

А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина**РАЗРАБОТКА КОМПЛЕКСНОГО ПОДХОДА К ОБНАРУЖЕНИЮ
НЕИСПРАВНОСТЕЙ ЭЛЕКТРООБОРУДОВАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Электрооборудование (ЭО) играет ключевую роль в промышленных электротехнических системах, в которых неожиданные механические неисправности в процессе эксплуатации могут привести к тяжелым последствиям (нарушение технологического процесса, снижение качества и количества выпускаемой продукции, возникновение аварийных ситуаций). Для своевременного выявления подобных неисправностей, а также обеспечения нормальной работы систем необходимо проводить регулярное оценивание технического состояния ЭО с помощью современных компьютерных технологий в условиях неполной и нечеткой информации. Для решения данной проблемы предлагается подход с использованием квантования и сверточных нейронных сетей (СНС), отличающийся от существующих подходов комплексной обработкой термограмм, полученных с помощью тепловизионного устройства; изображений с черно-белыми и цветными графиками, полученных с приборов либо построенных по статистическим данным. Данный подход позволяет повысить точность классификации различных неисправностей ЭО, снизить неплановые отказы оборудования за счет оперативного принятия решений относительно технического состояния ЭО в условиях неполной и нечеткой информации. Обзор исследований в данной предметной области как российских, так и зарубежных ученых отражает целый ряд успешных экспериментов по использованию СНС. Разработанная СНС для классификации неисправностей на выходе выдает номер класса, к которому относится текущее состояние оборудования (класс 1 – работоспособное ЭО; класс 2 – работоспособное ЭО с небольшими отклонениями). В настоящей работе рассматриваются обобщенная схема и алгоритм комплексного подхода к обнаружению неисправностей ЭО с подробным их описанием. Результаты исследования были получены при диагностировании асинхронного двигателя АИР63А4У1 и подтверждают обоснованность и объективность использования предложенного подхода.

Техническое состояние электрооборудования; сверточная нейронная сеть; классификация; термограммы; черно-белые графики.

A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina**DEVELOPMENT OF AN INTEGRATED APPROACH TO ELECTRICAL
EQUIPMENT FAULT DETECTION USING CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORKS**

Electrical equipment (EE) is a key part of industrial electrical systems where unexpected mechanical failures in operation can cause serious consequences (disruption of the technological process, reduction in the quality and quantity of manufactured products and emergencies). For timely detection of such faults, as well as to ensure normal operation of the systems, it is required to conduct regular assessment of EE technical state using modern computer technologies under conditions of incomplete and fuzzy information. To solve this problem, we propose an approach using quantization and convolutional neural networks (CNNs) which differs from existing approaches by complex processing of thermograms obtained with a thermal imaging device; images with black-and-white and color graphs obtained from instruments or built based on statistical data. This approach provides an opportunity to improve the accuracy of classification of various EE malfunctions, reduce unscheduled equipment failures due to prompt decision-making regarding the EE technical state under conditions of incomplete and fuzzy information. The review of studies in this subject area by both Russian and foreign scientists reflects a number of successful experiments on the use of CNNs. The CNN developed to classify faults outputs a class number to which the current state of the equipment relates (class 1 – serviceable EE; class 2 – serviceable EE with small deviations). This paper considers a generalized scheme and algorithm of a complex approach to EE fault detection with their detailed description. The study results were obtained when diagnosing the asynchronous motor АИР63А4У1 and confirm the validity and objectivity of using the proposed approach.

Technical state of electrical equipment; convolutional neural network; classification; thermograms; black and white graphs.

Введение. Ни одна современная промышленность, включая нефтеперерабатывающую, авиационную, металлургическую и другие, не обходится без использования электрооборудования (ЭО) (асинхронные двигатели, синхронные генераторы, трансформаторы), преждевременный выход из строя либо отказ которых может вызвать различные уровни повреждений оборудования [1–4]. В большинстве случаев это происходит из-за дефектов изоляции, изменений параметров качества электрической энергии, износа деталей, а также нарушения правил технической эксплуатации.

Диагностирование и ремонт ЭО занимает много времени, а внезапная остановка работы или повреждение обычно приводит к огромным экономическим потерям [5, 6]. Ввиду важности этой проблемы было разработано российскими и зарубежными учеными большое количество подходов и методов диагностирования ЭО с применением различных технологий.

Например, в работе [7] для проведения профилактической диагностики масляных силовых трансформаторов предлагается метод, основанный на хроматографическом анализе растворенных газов (*Dissolved Gas Analysis (DGA)*) в масле. Авторами также была разработана нечеткая логическая модель с применением метода *Key Gas*.

В работе [8] для диагностики начальных неисправностей силовых трансформаторов предлагается интеллектуальный бинарный многоступенчатый метод классификации неисправностей силовых трансформаторов, основанный на селективно гибридизированных традиционных методах анализа растворенных газов (*DGA*). Авторами также разработана гибридная модель диагностики начальных неисправностей, в которой для каждого конкретного этапа классификации выбираются наиболее точные из бинарных классификаторов *ANN* на основе *DGA*. Этапы классификации начинаются с установления наличия или отсутствия неисправности и заканчиваются определением типа и серьезности неисправности на более поздних этапах.

В работе [9] предлагается диагностирование неисправностей подшипника трехфазного асинхронного двигателя осуществлять с использованием спектральных характеристик тока статора и алгоритмов машинного обучения. Для диагностирования неисправностей применялся метод опорных векторов, использующий в качестве характеристик частотные компоненты боковой полосы тока нагрузки.

Однако из часто встречающихся в последнее время инструментов для диагностирования ЭО, а именно оценивания состояния ЭО, являются тепловизионные устройства, результатом которых являются термограммы, и преимуществами применения которых являются быстрое проведение исследования без непосредственного контакта с оборудованием и исключение человеческого фактора.

Например, в работе [10] предлагается новая методология диагностики для обнаружения механических и электрических неисправностей в асинхронном двигателе, основанная на дискретном вейвлет-преобразовании с облегченной одномерной архитектурой СНС. Представленное исследование было разработано с использованием сигналов тока, полученных от статоров двигателя.

В работе [11] рассматривается оптимизированная диагностика межвитковых коротких замыканий для асинхронных двигателей с использованием нейронной сети *LeLeRU* с функцией активации *ReLU*. Это приводит к тому, что для обнаружения неисправностей не требуются дополнительные датчики или оборудование.

В работе [12] рассматривается диагностика неисправностей трехфазного асинхронного двигателя с использованием СНС с конфигурацией входных данных векторного подхода *Park*. Предложен метод предварительной обработки, который изменяет изображение с использованием векторного подхода и преобразует его во входное изображение.

Несмотря на большое количество работ в данной области, вопрос диагностирования неисправностей ЭО с помощью тепловизионной диагностики остается открытым. Это связано с тем, что разработанные методы имеют ограничения применения их на практике, поскольку привязаны к конкретным ЭО.

1. Алгоритм работы комплексного подхода. Инфракрасная тепловизионная съемка очень подходит для обнаружения неисправностей в ЭО, поскольку позволяет диагностировать его при непрерывной работе. Получая и анализируя информацию о температу-

ре, распределенной по поверхности оборудования, можно найти локальные места, которым нанесен ущерб, и сделать вывод о тяжести ущерба. При этом, если тепловое изображение не может быть полностью оценено персоналом, то его можно использовать для определения необходимости дальнейшего диагностирования ЭО.

Обобщенная схема обнаружения неисправностей ЭО с использованием СНС состоит из четырех основных этапов:

Этап 1. Сбор исходных данных. Данные могут поступать в виде цветных изображений (термограмм), полученных с помощью тепловизионного устройства; изображений с черно-белыми или цветными графиками, характеризующих изменения значений различных параметров во времени, построенных по данным, поступающих с датчиков, хранящихся в *Excel* формате.

Этап 2. Обработка исходных данных. С помощью известных методов [13–16] осуществляется перевод цветного изображения в черно-белое, а также преобразование черно-белого графика (квантование изображения) [17–20]. Каждый метод имеет свои достоинства и недостатки. Поэтому перед выбором и применением метода целесообразно обращать внимание на предметную область, а также качество изображения.

После преобразования проводится процедура очистки от полутонов, тем самым СНС будет работать более эффективно.

Здесь же загруженное изображение при необходимости корректируется: поворачивается изображение, обрезаются поля, тем самым при обработке СНС будет работать более эффективно.

Изображения, полученные с помощью тепловизора, могут быть смещены относительно оси координат. Это может быть связано с тем, что проводилась ручная съемка, при которой выровнять прибор в идеал невозможно, а треногу использовать не позволяли условия. В связи с этим возникает необходимость корректировки ориентации изображения в пространстве, чтобы нейронная сеть верно интерпретировала изображение и выдавала результат.

Операция обрезки необходима как для изображений, так и для изображений с черно-белыми или цветными графиками.

Первоначально изображения с графиками могут содержать поля, которые не целесообразно обрабатывать с помощью нейронной сети, так как они не содержат данные для обработки. Если же их не обрезать, то увеличивается время обработки, которое ничем не обосновано, поскольку обрабатывается область, которая не содержит данных для анализа.

Полученные графики могут содержать полутона (затемненные участки, тень и др.), которые будут мешать нейронной сети для верного интерпретирования данных, а также выдачи корректного результата.

Отметим, что на данном этапе важен перевод графика к упрощенному виду – графики должны быть представлены в определенной размерности изображения и в ступенчатом виде. На рис. 1 и 2 изображены примеры графиков напряжений. Работа с графиками ступенчатого вида делает обучение СНС проще, а потери в информации незначительны, именно этим обусловлено такое решение.

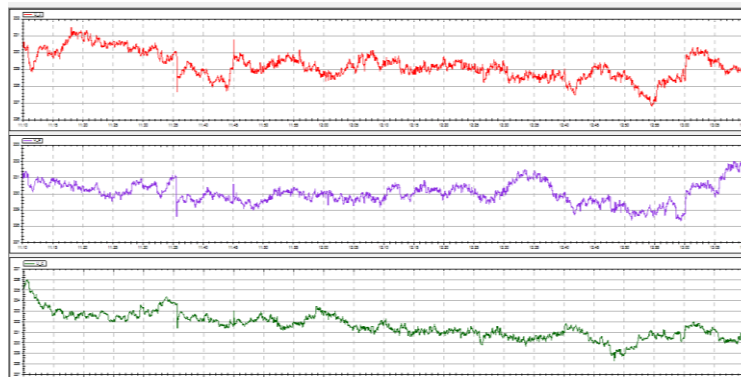


Рис. 1. График напряжений до приведения к ступенчатому виду

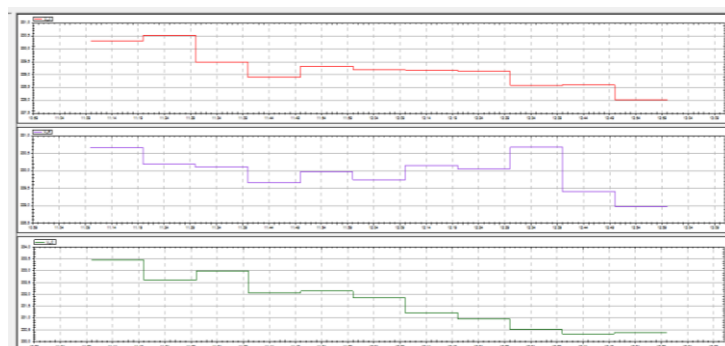


Рис. 2. График напряжений, приведенный к ступенчатому виду

Этап 3. Построение СНС и ее обучение. Обучение СНС осуществляется с использованием базы данных (БД). В БД хранятся: цветные изображения, термограммы, статистическая информация, по которой строятся графики зависимости значений параметра от времени с учетом выбора условия (дата, время) и изображения с черно-белыми или цветными графиками.

Сверточная нейронная сеть распознавания термограмм необходима для определения предельных или аномальных температур, которые проводятся бесконтактно в режиме реального времени во время работы ЭО.

Сверточная нейронная сеть распознавания цветных изображений необходима для выявления контуров частей оборудования с температурой, которая выходит за пределы допустимого.

Сверточная нейронная сеть распознавания изображений с черно-белыми графиками необходима для выявления параметров, которые выходят за пределы допустимого, с определением времени отклонения и значения параметра.

Сверточная нейронная сеть распознавания изображений с черно-белыми графиками необходима для определения неисправностей ЭО. Отметим, что черно-белые графики, построенные по значениям параметров ЭО, используются в случае, если нет термограмм либо они плохого качества.

Этап 4. Принятие решений. По распознанным данным осуществляется классификация технического состояния ЭО.

На рис. 3 представлен алгоритм комплексного подхода к обнаружению неисправностей ЭО, состоящий из восьми шагов.



Рис. 3. Алгоритм комплексного подхода к обнаружению неисправностей электрооборудования

Шаг 1. Сбор данных.

Шаг 2. Если на входе термограмма, то переход к шагу 7, иначе переход к шагу 3.

Шаг 3. Если на входе цветное изображение, то переход к шагу 4, иначе переход к шагу 5.

Шаг 4. Осуществляется перевод цветного изображения в черно-белое изображение.

Шаг 5. Построение графиков по значениям параметров.

Шаг 6. Преобразование изображения с черно-белым графиком. В данном случае используется квантование изображения, непрерывный динамический диапазон значений яркости делится на ряд дискретных уровней, используя квантователь Ллойда-Макса.

Шаг 7. Построение СНС и их обучение.

Шаг 8. Принятие решений относительно технического состояния ЭО.

2. Описание набора исходных данных. База данных содержит термограммы (изображения), полученные с помощью тепловизора *Testo 875-li*, температурной чувствительностью (*NETD*) < 0,05°C при 30°C, рабочей температурой от –15 до – 40°C.

Съемка тепловизором проводилась в весеннее, летнее, осеннее время года при различных климатических условиях (дождь, град, солнце, пасмурно). База термограмм содержит 143 изображений, в расширении *.bmt*, которые содержат реальное изображение и термограмму, размером 640x480 пикселей. Также БД содержала 300 изображений с черно-белыми и цветными графиками.

Данные имеют два класса, соответствующие текущему состоянию ЭО: класс 1 – работоспособное ЭО; класс 2 – работоспособное ЭО с небольшими отклонениями. В зависимости от класса выдается перечень мероприятий, направленных на предупреждения выхода ЭО из строя.

При диагностировании ЭО с использованием термограмм может возникнуть дисбаланс объектов в классах исходных данных. Это обусловлено тем, что на термограммах могут как присутствовать, так и отсутствовать различные неисправности (дефекты) оборудования.

В этом случае для оценки качества СНС использовалась точность:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP},$$

где *TP* (*True Positive*) – истинноположительный результат (исправность распознана как исправность); *FP* (*False Positive*) – ложноположительный результат (исправность, распознана как неисправность).

Для предобработки предъявляются следующие требования к изображениям:

- ◆ размерность изображения должна быть 640x480;
- ◆ ориентация изображения – оси координат должны начинать отсчет из левого нижнего угла изображения и должны быть параллельны границам изображения;
- ◆ в границы изображения должны входить только оси координат и сам график;
- ◆ цвет изображения – черно-белый (прошедший бинаризацию);
- ◆ на изображении должны отсутствовать какие-либо искажения графика и лишние элементы;
- ◆ графики изменения параметров во времени должны иметь ступенчатый вид.

3. Результаты исследования. Результаты исследования получены при диагностировании асинхронного двигателя АИР63А4У1 на основе термограмм и изображений с черно-белыми графиками.

Для разработки СНС распознавания термограмм была использована библиотека *TensorFlow* языка программирования *Python*. Использовалась архитектура *LeNet* от Я. Лекуна, применялась функция активации – *ReLU*. Тестовая выборка составляла 20%, а обучающая выборка 80% от всего объема изображений. После обучения СНС была проведена оценка с помощью тестового набора. Точность составила 96,2%, *F1* – 95,4%.

На рис. 4 представлены графики точности и потерь сверточной нейронной сети при распознавании термограмм.

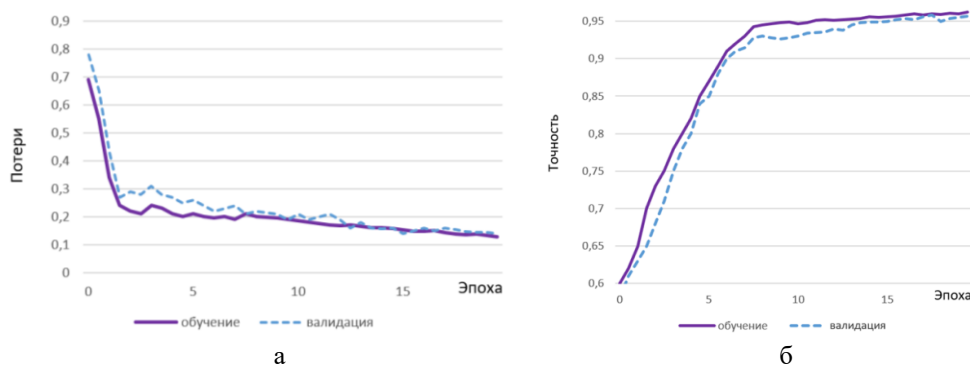


Рис. 4. График точности (а) и потерь (б) сверточной нейронной сети при распознавании термограмм: 1 – обучение; 2 – валидация

Полученная точность СНС распознавания термограмм составила 96,2 %, ЭО работоспособно, но с небольшими отклонениями.

Проанализировав термограммы, была выявлена повышенная температура на корпусе асинхронного двигателя, что характерно для перегрева обмоток. В связи с этим были рекомендованы следующие мероприятия: 1) проанализировать коэффициент несимметрии напряжений по нулевой последовательности; 2) проанализировать коэффициент несимметрии напряжений по обратной последовательности; 3) проанализировать несимметрию напряжения.

Для разработки СНС распознавания черно-белых изображений были использованы библиотеки *TensorFlow* и *Keras*. Для разработки настольного приложения выбрана библиотека *Tkinter* языка программирования *Python*, архитектура СНС *VGG16*.

Для адаптирования архитектуры СНС *VGG16* под задачу потребовались изменения, результат которых представлен ниже:

- 1) на вход подается изображение размерностью 128x256x1, поскольку поступают только черно-белые изображения за продолжительные промежутки времени, из чего следует прямоугольный вид изображений;
- 2) сверточные слои имеют следующие значения размерности и число фильтров:
 - слои *Conv1-1* и *Conv1-2* – 256x128x32 вместо 224x224x64;
 - слои *Conv2-1* и *Conv2-2* – 128x64x64 вместо 112x112x128;
 - слои *Conv3-1*, *Conv3-2* и *Conv3-3* – 64x32x128 вместо 56x56x256;
 - слои *Conv4-1*, *Conv4-2* и *Conv4-3* – 32x16x256 вместо 28x28x256;
 - слои *Conv5-1*, *Conv5-2* и *Conv5-3* – 16x8x256 вместо 14x14x512;
- 3) результирующий тензор имеет размеры 4x8x256 и подается на полносвязную нейронную сеть с 1024 нейронами двух скрытых слоев и двумя нейронами выходного слоя;
- 4) помимо слоя *MaxPooling* в архитектуру СНС включен слой *Dropout*, предназначенный для предотвращения возможного переобучения сети.

На рис. 5 представлены графики точности и потерь сверточной нейронной сети при распознавании черно-белых изображений.

Точность на основе тестовой выборки составила 94,33 %.

Был проведен сравнительный анализ точности нейронных сетей: разработанная нейронная сеть – 94,33%; *AlexNet* – 93,7%, *ResNet* – 94,15%.

Сравнивая результаты обучения предложенной модели и моделей предварительно обученных нейронных сетей, можно сделать вывод о высоком качестве разработанной модели и эффективности предложенного подхода.

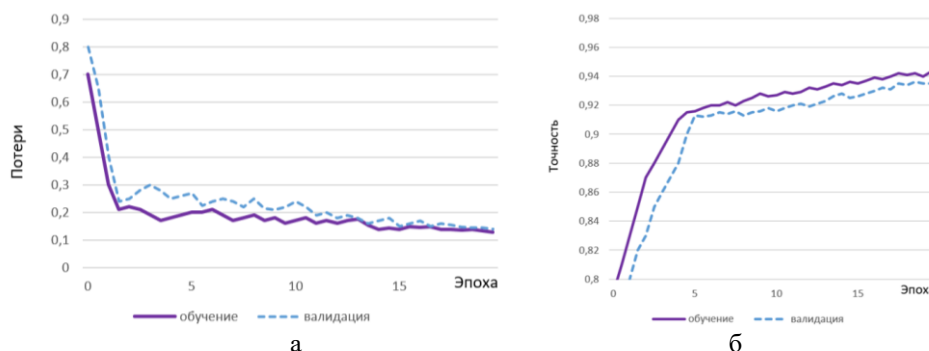


Рис. 5. График точности (а) и потерь (б) сверточной нейронной сети при распознавании черно-белых изображений: 1 – обучение; 2 – валидация

Заключение. В работе предлагается подход к выявлению неисправностей ЭО на основе комплексной обработки термограмм, графиков и цветных изображений. Это позволяет ускорить процесс принятия решений относительно технического состояния ЭО, повысить точность классификация изображений и избежать вмешательства человеческого фактора. При этом для изображений с цветными графиками учитывается различная теплопроводность материалов (корпус – сталь; обмотки – медь и т.д.). Предлагаемый подход может служить эффективным средством поддержки принятия решений при диагностировании любого ЭО с целью выявления неисправностей.

Работа выполнена при поддержке РНФ № 23-29-00415.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Cheng Li, Zixuan Yu, Mingsong Zhuo Research on fault detection method of infrared thermal imaging for power equipment based on deep learning // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2021. – Vol. 714. – P. 1-9. – DOI: 10.1088/1755-1315/714/4/0420 45.
2. Wang W., He Y., Han X., Li Y. Functional failure diagnosis method of manufacturing system based on dynamic Bayesian network // International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control. – 2020. – P. 93-97. – DOI: 10.1109/SDPC49476.2020. 9353184.
3. Чернова А.Д., Косенко А.А. Автоматизация распознавания дефектов оборудования электрических сетей с помощью искусственных нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия «Энергетика». – 2023. – Т. 23, № 3. – С. 62-71. – DOI: 10.14529/power230306.
4. Колоденкова А.Е., Верецагина С.С., Фаворская Е.А., Осипова Е.А. Разработка метода оценки технического состояния электрооборудования с использованием взвешенных нечётких правил // Онтология проектирования. – 2024. – Т. 14, № 1 (51). – С. 134-144. DOI: 10.18287/2223-9537-2024-14-1-134-144.
5. Сазыкин В.Г., Кудряков А.Г. Проблемы изношенного электрооборудования в современной энергетике // Международный научно-исследовательский журнал. – 2015. – № 7 (38). – С. 89-91.
6. Грабчак Е.П., Грабчак Э.П., Логинов Е.Л., Романова Ю.А. Проблемы замены изношенного оборудования в электроэнергетике России: приоритеты модернизации в контексте обеспечения надежности и безопасности // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. – 2019. – С. 38-43. – DOI: 10.36535/0869-4176-2019-05-5.
7. Vakhnina V.V., Markov E.V. Developing fuzzy model using the key gas method to determine the defects occurring in oil power transformers // International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing. – 2024. – P. 451-455. – DOI: 10.1109/ICIEAM60818.2024.10553816.
8. Jan B., Parveen S., Khan S.A. ANN based multi-stage binary classification technique for incipient fault diagnosis of oil immersed transformer // International Conference on Industry 4.0 Technology (I4Tech). – 2022. – P. 1-6. – DOI: 10.1109/I4Tech55392.2022. 9952593.
9. Yatsugi K., Kone S.E.M.P., Mizuno Y. Faulty class diagnosis of three phase induction motor bearing using stator current spectral features and machine learning algorithms // 9th International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis. – 2022. – P. 112-117. – DOI: 10.23919/CMD54214.2022. 9991672.

10. Jiménez-Guarneros M., Morales-Perez C., Rangel-Magdaleno J.d.J. Diagnostic of combined mechanical and electrical faults in ASD-powered induction motor using MODWT and a lightweight 1-D CNN // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2022. – Vol. 18, No. 7. – P. 4688-4697. – DOI: 10.1109/TII.2021. 3120975.
11. Gaber I.M., Shalash O., Hamad M.S. Optimized inter-turn short circuit fault diagnosis for induction motors using neural networks with LeLeRU // IEEE Conference on Power Electronics and Renewable Energy. – 2023. – P. 1-5. – DOI: 10.1109/CPERE56564. 2023.10119618.
12. Goh Y.-J. Fault Diagnostics of 3-phase Induction Motor using CNN with Park's Vector Approach Input Data Configuration // 10th International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering. – 2024. – P. 234-239. – DOI: 10.1109/ICMRE60776.2024. 10532185.
13. Saxena Lalit Niblack's binarization method and its modifications to real-time applications: a review // Artificial Intelligence Review. – 2019. – P. 673-705.
14. Янковский А.А., Бугрий А.Н. Критерии выбора метода бинаризации при обработке изображений лабораторных анализов // АСУ и приборы автоматики. – 2010. – № 153. – С. 53-56.
15. Федоров А. Бинаризация черно-белых изображений: состояние и перспективы развития. – Режим доступа: <http://itclaim.ru/Library/Books/ITS/wwwbook/ist4b/its4/fyodorov.html/> (дата обращения: 15.07.2024).
16. Зотикова А.А., Иванова Е.А. Обзор алгоритмов компьютерного зрения // Цифровизация экономики: направления, методы, инструменты. – 2023. – С. 436-439.
17. Пехота А.Н., Галушко В.Н., Громыко И.Л. Технология использования сверточных нейронных сетей при диагностике состояния трансформаторов // Вестник Полоцкого государственного университета. Серия Фундаментальные науки. – 2021. – № 12. – С. 63-69.
18. Shah S., Tembhurne J. Object detection using convolutional neural networks and transformer-based models: a review // Journal of Electrical Systems and Inf. Technol. – 2023. – 10, 54. – <https://doi.org/10.1186/s43067-023-00123-z>.
19. Pandey S., Bharti J. Review of different binarization techniques used in different areas of image analysis // Evolution in Signal Processing and Telecommunication Networks: Proceedings of Sixth International Conference on Microelectronics, Electromagnetics and Telecommunications (ICMEET 2021), Vol. 2. – Singapore: Springer Singapore, 2022. – P. 249-268.
20. Kang H., Stamoulis I. Gaussian Image Binarization // International Journal of Image and Graphics. – 2021. – Vol. 21, No. 04. – P. 2150047.

REFERENCES

1. Cheng Li, Zixuan Yu, Mingsong Zhuo Research on fault detection method of infrared thermal imaging for power equipment based on deep learning, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, Vol. 714, pp. 1-9. DOI: 10.1088/1755-1315/714/4/0420 45.
2. Wang W., He Y., Han X., Li Y. Functional failure diagnosis method of manufacturing system based on dynamic Bayesian network, *International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control*, 2020, pp. 93-97. DOI: 10.1109/SDPC49476.2020. 9353184.
3. Chernova A.D., Kosenko A.A. Avtomatizatsiya raspoznavaniya defektov oborudovaniya elektricheskikh setey s pomoshch'yu iskusstvennykh neyronnykh setey [Automatic defect recognition for electrical equipment with artificial neural networks], *Vestnik YuUrGU. Seriya «Energetika»* [Bulletin of the South Ural State University. Ser. Power Engineering], 2023, Vol. 23, No. 3, pp. 62-71. DOI: 10.14529/power230306.
4. Kolodenkova A.E., Vereshchagina S.S., Favorskaya E.A., Osipova E.A. Razrabotka metoda otsenki tekhnicheskogo sostoyaniya elektrooborudovaniya s ispol'zovaniem vzheshennykh nechetkikh pravil [An approach to assessing the technical condition of electrical equipment using weighted fuzzy rules], *Ontologiya proektirovaniya* [Ontology of designing], 2024, Vol. 14, No. 1 (51), pp. 134-144. DOI: 10.18287/2223-9537-2024-14-1-134-144.
5. Sazykin V.G., Kudryakov A.G. Problemy iznoshennogo elektrooborudovaniya v sovremennoy energetike [Problems of worn-out electrical equipment in modern power engineering], *Mezhdunarodnyy nauchno-issledovatel'skiy zhurnal* [International scientific research journal], 2015, No. 7 (38), pp. 89-91.
6. Grabchak E.P., Grabchak E.P., Loginov E.L., Romanova Yu.A. Problemy zameny iznoshennogo oborudovaniya v elektroenergetike Rossii: priority modernizatsii v kontekste obespecheniya nadezhnosti i bezopasnosti [Problems of replacing worn-out equipment in the power industry of Russia: modernization priorities in the context of ensuring reliability and safety], *Problemy bezopasnosti i chrezvychaynykh situatsiy* [Security and emergency issues], 2019, pp. 38-43. DOI: 10.36535/0869-4176-2019-05-5.

7. Vakhnina V.V., Markov E.V. Developing fuzzy model using the key gas method to determine the defects occurring in oil power transformers, *International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing*, 2024, pp. 451-455. DOI: 10.1109/ICIEAM60818.2024.10553816.
8. Jan B., Parveen S., Khan S.A. ANN based multi-stage binary classification technique for incipient fault diagnosis of oil immersed transformer, *International Conference on Industry 4.0 Technology (I4Tech)*, 2022, pp. 1-6. DOI: 10.1109/I4Tech55392.2022. 9952593.
9. Yatsugi K., Kone S.E.M.P., Mizuno Y. Faulty class diagnosis of three phase induction motor bearing using stator current spectral features and machine learning algorithms, *9th International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis*, 2022, pp. 112-117. DOI: 10.23919/CMD54214.2022. 9991672.
10. Jiménez-Guarneros M., Morales-Perez C., Rangel-Magdaleno J.d.J. Diagnostic of combined mechanical and electrical faults in ASD-powered induction motor using MODWT and a lightweight 1-D CNN, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, Vol. 18, No. 7, pp. 4688-4697. DOI: 10.1109/TII.2021. 3120975.
11. Gaber I.M., Shalash O., Hamad M.S. Optimized inter-turn short circuit fault diagnosis for induction motors using neural networks with LeLeRU, *IEEE Conference on Power Electronics and Renewable Energy*, 2023, pp. 1-5. DOI: 10.1109/CPERE56564. 2023.10119618.
12. Goh Y.-J. Fault Diagnostics of 3-phase Induction Motor using CNN with Park's Vector Approach Input Data Configuration, *10th International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering*, 2024, pp. 234-239. DOI: 10.1109/ICMRE60776.2024. 10532185.
13. Saxena Lalit Niblack's binarization method and its modifications to real-time applications: a review, *Artificial Intelligence Review*, 2019, pp. 673-705.
14. Yankovskiy A.A., Bugriy A.N. Kriterii vybora metoda binarizatsii pri obrabotke izobrazheniy laboratornykh analizov [Criteria for choosing the binarization method in image processing of laboratory analyses], *ASU i pribory avtomatiki* [Automatic control systems and automation devices], 2010, No. 153, pp. 53-56.
15. Fedorov A. Binarizatsiya cherno-belykh izobrazheniy: sostoyanie i perspektivy razvitiya [Binarization of black and white images: status and development prospects]. Available at: <http://itclaim.ru/Library/Books/TTS/wwwbook/ist4b/its4/fyodorov.htm/> (accessed 15 July 2024).
16. Zotikova A.A., Ivanova E.A. Obzor algoritmov komp'yuternogo zreniya [Review of computer vision algorithms], *Tsifrovizatsiya ekonomiki: napravleniya, metody, instrument* [Digitalization of the economy: directions, methods, tools], 2023, pp. 436-439.
17. Pekhota A.N., Galushko V.N., Gromyko I.L. Tekhnologiya ispol'zovaniya svertochnykh neyronnykh setey pri diagnostike sostoyaniya transformatorov [Technology of using convolutional neural networks in diagnostics of the state of transformers], *Vestnik Polotskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya Fundamental'nye nauki* [Bulletin of Polotsk State University. Series Fundamental Sciences], 2021, No. 12, pp. 63-69.
18. Shah S., Tembhurne J. Object detection using convolutional neural networks and transformer-based models: a review, *Journal of Electrical Systems and Inf. Technol.*, 2023, 10, 54. Available at: <https://doi.org/10.1186/s43067-023-00123-z>.
19. Pandey S., Bharti J. Review of different binarization techniques used in different areas of image analysis, *Evolution in Signal Processing and Telecommunication Networks: Proceedings of Sixth International Conference on Microelectronics, Electromagnetics and Telecommunications (ICMEET 2021)*, Vol. 2. Singapore: Springer Singapore, 2022, pp. 249-268.
20. Kang H., Stamoulis I. Gaussian Image Binarization, *International Journal of Image and Graphics*, 2021, Vol. 21, No. 04, pp. 2150047.

Колоденкова Анна Евгеньевна – Самарский государственный технический университет; e-mail: anna82_42@mail.ru; г. Самара, Россия; д.т.н.; доцент; профессор кафедры информатики и вычислительной техники.

Верещагина Светлана Сергеевна – Самарский государственный технический университет; e-mail: werechaginass@mail.ru; г. Самара, Россия; к.т.н.; доцент кафедры информатики и вычислительной техники.

Kolodenkova Anna Evgen'evna – Samara State Technical University; e-mail: anna82_42@mail.ru; Samara, Russia; dr. of eng. sc.; professor of the Department of Computer Science and Engineering.

Vereshchagina Svetlana Sergeevna – Samara State Technical University; e-mail: werechaginass@mail.ru; Samara, Russia; cand. of technical sciences; associate professor of the Department of Computer Science and Engineering.