

ПРОЕКТИРОВАНИЕ, ИЗГОТОВЛЕНИЕ И ВВОД
В ЭКСПЛУАТАЦИЮ ОБОРУДОВАНИЯ
ОБЪЕКТОВ АТОМНОЙ ОТРАСЛИ
DESIGN, MANUFACTURE AND COMMISSIONING
COMMISSIONING OF EQUIPMENT
NUCLEAR INDUSTRY FACILITIES

<https://doi.org/10.26583/gns-2025-03-04>

EDN HYBNZY

Оригинальная статья / Original paper



Автоматизация диагностики оборудования АС с помощью искусственных нейронных сетей

А.Ю. Ченцова , Н.Ю. Шапошникова, И.А. Микшин , Е.В. Воробьев 

Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская обл., Российская Федерация

 elkit2004@yandex.ru

Аннотация. В статье рассматривается актуальная проблема автоматизации диагностики оборудования атомных станций для повышения его надежности и безопасности. Предлагается метод обнаружения течей трубопроводной арматуры на основе применения искусственных нейронных сетей для анализа термографических изображений. Методология основана на тепловизионном контроле, который позволяет дистанционно и бесконтактно фиксировать распределение температуры на поверхности оборудования. На основе ограниченного набора исходных термографических снимков была создана и обучена сверточная нейронная сеть для бинарной классификации состояния оборудования (наличие и отсутствие течи). Обученная модель продемонстрировала 100% точность на тестовых данных. Разработанный подход позволяет автоматизировать процесс диагностики, исключить влияние человеческого фактора и может быть интегрирован в системы предиктивного обслуживания и мониторинга в реальном времени.

Ключевые слова: автоматизированные системы, атомная станция, диагностика оборудования, искусственные нейронные сети, надежная эксплуатация, неразрушающий контроль, тепловизионный контроль, термографический снимок, течь, трубопроводная арматура.

Для цитирования: Ченцова А.Ю., Шапошникова Н.Ю., Микшин И.А., Воробьев Е.В. Автоматизация диагностики оборудования АС с помощью искусственных нейронных сетей. *Глобальная ядерная безопасность*. 2025;15(3):36–42. <https://doi.org/10.26583/gns-2025-03-04>

For citation: Chentsova A.Yu., Shaposhnikova N.Yu., Mikshin I.A., Vorobiev E.V. Automation of NPP equipment diagnostics using artificial neural networks. *Nuclear Safety*. 2025;15(3):36–42. <https://doi.org/10.26583/gns-2025-03-04>

Automation of NPP equipment diagnostics using artificial neural networks

Alyona Yu. Chentsova , Nadezhda Yu. Shaposhnikova, Igor A. Mikshin ,
Egor V. Vorobiev 

Volgodonsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI»,
Volgodonsk, Rostov region, Russian Federation

 elkit2004@yandex.ru

Abstract. The article discusses the actual problem of automating the diagnostics of nuclear power plant equipment to improve its reliability and safety. A method for detecting leaks in pipe fittings based on the use of artificial neural networks for the analysis of thermographic images is proposed. The methodology is based on thermal imaging control, which allows remote and contactless recording of temperature distribution on the surface of the equipment. Based on a limited set of initial thermographic images, a convolutional neural network is created and trained for binary classification of equipment condition (presence and absence of leaks). The trained model demonstrated 100% accuracy on the test data. The developed approach makes it possible to automate the diagnostic process, eliminate the influence of the human factor and can be integrated into predictive maintenance and real-time monitoring systems.

Keywords: automated systems, nuclear power plant, equipment diagnostics, artificial neural networks, reliable operation, non-destructive testing, thermal imaging, thermographic image, leak, pipeline fittings.

Введение

Поддержание работоспособности оборудования атомных электростанций (АЭС) является критически важной задачей, обусловленной требованиями радиационной и экологической безопасности. Допущение неисправности в различных компонентах систем может привести к серьезным последствиям, угрожающим жизни и здоровью людей, инфраструктуре и окружающей среде. [1]. Регулярный контроль и диагностика состояния оборудования атомных станций играют ключевую роль в предотвращении аварий и чрезвычайных ситуаций, так как благодаря этим процессам устанавливаются и изучаются признаки, которые характеризуют наличие дефектов в работе системы. Это помогает своевременно локализовать и устранять неисправности оборудования АЭС [2].

В рамках данного исследования рассматривается трубопроводная арматура (ТА) оборудования атомной станции – это техническое устройство, которое предназначено для управления потоком рабочей среды в системах трубопроводов путем изменения площади проходного сечения. К основным типам арматуры относятся задвижки, клапаны, краны и затворы¹. Данное устройство представлено на рисунке 1.



Рисунок 1. Трубопроводная арматура
Figure 1. Pipeline fittings

ТА используется для перекрытия и открытия потока рабочей среды, регулирования его скорости, направления и давления, а также для разделения и смешивания нескольких потоков. ТА играет критически важную роль в обеспечении надежности, безопасности и эффективности работы трубопроводных систем на объектах различного назначения: от бытовых коммуникаций до промышленных предприятий и специализированных установок, в т.ч. АЭС.

Одной из основных неисправностей ТА является течь – канал или пористый участок изделия, нарушающий его герметичность². Данный дефект может привести к ускоренному износу оборудования, изменению давления, а также проникновению рабочего вещества во внешнюю среду, что может повлечь угрозу загрязнения (в т.ч. радиационного), риска для здоровья и безопасности людей и окружающей среды, а также чрезвычайной ситуации.

Вследствие этого, автоматизация диагностики оборудования является критически важной задачей для обеспечения своевременного реагирования на зарождающиеся неисправности. Целью настоящей статьи явилась разработка метода диагностики ТА, который основан на применении искусственных нейронных сетей (ИНС) в тепловизионном контроле (ТБК) оборудования.

Методология

Тепловизионный контроль трубопроводной арматуры

Для обеспечения надежности и безопасности эксплуатации оборудования используются различные методы диагностики, одним из которых является метод бесконтактной инфракрасной термографии или тепловизионный контроль. Это метод неразрушающего контроля, который осно-

¹ ГОСТ 24856-2014. Арматура трубопроводная. Термины и определения. – Москва: Стандартинформ, 2020. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200115380> (дата обращения: 01.04.2025).

² ГОСТ 26790-85. Техника течеискания. Термины и определения – Москва: Издательство стандартов, 2004. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200009520> (дата обращения: 02.04.2025).

ван на регистрации теплового излучения объекта специальными приборами (тепловизорами) и преобразовании полученных данных в цифровую тепловую карту, визуализирующую пространственное распределение температуры на поверхности объекта. При этом холодные и горячие участки обычно обозначаются цветами синего и красного спектра соответственно³. Авторы отмечают следующие преимущества ТВК перед другими методами диагностики [3]:

- дистанционный характер измерений;
- независимость от типа материала контролируемого оборудования;
- мониторинг больших площадей;
- высокая скорость измерения и анализа результатов.

Это подтверждает, что метод ТВК является наиболее подходящим способом для нахождения зарождающихся дефектов на АЭС. [4,5]

Диагностирование ТА при помощи ТВК выполняется по схеме, приведенной на рисунке 2.

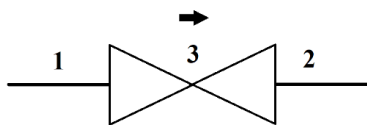


Рисунок 2. Схема точек контроля при определении течи трубопроводной арматуры (стрелкой обозначено направление движения рабочей среды)
Figure 2. Diagram of control points for determining the leakage of pipeline fittings (the arrow indicates the direction of movement of the working medium)

На схеме используются следующие обозначения:

- участок 1 – участок оборудования, в который поступает рабочая среда;
- участок 2 – участок оборудования, который следует после трубопроводной арматуры и в который не должна попадать рабочая среда при перекрытии ее потока;
- участок 3 – трубопроводная арматура, которая перекрывает поток рабочей среды.

³ РД 153-34.0-20.364-00. Методика инфракрасной диагностики тепломеханического оборудования. – Москва: РАО «ЕЭС РОССИИ», АО «Фирма ОРГРЭС», 2000. – 50 с. – Режим доступа: <https://www.аттестациялабораторий.рф/documents/docs/rd-153-34.0-20.364-00.pdf>

При этом возможны 2 случая:

1. Отсутствие течи: участок 1 обозначается красным цветом из-за нагрева рабочей средой, участок 2 обозначается синим цветом. Следовательно, ТА (участок 3) находится в исправном состоянии, так как успешно перекрывает поток рабочей среды из участка 1 в участок 2.

2. Наличие течи: участок 1 и участок 2 обозначаются красным цветом из-за нагрева рабочей средой. Следовательно, в ТА (участок 3) имеется течь, через которую рабочая среда проникает из участка 1 в участок 2.

Примеры термографических снимков, демонстрирующие данные случаи, представлены на рисунке 3.

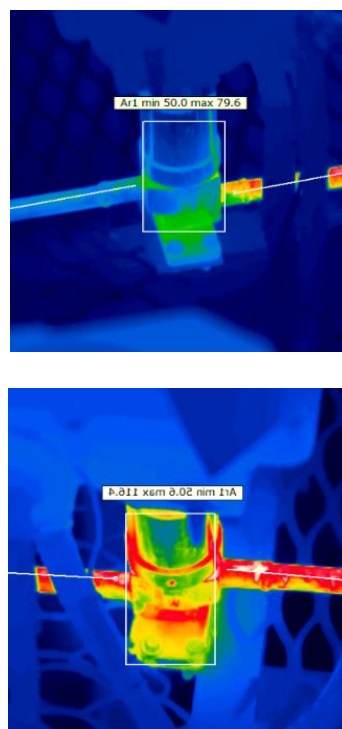


Рисунок 3. Примеры термографического изображения с наличием течи (сверху – отсутствие течи, снизу – наличие течи)

Figure 3. Examples of thermographic images with leaks (above – absence of leaks, below – presence of leaks)

Это может лечь в основу бинарной классификации для обучения ИНС, которая позволит автоматизировать процесс диагностики оборудования на наличие течи.

Искусственная нейронная сеть

В последние годы все большую популярность приобретает одно из самых сложных и в то же время перспективных направлений в

информационных технологиях – искусственные нейронные сети. Благодаря способности к самостоятельному обучению ИНС способны решать широкий спектр самых сложных задач: задачи классификации (идентификация различных объектов, например, лиц и номерных знаков автомобилей), задачи регрессии (прогнозирование значения переменных на основании других переменных), анализ данных (обнаружение закономерностей и извлечение полезной информации), и т.д. Благодаря этому становится возможным применение ИНС в огромном количестве областей: финансы, медицина, безопасность и др. [6].

Вопросы использования нейронных сетей в диагностике оборудования нашли широкое освещение в современной научной литературе.

В статье [7] рассматривается диагностика электропривода постоянного тока с помощью вероятностной нейронной сети. ИНС позволяет классифицировать состояние электропривода на основе параметров электропривода (ток, напряжение, скорость) на 4 состояния:

- нормальный режим относительно момента нагрузки;
- нормальный режим относительно сопротивления якорной обмотки;
- повышение момента нагрузки;
- снижение сопротивления якорной обмотки.

Этот подход позволяет классифицировать дефекты (межвитковые замыкания, повреждения магнитопровода) без остановки оборудования, демонстрируя эффективность глубинного обучения для обработки нестационарных сигналов.

В исследовании [8] рассматривается применение сверточных нейронных сетей (СНС) для диагностики трансформаторов. Данный вид ИНС активно применяется для анализа изображений, в т.ч. термографических данных в реальном времени. В данной работе входные данные формируются путем преобразования отношений токов, напряжений и мощностей в графические изображения, которые обрабатываются тремя параллельными ИНС. Этот подход позволяет класси-

фицировать дефекты (межвитковые замыкания, повреждения магнитопровода) без остановки оборудования, демонстрируя эффективность глубинного обучения для обработки нестационарных сигналов.

В работе [9] для диагностики подшипников качения была использована полносвязная нейронная сеть, работающая с предварительно обработанными спектральными признаками. В ходе исследования была создана ИНС, которая способна определять следующие состояния подшипника:

- нормальное состояние;
- дефект внутреннего кольца;
- дефект внешнего кольца;
- дефект шарика.

В связи с ограниченным набором данных (по 20 секунд для каждого типа сигнала) был применен метод аугментации, который позволил значительно расширить набор данных для обучения ИНС. Однако авторы статьи отмечают, что для эффективного обучения нейронной сети нужен разнообразный и широкий набор данных. Несмотря на это метод достигает 100% точности на данных IMS, превосходя более сложные модели благодаря эффективному выделению признаков и оптимизированной структуре сети.

Таким образом, на основе признаков, благодаря которым определяется наличие дефектов, становится возможным создание и применение нейронных сетей для диагностики промышленного оборудования. Данный подход демонстрирует высокую эффективность и универсальность, а также позволяет точно и быстро идентифицировать дефекты в реальном времени без остановки оборудования.

Реализация ИНС

В качестве исходных данных для обучения ИНС были использованы 6 термографических снимков, предоставленных работниками Научно-исследовательского института атомного энергетического машиностроения (НИИ АЭМ). В соответствии с рассмотренной ранее бинарной классификацией состояния ТА набор делится на 3 снимка с исправным ТА и 3 снимком с неисправным ТА.

Для расширения данных была использована аугментация данных. Это технология позволяет снизить вероятность переобучения нейронной сети и увеличить разнообразие контекстов, в которых модель распознает течь в ТА. Благодаря повороту, вертикальному и горизонтальному отражению, изменению яркости, контрастности и цветовой насыщенности было получено 120 изображений: 60 изображений для исправного состояния ТА и 60 изображений для ТА с наличием течи.

На основе этих данных была создана сверточная нейронная сеть, которая широко применяется для распознавания объектов на

изображениях и видеоматериалах. При этом архитектура СНС представляет собой последовательность сверточных слоев (convolution) и подвыборочных слоев (subsampling), которые чередуются между собой. Сверточные слои позволяют выявить локальные признаки (границы, текстуры и др.), формируя при этом карту признаков, а подвыборочные слои уменьшают размерность этой карты, сохраняя при этом ключевую информацию. Выходной слой всегда является полносвязным (full connection) и после анализа изображения выдает пользователю класс, которому оно соответствует. [10]

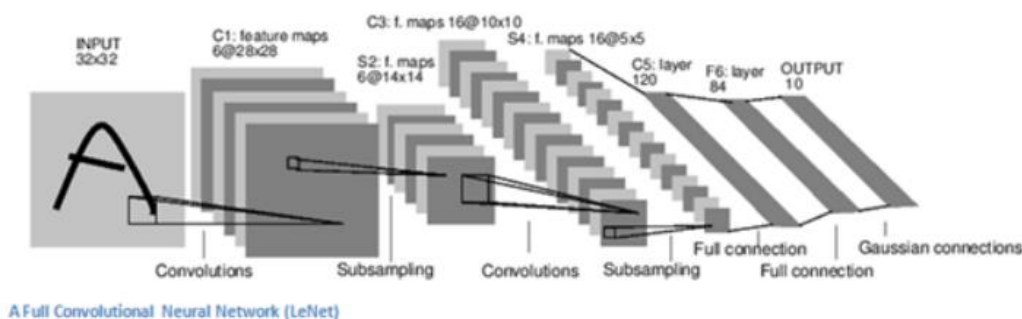


Рисунок 4. Типовая архитектура сверточной нейронной сети для задач классификации объектов на изображении

Figure 4. Typical architecture of a convolutional neural network for classifying objects in an image

При работе с обученной ИНС пользователь загружает в приложение термографический снимок ТА, который в дальнейшем нормализуется, т.е. преобразуется в стандартный для ИНС формат (244x244 пикселя). В дальнейшем происходит анализ изображения – ИНС на основе сформированной карты признаков определяет наличие или отсутствие течи в ТА. Результаты анализа передаются пользователю в удобном для восприятия формате: в виде сообщения о наличии или отсутствии течи в оборудовании.

Для оценки модели была проведена проверка определения наличия течи на изначальных тепловизионных снимках ТА. При этом ИНС определила правильно все 6 изображений, что равно 100% эффективности модели.



Рисунок 5. Процесс взаимодействия пользователя с ИНС

Figure 5. Process of user interaction with an ANN

Результаты

В ходе данного исследования была подтверждена возможность использования ис-

кусственных нейронных сетей для автоматизации диагностики оборудования АЭС на примере разработки и использования 2 ИНС: для определения наличия течи в ТА по термографическому снимку оборудования и для подробного исследования термографических показателей выделенного пикселя.

Данный подход позволяет исключить человеческий фактор (усталость, невнимательность и т.д.), а также освободить время работы персонала для более трудозатратных задач.

При дальнейшей разработке для диагностики оборудования может быть использован не только анализ его термографических снимков, но и других показателей, таких как акустическая эмиссия. Это позволит более подробно анализировать состояние оборудования и повысить чувствительность методов диагностики к зарождающимся неисправностям. Конечным результатом разработки является системы мониторинга в реальном времени и системы предиктивного обслуживания.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Титов С.А., Барбин Н.М., Кобелев А.М. Анализ аварийных ситуаций, связанных с пожарами на атомных электростанциях. *Пожаровзрывобезопасность*. 2021;30(5):66–75. <https://doi.org/10.22227/0869-7493.2021.30.05.66-75>
- Titov S.A., Barbin N.M., Kobelev A.M. The analysis of emergency situations related to fires at nuclear power plants. *Pozharovzryvbezopasnost/Fire and explosion safet.* 2021;30(5):66–75 (in Russ.). <https://doi.org/10.22227/0869-7493.2021.30.05.66-75>
2. Саубанов О.М., Валеев А.Р., Акимов В.И., Харисов Р.М., Ташбулатов Р.Р. Разработка комплексного подхода к определению технического состояния насоснокомпрессорного оборудования. *Транспорт и хранение нефтепродуктов и углеводородного сырья*. 2019;2:30–35. <https://doi.org/10.24411/0131-4270-2019-10206>
- Saubanov O.M., Valeev A.R., Akimov V.I., Kharisov R.M., Tashbulatov R.R. Developing a complex approach of determination of a technical condition of pumps and compressors. *Transport and storage of oil products and hydrocarbons*. 2019;2:30–35. (in Russ.). <https://doi.org/10.24411/0131-4270-2019-10206>
3. Швец Д.В., Абидова Е.А., Калашников М.В., Поваров П.В., Воробьев Е.В. Концепция создания комплексной автоматизированной системы тепловизионного контроля. *Глобальная ядерная безопасность*. 2022;(1):60–66. <https://doi.org/10.26583/gns-2022-01-06>
- Shvets D.V., Abidova E.A., Kalashnikov M.V., Povarov P.V., Vorobev E.V. Concept of creating an integrated automated thermal imaging control system. *Nuclear safety*. 2022;(1):60–66 (in Russ.). <https://doi.org/10.26583/gns-2022-01-06>
4. Ещенко Д.В., Никитин А.Т., Белов О.А. Практическое применение методов тепловизионного анализа и контроля // Вестник КамчатГТУ. 2020;(54):6–19. <https://doi.org/10.17217/2079-0333-2020-54-6-19>
- Eshchenko D.V., Nikitin A.T., Belov O.A. Practical application of thermal-imaging analysis and control methods. *Bulletin of Kamchatka State Technical University*. 2020;(54):6–19. (in Russ.). <https://doi.org/10.17217/2079-0333-2020-54-6-19>
5. Yuanbin W., Yang Y., Jieying R. Research on thermal state diagnosis of substation equipment based on infrared image. *Advances in Mechanical engineering*. 2019;4(11):1–14. <https://doi.org/10.1177/1687814019828551>
6. Kadurumba C.H., Nwaiwu U., Nwasuka N.C. Neural network applications. *International journal of mechanical and production engineering research and development*. 2020;10(3):11897–11910. Available at: https://www.researchgate.net/publication/344174270_NEURAL_NETWORK_APPLICATIONS (accessed: 02.04.2025).
7. Старчевский М.В., Бида П.И. Использование нейронных сетей в диагностике автоматизированного электропривода. *Форум молодых ученых*. 2017;4(8):115–120. Режим доступа: https://www.forum-nauka.ru/files/ugd/b06fdc_779bcc49ad634b319187cfb6fa067762.pdf (дата обращения: 26.04.2025).
- Starchevsky M.V., Bida P.I. Using neural networks in the diagnostics of automated electric drive. *Forum of young scientists*. 2017;4(8):115–120 (in Russ.). Available at: https://www.forum-nauka.ru/files/ugd/b06fdc_779bcc49ad634b319187cfb6fa067762.pdf (accessed: 26.04.2025).
8. Пехота А.Н., Галушко В.Н., Громыко И.Л. Технология использования сверточных нейронных сетей при диагностике состояния трансформаторов. *Вестник Полоцкого государственного университета. Серия С. Фундаментальные науки*. 2021;12:63–69. Режим доступа: <https://journals.psu.by/fundamental/article/view/1132> (дата обращения: 26.04.2025).
- Pehota A.N., Galushko V.N., Gromyko I.L. Technology for the use of convolutional neural networks in diagnosing transformer status. *Vestnik of Polotsk State University. Part C. Fundamental sciences*. 2021;(12):63–69. (in Russ.). Available at: <https://journals.psu.by/fundamental/article/view/1132> (accessed: 26.04.2025).

9. Ибряева О.Л., Мохаммад М.Н. Диагностика неисправностей подшипников качения с использованием пиков спектра и нейронных сетей. *Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика*. 2022;11(2):59–71. <http://dx.doi.org/10.14529/cmse220205>

Ibryaeva O.L., Mohammad N.M. Fault diagnosis of rolling bearings using spectral peaks and neural networks. of South Ural State University. *Bulletin of the South Ural State University/ Series «Computational Mathematics and Software Engineering»*. 2022;11(2):59–71. (In Russ.). <http://dx.doi.org/10.14529/cmse220205>

10. Бредихин А.И. Алгоритмы обучения сверточных нейронных сетей. *Вестник ЮГУ*. 2019;15(1):41–53. Режим доступа: <https://vestnikugrasu.org/byusu/issue/view/917> (дата обращения: 27.04.2025).

Bredikhin A.I. Algorithms for training convolutional neural networks. *Yugra State University Bulletin*. 2019;15(1):41–53. (in Russ.). Available at: <https://vestnikugrasu.org/byusu/issue/view/917> (accessed: 27.04.2025).

ВКЛАД АВТОРОВ:

Ченцова А.Ю. – написание текста статьи, разработка программного обеспечения и нейронной сети;

Шапошникова Н.Ю. – постановка задачи, редактирование текста;

Микшин И.А. – постановка задачи, предоставление данных для создания нейронной сети, редактирование текста;

Воробьев Е.В. – участие в разработке нейронной сети.

ИСТОЧНИКИ ФИНАНСИРОВАНИЯ:

Работа выполнена без внешних источников финансирования.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ:

Конфликта интересов нет.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

Алена Юрьевна Ченцова, студент, «Информационные системы и технологии», Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская обл., Российская Федерация.

<https://orcid.org/0009-0003-4944-2141>

e-mail: elkit2004@yandex.ru

Надежда Юрьевна Шапошникова, старший преподаватель, Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская обл., Российская Федерация. e-mail: NYShaposhnikova@mephi.ru

Игорь Анатольевич Микшин, ведущий инженер, НИИ АЭМ, Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская обл., Российская Федерация.

<https://orcid.org/0000-0001-5854-2353>

e-mail: mikshin89@mail.ru

Егор Вячеславович Воробьев, инженер, НИИ АЭМ, Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская обл., Российская Федерация.

<https://orcid.org/0009-0001-4503-4971>

e-mail: xpanr@ya.ru

AUTHORS' CONTRIBUTION:

Chentsova A.Yu. – writing the text of the article, developing software and a neural network;

Shaposhnikova N.Yu. – task setting, text editing;

Mikshin I.A. – setting the task, providing data to create a neural network, editing text;

Vorobiev E.V. – participation in the neural network development.

FUNDING:

The study had no external funding

CONFLICT OF INTEREST:

No conflict of interest.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS:

Alyona Yu. Chentsova, Student, «Information systems and technologies», Volgogradsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI», Volgogradsk, Rostov region, Russian Federation.

<https://orcid.org/0009-0003-4944-2141>

e-mail: elkit2004@yandex.ru

Nadezhda Yu. Shaposhnikova, Senior lecturer, Volgogradsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI», Volgogradsk, Rostov region, Russian Federation.

e-mail: NYShaposhnikova@mephi.ru

Igor A. Mikshin, Senior Engineer, SRI NPE, Volgogradsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI», Volgogradsk, Rostov region, Russian Federation.

<https://orcid.org/0000-0001-5854-2353>

e-mail: mikshin89@mail.ru

Egor V. Vorobiev, Engineer, SRI NPE, Volgogradsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI», Volgogradsk, Rostov region, Russian Federation.

<https://orcid.org/0009-0001-4503-4971>

e-mail: xpanr@ya.ru

Поступила в редакцию / Received 21.05.2025

После доработки / Revision 28.08.2025

Принята к публикации / Accepted 02.09.2025