

УДК 621.316.91

ББК 31.247

С.О. ИВАНОВ, М.В. НИКАНДРОВ, Л.А. СЛАВУТСКИЙ

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕЛЕЙНОЙ ЗАЩИТЫ С ВРЕМЕННОЙ ЗАДЕРЖКОЙ

Ключевые слова: нейросетевое моделирование, многослойный перцептрон, максимальная токовая защита, задержка по времени, 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 работе показаны возможности применения искусственной нейронной сети прямого распространения (многослойных перцептронов) для моделирования и идентификации аномалий в режимах работы релейной защиты с задержкой по времени. Представлены результаты обучения и тестирования искусственной нейронной сети на примере анализа срабатывания максимальной токовой защиты в режиме «скользящего временного окна» в трехфазной электрической сети. Предлагаемый нейроалгоритм и конфигурация искусственной нейронной сети могут использоваться для контроля режимов и точности релейных и кибернетических защит.

В настоящее время все более широко используются средства локальных компьютерных сетей в информационном обмене данными и сигналами между вторичным оборудованием цифровых подстанций. Это приводит к появлению рисков информационной безопасности в дополнение к возможным аварийным ситуациям в электросетевом оборудовании. При этом возрастает необходимость более детального контроля и анализа состояния объектов цифровой подстанции [6, 7, 15, 21]. Применение традиционных методов анализа осложняется большим многообразием режимов работы энергосистемы: штатные режимы изменения нагрузок, коммутации [1, 16], разнообразные аварийные режимы при срабатывании релейной защиты [11, 18, 22]. Для этих целей могут использоваться методы машинного обучения [14], в частности аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) [2, 5, 9, 12] как одна из основ искусственного интеллекта [8, 9, 17, 20].

Как показано в [10], нейромоделирование может использоваться для анализа механизмов срабатывания максимальной токовой защиты (МТЗ) в трехфазной сети без влияния на систему управления устройствами релейной защиты и автоматизации (РЗА). Результаты работы ИНС прямого распространения не зависят от последовательности, в которой на вход ИНС подается тестовая выборка, следовательно, она не может использоваться для анализа временных последовательностей [4], поэтому возникает необходимость создания специальных алгоритмов для обработки временных рядов данных.

В настоящей работе предложен подход для анализа временных последовательностей, содержащих данные об изменениях значений фазовых токов, для контроля работы механизмов МТЗ с выдержкой по времени.

Нейросетевое моделирование МТЗ. Для нейросетевого моделирования МТЗ при пороге срабатывания 300 А используем выборку, состоящую из значений токов в каждой из фаз электрической сети, и соответствующий механизм срабатывания МТЗ при значении хоть одного из фазных токов, превосходящих порог в 300 А. Для обучения ИНС генерируются значения токов каждой из фаз с использованием независимых случайных нормально распределенных величин со средним значением 300 А и полушириной распределения 30 А.

Схема нейросетевой модели на основе персептрона показана на рис. 1 [10]. На входные нейроны подаются значения токов каждой из фаз электрической сети. На выходе ИНС вычисляет значение, соответствующее сигналу срабатывания МТЗ.

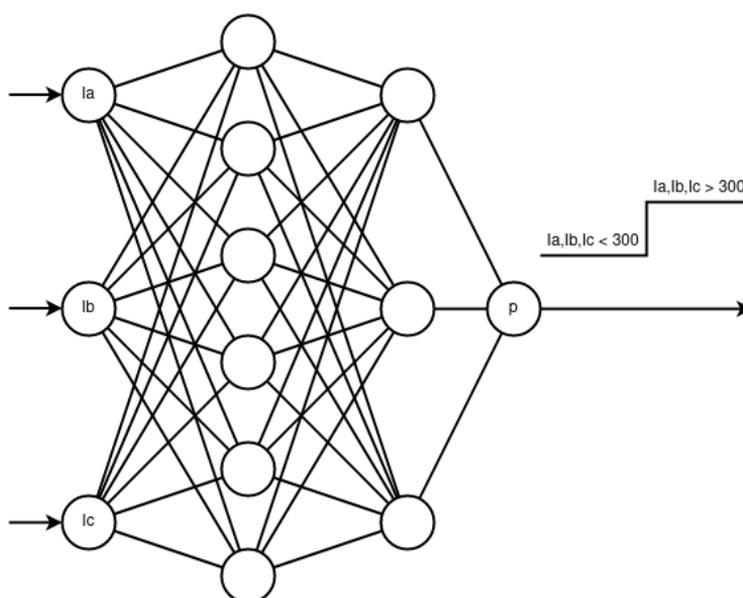


Рис. 1. Структура ИНС для МТЗ

Как показано в [10], данной конфигурации ИНС достаточно для распознавания режимов МТЗ превышения порога для трех фаз. Данная нейромодель может обучаться с помощью выборки, состоящей минимум из 500 значений тока в каждой из фаз электрической сети. При этом погрешность в определении порога срабатывания не превышает 1 А. Для обучения использован алгоритм упругого обратного распространения (resilient backpropagation, Rprop), который обеспечивает быструю и точную сходимость решаемой задачи.

Нейросетевое моделирование МТЗ с выдержкой времени. В МТЗ с выдержкой по времени при превышении порогового значения в любой из фаз задается время срабатывания защиты τ , по истечении которого, если величина тока все еще превышает пороговое значение I_p , срабатывает защита (рис. 2).

Чтобы перейти к распознаванию временных последовательностей, значения токов в каждой из фаз сглаживаются с помощью скользящего временного окна, и подаются на вход ИНС в соответствующей последовательности [3].

Количество входных нейронов расширяется для распознавания w наборов значений токов, идущих последовательно, каждый набор состоит из значений фазовых токов (рис. 3).

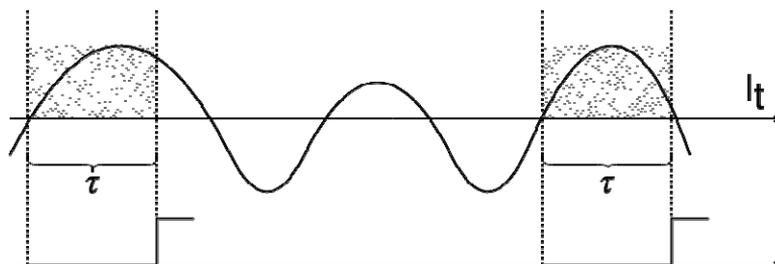


Рис. 2. Срабатывание защиты в МТЗ с выдержкой по времени

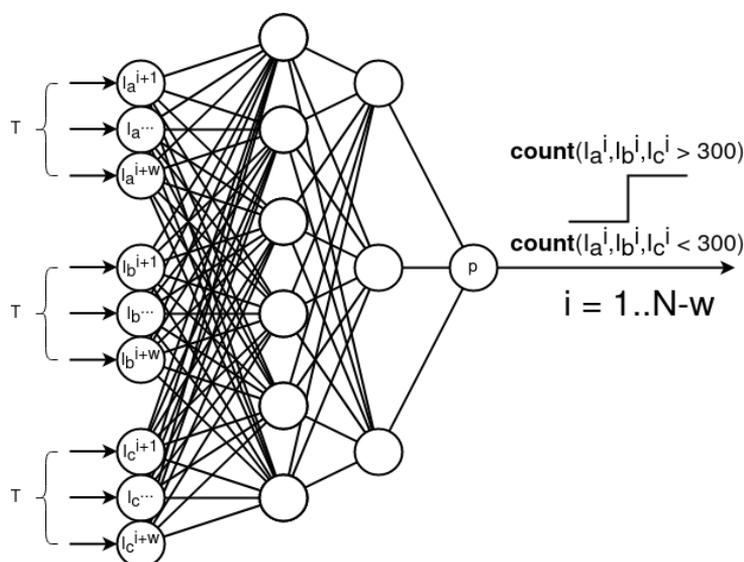


Рис. 3. Структура ИНС для МТЗ с выдержкой по времени

Если в последовательности из w наборов значений тока подряд k значений превышают порог срабатывания защиты, то целевым значением будет 1, иначе – 0. Временной интервал T на рис. 3 соответствует моменту времени, который обрабатывается на текущем шаге. Каждая очередная последовательность состоит из w наборов значений, сдвинутых на 1 шаг дискретизации. Таким образом, для распознавания пяти последовательных значений будет использована ИНС с пятнадцатью входными нейронами, шестью и тремя нейронами в скрытых слоях и одного выходного нейрона.

Полученная ИНС функционирует как сверточная нейронная сеть [13, 19], но свертка данных осуществляется при их выборе, а не в специальных слоях со сверточным ядром. Это дает более широкие возможности для проверки и тестирования ИНС.

Сравнение ИНС прямого распространения и ИНС со скользящим окном. Сравним обучение ИНС прямого распространения (перцептрон) с тремя входными нейронами (рис. 1) [10] и предложенной ИНС со скользящим временным окном (рис. 3). Обучение ИНС с тремя входными нейронами и ИНС со скользящим окном проводится на одном и том же наборе данных, состоящем из 10 000 наборов значений. Для обучения использован минипакетный режим, в котором для обучения подается 10% наборов значений от общего количества наборов. Для оптимизации весов ИНС используется метод Adam.

Для проверки нейроалгоритма использован набор данных, в котором ток одной фазы слабо меняется в узком диапазоне 285 А, а ток на двух других фазах представлен комбинациями значений, меняющихся в широком диапазоне от 200 до 400 А, т.е. выше и ниже порогового значения 300 А. Проанализированы случаи, когда ток одной фазы всегда превышает или находится ниже порогового значения и т.д. (рис. 4).

Результаты обучения ИНС при использовании обучающей выборки, состоящей из 10 000 наборов значений, и тестовой, состоящей из 2384 наборов значений, представлены в таблице.

Числовые параметры обучения

Параметры	ИНС с тремя входными нейронами	ИНС со скользящим окном
Коэффициент ошибок для обучающего множества	0,016475	8,526285e-05
Коэффициент ошибок для тестового множества	0,181954	0,171220
Количество нераспознанных примеров в обучающей выборке	1702 17,034%	401 4,015%
Количество нераспознанных примеров в тестовой выборке	263 22,064	230 19,360%

Как следует из таблицы, ИНС со скользящим окном способна полностью распознать последовательно связанные данные. Однако результат, показанный при ее использовании на тестовых данных, не отличается от результатов, полученных обычной ИНС без использования скользящего временного окна. Здесь принципиальным является тот факт, что результаты приведены без учета уставки по току возле порогового значения. Все ошибки возникают в соответствующем диапазоне токов в пределах 1% от порогового значения [10].

Для проверки возникающих при использовании нейроалгоритма ошибок были использованы различные комбинации данных. Результаты распознавания тестовых данных показаны на рис. 4.

На рис. 4 приведены временные ряды значений тока на двух фазах электросети и обозначены значения, когда срабатывание защиты не происходит, или происходит ложное срабатывание. Как видно из рис. 4, ошибки в работе максимальной токовой защиты возникают только в том случае, когда значения тока находятся в области порогового значения. Если ток хотя бы на одной из фаз существенно отличается от порогового значения, нейросетевой алгоритм обеспечивает 100%-ное распознавание.

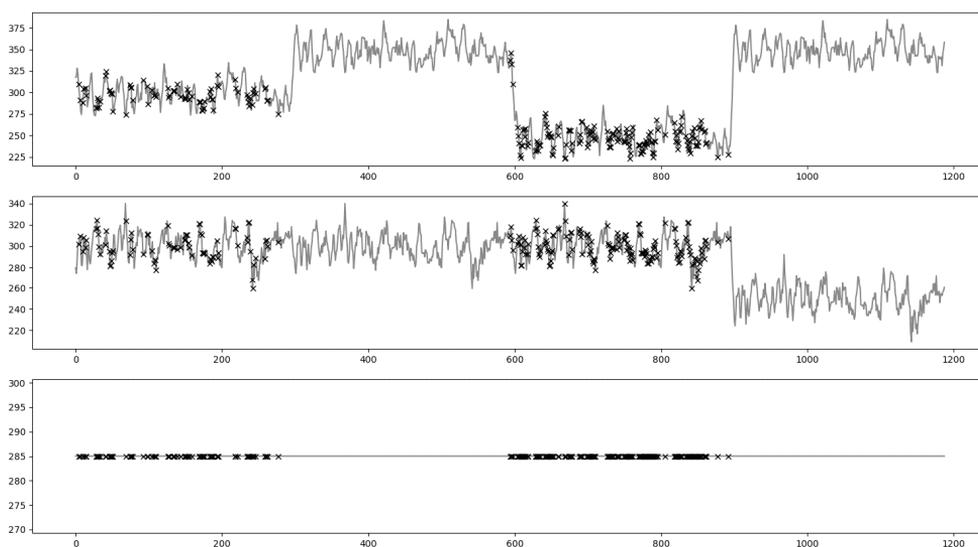


Рис. 4. Тестовые данные (сплошная линия) с отмеченными ошибками (черные крестики)

Заключение. Таким образом, нейросетевые алгоритмы на основе многослойного персептрона могут использоваться в скользящем временном окне для анализа случайных временных последовательностей. Простейшая нейронная сеть прямого распространения в данном случае функционирует как сверточная ИНС, однако позволяет контролировать работу алгоритма на всех этапах вычислений. Пороговое значение, определяющее срабатывание защиты, может иметь переменное во времени (нестационарное) значение, поэтому нейроалгоритм может быть применен кроме показанной максимальной токовой защиты в более широком круге задач. Предлагаемый нейроалгоритм и конфигурация ИНС могут применяться для контроля механизмов РЗА, использующих задержку по времени для срабатывания, а также для контроля аномалий в информационных потоках.

Литература

1. Коцеев М.И., Ларюхин А.А., Славутский А.Л. Использование адаптивных нейроалгоритмов для распознавания аномальных режимов систем вторичного оборудования электроэнергетики // Вестник Чувашского университета. 2019. № 1. С. 47–58.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 382 с.
3. Andreev O.N., Slavutskii L.A., Slavutskiy A.L. Neural network in a "sliding window" for power grids signals structural analysis. In: IOP Conference Series: Earth and Environmental Science: 4, 2022, p. 012054. DOI: 10.1088/1755-1315/990/1/012054.
4. 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.
5. 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, no. 30, pp. 1137–1149.
6. 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, no. 4, 1, pp. 81–90

7. *Grammatikis P.R., Sarigiannidis P., Sarigiannidis A., Margounakis D. et al.* An Anomaly Detection Mechanism for IEC 60870-5-104. In: 9th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST), Bremen, Germany, 2020, pp. 1–4. DOI: 10.1109/MOCASST49295.2020.9200285.
8. *Grossberg S.* A Path Toward Explainable AI and Autonomous Adaptive Intelligence: Deep Learning, Adaptive Resonance, and Models of Perception, Emotion, and Action. *Front. Neurobot.*, 2020, vol. 14. DOI: <https://doi.org/10.3389/fnbot.2020.00036>.
9. *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, no. 61, pp. 429–439.
10. *Ivanov S., Nikandrov M., Lariukhin A.* Neuro Algorithm Accuracy Evaluation for The Anomalies Detecting in Overcurrent Protection Operation. In: International Ural Conference on Electrical Power Engineering (UralCon), 2021, pp. 116–120. DOI: 10.1109/UralCon52005.2021.9559614.
11. *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, USA*, 2008, no. 1, pp. 230–235.
12. *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, no. 2, pp. 905–910.
13. *Ince T., Kiranyaz S., Eren L., Askar M., Gabbouj M.* Real-Time Motor Fault Detection by 1-D Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, vol. 63, no. 11, pp. 7067–7075. DOI: 10.1109/TIE.2016.2582729.
14. *Jayamaha D.K.J.S., Lidula N.W.A., Rajapakse A.D.* Wavelet-multi resolution analysis based ANN architecture for fault detection and localization in DC microgrids. *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 145371–145384.
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, no. 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. *Lu C., Wang Z., Zhou B.* Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Bearing Using Hierarchical Convolutional Network Based Health State classification. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, vol. 32, pp. 139–151. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2017.02.005>.
18. *Niekerk C.R., Rens A.P.J., Hoffman A.J.* Identification of types of distortion sources in power systems by applying neural networks. *6th IEEE AFRICON*, 2002, vol. 2, no. 2, pp. 829–834.
19. *Oh J. W., Jeong J.* Convolutional neural network and 2-D image based fault diagnosis of bearing without retraining. In: Proceedings of the 2019 3rd International Conference, 2019, pp. 134–138.
20. *Rosenblatt F.* Principles of neurodynamics. Washington D.C.: Spartan books, 1962.
21. *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.
22. *Yadav A., Dash Y.* An overview of transmission line protection by artificial neural network: fault detection, fault classification, fault location, and fault direction discrimination // *Advances in Artificial Neural Systems*, 2014, p. 20. DOI: <https://doi.org/10.1155/2014/230382>.

ИВАНОВ СЕРГЕЙ ОЛЕГОВИЧ – старший преподаватель кафедры математического и аппаратного обеспечения информационных систем, Чувашский государственный университет, Россия, Чебоксары (v101-11@mail.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3918-3919>).

НИКАНДРОВ МАКСИМ ВАЛЕРЬЕВИЧ – кандидат технических наук, директор, ООО «Интеллектуальные Сети», Россия, Чебоксары (nixmak@mail.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6846-3384>).

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, Maxim V. NIKANDROV, Leonid A. SLAVUTSKII
NEURAL NETWORK MODELING OF RELAY PROTECTION
WITH A TIME DELAY

Key words: neural network modeling, multilayer perceptron, overcurrent protection, time delay, three-phase electrical grids.

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 means and approaches. For these purposes, machine learning methods can be used, in particular the apparatus of artificial neural networks (ANN). The paper shows the possibilities of using direct propagation ANNs (multilayer perceptrons) for modeling and identifying anomalies in the operation modes of relay protection with a time delay. The results of training and testing of the ANN are presented on the example of analyzing the operation of the over current protection in the "sliding time window" mode in a three-phase electrical network. The proposed neuroalgorithm and configuration of the ANN can be used to control the modes and accuracy of relay and cybernetic defenses.

References

1. Koshcheev M.I., Laryukhin A.A., Slavutskii A.L. *Ispol'zovanie adaptivnykh neuroalgoritmov dlya raspoznavaniya anomal'nykh rezhimov sistem vtorichnogo oborudovaniya elektroenergetiki* [Application of Adaptive Neuro Algorithms for Recognition of Anomalous Behaviour of Secondary Equipment Systems in Electric Power Industry]. *Vestnik Chuvashskogo universiteta*, 2019, no. 1, pp. 47–58.
2. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennye neironnye seti. Teoriya i praktika*. [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow, Goryachaya liniya, Telekom, 2001, 382 p.
3. Andreev O.N., Slavutskii L.A., Slavutskiy A.L. Neural network in a "sliding window" for power grids signals structural analysis. In: IOP Conference Series: Earth and Environmental Science: 4, 2022, p. 012054. DOI: 10.1088/1755-1315/990/1/012054.
4. 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.
5. 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, no. 30, pp. 1137–1149.
6. 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, no. 4, 1, pp. 81–90
7. Grammatikis P.R., Sarigiannidis P., Sarigiannidis A., Margounakis D. et al. An Anomaly Detection Mechanism for IEC 60870-5-104. In: 9th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCAST), Bremen, Germany, 2020, pp. 1–4. DOI: 10.1109/MOCAST49295.2020.9200285.
8. Grossberg S. A Path Toward Explainable AI and Autonomous Adaptive Intelligence: Deep Learning, Adaptive Resonance, and Models of Perception, Emotion, and Action. *Front. Neurobot.*, 2020, vol. 14. DOI: <https://doi.org/10.3389/fnbot.2020.00036>.
9. 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, no. 61, pp. 429–439.
10. Ivanov S., Nikandrov M., Lariukhin A. Neuro Algorithm Accuracy Evaluation for the Anomalies Detecting in Overcurrent Protection Operation. In: International Ural Conference on Electrical Power Engineering (UralCon), 2021, pp. 116–120. DOI: 10.1109/UralCon52005.2021.9559614.
11. 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, USA*, 2008, no. 1, pp. 230–235.
12. 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, no. 2, pp. 905–910.

13. Ince T., Kiranyaz S., Eren L., Askar M., Gabbouj M. Real-Time Motor Fault Detection by 1-D Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, vol. 63, no. 11, pp. 7067–7075. DOI: 10.1109/TIE.2016.2582729.

14. Jayamaha D.K.J.S., Lidula N.W.A., Rajapakse A.D. Wavelet-multi resolution analysis based ANN architecture for fault detection and localization in DC microgrids. *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 145371–145384.

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, no. 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. Lu C., Wang Z., Zhou B. Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Bearing Using Hierarchical Convolutional Network Based Health State classification. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, vol. 32, pp. 139–151. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2017.02.005>.

18. Niekerk C.R., Rens A.P.J., Hoffman A.J. Identification of types of distortion sources in power systems by applying neural networks. *6th IEEE AFRICON*, 2002, vol. 2, no. 2, pp. 829–834.

19. Oh J. W., Jeong J. Convolutional neural network and 2-D image based fault diagnosis of bearing without retraining. In: Proceedings of the 2019 3rd International Conference, 2019, pp. 134–138.

20. Rosenblatt F. Principles of neurodynamics. Washington D.C.: Spartan books, 1962.

21. 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.

22. Yadav A., Dash Y. An overview of transmission line protection by artificial neural network: fault detection, fault classification, fault location, and fault direction discrimination // *Advances in Artificial Neural Systems*, 2014, p. 20. DOI: <https://doi.org/10.1155/2014/230382>.

SERGEY O. IVANOV – Senior Lecturer, Math and Hardware Information Systems Department, Chuvash State University, Russia, Cheboksary (v101-11@mail.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3918-3919>).

MAXIM V. NIKANDROV – Candidate of Technical Sciences, Director, LLC «iGRIDS» ltd., Russia, Cheboksary (nixmak@mail.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6846-3384>).

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., Никандров М.В., Славутский Л.А. Нейросетевое моделирование релейной защиты с временной задержкой // Вестник Чувашского университета. – 2022. – № 3. – С. 53–60. DOI: 10.47026/1810-1909-2022-3-53-60.