

УДК 519.5

Разработка трехкритериальной нечеткой модели для диагностики и оценки состояния оборудования в системах предиктивного обслуживания

Махмуд Рами

Гаврюшин Сергей Сергеевич (научный руководитель)

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Работа посвящена предиктивному обслуживанию (predictive maintenance, PdM) на промышленных предприятиях, его связи с технологиями Четвертой промышленной революции и влиянию на оптимизацию процессов и снижение затрат. Рассмотрено применение нечеткой логики (fuzzy logic, FL) в системах поддержки принятия решений и PdM, проанализированы преимущества и недостатки FL по сравнению с другими методами прогнозирования, такими как искусственные нейронные сети. Также обсуждаются перспективы развития FL для улучшения процессов PdM. Представлена нечеткая система предиктивного обслуживания, которая интегрирует данные о состоянии оборудования и исторические данные, учитывая критичность машин, а также нормы охраны труда и безопасности. Это позволяет существенно сократить затраты на техническое обслуживание, повысить надежность и доступность оборудования, обеспечить безопасность работников и минимизировать риск несчастных случаев.

Ключевые слова: предиктивное обслуживание, системы поддержки принятия решений, нечеткая логика, искусственные нейронные сети, безопасность оборудования

Введение. С эпохи Первой промышленной революции обслуживание носило корректирующий характер, фокусируясь на устранении неисправностей после их возникновения, в то время как приоритет отдавался производственному процессу [1]. Однако растущая конкуренция и технологические сдвиги стимулировали переход к плановому обслуживанию для предотвращения сбоев и продления ресурса оборудования.

Экономические исследования выявили, что традиционные подходы к обслуживанию неэффективны и увеличивают затраты, что подтолкнуло к развитию предиктивного обслуживания — метода, снижающего издержки за счет прогнозирования отказов [2].

Распространение IoT (Internet of Things), облачных платформ и технологий Четвертой промышленной революции усилило роль предиктивного обслуживания, интегрируя аналитику данных и системы оповещения для повышения конкурентоспособности компаний [2]. Современные системы поддержки решений, включая нечеткую логику (FL), улучшают процессы обслуживания, особенно в условиях неопределенности данных, имитируя человеческое мышление для точных выводов.

Предиктивное обслуживание. Предиктивное обслуживание отличается от традиционных стратегий, таких как профилактическое обслуживание, ана-

лизом данных о состоянии оборудования. Например, при профилактическом подходе масло в двигателе меняют каждые 3000–5000 км, тогда как предиктивное обслуживание позволяет продлить его использование до 6000 км за счет постоянного контроля качества [3]. На рис. 1, а показаны различия между стратегиями обслуживания.

Исследования показывают, что эффективная программа предиктивного обслуживания обеспечивает экономию 8–12 % по сравнению с профилактическим обслуживанием. На рис. 1, б отражена взаимосвязь между стоимостью, объемом работ и стратегиями обслуживания.

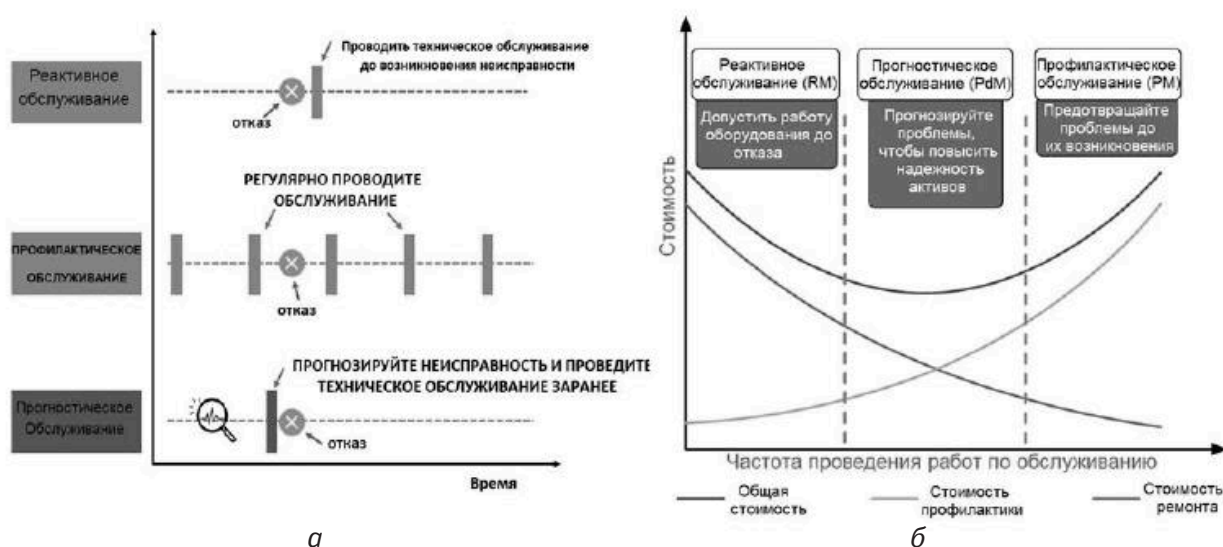


Рис. 1. Сравнение стратегий обслуживания:

а — разница между различными стратегиями обслуживания (RM, PM, PdM); б — сравнение различных стратегий RM, PM, PdM с точки зрения стоимости

Реактивное обслуживание (RM) имеет низкие затраты на профилактику, но высокую стоимость ремонта при отказе. Профилактическое обслуживание (PM) снижает частоту отказов, однако регулярные проверки увеличивают затраты [3]. Предиктивное обслуживание (PdM) обеспечивает оптимальный баланс между затратами на профилактику и ремонт, минимизируя общие издержки. Исследования показывают, что PdM позволяет экономить 30–40 % [4].

Предиктивное обслуживание в Четвертой промышленной революции (PdM 4.0) — часть Индустрии 4.0, использующая IoT, анализ данных и Big Data для мониторинга оборудования.

Под технологиями предиктивного обслуживания понимаются датчики и инструменты, которые постоянно считывают состояние машины. К таким технологиям относятся: анализ вибраций, термографическое изображение, анализ трения и ультразвуковой анализ.

Логика нечеткости и принятие решений в предиктивном обслуживании. Рассмотрено понятие предиктивного обслуживания и его значимость для промышленности. Остаются вопросы: какие методы прогнозирования используются? Как определить необходимость обслуживания и его сроки?

Для решения этих задач компании применяют системы поддержки принятия решений (DSS), которые повышают эффективность принятия решений в промышленности, экономя время и ресурсы [5]. Архитектура систем (DSS) включает математическую модель, пользовательский интерфейс, а также данные и пользователей [6].

Методологии включения оборудования в обслуживание. Методологии включения оборудования в проекты обслуживания делятся на четыре уровня, каждый со своими преимуществами и ограничениями [7]:

- уровень 1 — основывается на стандартных списках обслуживания;
- уровень 2 (эмпирический) — полагается на опыт и исторические данные, но не использует современные индикаторы;
- уровень 3 (индикаторный) использует количественные показатели, например «коэффициент обоснования (J Factor) в формуле»

$$J_{\text{фактор}} = \frac{\text{Несниженный фактор риска} - \text{Сниженный фактор риска}}{\text{Предполагаемая стоимость обслуживания}},$$

где если $J > 1.0$ — выполняется, иначе — нет;

- уровень 4 (управляемый данными) — применяет методы анализа больших данных, включая нечеткую логику, нейронные сети и машинное обучение.

Нечеткая логика и ее использование в обслуживании. Логика нечеткости была предложена Л. Заде [8] для работы с неопределенностью в принятии решений. Она использует нечеткие числа, которые затем преобразуются в четкие значения с помощью методов дефuzziфикации, например, методом центра области.

Система нечеткой логики включает входные данные, функции принадлежности, базу правил и механизм вывода. Четкие данные преобразуются в нечеткие, обрабатываются по заданным правилам и снова дефuzziфицируются в четкий результат. На рис. 2 показана система нечеткой логики.



Рис. 2. Система нечеткой логики

Увеличение числа правил повышает точность, но усложняет вычисления. Оптимальное количество правил определяется экспериментально — слишком мало снижает эффективность, а слишком много — увеличивает время расчетов без улучшения качества решения. На рис. 3 показано влияние количества правил на эффективность вычислений и результатов [8].

Применение нечеткой логики (FL) в промышленности обеспечило значительные технические и экономические преимущества, такие как повышение доступности оборудования, эффективности эксплуатации и снижение затрат [9, 10]. В предиктивном обслуживании FL применялась для планирования профилактики в ERP-системах [11], диагностики высоковольтного оборудования [12], обслуживания текстильных машин [13] и шлифовальных линий [14], а также защиты трансформаторов [15].

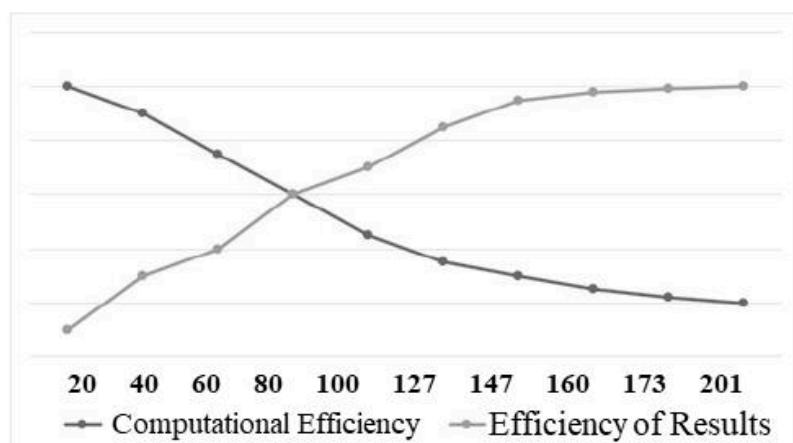


Рис. 3. Влияние количества правил на эффективность вычислений и результатов

Преимущества и недостатки логики нечеткости по сравнению с другими технологиями. По сравнению с технологией j-factor, используемой в методологиях обслуживания оборудования, система нечеткой логики (FL) демонстрирует более рациональное подтверждение решений и меньшую чувствительность к числовым противоречиям, что повышает ее надежность [7].

По сравнению с искусственными нейронными сетями (ANN), нечеткая логика основана на четких правилах и экспертных знаниях, что делает ее понятной и легко интерпретируемой. Она эффективно обрабатывает неточные и неопределенные данные, учитывая качественные факторы, такие как язык и опыт эксперта.

В отличие от нечеткой логики, ANN представляют собой «черный ящик» с труднообъяснимыми решениями, зависящими от объема и качества данных. НС требуют длительного обучения и не гарантируют высокой точности, тогда как нечеткая логика позволяет быстро принимать обоснованные решения при минимальном участии человека [16].

Разработка многокритериальной нечеткой модели для диагностики оборудования в системах предиктивного обслуживания. В рамках практического применения разработана нечеткая модель в среде LabVIEW для оценки состояния чиллеров на основе пяти параметров: вибрации компрессора, разницы температур на входе и выходе, температуры двигателя, давления нагнетания и всасывания. Интерфейс системы отображает текущее состояние оборудования и предоставляет рекомендации по обслуживанию в зависимости от уровня критичности. На рис. 4 показано интерфейс двух охлаждающих устройств в среде LabVIEW.

Модель использует пять входных переменных с тремя функциями принадлежности каждая, что теоретически составляет 243 правила. Для упрощения и повышения эффективности количество правил было сокращено до 100 логически значимых комбинаций.

Выходные состояния оборудования включают: очень хорошее, хорошее, допустимое, предупреждающее и критическое. Эта градация позволяет формировать целенаправленные рекомендации по техническому обслуживанию — от планового наблюдения до срочного вмешательства при возникновении аварийных ситуаций. На рис. 5 показана блок-схема в среде LabVIEW.

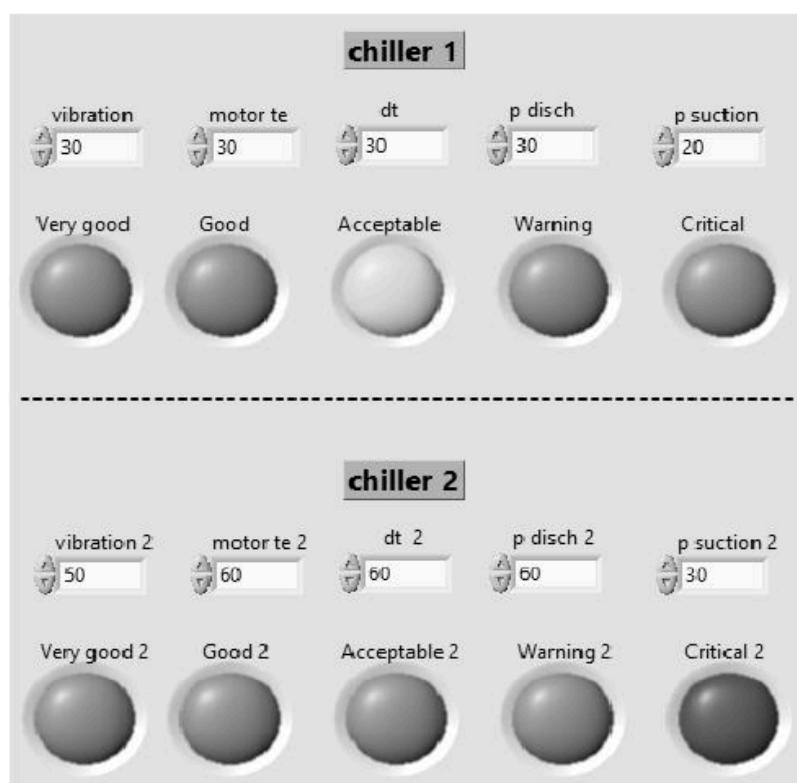


Рис. 4. Интерфейс двух охлаждающих устройств в среде LabVIEW

Вторым этапом разработки является создание трехкритериальной модели оценки технического состояния оборудования, включающей четыре нечетких контроллера. Первый анализирует реальное состояние оборудования, второй учитывает историю отказов, третий — критерии важности, безопасности и защищенности. Результаты этих контроллеров объединяются в четвертом, интегрирующем блоке, который формирует окончательные рекомендации по обслуживанию. Такая структура повышает точность и обоснованность решений. На рис. 6 представлена структурная схема модели.

В среде LabVIEW использовалась функция проектирования нечеткого контроллера. На рис. 7 показан инструмент проектирования нечеткого контроллера в LabVIEW, где можно наблюдать функции принадлежности и окончательный результат.

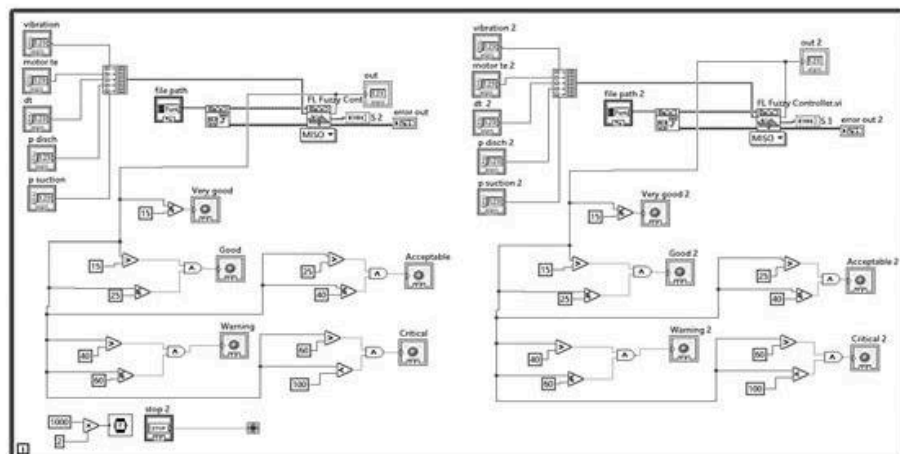


Рис. 5. Блок-схема двух охлаждающих устройств в среде LabVIEW

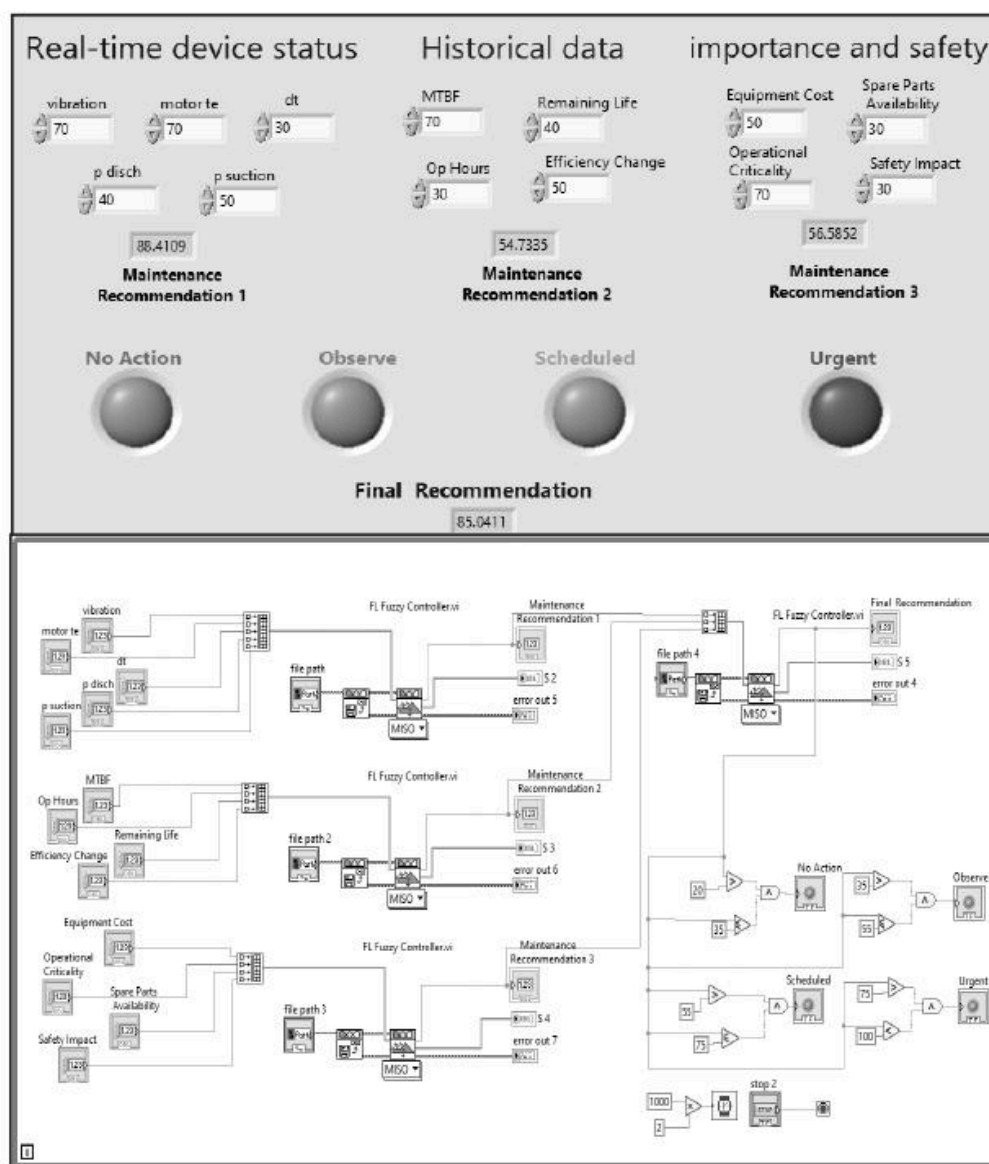


Рис. 6. Интерфейс и структурная схема реализованной трехкритериальной модели

Были использованы реальные параметры двух систем охлаждения с учетом критериев важности, экономичности и безопасности. Общее количество нечетких правил, связывающих четыре контроллера, составило 342, что позволило охватить большинство рабочих сценариев и обеспечить точные прогнозы и обоснованные рекомендации по техническому обслуживанию.

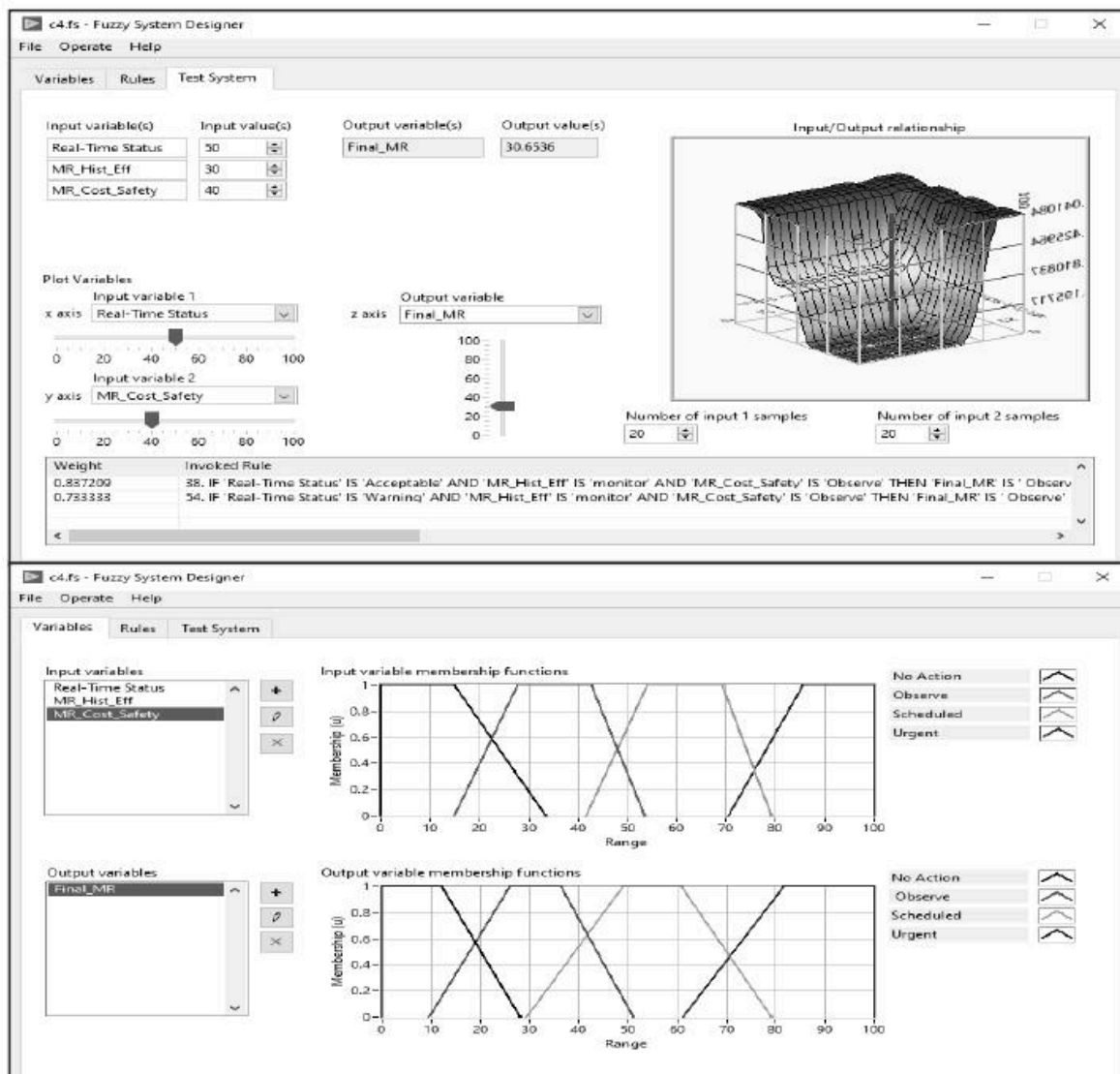


Рис. 7. Инструмент проектирования нечеткого контроллера в LabVIEW

Заключение. В работе разработана трехкритериальная нечеткая модель для диагностики и оценки состояния оборудования в системах предиктивного обслуживания. Модель учитывает реальное состояние устройств, историю отказов, а также критерии важности, экономичности и безопасности. Это позволило повысить точность прогнозирования и обоснованность рекомендаций.

Система реализована в среде LabVIEW с использованием четырех нечетких контроллеров: по состоянию, истории отказов, экономическим и безопасностным факторам, а 4-й — объединяет выходы первых трех для

формирования окончательной рекомендации. Общее количество правил составило 342, что обеспечило покрытие большинства эксплуатационных сценариев.

Применение нечеткой логики (FL) показало преимущество перед традиционными методами и искусственными нейронными сетями (ANN), особенно при работе с неточными данными. FL позволяет использовать экспертные знания и имитировать человеческое мышление, обеспечивая интерпретируемость результатов.

Перспективным направлением является интеграция технологий искусственного интеллекта, машинного обучения и IoT-устройств для автоматизации сбора данных и прогнозирования в режиме реального времени. Это позволит повысить надежность оборудования и конкурентоспособность предприятий в условиях Индустрии 4.0.

Литература

- [1] Douglas S.T., Brian A.W. Economics of manufacturing machinery maintenance: A survey and analysis of U.S. costs and benefits. Advanced Manufacturing Series, National Institute of Standards and Technology, 2020. <https://doi.org/10.6028/NIST.AMS.100-34>
- [2] 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. of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management. Pilsen, Czech Republic, 2019, pp. 495–504.
- [3] Elias H. Predictive maintenance: Techniques and applications in PLC and IoT. Case study in Jableh Mill. Master's thesis. Damascus, Syrian Virtual University (SVU), 2021.
- [4] Ran Y., Zhou X., Lin P., Wen Y., Deng R. A survey of predictive maintenance: Systems, purposes, and approaches. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, vol. 21, no. 4. <https://doi.org/10.1109/COMST.2025.3567802>
- [5] Bihl T., Young W., Weckman G. Decision support systems in business. Encyclopedia of information science and technology. IGI Global, 2014, pp. 653–662. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-5202-6.ch065>
- [6] Aboura K., Agbinya J., Eskandarian A. Weibull decision support systems in maintenance. Organizacija, 2014, vol. 47, no. 2, pp. 81–93.
- [7] Mitrofanina I.A., Emirisa D.M., Koulouriotis D.E. An industrial maintenance decision support system based on fuzzy inference to optimize scope definition. Proc. of the 30th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM2021). Athens, Greece, 2021.
- [8] Wirunpuch P., Manop P., Prayoon S., Pramot S. Predictive maintenance model for rotating machinery using a fuzzy logic. Proc. of the 2022 International Conference on Power Engineering and Intelligent Information (ICPEI). IEEE, 2022, pp. 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICPEI55293.2022.9987151>
- [9] Dutta S. Fuzzy logic applications: Technological and strategic issues. IEEE Transactions on Engineering Management. IEEE, 1993, vol. 40, no. 3, pp. 237–254.
- [10] The fundamentals of fuzzy logic. URL: <https://www.fujielectric.fr/en/blog/the-fundamentals-of-fuzzy-logic/> (accessed 21.08.2024).
- [11] Fouad R.H., Samhoury M. A Fuzzy logic approach for scheduling preventive maintenance in ERP systems. Proc. of the 2011 International Conference on Management and Service Science (ICMSS). IEEE, 2011, pp. 1–4.

- [12] Frigura-Iliasa M., Simo A., Dzitac S., Frigura-Iliasa F., Baloi F. Fuzzy-logic based diagnosis for high voltage equipment predictive maintenance. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Springer, Cham. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-53651-0_21
- [13] Baban C., Baban M., Stefan M. D. Using a fuzzy logic approach for the predictive maintenance of textile machines. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2016, vol. 30, no. 2, pp. 999–1006.
- [14] Baban M., Baban C. F., Moisi B. A fuzzy logic-based approach for predictive maintenance of grinding wheels of automated grinding lines. *Proc. of the 23rd International Conference on Methods & Models in Automation & Robotics (MMAR)*, 2018, pp. 483–486. <https://doi.org/10.1109/mmar.2018.8486144>
- [15] Dapshima B., Chuupa Y. E., Chaturvedi S. Fault detection and protection of power transformer using fuzzy logic. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, 2023, vol. 11, no. 1, pp. 1–7.
- [16] Pezeshki Z., Mazinani S. M. Comparison of artificial neural networks, fuzzy logic and neuro-fuzzy for predicting optimization of building thermal consumption: A survey. *Artificial Intelligence Review*, 2018, vol. 52, no. 3, pp. 1–28.

Development of a three - criteria fuzzy model for diagnosing and assessing equipment condition in predictive maintenance systems

Mahmoud Rami

Gavriushin Sergey Sergeevich (*scientific advisor*)

BMSTU, Moscow, Russia

This paper focuses on predictive maintenance (PdM) in industry and its link to Industry 4.0 technologies. It examines the use of fuzzy logic (FL) in decision support systems (DSS) and PM, comparing its advantages and limitations with methods like artificial neural networks (ANN). A developed fuzzy PM system integrates equipment condition and historical data while considering machine criticality and safety standards, aiming to reduce costs, enhance reliability, and improve workplace safety.

Keywords: predictive maintenance, decision support systems, fuzzy logic, artificial neural networks, equipment safety