



DOI: 10.22363/2312-8143-2026-27-2-203-214

EDN: KZRMZX

Научная статья / Research article

Методика прогнозирования ресурса силовых модулей преобразователей частоты на основе анализа эксплуатационных данных

Н.В. Бунин^{ID✉}, А.Ю. Сальников^{ID}

Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации,

Москва, Российская Федерация

✉ cool.buninnikita@yandex.ru

История статьи

Поступила в редакцию: 19 октября 2025 г.

Доработана: 26 января 2026 г.

Принята к публикации: 5 февраля 2026 г.

Заявление о конфликте интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Заявление об использовании технологий искусственного интеллекта

При создании настоящей статьи технологии генеративного искусственного интеллекта не использовались.

Заявление о доступности данных

Все данные, полученные в ходе этого исследования, включены в опубликованную статью.

Аннотация. В условиях цифровой трансформации промышленности переход от планово-предупредительных ремонтов к обслуживанию по фактическому состоянию выступает ключевым фактором повышения надежности электроприводов. Промышленные преобразователи частоты (ПЧ) являются критически важными узлами технологических цепочек, однако существующие регламенты их обслуживания часто экономически неэффективны и не предотвращают внезапные отказы силовой электроники. Цель исследования — разработка методики оценки остаточного полезного ресурса (RUL) критически важных компонентов промышленных преобразователей частоты (IGBT-модулей и конденсаторов звена постоянного тока) на основе гибридного анализа эксплуатационных данных (реального времени). Проведено комплексирование физических моделей отказов и алгоритмов глубокого обучения (CNN-LSTM). Для преодоления ограничений закрытой архитектуры промышленных контроллеров предложена двухуровневая система сбора данных на принципах граничных вычислений (Edge Computing). Диагностика выполнена путем косвенной оценки дрейфа напряжения насыщения ($V_{CE(ON)}$) и эквивалентного последовательного сопротивления (ESR) через анализ спектральных искажений выходного тока и пульсаций напряжения DC-звена. Сформирована матрица классификации технических состояний преобразователя с количественными пороговыми значениями деградации. Численный эксперимент на массиве исторических данных с предприятия химической промышленности показал, что предложенная гибридная модель снижает ошибку прогнозирования RUL до 12–15 % по сравнению с традиционными методами экстраполяции, позволяя выявлять предаварийные состояния за 160–200 часов до отказа. Внедрение разработанной модели даст возможность полноценного перехода к стратегии обслуживания по фактическому состоянию, повышая эффективность мероприятий, связанных с техническим обслуживанием и ремонтом.

Ключевые слова: техническое обслуживание и ремонт, ТОиР, прогнозирование отказов, предиктивное обслуживание, автоматизация, диагностика

Вклад авторов

Бунин Н.В. — сбор и обработка материалов, анализ полученных данных, написание текста, визуализация; Сальников А.Ю. — концепция исследования, валидация. Оба автора ознакомлены с окончательной версией статьи и одобрили ее.

© Бунин Н.В., Сальников А.Ю., 2026



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode>

Финансирование

Исследование частично финансировалось предприятиями крупного химического холдинга, компании предоставили данные технологических карт, выгрузки из АСУТП, перечень и паспорта преобразовательной техники, технические регламенты и прочее; в связи с конфиденциальностью данной информации название предприятий не раскрывается.

Для цитирования

Бунин Н.В., Сальников А.Ю. Методика прогнозирования ресурса силовых модулей преобразователей частоты на основе анализа эксплуатационных данных // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Инженерные исследования. 2026. Т. 27. № 2. С. 203–214. <http://doi.org/10.22363/2312-8143-2026-27-2-203-214> EDN: KZRMZX

A Method for Predicting the Lifetime of Power Modules of Power Converters Based on the Analysis of Operational Data

Nikita V. Bunin^{ORCID}, Aleksandr Yu. Salnikov^{ORCID}

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Moscow, Russian Federation

✉ cool.buninnikita@yandex.ru

Article history

Received: October 19, 2025

Revised: January 26, 2026

Accepted: February 5, 2026

Conflicts of interest

The authors declare that there is no conflict of interest.

Statement on the use of artificial intelligence technologies.

No generative artificial intelligence technologies were used in the creation of this article.

Data availability

All data obtained during this study are included in the published article.

Abstract. In the context of industrial digital transformation, the transition from scheduled preventive maintenance to condition-based maintenance is a key factor in increasing the reliability of electric drives. Industrial frequency converters (FCs) are critical components of process chains; however, existing maintenance procedures are often economically inefficient and do not prevent sudden failures of power electronics. The aim of this study is to develop a methodology for assessing the remaining useful life (RUL) of critical components of industrial frequency converters, namely IGBT modules and DC-link capacitors, based on a hybrid analysis of real-time operational data. The authors combine physical failure models with deep learning algorithms (CNN–LSTM). To overcome the limitations of the closed architecture of industrial controllers, a two-tier data collection system based on edge computing principles is proposed. Diagnostics are performed by indirectly assessing the saturation voltage drift ($V_{CE(ON)}$) and equivalent series resistance (ESR) through an analysis of spectral distortions in the output current and DC link voltage ripple. A converter technical condition classification matrix with quantitative degradation thresholds has been developed. A numerical experiment based on a historical dataset from a chemical industry plant showed that the proposed hybrid model reduces the RUL prediction error to 12–15% compared to traditional extrapolation methods, enabling the identification of pre-failure conditions 160–200 hours before failure. The implementation of the developed model will enable a full transition to condition-based maintenance, thereby improving the efficiency of maintenance and repair activities.

Keywords: maintenance and repair (MRO), failure prediction, predictive maintenance, automation, diagnostic

Authors' contribution

Bunin N.V. — collection and processing of materials, analysis of the obtained data, writing, visualization; Salnikov A.Yu. — research concept, validation. Both of the authors read and approved the final version of the article.

Funding

The study was partially funded by enterprises belonging to a large chemical holding. The participating companies provided process flow sheet data, data exports from automated process control systems (APCS), lists and technical data sheets for converter equipment, technical regulations, and other materials. Due to the confidentiality of this information, the names of the enterprises are not disclosed.

For citation

Bunin NV, Salnikov AYu. A method for predicting the lifetime of power modules of power converters based on the analysis of operational data. *RUDN Journal of Engineering Research*. 2026;27(2):203–214. (In Russ.) <http://doi.org/10.22363/2312-8143-2026-27-2-203-214> EDN: KZRMZX

Введение

Объектом исследования являются промышленные преобразователи частоты (ПЧ), выступающие ключевым элементом электропривода в ответственных технологических процессах (нефтегазовая отрасль, металлургия, химическая промышленность и др.). В условиях цифровой трансформации топливно-энергетического комплекса, принятой распоряжением Правительства Российской Федерации от 12 марта 2024 г. № 581-р, возрастает актуальность оценки состояния промышленного оборудования в рамках его эксплуатации. Внезапные отказы ПЧ приводят не только к простоем оборудования, но и к значительным финансовым потерям. Как показано в [1], внедрение стратегий предиктивного обслуживания на базе искусственного интеллекта способно обеспечить высокий возврат инвестиций (ROI) за счет сокращения аварийных простоев и оптимизации логистики запчастей. Однако на практике реализация таких стратегий сталкивается с ограничениями архитектуры промышленных систем.

Анализ современных публикаций выявляет несколько доминирующих подходов к диагностике систем электропривода, каждый из которых имеет существенные ограничения применительно к промышленным ПЧ, перечисленные ниже.

1. *Диагностика систем электропривода.* Значительный пласт работ посвящен диагностике «вращающегося оборудования» — подшипниковых узлов, статорных обмоток, механических передач. Так, в [2] предлагают технологию «Electric Motor Scan» для электродвигателей, а C.D. Constantino-Robles и др. [3] детально рассматривают диагностику компонентов трансмиссии ветрогенераторов. Аналогично C.L. Tolbert [4] описывает использование данных ПЧ для неразрушающего контроля механических систем. Эти методы эффективно защищают исполнительные механизмы, но оставляют саму силовую электронику (инвертор/выпрямитель) «черным ящиком», не оценивая деградацию ее критических компонентов.

2. *Физические модели надежности.* Фундаментальные работы К. Ма и др. [5] и S. Reughani и др. (2020) [6] заложили основу проектирования надежности на базе физики отказов. Данные подходы идеальны для этапа проектирования, но сложно применимы для диагностики эксплуатируемого оборудования (в условиях промышленного предприятия), так как требуют точных параметров материалов и геометрии модулей, которые являются закрытой информацией производителей.

3. *Методы на основе искусственного интеллекта (AI) и глубокого обучения (DL).* S. Konkimalla [7] рассматривает применение AI для диагностики асинхронных двигателей, батарей и силовой электроники электромобилей, а Y. Jian и др. [8] и Z. Zhang, X. Chen [9] предлагают алгоритмы CNN-LSTM и Pathformer сетей для оценки старения конденсаторов и IGBT-транзисторов соответственно. Большинство этих моделей требуют высокочастотных данных (мгновенные значения токов/напряжений), которые невозможно передать через стандартные промышленные интерфейсы (Modbus/Profinet) обычных ПЧ без установки дорогостоящего дополнительного оборудования.

4. *Гибридные и системные подходы.* H. Taoufyq и др. [10] и B. Muniandi и др. [11] в своих обзорах указывают на перспективность интеграции IoT и ML. Y. Fassi и др. [12] и A. Ozdagli и X. Koutsoukos [13] подчеркивают необходимость внедрения физических знаний в модели машинного обучения (Physics-Informed ML) для повышения их интерпретируемости. Работы [14–15] подтверждают тренд на использование встроенных данных для электродвигателей и ПЧ соответственно. Несмотря на обилие методов, в литературе слабо представлены решения, позволяющие диагностировать внутренние компоненты (IGBT, DC-конденсаторы) закрытых промышленных ПЧ, используя только низкочастотную телеметрию, доступную штатно.

На основании проведенного анализа установлено, что в существующих литературных источниках отсутствует комплексная методика, позволяющая оценивать остаточный ресурс

силовых модулей промышленных ПЧ в режиме реального времени без вмешательства в их аппаратную часть и без использования высокочастотных осциллографов (устройств сбора данных). Существует разрыв между точными лабораторными (теоретическими) методами (требующими сложного оборудования) и доступными промышленными данными (имеющими низкую частоту дискретизации).

Цель исследования — разработка методики предиктивной оценки остаточного ресурса (RUL) силовых компонентов ПЧ на основе гибридного анализа эксплуатационных данных, получаемых через штатные промышленные протоколы.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1) провести анализ физики отказов IGBT-модулей инвертора и конденсаторов постоянного тока для определения диагностических признаков, наблюдаемых через косвенные параметры: температура, пульсации напряжения, токовые нагрузки;

2) разработать алгоритмы предобработки низкочастотных временных рядов для выделения скрытых трендов деградации (снижения эксплуатационного ресурса);

3) создать гибридную модель прогнозирования, объединяющую физические закономерности старения с методами глубокого обучения (на примере LSTM/RNN);

4) предложить архитектуру системы мониторинга, интегрируемую в существующий IT-ландшафт предприятия;

5) выполнить экспериментальную валидацию методики на наборе данных для подтверждения ее эффективности.

1. Материалы и методы

1.1. Анализ стратегий технического обслуживания силовой электроники

В современной промышленности эксплуатация преобразователей частоты (ПЧ) традиционно базируется на двух основных подходах: реактивном и превентивном. Реактивная стратегия подразумевает эксплуатацию оборудова-

ния до момента отказа. В условиях отсутствия локальных нормативных документов и специализированных компетенций у персонала цехов промышленных площадок данный подход является доминирующим на многих предприятиях. Однако для критически важного оборудования он экономически неэффективен, так как внезапные отказы силовой электроники приводят к длительным простоям и каскадным повреждениям сопряженных механизмов.

Превентивная стратегия (планово-предупредительный ремонт) основывается на регламентной замене компонентов (вентиляторов, силовых модулей, конденсаторов и прочих компонентов ПЧ) через фиксированные интервалы времени, независимо от их фактического состояния. Главным недостатком этого метода является «избыточное обслуживание», когда замене подлежат исправные узлы с неисчерпанным ресурсом, либо, наоборот, деградация происходит быстрее регламентного срока из-за тяжелых режимов работы.

Сложность внутренней архитектуры современных ПЧ и высокие требования к квалификации персонала вынуждают предприятия передавать функции обслуживания на аутсорсинг сервисным организациям. Это создает зависимость от внешних подрядчиков и не позволяет оперативно оценивать риски отказа в режиме реального времени. Решением данных проблем является переход к обслуживанию по фактическому состоянию (Condition-Based Maintenance, CBM) и предиктивной аналитике. Использование ПЧ в качестве интеллектуального устройства позволяет непрерывно мониторить состояние ПЧ без необходимости проведения ежедневных осмотров, что минимизирует влияние человеческого фактора и оптимизирует затраты на ТОиР.

1.2. Анализ механизмов отказов и выбор диагностических признаков

1.2.1. Физика деградации силовых полупроводниковых модулей

Надежность частотно-регулируемого привода (в частности преобразователей частоты)

критически зависит от ресурса силовых IGBT-модулей, которые подвергаются наиболее интенсивным термомеханическим нагрузкам. В условиях циклической нагрузки, характерной для промышленных приводов с переменным профилем нагрузки, основным триггером отказа является несоответствие коэффициентов теплового расширения (СТЕ) материалов многослойной структуры модуля (кремниевый чип, припой, медное основание, керамическая подложка).

Механизм деградации протекает в двух основных направлениях.

1. Отслоение соединительных проводников: алюминиевые проводники, соединяющие эмиттер чипа с терминалами, испытывают деформацию сдвига при колебаниях температуры перехода (T_j). Накопление усталостных напряжений приводит к появлению микротрещин и последующему отрыву проводников. Это вызывает перераспределение тока на оставшиеся проводники, ускоряя их деградацию лавинообразно.

2. Усталость паяного слоя: деградация припоя между чипом и подложкой приводит к увеличению теплового сопротивления (R_{th}), что вызывает рост средней температуры перехода и ускоряет старение.

1.2.2. Обоснование выбора диагностических параметров

Для реализации стратегии обслуживания по состоянию необходимо выделить электрические параметры, коррелирующие с физической деградацией. Исследования показывают, что наиболее чувствительным параметром к отслоению проводников является напряжение насыщения коллектор-эмиттер в открытом состоянии ($V_{CE(ON)}$) [16].

Физическая зависимость описывается следующим образом: по мере отрыва проводников увеличивается омическое сопротивление контакта, что при фиксированном токе нагрузки (I_c) ведет к росту падения напряжения $V_{CE(ON)}$. Критическим пороговым значением принято считать увеличение $V_{CE(ON)}$ на 15–20 % от номинального значения.

Увеличенное падение напряжения на одном из ключей создает асимметрию в выходном напряжении инвертора. Это приводит к появлению постоянной составляющей (DC) и четных гармоник в спектре фазных токов двигателя, которые отсутствуют в идеальном состоянии. Анализируя спектр тока (MCSA), возможно вычислить отклонение V_{ce} без установки щупов на сам силовой модуль.

1.2.3. Деградация звена постоянного тока

Вторым лимитирующим компонентом являются электролитические конденсаторы DC-звена. Основной механизм их отказа — испарение электролита через уплотнения вследствие теплового старения, что приводит к уменьшению емкости и росту эквивалентного последовательного сопротивления (ESR). Мониторинг пульсаций напряжения в звене постоянного тока позволяет косвенно оценить изменение ESR без разбора устройства. Также большинство современных преобразователей частоты (например, ABB ACS880) имеют внутренние алгоритмы расчета ESR, впоследствии способные выдавать это значение по запросу в вышестоящую систему.

В соответствии с общепринятыми стандартами надежности силовой электроники, критерием исчерпания ресурса электролитических конденсаторов принято считать снижение емкости на 20 % или увеличение ESR на 100 % (в 2 раза) относительно начальных значений.

Таким образом, для построения предиктивной модели в качестве входных векторов данных необходимо использовать временные ряды токов фаз (I_a , I_b , I_c), напряжения звена постоянного тока (V_{dc}) и температуры модуля, доступные через встроенные датчики ПЧ, что включает необходимость установки внешней инвазивной аппаратуры [17].

1.3. Алгоритм и методика прогнозирования остаточного ресурса

1.3.1. Архитектура системы мониторинга

Реализация алгоритмов машинного обучения непосредственно на встроенном контроле

лере ПЧ ограничена закрытостью проприетарного программного обеспечения производителей и недостаточной вычислительной мощностью штатных микропроцессоров для выполнения ресурсоемких операций. В связи с этим предложена двухуровневая архитектура системы мониторинга (рис. 1), где ПЧ выполняет функцию интеллектуального устройства, а аналитическая обработка вынесена на внешний вычислительный узел (Edge Gateway/Server). Такой подход обеспечивает универсальность

решения и возможность его масштабирования на парк оборудования различных вендоров без вмешательства во внутреннюю схемотехнику устройств.

Разработанная методика базируется на функциональной модели стандарта ISO 13374, регламентирующего архитектуру систем диагностики и прогнозирования [18]. Процесс обработки данных разделен на три последовательных этапа: сбор данных, выделение признаков и прогностическая оценка.

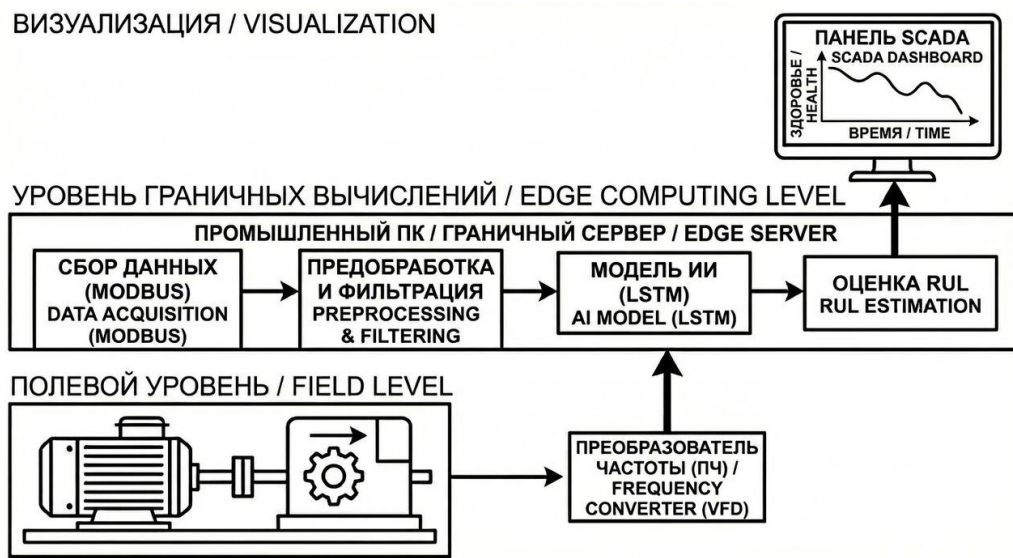


Рис. 1. Архитектура системы мониторинга
Источник: выполнено Н.В. Буниным.

Figure 1. Monitoring system architecture
Source: by N.V. Bunin.

В качестве входного вектора данных $X(t)$ используются временные ряды, получаемые с частотой дискретизации f_s непосредственно с контроллера ПЧ через промышленные протоколы (Modbus TCP/Profinet/OPC UA или по аналогу) без использования дополнительных датчиков:

$$X(t) = \{i_{a,b,c}(t), u_{dc}(t), T_{hs}(t), w(t)\},$$

где i — фазные токи; u_{dc} — напряжение звена постоянного тока; T_{hs} — температура радиатора; w — выходная частота.

1.3.2. Предварительная обработка и выделение диагностических признаков

Сырые данные подвергаются предварительной обработке для устранения высокочастотного шума и выбросов, вызванных переходными процессами (пуски, набросы нагрузки). Для этого применяется метод экспоненциального сглаживания:

$$\hat{x}_t = \alpha * x_t + (1 - \alpha) * \hat{x}_{t-1},$$

где \hat{x}_t — сглаженное значение, а α — коэффициент сглаживания ($0 < \alpha < 1$).

Для оценки состояния IGBT-модулей в качестве ключевого индикатора «здоровья» используется дрейф напряжения насыщения $V_{CE(ON)}$. Поскольку прямое измерение V_{ce} в процессе ШИМ-модуляции затруднено, применяется косвенный метод оценки через анализ спектральных гармоник выходного тока или использование встроенных драйверов с функцией мониторинга V_{ce} в моменты проводящего состояния ключа.

Для конденсаторов звена постоянного тока диагностическим признаком является амплитуда пульсаций напряжения ΔU_{dc} , которая линейно коррелирует с ростом ESR (эквивалентного последовательного сопротивления).

Полное сопротивление (импеданс Z_c) конденсатора складывается из его емкостного сопротивления (X_c) и активного сопротивления (ESR). Пульсации напряжения в звене постоянного тока (ΔU_{dc}) вызываются протеканием через конденсатор переменной составляющей тока (I_{ripple}). Связь описывается формулой

$$Z_c = \frac{\Delta U_{dc}}{I_{ripple}} = \sqrt{ESR^2 + X_c^2}.$$

Поскольку на высоких частотах (частота ШИМ, кГц) емкостное сопротивление $X_c = \frac{1}{2\pi f C}$ стремится к нулю, импеданс конденсатора становится практически равным ESR. Следовательно, амплитуда высокочастотных пульсаций напряжения становится прямо пропорциональной ESR.

1.3.3. Модель прогнозирования RUL

Прогнозирование остаточного ресурса формулируется как задача регрессии временного ряда деградации до момента пересечения заданного порога отказа. Для аппроксимации тренда деградации предлагается использовать гибридную модель, объединяющую физические закономерности и методы машинного обучения. В качестве базовой модели деградации используется экспоненциальная зависимость, характерная для развития усталостных трещин:

$$HI(t) = HI_0 \cdot e^{\beta t},$$

где $HI(t)$ — текущее значение индикатора здоровья; β — скорость деградации.

Однако, учитывая стохастический характер нагрузки в реальных условиях, детерминированная модель дополняется алгоритмом на базе нейронной сети LSTM (Long Short-Term Memory), способной улавливать нелинейные временные зависимости в рядах данных. Остаточный ресурс (RUL) в момент времени t_k определяется как

$$RUL(t_k) = t_{EOL} - t_k,$$

где t_{EOL} — прогнозируемое время, когда $HI(t)$ достигнет критического порога $HI_{threshold}$. Для IGBT модулей в качестве $HI_{threshold}$ принято увеличение $V_{CE(ON)}$ на 15–20 % от номинального значения, что свидетельствует о необратимом разрушении паяных соединений.

Таким образом, предложенный алгоритм позволяет перейти от экспертной оценки состояния к количественному расчету времени до отказа, минимизируя влияние человеческого фактора.

2. Результаты

2.1. Численный эксперимент

2.1.1. Формирование обучающей выборки и настройка модели

Для верификации предложенной методики использовался массив исторических данных (Log-файлы), выгруженных из системы АСУТП промышленного предприятия по производству минеральных удобрений за период 12 месяцев. Входной вектор включал временные ряды выходных токов (I_{rms}), напряжения звена постоянного тока (V_{dc}) и температуры радиатора преобразователя частоты мощностью 75 кВт.

Для имитации процесса деградации использовались эталонные наборы данных.

1. Для IGBT-модулей: набор данных NASA PCoE (IGBT Accelerated Aging Data Set), содержащий записи переходных процессов при термоциклировании до момента отказа (пробой затвора/отрыв проводников).

2. Для конденсаторов: экспериментальные данные деградации электролитических конденсаторов, полученные в ходе испытаний на термическое старение при температурах 105 °С, описанные в [19]

Поскольку оригинальные лабораторные датасеты получены с помощью высокоскоростных осциллографов (частота дискретизации $f_s > 10$ кГц), что недостижимо для стандартных промышленных сетей (Modbus TCP/RTU), была проведена процедура децимации (прореживания) данных. Временные ряды были усреднены и дискретизированы с частотой $f_s = 20$ Гц (соответствует дискретности данных, хранимых в архиве АСУТП). Это позволило проверить гипотезу о возможности детектирования трендов старения (V_{ce} , ESR) на основе низкочастотной телеметрии, доступной из внутренней памяти преобразователя частоты или сервера АСУТП, без применения дополнительного диагностического оборудования.

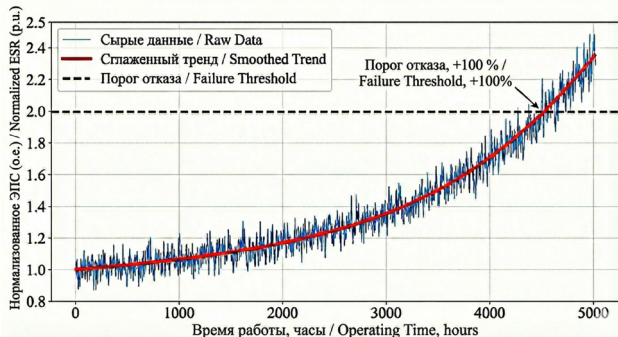


Рис. 2. Динамика изменения напряжения насыщения IGBT: исходный сигнал (синий) и сглаженный тренд (красный) относительно порогового значения
Источник: выполнено Н.В. Буниным.

Figure 2. Dynamics of IGBT saturation voltage degradation: original signal (blue) and smoothed trend (red) relative to the threshold value
Source: by N.V. Bunin.

Сформированный массив данных был разделен на обучающую (70 %), валидационную (15 %) и тестовую (15 %) выборки. Входной вектор модели $X(t)$ формировался методом скользящего окна шириной $W = 50$ отсчетов (5 с реального времени):

Ввиду дисбаланса классов (преобладание данных нормального режима над аварийными) была применена процедура аугментации данных с генерацией синтетических аномалий, имитирующих дрейф V_{ce} (для IGBT) (рис. 2) и рост ESR (для конденсаторов) (рис. 3) на основе физических моделей отказов:

- для модели деградации IGBT к базовому значению напряжения добавлялся экспоненциальный тренд дрейфа напряжения насыщения $\Delta V_{ce}(t)$, характерный для накопления усталости паяного слоя:

$$V_{ce}(t) = V_{ce,0} + \alpha e^{\beta t} + \xi(t),$$

где $\xi(t)$ — белый шум, имитирующий погрешность датчиков; $V_{ce,0}$ — порог отказа;

- для модели деградации конденсатора инжектировался тренд роста эквивалентного последовательного сопротивления (ESR), соответствующий закону высыхания электролита.

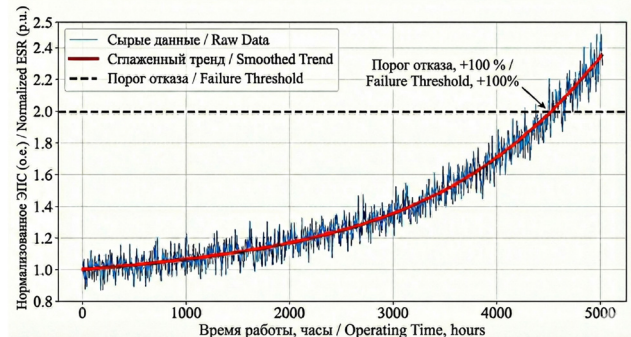


Рис. 3. Динамика роста эквивалентного последовательного сопротивления (ESR) конденсатора: исходный сигнал (синий) и сглаженный тренд (красный) относительно порогового значения
Источник: выполнено Н.В. Буниным.

Figure 3. Dynamics of capacitor ESR increase: original signal (blue) and aging trend (red) relative to the threshold value
Source: by N.V. Bunin.

$$X(t) = \{I_{rms}, U_{dc}, T_{hs}, f_{out}, \Delta U_{ripple}\}_{t-W}^t,$$

где I_{rms}, U_{dc}, T_{hs} — прямые измерения тока, напряжения и температуры; f_{out} — выходная частота (определяет режим работы); ΔU_{ripple} — амплитуда пульсаций напряжения в звене пос-

тоянного тока, выделенная из сигнала U_{dc} путем высокочастотной фильтрации.

Архитектура модели включала:

- слой 1D-CNN (128 фильтров) для извлечения локальных признаков из временных рядов токов и пульсаций;
- два слоя LSTM (по 64 нейрона) для выявления долговременных зависимостей деградации;
- полносвязный слой (Dense) для регрессии значения RUL.

2.1.2. Классификация технического состояния

На основе анализа дрейфа диагностических признаков относительно базовой линии была сформирована матрица состояний преобразователя. Для унификации диагностической

матрицы введен обобщенный (нормированный) параметр отклонения δ . Поскольку физические критерии отказа для критических компонентов различаются по абсолютной величине — для IGBT-модулей критическим считается рост напряжения насыщения V_{ce} на 20 % [20], а для конденсаторов звена постоянного тока окончанием ресурса является увеличение ESR на 100 % (в 2 раза) — в методике применена процедура масштабирования признаков.

Для конденсаторов физическое отклонение ESR нормируется с коэффициентом $k = 0,2$. Это позволяет использовать единую шкалу оценки (табл.), где значению $\delta = 20\%$ соответствует полное исчерпание ресурса любого из контролируемых узлов.

Критерии оценки технического состояния силового каскада ПЧ
Criteria for assessing the technical condition of the power stage of a frequency converter

Класс состояния / Condition Class	Диапазон отклонения признака / Parameter Deviation Range (ΔHI)	Характеристика режима / Operating Mode Characteristics	Рекомендуемое действие / Recommended Action
I. Норма / Normal	$\delta \leq 5\%$	Штатная эксплуатация / Normal operation	Мониторинг без вмешательства / Monitoring without intervention
II. Деградация / Degradation	$5\% < \delta \leq 12\%$	Начальный износ / Initial wear (Onset of degradation)	Планирование ТО в ближайшее «окно» / Maintenance planning for the next available window
III. Предаварийный / Pre-fault (Alert)	$12\% < \delta \leq 18\%$	Развитый дефект / Developed defect (Advanced fault)	Снижение нагрузки, заказ ЗИП / Load reduction, ordering spare parts (SPARE)
IV. Критический / Critical	$\delta > 18\%$	Исчерпание ресурса / End of life (Resource depletion)	Аварийный останов, немедленная замена / Emergency shutdown, immediate replacement

Источник: выполнено Н.В. Буниным / Source: by N.V. Bunin.

2.1.3. Оценка точности прогнозирования RUL

Для оценки эффективности предложенного гибридного алгоритма (CNN-LSTM) было проведено сравнение с традиционным методом экстраполяции на основе закона Аррениуса (используемым в статических расчетах надежности). В качестве метрик точности использовались корень из среднеквадратичной ошибки (RMSE) и средняя абсолютная ошибка (MAE) прогноза остаточного ресурса в часах.

Результаты моделирования показали, что при горизонте прогнозирования 30 дней погрешность предложенной методики не превышает 12–15 %, в то время как традиционный метод дает ошибку до 30–40 % (рис. 4) из-за неучета динамики реального профиля нагрузки.

Алгоритм продемонстрировал высокую чувствительность к ранним признакам старения:

- 1) для IGBT-модулей: тренд роста V_{ce} был идентифицирован за 160 ч до фактического отказа;

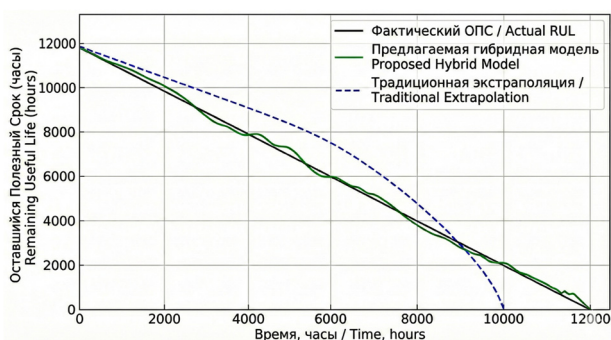


Рис. 4. Сравнение точности прогнозирования остаточного ресурса: предложенная гибридная модель (зеленый) против традиционного метода экстраполяции (синий)
Источники: выполнено Н.В. Буниным.

Figure 4. Comparison of the remaining life prediction accuracy: the proposed hybrid model (green) versus the traditional extrapolation method (blue)

Source: by N.V. Bunin.

2) для конденсаторов: необратимый рост эквивалентного последовательного сопротивления (ESR) был детектирован за 200 ч до достижения критического порога (+100 %).

3. Практическая значимость

Экономическая целесообразность перехода от реактивного обслуживания к предиктивному оценивается через снижение совокупной стоимости владения (Total Cost of Ownership, TCO). Анализ структуры эксплуатационных затрат показывает, что в традиционной модели аутсорсинга значительную долю составляют не только прямые расходы на оплату услуг подрядчиков, но и косвенные потери, связанные с латентностью реагирования (временем ожидания сервисной бригады) и административными издержками на сопровождение контрактов.

Согласно индустриальным исследованиям, внедрение систем предиктивной аналитики позволяет трансформировать структуру затрат следующим образом:

1) сокращение бюджета на ТОиР составляет 18–25 % за счет исключения «лишних» операций с исправным оборудованием (устранение избыточного обслуживания) и перехода к ремонтам «точно вовремя»;

2) раннее обнаружение дефектов позволяет сократить незапланированные простои на 30–50 %, что для непрерывного производственного цикла эквивалентно сохранению сотен часов продуктивного времени ежегодно (сокращение простоя) [21];

3) оптимизация складских запасов: точный прогноз замены компонентов позволяет сократить складские запасы ЗИП на 10–20 %, исключая необходимость хранения дорогостоящих узлов «на всякий случай» [22].

Внедрение методики не предполагает полной замены человека алгоритмами, а меняет парадигму работы электротехнического персонала предприятия. ПЧ, оснащенный системой диагностики, выступает в роли системы поддержки принятия решений. Это позволяет сместить фокус работы штатных специалистов с рутинных осмотров на высококвалифицированную аналитику и точечное устранение неисправностей. Такой подход обеспечивает:

– *снижение MTTR (Mean Time To Repair)*: собственный персонал, получая остаточную оценку ресурса преобразователя, может предпринимать превентивные меры по выводу позиции из эксплуатации (предусмотрев заблаговременно изменение технологической карты и оформление заказ-наряда на замену);

– *технологический суверенитет*: снижение критической зависимости от внешних подрядчиков и сохранение экспертизы внутри предприятия. Повышение квалификации персонала происходит в момент реализации проекта внедрения системы предиктивной аналитики, тем самым оптимизируя общие затраты перспективного проекта.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило, что традиционные стратегии технического обслуживания (реактивная и превентивная) не обеспечивают требуемого уровня надежности промышленных электроприводов в условиях интенсивной эксплуатации. Установлено, что отсутствие непрерывного инструментального контроля деградации силовых полупроводни-

ков (IGBT) и конденсаторов звена постоянного тока является главной причиной внезапных отказов, влекущих значительные экономические потери.

В работе получены следующие основные результаты.

1. Разработана методика гибридной диагностики, основанная на комплексировании физических моделей отказов и алгоритмов машинного обучения. Доказано, что мониторинг дрейфа напряжения насыщения ($V_{CE(ON)}$) и пульсаций напряжения в звене постоянного тока (ΔU_{ac}) позволяет выявлять дефекты на ранней стадии развития (за 160–200 ч до отказа) без использования внешних датчиков.

2. Обоснована двухуровневая архитектура системы, реализующая принцип граничных вычислений (Edge Computing). Это позволяет преодолеть ограничения закрытых промышленных контроллеров ПЧ, передавая телеметрию для глубокого анализа на внешний сервер.

Перспективы дальнейших исследований связаны с апробацией реализованной модели на реальном промышленном объекте, поэтапной адаптацией и доработкой предложенной модели, а также формализацией подходов к техническому обслуживанию и ремонтам для предприятий в виде инструкций/нормативных актов.

Список литературы / References

1. Nagy M, Figura M, Valaskova K, Lăzăroiu G. Predictive maintenance algorithms, artificial intelligence digital twin technologies, and internet of robotic things in big data-driven industry 4.0 manufacturing systems. *Mathematics*. 2025;13(6):981. <https://doi.org/10.3390/math13060981> EDN: NBUSQZ

2. Ramesh K, Raju P, Sasank MVSS. AI-driven predictive maintenance for electric motors: A case study of electric motor scan technology. *Grenze International Journal of Engineering and Technology*. 2025;11(1):1664–1669. Available from: <https://thegrenze.com/index.php?display=page&view=journalabstract&absid=3804&id=8> (accessed: 27.09.2025).

3. Constantino-Robles CD, Castillo Leonardo FA, Galván JH, Alvarez YC, Carrera LAI, Rodríguez-Reséndiz J. Vibration-based predictive maintenance for wind turbines: A Prisma-Guided systematic review on methods, applications, and remaining useful life prediction. *Applied*

Mechanics. 2026;7(1):11. <https://doi.org/10.3390/applmech7010011>

4. Tolbert CL. Leveraging variable frequency drive data for nondestructive testing and predictive maintenance in industrial systems. *NDT*. 2025;3(2):7. <https://doi.org/10.3390/NDT3020007>

5. Ma K, Yang Y, Wang H, Blaabjerg F. Design for reliability of power electronics in renewable energy systems. *Use, Operation and Maintenance of Renewable Energy Systems*. Springer International Publ.; 2014. p. 295–338. ISBN 978-1-4471-6482-1

6. Peyghami S, Wang Z, Blaabjerg F. A guideline for reliability prediction in power electronic converters. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2020;35(10):10958–10968. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2020.2981933> EDN: DBTDTN

7. Konkimalla S. AI-based predictive maintenance for electric vehicles: Enhancing reliability and performance. *International Journal of Engineering and Computer Science*. 2022;11(12):25647–25661. <http://doi.org/10.18535/ijecs/v11i12.4713> EDN: KRGEVM

8. Jian Y, Chen Z, Peng S, Liu L, Zeng W, Liu J, Liu J, Huang Q. Capacitor aging state evaluation and a remaining-useful-life prediction method based on a CNN-LSTM network considering the impact of parameter dispersion. *Electronics*. 2025;14(22):4452. <https://doi.org/10.3390/electronics14224452> EDN: YZCFEO

9. Zhang Z, Chen X. A knowledge-driven method for IGBT remaining useful life prediction using bidirectional learning and physics-enhanced pathformer networks. *Journal of Computational Design and Engineering*. 2025;12(1):327–344. <https://doi.org/10.1093/jcd/qwaf082>

10. Taoufyq H, El Guemmat K, Mansouri K, Akef F. Predictive maintenance approaches: a systematic literature review. *Journal of Industrial Engineering and Management*. 2025;18(3):427–458. <https://doi.org/10.3926/jiem.8537> EDN: TJXGUY

11. Muniandi B, Kulkarni SV, Garg S, Howard E. Real-Time Predictive Maintenance of Power Electronics Systems using Machine Learning and IoT Integration. *Naturalista Campano*. 2024;28(1):1876–1887. Available from: <https://museonaturalistico.it/index.php/journal/article/view/353/276> (accessed: 20.01.2026).

12. Fassi Y, Heiries V, Boutet J, Boisseau S. Towards physics-informed machine learning based predictive maintenance for power converters—A review. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2024;39(2):2692–2720. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2023.3328438> EDN: PTWZEZ

13. Ozdagli AI, Koutsoukos X. Model-based damage detection through physics guided learning. *Annual Conference of the PHM Society*. 2021;13(1). <https://doi.org/10.36001/phmconf.2021.v13i1.3012> EDN: YHRKFA

14. Otuyemi F. *Condition monitoring and fault diagnosis of motor-driven systems using electrical signals*. [PhD

Thesis]. [Huddersfield]: University of Huddersfield; 2018. P. 1–285. Available from: https://pure.hud.ac.uk/ws/portalfiles/portal/67175424/Final_Thesis.pdf (accessed: 13.02.2026).

15. Butler R, Cui Y, Liu Z, Jaremko T, Hinds S. The Future for Variable Frequency Drive Predictive Maintenance. *IEEE IAS Pulp and Paper Industry Conference (PPIC)*; 2024 09–13 Jun; Charleston, WV, USA. IEEE; 2024. p. 127–132. <https://doi.org/10.1109/PPIC57149.2024.10902345>

16. Foube F. Power devices health condition monitoring: A review of recent papers. *PHM Society European Conference*. 2021;6(1):136–150. <https://doi.org/10.36001/phme.2021.v6i1.2808> EDN: ZFUMZA

17. Balakrishna P, Akilezkishnamurthy A, Mitalkumar K. *Enhanced electrical signature analysis for fault detection*: Pat.11,639,966 B2 US: G01R 31/34. No. 17/123,456; filed 15.12.2020; publ. 02.05.2023. Available from: <https://patents.google.com/patent/US11639966B2/en> (accessed: 21.08.2025)

18. Vogl GW, Weiss BA, Donmez MA. Standards for prognostics and health management (PHM) techniques within manufacturing operations. *Annual Conference of the*

PHM Society. 2014;6(1). <https://doi.org/10.36001/phmconf.2014.v6i1.2503>

19. Baumann T, Garcia R, Papastergiou K, Pefitsis D. Discharge-based condition monitoring for electrolytic DC-link capacitors. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2024;39(12):16622–16637. <https://doi.org/10.1109/tpel.2024.3442077> EDN: LTWSWV

20. Wang H, Blaabjerg F. Power electronics reliability: State of the art and outlook. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*. 2021;9(6):6476–6493. <https://doi.org/10.1109/JESTPE.2020.3037161> EDN: PMRQXF

21. Habeeb A. Reducing Downtime in Production Lines Through Proactive Maintenance Strategies. *Research Gate*. 2025. Art. 389891476. Available from: https://www.researchgate.net/publication/389891476_Reducing_Downtime_in_Production_Lines_Through_Proactive_Maintenance_Strategies (accessed: 20.12.2025).

22. Smartening up with Artificial Intelligence (AI) : What’s in it for Germany and its Industrial Sector? *McKinsey & Company*. 2017. Available from: <https://www.mckinsey.com/industries/semiconductors/our-insights/smartening-up-with-artificial-intelligence> (accessed: 14.02.2026).

Сведения об авторах

Бунин Никита Вячеславович, аспирант кафедры системного анализа и информатики Института экономики, математики и информационных технологий, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (РАНГХиС), Российская Федерация, 119571, г. Москва, просп. Вернадского, д. 82, стр. 1; eLIBRARI SPIN-код: 7020-2664, ORCID: 0009-0008-5290-2045; e-mail: cool.buninnikita@yandex.ru

Сальников Александр Юрьевич, кандидат технических наук, доцент кафедры системного анализа и информатики, Институт экономики, математики и информационных технологий, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (РАНГХиС); Российская Федерация, 119571, г. Москва, просп. Вернадского, д. 82, стр. 1; eLIBRARI SPIN-код: 1822-7840, ORCID: 0009-0005-1733-2778; e-mail: salnikov-ay@ranepa.ru

About the authors

Nikita V. Bunin, PhD Student of the Department of Systems Analysis and Informatics, Institute of Economics, Mathematics and Information Technology, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPА), 82, build. 1, ave. Vernadsky, Moscow, 119571, Russian Federation; eLIBRARI SPIN-code: 7020-2664, ORCID: 0009-0008-5290-2045; e-mail: cool.buninnikita@yandex.ru.

Alexander Yu. Salnikov, PhD in Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Systems Analysis and Informatics, Institute of Economics, Mathematics and Information Technology, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPА), 82, build. 1, ave. Vernadsky, Moscow, 119571, Russian Federation; eLIBRARI SPIN-code: 1822-7840, ORCID: 0009-0005-1733-2778; e-mail: salnikov-ay@ranepa.ru