

DOI: 10.47026/1810-1909-2020-3-84-93

УДК 621.316.91

ББК 31.247

М.И. КОЩЕЕВ, А.Л. СЛАВУТСКИЙ, Л.А. СЛАВУТСКИЙ

## ЭЛЕМЕНТАРНЫЙ ПЕРСЕПТРОН КАК ИНСТРУМЕНТ АНАЛИЗА ПЕРЕХОДНЫХ ПРОЦЕССОВ

**Ключевые слова:** нейронные сети, энергосистема, аварийные режимы, параметры переходных процессов, измерительные органы вторичного оборудования.

*Для оценки параметров переходных процессов в электрических сетях предлагается использование элементарного перцептрона как простейшей искусственной нейронной сети прямого распространения. Для тестирования нейросетевого алгоритма использовались сигналы со случайными амплитудой, фазой, частотой и затуханием, наложением аperiodической составляющей, также имеющей случайную амплитуду и постоянную времени. Каждый сигнал из выборки определялся, таким образом, шестью независимыми случайными параметрами, варьируемыми в разных диапазонах. По результатам численного моделирования показано, что такие сигналы характерны для осциллограмм тока при коротких замыканиях на линиях электропередач. Показано, что при частоте оцифровки сигналов 600 Гц в измерительных органах на временном интервале в период промышленной частоты возможна оценка параметров переходного процесса с точностью не ниже нескольких процентов. Анализируется точность определения каждого из параметров в зависимости от диапазона их варьирования. Выделены параметры переходного процесса, оказывающие наибольшее влияние на ошибки обучения и тестирования нейронной сети. Сделаны оценки возможного быстродействия предлагаемого нейросетевого алгоритма.*

Измерение и оценка параметров переходных процессов представляют интерес для широкого круга задач электротехники и энергетики, прежде всего – для контроля коммутаций и аварийных режимов в электроэнергетических системах [1, 4, 17, 24]. При стандартной частоте оцифровки сигналов в измерительных органах вторичного цифрового оборудования электроэнергетики 0,6–2,4 кГц для анализа динамических изменений частоты и амплитуды напряжения и тока применяется широкий набор методов обработки сигналов [7–10]. С учетом нелинейности, аperiodических составляющих и затухания точное измерение амплитуды и частоты сигнала за короткий промежуток времени иногда представляет собой достаточно сложную задачу [14–16]. Для ее решения могут использоваться адаптивная фильтрация [12, 21], методы машинного обучения и искусственного интеллекта, в частности аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) [5, 6].

В настоящей работе для оценки параметров переходного процесса предлагается использование нейросетевых алгоритмов на основе элементарного перцептрона как простейшей ИНС прямого распространения [5, 20].

**Моделирование переходных процессов в ЛЭП.** В качестве примера методом синтетических схем [3, 11, 13] проводилось моделирование переходных процессов при коротком замыкании на высоковольтной линии электропередач (ВЛ) номинального напряжения 110 кВ между двумя подстанциями (ПС1 и ПС2, рис. 1).

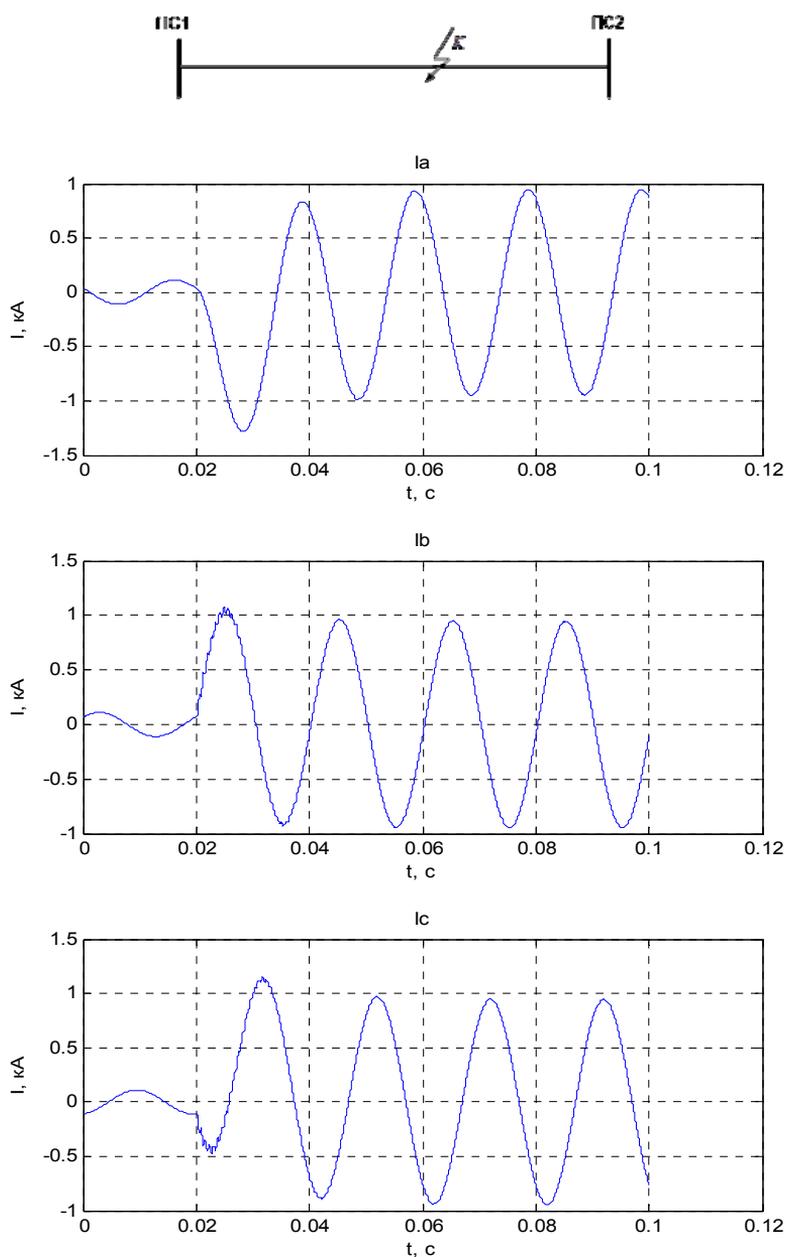


Рис. 1. Схематическое изображение места замыкания на исследуемой ВЛ и осциллограмма токов каждой фазы при трехфазном замыкании

Протяженность линии составляет 114 км. Моделировались короткие замыкания (КЗ) в различных местах ВЛ. Характерные осциллограммы токов при трехфазном замыкании приведены на рис. 1. Особенностью переходного процесса являются наличие аperiodической составляющей и достаточно низ-

кий уровень высокочастотных биений, которые сглаживаются за счет индуктивного сопротивления ЛЭП. Это является одним из основных отличий осциллограмм тока от осциллограмм напряжения, где высокочастотные составляющие при КЗ по амплитуде могут существенно превышать сигналы промышленной частоты [5, 22].

Временные зависимости рис. 1 могут быть с достаточно высокой точностью аппроксимированы следующей формулой:

$$S(t) = Ce^{-\gamma t} + Ae^{-\delta t} \cos(2\pi \cdot f \cdot t + \Phi). \quad (1)$$

В данном случае для тока в разных фазах ЛЭП при промышленной частоте  $f$ , близкой к 50 Гц: амплитуды сигнала основной частоты  $A \approx 0,9$  кА, амплитуда аperiodической составляющей разных фаз  $A \approx 0,6; 0,2; -0,6$  кА в зависимости от начальной фазы  $\Phi$ . Постоянная времени аperiodической составляющей  $\tau = 1/\gamma$  составляет порядка 10 мс, коэффициент затухания  $\delta$  близок к нулю. Для характерных осциллограмм тока при переходных процессах в ЛЭП использование аппроксимации (1) позволяет выбрать диапазоны варьирования шести независимых параметров, которые необходимо определить при обработке сигналов в цифровых измерительных органах.

**Нейросетевой алгоритм.** Рассмотрим нейросетевую идентификацию затухающего гармонического сигнала со случайной амплитудой, частотой и затуханием и фазой, с наложением аperiodической составляющей со случайной амплитудой и постоянной времени:

$$S(t) = C_{rand} e^{-\gamma_{rand} t} + A_{rand} e^{-\delta_{rand} t} \cos(2\pi \cdot f_{rand} \cdot t + \Phi_{rand}). \quad (2)$$

где  $A_{rand}, \delta_{rand}, f_{rand}, \Phi_{rand}, C_{rand}, \gamma_{rand}$  – независимые случайные величины, распределённые равномерно в различных диапазонах:  $\delta_{rand}$  – от 0 до 100 (постоянная времени  $\tau = 1/\delta_{rand}$  от 0,01 с);  $f_{rand}$  – от 40 до 60 Гц;  $\Phi_{rand}$  – от 0 до  $2\pi$ ;

$C_{rand}$  – от -5 до 5;  $\gamma_{rand}$  – от 0 до 100 ( $\tau = 1/\gamma_{rand}$  от 0,01 с).

На рис. 2 приведены примеры сигналов  $S(t)$  со случайными параметрами, которые использованы для обучения ИНС. Для каждого диапазона случайных параметров проводилось обучение ИНС на выборке из 5000 строк. В каждой строке – 12 значений  $S(t)$  для 12 отсчетов  $t_j$  с частотой дискретизации 600 Гц (один период промышленной частоты). На рис. 3 показана структура ИНС.

Обучение ИНС проводилось с помощью алгоритма RProp (<https://basegroup.ru/community/articles/rprop>), условия завершения обучения менялись эмпирически в зависимости от динамики уменьшения и стабилизации ошибок. Количество циклов (эпох) обучения достигало 20000. Структура сети представляет собой однослойный персептрон (рис. 3) с 12 входными нейронами, одним скрытым слоем с 15 нейронами и 6 выходными нейронами, соответствующими целевой функции – параметру переходного процесса. Тестовое множество составляют 10% случайно выбранных строк из исходной выборки, обучающее множество составляют все остальные строки выборки.

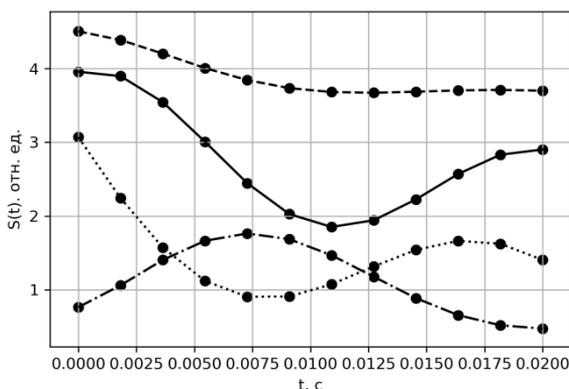


Рис. 2. Примеры сигналов со случайными параметрами

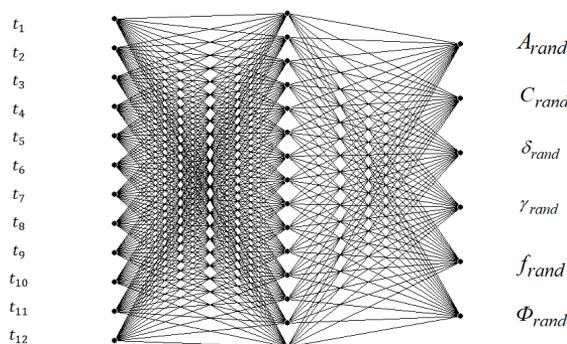


Рис. 3. Структура нейронной сети

Качество обучения и тестирования нейронной сети и, соответственно, точность определения целевых параметров переходного процесса может оцениваться по гистограмме распределения ошибок. Обнаружено, что при одновременном случайном варьировании параметров переходного процесса среднеквадратичные ошибки при обучении и тестировании ИНС не превышают единиц процентов. Если вместо шести выходов ИНС обучение проводить последовательно, по всем целевым функциям с одним выходным нейроном, то относительные погрешности уменьшаются примерно в полтора раза. Примеры гистограмм приведены на рис. 4.

Распределение ошибок существенно зависит от диапазона варьирования случайных параметров, однако общая выявленная закономерность заключается в следующем: с наибольшей относительной точностью распознаются значения амплитудных коэффициентов  $A_{rand}$  и  $C_{rand}$ . При этом от диапазона варьирования именно этих параметров в большей степени зависит точность определения остальных целевых функций. При увеличении диапазона варьирования  $A_{rand}$  и  $C_{rand}$  увеличиваются погрешности оценки остальных искомым величин, прежде всего показателей затухания  $\delta_{rand}$  и  $\gamma_{rand}$ . Для сравнения гистограммы для  $\delta_{rand}$  и  $A_{rand}$  показаны на рис. 4. Если погрешность определения коэффициента затухания превышает 6%, то максимальная погрешность в

оценке амплитуды (нижний график) – 0,71%. Но даже для верхней гистограммы рисунка для 90% выборки ошибка не превышает 0,5%.

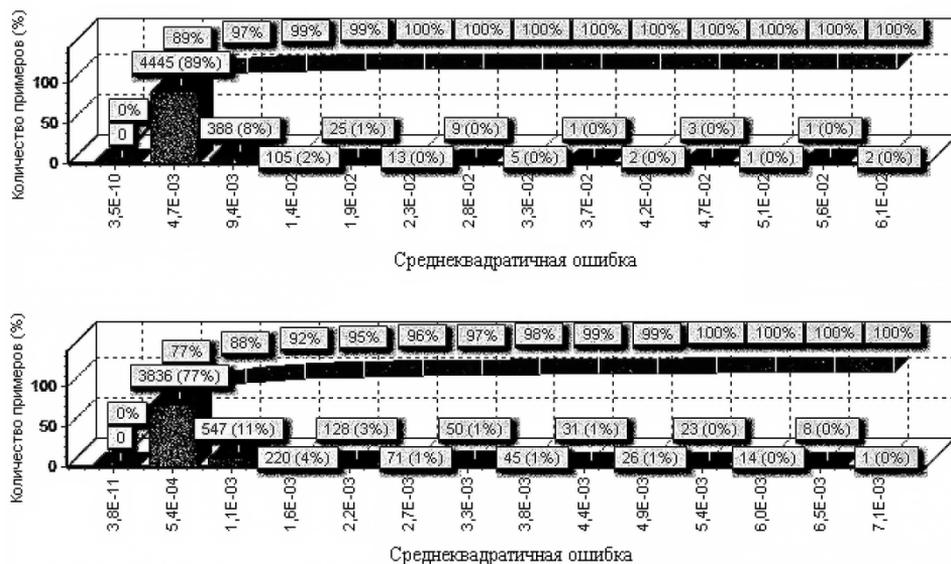


Рис. 4. Гистограммы распределения среднеквадратической ошибки при обучении ИНС с наибольшей максимальной ошибкой (сверху) и наименьшей максимальной ошибкой (снизу).  
Сплошная кривая – сумма с накоплением

Для оценки влияния приведенной амплитуды на качество обучения ИНС  $A_{rand}$  варьировалась по следующему принципу: при фиксированной аperiodической составляющей максимальное значение  $A_{rand}$  неизменно и равно 1, а нижняя граница диапазона менялась от 0,1 до 0,8 с шагом 0,1 (т.е. всего 8 диапазонов). Результаты изменения диапазонов варьирования амплитуды и его влияние на ошибки распознавания частоты и затухания показаны на рис. 5.

Как видно из рис. 5, при том, что сама амплитуда определяется с точностью не хуже 0,6%, погрешность в определении постоянной времени достигает 6% при изменении амплитуды в 10 раз. При варьировании амплитуды в пределах 20% точность определения всех параметров составляет доли процента.

Для оценки быстродействия нейросетевого алгоритма можно воспользоваться известной формулой для математического описания искусственного нейрона [6]:

$$Y_k = F\left(\sum_{i=1}^k W_i x_i + C_k\right), \quad (3)$$

где  $Y_k$  – выходной сигнал нейрона, имеющего  $k$  входов, на которые подаются входные значения  $x_i$ ;  $W_i$  – весовые коэффициенты, получаемые при обучении ИНС;  $C_k$  – константа, порог нейрона;  $F$  – функция активации нейрона, которая задается в виде гиперболического тангенса, сигмоиды или ступенчатой функции Хэвисайда [6].

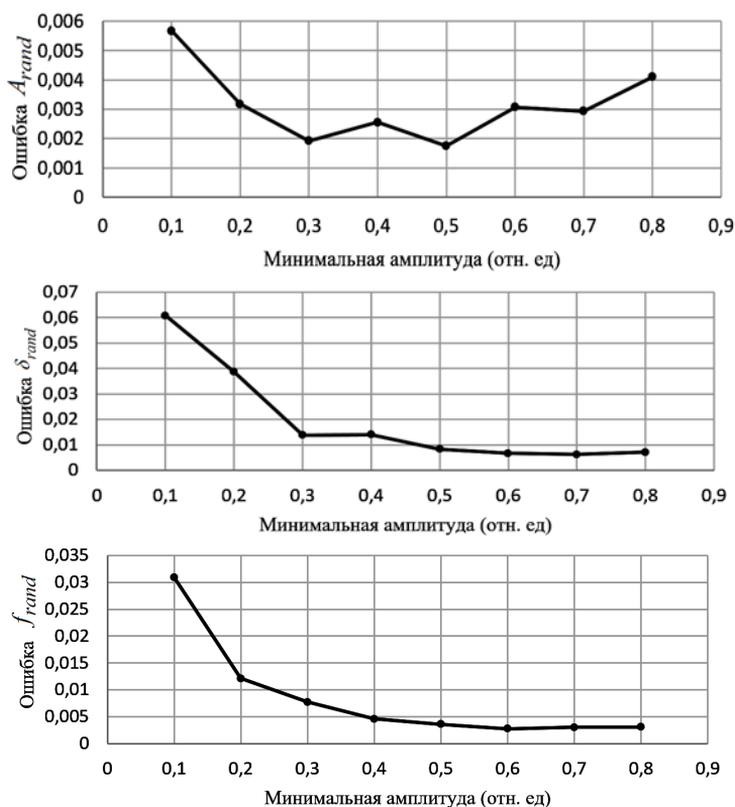


Рис. 5. Зависимости максимальной среднеквадратичной ошибки (в относительных единицах) параметров  $S(t)$  от минимальной амплитуды

С учетом количества нейронов в ИНС (рис. 3) оценка числа арифметических операций умножения и сложения (примерно поровну) дает величину до порядка 1800 операций для определения всех шести варьируемых параметров. В зависимости от свойств используемой микропроцессорной техники время вычислений составляет, таким образом, порядка единиц миллисекунд. Необходимо отметить, что это время требуется для одновременной оценки значений всех шести параметров, вместе с тем традиционные методы обработки сигналов, такие как алгоритм быстрого преобразования Фурье, адаптивная фильтрация и другие [2, 18] направлены, чаще всего, на измерение отдельных параметров сигнала: амплитуды сигнала, основной частоты, ее изменения и т.д. [19, 23].

**Заключение.** Таким образом, параметры переходного процесса при адекватном численном моделировании и обучении нейронной сети могут быть установлены с высокой точностью при стандартной частоте оцифровки сигналов измерительными органами по записи на коротком временном интервале, не превышающем одного периода промышленной частоты. По сути, ИНС позволяет эффективно решать задачи «структурного анализа» сигналов. Поскольку фаза сигнала при обучении ИНС варьируется, ИНС может использоваться в «скользящем окне» для анализа динамических изменений. Кроме того, исполь-

зование ИНС представляет интерес для комплексного анализа того, насколько изменение отдельных параметров переходного процесса влияет на возможную точность определения всех остальных характеристик осциллограмм в измерительных органах вторичного оборудования электроэнергетики.

#### Литература

1. Аржанников Е.А., Лукоянов В.Ю., Мисриханов М.Ш. Определение места короткого замыкания на высоковольтных линиях электропередачи / под ред. В.А. Шуина. М.: Энергоатомиздат., 2003. 272 с.
2. Бычков А.В., Никитин А.А. Алгоритм двух выборок. Повышение точности вычислений в переходных режимах // Цифровая электротехника: проблемы и достижения: сб. науч. тр. НПФ «ЭКРА». Чебоксары, 2013. С. 32–44.
3. Законьшек Я., Славутский А.Л. Цифровое моделирование современных энергосистем в реальном времени // Релейная защита и автоматизация. 2012. № 1. С. 66–72.
4. Козлов В.Н., Бычков Ю.В., Ермаков К.И. О точности современных устройств ОМП // Релейная защита и автоматизация. 2016. № 1. С. 42–46.
5. Коцеев 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.
6. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 382 с.
7. Куликов А.Л., Петрухин А.А., Кудрявцев Д.М. Диагностический комплекс по исследованию линий электропередач // Известия вузов. Проблемы энергетики. 2007. № 7–8. С. 17–22.
8. 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.
9. Лямец Ю.Я., Белянин А.А., Воронов П.И. Анализ переходных процессов в длинной линии в базе дискретного и непрерывного времени // Известия высших учебных заведений. Электромеханика. 2012. № 4. С. 11–16.
10. Лямец Ю.Я., Худельман 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.
11. Славутский А.Л. Применение алгоритма Доммеля для моделирования цепи с полупроводниковыми элементами и ключами с ШИМ управлением // Вестник Чувашского университета. 2014. № 2. С. 57–65.
12. Antonov V.I., Il'in A.A., Lazareva N.M. Adaptive Structural Models of Digital Electrical Signals with Local Irregularity. *Russian Electrical Engineering*, 2012, no. 4, pp. 187–189.
13. Dommel H.W. Digital Computer Solution of Electromagnetic Transients in Single- and Multiphase Networks. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1969, vol. Pas-88, no. 4, pp. 388–399.
14. Elhaffar A.M. Power Transmission Line Fault Location Based on Current Travelling Waves, Doctoral Dissertation. Helsinki University of Technology, Helsinki, 2008.
15. Kasztenny B., Guzman A., Mangapathirao V.M., Titiksha J. Locating Faults Before the Breaker Opens-Adaptive Autoreclosing Based on the Location of the Fault. 44<sup>th</sup> Annual Western Protective Relay Conference, 2017, pp. 1–15.
16. Lachugin V.F., Panfilov D.I., Smirnov A.N., Obratsov S.A., Ryvkin A.A., Shimina A.O. A Multifunctional Device for Recording the Monitoring of Electric Power Quality and for Fault Finding on Electric Transmission Lines. *Power technology and engineering*, 2014, vol. 47, no. 5, pp. 386–392.
17. Lamture J., Vaidya A. P. Development of distance relay in Matlab. *International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking*, 2016, vol. 3(9). Available at: [www.iraj.in/journal/journal\\_file/journal\\_pdf/3-181-144125644577-80.pdf](http://www.iraj.in/journal/journal_file/journal_pdf/3-181-144125644577-80.pdf).
18. Malathi V., Marimuthu N.S. Wavelet Transform and Support Vector Machine Approach for Fault Location in Power Transmission Line. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2010, vol. 39.

19. Saha M.M., Izykowski J., Rosolowski E. Fault Location in Power Networks. 1<sup>st</sup> ed. New York, Springer-Verlag, 2010.
20. Slavutskaya E.V., Abrukov V.S., Slavutskii L.A. Simple neuro network algorithms for evaluating latent links of younger adolescent's psychological characteristics. *Experimental Psychology*, 2019, vol. 12, no. 2, pp. 131–142.
21. 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. 1 Part III. 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.
22. Swagata Das, Surya Santoso, Anish Gaikwad, Mahendra Patel Impedance-Based Fault Location in Transmission Networks: Theory and Application. *IEEE Access*, 2009, vol. 2, New York, 2009.
23. Wang J., Liu X., Pan Z. A New Fault Location Method for Distribution Network Based on Traveling Wave Theory. *Advanced Materials Research*, 2015, vols. 1070–1072, pp. 718–725.
24. Ziegler G. Numerical Distance Protection: Principles and Applications. SIEMENS, 2011, 419 p. Available at: <https://www.wiley.com/en-ru/Numerical+Distance+Protection%3A+Principles+and+Applications%2C+4th+Edition-p-9783895786679>.

---

**КОЩЕЕВ МАКСИМ ИГОРЕВИЧ** – аспирант кафедры автоматике и управления в технических системах, Чувашский государственный университет, Россия, Чебоксары (maxkoshe5@gmail.com).

**СЛАВУТСКИЙ АЛЕКСАНДР ЛЕОНИДОВИЧ** – кандидат технических наук, заместитель начальника отдела разработки программных продуктов, Обособленное подразделение ООО «Юнител Инжиниринг» в г. Чебоксары, Россия, Чебоксары (slavutskii@gmail.com).

**СЛАВУТСКИЙ ЛЕОНИД АНАТОЛЬЕВИЧ** – доктор физико-математических наук, профессор кафедры автоматике и управления в технических системах, Чувашский государственный университет, Россия, Чебоксары (lenya@slavutskii.ru).

---

**Maksim I. KOSHCHEEV, Alexandr L. SLAVUTSKIY, Leonid A. SLAVUTSKII**  
**ELEMENTARY PERCEPTRON AS A TOOL**  
**FOR THE TRANSIENTS ANALYZING**

**Key words:** neural networks, power system, emergency modes, parameters of transient processes, measuring elements of secondary equipment.

*The use of elemental perceptron as the simplest artificial feedforward neural network is proposed to evaluate transient processes in electrical networks. Signals with random amplitude, phase, frequency and attenuation were used to test the neural network algorithm as well as the superposition of an aperiodic component, also having a random amplitude and a time-constant. Each signal from the sample was thus determined by six independent random parameters, varying in different ranges. Based on the results of numerical modeling it is shown that such signals are typical for oscillograms of current at short circuits on power lines. It is shown that at the frequency of digitization of signals of 600 Hz in measuring organs on the time interval during industrial frequency it is possible to assess the parameters of a transition process with the accuracy not lower than several percents. The accuracy of the definition for each parameter depending on the range of their variation is analyzed. Transition process parameters that have the greatest impact on neural network training and testing errors are highlighted. Estimates of the possible running speed of the proposed neural network algorithm are made.*

## References

1. Shuin V.A., ed.; Arzhannikov E.A., Lukoyanov V.Yu., Misrikhanov M.Sh. *Opreделение mesta korotkogo замыкания на высоковольтных линиях электропередачи* [Detection of short circuit location on high-voltage power lines]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 2003, 272 p.
2. Bychkov A.V., Nikitin A.A. *Algoritm dvukh vyborok. Povysheniye tochnosti vychisleniy v perekhodnykh rezhimakh* [Two samples algorithm. Increase calculation accuracy in transient modes] In: *Tsifrovaya elektrotehnika: problemy i dostizheniya: sb. nauch. tr. NPP «EKRA»* [Digital electrical engineering: problems and achievements]. Cheboksary, 2013, pp. 32–44.
3. Zakon'shek Ya., Slavutskii A.L. *Tsifrovoe modelirovaniye sovremennykh energosistem v real'nom vremeni* [Digital simulation of real-time power systems]. *Releynaya zashchita i avtomatizatsiya*, 2012, no. 1, pp. 66–72.
4. Kozlov V.N., Bychkov Yu.V., Ermakov K.I. *O tochnosti sovremennykh ustroystv OMP* [About accuracy of modern devices for network damage location]. *Releynaya zashchita i avtomatizatsiya*, 2016, no. 1, pp. 42–46.
5. Koshcheev M.I., Slavutskii A.L., Slavutskii L.A. *Prostyeye neyrosetevyye algoritmy dlya volnovogo 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.
6. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskustvennyye neironnyye seti. Teoriya i praktika* [Neural networks. Theory and practice]. Moscow, Goryachaya liniya Telekom Publ., 2001, 382 p.
7. Kulikov A.L., Petrukhin A.A., Kudryavtsev D.M. *Diagnosticeskii kompleks po issledovaniyu linii elektroperedach* [Diagnostic complex for the study of power lines]. *Izvestiya vuzov. Problemy energetiki*, 2007, no. 7-8, pp. 17–22.
8. Lachugin V.F., Panfilov D.I., Smirnov A.N. *Realizatsiya volnovogo 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.
9. Lyamets Yu.Ya., Belyanin A.A., Voronov P.I. *Analiz perekhodnykh protsessov v dlinnoi linii v bazise diskretnogo i nepreryvnogo vremeni* [Analysis of transients in a long line in the basis of discrete and continuous time]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Elektromekhanika*, 2012, no. 4, pp. 11–16.
10. 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.
11. Slavutskiy A.L. *Primeneniye algoritma Dommel'ya dlya modelirovaniya tsepi s poluprovodnikovymi elementami i klyuchami s SHIM upravleniyem* [Application of dommel algorithm for simulation of semiconductor circuits with pwm control switches]. *Vestnik Chuvashskogo universiteta*, 2014, no. 2, pp. 57–65.
12. Antonov V.I., Il'in A.A., Lazareva N.M. *Adaptive Structural Models of Digital Electrical Signals with Local Irregularity*. *Russian Electrical Engineering*, 2012, no. 4, pp. 187–189.
13. Dommel H.W. *Digital Computer Solution of Electromagnetic Transients in Single- and Multiphase Networks*. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1969, vol. Pas-88, no. 4, pp. 388–399.
14. Elhaffar A.M. *Power Transmission Line Fault Location Based on Current Travelling Waves*, Doctoral Dissertation. Helsinki University of Technology, Helsinki, 2008.
15. Kasztenny B., Guzman A., Mangapathirao V.M., Titiksha J. *Locating Faults Before the Breaker Opens-Adaptive Autoreclosing Based on the Location of the Fault*. 44<sup>th</sup> Annual Western Protective Relay Conference, 2017, pp. 1–15.
16. Lachugin V.F., Panfilov D.I., Smimov A.N., Obratsov S.A., Ryvkin A.A., Shimina A.O. *A Multifunctional Device for Recording the Monitoring of Electric Power Quality and for Fault Finding on Electric Transmission Lines*. *Power technology and engineering*, 2014, vol. 47, no. 5, pp. 386–392.
17. Lamture J., Vaidya A. P. *Development of distance relay in Matlab*. *International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking*, 2016, vol. 3(9). Available at: [www.ijae.in/journal/journal\\_file/journal\\_pdf/3-181-144125644577-80.pdf](http://www.ijae.in/journal/journal_file/journal_pdf/3-181-144125644577-80.pdf).

18. Malathi V., Marimuthu N.S. Wavelet Transform and Support Vector Machine Approach for Fault Location in Power Transmission Line. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2010, vol. 39.
19. Saha M. M., Izykowski J., Rosolowski E. Fault Location in Power Networks. 1<sup>st</sup> ed. New York, Springer-Verlag, 2010.
20. Slavutskaya E.V., Abrukov V.S., Slavutskii L.A. Simple neuro network algorithms for evaluating latent links of younger adolescent's psychological characteristics. *Experimental Psychology*, 2019, vol. 12, no. 2, pp. 131–142.
21. 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.1 Part III. 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.
22. Swagata Das, Surya Santoso, Anish Gaikwad, Mahendra Patel. Impedance-Based Fault Location in Transmission Networks: Theory and Application. *IEEE Access*, 2009, vol. 2, New York, 2009.
23. Wang J., Liu X., Pan Z. A New Fault Location Method for Distribution Network Based on Traveling Wave Theory. *Advanced Materials Research*, 2015, vols. 1070–1072, pp. 718–725.
24. Ziegler G. Numerical Distance Protection: Principles and Applications. SIEMENS, 2011, 419 p. Available at: <https://www.wiley.com/en-ru/Numerical+Distance+Protection%3A+Principles+and+Applications%2C+4th+Edition-p-9783895786679>.

---

**MAKSIM I. KOSHCHEEV – Post-Graduate Student, Department of Automation and Control in Technical Systems, Chuvash State University, Russia, Cheboksary (maxkoshe5@gmail.com).**

**ALEXANDR L. SLAVUTSKIY – Candidate of Technical Sciences, Deputy Head of Software Products Development, a Separate division of LLC "Unitel Engineering" in Cheboksary, Russia, Cheboksary (slavutskii@gmail.com).**

**LEONID A. SLAVUTSKII – Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Department of Automation and Control in Technical Systems, Chuvash State University, Russia, Cheboksary (lenya@slavutskii.ru).**

---

**Формат цитирования:** Коцеев М.И., Славутский А.Л., Славутский Л.А. Элементарный перцептрон как инструмент анализа переходных процессов // Вестник Чувашского университета. – 2020. – № 3. – С. 84–93. DOI: 10.47026/1810-1909-2020-3-84-93.