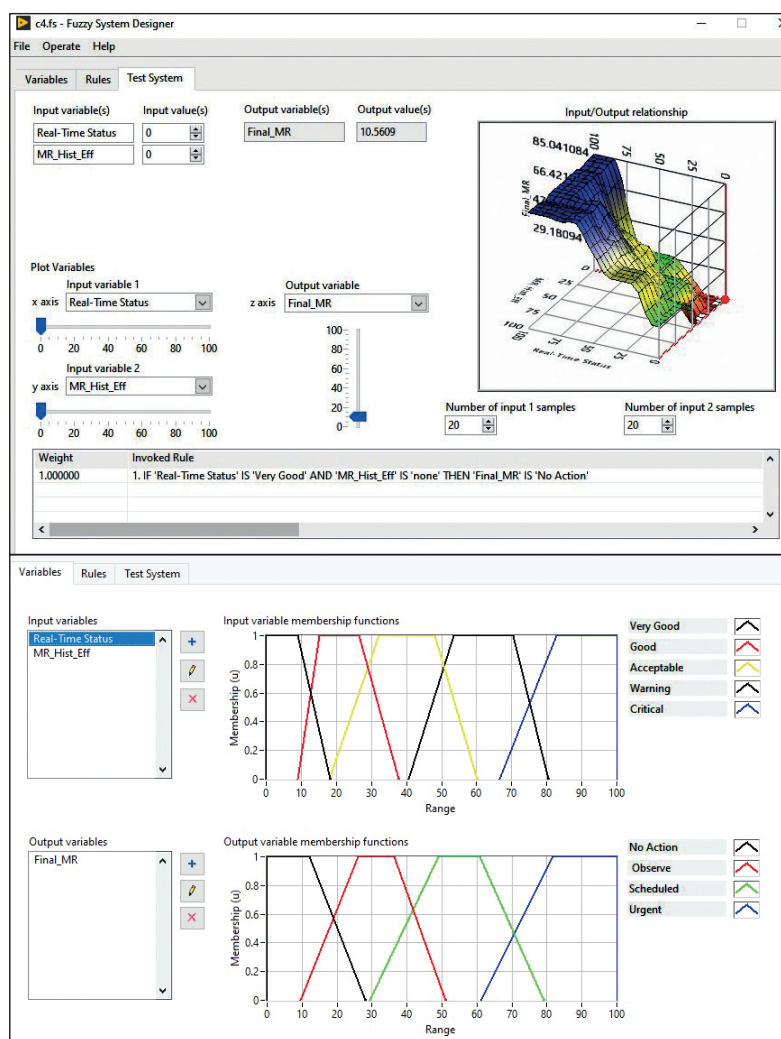
**Оцениваемые показатели.** Эффективность системы оценивалась по следующим показателям:

- число отказов оборудования за календарный год;
- точность прогнозирования (доля верно предсказанных событий);
- продолжительность незапланированных простоев.

Именно эти показатели наиболее наглядно характеризуют переход от планово-предупредительной стратегии к предиктивному обслуживанию.

**Результаты.** Экспериментальная проверка разработанной системы, выполненная на двух чиллерах в больнице г. Эль-Кадмус, дала следующие количественные показатели. Число отказов оборудования сократилось с 17 в предыдущем году до 12 в экспериментальном периоде, что соответствует снижению на 29,4 %. Точность прогнозирования, оцененная

по 120 зафиксированным ситуациям, составила 91,7 % (110 верных предсказаний). Продолжительность незапланированных простоев снизилась на 35 %, т. е. с 320 до 208 ч.



**Рис. 6.** Скриншот функции принадлежности и результата дефаззификации для одного типового сценария

Система классифицирует состояние оборудования по пяти уровням: 1) очень хорошее (числовая оценка 0...15 %); 2) хорошее (16...25 %); 3) допустимое (26...40 %); 4) предупреждающее (41...60 %); 5) критическое (> 61 %). Для каждого уровня вырабатываются соответствующие рекомендации по техническому обслуживанию — от планового осмотра раз в шесть месяцев до экстренного вмешательства в течение 24 ч.

Оптимизированная база нечетких правил, содержащая 201 правило, продемонстрировала полное покрытие типовых и критических эксплуатационных сценариев. Далее приведены два характерных правила, использованные в системе.

1. ЕСЛИ вибрация компрессора низкая, температура двигателя высокая, разность температур воды средняя, отклонение давления нагнетания нормальное И давление всасывания среднее, ТО выходной сигнал контроллера текущего состояния — предупреждение.

2. ЕСЛИ среднее время между отказами низкое, число часов работы в критическом режиме среднее, оставшееся время до конца срока службы короткое И изменение эффективности чиллера со временем большое, ТО рекомендация по обслуживанию — срочное вмешательство.

**Обсуждение полученных результатов.** Приведенные результаты демонстрируют существенные преимущества двухкритериальной системы по сравнению с традиционными, а также с системами, опирающимися исключительно на ИНС. Известные ИНС-решения, например, описанные в [1], эффективны, но функционируют как черный ящик с низкой интерпретируемостью и учитывают лишь текущие параметры оборудования. Методика, основанная на исторических данных [2], напротив, игнорирует актуальное техническое состояние. Системы, построенные исключительно на машинном обучении, часто критически зависят от объема и качества обучающей выборки и не обеспечивают прозрачности выводов [3].

Предлагаемая система устраняет указанные ограничения за счет одновременного использования двух информационных каналов — текущих измерений и накопленной истории отказов — и объединения их в рамках единой архитектуры с тремя нечеткими контроллерами. Такая двухуровневая структура повышает обоснованность решений, поскольку учитывает как мгновенное состояние агрегата, так и долгосрочные тенденции деградации. Для оборудования, эксплуатируемого в условиях циклических нагрузок и переменных режимов (чиллеры в медицинских учреждениях), этот фактор имеет первостепенное значение.

Применение нечеткой логики, базирующейся на четко сформулированных правилах и формализованных экспертных знаниях, обеспечило интерпретируемость результатов, а также возможность эффективной обработки неточных или неполных данных. В отличие от ИНС, требующих значительных вычислительных ресурсов и представительных обучающих выборок, разработанная система способна быстро принимать обоснованные решения с минимальным участием человека [19, 20]. Это важно для объектов здраво-

охранения, где критические ситуации требуют немедленных и прозрачных заключений о состоянии оборудования.

Отметим методический результат: сокращение исходной базы правил с 344 до 201 без потери точности прогнозов. Процедуру оптимизации, включающую в себя исключение маловероятных комбинаций, объединение правил с близкими посылками и иерархическую структуризацию, можно рекомендовать для других приложений, использующих нечеткий вывод в реальном времени, когда вычислительная простота так же важна, как и точность.

Наблюдаемое на практике уменьшение числа отказов и повышение точности прогнозирования хорошо согласуются с ожидаемым эффектом от внедрения предиктивного обслуживания на высокотехнологичных предприятиях [22]. Достигнутое сокращение внеплановых простоев напрямую отражает способность системы формировать своевременные и адресные рекомендации, предотвращая развитие неисправностей до критической стадии.

Совокупность экспериментальных данных и их анализ подтверждают, что предложенная двухкритериальная система на основе нечеткой логики успешно решает задачу интеграции текущего мониторинга и исторических данных, обеспечивая более высокую надежность, прозрачность и точность прогнозирования по сравнению с традиционными и однофакторными интеллектуальными методами.

**Заключение.** Разработана и внедрена двухкритериальная система предиктивного обслуживания оборудования на основе нечеткой логики, реализованная в среде *LabVIEW*. Предлагаемая система обеспечивает комплексный анализ как текущих параметров оборудования в режиме реального времени, так и исторических данных об отказах, что существенно повышает точность прогнозирования потенциальных неисправностей по сравнению с традиционными однофакторными методами, ориентированными либо только на текущее состояние, либо исключительно на эксплуатационный опыт.

Разработанная система предиктивного обслуживания оборудования реализована в виде трех взаимосвязанных нечетких контроллеров. Первый контроллер оценивает текущее техническое состояние по параметрам вибрации компрессора, температуре и давлению. Второй — анализирует исторические показатели, включая среднее время между отказами, наработку в критических режимах и деградацию эффективности. Третий, интеграционный, контроллер формирует окончательные рекомендации по обслужи-

ванию, учитывая и разрешая возможные противоречия между данными двух источников. Оптимизированная база правил, сокращенная с 344 до 201, обеспечивает высокую точность прогнозирования и полное покрытие типовых и критических эксплуатационных сценариев.

Экспериментальная проверка чиллеров в больнице г. Эль-Кадмус показала сокращение отказов на 29 %, позволила прогнозировать с точностью 91,7 % и снизить на 35 % внеплановые простои. Эти результаты подтверждают преимущества предлагаемой двухкритериальной системы предиктивного обслуживания оборудования на основе нечеткой логики по сравнению с традиционными методами и нейросетевыми решениями, особенно при неполноте данных и неопределенности.

В дальнейших исследованиях предполагается усовершенствовать модель, объединив глубокое обучение и нечеткую логику, включив критерии экономической значимости и безопасности, автоматически оптимизируя правила на основе машинного обучения и используя периферийные вычисления. Указанные меры позволяют повысить надежность и конкурентоспособность промышленных объектов в контексте Индустрии 4.0.

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] Rueda E., Tassou S.A., Grace I.N. Fault detection and diagnosis in liquid chillers. *Proc. Inst. Mech. Eng. E*, 2005, vol. 219, no. 2, pp. 117–125.  
DOI: <https://doi.org/10.1243/095440805X8575>
- [2] Wu Y., Maravelias C.T., Wenzel M.J., et al. Predictive maintenance scheduling optimization of building heating, ventilation, and air conditioning systems. *Energy Build.*, 2021, vol. 231, art. 110487. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110487>
- [3] Койбагаров М.К., Исабеков Ж.Н., Курмангалиева Л.А. и др. Разработка системы предиктивного обслуживания на основе машинного обучения. *Вестник Университета Шакарима. Технические науки*, 2025, № 2, с. 121–128.  
DOI: [https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-2\(18\)-14](https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-2(18)-14)
- [4] Thomas D.S., Weiss B.A. Economics of manufacturing machinery maintenance: a survey and analysis of U.S. costs and benefits. DOI: <https://doi.org/10.6028/NIST.AMS.100-34>
- [5] Poor P., Zenisek D., Basl J. Historical overview of maintenance management strategies: development from breakdown maintenance to predictive maintenance in accordance with four industrial revolutions. *Proc. Int. Conf. on Industrial Engineering and Operations Management*, 2019, pp. 495–504.
- [6] Yedurkar D.P., Schlech T., Sause M.G.R. A systematic review on smart and predictive maintenance in tool condition monitoring. *IEEE Access*, 2025, vol. 13, pp. 106259–106281.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3579204>

- [7] Соколович М.Г., Аксененко М.А., Захарьев В.А. Системы предиктивного обслуживания технологического оборудования на основе методов искусственного интеллекта. *ИТС 2024. Матер. Междунар. науч. конф.* Минск, БГУИР, 2024, с. 32–33.
- [8] Elias H. Predictive maintenance: techniques and applications in PLC and IoT — case study in Jableh Mill. Master's thesis. Damascus, SVU, 2021.
- [9] Ran Y., Zhou X., Lin P., et al. A survey on Intelligent Predictive Maintenance (IPdM) in the era of fully connected intelligence. *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, 2019, vol. 28, pp. 633–671. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2025.3567802>
- [10] Мынцов А.А., Мынцова О.В. Организация предиктивного обслуживания динамического оборудования. *Информатизация и системы управления в промышленности*, 2020, № 1, с. 50–53.
- [11] Mitrofan I.A., Emir D.M., Koulouriotis D.E. An industrial maintenance decision support system based on fuzzy inference to optimize scope definition. *Procedia Manuf.*, 2020, vol. 51, pp. 1538–1543. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.10.214>
- [12] Prommachan W., Pipathattakul M., Surin P., et al. Predictive maintenance model for rotating machinery using a fuzzy logic. *IEEE ICPEI*, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICPEI55293.2022.9987151>
- [13] Dutta S. Fuzzy logic applications: technological and strategic issues. *IEEE Trans. Eng. Manag.*, 1993, vol. 40, no. 3, pp. 237–254. DOI: <https://doi.org/10.1109/17.233185>
- [14] Fouad R.H., Samhouri M. A fuzzy logic approach for scheduling preventive maintenance in ERP systems. *Int. Conf. on Management and Service Science*, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICMSS.2011.5999330>
- [15] Frigura-Iliasa M., Simo A., Dzitac S., et al. Fuzzy-logic based diagnosis for high voltage equipment predictive maintenance. In: *Intelligent methods in computing, communications and control*. Springer, 2021, pp. 245–253. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-53651-0\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-53651-0_21)
- [16] Baban C., Baban M., Darius S.M. Using a fuzzy logic approach for the predictive maintenance of textile machines. *J. Intell. Fuzzy Syst.*, 2016, vol. 30, no. 2, pp. 999–1006. DOI: <https://doi.org/10.3233/IFS-151822>
- [17] Baban M., Baban C.F., Moisi B. A fuzzy logic-based approach for predictive maintenance of grinding wheels of automated grinding lines. *23rd MMAR*, 2018, pp. 483–486. DOI: <https://doi.org/10.1109/MMAR.2018.8486144>
- [18] Dapshima B., Chuupa Y.E., Chaturvedi S. Fault detection and protection of power transformer using fuzzy logic. *IJRASET*, 2023, vol. 11, no. 1, pp. 1816–1824. DOI: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.48748>
- [19] Pezeshki Z., Mazinani S.M. Comparison of artificial neural networks, fuzzy logic and neuro fuzzy for predicting optimization of building thermal consumption: a survey. *Artif. Intell. Rev.*, 2018, vol. 52, no. 1, pp. 495–525. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9630-6>
- [20] Singhal P., Shah D., Patel B. Temperature control using fuzzy logic. *IJICS*, 2014, vol. 4, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.5121/ijics.2014.4101>

[21] Мерфи К. Выбор подходящего датчика для предиктивного технического обслуживания. *Электроника: наука, технология, бизнес*, 2020, № 9, с. 96–103.

DOI: <https://doi.org/10.22184/1992-4178.2020.200.9.96.102>

[22] Яковлева М.В., Шалина А.И. Разработка рекомендаций по внедрению предиктивного обслуживания оборудования на высокотехнологичных предприятиях. *Вопросы инновационной экономики*, 2023, т. 13, № 3, с. 1531–1550.

DOI: <https://doi.org/10.18334/vines.13.3.118259>

**Махмуд Рами** — аспирант кафедры «Компьютерные системы автоматизации производства» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Гаврюшин Сергей Сергеевич** — д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой «Компьютерные системы автоматизации производства» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:**

Махмуд Р., Гаврюшин С.С. Двухкритериальная система предиктивного обслуживания охлаждающего оборудования на основе нечеткой логики. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2026, № 2 (155), с. 41–57. EDN: BGAPIG

**DUAL-CRITERIA PREDICTIVE MAINTENANCE SYSTEM  
FOR CHILLERS BASED ON FUZZY LOGIC**

**R. Mahmoud  
S.S. Gavryushin**

[makhmudr@student.bmstu.ru](mailto:makhmudr@student.bmstu.ru)  
[gss@bmstu.ru](mailto:gss@bmstu.ru)

**BMSTU, Moscow, Russian Federation**

**Abstract**

This article presents a dual-criteria predictive maintenance system for refrigeration units (chillers), developed using fuzzy logic and implemented in the *LabVIEW* environment. The objective of the research is to eliminate the shortcomings of traditional maintenance methods through the integration of analysis of the current equipment condition and historical failure data. To achieve this goal, an architecture is proposed, including three interconnected fuzzy controllers: the first processes current parameters (compressor vibration, temperature and pressure characteristics), the second analyzes historical data, and the third integrates the results to form recommendations. The optimized rule

**Keywords**

*Predictive maintenance, dual-criteria system, fuzzy logic, decision support, vibration analysis, thermal efficiency, failures*

base (201 rules) allows classifying the equipment condition without detailing specific levels, which simplifies calculations without loss of accuracy. The system provides a five-level classification of equipment condition, which allows forming targeted maintenance recommendations, from planned monitoring to emergency intervention. Experimental validation on refrigeration units (chillers) at Kadmous Hospital in Syria (2023–2024) confirmed a 29 % reduction in failures, 91.7 % prediction accuracy, and a 35 % reduction in unplanned downtime. The results demonstrate the advantages of the proposed approach over traditional methods and artificial neural networks under conditions of data uncertainty due to interpretability and the use of expert knowledge, which is especially important for critical systems such as medical equipment

Received 20.11.2025

Accepted 14.05.2026

© Author(s), 2026

---

## REFERENCES

- [1] Rueda E., Tassou S.A., Grace I.N. Fault detection and diagnosis in liquid chillers. *Proc. Inst. Mech. Eng. E*, 2005, vol. 219, no. 2, pp. 117–125.  
DOI: <https://doi.org/10.1243/095440805X8575>
- [2] Wu Y., Maravelias C.T., Wenzel M.J., et al. Predictive maintenance scheduling optimization of building heating, ventilation, and air conditioning systems. *Energy Build.*, 2021, vol. 231, art. 110487. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110487>
- [3] Koybagarov M.K., Isabekov Zh.N., Kurmangalieva L.A., et al. Development of a predictive maintenance system based on machine learning. *Vestnik Universiteta Shakarima. Tekhnicheskie nauki* [Bulletin of Shakarim University. Technical Sciences], 2025, no. 2, pp. 121–128 (in Russ.). DOI: [https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-2\(18\)-14](https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-2(18)-14)
- [4] Thomas D.S., Weiss B.A. Economics of manufacturing machinery maintenance: a survey and analysis of U.S. costs and benefits.  
DOI: <https://doi.org/10.6028/NIST.AMS.100-34>
- [5] Poor P., Zenisek D., Basl J. Historical overview of maintenance management strategies: development from breakdown maintenance to predictive maintenance in accordance with four industrial revolutions. *Proc. Int. Conf. on Industrial Engineering and Operations Management*, 2019, pp. 495–504.
- [6] Yedurkar D.P., Schlech T., Sause M.G.R. A systematic review on smart and predictive maintenance in tool condition monitoring. *IEEE Access*, 2025, vol. 13, pp. 106259–106281.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3579204>
- [7] Sokolovich M.G., Aksenenko M.A., Zakharyev V.A. [Systems of predictive maintenance of technological equipment based on artificial intelligence methods]. *ITS 2024. Mater. Mezhdunar. nauch. konf.* [ITS 2024. Proc. Int. Sc.-Tech. Conf.]. Minsk, BGUIR Publ., 2024, pp. 32–33 (in Russ.).

- [8] Elias H. Predictive maintenance: techniques and applications in PLC and IoT — case study in Jableh Mill. Master's thesis. Damascus, SVU, 2021.
- [9] Ran Y., Zhou X., Lin P., et al. A survey on Intelligent Predictive Maintenance (IPdM) in the era of fully connected intelligence. *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, 2019, vol. 28, pp. 633–671. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2025.3567802>
- [10] Myntsov A.A., Myntsova O.V. Organization of predictive maintenance of dynamic equipment. *Informatizatsiya i sistemy upravleniya v promyshlennosti*, 2020, no. 1, pp. 50–53 (in Russ.).
- [11] Mitrofani I.A., Emiris D.M., Koulouriotis D.E. An industrial maintenance decision support system based on fuzzy inference to optimize scope definition. *Procedia Manuf.*, 2020, vol. 51, pp. 1538–1543. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.10.214>
- [12] Prommachan W., Pipathattakul M., Surin P., et al. Predictive maintenance model for rotating machinery using a fuzzy logic. *IEEE ICPEI*, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICPEI55293.2022.9987151>
- [13] Dutta S. Fuzzy logic applications: technological and strategic issues. *IEEE Trans. Eng. Manag.*, 1993, vol. 40, no. 3, pp. 237–254. DOI: <https://doi.org/10.1109/17.233185>
- [14] Fouad R.H., Samhoury M. A fuzzy logic approach for scheduling preventive maintenance in ERP systems. *Int. Conf. on Management and Service Science*, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICMSS.2011.5999330>
- [15] Frigura-Iliasa M., Simo A., Dzitac S., et al. Fuzzy-logic based diagnosis for high voltage equipment predictive maintenance. In: *Intelligent methods in computing, communications and control*. Springer, 2021, pp. 245–253. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-53651-0\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-53651-0_21)
- [16] Baban C., Baban M., Suteu M.D. Using a fuzzy logic approach for the predictive maintenance of textile machines. *J. Intell. Fuzzy Syst.*, 2016, vol. 30, no. 2, pp. 999–1006. DOI: <https://doi.org/10.3233/IFS-151822>
- [17] Baban M., Baban C.F., Moisi B. A fuzzy logic-based approach for predictive maintenance of grinding wheels of automated grinding lines. *23rd MMAR*, 2018, pp. 483–486. DOI: <https://doi.org/10.1109/MMAR.2018.8486144>
- [18] Dapshima B., Chuupa Y.E., Chaturvedi S. Fault detection and protection of power transformer using fuzzy logic. *IJRASET*, 2023, vol. 11, no. 1, pp. 1816–1824. DOI: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.48748>
- [19] Pezeshki Z., Mazinani S.M. Comparison of artificial neural networks, fuzzy logic and neuro fuzzy for predicting optimization of building thermal consumption: a survey. *Artif. Intell. Rev.*, 2018, vol. 52, no. 1, pp. 495–525. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9630-6>
- [20] Singhala P., Shah D., Patel B. Temperature control using fuzzy logic. *IJICS*, 2014, vol. 4, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.5121/ijics.2014.4101>
- [21] Merfi K. Choosing the most suitable predictive maintenance sensor. *Elektronika: nauka, tehnologiya, biznes* [Electronics: Science, Technology, Business], 2020, no. 9, pp. 96–103 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.22184/1992-4178.2020.200.9.96.102>

[22] Yakovleva M.V., Shalina A.I. Developing recommendations for implementing predictive maintenance in high-tech companies. *Voprosy innovatsionnoy ekonomiki* [Russian Journal of Innovation Economics], 2023, vol. 13, no. 3, pp. 1531–1550 (in Russ.).

DOI: <https://doi.org/10.18334/vinec.13.3.118259>

**Mahmoud R.** — Post-Graduate Student, Department of Computer Systems of Production Automation, BMSTU (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Gavryushin S.S.** — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Head of the Department of Computer Systems of Production Automation, BMSTU (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Please cite this article in English as:**

Mahmoud R., Gavryushin S.S. Dual-criteria predictive maintenance system for chillers based on fuzzy logic. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2026, no. 2 (155), pp. 41–57 (in Russ.). EDN: BGAPIG