

УДК 614.841:621.313.32

DOI 10.48612/ntp/9zp7-za14-m5hp

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОЦЕНКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕСУРСА БЕЗОПАСНОЙ ЭКСПЛУАТАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ АГРЕГАТОВ С СИНХРОННЫМИ МАШИНАМИ

М. Г. БАШИРОВ¹, Н. Д. ДЮЛЬДИН²

¹Уфимский государственный нефтяной технический университет,
Российская Федерация, г. Салават

²Уфимский государственный нефтяной технический университет,
Российская Федерация, г. Уфа
E-mail: hukutko2014@gmail.com

В статье рассматривается критическая проблема обеспечения пожарной безопасности технологических агрегатов, оснащенных синхронными машинами. Обосновывается необходимость перехода от традиционных реактивных систем противоаварийной защиты к концепции проактивного управления пожарной безопасностью. Для реализации этого подхода разработан математический алгоритм оценки и прогнозирования остаточного ресурса безопасной эксплуатации оборудования. В его основе лежит трехуровневая архитектура многослойного персептрона. Данная нейросетевая модель осуществляет непрерывное комплексное преобразование динамических диагностических параметров в единый интегральный критерий пожарной опасности. В качестве входных данных сеть использует спектральные характеристики фазных токов и напряжений, а также температурные показатели подшипниковых узлов и обмоток статора. Вычисление точного момента достижения агрегатом предельного пожароопасного состояния реализуется посредством адаптивной локальной экстраполяции временного тренда. Для этого одновременно используются линейная и экспоненциальная модели в сочетании с методом скользящего окна. Апробация разработанного метода проведена на репрезентативном массиве реальных эксплуатационных данных, полученных с действующего объекта нефтегазовой отрасли. Экспериментально подтверждено, что относительная погрешность прогнозирования остаточного ресурса не превышает 10–15 %. Практическое внедрение предложенного метода позволит минимизировать время эксплуатации оборудования в аварийной зоне до момента формирования источника загорания.

Ключевые слова: пожарная безопасность, синхронная машина, остаточный ресурс, нейронная сеть, прогнозирование, технологический агрегат, интегральный критерий пожарной опасности.

NEURAL NETWORK METHOD FOR ASSESSING AND PREDICTING THE RESOURCE OF SAFE OPERATION OF TECHNOLOGICAL UNITS WITH SYNCHRONOUS MACHINES

M. G. BASHIROV¹, N. D. DYULDIN²

¹Ufa State Petroleum Technological University,
Russian Federation, Salavat

²Ufa State Petroleum Technological University,
Russian Federation, Ufa
E-mail: hukutko2014@gmail.com

The article addresses the critical issue of ensuring the fire safety of technological units equipped with synchronous machines. It substantiates the necessity of transitioning from traditional reactive emergency shutdown systems to the concept of proactive fire safety management. To implement this approach, a mathematical algorithm for evaluating and predicting the residual lifetime of safe equipment operation has been developed. The algorithm is based on a three-tier architecture of a multilayer perceptron. This neural network model performs continuous, comprehensive transformation of dynamic diagnostic parameters into a unified integral fire hazard criterion. As input data, the network utilizes the spectral characteristics of phase currents and voltages, as well as the temperature indicators of bearing assemblies and stator windings. The calculation of the exact moment when the unit reaches its ultimate fire-hazardous state is implemented through adaptive local extrapolation of the time trend. For this purpose, linear and exponential models are used simultaneously in combination with the moving window method. The developed method was validated using a representative

dataset of real operational data obtained from an operating oil and gas facility. It has been experimentally confirmed that the relative error in predicting the residual lifetime does not exceed 10–15 %. The practical implementation of the proposed method will minimize the equipment operation time in the hazardous zone prior to the formation of an ignition source.

Keywords: fire safety, synchronous machine, residual resource, neural network, forecasting, technological unit, integral criterion of fire hazard.

Введение

Современное состояние промышленного и энергетического секторов характеризуется непрерывным ростом мощности и интенсивности эксплуатации технологических агрегатов. Ключевыми элементами приводных механизмов в составе производственных комплексов (насосные станции, поршневые и центробежные компрессоры нефтегазовой отрасли) традиционно являются синхронные электрические машины [1]. Обеспечение их работы с исключением формирования высокоэнергетических источников зажигания и превышения температуры выше 80 % от температуры самовоспламенения окружающих горючих материалов, возникающих вследствие развития дефектов, представляет собой важную научно-техническую задачу. Развивающиеся дефекты данного оборудования в электрической и магнитной частях синхронных машин приводят к возникновению высокотемпературных дуговых пробоев, разрушению и последующему воспламенению изоляционных компаундов и смазочных материалов. Подобные инциденты не только наносят материальный ущерб, но и создают прямую угрозу жизни персонала, а также могут служить катализатором масштабных техногенных пожаров на производственных объектах.

Согласно пункту 1.1 ГОСТ 12.1.004-91, пожарная безопасность объекта должна обеспечиваться системами предотвращения пожара и противопожарной защиты, в том числе организационно-техническими мероприятиями. Системы пожарной безопасности должны характеризоваться уровнем обеспечения пожарной безопасности людей и материальных ценностей, а также экономическими критериями эффективности этих систем для материальных ценностей, с учетом всех стадий жизненного цикла объектов, и исключать возникновение пожаров. Технологические объекты должны иметь системы пожарной безопасности, направленные на предотвращение воздействия на людей опасных факторов пожара, в том числе их вторичных проявлений, на требуемом уровне. В соответствии с ч. 2 ст. 21 Федерального закона от 22.07.2008 № 123-ФЗ «Технический регламент о требованиях пожарной безопасности», под степенью пожаровзрывоопасности и пожарной опасности электрооборудования понимается опасность возникновения источника зажигания

внутри электрооборудования или опасность контакта источника зажигания с окружающей электрооборудование горючей средой.

Обеспечение пожарной безопасности должно достигаться недопущением образования горючей среды или исключением внесения в нее источников зажигания. Предупреждение появления в горючей среде источников зажигания должно достигаться поддержанием температуры нагрева поверхности машин, механизмов, оборудования, устройств, веществ и материалов, которые могут войти в контакт с горючей средой, ниже предельно допустимой, составляющей 80 % наименьшей температуры самовоспламенения горючего, и исключением возможности появления искрового разряда в горючей среде с энергией, равной и выше минимальной энергии зажигания.

Анализ и систематизация статистических данных о пожарах на производственных объектах показывают, что ежегодно наблюдается непрерывный рост числа пожаров по технологическим причинам, а также по причинам нарушения правил эксплуатации электротехнического оборудования на 15,69 % и 7,56 % соответственно [2].

Современная практика обеспечения безопасности технологических агрегатов базируется на использовании штатных систем противоаварийной защиты, работающих по детерминированным пороговым принципам. Данные комплексы ориентированы на фиксацию факта выхода контролируемых физических параметров за установленные критические границы. Однако такой подход обладает рядом фундаментальных ограничений:

1. Он носит исключительно реактивный характер и срабатывает непосредственно в момент формирования пожароопасного состояния или в опасной близости от него, когда упреждающее время реагирования эксплуатационного персонала практически стремится к нулю.

2. Пороговый контроль изолированных параметров не позволяет учитывать их сложное сочетанное, синергетическое влияние на общую динамику развития пожароопасного состояния.

3. Существующие системы не способны оценивать мгновенную скорость деградации конструктивных элементов и осуществлять

долгосрочное прогнозирование траектории изменения состояния агрегата [3–5].

В условиях эксплуатации индивидуальные параметры системы могут находиться в пределах нормативных допусков, однако вектор состояния оборудования при этом может непрерывно и целенаправленно смещаться в сторону критической отметки [6]. Когда традиционная система фиксирует превышение заданного порога, технологический агрегат функционирует в условиях интенсивного термического или механического разрушения узлов. Как показывает практика, в сценариях развития таких дефектов, как межвитковые замыкания обмоток статора, время нахождения оборудования в зоне предзажигательного состояния может достигать 20 суток. Продолжение эксплуатации в подобных условиях недопустимо с точки зрения требований пожарной безопасности.

Для реализации превентивного управления пожарной безопасностью необходим переход к непрерывному мониторингу с возможностью численной оценки остаточного ресурса безопасной эксплуатации [7–10]. Высокая размерность диагностического пространства, присутствие существенных аппаратных помех, а также выраженный нелинейный характер развития пожароопасных процессов делают невозможным применение традиционных линейных экстраполяторов. Одними из наиболее эффективных методов прогнозирования являются формализованные. Сущность формализованных методов заключается в построении прогнозов с помощью формальных средств математической теории, которые дают возможность повысить достоверность и точность прогнозов, а также значительно уменьшить сроки их выполнения, упростить процедуру обработки информации и оценки результатов прогнозирования чрезвычайных ситуаций [11].

Возникает необходимость разработки нового математического и программного аппаратов, способных выявлять скрытые слабовыраженные паттерны деградации в массивах разнородной диагностической информации. Наиболее перспективным инструментом для решения указанной проблемы является применение архитектуры многослойного персептрона, адаптированного для одновременной обработки электромагнитных и тепловых параметров [12, 13].

Целью настоящей работы является разработка, теоретическое обоснование и экспериментальная верификация интеллектуального нейросетевого метода оценки и прогнозирования ресурса безопасной эксплуатации технологических агрегатов с синхронными машинами. Использование данного метода призвано обеспечить своевременный вывод оборудования из

работы до момента инициации термического источника зажигания и переводить систему обеспечения пожарной безопасности объекта на проактивный принцип функционирования.

Материалы

и методы исследования

Разработанный алгоритм реализует многоуровневый нейросетевой подход к преобразованию первичной диагностической информации в прогнозные оценки. В отличие от классических систем, данный алгоритм оперирует непрерывными показателями в диапазоне от 0 до 1:

$D(t) \in [0, 1]$ – степень деградации узлов технологического агрегата;

$D_{\Sigma} \in [0, 1]$ – интегральный критерий пожарной опасности.

Алгоритм выстроен в виде последовательной трехуровневой архитектуры, представленной на рис. 1.

Он учитывает комбинированное влияние тепловых, электрических и механических факторов, а также потенциальные сценарии развития пожароопасного состояния. При большом количестве параметров возникает взаимная корреляция, она ведет к переобучению диагностических моделей. Для дальнейшего снижения размерности диагностического пространства применен метод главных компонент.

На начальном этапе решаются задачи классификации типа возникшей неисправности и количественной оценки степени деградации технологического агрегата. Для этого формируется расширенный вектор состояния. В качестве входных данных выступают результаты спектрального анализа фазных токов и напряжений, а также эксплуатационные тепловые параметры: температура подшипниковых узлов и обмоток статора. Обработка данного диагностического массива осуществляется посредством нейросетевых моделей класса многослойного персептрона, предварительно обученных на наборе экспериментальных и синтетических данных. Результатом работы первого уровня является объективная количественная оценка накопленной узлом деградации $D(t)$.

Логика второго уровня сводится к расчету интегрального критерия пожарной опасности D_{Σ} . В целях обеспечения высокой прозрачности и математической интерпретируемости результатов, параллельно с нейросетевой регрессией применяется взвешенная аналитическая модель. Данная модель агрегирует нормированные вклады коэффициента деградации, температурного фона и трех главных компонент:

$$D_{\Sigma} = w_1 D(t) + w_2 T_{norm} + w_3 PC_{1,2,3}, \quad (1)$$

где весовые доли каждого физического фактора задаются через коэффициенты w_1, w_2, w_3 , отражающие степень их влияния на вероятность возникновения термического источника зажигания.

Итоговое значение интегрального критерия пожарной опасности ограничивается диапазоном $[0, 1]$ и принимается в соответствии со следующим выражением:

$$D_{\Sigma} = \min(1, \max(0, D_{\Sigma}^{calc})). \quad (2)$$

Параметр D_{Σ}^{calc} представляет собой результат вычислений. Приоритет по умолчанию отдается взвешенной аналитической модели как наиболее надежной и не требующей постоянного переобучения при смене режимов работы оборудования.

Завершающий уровень посвящен экстраполяции параметров деградации для прогнозирования предельного состояния и расчета

остаточного ресурса безопасной эксплуатации $R_{ост}$. Физический смысл данного показателя заключается во временном интервале от текущей точки отсчета t_0 до критического момента $t_{кр}$, когда интегральный показатель пожарной опасности достигнет своего предельного порога ($D_{\Sigma}^{кр} = 1$).

$$R_{ост} = t_{кр} - t_0, \text{ при условии } D_{\Sigma}(t_{кр}) = D_{\Sigma}^{кр}. \quad (3)$$

В процессе непрерывного мониторинга формируется дискретная последовательность наблюдений $(t_1, D_{\Sigma_1}), (t_2, D_{\Sigma_2}), \dots (t_n, D_{\Sigma_n})$. С учетом физической природы накопления усталостных и термических повреждений принимается допущение, что процесс деградации является квазимонотонным ($D_{\Sigma_{i+1}} \geq D_{\Sigma_i}$). Локальные флуктуации, вызванные погрешностями датчиков, элиминируются методом скользящего медианного сглаживания на этапе предварительной фильтрации.



Рис. 1. Архитектура нейросетевой модели

Для прогнозирования применяется метод локальной аппроксимации тренда на базе адаптивного скользящего окна шириной $k = 5 \dots 20$ измерений. В зависимости от характера развития дефекта система автоматически выбирает линейную или экспоненциальную модель. При линейной аппроксимации момент

пересечения критического уровня определяется из уравнения:

$$at_{кр} + b = D_{\Sigma}^{кр}, \quad (4)$$

где a и b – коэффициенты, подбираемые с помощью метода наименьших квадратов.

Откуда искомое время достижения предела равно $t_{кр} = \frac{D_{\Sigma}^{кр} - b}{a}$ (при условии $a > 0$). В случае $a \leq 0$ прогноз признается неопределенным, а агрегат переводится в режим повышенного диагностического внимания.

При экспоненциальной аппроксимации (характерной для ускоряющихся процессов деградации изоляции, таких как межвитковое замыкание) математическая модель описывается выражением:

$$D_{\Sigma}(t) = D_{\Sigma_0} e^{\lambda(t-t_0)}, \quad (5)$$

где D_{Σ_0} – значение критерия в начале временного окна, а $\lambda > 0$ – показатель темпа ускорения деградации. Для оценки параметров методом наименьших квадратов модель линеаризуется путем логарифмирования:

$$\ln D_{\Sigma}(t) = \ln D_{\Sigma_0} + \lambda(t - t_0). \quad (6)$$

Расчет критического момента времени $t_{кр}$ для экспоненциального сценария производится по формуле:

$$t_{кр} = t_0 + \frac{1}{\lambda} \ln \left(\frac{D_{\Sigma}^{кр}}{D_{\Sigma_0}} \right). \quad (7)$$

Выбор аппроксимирующей функции осуществляется на основе анализа коэффициента детерминации R^2 , а также типа диагностированного дефекта. Для обеспечения эксплуатационной надежности метод включает расчет доверительного интервала для момента $t_{кр}$.

Для линейной модели с уровнем доверия $1 - \alpha$ интервал строится на основе распределения Стьюдента:

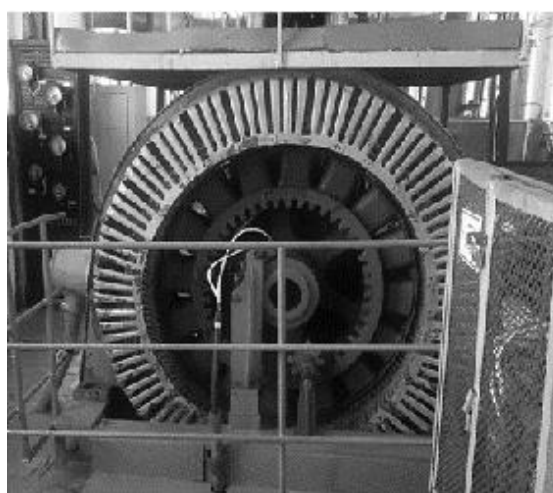
$$t_{кр} \in \frac{D_{\Sigma}^{кр} - b}{a} \pm t_1 - \frac{\alpha}{2}, k - 2 \frac{s}{a} \sqrt{1 + \frac{1}{k} + \frac{(t_{кр} - \bar{t})^2}{\sum (t_i - \bar{t})^2}}, \quad (8)$$

где s – среднеквадратичное отклонение остатков, $\bar{t}$ – среднее значение времени в окне наблюдения, $t_1 - \frac{\alpha}{2}, k - 2 \frac{s}{a}$ – квантиль распределения Стьюдента, k – число степеней свободы, α – уровень вероятности.

Результирующее значение $R_{ост}$ программный комплекс принимает по нижней границе доверительного интервала, что гарантирует необходимый запас безопасности.

Результаты исследования

Апробация разработанного нейросетевого метода проводилась с целью экспериментального подтверждения его работоспособности, достоверности и возможности обеспечения пожарной безопасности. Исследование базировалось на реальных данных эксплуатации технологических агрегатов с синхронными машинами, собранных в период с 2020 по 2025 год на объектах нефтегазовой отрасли. В качестве объектов мониторинга выступали синхронные машины приводов поршневых компрессоров и центробежных насосов, представленных на рис. 2.



а)



б)

Рис. 2. Внешний вид объектов мониторинга: а) поршневой компрессор; б) центробежный насос

Исходный массив параметров включал спектральные характеристики фазных токов и напряжений, а также значения температур подшипников и обмоток статора. Общее количество валидных записей, использованных для обучения и тестирования нейросетевых моделей, составило 1812. Для оценки прогностической способности дополнительно были сформированы непрерывные временные ряды наблюдений за тремя отдельными технологическими агрегатами на протяжении 24 месяцев с шагом дискретности в 7 суток. Процедура тестирования базировалась на кросс-валидации с разделением исходного массива на обучающую и тестовую выборки.

Тестирование классификатора дефектов, реализованного на базе многослойного персептрона, показало высокую степень разделимости целевых классов состояний, к которым относились: нормальный эксплуатационный режим, износ подшипниковых узлов, несоосность и развивающееся межвитковое замыкание.

Анализ полученной матрицы ошибок подтверждает высокую точность алгоритма. Количественные метрики качества классификации на независимой тестовой выборке достигли значения 0,94 для общей точности и 0,93 для взвешенной гармонической меры.

Регрессионная модель, отвечающая за количественную оценку уровня деградации, также продемонстрировала высокую адекватность физическим процессам разрушения. На графике рассеяния предсказанные значения группируются строго вдоль диагонали идеального совпадения без выраженного систематического смещения. Средняя абсолютная ошибка составила 0,042 в долях единицы, а коэффициент детерминации R^2 достиг 0,89.

Для подтверждения прозрачности нейросетевой оценки интегрального критерия пожарной опасности D_{Σ} было проведено сравнение с результатами взвешенной аналитической модели. Сравнение выполнялось на базе 50 эталонных состояний, верифицированных экспертным путем. Средняя абсолютная ошибка аналитической модели составила 0,051, а нейросетевой – 0,047. Коэффициент корреляции Пирсона между выходными значениями двух моделей составил 0,96, что доказывает их высокую согласованность и позволяет использовать нейросеть как надежный инструмент автоматизированного контроля.

Прогностическая способность алгоритма оценивалась методом скользящего окна. Для предаварийных состояний агрегатов на базе k предшествующих измерений строились адаптивные модели тренда. Установлено, что средняя относительная ошибка прогноза снижается при расширении окна: от 14,2 % при

$k = 10$ до 10,5 % при $k = 30$. Однако при $k > 30$ алгоритм начинает реагировать с запаздыванием на резкие скачки. Поэтому для оптимального баланса между точностью прогноза и его чувствительностью рабочая ширина окна установлена в диапазоне 20–25 измерений.

Практическая реализация разработанного подхода в виде программного комплекса (Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2026669533) автоматически генерирует заключение о состоянии пожарной безопасности технологического агрегата (рис. 3) [14].

Программа идентифицирует дефект, оценивает долевого вклад электромагнитных и тепловых факторов, текущее значение интегрального критерия и рассчитывает остаточный ресурс безопасной эксплуатации, определяемый достижением 80 % от температуры самовоспламенения окружающих горючих материалов или формированием высокоэнергетического источника зажигания.

Обсуждение

Работа предиктивного алгоритма наглядно демонстрирует переход от констатации факта отказа к управлению будущим состоянием пожарной безопасности технологических агрегатов. На основе массива ретроспективных измерений, накопленных до текущего момента времени $t_{\text{тек}}$, нейросетевая модель осуществляет подбор оптимальной аппроксимирующей функции (рис. 4).

Спрогнозированная траектория деградации экстраполируется в будущее до момента пересечения с порогом $D_{\Sigma} = 1$, что физически соответствует достижению 80 % от температуры самовоспламенения окружающих горючих материалов или формированием высокоэнергетического источника зажигания.

Искомый остаточный ресурс безопасной эксплуатации $R_{\text{ост}}$ вычисляется как разность между расчетным временем достижения предельного состояния $t_{\text{кр}}$ и текущим временем $t_{\text{тек}}$. Важной особенностью метода является то, что для учета стохастической природы процессов разрушения изоляции алгоритм формирует 95 % доверительный интервал прогноза, ширина которого закономерно увеличивается по мере удаления от последней точки фактических измерений.

Метод продемонстрировал высокую устойчивость к помехам: отклонения входных параметров на 5–10 % смещают прогноз на 6–12 %. Искусственный шум до 3 % дает ошибку < 8 %, а исключение одного параметра снижает точность классификации на 0,02–0,03, увеличивая ошибку прогноза на 5–7 %.

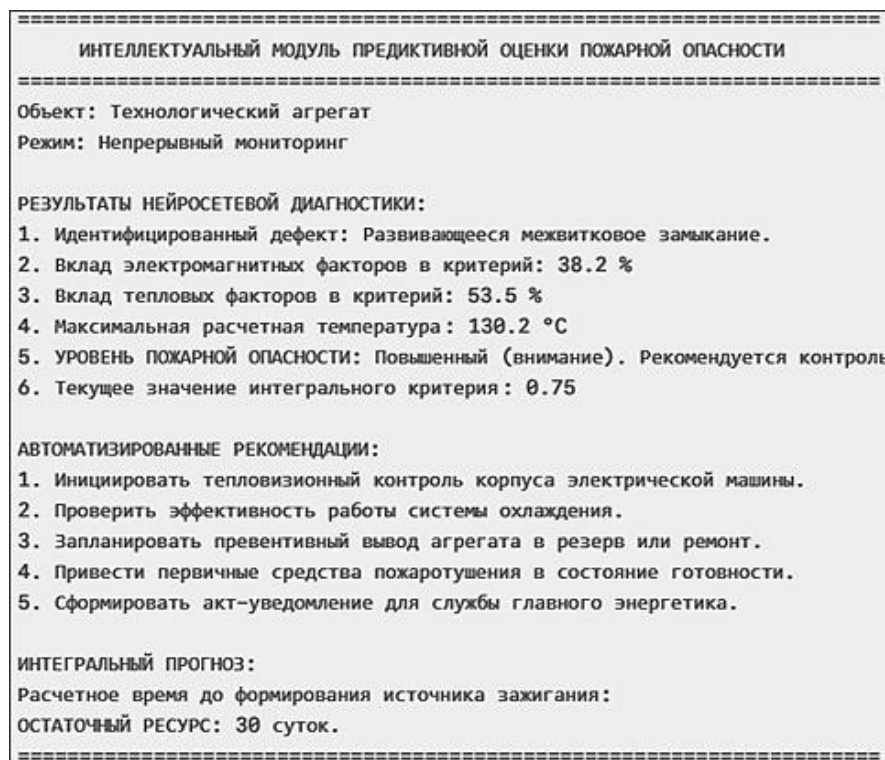


Рис. 3. Пример работы интеллектуального модуля предиктивной оценки пожарной опасности технологического агрегата

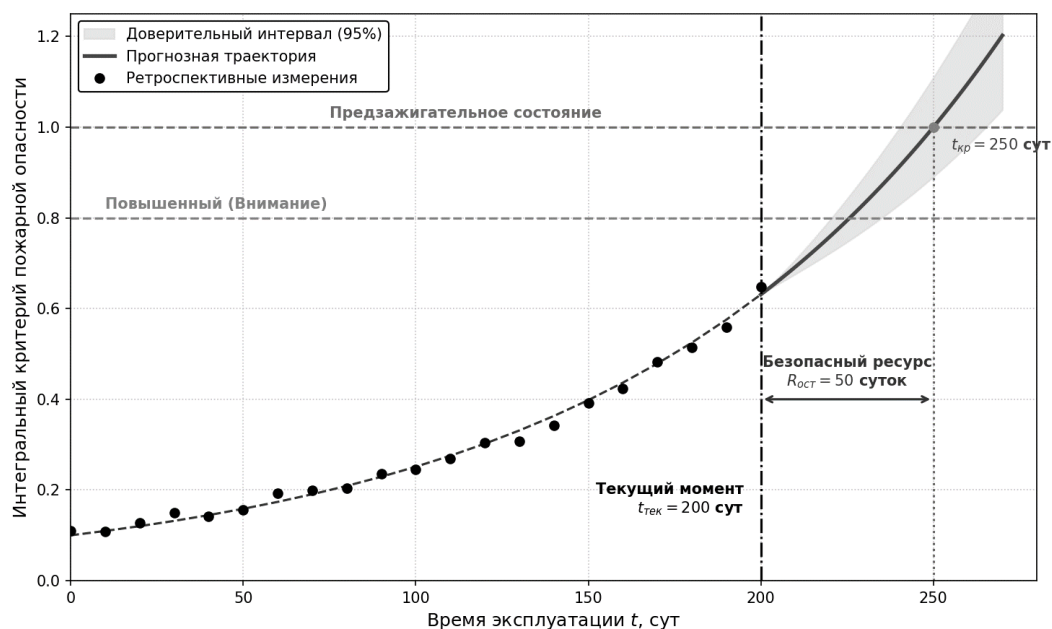


Рис. 4. Прогнозирование достижения пожароопасного состояния технологического агрегата

Традиционные штатные комплексы противоаварийной защиты способны зафиксировать выход за нормативы по вибрации или температуре лишь на стадии уже начавшегося интенсивного разрушения узлов агрегата. К этому моменту интегральный показатель опасности уже достигает своего критического уровня $D_{\Sigma} = 1$, что на практике означает достижение 80 % от температуры самовоспламенения окружающих горючих материалов или формирования высокоэнергетического источника зажигания.

В отличие от традиционных комплексов, предложенный метод генерирует упреждающий сигнал до формирования условий для теплового пробоя. По результатам апробации средних установок составил 45 суток для теплового сценария и 30 суток для вибрационного. Это дает персоналу окно в 30–40 суток для планового вывода агрегата в ремонт. С учетом скрытых факторов вероятность пожара технологического агрегата снижается на 70–85 %, что на практике подтверждает успешный переход от реактивного к проактивному управлению пожарной безопасностью.

Выводы

На основании проведенных теоретических и экспериментальных исследований, направленных на обеспечение пожарной безопасности технологических агрегатов с синхронными машинами, можно сделать выводы:

1. Разработан и программно реализован комплексный метод оценки и прогнозирования ресурса безопасной эксплуатации технологических агрегатов с синхронными машинами. В основе предложенного алгоритма лежит трехуровневая нейросетевая модель, обеспечивающая непрерывное преобразование диагно-

стических параметров в интегральный критерий пожарной опасности. Данный подход позволяет в режиме реального времени идентифицировать переход процесса деградации оборудования в критическую стадию.

2. Научно обоснован и верифицирован предиктивный алгоритм определения момента достижения пожароопасного состояния. Доказано, что применение адаптивной экстраполяции с построением доверительных интервалов позволяет с высокой точностью предвидеть момент достижения 80 % от температуры самовоспламенения окружающих горючих материалов или формирования высокоэнергетических источников зажигания, а также рассчитывать остаточный ресурс безопасной эксплуатации.

3. Результаты апробации метода на массивах реальных эксплуатационных данных объектов нефтегазовой отрасли подтвердили его диагностическую достоверность. Установлено, что относительная погрешность прогнозирования остаточного ресурса до достижения предельного состояния варьируется в диапазоне от 10 до 15 %, что полностью удовлетворяет строгим требованиям, предъявляемым к современным промышленным системам предиктивного мониторинга.

4. Теоретически и экспериментально доказана практическая эффективность предложенного интеллектуального метода по сравнению с традиционными системами порогового контроля. Использование метода обеспечит заблаговременное упреждающее предупреждение о достижении критического уровня пожарной опасности.

5. Доказано, что предложенный метод позволяет перевести систему обеспечения пожарной безопасности с реактивного на проактивный принцип функционирования, радикально сокращая время эксплуатации оборудования в пожароопасной зоне.

Список литературы

1. Бакиров И. К., Хафизов Ф. Ш., Заринова Л. Х. Связь причин пожаров, нормативных требований и эффективности пожарного надзора в нефтегазовой отрасли Российской // Безопасность труда в промышленности. 2022. № 11. С. 20–25.

2. Анализ и систематизация статистических данных о пожарах на производственных объектах / А. Х. Салихова, Е. А. Шварев, В. Н. Михалин [и др.] // Современные проблемы гражданской защиты. 2022. № 3 (44). С. 60–66.

3. Баширов М. Г., Дюльдин Н. Д. Анализ отказов и оценка пожарной опасности синхронных электрических машин // Проблемы

управления рисками в техносфере. 2026. № 1 (77). С. 99–111.

4. Баширов М. Г., Дюльдин Н. Д. Определение уровня пожарной опасности синхронных электрических машин по значениям параметров гармонических составляющих фазных токов и напряжений // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2025. Т. 14, № 3 (71). С. 235–245.

5. Баширов М. Г., Миронова И. С. Разработка интегральных критериев для оценки технического состояния и ресурса машинных агрегатов нефтегазового производства // SOCAR Proceedings. 2015. № 1. С. 46–55.

6. Егоров А. Ф., Савицкая Т. В. Модели и методы решения задач оперативного

управления безопасностью непрерывных химико-технологических систем. Часть 2. Продукционные модели представления знаний в системах поддержки принятия решений // *Control Sciences*. 2006. № 3. С. 25–30.

7. Вахнина В. В., Марков Е. В., Сорокин А. Г. Разработка модели нечеткой логики для определения остаточного ресурса бумажной изоляции силовых масляных трансформаторов систем электроснабжения // *Промышленная энергетика*. 2024. № 2. С. 14–22.

8. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction / Y. Lei, N. Li, L. Guo [et al.]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, vol. 104, pp. 799–834.

9. Bearing remaining useful life prognostics based on deep autoencoder and deep neural networks / L. Ren, Y. Sun, J. Cui [et al.]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, vol. 48, pp. 71–77.

10. Multiobjective Deep Belief Networks Ensemble for Remaining Useful Life Estimation in Prognostics / C. Zhang, P. Lim, A. K. Qin [et al.]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, vol. 28, issue 10, pp. 2306–2318.

11. Грабельников А. С. Сравнительный анализ существующих методик прогнозирования чрезвычайных ситуаций техногенного характера // *Современные проблемы гражданской защиты*. 2022. № 1 (42). С. 10–13.

12. Altug S., Chen M., Trussell H. Fuzzy inference systems implemented on neural architectures for motor fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1999, vol. 46, issue 6, pp. 1069–1079.

13. Оценка влияния температурных воздействий на пожарную опасность изоляции на основе ПВХ-диэлектриков / И. А. Богданов, С. А. Шабунин, С. Н. Ульева [и др.] // *Современные проблемы гражданской защиты*. 2022. № 4 (45). С. 64–70.

14. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026669533 Российская Федерация. Программа оценки пожарной опасности и прогнозирования ресурса агрегатов с синхронными машинами / М. Г. Баширов, Н. Д. Дюльдин. заявл. 11.06.2026, опубли. 09.07.2026, Бюл. № 7, 1 с.

References

1. Bakirov I. K., Khafizov F. Sh., Zaripova L. Kh. Svyaz prichin pozharov, normativnykh trebovaniy i effektivnosti pozharnogo nadzora v neftegazovoy otrasli Rossiyskoy Federatsii [The Relationship Between the Causes of Fires, Regulatory Requirements, and the Effectiveness of Fire Supervision in the Oil and Gas Industry of the Russian

Federation]. *Bezopasnost truda v promyshlennosti*, 2022, issue 11, pp. 20–25.

2. Analiz i sistematizatsiya statisticheskikh dannykh o pozharakh na proizvodstvennykh ob'yektakh [Analysis and systematization of statistical data on fires at production facilities] / A. H. Salikhova, E. A. Shvarev, V. N. Mikhlin [et al.]. *Sovremennyye problemy grazhdanskoy zashchity*, 2022, vol. 3 (44), pp. 60–66.

3. Bashirov M. G., Dyuldin N. D. Analiz otkazov i otsenka pozharnoy opasnosti sinkhronnykh elektricheskikh mashin [Failure analysis and fire hazard assessment of synchronous electrical machines]. *Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere*, 2026, vol. 1 (77), pp. 99–111.

4. Bashirov M. G., Dyuldin N. D. Opredeleniye urovnya pozharnoy opasnosti sinkhronnykh elektricheskikh mashin po znacheniyam parametrov garmonicheskikh sostavlyayushchikh faznykh tokov i napryazheniy [Determination of the fire hazard level of synchronous electric machines by the values of the parameters of the harmonic components of phase currents and voltages]. *XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus*, 2025, vol. 14, issue 3 (71), pp. 235–245.

5. Bashirov M. G., Mironova I. S. Razrabotka integralnykh kriteriyev dlya otsenki tekhnicheskogo sostoyaniya i resursa mashinnykh agregatov neftegazovogo proizvodstva [Development of integral criteria for assessing the technical condition and resource of machine units of oil and gas production]. *SOCAR Proceedings*, 2015, issue 1, pp. 46–55.

6. Egorov A. F., Savitskaya T. V. Modeli i metody resheniya zadach operativnogo upravleniya bezopasnostyu nepreryvnykh khimiko-tekhnologicheskikh sistem. Chast' 2. Produktionnyye modeli predstavleniya znaniy v sistemakh podderzhki prinyatiya resheniy [Models and methods for solving problems of operational safety management of continuous chemical and technological systems. Part 2. Production models of knowledge representation in decision support systems]. *Control Sciences*, 2006, issue 3, pp. 25–30.

7. Vakhnina V. V., Markov E. V., Sorokin A. G. Razrabotka modeli nechetkoy logiki dlya opredeleniya ostatochnogo resursa bumazhnoy izolyatsii silovykh maslyanykh transformatorov sistem elektrosnabzheniya [Development of a fuzzy logic model for determining the residual resource of paper insulation of power oil transformers of power supply systems]. *Promyshlennaya energetika*, 2024, issue 2, pp. 14–22.

8. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction / Y. Lei, N. Li, L. Guo [et al.]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, vol. 104, pp. 799–834.

9. Bearing remaining useful life prognostics based on deep autoencoder and deep neural networks / L. Ren, Y. Sun, J. Cui [et al.]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, vol. 48, pp. 71–77.

10. Multiobjective Deep Belief Networks Ensemble for Remaining Useful Life Estimation in Prognostics / C. Zhang, P. Lim, A. K. Qin [et al.]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, vol. 28, issue 10, pp. 2306–2318.

11. Grabel'nikov A. S. Sravnitel'nyy analiz sushchestvuyushchikh metodik prognozirovaniya chrezvychaynykh situatsiy tekhnogennogo kharaktera [Comparative analysis of existing techniques for forecasting man-made emergency situations]. *Sovremennyye problemy grazhdanskoy zashchity*, 2022, vol. 1 (42), pp. 10–13.

12. Altug S., Chen M., Trussell H. Fuzzy inference systems implemented on neural

architectures for motor fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1999, vol. 46, issue 6, pp. 1069–1079.

13. Otsenka vliyaniya temperaturnykh vozdeystviy na pozharuyu opasnost izolyatsii na osnove PVKh-dielektrikov [Evaluation of the influence of temperature impacts on the fire hazard of insulation based on PVC-dielectric] / I. A. Bogdanov, S. A. Shabunin, S. N. Ul'eva [et al.]. *Sovremennyye problemy grazhdanskoy zashchity*, 2022, vol. 4 (45), pp. 64–70.

14. Bashirov M. G., Dyul'din N. D. Svidetel'stvo o gosudarstvennoy registratsii programmy dlya EVM 2026669533 Rossiyskaya Federatsiya. Programma otsenki pozharnoy opasnosti i prognozirovaniya resursa agregatov s sinkhronnymi mashinami [Program for assessing fire hazard and predicting the service life of units with synchronous machines], *byulleten* № 7, 1 p.

Баширов Мусса Гумерович

Уфимский государственный нефтяной технический университет,
Российская Федерация, г. Салават

профессор, доктор технических наук, заведующий кафедрой

E-mail: eapp@yandex.ru

Bashirov Mussa Gumerovich

Ufa State Petroleum Technological University,

Russian Federation, Salavat

Professor, Doctor of Technical Sciences, Head of Department

E-mail: eapp@yandex.ru

Дюльдин Никита Денисович

Уфимский государственный нефтяной технический университет,
Российская Федерация, г. Уфа

Аспирант кафедры «Пожарная и промышленная безопасность»

E-mail: hukutko2014@gmail.com

Dyul'din Nikita Denisovich

Ufa State Petroleum Technological University,

Russian Federation, Ufa

Postgraduate student at the Department of Fire and Industrial Safety

E-mail: hukutko2014@gmail.com