

DOI: 10.47026/1810-1909-2021-1-68-77

УДК 621.316.91

ББК 31.247

С.О. ИВАНОВ, А.А. ЛАРЮХИН,
М.В. НИКАНДРОВ, Л.А. СЛАВУТСКИЙ**ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ НЕЙРОМОДЕЛИРОВАНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК
СРАБАТЫВАНИЯ МАКСИМАЛЬНОЙ ТОКОВОЙ ЗАЩИТЫ
В ТРЕХФАЗНОЙ СЕТИ**

Ключевые слова: нейросетевое моделирование, элементарный перцептрон, максимальная токовая защита, трехфазная электрическая сеть.

Современный электроэнергетический объект – станции и высоковольтные подстанции стали цифровыми объектами с активным применением высокоскоростных локальных сетей, непосредственно участвующих в технологическом процессе. Управление, анализ и контроль информационного обмена в цифровой подстанции энергосистемы требуют разработки новых средств и подходов. Для этих целей могут использоваться методы машинного обучения, в частности аппарат искусственных нейронных сетей. В статье представлены результаты нейросетевого моделирования срабатывания максимальной токовой защиты как вариант анализа информационного обмена. Используется элементарный перцептрон как нейросеть с наиболее простой структурой. Приводится оптимизированная структура нейросети и даются оценки точности нейросетевого алгоритма в зависимости от объема обучающей выборки (от 1000 до 50000 записей), количества эпох обучения. Показано, что анализ погрешности нейросетевого алгоритма, возникающей при тестировании нейросети, позволяет оценить порог срабатывания (величину уставки) токовой защиты в зависимости от размера обучающей выборки. Обнаружено, что распознавание порога срабатывания защиты при нейросетевом моделировании нарушается только в том случае, когда токи во всех фазах электрической сети близки к пороговому. Обсуждаются возможности усовершенствования предлагаемого подхода и его использования для распознавания аномалий в информационном обмене и работе вторичного оборудования цифровых подстанций энергосистемы.

Контроль и анализ информационного обмена во вторичном оборудовании цифровых подстанций с развитием информационных технологий являются все более актуальной задачей [3, 6, 10, 25]. Для этих целей могут использоваться методы машинного обучения, в частности аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) [7–9, 11–13], как одна из основ искусственного интеллекта [14, 15]. Эти инструменты могут использоваться для моделирования [24], обработки сигналов [17, 20, 23], анализа информационного обеспечения и информационного обмена в электросетевом оборудовании [16]. В полной мере это относится к устройствам релейной защиты и автоматики [26], задачам определения места повреждения [1, 4, 22].

Большое многообразие режимов работы энергосистемы включает в себя штатные режимы изменения нагрузок [5], коммутации [4], разнообразные аварийные режимы при срабатывании релейной защиты [18, 19, 26, 27]. В таких условиях моделирование и анализ информационных потоков подстанции традиционными методами могут быть сильно затруднены. В соответствующих задачах могут использоваться такие средства искусственного интеллекта, как ИНС [2].

В настоящей работе на простейшем примере максимальной токовой защиты (МТЗ) проводится анализ точности функционирования нейросетевых моделей на основе элементарного перцептрона [21].

Нейросетевое моделирование МТЗ. Схема нейросетевой модели на основе перцептрона показана на рис. 1. Здесь количество нейронов и слоев нейросети подобрано эмпирически. Их увеличение и усложнение структуры ИНС не приводят к существенному изменению качества модели. На входные нейроны подаются значения токов на каждой из фаз электрической сети. Защита срабатывает, если значение хоть одного из токов превосходит порог в 300 А. Таким образом значение целевой функции на выходе нейросети принимает два значения: 0 или 1.

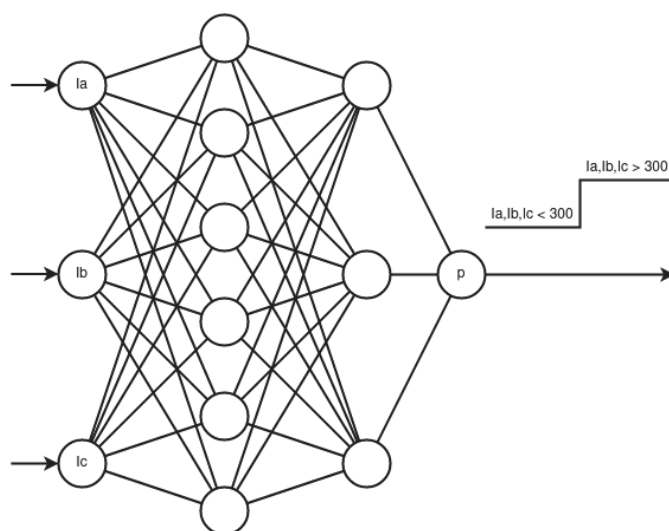


Рис. 1. Структура нейросетевой модели МТЗ

В первом скрытом слое ИНС 6 нейронов выполняют оценку превышения порога на каждой фазе, нейроны второго слоя приводят результат к нужной, пороговой форме.

Для реализации программы моделирования существует множество готовых программных библиотек и фреймворков для построения и обучения нейросетей. Наиболее широкие возможности для построения и обучения нейросетей предоставляют программные фреймворки – набор компонент, составляющих каркас сложных программ. В них реализованы и оптимизированы базовые операции, необходимые для работы нейронной сети: представление данных, вычисление значений сигналов и градиентов, а также алгоритмы оптимизации параметров. В работе использован один из ведущих фреймворков глубокого машинного обучения – PyTorch (<https://pytorch.org/>). Фреймворк предоставляет собой тензоры с автоматической дифференциацией (automatic differentiation) для работы с градиентами, множество реализованных алгоритмов оптимизации и вспомогательные методы по обработке многомерных

данных, основанные на библиотеке NumPy. Фреймворк PyTorch поддерживает работу с программно-аппаратной архитектурой параллельных вычислений – CUDA для ускорения вычислений. Использование PyTorch доступно на языках программирования Python, C++ и Java. Выбран язык программирования общего назначения Python, так как он предоставляет большой набор полезных операций, а также имеет библиотеки для сохранения и загрузки данных (cv2), а также визуализации (matplotlib).

Использован классический алгоритм обучения по эпохам: вычисление средней квадратичной ошибки для обучающего множества, вычисление градиента методом обратного распространения ошибки и коррекция весов нейронов. Для обучения использован алгоритм упругого обратного распространения (resilient backpropagation, Rprop), который обеспечивает быструю и точную сходимость решаемой задачи.

Для проверки работы программы, моделирующей ИНС (рис. 1), использовалась аналитическая платформа DEDUCTOR (www.basegroup.ru). При сравнимой скорости обучения ИНС максимальные и среднеквадратичные ошибки отличаются незначительно.

Значения токов в каждой из фаз электрической сети задавались в виде независимых случайных нормально распределенных величин со средним значением 300 А и полушириной распределение 30 А. Соответствующие гистограммы приведены на рис. 2.

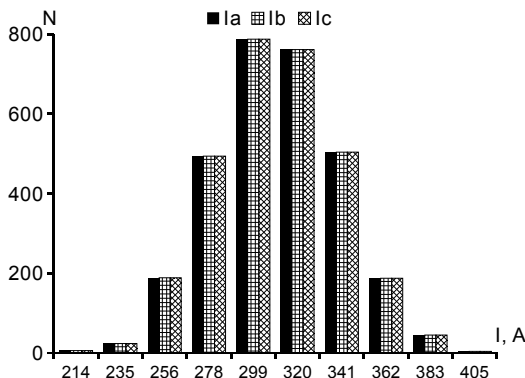


Рис. 2. Гистограмма распределения данных для обучения ИНС. Обучающее множество – по 3000 значений тока на каждой фазе

Обучение ИНС проводилось по выборке от 1000 до 50000 значений. Тестовая выборка составляла 30% от обучающей. Количество циклов (эпох) обучения составляло до 20000. Уровень ошибки обучения стабилизировался приблизительно после 1000 циклов.

Оценка точности нейросетевой модели. При приведённых выше условиях обучения ИНС (рис. 1), используемая модель обеспечивает стопроцентное распознавание связи между нейронами и очень низкий уровень ошибок по обучающему множеству. Относительная среднеквадратичная ошибка по

обучающему множеству при вычислении нейросетью порога срабатывания защиты составляет 10^{-17} – 10^{-18} . При этом погрешность σ , возникающая при тестировании нейросетевой модели на тестовом множестве, уменьшается с увеличением обучающей выборки. Соответствующий график приведён на рис. 3, а. Процент нераспознанных примеров из тестовой выборки T также уменьшается с увеличением обучающей выборки. Соответствующие данные приведены на графике рис. 3, б.

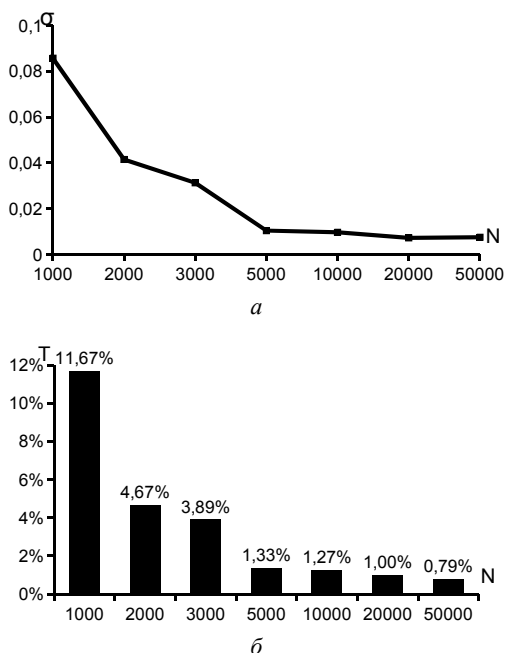


Рис. 3 Среднеквадратичная погрешность (а) и процент нераспознанных примеров из тестового множества (б) в зависимости от размера обучающей выборки.

Анализ множества нераспознанных примеров из тестовой выборки, т.е. значений токов в фазах сети, при которых модель релейной защиты не срабатывает или дает «ложное срабатывание», показал следующее:

1. Среднеквадратичная ошибка σ при вычислении целевой функции по тестовому множеству при обучающим множестве более 5000 значений не превышает 1% (см. рис. 3, а).

2. Процент нераспознанных примеров из тестового множества в этих условиях не превышает 1,5% (см. рис. 3, б).

3. Ошибки при нейросетевых вычислениях целевой функции возникают в том случае, когда значения токов во всех трёх фазах электросети оказываются близки к пороговому значению 300 А. Соответствующий пример нераспознанных точек тестовой выборки после обучения на 3000 примерах приведён на рис. 4.

На рис. 4 приведена трехмерная диаграмма расположения тестовых значений токов, соответствующих нераспознанным примерам. Как видно из

рис. 4, значения токов во всех трех фазах электрической сети, когда ИНС не распознает порогового значения, оказываются в диапазоне 290–300 А.

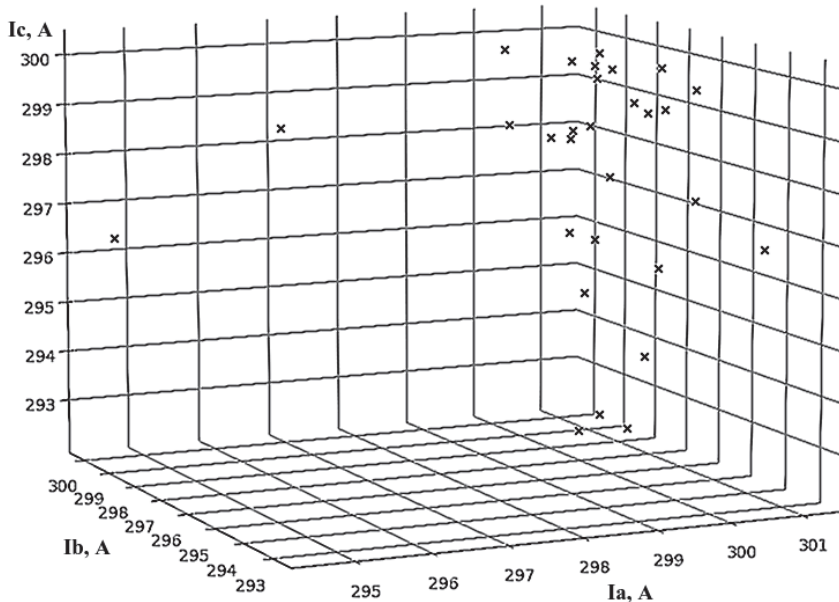


Рис. 4. Трехмерная диаграмма тестовых значений токов (по трем фазам), когда ИНС неправильно распознает пороговое значение 300А

Ни одного ошибочного примера из тестового множества, когда хоть одно значение тока на одной из фаз отличается от порогового более чем на 10 А, не выявлено.

На рис. 5 показано, как меняется диапазон отклонений токов ΔI в фазах электрической сети от порогового значения, соответствующих нераспознанным примерам из тестового множества. То есть в диапазоне $300 \pm \Delta I$ А нейросетевая модель может не обеспечить правильного описания срабатывания защиты.

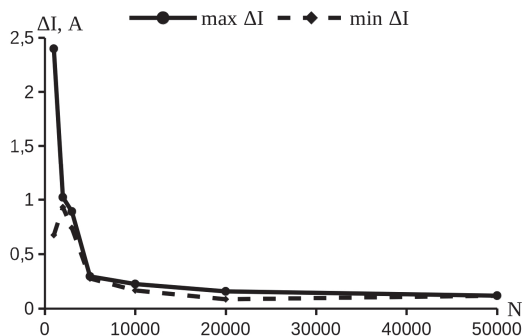


Рис. 5. Зависимости максимального и минимального значений ΔI в окрестности порога срабатывания защиты для нераспознанных примеров

Как видно из рис. 5, значение ΔI не превышает единиц ампер при пороговом значении 300 А. Таким образом, сделанные оценки позволяют по результатам получить величину уставки для адекватной работы максимальной токовой защиты. Проверка показала, что при внесении уставки (тестировании обученной ИНС в диапазоне тестовых значений больше или меньше $300 \pm \Delta I$) распознавание обеспечивается в полной мере.

Выводы. Быстрая сходимость нейроалгоритма при произвольных начальных условиях и низкий уровень ошибок на простейшем примере демонстрируют достаточно высокое качество выбранной нейросетевой модели. Количество связей между нейронами в элементарном персептроне (рис. 1) составляет 39. Для адекватного обучения ИНС эта величина должна быть хотя бы в несколько раз меньше размера обучающей выборки. Таким образом, нейромодель защиты может обучаться при выборке от 500 значений тока в каждой из фаз электрической сети. При этом размер уставки по току не превышает 1% от порогового значения. Однако оценка величины уставки не является основным результатом проведенного анализа. Значительно более важным является возможность распознавания при помощи ИНС режимов работы вторичного оборудования. Результаты демонстрируют, что если обучать ИНС на всем наборе штатных режимов, когда правильное срабатывание защиты при авариях также считается штатным режимом, то ИНС позволяет выявлять аномалии в работе вторичного оборудования и информационном обмене. Это является важнейшей задачей контроля информационных потоков, предотвращения киберинцидентов в работе вторичного оборудования современных цифровых электрических подстанций.

Литература

1. Кошечев М.И., Славутский А.Л., Славутский Л.А. Простые нейросетевые алгоритмы для волнового метода определения места повреждения электросети // Вестник Чувашского университета. 2019. № 3. С. 110–118.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 382 с.
3. Лачугин В.Ф., Панфилов Д.И., Смирнов А.Н. Реализация волнового метода определения места повреждения на линиях электропередачи с использованием статистических методов анализа данных // Известия РАН. Энергетик. 2013. № 6. С. 137–146.
4. Лямец Ю.Я., Нудельман Г.С., Павлов А.О., Ефимов Е.Б., Законьшек Я. Распознаваемость повреждений электропередачи. Ч. 1, 2, 3 // Электричество. 2001. № 2. С. 16–23; № 3. С. 16–24; № 12. С. 9–22.
5. Славутский А.Л., Пряников В.С., Славутский Л.А. Моделирование переходных режимов узла нагрузки с трехобмоточным трансформатором на разных уровнях напряжения // Электротехника. 2017. № 7. С. 20–24.
6. Bhattacharya B., Sinha A. Intelligent Fault Analysis in Electrical Power Grids. In: IEEE 29th Int. Conf. on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). Boston 2017, pp. 985–990. DOI: 10.1109/ICTAI.2017.00151.
7. Burton B., Harley R.G. Reducing the computational demands of continually online-trained artificial neural networks for system identification and control of fast processes. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1998, vol. 34(3), pp. 589–596.
8. Coury D.V., Oleskovicz M., Aggarwal R.K. An ANN routine for fault detection, classification and location in transmission lines. *Electrical Power Components and Systems*, 2002, vol. 30, pp. 1137–1149.

9. Dharmendra K., Moushmi K., Zadgaonkar A.S. Analysis of generated harmonics due to transformer load on power system using artificial neural network. *International journal of electrical engineering*, 2013, vol. 4(1), pp. 81–90.

10. Grammatikis P.R., Sarigiannidis P., Sarigiannidis A., Margounakis D., Tsiakalos A., Efstathopoulos G. An Anomaly Detection Mechanism for IEC 60870-5-104. In: 2020 9th Int. Conf. on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST). Bremen, Germany, 2020, pp. 1–4. DOI: 10.1109/MOCASST49295.2020.9200285.

11. He Z., Lin S., Deng Y., Li X., Qian Q. A rough membership neural network approach for fault classification in transmission lines. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2014, vol. 61, pp. 429–439.

12. Jain A., Thoke A.S., Patel R.N. Fault classification of double circuit transmission line using artificial neural network. *International Journal of Electrical Systems Science and Engineering*, WASET, 2008, vol. 1, pp. 230–235.

13. Jamil M. Generalized neural network and wavelet transform based approach for fault location estimation of a transmission line / M. Jamil, A. Kalam, A.Q. Ansari, M. Rizwan. *Applied Soft Computing*, 2014, vol. 19, pp. 322–332.

14. Keerthipala W.W.L., Low Tah Chong, Tham Chong Leong. Artificial neural network model for analysis of power system harmonics. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, vol. 2, pp. 905–910.

15. Kulikov A.L., Loskutov A.A., Mitrovic M. Improvement of the technical excellence of multiparameter relay protection by combining the signals of the measuring fault detectors using artificial intelligence methods. In: *International Scientific and Technical Conference Smart Energy Systems 2019 (SES-2019)*, 2019, vol. 124. DOI: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/201912401039>.

16. Laruhin A., Nikandrov M., Slavutskii L. Anomalous modes recognizing secondary equipment in electric power industry: adaptive neuro algorithms. In: *2019 International Ural conference on electrical power engineering: Proceedings URALCON*, 2019, pp. 399–403.

17. Mahanty R.N., Dutta Gupta P.B. Comparison of fault classification methods based on wavelet analysis and ANN. *Electric Power Components and Systems*, 2006, vol. 34, pp. 47–60.

18. Mazumdar J., Harley R.G., Lambert F., Venayagamoorthy G. Neural Network Based Method for Predicting Nonlinear Load Harmonics. *Power Electronics, IEEE Transactions*, 2007, vol. 22(3), pp. 1036–1045. DOI: 10.1109/TPEL.2007.897109.

19. Niekerk C.R., Rens A.P.J., Hoffman A.J. Identification of types of distortion sources in power systems by applying neural networks. In: *6th IEEE AFRICON*, 2002, vol. 2, pp. 829–834.

20. Osowski S. Neural network for estimation of harmonic components in a power system. *IEEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, 1992, vol. 139(2), pp. 129–135.

21. Rosenblatt F. *Principles of neurodynamics*. Washington, Spartan books, 1962.

22. Silva K.M., Souza B.A., Brito N.S.D. Fault detection and classification in transmission lines based on wavelet transform and ANN. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2006, vol. 21, pp. 2058–2063.

23. Soldatov A.V., Naumov V.A., Antonov V.I., Aleksandrova M.I. Information bases of algorithms for protecting a generator operating on busbars from single-phase-to-ground Faults. *Investigation of the Information Bases of Algorithms Controlling Higher Current Harmonics. Power Technology and Engineering*, 2019, vol. 53(4), pp. 496–502. DOI: 10.1007/s10749-019-01105-w.

24. Sundaravaradan N.A., Surya S. Application Technique For Model-Based Approach To Estimate Fault Location. In: *IET Smart Grid*, 2019. DOI: 10.1049/iet-stg.2019.0135.

25. Voropai N.I., Kolosok I.N., Korkina E.S., Osak A.B. Issues of cybersecurity in electric power systems. *Energy systems research*, 2020, vol. 3, no. 2(10), pp. 19–28.

26. Yadav A., Dash Y., Ashok V. ANN based directional relaying scheme for protection of Korba-Bhilai transmission line of Chhattisgarh state. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2016, vol. 1(1). DOI: 10.1186/s41601-016-0029-6.

27. Yadav A., Dash Y. An overview of transmission line protection by artificial neural network: fault detection, fault classification, fault location, and fault direction discrimination. In: *Advances in Artificial Neural Systems*, 2014, p. 20.

ИВАНОВ СЕРГЕЙ ОЛЕГОВИЧ – старший преподаватель кафедры математического и аппаратного обеспечения информационных систем, Чувашский государственный университет, Россия, Чебоксары (v101-11@mail.ru).

ЛАРИУХИН АЛЕКСАНДР АЛЕКСАНДРОВИЧ – заместитель директора по управлению проектами, ООО «Интеллектуальные Сети», Россия, Чебоксары (laruhin@igrids.com).

НИКАНДРОВ МАКСИМ ВАЛЕРЬЕВИЧ – кандидат технических наук, директор, ООО «Интеллектуальные Сети», Россия, Чебоксары (nixmak@mail.ru).

СЛАВУТСКИЙ ЛЕОНИД АНАТОЛЬЕВИЧ – доктор физико-математических наук, профессор кафедры автоматизации и управления в технических системах, Чувашский государственный университет, Россия, Чебоксары (lenya@slavutskii.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6783-2985>).

Sergey O. IVANOV, Aleksandr A. LARIUKHIN,
Maxim V. NIKANDROV, Leonid A. SLAVUTSKII

ACCURACY ESTIMATION FOR OPERATING CHARACTERISTICS NEUROMODELING OF THE OVERCURRENT PROTECTION IN A THREE PHASE MAINS

Key words: neural network modeling, elementary perceptron, overcurrent protection, three-phase electrical mains.

Modern electric power facilities-stations and high-voltage substations have become digital objects with the active use of high-speed local networks directly involved in the technological process. Management, analysis and control of information exchange in the digital substation of the power system require the development of new tools and approaches. For these purposes, machine learning methods can be used, in particular, the artificial neural networks. The paper presents the results of neural network modeling of the operation of the overcurrent protection – as a variant of the information exchange analysis. An elementary perceptron is used as a neural network with the simplest structure. The optimized structure of the neural network and estimates of the accuracy of the neural network algorithm are given, depending on the size of the training sample (from 1000 to 50000 records), the number of training epochs. It is shown that the analysis of the neural network algorithm errors encountered during testing of the neural network enables to estimate the threshold (the setting value) current protection depending on the size of the training sample. It is found that the recognition of the protection trigger threshold in neural network modeling is violated only when the all three phase currents in electrical mains are close to the threshold. The possibilities of improving the proposed approach and its use for detecting anomalies in the information exchange and operation of secondary equipment of digital substations of the power system are discussed.

References

1. Koshcheev M.I., Slavutskiy A.L., Slavutskii L.A. *Prostyie neyrosetevyye algoritmy dlya volnogo metoda opredeleniya mesta povrezhdeniya elektroseti* [Simple neural network algorithms for the wave method of fault location in power networks]. *Vestnik Chuvashskogo universiteta*, 2019, no. 3, pp. 110–118.
2. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennyye neironnye seti. Teoriya i praktika* [Neural networks. Theory and practice]. Moscow, Goryachaya liniya Telekom Publ., 2001, 382 p.
3. Lachugin V.F., Panfilov D.I., Smirnov A.N. *Realizatsiya volnogo metoda opredeleniya mesta povrezhdeniya na liniyakh elektroperedachi s ispol'zovaniem statisticheskikh metodov analiza dannykh* [Implementation of the wave method of determining the location of damage on power lines using statistical data analysis methods]. *Izvestiya RAN. Energetik*, 2013, no. 6, pp. 137-146.
4. Lyamets Yu.Ya., Nudel'man G.S., Pavlov A.O., Efimov E.B., Zakon'shek Ya. *Raspoznavаемость povrezhdenii elektroperedachi, ch. 1,2,3* [Detectability of power transmission damage]. *Elektrichestvo*, 2001, no. 2, pp. 16–23; no. 3, pp. 16–24; no. 12, pp. 9–22.

5. Slavutskii A.L., Pryanikov V.S., Slavutskii L.A. *Modelirovanie perekhodnykh rezhimov uzla nagruzki s trekhobmotochnym transformatorom na raznykh urovnyakh napryazheniya* [Simulation of transient modes of a load node with a three-winding transformer at different voltage levels]. *Elektrotehnika*, 2017, no. 7, pp. 20–24.
6. Bhattacharya B., Sinha A. Intelligent Fault Analysis in Electrical Power Grids. In: IEEE 29th Int. Conf. on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). Boston 2017, pp. 985–990. DOI: 10.1109/ICTAI.2017.00151.
7. Burton B., Harley R.G. Reducing the computational demands of continually online-trained artificial neural networks for system identification and control of fast processes. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1998, vol. 34(3), pp. 589–596.
8. Coury D.V., Oleskovicz M., Aggarwal R.K. An ANN routine for fault detection, classification and location in transmission lines. *Electrical Power Components and Systems*, 2002, vol. 30, pp. 1137–1149.
9. Dharmendra K., Moushmi K., Zadgaonkar A.S. Analysis of generated harmonics due to transformer load on power system using artificial neural network. *International journal of electrical engineering*, 2013, vol. 4(1), pp. 81–90.
10. Grammatikis P.R., Sarigiannidis P., Sarigiannidis A., Margounakis D., Tsiakalos A., Efstathopoulos G. An Anomaly Detection Mechanism for IEC 60870-5-104. In: 2020 9th Int. Conf. on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST). Bremen, Germany, 2020, pp. 1–4. DOI: 10.1109/MOCASST49295.2020.9200285.
11. He Z., Lin S., Deng Y., Li X., Qian Q. A rough membership neural network approach for fault classification in transmission lines. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2014, vol. 61, pp. 429–439.
12. Jain A., Thoke A.S., Patel R.N. Fault classification of double circuit transmission line using artificial neural network. *International Journal of Electrical Systems Science and Engineering, WASET*, 2008, vol. 1, pp. 230–235.
13. Jamil M. Generalized neural network and wavelet transform based approach for fault location estimation of a transmission line / M. Jamil, A. Kalam, A.Q. Ansari, M. Rizwan. *Applied Soft Computing*, 2014, vol. 19, pp. 322–332.
14. Keerthipala W.W.L., Low Tah Chong, Tham Chong Leong. Artificial neural network model for analysis of power system harmonics. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, vol. 2, pp. 905–910.
15. Kulikov A.L., Loskutov A.A., Mitrovic M. Improvement of the technical excellence of multiparameter relay protection by combining the signals of the measuring fault detectors using artificial intelligence methods. In: International Scientific and Technical Conference Smart Energy Systems 2019 (SES-2019), 2019, vol. 124. DOI: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/201912401039>.
16. Laruhin A., Nikandrov M., Slavutskii L. Anomalous modes recognizing secondary equipment in electric power industry: adaptive neuro algorithms. In: 2019 International Ural conference on electrical power engineering: Proceedings URALCON, 2019, pp. 399–403.
17. Mahanty R.N., Dutta Gupta P.B. Comparison of fault classification methods based on wavelet analysis and ANN. *Electric Power Components and Systems*, 2006, vol. 34, pp. 47–60.
18. Mazumdar J., Harley R.G., Lambert F., Venayagamoorthy G. Neural Network Based Method for Predicting Nonlinear Load Harmonics. *Power Electronics, IEEE Transactions*, 2007, vol. 22(3), pp. 1036–1045. DOI: 10.1109/TPEL.2007.897109.
19. Niekerk C.R., Rens A.P.J., Hoffman A.J. Identification of types of distortion sources in power systems by applying neural networks. In: 6th IEEE AFRICON, 2002, vol. 2, pp. 829–834.
20. Osowski S. Neural network for estimation of harmonic components in a power system. *IEEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, 1992, vol. 139(2), pp. 129–135.
21. Rosenblatt F. Principles of neurodynamics. Washington, Spartan books, 1962.
22. Silva K.M., Souza B.A., Brito N.S.D. Fault detection and classification in transmission lines based on wavelet transform and ANN. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2006, vol. 21, pp. 2058–2063.
23. Soldatov A.V., Naumov V.A., Antonov V.I., Aleksandrova M.I. Information bases of algorithms for protecting a generator operating on busbars from single-phase-to-ground Faults.

Investigation of the Information Bases of Algorithms Controlling Higher Current Harmonics. Power Technology and Engineering, 2019, vol. 53(4), pp. 496–502. DOI: 10.1007/s10749-019-01105-w.

24. Sundaravaradan N.A., Surya S. Application Technique For Model-Based Approach To Estimate Fault Location. In: IET Smart Grid, 2019. DOI: 10.1049/iet-stg.2019.0135.

25. Voropai N.I., Kolosok I.N., Korkina E.S., Osak A.B. Issues of cybersecurity in electric power systems. *Energy systems research*, 2020, vol. 3, no. 2(10), pp. 19–28.

26. Yadav A., Dash Y., Ashok V. ANN based directional relaying scheme for protection of Korba-Bhilai transmission line of Chhattisgarh state. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2016, vol. 1(1). DOI:10.1186/s41601-016-0029-6.

27. Yadav A., Dash Y. An overview of transmission line protection by artificial neural network: fault detection, fault classification, fault location, and fault direction discrimination. In: *Advances in Artificial Neural Systems*, 2014, p. 20.

SERGEY O. IVANOV – Senior Lecturer, Math and Hardware Information Systems Department, Chuvash State University, Russia, Cheboksary (v101-11@mail.ru).

ALEKSANDR A. LARIUKHIN – Deputy Director of Project Management, LLC «iGRIDS» Ltd., Russia, Cheboksary (laruhin@igrids.com).

MAXIM V. NIKANDROV – Candidate of Technical Sciences, Director, LLC «iGRIDS» Ltd., Russia, Cheboksary (nixmak@mail.ru).

LEONID A. SLAVUTSKII – Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor of Management and Computer Science in Technical Systems Department, Chuvash State University, Russia, Cheboksary (lenya@slavutskii.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6783-2985>).

Формат цитирования: Иванов С.О., Ларюхин А.А., Никандров М.В., Славутский Л.А. Оценка точности нейромоделирования характеристик срабатывания максимальной токовой защиты в трехфазной сети // Вестник Чувашского университета. – 2021. – № 1. – С. 68–77. DOI: 10.47026/1810-1909-2021-1-68-77.