

Arcing Faults Location Methods for Power Transmission Lines

Authors

Mateusz Pustułka
Miroslaw Łukowicz
Jan Lżykowski

Keywords

fault location, artificial neural network, arcing fault

Abstract

This paper presents three different fault location approaches: one-end Takagi algorithm, two-end algorithm considering natural fault loops and neural network. It is assumed that three-phase voltages and currents from both ends of the line measured asynchronously are the input signals of the fault locator. In addition to natural fault loop signals also the use of symmetrical components (positive and negative or incremental positive sequence components) for fault location were considered. Results of the evaluation study have been included, analyzed and discussed. The impact of filtration has also been considered.

DOI: 10.12736/issn.2300-3022.2014111

1. Introduction

The requirement of reliable and optimal operation of various types of systems is common in all fields of technology. Knowledge of a system's state is often a prerequisite to ensure its reliability or recovery of its normal operating conditions.

These requirements also apply to power systems. Following a power line's sustained short circuit, the necessary condition for its operation's recovery is location of the fault and removal of the failure. Because lines are a power system's most extensive objects, the location algorithm accuracy will be reflected in the time a repair crew needs to reach the fault site, and therefore also on the duration of the faulty power system component's outage. A power system's proper operation requires constant modernization of its components, and development of its control systems. The control systems' prime task is to ensure uninterrupted electricity supply to customers. Power supply interruptions are often caused by unpredictable, random phenomena of electrical origin, such as: atmospheric and switching surges, prolonged overloads, and switching errors; as well as non-electrical, mainly insulation moistness, insulator pollution, too close wires, and mechanical damage. These are the most common causes of power system component failures.

Failure of an automatic protection device to respond to a fault results in thermal and dynamic impact of fault currents on the structural elements of power system facilities, and often in their damage. Therefore, for the purpose of protection automation devices, numerous algorithms have been developed for fast fault detection and location [1]. In the event of failure, its quick detection, location, and removal becomes the absolute priority. Basic methods of distance from fault estimation utilise analytical calculation algorithms that process available protection signals. Due

to the limited access to details of the systems connected by lines (lack of impedance data for the systems' positive and zero components), these algorithms require simplifying assumptions. Hence attempts at solving the fault location task that employ so-called soft computing methods, including artificial neural networks.

Artificial neural networks are one of the fastest developing artificial intelligence techniques. Owing to their ability to learn and to adapt, they have large application potential. Unlike heuristic knowledge-based programming, neural networks are prepared in the learning process, presenting numerous examples (patterns) of expected behaviour. The paper compares three fault location methods: Takagi algorithm – one of the first location algorithms (known from literature [2]), the algorithm that uses measurements from both line ends, and the algorithm supported by feedforward, multi-layer neural network. Of predominant impact on the decision algorithms' final properties in terms of their dynamics and accuracy, is signal pre-processing. Therefore, the effect of voltage and current signals' additional filtration on the obtained results was examined.

2. Transmission system

The fault location algorithms were examined using short-circuit signals obtained from computer simulations in the ATP – EMTP programme of arcing faults [3] in a 400 kV transmission line (Fig. 1) with 50 km length. Currents and voltages were measured asynchronously at both ends of the line. One type of arcing fault, L1-E, was studied.

In Tab. 1 variation ranges of the system parameters adopted for fault modelling are presented. The fault location and resistance, as well as the supplying systems' short-circuit powers, were randomly changed.

Parameters	Values
fault location (%)	0÷100
short-circuit resistance (Ω)	0÷10
short-circuit powers of supplying systems (GVA)	3÷32

Tab. 1. System and short-circuit parameters randomly changed for training and test data generation

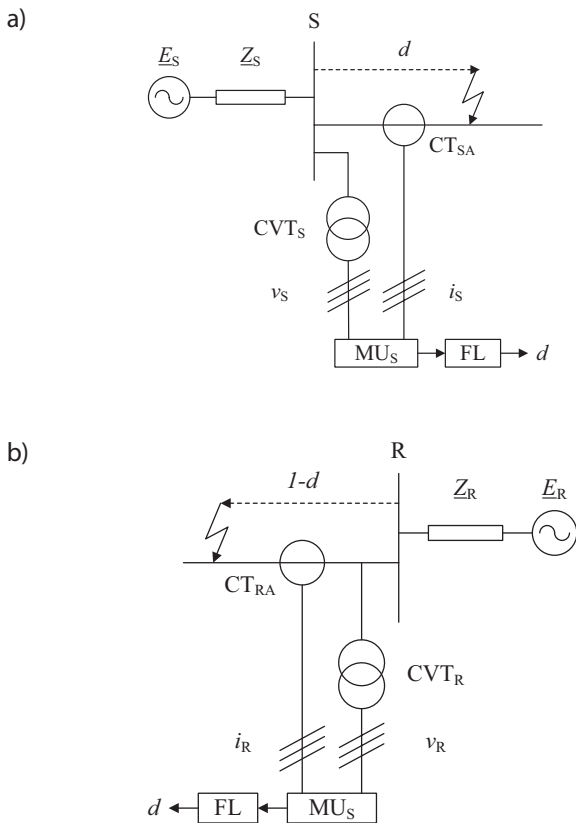


Fig. 1. Diagrams of transmission system with two-side measurements: a) at end S, b) at end R

To obtain a large population of training and test set patterns required for an artificial neural network's effective learning, simulation data was used. The population size generated for the neural network learning process was 1000 cases, and 100 cases for testing.

At the same time the other two location algorithms were tested on the test cases.

3. Fault location algorithm

Natural fault loops are considered, exactly as in the case of distance protection [1]. For this purpose, according to the fault type, fault loop signals (voltage and current) are formed. In Tab. 2 signals are specified for analysis of the fault loop "seen" from the S line end.

Signals for the fault loop "seen" from the R end are specified in the same way. In a phase – earth fault loop the fault loop signals are phase voltages and currents, whereby to the phase current

Fault type	Fault loop voltage	Fault loop current
L1-E	$\underline{V}_S L1$	$\underline{I}_S L1 + k_0 \underline{I}_{S0}$
L2-E	$\underline{V}_S L2$	$\underline{I}_S L2 + k_0 \underline{I}_{S0}$
L3-E	$\underline{V}_S L3$	$\underline{I}_S L3 + k_0 \underline{I}_{S0}$
L1-L2, L1-L2-E, (L1-L2-L3, L1-L2-L3-E)*	$\underline{V}_S L1 - \underline{V}_S L2$	$\underline{I}_S L1 - \underline{I}_S L2$
L2-L3, L2-L3-E	$\underline{V}_S L2 - \underline{V}_S L3$	$\underline{I}_S L2 - \underline{I}_S L3$
L3-L1, L3-L1-E	$\underline{V}_S L3 - \underline{V}_S L1$	$\underline{I}_S L3 - \underline{I}_S L1$

* L1-L2 phase – phase loop is considered, but also L2-L3 and L3-L1 loops may be analysed

Tab. 2. Signals of the fault loop seen from line end S

a component is added associated with its zero-sequence component multiplied by coefficient: $k_0 = (Z_{0L} - Z_{1L})/Z_{1L}$. This is due to the fact that the line impedance for positive sequence component (Z_{1L}) and zero sequence component (Z_{0L}) are not identical, and the impedance of the line section between the measuring point (e.g. S) and fault (F) for the positive sequence is a measure of the distance to fault (d).

For a phase1 – phase2 fault loop as the fault loop signals the differences are adopted, respectively, between voltages and currents of the faulted phases. As a result of subtracting the phase values the zero-sequence component is eliminated, and there is no need for compensation due to different line impedances for positive sequence and zero sequence components. Compensation coefficient due to zero sequence component:

$$k_0 = \frac{Z_{0L} - Z_{1L}}{Z_{1L}}$$

Fig. 2 shows the analysed fault loop models (Fig. 2a, b) and the aggregated fault loop model (Fig. 2c). The fault loop "seen" from end S (Fig. 2a) includes the line section with positive sequence impedance: dZ_{1L} (d [p.u.] – distance to fault) and the transverse branch representing the fault (resistance R_{arc}). As regards the fault loop "seen" from end R (Fig. 2b) the analysed line section's positive sequence impedance is $(1-d)Z_{1L}$, and the fault representing branch is the same as for the previous fault loop.

It is contemplated to use the asynchronous measurements from both ends of the line for fault location [4], whereby as reference the measurements from end R are adopted (fault loop voltage and current: $\underline{V}_{Rp}, \underline{I}_R$). The measurements from the other end S (fault loop voltage and current: $\underline{V}_{Sp}, \underline{I}_S$) are "synchronized" using synchronization operator $e^{j\delta}$, where δ is the unknown synchronization angle. This is achieved by multiplying the fault loop signals' original phasors by the synchronizing operator.

Aggregation of both fault loop models from Fig. 1a, b, produces the model shown in Fig. 2c [1]. It includes the fictional transverse branch, with total current ($\underline{I}_{Sp} e^{j\delta} + \underline{I}_{Rp}$), different than the actual

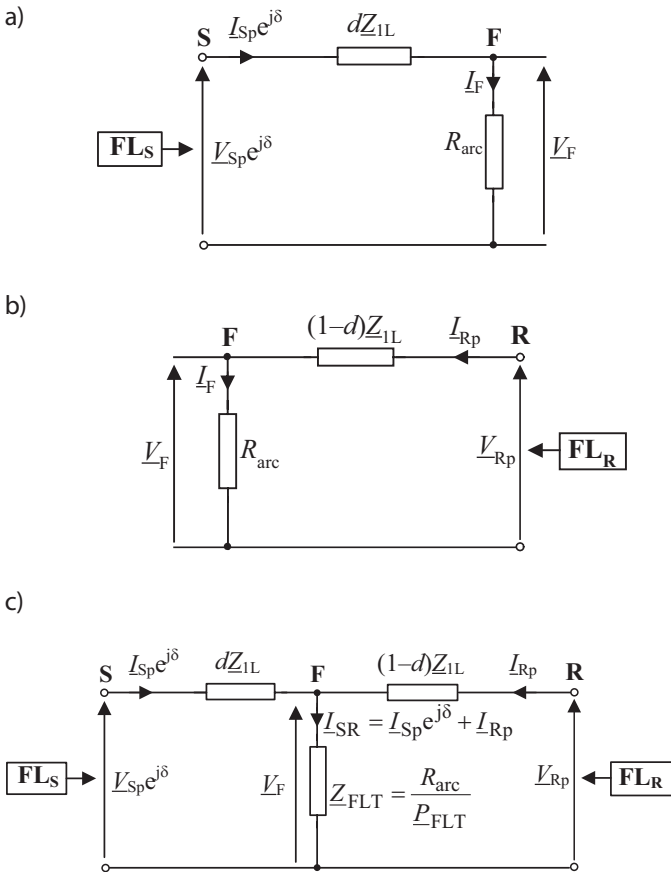


Fig. 2. Models of natural fault loops: a) model of the loop seen from line end S, b) model of the loop seen from line end R, c) aggregated model

fault current I_F . In a general case, the fictional branch's impedance is not equal to the resistance in fault location R_{arc} . This impedance (Z_F) equals the actual fault resistance R_{arc} divided by complex coefficient \underline{P}_{FLT} , dependent on the fault type (Tab. 3) [2].

Equating to each other the voltage drops over the transverse branch in the fault location (F) (Fig. 2), determined respectively from ends S and R, resulting in formula (1):

$$\underline{V}_{Sp}e^{j\delta} - d\underline{Z}_{1L}I_{Sp}e^{j\delta} = \underline{V}_{Rp} - (1-d)\underline{Z}_{1L}I_{Rp} \quad (1)$$

Equation (1) formulated separately for the real and imaginary parts is a pair of equations with two unknowns: d – distance to fault (p.u.), δ – synchronization angle. The equations can be solved using numerical procedures, but the result does not have to be unique, because the unknowns are: d , $\sin(\delta)$, $\cos(\delta)$, where the synchronization angle δ can be either positive or negative, i.e. in range: $-\pi \leq \delta \leq \pi$.

In order to avoid iterative calculations, the synchronization operator's known module $e^{j\delta}$, is used, which transforms (1) into the following formula:

$$\left| e^{j\delta} \right| = \left| \frac{\underline{V}_{Rp} - \underline{Z}_{1L}I_{Rp} + d\underline{Z}_{1L}I_{Rp}}{\underline{V}_{Sp} - d\underline{Z}_{1L}I_{Sp}} \right| \quad (2)$$

Since this module is equal to 1, the equation is obtained:

$$\left| \underline{V}_{Rp} - \underline{Z}_{1L}I_{Rp} + d\underline{Z}_{1L}I_{Rp} \right| = \left| \underline{V}_{Sp} - d\underline{Z}_{1L}I_{Sp} \right| \quad (3)$$

The solution of equation (3) with regard to the distance to fault leads to the following quadratic equation:

$$A_2d^2 + A_1d + A_0 = 0 \quad (4)$$

where:

d – distance to fault [p.u.], A_2, A_1, A_0 – coefficients (real numbers) determined by fault loop signals (phasors): $(\underline{V}_{Sp}, I_{Sp})$ and $(\underline{V}_{Rp}, I_{Rp})$, formed using asynchronous measurements from both line ends and by the line's positive sequence impedance (\underline{Z}_{1L}).

The solution of equation (4) gives two results for the distance to the fault (d_1, d_2). At least one of these solutions indicates a fault in the line. If only one solution is such that $0 < (d_1 \text{ or } d_2) < 1$, then just this solution is taken as correct (valid). If the two solutions indicate a short circuit in the line, i.e. $0 < (d_1 \text{ and } d_2) < 1$, then the correct solution has to be selected.

The proposed fault location algorithm uses the phase fault loop voltages and currents, which are determined according to the fault type (Tab. 2). The two solutions can be verified (in order to reject the wrong, albeit mathematically correct, one) on the basis of the determined distances to fault, using symmetrical signal components.

As the fault locator input signals may also be used symmetrical components of the voltages and currents from both ends of the line:

- positive and negative – for asymmetrical faults
- positive and incremental positive – for symmetrical three-phase faults.

Then the derived formulas are used with fault loop signals replaced with respective symmetrical components. For the correct (consistent with the fault location) solution, the results obtained for two different components coincide, which in practice means that they are very close to each other. For the other (disregarded) solution there are significant differences.

4. Artificial neural network

The neural network used in the study consisted of an input layer, two hidden layers composed of 20 neurons, and a single-neuron output layer (Fig. 3). The vector of input signals (supplying the artificial neural network) constituted, respectively: result from the location algorithm using measurements from the two line ends, and real and imaginary parts of the ratio $\underline{I}_{Li}/\underline{U}_{Li}$, where \underline{I}_{Li} , \underline{U}_{Li} are voltage and current selected at random from the period of 60–80 ms after the fault onset.

Before the learning process started, the network's inputs and outputs had been normalised using a scaling function to ensure that they always belonged to range $(-1, 1)$. The entire data set was divided into training, testing, and validating data, in the ratio of 70–15–15, respectively. The network output corresponds directly to target values, as shown in Fig. 3.

Fault type	P_{FLT}
L1-E, L2-E, L3-E	$\frac{2Z_{1L} + Z_{0L}}{3Z_{1L}}$
L1-L2, L2-L3, L3-L1	2
L1-L2-E, L2-L3-E, L3-L1-E, L1-L2-L3, L1-L2-L3-E	1

Tab. 3. Coefficient P_{FLT} for various faults

5. Analysis of the arcing fault location

Because the study's objective was to develop an arcing fault locator, an appropriate arcing fault equivalent had to be incorporated in the model. The dynamic primary arc model was adopted in the form of differential equation:

$$\frac{dg_p}{dt} = \frac{1}{T_p} (G_p - g_p) \tag{5}$$

where:

g_p – dynamic arc conductivity, G_p – static arc conductivity, T_p – time constant.

The static arc conductivity is defined by formula:

$$G_p = \frac{|i|}{(V_p + R|i|)l_p} \tag{6}$$

where:

i – arc current, V_p – average voltage gradient, R – static resistance, l_p – arc length.

In the studied fault cases the arc (Fig. 4) was modelled by a variable resistor. The arc current was presently measured, and the differential equation (1) solved with regard to instantaneous arc resistance, which was transmitted to the variable resistor as its control signal.

In the analysed fault location algorithms, a standard full-wave Fourier filter was used for input signal processing. It was found that in some cases, due to large distortion of the processed signals, such filtering was insufficient. Averaging location results in the fourth cycle after fault, instead of the third cycle, significantly improves the final fault location accuracy. This can be done only if the fault has not been switched off earlier. An alternative approach to this problem is additional pre-filtration, with the averaging left in the third cycle, as adopted at the outset of this

study. The additional pre-filtration was carried out using a half wave sinusoidal filter, which significantly improved the location accuracy.

The three different fault location methods are compared in Fig. 5. In all three cases, only standard filtering with a full-wave Fourier filter was used. The average location errors for all three methods shown in Fig. 6, include the signals' prior filtration by a standard full-wave Fourier filter in combination with pre-filtration by a sinusoidal half-wave filter.

The correct solution was selected out of the two obtained from the solution of quadratic equation (4) according to the principle that only one distance to fault solution indicated a fault in the line and it was naturally accepted as the correct solution.

Better accuracy was obtained with the use of fault loop signals for the location, and it is slightly higher than in the case of the location using measurement data from one end of the line (Takagi algorithm). This is due to the fact that with measurements from one end (Takagi algorithm) some simplifying assumptions were necessary because of insufficient information on the power system.

Additional filtration significantly improves the accuracy of the obtained solutions. The average error of fault location with additional filtering of signals in the third cycle after fault is less than 0.5%, which is less than half the result obtained with standard filtering. Tab. 4 presents results of the three different fault location methods.

6. Summary

The location of arcing faults in transmission lines was analysed, using asynchronous measurements of voltages and currents at both ends of the line. An algorithm was developed, for which the fault loop signals taken from both ends of the line are input signals. A quadratic equation was obtained that determined the distance to fault, the coefficients of which were expressed in the most compact form. The correct solution was selected (out of the two) on the basis of the arc resistance (impedance) determined for the main harmonic.

The algorithm can also be used, where the locator input signals are symmetrical components of the measured voltages and currents. Then the positive and negative sequence components should be used for an asymmetrical fault, or the positive sequence component (its short circuit and incremental values for a symmetrical three-phase fault). For the correct solution the coincidence occurs of the results obtained for two different components, which in practice means that they are very close to one another, whereas for the second (disregarded) solution there are significant differences.

The study results indicate the important role of processed signals digital filtering, because the signals are significantly distorted during an arcing fault. It is reasonable to directly use the calculation outcome or averaged result from the latest possible time after the fault occurrence, but still before its elimination.

It has been shown that the use of a complex filtration form, e.g. standard full-wave Fourier filtration with pre-filtration by a sinusoidal half-wave filter, greatly improves the obtained calculation

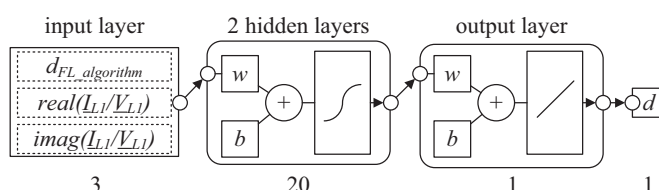


Fig. 3. Neural network architecture

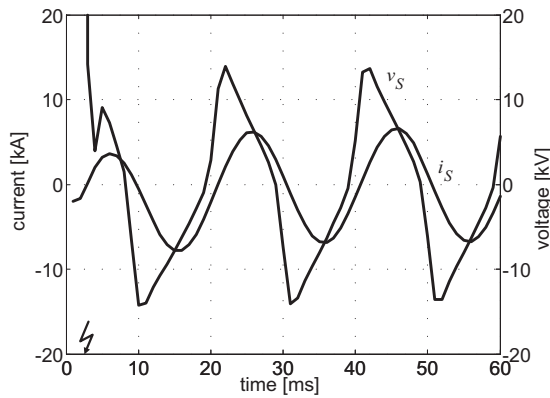


Fig. 4. Arc current (i_s) and arc voltage drop (v_s)

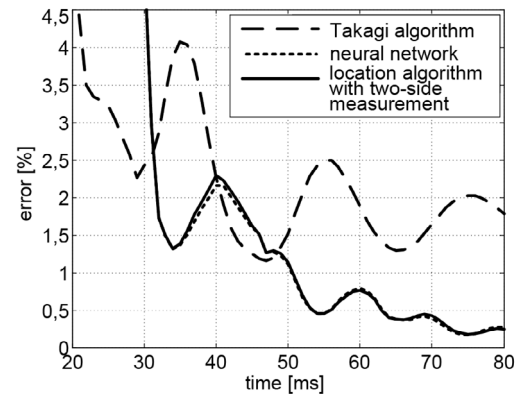


Fig. 5. Average errors of the analysed location methods without additional filtration

results accuracy. This particularly refers to synchronization angle determination. The analysed use of measurements from both line sides to the fault location does not require simplifying assumptions, which is the case in the location using local measurements only. This results in better accuracy. The accuracy can be further improved by adjusting the algorithm to lines with considerable lengths, where a line model with distributed parameters should be taken into account. Another measure can be to develop a more effective digital filtering of distorted signals, and the task can be taken over by an appropriately designed neural network. This will be the subject of further research.

A neural network only slightly improves the analytically obtained results. The analysed fault location algorithms have been compared on the basis of analysis of average and maximum errors, and of standard deviations of the direct obtained results. The presented convergence of the average errors indicates the algorithm with artificial neural network support as the method more accurate than the Takagi algorithm, and comparable to the algorithm using measurements from both line ends.

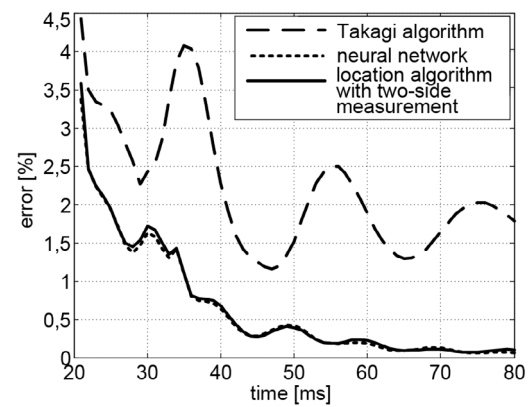


Fig. 6. Average errors of the analysed location methods with additional filtration

Error [%]	Neural network (Fig. 2)	Location algorithm (4)	Takagi algorithm [4]
maximum	0.1230	0.2068	4.5601
average	0.0275	0.0411	1.7357
standard deviation	0.5522	0.5404	1.2519

Tab. 4. Results of the analysed location methods

REFERENCES

1. Saha M.M., Iżykowski J., Rosołowski E., Fault Location on Power Networks, Springer, London 2010.
2. Takagi T. et al., Development of a new type fault locator using the one-terminal voltage and current data, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Aug. 1982, Vol. 101, No. 8, pp. 2892–2898.
3. Johns A.T., Aggarwal R.K., Song Y.H., Improved techniques for modelling fault arcs on faulted EHV transmission systems, *Generation, Transmission and Distribution*, March 1994, *IEE Proceedings*, Vol. 141, No. 2, pp. 148–154.
4. Saha M.M., Rosołowski E., Iżykowski J., New Fault Location Method, *PACWorld*, September 2012, Vol. 21.

Mateusz Pustułka

Wrocław University of Technology

e-mail: mateusz.pustulka@pwr.wroc.pl

Graduated as M. Sc. Eng. from the Faculty of Electronics of Wrocław University of Technology (2010). Now a student of doctoral studies at the Faculty of Electrical Engineering of his alma mater. His professional interests relate to applications of soft computing and decision-making methods, including artificial neural networks, in power system's automatic protections.

Mirosław Łukowicz

Wrocław University of Technology

e-mail: miroslaw.lukowicz@pwr.wroc.pl

Graduated from Wrocław University of Technology. Now an assistant professor at the Institute of Electrical Power Engineering of the university. His professional interests relate to power system performance modelling and analyses, and to applications of artificial intelligence methods to signal processing and decision-making in the area of power system's automatic protections.

Jan Iżykowski

Wrocław University of Technology

e-mail: jan.izykowski@pwr.wroc.pl

Director of the Institute of Electrical Power Engineering of Wrocław University of Technology. He specializes in issues relating to electrical power engineering, in particular of power system automatic protection, fault location, and analysis of electromagnetic transients.

This is a supporting translation of the original text published in this issue of "Acta Energetica" on pages 142–147. When referring to the article please refer to the original text.

PL

Metody lokalizacji zwarców łukowych w energetycznych liniach przesyłowych

Autorzy

Mateusz Pustulka
Mirosław Łukowicz
Jan Iżykowski

Słowa kluczowe

lokalizacja zwarców, sztuczna sieć neuronowa, zwarcia łukowe

Streszczenie

W artykule przedstawiono trzy metody lokalizacji zwarców: algorytm Takagi, algorytm wykorzystujący pomiary z dwóch końców linii oraz algorytm z siecią neuronową. Do lokalizacji zwarcia w algorytmach użyto napięcia i prądów mierzonych z obu końców linii. Sieć neuronowa wspomaganą była rozwiązaniem uzyskanym za pomocą algorytmu, który w celu określenia miejsca zwarcia, oprócz naturalnych sygnałów pętli zwarciovych, wykorzystywał również sygnały składowych symetrycznych. Przeanalizowany został wpływ filtracji sygnałów zasilających na dokładność algorytmów.

1. Wstęp

Wymaganie niezawodnego oraz optymalnego funkcjonowania różnego rodzaju systemów jest powszechne we wszystkich dziedzinach techniki. Wiedza o stanie systemu jest często warunkiem koniecznym do zapewnienia jego niezawodności lub powrotu do warunków pracy normalnej.

Wspomniane wymagania odnoszą się również do systemów elektroenergetycznych. Po wystąpieniu trwałego zwarcia na linii elektroenergetycznej warunkiem niezbędnym przywrócenia jej do pracy jest lokalizacja miejsca zwarcia i usunięcie awarii. Ponieważ linie są najrozleglejszymi obiektami systemu elektroenergetycznego, dokładność algorytmu lokalizacyjnego będzie przekładać się na czas potrzebny na dotarcie ekipy remontowej do miejsca wystąpienia awarii i w związku z tym również na czas odstąpienia uszkodzonego elementu systemu elektroenergetycznego.

Prawidłowa praca systemu elektroenergetycznego wymaga ciągłej modernizacji jego elementów składowych oraz rozwoju jego układów automatyki. Zadaniem systemów sterowania jest przede wszystkim zapewnienie nieprzerwanego dostaw energii do odbiorców. Przerwy zasilania często powodowane są przez nieprzewidywalne zjawiska o charakterze losowym pochodzenia elektrycznego, takie jak: przepięcia atmosferyczne i łączeniowe, długotrwałe przeciążenia, pomyłki łączeniowe, bądź nieelektrycznego, w tym głównie zawilgocenie izolacji, zanieczyszczenie izolatorów, nadmierne zbliżenie przewodów czy uszkodzenia mechaniczne. Zdarzenia te powodują najczęściej awarie elementów systemu elektroenergetycznego.

Brak zadziałania automatyki zabezpieczeniowej w chwili wystąpienia zwarcia skutkuje termicznym i dynamicznym oddziaływaniem prądów zwarciovych na elementy konstrukcyjne obiektów systemu elektrycznego i często prowadzi do ich uszkodzenia. W związku z tym na potrzeby automatyki zabezpieczeniowej opracowano wiele szybkich algorytmów wykrywania i lokalizacji zwarców [1]. W sytuacji wystąpienia awarii priorytetem staje się niewątpliwie szybkie jej wykrycie, zlokalizowanie i usunięcie.

Podstawowe metody estymacji odległości do miejsca zwarcia wykorzystują analityczne algorytmy obliczeniowe, przetwarzające dostępne sygnały zabezpieczeniowe. Ze względu na ograniczony dostęp do informacji na temat łączonych linii systemów (brak danych o impedancjach dla składowych zgodnych i zerowych tych systemów), algorytmy te wymagają założeń upraszczających. W związku z tym próbuje się do zadań lokalizacji wykorzystać tzw. miękkie metody obliczeniowe, w tym sztuczne sieci neuronowe.

Sztuczne sieci neuronowe są jedną z najszybciej rozwijających się technik sztucznej inteligencji. Ze względu na zdolność uczenia się i adaptacji posiadają duży potencjał aplikacyjny. W przeciwieństwie do programowania na podstawie wiedzy heurystycznej, sieci neuronowe przygotowuje się w procesie uczenia, przedstawiając wiele przykładów (wzorców) oczekiwanego zachowania.

W artykule porównano trzy różne metody lokalizacji zwarców: algorytm Takagi – jeden z pierwszych algorytmów lokalizacji (znany z literatury [2]), algorytm wykorzystujący pomiary z dwóch końców linii i algorytm wspomagany jednokierunkową, wielowarstwową siecią neuronową. Dominujący wpływ na ostateczne właściwości algorytmów decyzyjnych w sferze dynamiki oraz dokładności, ma wstępne przetwarzanie sygnałów. Dlatego zbadano wpływ dodatkowej filtracji sygnałów napięciowych i prądowych na uzyskiwane wyniki.

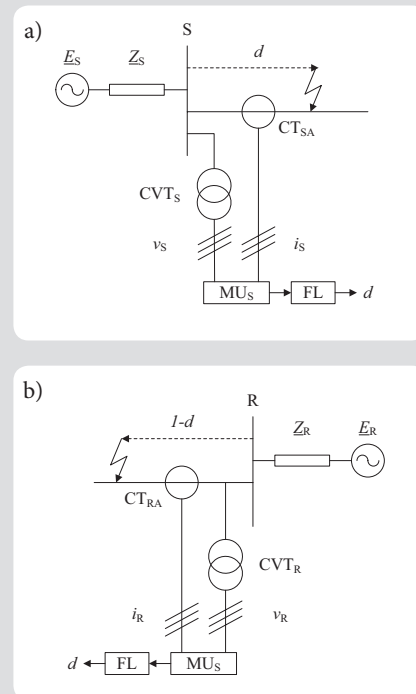
2. System przesyłowy

Badania algorytmów lokalizacji zwarców przeprowadzono z użyciem sygnałów zwarciovych, uzyskanych z symulacji komputerowych w programie ATP-EMTP zwarców łukowych [3] w linii przesyłowej 400 kV (rys. 1) o długości 50 km. Pomiary prądów i napięć prowadzone były asynchronicznie w obu końcach linii. Badania przeprowadzone zostały dla jednego rodzaju zwarców łukowych L1-E.

W tab. 1 przedstawiono zakresy zmienności parametrów systemowych przyjętych do modelowania zwarców. Zarówno miejsce zwarcia, rezystancja zwarcia, jak i moce zwarciovie systemów zasilających były zmieniane w sposób losowy.

Parametry	Wartości
miejsce zwarcia (%)	0÷100
rezystancja zwarcia (Ω)	0÷10
moce zwarciovie systemów zasilających (GVA)	3÷32

Tab. 1. Zmieniane losowo parametry systemu i zwarców dla generacji danych uczących i testujących



Rys. 1. Schemat systemu przesyłowego z pomiarem dwustronnym: a) z końca S, b) z końca R

Do uzyskania dużej populacji wzorców zbiorów uczących i testowych, wymaganych do efektywnego uczenia sztucznych sieci neuronowych, wykorzystane zostały dane symulacyjne. Wielkość populacji

wygenerowanej dla procesu uczenia sieci neuronowej wynosiła 1000 przypadków, a do testów 100 przypadków. Równocześnie na przypadkach testowych przebadane zostały pozostałe dwa algorytmy lokalizacji.

3. Algorytm lokalizacji zwarcia

Rozważa się naturalne pętle zwarciove, identycznie jak w przypadku zabezpieczenia odległościowego [1]. W tym celu, stosownie do rodzaju zwarcia, formowane są sygnały (napięcie i prąd) pętli zwarciovej. W tab. 2 określono te sygnały do rozważania pętli zwarciovej „widzianej” z końca linii S. Sygnały pętli zwarciovej „widzianej” z końca R określa się analogicznie.

W przypadku pętli zwarciowych faza–ziemia sygnałami pętli zwarciovej są napięcia i prądy z danej fazy, przy czym do prądu fazowego dodawany jest składnik związany ze składową prądu kolejności zerowej pomnożony przez współczynnik: $k_0 = (\underline{Z}_{0L} - \underline{Z}_{1L})/\underline{Z}_{1L}$. Wynika to z faktu, że impedancje linii dla składowej zgodnej (\underline{Z}_{1L}) oraz zerowej (\underline{Z}_{0L}) nie są jednakowe, a wartość impedancji odcinka linii pomiędzy punktem pomiarowym (np. S) a zwarcie (F) dla składowej zgodnej jest miarą odległości do zwarcia (d).

Dla pętli zwarciowych faza–faza₂ za sygnały pętli zwarciovej przyjmuje się różnice, odpowiednio, napięć oraz prądów z faz biorących udział w zwarcie. W wyniku odejmowania wielkości fazowych eliminowana jest składowa zerowa i nie ma potrzeby kompensowania ze względu na różne impedancje linii dla składowej zgodnej oraz zerowej.

Rodzaj zwarcia	Napięcie pętli zwarciovej	Prąd pętli zwarciovej
L1-E	$\underline{V}_{S L1}$	$\underline{I}_{S L1} + k_0 \underline{I}_{S0}$
L2-E	$\underline{V}_{S L2}$	$\underline{I}_{S L2} + k_0 \underline{I}_{S0}$
L3-E	$\underline{V}_{S L3}$	$\underline{I}_{S L3} + k_0 \underline{I}_{S0}$
L1-L2, L1-L2-E, L1-L2-L3, L1-L2-L3-E)*	$\underline{V}_{S L1} - \underline{V}_{S L2}$	$\underline{I}_{S L1} - \underline{I}_{S L2}$
L2-L3, L2-L3-E	$\underline{V}_{S L2} - \underline{V}_{S L3}$	$\underline{I}_{S L2} - \underline{I}_{S L3}$
L3-L1, L3-L1-E	$\underline{V}_{S L3} - \underline{V}_{S L1}$	$\underline{I}_{S L3} - \underline{I}_{S L1}$

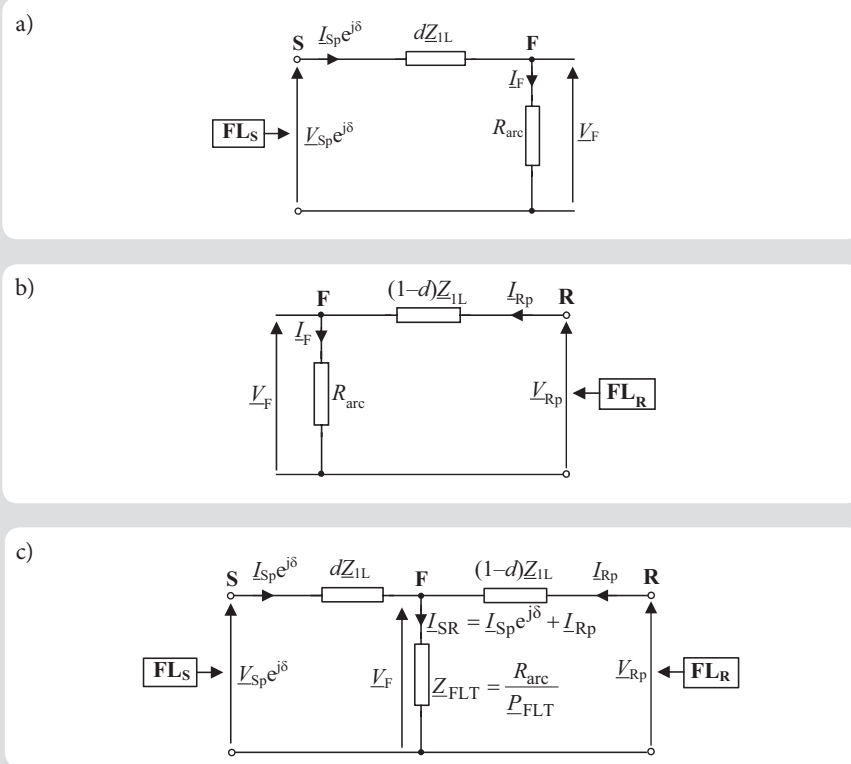
* uwzględniono pętlę międzyfazową L1-L2, ale mogą być analizowane również pętle L2-L3, L3-L1

Tab. 2. Sygnały pętli zwarciovej rozpatrywanej z końca linii S

Współczynnik kompensacji ze względu na składową zerową:

$$k_0 = \frac{\underline{Z}_{0L} - \underline{Z}_{1L}}{\underline{Z}_{1L}}$$

Na rys. 2 przedstawiono rozważane modele pętli zwarciowych (rys. 2a, b) oraz zagregowany model pętli zwarciovej (rys. 2c). Pętla



Rys. 2. Modele naturalnych pętli zwarciowych: a) model pętli rozpatrywanej z końca S, b) model pętli rozpatrywanej z końca R, c) model zagregowany

zwarciova „widziana” z końca S (rys. 2a) obejmuje odcinek linii o impedancji dla składowej zgodnej: $d\underline{Z}_{1L}$ (d [p.u.] – odległość do zwarcia) oraz gałąź poprzeczną reprezentującą zwarcie (rezystancja R_{arc}). W przypadku pętli zwarciovej „widzianej” z końca R (rys. 2b) impedancja rozważanego odcinka linii dla składowej zgodnej jest równa $(1-d)\underline{Z}_{1L}$, a gałąź reprezentująca zwarcie jest taka sama jak dla poprzedniej pętli zwarciovej. Rozważa się wykorzystanie do lokalizacji zwarc pomiarów asynchronicznych z obu końców linii [4], przy czym jako bazę odniesienia przyjmuje się pomiary z końca R (napięcie i prąd pętli zwarciovej: \underline{V}_{Rp} , \underline{I}_{Rp}). Natomiast pomiary z drugiego końca S (napięcie i prąd pętli zwarciovej: \underline{V}_{Sp} , \underline{I}_{Sp}) są „dosynchronizowane” z użyciem operatora synchronizującego $e^{j\delta}$, gdzie δ jest nieznanym kątem synchronizacji. Uzyskuje się to przez pomnożenie oryginalnych fazorów dla sygnałów pętli zwarciovej przez operator synchronizujący.

Agregując modele obu pętli zwarciowych z rys. 1a, b, uzyskuje się model jak na rys. 2c [1]. Występuje w nim fikcyjna gałąź poprzeczna, przez którą płynie sumaryczny prąd ($\underline{I}_{Sp}e^{j\delta} + \underline{I}_{Rp}$), inny niż rzeczywisty prąd zwarcia \underline{I}_F . Impedancja tej fikcyjnej gałęzi nie jest w ogólnym przypadku równa rezystancji w miejscu zwarcia R_{arc} . Impedancja ta (\underline{Z}_F) jest równa rzeczywistej rezystancji zwarcia R_{arc} podzielonej przez współczynnik zespolony \underline{P}_{FLT} zależny od rodzaju zwarcia (tab. 3) [2].

Przyrównując do siebie spadki napięć na gałęzi poprzecznej w miejscu zwarcia (F) (rys. 2), wyznaczone odpowiednio od końców S oraz R, uzyskuje się:

$$\underline{V}_{Sp}e^{j\delta} - d\underline{Z}_{1L} \underline{I}_{Sp}e^{j\delta} = \underline{V}_{Rp} - (1-d)\underline{Z}_{1L} \underline{I}_{Rp} \tag{1}$$

Równanie (1) po zapisaniu oddzielnie dla części rzeczywistej oraz urojonej daje układ dwóch równań z dwiema niewiadomymi: d – odległość do zwarcia (p.u.), δ – kąt synchronizacji. Układ ten można rozwiązać, stosując procedury numeryczne, jednak wynik nie musi być jednoznaczny, bowiem niewiadomymi są: d , $\sin(\delta)$, $\cos(\delta)$, gdzie kąt synchronizacji δ może być zarówno dodatni, jak i ujemny, tj. z zakresu: $-\pi \leq \delta \leq \pi$. W celu uniknięcia obliczeń iteracyjnych korzysta się ze znajomości modułu operatora synchronizującego $e^{j\delta}$, co daje z (1) następującą zależność:

$$|e^{j\delta}| = \left| \frac{\underline{V}_{Rp} - \underline{Z}_{1L} \underline{I}_{Rp} + d\underline{Z}_{1L} \underline{I}_{Rp}}{\underline{V}_{Sp} - d\underline{Z}_{1L} \underline{I}_{Sp}} \right| \tag{2}$$

Rodzaj zwarcia	\underline{P}_{FLT}
L1-E, L2-E, L3-E	$\frac{2\underline{Z}_{1L} + \underline{Z}_{0L}}{3\underline{Z}_{1L}}$
L1-L2, L2-L3, L3-L1	2
L1-L2-E, L2-L3-E, L3-L1-E, L1-L2-L3, L1-L2-L3-E	1

Tab. 3. Wartości współczynnika \underline{P}_{FLT} dla różnych zwarc

Ponieważ moduł ten jest równy 1, otrzymuje się równanie:

$$\begin{aligned} |V_{Rp} - Z_{1L} I_{Rp} + dZ_{1L} I_{Rp}| &= \\ = |V_{Sp} - dZ_{1L} I_{Sp}| \end{aligned} \quad (3)$$

Rozwiązanie równania (3) ze względu na odległość do miejsca zwarcia prowadzi do następującego równania kwadratowego:

$$A_2 d^2 + A_1 d + A_0 = 0 \quad (4)$$

gdzie:

d – odległość do zwarcia [p.u.], A_2, A_1, A_0 – współczynniki (liczby rzeczywiste) określone przez sygnały (fazory) pętli zwarcio- wych: (V_{Sp}, I_{Sp}) i (V_{Rp}, I_{Rp}) , uformowane z użyciem asynchronicznych pomiarów z obu końców linii oraz przez impedancję linii dla składowej zgodnej (Z_{1L}).

Rozwiązanie równania (4) daje dwa wyniki na odległość do miejsca zwarcia (d_1, d_2). Przynajmniej jedno z tych rozwiązań wskazuje na zwarcie w linii. Jeśli tylko jedno rozwiązanie jest takie, że $0 < (d_1 \text{ lub } d_2) < 1$, to właśnie to rozwiązanie jest brane jako poprawne (obowiązujące). Jeśli natomiast oba rozwiązania wskazują na zwarcie w linii, tzn. $0 < (d_1 \text{ i } d_2) < 1$, to trzeba dokonać selekcji rozwiązania poprawnego.

Zaproponowany algorytm lokalizacji zwarć wykorzystuje napięcia i prądy fazowych pętli zwarcio- wych, które określone są stosownie do rodzaju zwarcia (tab. 2). Weryfikację obu rozwiązań (w celu odrzucenia rozwiązania błędnego, choć matematycznie poprawnego) można przeprowadzić na podstawie wyznaczonych odległości do zwarcia, korzystając z sygnałów składowych symetrycznych.

Jako sygnały wejściowe lokalizatora zwarć mogą być również użyte składowe symetryczne napięcia i prądy z obu końców linii:

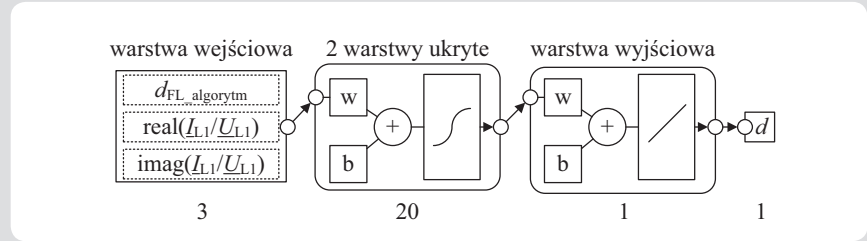
- zgodna oraz przeciwna – dla zwarć niesymetrycznych
- zgodna oraz przyrostowa zgodna – dla zwarć trójfazowych symetrycznych.

Wykorzystuje się wtedy wyprowadzone wzory, wymieniając sygnały pętli zwarcio- wej na odpowiednie składowe symetryczne. Dla rozwiązania poprawnego (zgodnego z rzeczywistym miejscem zwarcia) zachodzi koincydencja rezultatów uzyskanych dla dwóch różnych składowych, co w praktyce oznacza, że są one bardzo do siebie zbliżone. Dla rozwiązania drugiego (odrzuconego) występują znaczne różnice.

4. Sztuczna sieć neuronowa

Sieć neuronowa wykorzystana w badaniach składała się z warstwy wejściowej, dwóch warstw ukrytych złożonych z 20 neuronów i warstwy wyjściowej 1-neuronowej (rys. 3). Wektor sygnałów wejściowych (zasilających sztuczna sieć neuronową) stanowiły odpowiednio: wynik algorytmu lokalizacyjnego wykorzystującego pomiar z dwóch końców linii, część rzeczywista oraz urojona ilorazu I_{L1}/U_{L1} , gdzie I_{L1}, U_{L1} są wartościami prądu i napięcia wybieranymi losowo z okresu 60–80 ms po wystąpieniu zwarcia.

Przed rozpoczęciem procesu uczenia wejścia i wyjścia sieci zostały znormalizowane za pomocą funkcji skalującej, tak by zawsze należały do przedziału $(-1, 1)$. Cały zbiór



Rys. 3. Architektura sieci neuronowej

danych podzielono na dane uczące, testujące i walidacyjne, odpowiednio w proporcji 70–15–15. Wyjście sieci odpowiada bezpośrednio wartościom docelowym, jak pokazano na rys. 3.

5. Analiza lokalizacji zwarć łukowych

ponieważ celem badań było opracowanie lokalizatora zwarć łukowych, należało wprowadzić do modelu systemu odpowiedni model łuku zwarcio- wego. Przyjęto dynamiczny model łuku pierwotnego w postaci równania różniczkowego:

$$\frac{dg_p}{dt} = \frac{1}{T_p} (G_p - g_p) \quad (5)$$

gdzie:

g_p – dynamiczna przewodność łuku, G_p – statyczna przewodność łuku, T_p – stała czasowa.

Natomiast statyczna przewodność łuku definiowana jest wzorem:

$$G_p = \frac{|i|}{(V_p + R|i|)l_p} \quad (6)$$

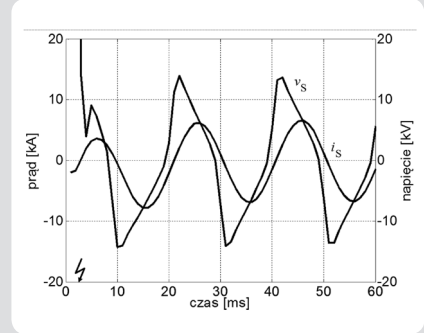
gdzie:

i – prąd łuku, V_p – średni gradient napięcia, R – rezystancja statyczna, l_p – długość łuku.

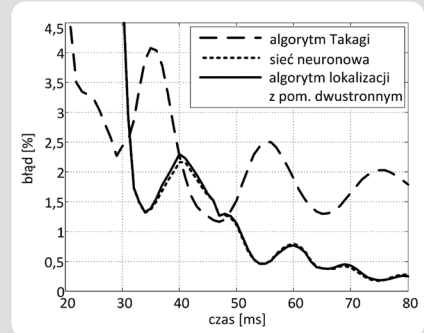
W badanych przypadkach zwarcio- wych łuk (rys. 4) modelowano rezystorem o zmiennej rezystancji. Na bieżąco mierzony był prąd łuku i rozwiązywane równanie różniczkowe (1) ze względu na chwilową rezystancję łuku, która była podawana jako sterowanie na element o zmiennej rezystancji.

W rozważanych algorytmach lokalizacji zwarć do przetwarzania sygnałów wejściowych zastosowano wstępnie standardowy pełnookresowy filtr Fouriera. Stwierdzono, że w niektórych przypadkach, wskutek dużego zniekształcenia przetwarzanych sygnałów, taka filtracja okazuje się niewystarczająca.

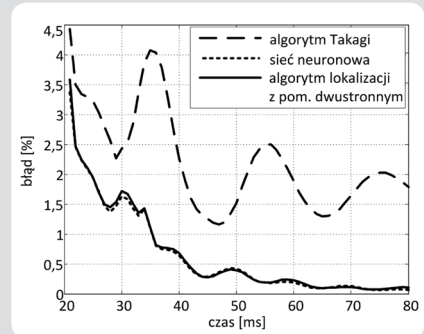
Przeprowadzenie uśredniania rezultatów lokalizacji w czwartym okresie po zwarcu, zamiast w trzecim okresie, wydatnie poprawia dokładność ostatecznej lokalizacji zwarcia. Taki zabieg jest możliwy do zastosowania tylko wtedy, jeśli wyłączenie zwarcia nie nastąpi wcześniej. Alternatywnym podejściem do tego problemu jest wprowadzenie dodatkowej filtracji wstępnej, pozostawiając uśrednianie dla trzeciego okresu, jak to przyjęto na wstępie tych badań. Dodatkową filtrację wstępną zrealizowano z użyciem półokresowego filtra



Rys. 4. Prąd łuku (i) i spadek napięcia na łuku (v)



Rys. 5. Błędy średnie badanych metod lokalizacji bez dodatkowej filtracji



Rys. 6. Błędy średnie badanych metod lokalizacji z dodatkową filtracją

sinusowego, co znacząco poprawiło dokładność lokalizacji.

Porównanie trzech różnych metod lokalizacji zwarć przedstawiono na rys. 5. We wszystkich trzech przypadkach wykorzystano tylko standardowe filtrowanie pełnookresowym filtrem Fouriera.

Błędy średnie lokalizacji dla wszystkich trzech metod, przedstawione na rys. 6, uwzględniają uprzednią filtrację sygnałów standardowym pełnookresowym filtrem Fouriera, w połączeniu ze wstępną filtracją w postaci półokresowego filtra sinusoidalnego.

Wybór poprawnego rozwiązania, spośród dwóch uzyskanych z rozwiązania równania kwadratowego (4), przeprowadzono zgodnie z zasadą, że tylko jedno z rozwiązań dla odległości do zwarcia wskazuje na zwarcie w linii i jest ono w naturalny sposób przyjmowane jako rozwiązanie poprawne.

Lepszą dokładność uzyskano po zastosowaniu do lokalizacji sygnałów pętli zwarcio- wych i jest ona nieco wyższa niż w przypadku lokalizacji z użyciem danych pomiarowych z jednego końca linii (algorytm Takagi). Wynika to z faktu, że w pomiarach tylko z jednego końca (algorytm Takagi), wskutek niewystarczającej informacji o systemie elektroenergetycznym, konieczne jest przyjęcie założeń upraszczających.

Dodatkowa filtracja w znaczny sposób poprawia dokładność uzyskiwanych rozwiązań. Błąd średni estymacji miejsca zwarcia z dodatkową filtracją sygnałów w trzecim okresie po zwarciu jest mniejszy niż 0,5%, a więc ponad dwukrotnie mniejszy niż w przypadku standardowego filtrowania. Tab. 4 zawiera wyniki trzech różnych metod lokalizacji zwarcia.

6. Podsumowanie

Rozpatrzono lokalizację zwarc łukowych w liniach przesyłowych z użyciem wyników asynchronicznych pomiarów napięć i prądów z obu końców linii. Wyprowadzono algorytm, dla którego sygnały pętli zwarcio- wych, rozpatrywanych z obu końców linii, są sygnałami wejściowymi. Uzyskano kwadratowe równanie na poszukiwaną odległość do miejsca zwarcia, którego współczynniki są wyrażone w możliwie najbardziej zwartej formie. Wyboru poprawnego rozwiązania (spośród dwóch) uzyskuje się na podstawie rezystancji (impedancję) łuku, wyznaczonej dla podstawowej harmonicznej. Wyprowadzony algorytm może być również

zastosowany, gdy sygnałami wejściowymi lokalizatora będą składowe symetryczne mierzonych napięć i prądów. Należy wtedy

Błąd [%]	Sieć neuro- nowa (rys. 2)	Algorytm lokalizacji (4)	Algorytm Takagi [4]
maksymalny	0,1230	0,2068	4,5601
średni	0,0275	0,0411	1,7357
odchylenie standardowe	0,5522	0,5404	1,2519

Tab. 4. Wyniki lokalizacji przebadanych metod

użyć składowej kolejności zgodnej i przeciwnej dla zwarc niesymetrycznych oraz składowej kolejności zgodnej (dla zwarc trójfazowych symetrycznych jej wartości zwarcio- wych i przyrostowych). Dla rozwiązania poprawnego zachodzi koincydencja rezultatów uzyskanych dla dwóch różnych składowych, co w praktyce oznacza, że są one bardzo do siebie zbliżone, natomiast dla rozwiązania drugiego (odrzuconego) występują znaczne różnice.

Przedstawione rezultaty badań wskazują na ważną rolę filtracji cyfrowej przetwarzanych sygnałów. Sygnały te są bowiem znacznie zniekształcone podczas zwarc łukowych. Zasadne jest bezpośrednie korzystanie z rezultatu obliczeń lub wyniku uśrednionego z możliwie najpóźniejszego czasu po wystąpieniu zwarcia, lecz jeszcze przed jego eliminacją.

Pokazano, że zastosowanie złożonej formy filtracji, np. w postaci standardowej, pełnookresowej filtracji Fouriera wraz z filtracją wstępną z użyciem półokresowego filtra sinusowego, znacznie poprawia dokładność uzyskanych rezultatów obliczeń. Szczególnie dotyczy to wyznaczania kąta synchronizacji. Analizowane zastosowanie pomiarów z obu stron linii do lokalizacji zwarc nie wymaga stosowania założeń upraszczających, co ma

miejsce w przypadku lokalizacji dokonywanej z użyciem tylko pomiarów lokalnych. Prowadzi to do uzyskania lepszej dokładności. Dalsza poprawa dokładności może być osiągnięta przez dostosowanie wyprowadzonego algorytmu do linii o znacznych długości, gdzie należy uwzględnić model linii o parametrach rozłożonych. Innym środkiem może być opracowanie skuteczniejszej filtracji cyfrowej zniekształconych sygnałów, a zadanie to może przejąć odpowiednio zaprojektowana sieć neuronowa. Będzie to przedmiotem dalszych badań.

Sieć neuronowa tylko nieznacznie poprawia wyniki otrzymywane na drodze analitycznej. Porównywanie omawianych algorytmów lokalizacji zwarc przeprowadzono na podstawie analizy błędów średnich, maksymalnych i odchyłeń standardowych otrzymywanych wyników bezpośrednich. Prezentowane zbieżności błędów średnich wskazują algorytm wspomagany sztuczną siecią neuronową jako metodę charakteryzującą się mniejszymi błędami niż algorytm Takagi i porównywalnymi błędami lokalizacji z zaprezentowanym algorytmem, wykorzystującym pomiary z dwóch końców linii.

Bibliografia

1. Saha M.M., Iżykowski J., Rosołowski E., Fault Location on Power Networks, Springer, London 2010.
2. Takagi T. i in., Development of a new type fault locator using the one-terminal voltage and current data, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Aug. 1982, Vol. 101, No. 8, s. 2892–2898.
3. Johns A.T., Aggarwal R.K., Song Y.H., Improved techniques for modelling fault arcs on faulted EHV transmission systems, Generation, Transmission and Distribution, March 1994, *IEE Proceedings*, Vol. 141, No. 2, s. 148–154.
4. Saha M.M., Rosołowski E., Iżykowski J., New Fault Location Method, PACWorld, September 2012, Vol. 21.

Mateusz Pustułka

mgr inż.
Politechnika Wroclawska
e-mail: mateusz.pustułka@pwr.wroc.pl

Ukończył studia na Wydziale Elektroniki Politechniki Wroclawskiej, uzyskując dyplom mgr. inż. (2010). Obecnie jest słuchaczem stacjonarnych studiów doktoranckich na Wydziale Elektrycznym macierzystej uczelni. Jego zainteresowania zawodowe dotyczą zastosowania miękkich metod obliczeniowo-decyzyjnych, w tym sztucznych sieci neuronowych w elektroenergetycznej automatyce zabezpieczeniowej.

Mirosław Łukowicz

dr inż.
Politechnika Wroclawska
e-mail: mirosław.lukowicz@pwr.wroc.pl

Wychowanek Politechniki Wroclawskiej. Zatrudniony jest na stanowisku adiunkta w Instytucie Energoelektryki PWr. Jego zainteresowania zawodowe dotyczą modelowania i analiz stanu systemu elektroenergetycznego oraz zastosowania metod sztucznej inteligencji do przetwarzania sygnałów i podejmowania decyzji na potrzeby elektroenergetycznej automatyki zabezpieczeniowej.

Jan Iżykowski

prof. dr hab. inż.
Politechnika Wroclawska
e-mail: jan.izykowski@pwr.wroc.pl

Pracownik Politechniki Wroclawskiej, gdzie pełni funkcję dyrektora Instytutu Energoelektryki. Specjalizuje się w zagadnieniach dotyczących elektroenergetyki, a w szczególności elektroenergetycznej automatyki zabezpieczeniowej, lokalizacji zwarc i analizy elektromagnetycznych stanów przejściowych.