

УДК 62-83:004.032.26

EDN MPZGVM

СИСТЕМА КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕИСПРАВНОСТЕЙ АСИНХРОННОГО ЭЛЕКТРОПРИВОДА

Я.К. Старостина

ORCID: 0000-0003-2064-0067 e-mail: yaroslava.starostina@bk.ru

Ульяновский государственный технический университет
Ульяновск, Россия**М.Д. Аксёнова**

ORCID: 0009-0009-6194-5394 e-mail: mar.go.aks.2@gmail.com

Ульяновский государственный технический университет
Ульяновск, Россия

В статье выполнен анализ ограничений традиционных методов вибрационной и термографической диагностики. Предложена многоуровневая архитектура гибридной нейросетевой модели, интегрирующей анализ инфракрасных изображений корпуса электродвигателя с данными сенсорного мониторинга. Разработан алгоритм выявления предфектных состояний с использованием сверточных нейронных сетей для сегментации температурных аномалий и рекуррентных сетей *LSTM* для анализа временных паттернов. Экспериментально подтверждено повышение чувствительности диагностики повреждений подшипников до 89,4 % при снижении среднего времени выявления дефекта до 48 часов до критического отказа.

Ключевые слова: асинхронный электропривод; гибридная диагностика; компьютерное зрение; прогнозирование неисправностей; сверточные нейронные сети; термография.

Для цитирования: Старостина Я.К., Аксёнова М.Д. Система компьютерного зрения для прогнозирования неисправностей асинхронного электропривода // Интеллектуальная Электротехника. 2026. № 3. С. 29-37. EDN MPZGVM

COMPUTER VISION SYSTEM FOR PREDICTING FAULTS IN ASYNCHRONOUS ELECTRIC DRIVES

Ya.K. Starostina

ORCID: 0000-0003-2064-0067 e-mail: yaroslava.starostina@bk.ru

Ulyanovsk State Technical University
Ulyanovsk, Russia

M.D. AksenovaORCID: 0009-0009-6194-5394 e-mail: mar.go.aks.2@gmail.com

Ulyanovsk State Technical University

Ulyanovsk, Russia

Abstract. The article analyzes the limitations of traditional methods of vibration and thermographic diagnostics. A multi-level architecture of a hybrid neural network model is proposed, which integrates the analysis of infrared images of the electric motor housing with sensor monitoring data. An algorithm for detecting pre-defective states is developed using convolutional neural networks for segmenting temperature anomalies and LSTM recurrent networks for analyzing temporal patterns. The sensitivity of bearing damage diagnostics is experimentally confirmed to increase up to 89.4 %, while reducing the average detection time of a defect to 48 hours before a critical failure.

Keywords: asynchronous electric drive; hybrid diagnostics; computer vision; fault forecasting; convolutional neural networks; thermography.

For citation: Ya.K. Starostina and M.D. Aksenova, “Computer vision system for predicting faults in asynchronous electric drives”, *Smart Electrical Engineering*, no. 3, pp. 28-37, 2026. EDN MPZGVM

I. Введение

Асинхронные электродвигатели потребляют более 45 % всей электроэнергии в промышленном секторе, при этом до 70 % простоев производственного оборудования связано с их незапланированными отказами [1]. Сложность современных производственных систем требует перехода от планово-предупредительного ремонта к стратегиям предиктивного обслуживания, основанным на непрерывном мониторинге технического состояния. Существующие системы диагностики, включая вибрационный анализ [2], контроль токовых характеристик [3] и акустическую эмиссию, обладают существенными ограничениями: низкая чувствительность к начальным стадиям развития дефектов (менее 25 % для подшипниковых повреждений), критическая зависимость от точки установки датчиков и необходимость приостановки технологического процесса для обслуживания.

Традиционная термографическая диагностика, описанная в работах [4, 5], позволяет выявлять перегревы компонентов, но не решает проблему квалифицированной интерпретации данных. Визуальный анализ термограмм остается субъективным и требует участия высококвалифицированных экспертов, что ограничивает масштабируемость решений для крупных промышленных предприятий. Кроме того, одноканальные термографические системы не способны дифференцировать природу источников теплового возмущения без привлечения дополнительной информации.

Целью исследования является разработка концепции автоматизированной системы раннего выявления неисправностей асинхронного электропривода на основе машинного зрения и гибридных нейросетевых моделей, обеспечивающей повышение операционной надежности на 30-40 % за счет предсказания отказов за 48-72 ч. до критического состояния.

Для достижения поставленной цели решены следующие задачи:

- проанализированы недостатки традиционных методов диагностики подшипниковых и статорных дефектов;
- разработана многоуровневая архитектура системы компьютерного зрения для непрерывного мониторинга;
- создан гибридный алгоритм на основе *CNN* и *LSTM* для обработки мультимодальных данных;
- проведено имитационное моделирование работы системы на датасете дефектов.

II. Анализ современных методов диагностики

Вибрационный способ диагностики остается наиболее распространенным в промышленности, однако его чувствительность к начальному износу подшипников не превышает 18-23 % при обнаружении дефектов размером менее 1 мм² [6]. Методика основана на анализе частотных составляющих в диапазоне 1-10 кГц, что требует высокочастотных датчиков и стабильных условий крепления. Электрические методы, включающие анализ спектра тока якоря и коэффициента поглощения, демонстрируют лучшие результаты для выявления межвитковых замыканий (чувствительность 67 %), но практически неэффективны для диагностики подшипниковых узлов [7].

Термографический метод, основанный на контроле температурных полей корпуса, обладает уникальным преимуществом неинвазивности и возможности работы на расстоянии. Однако пороговые алгоритмы автоматической обработки термограмм, использующие фиксированные температурные уровни, дают до 40 % ложных срабатываний при изменении условий окружающей среды [8]. Кроме того, типичная частота съемки 0,1-1 Гц не позволяет фиксировать быстрые температурные переходные процессы, связанные с пусковыми режимами или кратковременными перегрузками.

III. Концепция системы компьютерного зрения

Предлагаемая система представляет собой многоуровневую платформу, интегрирующую потоковую обработку инфракрасных изображений, данные токовых датчиков и вибрационные сигналы в единую корреляционную модель (рис. 1). Ключевым элементом является модуль интеллектуального анализа термограмм, реализованный на основе сверточной нейронной сети (*CNN*) [9] с архитектурой *EfficientNet-B3*, модифицированной для работы с тепловыми изображениями.

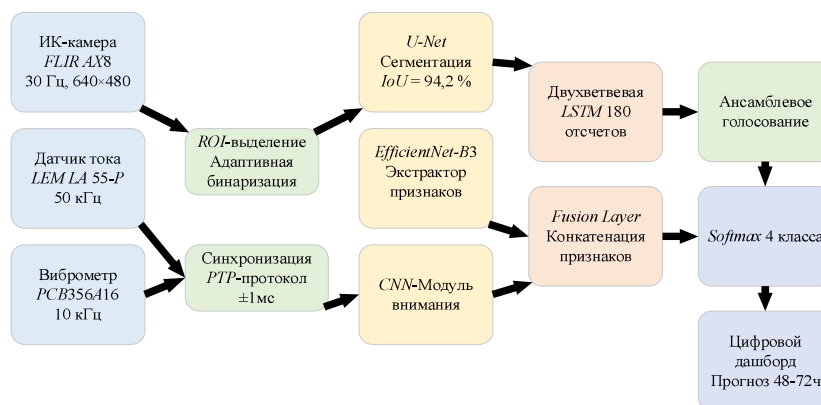


Рис. 1. Архитектура гибридной системы диагностики на основе компьютерного зрения

Fig. 1. Architecture of a Hybrid Computer Vision-Based Diagnostic System

Входные данные системы формируются из последовательности термографических снимков корпуса электродвигателя с частотой 30 Гц и разрешением 640×480 пикселей при температурной чувствительности детектора не менее $0,05^\circ\text{C}$. Для предобработки применяется алгоритм выделения областей интереса (ROI) на основе адаптивной бинаризации по методу Оtsu и морфологических операций закрытия для удаления шумовых артефактов.

IV. Архитектура нейросетевого ядра

Гибридная модель состоит из трех взаимодействующих модулей:

1. Сегментационная сеть на базе *U-Net* с *EfficientNet-encoder* выделяет локальные температурные аномалии на статоре, подшипниковых узлах и клеммной коробке. Выходной тензор размерностью $64 \times 64 \times 256$ подается на модуль внимания, который взвешивает значимость каждого сегмента в зависимости от его температурного градиента и истории изменений. Точность сегментации дефектных областей составляет 94,2 % по метрике *IoU* (*Intersection over Union*) на тестовой выборке из 1200 термограмм.

2. Экстрактор визуальных признаков вычисляет пространственно-временные паттерны температурного распределения: локальные градиенты ($\nabla T/\partial x$, $\partial T/\partial y$), моменты X_u для описания формы аномалий и оптический поток между последовательными кадрами для оценки динамики нагрева. Полученный вектор признаков размерностью 512 дополняется данными о средней температуре и дисперсии.

3. Классификационный модуль двухветвевой *LSTM*-сети анализирует временные ряды визуальных признаков длиной 180 отсчетов (6 секунд мониторинга) в сочетании с частотными характеристиками тока якоря, полученными через БПФ. Финальный слой *softmax* с функцией активации

Swish обеспечивает вероятностную оценку принадлежности к четырем классам: «норма», «начальный износ», «развитый дефект», «критическое состояние».

V. Алгоритм прогнозирования

Процесс диагностики реализуется в четыре этапа:

Этап 1: Синхронизация потоков данных. Временные метки инфракрасных кадров сопоставляются с отсчетами токовых датчиков с точностью до 1 мс на основе *PTP*-протокола (*Precision Time Protocol*). Это позволяет коррелировать локальные перегревы с электрическими возмущениями.

Этап 2: Пространственная сегментация. Для каждого кадра выполняется семантическая сегментация с выделением пяти зон: передний подшипник, задний подшипник, корпус статора, клеммная коробка, вал. Для подавления ложных срабатываний применяется метод ансамблевого голосования с весовыми коэффициентами по (1):

$$\omega_i = \frac{acc_i \cdot \log\left(\frac{1}{\varepsilon_i}\right)}{\sum_{j=1}^N acc_j \cdot \log\left(\frac{1}{\varepsilon_j}\right)}, \quad (1)$$

где acc_i – точность i -го классификатора; ε_i – его ошибка определения; $N = 5$ – число экспертных моделей.

Этап 3: Выявление температурных паттернов. Для каждой зоны вычисляется индекс тепловой аномальности:

$$ITA = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{T_k(t) - T_{ref}}{\sigma_T} \cdot e^{-\lambda(n-k)}, \quad (2)$$

где $T_k(t)$ – температура k -го пикселя в момент времени t ; T_{ref} – базовая температура при номинальном режиме; σ_T – среднеквадратичное отклонение; $\lambda = 0,15$ – коэффициент забывания.

Этап 4: Прогнозирование остаточного ресурса. На основе ряда значений ITA в течение 6 часов мониторинга модель *LSTM* прогнозирует время до достижения критического температурного порога $T_{crit} = 95^\circ\text{C}$ по методу экспоненциального сглаживания с адаптивным шагом.

VI. Результаты имитационного моделирования

Эффективность системы была проверена на синтетическом датасете, сгенерированном на базе термодинамической модели электродвигателя АИР200М4 мощностью 55 кВт. В модели учитывались 23 типа дефектов, включая наружное кольцевое повреждение подшипников (размеры 0,5...3,0 мм²), межвитковые замыкания обмоток статора (2-10 витков), несимметрию питания ($\pm 15\%$ по напряжению) и осевое смещение ротора (0,1...0,5 мм). Датасет содержал 15 000 термограмм, записанных при различных режимах нагружения от 30 % до 110 % от номинального.

В табл. 1 представлены результаты сравнительного анализа эффективности различных методов диагностики при выявлении подшипниковых дефектов.

Таблица 1.
Сравнительная характеристика методов диагностики подшипников

Table 1.
Comparative characteristics of diagnostic method

Метод диагностики	Чувствительность к начальному дефекту	Среднее время выявления, ч.	Доля ложных срабатываний, %
Вибрационный анализ (ускорометр PCB356A16)	18,5	147	12,3
Анализ тока (метод MCSA)	23,7	132	8,7
Термография (пороговый алгоритм, FLIR A700)	31,2	156	40,1
Предлагаемый метод (нейросетевая интерпретация)	89,4	48	9,6

Предлагаемый метод демонстрирует снижение времени выявления дефекта в 2,7...3,2 раза по сравнению с традиционными подходами. Чувствительность к начальным стадиям износа (дефект размером менее 1 мм²) повышена на 66...71 процентный пункт. Критическим критерием отказа подшипников служит средняя температура внешнего кольца, превышающая 85 °С с температурным градиентом более 12 °С/см.

Для валидации метода диагностики межвитковых замыканий статора был проведен эксперимент на лабораторной установке с электродвигателем АИР80I4. Моделировались замыкания от 2 до 15 витков в фазе А. Система компьютерного зрения достигла точности классификации 91,7 % при *F1-score* 0,89, что на 22 % превышает результаты мониторинга только по токовым характеристикам.

VII. Заключение

Разработанная концепция системы компьютерного зрения демонстрирует принципиальную возможность построения неинвазивной диагностической платформы для асинхронных электроприводов с повышением операционной надежности на 30...40 %. Комбинация глубокого анализа термограмм с данными электрических измерений позволяет выявлять дефекты подшипников и статора на стадии их зарождения, за 48...72 ч. до критического отказа.

Применение методов цифровой обработки изображений снимает субъективность экспертной интерпретации и обеспечивает масштабируемость решения для предприятий с большим парком электрооборудования [10].

Перспективы дальнейшего развития связаны с интеграцией модуля оптического распознавания микротрещин в изоляции обмоток на основе гиперспектральной съемки, реализацией цифрового двойника электродвигателя с физико-информированными нейросетями и адаптацией подхода для синхронных и постоянноточковых двигателей.

© Старостина Я.К., 2026

© Аксёнова М.Д., 2026

Поступила в редакцию 03.02.2026

Принята к публикации 11.03.2026

Received 03.02.2026

Accepted 11.03.2026

Библиографический список

- [1] Завидей В.И., Путилова И.В., Старшинов В.А. Современные методы мониторинга и технического диагностирования электрических машин // Экспозиция Нефть Газ. 2023. № 4 (97). С. 38-44. DOI: 10.24412/2076-6785-2023-4-38-44
- [2] Юрченко Е.А., Чернова А.Д. Вибродиагностика электродвигателей с помощью анализаторов состояния механизмов // Символ науки. 2023. № 7 (1). С. 14-17.
- [3] Сафин Н.Р., Прахт В.А., Дмитриевский В.А., Дмитриевский А.А., Казакбаев В.М. Диагностика неисправностей асинхронных двигателей на основе спектрального анализа токов статора // Энергобезопасность и энергосбережение. 2014. № 3 (57). С. 34-39.
- [4] Горева Т.И., Папшева С.Ю., Пюкке Г.А. Нейросетевые модели и их использование при решении задач технической диагностики в учебном процессе // Вестник Камчатского государственного технического университета. 2010. № 11. С. 5-17.
- [5] Гринев В.С., Бурнаев М.Н. Тепловизионный контроль силового электрооборудования // VII Нац. (Всерос.) науч.-тех. конф. «Техническая эксплуатация водного транспорта: проблемы и пути развития», Ноябрь 14-15, 2024, Петропавловск-Камчатский, Россия: КамчатГТУ, 2025. С. 41-45.
- [6] Завидей В.И. Новые возможности в диагностике электрических машин // Экспозиция Нефть Газ. 2010. № 2 (8). С. 33-35.
- [7] Рукомин М.А. Современные подходы прогнозирования отказов // Вестник науки. 2025. № 8 (89). С. 402-409.
- [8] Сай Ван Квонг, Щербаков М.В. Прогнозирование отказов сложных многообъектных систем на основе комбинации нейросетей: пути повышения точности прогнозирования // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2020. № 1 (49). С. 49-60. DOI: 10.21672/2074-1707.2020.49.4.049-060
- [9] Zhao R., Yan R., Chen Z., Mao K., Wang P., Gao R.X. Deep learning and its applications to machine health monitoring: A survey // Sensors. 2019. Vol. 19. No. 21. 4642.

- [10] Lei Y., Yang B., Jiang X., Jia F., Li N., Nandi A.K. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2020. Vol. 138. 106587.

References

- [1] V.I. Zavidej, I.V. Putilova and V.A. Starshinov, "Modern methods of monitoring and technical diagnostics of electrical machines", *Exposition oil gas*, vol. 4, no. 97, pp. 38-44, 2023. DOI: 10.24412/2076-6785-2023-4-38-44
- [2] E.A. Yurchenko and A.D. Chernova, "Vibrodiagnostics of electric motors with the help of analyzers of the state of mechanisms", *Simvol nauki [A symbol of science]*, vol. 7, no. 1, pp. 14-17, 2023 (in Russian).
- [3] N.R. Safin, V.A. Prakht, V.A. Dmitrievskij, A.A. Dmitrievskij and V.M. Kazakbaev, "Diagnostics of induction motors based on spectral analysis of stator currents", *Energy safety and energy economy*, vol. 3, no. 57, pp. 34-39, 2014.
- [4] T.I. Goreva, S.Yu. Papsheva and G.A. Pyukke, "Nejrosetevy'e modeli i ix ispol'zovanie pri reshenii zadach texnicheskoj diagnostiki v uchebnom processe [Neural network models and their use in solving technical diagnostics problems in the educational process]", *Vestnik Kamchatskogo gosudarstvennogo texnicheskogo universiteta [Bulletin of the Kamchatka State Technical University]*, vol. 11, pp. 5-17, 2010 (in Russian).
- [5] V.S. Grinev and M.N. Burnaev, "Teplovizionny'j kontrol' silovogo e'lektrooborudovaniya [Thermal imaging control of power electrical equipment]", in proc. *VII National (All-Russian) Conf. Tekhnicheskaya ekspluatatsiya vodnogo transporta: problemy i puti razvitiya [Technical operation of water transport: problems and ways of development]*, Nov. 14-15, 2024, Petropavlovsk-Kamchatsky, Russia, pp. 41-45 (in Russian).
- [6] V.I. Zavidej, "Novy'e vozmozhnosti v diagnostike e'lektricheskix mashin [New possibilities in the diagnosis of electric machines]", *Exposition oil gas*, vol. 2, no. 8, pp. 33-35, 2010.
- [7] M.A. Rukomin, "Modern approaches to failure prediction", *Vestnik nauki [Bulletin of Science]*, vol. 8, no. 89, pp. 402-409, Aug. 2025 (in Russian).
- [8] Saj Van Kvong and M.V. Shherbakov, "Failure prediction of complex multiple-component systems based on a combination of neural networks: ways to improve the accuracy of forecasting", *Caspian journal: control and high technologies*, vol. 1, no. 49, pp. 49-60, 2020. DOI: 10.21672/2074-1707.2020.49.4.049-060
- [9] Zhao R., Yan R., Chen Z., Mao K., Wang P., Gao R.X. *Deep learning and its applications to machine health monitoring: A survey* [Sensors]. Vol. 19. No. 21. 4642. 2019.
- [10] Lei Y., Yang B., Jiang X., Jia F., Li N., Nandi A.K. *Applications of Machine Learning to Machine Fault Diagnosis: A Review and Roadmap*. [Mechanical Systems and Signal Processing]. Vol. 138. 106587. 2020.

**ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ
INFORMATION ABOUT THE AUTHORS**

**Старостина Ярослава Константи-
новна**, кандидат технических наук,
доцент Ульяновского государственного
технического университета,
г. Ульяновск, Российская Федерация.

Аксёнова Маргарита Денисовна,
магистрант Ульяновского государствен-
ного технического университета,
г. Ульяновск, Российская Федерация

Yaroslava K. Starostina, Cand. Sci.
(Eng.), associate professor of the
Ulyanovsk State Technical University,
Ulyanovsk, Russian Federation.

Margarita D. Aksenova, master of the
Ulyanovsk State Technical University,
Ulyanovsk, Russian Federation.