

Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych w identyfikacji parametrów wielkości zakłóceń

Streszczenie: Artykuł przedstawia wyniki identyfikacji parametrów wielkości zakłóceń występujących w systemie elektroenergetycznym. Oceniane będą wyniki otrzymane za pomocą trzech sztucznych sieci neuronowych oraz trzech klasycznych metod identyfikacji. Metody identyfikacji będą poprzedzone działaniem filtru cyfrowego typu Chebysheva II rzędu. Sygnałami wejściowymi w procesie identyfikacji będą funkcje analityczne opisujące typowe przebiegi wielkości zakłóceń występujących w systemie elektroenergetycznym. Sygnałem wyjściowym będzie wartość skuteczna sygnału wejściowego a kryteriami oceny będą błąd maksymalny oraz wartość średnia błędów w oknie pomiarowym.

Abstract: The article presents the results of parameter identification of the fault values found in an electrical system. The results obtained by means of three artificial neural networks and three classical methods of identification will be assessed. The identification methods will be preceded by a Chebyshev type II digital filter. The input signals in the identification process will be constituted by analytical functions describing typical waveforms of fault values found in an electrical system. The output value will be constituted by the RMS of the input signal and the maximum error and the average error of the measurement window will be the assessment criteria. (**Applying Artificial Neural Networks in the Identification Process of Fault Values**)

Słowa kluczowe: wielkości zakłóceń, filtry cyfrowe, metody identyfikacji parametrów, sztuczne sieci neuronowe.

Keywords: fault values, digital filters, parameter identification methods, artificial neural networks.

doi:10.12915/pe.2014.03.11

Wstęp

Zakłócenie występujące w systemie elektroenergetycznym rozchodzi się w krótkim czasie i obejmuje swym wpływem znaczny obszar systemu. Eliminacja zakłócenia polega zazwyczaj na identyfikacji: miejsca jego występowania, rodzaju zakłócenia oraz wybranych parametrów wielkości zakłóceń. Temu problemowi poświęcono w literaturze bardzo wiele publikacji, przykładowo [1-4]. Celem artykułu jest porównanie błędów identyfikacji amplitudy pierwszej harmonicznej prądu zakłóceń dla wybranych trzech klasycznych metod identyfikacji z wynikami identyfikacji otrzymanymi za pomocą trzech sztucznych sieci neuronowych.

Funkcje opisujące prądy zakłóceń

Dokonując identyfikacji parametrów prądu zakłóceń (amplitudy i fazy) sygnałem wejściowym może być sygnał otrzymany z pomiarów, z symulacji modelu matematycznego obiektu lub sygnał przedstawiony w postaci funkcji analitycznej zależnej od czasu. Tutaj przyjęto, że sygnałem wejściowym w procesie identyfikacji będą funkcje analityczne opisujące typowe przebiegi wielkości zakłóceń występujących w systemie elektroenergetycznym [4]. Taki sposób postępowania ma tę zaletę, że można określić błąd identyfikacji analizowanej metody. Sygnałami wejściowymi w procesie identyfikacji parametrów wybrano 20 funkcji opisujących typowe przebiegi prądu zakłóceń. Funkcje te zostały podane w tabeli 1.

Tabela 1. Funkcje matematyczne opisujące przebieg prądu zakłóceń

Nr	Funkcja matematyczna
1	$i_1(t) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1)$
2	$i_2(t) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1) - I_{P1} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N1}}\right)$
3	<p>W pierwszym przedziale o długości 0,2 s prąd jest liczony z wzoru:</p> $i_3(t) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1)$ <p>W drugim i w następnych parzystych przedziałach o długości 0,2 s prąd jest liczony z wzoru:</p> $i_3(t) = I_{P221} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_2) - [I_{P221} \cdot \cos(\omega \cdot t_g + \varphi_2) - i_3(t_g)] \cdot \exp\left(\frac{t - t_g}{T_{N1}}\right)$ <p>gdzie: $i_3(t_g) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t_g + \varphi_1)$, t_g - chwila rozpoczęcia się drugiego, trzeciego, ..., okna.</p> <p>W trzecim i w następnych nieparzystych przedziałach o długości 0,2 s prąd jest liczony z wzoru:</p> $i_3(t) = I_{P222} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_2) - [I_{P222} \cdot \cos(\omega \cdot t_g + \varphi_2) - i_3(t_g)] \cdot \exp\left(\frac{t - t_g}{T_{N1}}\right)$ <p>gdzie: $i_3(t_g) = I_{P222} \cdot \cos(\omega \cdot t_g + \varphi_1)$</p>

4	<p>Dla $t < t_{g1}$ prąd jest liczony z wzoru:</p> $i_4(t) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1) - I_{P1} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N1}}\right)$ <p>Dla $t \geq t_{g1}$ prąd zwiększa się w sposób skokowy:</p> $i_4(t) = I_{P2} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_2) - [I_{P2} \cdot \cos(\omega \cdot t_{g1} + \varphi_2) - i_4(t_{g1})] \cdot \exp\left(\frac{t - t_{g1}}{T_{N1}}\right)$ <p>gdzie: $i_4(t_{g1}) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t_{g1} + \varphi_1) - I_{P1} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t_{g1}}{T_{N1}}\right)$</p>
5	$i_5(t) = \left[(I_{P11} - I_{U1}) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{P1}}\right) + I_{U1} \right] \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1) - I_{P11} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N11}}\right)$
6	$i_6(t) = \left[(I_{P11} - I_{U1}) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{P1}}\right) + I_{U1} \right] \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1) - I_{P11} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N1}}\right)$
7	$i_7(t) = I_{P1} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_1) - I_{P1} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N1}}\right) + I_{P2} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_{21}) - I_{P2} \cdot \cos(\varphi_2) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N1}}\right)$
8	$i_8(t) = i_5(t) + I_{P2} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_{21}) - I_{P2} \cdot \cos(\varphi_2) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N2}}\right)$
9	$i_9(t) = I_{P1} \cdot \cos(k \cdot \omega \cdot t + \varphi_1) - I_{P1} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N11}}\right) + I_{P23} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_2) - I_{P23} \cdot \cos(\varphi_2) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N2}}\right)$
10	$i_{10}(t) = I_{P1} \cdot \cos\left(k \cdot \omega \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_m}\right) \cdot t + \varphi_1\right) - I_{P1} \cdot \cos(\varphi_1) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N11}}\right) + I_{P23} \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi_2) - I_{P23} \cdot \cos(\varphi_2) \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{N2}}\right)$
11	$I_{11}(t) = I_{P1} \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{amp}}\right) \cdot \cos\left(k \cdot \omega \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{m1}}\right) \cdot t + \varphi_1\right)$
12	$I_{12}(t) = I_{P1} \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{amp}}\right) \cdot \cos\left(k \cdot \omega \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_{m2}}\right) \cdot t + \varphi_1\right)$
13	$i_{13}(t) = i_1(t) + I_{P_{h1}} \cdot \cos(h_1 \cdot \omega \cdot t + \varphi_{h1})$
14	$i_{14}(t) = i_1(t) + I_{P_{h1}} \cdot \cos(h_2 \cdot \omega \cdot t + \varphi_{h2})$
15	$i_{15}(t) = i_5(t) + I_{P_{h1}} \cdot \cos(h_1 \cdot \omega \cdot t + \varphi_{h1})$
16	$i_{16}(t) = i_5(t) + I_{P_{h1}} \cdot \cos(h_2 \cdot \omega \cdot t + \varphi_{h2})$
17	$i_{17}(t) = \begin{cases} = 0 & \text{dla } t = 7 \text{ ms i } t = 13 \text{ ms w okresie} \\ = i_1(t) & \end{cases}$

18	$i_{18}(t) = \begin{cases} = 0 & \text{dla } t = 7 \text{ ms i } t = 13 \text{ ms w okresie} \\ = i_5(t) \end{cases}$
19	$i_{19}(t) = i_{\text{szum}} + i_1(t)$
20	$i_{20}(t) = i_{\text{szum}} + i_5(t)$

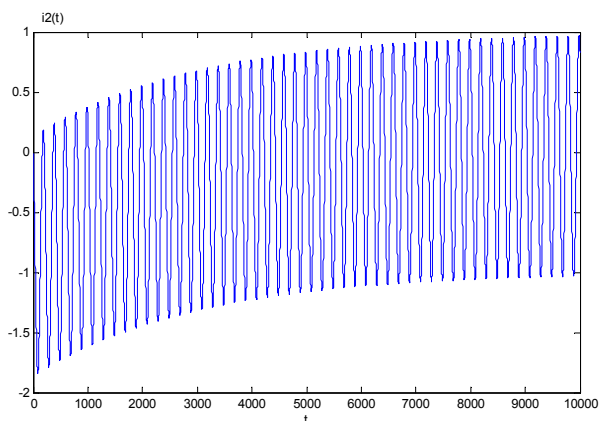
Objaśnienia:

$$I_{P1} = 1; T_{N1} = 0,3 \text{ s}; \varphi_1 = \frac{\pi}{6}; I_{P221} = 0,9; I_{P222} = 1; \varphi_2 = \frac{\pi}{6}; I_{P2} = 4; t_{gl} = 0,4 \text{ s}; I_{P11} = 4; T_{P1} = 0,3 \text{ s}; I_{U1} = 1;$$

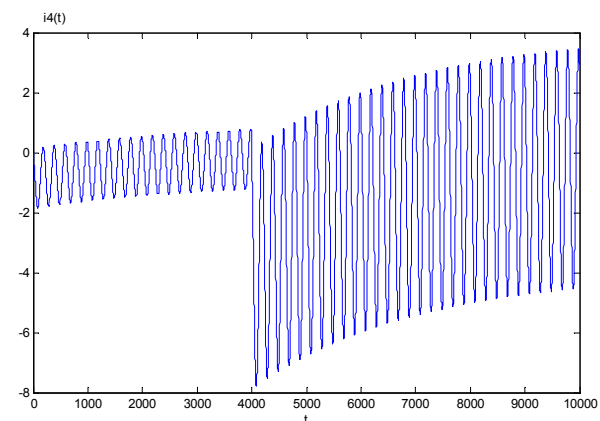
$$T_{N11} = 0,1 \text{ s}; k = 0,98; \varphi_{21} = \frac{\pi}{12}; I_{P23} = 0,9; T_{m1} = 3 \text{ s}; T_{m2} = 6 \text{ s}; k_0 = 0,4; T_m = 30 \text{ s}; \varphi_{h1} = \frac{\pi}{12}; h_1 = 2; h_2 = 5;$$

$$I_{P_{h1}} = 0,3.$$

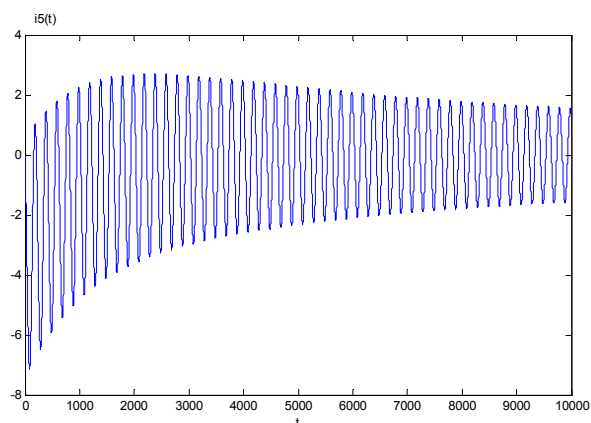
Funkcje od 13 do 16 przedstawiają funkcje 1 i 5 z wyższymi harmonicznymi (2 i 5 harmoniczną). Funkcje 17 i 18 to funkcje z zakłóceniem w postaci przerwy w dopływie sygnału w 7 ms i 13 ms w każdym okresie. Na funkcje 19 i 20 został nałożony addytywny szum biały o stosunku sygnału do szumu wynoszący 30 dB. Ośiem wybranych funkcji zaprezentowano na rysunkach od 1 do 8. Wykresy narysowano w funkcji numerów próbek dla częstotliwości próbkowania 10000 Hz, w oknie 1 s lub 0,1 s.



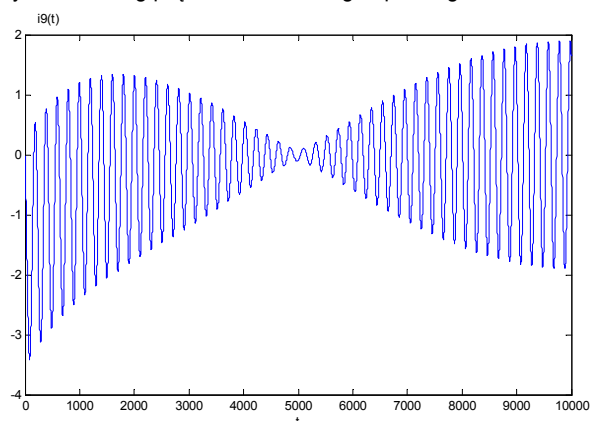
Rys 1. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 2



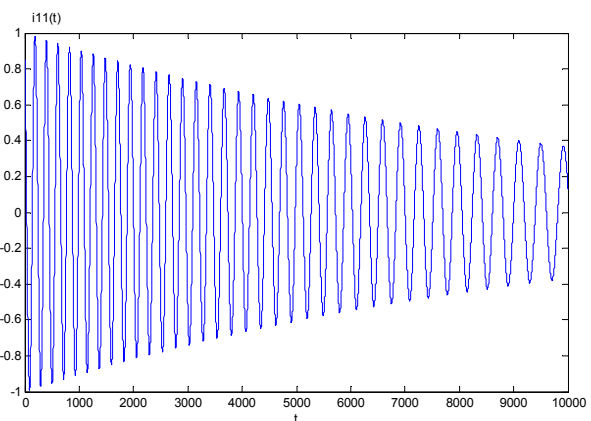
Rys 2. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 4



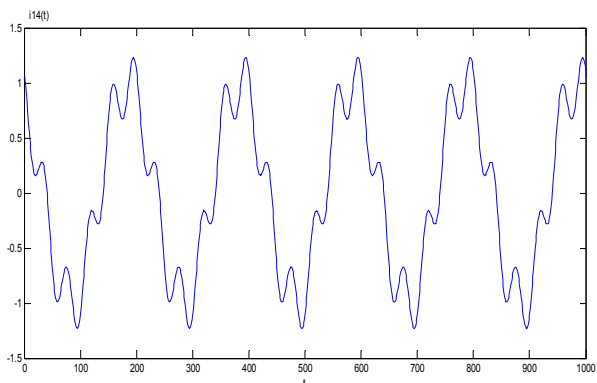
Rys 3. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 5



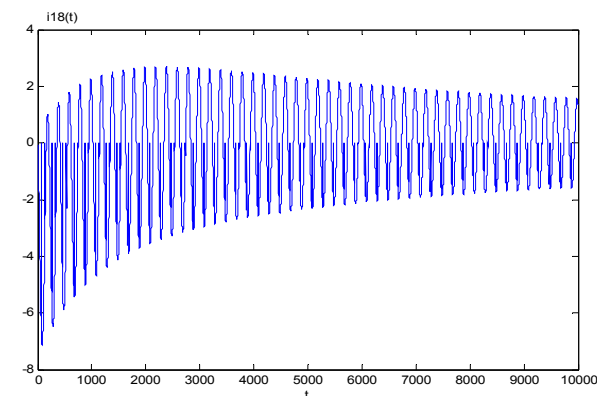
Rys 4. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 9



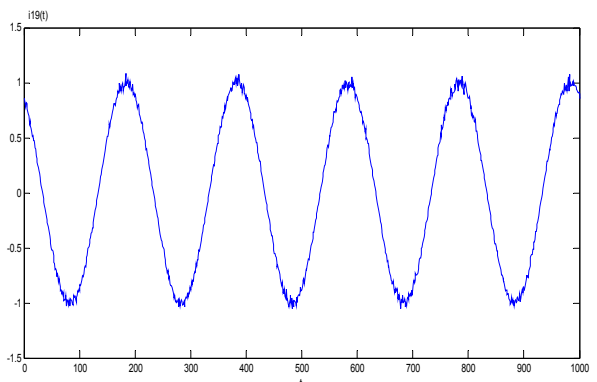
Rys 5. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 11



Rys 6. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 14



Rys 7. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 18



Rys 8. Przebieg prądu zakłóceniewego opisanego wzorem 19

Metody sieci neuronowych w identyfikacji parametrów wielkości zakłóceniewych

Sieć dwuwarstwowa Elmana może dokonać aproksymacji funkcji z założoną dokładnością. Sieć ta posiada najczęściej dwie warstwy neuronów, przy czym pierwsza z nich jest warstwą wejściową a druga wyjściową. Warstwa wejściowa jest warstwą rekurencyjną tzn. występuje sprzężenie zwrotne między warstwą wejściową a warstwą ukrytą. Sieć Elmana wykorzystuje dwie funkcje aktywacji warstw neuronowych, typowo stosuje się funkcję tangens hiperboliczny w warstwie ukrytej i funkcję liniową w warstwie wyjściowej. Wszystkie trzy sieci utworzono korzystając z gotowych procedur dla sieci neuronowych zawartych w programie Matlab. Wektorem wejściowym w procesie uczenia sieci zastosowano funkcję cosinusoidalną, o amplitudzie 1 i fazie 0, trwającą pięć okresów, powieloną dziesięć razy i próbkowaną z częstotliwością 1000 Hz. Funkcją celu uczenia się jest wektorem jednostkowym o wymiarze 1000. W procesie uczenia się utworzono sieć Elmana z 10 neuronami w warstwie ukrytej, wykorzystując algorytm Levenberg-

Marquardt, zakładając 60 powtórzeń uczenia się i osiągając błąd działania sieci wynoszący $8,7 \cdot 10^{-9}$ [5-11].

Sieć neuronowa wykorzystująca metodę propagacji wstecznej jest siecią wielowarstwową. W trakcie uczenia sieci wektory wejściowe generują wektory wyjściowe. Proces uczenia skupia się na takim doborze wag neuronów, by błąd sieci był mniejszy od zadanego. Nazwa sieci oznacza technikę obliczania błędów w danych warstwach sieci. Pierwsze liczone są błędy dla ostatniej warstwy wykorzystujące sygnały wejściowe i wyjściowe a pierwszy błąd jest błędem w ostatniej warstwie. Dla wybranej warstwy, liczony błąd wykorzystuje błędy warstw wcześniejszych. Dlatego też, błąd przemieszcza się od warstwy końcowej aż do warstwy wejściowej. Sieć uczono i trenowano dla parametrów użytych w sieci neuronowej Elmana. Błąd działania sieci był $2,9 \cdot 10^{-19}$ [3, 11].

W sieci radialnej istnieje jeden kierunek przepływu danych między warstwami sieci neuronowej od warstwy wejściowej do wyjściowej. Sieć ta składa się z trzech warstw: warstwy wejściowej (dokonywane jest tu tworzenie wektora wejściowego dla neuronów kolejnej warstwy), warstwy ukrytej (utworzonej przez neurony o radialnej funkcji aktywacji), warstwy wyjściowej (utworzonej z neuronów liniowych, o ilości zależnej od liczby parametrów wyjściowych sieci) [12]. Trening sieci radialnej obejmuje trzy etapy: wyznaczenie centralnego położenia neuronów ukrytych, parametrów określających szerokość neuronów ukrytych funkcji radialnych, wyznaczenie współczynników wagowych między warstwą ukrytą a warstwą wyjściową. Wywołanie funkcji polega na dodawaniu w kolejnych iteracjach po jednym neuronie do sieci aż do momentu osiągnięcia zamierzonej wartości błędu kwadratowego będącego jednym z parametrów inicjalizujących funkcję [13]. Sieć radialną uczono dla parametrów zgodnych z siecią Elmana i uzyskano błąd działania sieci wynoszący $1,7 \cdot 10^{-29}$.

Klasyczne metody identyfikacji parametrów wielkości zakłóceniewych

Metoda podwójnego opóźnienia [1, 2] jest jedną z metod ortogonalizacji. Sygnał wejściowy założono postaci:

$$(1) \quad x_a(t) = X_1 \cdot \cos(\omega_1 t - \varphi)$$

Dokonując pojedynczego i podwójnego opóźnienia tego sygnału o czas l otrzymano zestaw funkcji ortogonalnych za pomocą funkcji z opóźnieniami. Sygnały ortogonalne przyjmują postać:

$$(2) \quad x_a(t) = X_1 \cdot \cos(\omega_1 t - \varphi_1) = x(t - l)$$

$$(3) \quad x_b(t) = X_1 \cdot \sin(\omega_1 t - \varphi_1) = \frac{x(t - 2l) - x(t)}{2 \sin(\omega_1 l)}$$

W obliczeniach przyjęto wartość opóźnienia wynoszącą 2 ms. Z równań (2) i (3) podstawionych do pierwiastka kwadratowego z sumy kwadratów dwóch sygnałów ortogonalnych uzyska się zależność na wartości chwilową amplitudy sygnału:

$$(4) \quad X_1(t) = \sqrt{[x_a(t-l)]^2 + \left(\frac{x_a(t-2l) - x_a(t)}{2 \sin(\omega_1 l)} \right)^2}$$

Wartość chwilowa amplitudy sygnału jest uśredniana w oknie czasowym wynoszącym 20 ms.

W metodzie składowych ortogonalnych [1, 2] zakładamy, że sygnał wejściowy jest opisany wzorem (1), zaś sygnał ortogonalny względem $x_a(t)$, tzn. przesunięty o kąt $\pi/2$. Sygnał ortogonalny względem $x_a(t)$ jest

wyznaczany, jako pochodna sygnału wejściowego zgodnie z wzorem:

$$(5) \quad x_b(t_i) = \frac{x_a(t_i) - x_a(t_{i-1})}{t_i - t_{i-1}}$$

Pierwiastek kwadratowy z sumy kwadratów dwóch sygnałów ortogonalnych pozwala wyznaczyć chwilową wartość amplitudy sygnału. Także w tej metodzie wartość chwilowa amplitudy jest uśredniana w oknie czasowym wynoszącym 20 ms.

W metodzie najmniejszych kwadratów [14] sygnał wejściowy $x_a(t)$ dla mierzonej wartości zostaje porównany z wielkościami $w(t)$, które wynikają z matematycznego modelu tego sygnału. Dla n pomiarów wykonanych w chwilach czasowych od t_1 do t_n wyniki prezentuje macierz pomiarów:

$$(6) \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x_{a1}(t_1) \\ \vdots \\ x_{an}(t_n) \end{bmatrix}$$

Wielkości wynikające z modelu matematycznego sygnału dla identycznych z (6) chwil czasowych można przedstawić modelem macierzy:

$$(7) \quad \mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1(t_1) \\ \vdots \\ w_n(t_n) \end{bmatrix}$$

Kryterium estymacji parametrów mierzonego sygnału określa minimalna wartość błędu kwadratowego:

$$(8) \quad K = \sum_{i=1}^n (y_i - w_i)^2$$

lub w postaci macierzowej:

$$(9) \quad K = (\mathbf{Y} - \mathbf{W})^T \cdot (\mathbf{Y} - \mathbf{W})$$

Model liniowy lub zlinearyzowany sygnału mierzonego dla i -tej chwili czasowej opisany jest zależnością:

$$(10) \quad w_i = \mathbf{V}_i \cdot \mathbf{X}$$

gdzie \mathbf{X} oznacza wektor parametrów poszukiwanych modelu, a \mathbf{V}_i macierz współczynników modelu w chwili t_i .

Wyznaczanie minimum funkcji kryterialnej K względem poszukiwanych wartości odbywa się poprzez przyrównanie do zera pochodnej cząstkowej funkcji kryterialnej względem wektora parametrów. Zapisano to w postaci równania:

$$(11) \quad \frac{\partial K}{\partial \mathbf{X}} = -2 \cdot \mathbf{V}^T \cdot \mathbf{Y} - 2 \cdot \mathbf{V}^T \cdot \mathbf{V} \cdot \mathbf{X} = 0$$

Szukany estymator wyznaczony zostaje z (11), gdzie $\hat{\mathbf{X}}$ oznacza estymator najmniejszych kwadratów modelu:

$$(12) \quad \hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{V}^T \cdot \mathbf{V})^{-1} \cdot \mathbf{V}^T \cdot \mathbf{Y}$$

Zakładając, że przebieg prądu jest opisany równaniem:

$$(13) \quad i = I_p \cdot \cos(\omega \cdot t + \varphi) + I_a \cdot \exp\left(\frac{-t}{T_a}\right)$$

Szukany parametrami modelu są wielkości: I_p, φ, I_a, T_a . Sygnał ten można doprowadzić do modelu liniowego poprzez rozłożenie funkcji cosinus oraz poprzez zastąpienie funkcji wykładniczej rozwinięciem w szereg Taylora. Otrzymane zostanie równanie liniowe:

$$(14) \quad i = \cos(\omega \cdot t) \cdot (I_p \cdot \cos \varphi) - \sin(\omega \cdot t) \cdot (I_p \cdot \sin \varphi) + i_a \cdot \left(1 - \frac{-t}{T_a}\right)$$

Wektor parametrów modelu:

$$(15) \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} I_p \cdot \cos(\varphi) \\ -I_p \cdot \sin(\varphi) \\ \frac{-I_a}{T_a} \\ I_a \end{bmatrix}$$

Wektor współczynników modelu:

$$(16) \quad \mathbf{V} = \begin{bmatrix} I_p \cdot \cos(\varphi) \\ I_p \cdot \sin(\varphi) \\ t \\ 1 \end{bmatrix}$$

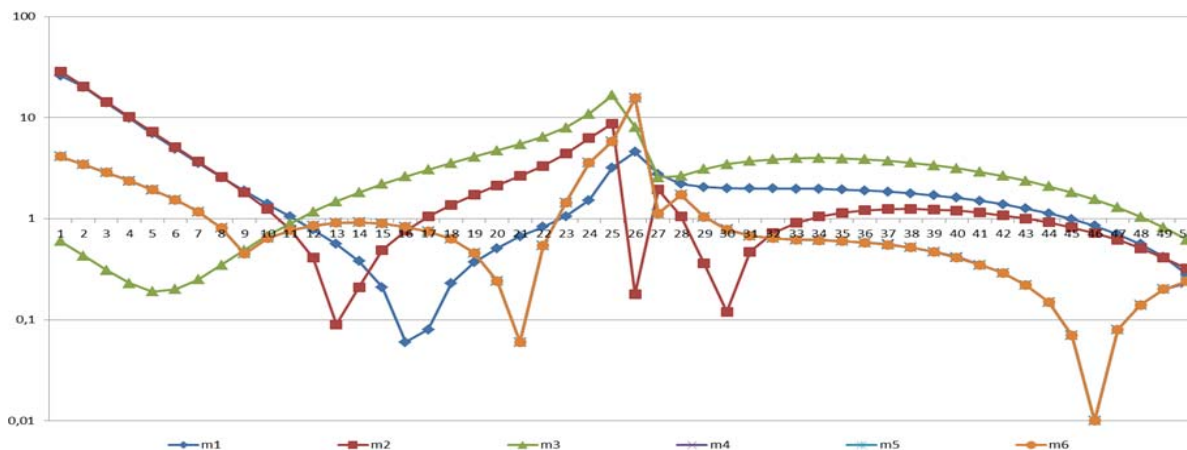
Estymator został wyznaczony dla chwil czasowych: 1, 5, 7, 13, 17 ms w stałym oknie czasowym równym 20 ms.

Porównanie metod

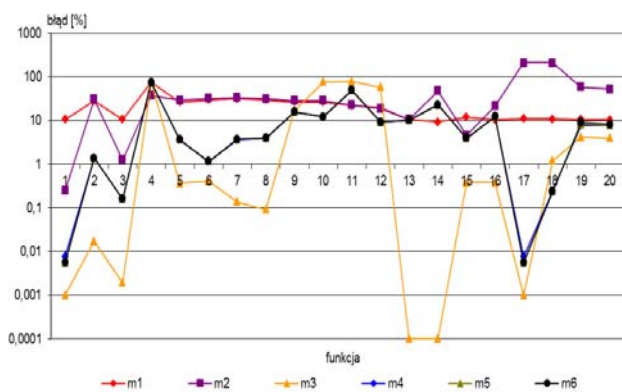
Wielkości fizyczne prądu występujące w systemie elektroenergetycznym zostały opisane za pomocą 20 funkcji matematycznych. Pozwala to na określenie amplitudy tych przebiegów w celu porównania ich z amplitudą otrzymaną poprzez wybraną metodę identyfikacji i obliczenia błędu metody identyfikacji. Amplituda prostych funkcji, w tabeli 1 opisanych wzorami 1, 2, 3, 4, 13, 14, 17 i 19, jest równa amplitudzie pierwszej harmonicznej sygnału. Dla pozostałych funkcji amplitudę sygnału wyznaczono, jako wartość skuteczną składowej okresowej sygnału dla przedziału równego 20 ms. Do identyfikacji amplitudy przebiegów z tabeli 1 zastosowano opisane powyżej 6 metod.

Błąd identyfikacji obliczano, jako wartość bezwzględną z różnicy pomiędzy wartością amplitudy sygnału estymowaną za pomocą jednej z analizowanych metod a wartością amplitudy sygnału odniesioną tej wartości amplitudy. Błąd identyfikacji wyznaczano dla każdego okna pomiarowego o długości 20 ms w czasie 1 s. W celu usunięcia zakłóceń i szumów występujących w sygnałach wejściowych do procesu identyfikacji, podanych w tabeli 1, zastosowano dolnoprzepustowy filtr Chebyshev'a typu II, piątego rzędu. Filtr ten wybrano gdyż błędy uzyskane poprzez nałożenie go na funkcje dają najmniejsze błędy [4]. W filtrze Chebyshev'a zastosowano częstotliwość odcięcia wynoszącą 80 Hz, częstotliwość próbkowania 8000 Hz oraz graniczny współczynnik falowania wynoszący 30 dB.

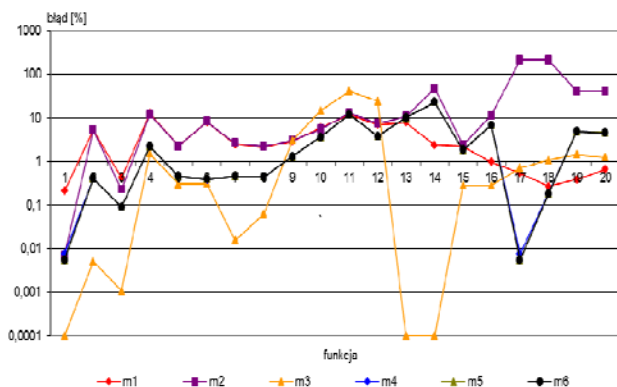
Przykładowy przebieg błędu identyfikacji amplitudy sygnału w całym oknie pomiarowym wynoszącym 1 s dla wszystkich metod i funkcji 1 zaprezentowano na rysunku 9. Przebiegi te wskazują na bardzo zróżnicowane zachowanie się poszczególnych metod w funkcji czasu. Analiza 40 takich rysunków nie daje odpowiedzi, które metody są lepsze.



Rys. 9. Błąd identyfikacji amplitudy sygnału w całym oknie pomiarowym wynoszącym 1 s dla wszystkich metod i funkcji 9, bez uwzględnienia filtra Chebyshev'a gdzie: m1 - metoda z podwójnym opóźnieniem, m2 - metoda składowych ortogonalnych, m3 - metoda najmniejszych kwadratów, m4 - sieć neuronowa Elmana, m5 - sieć neuronowa propagacji wstecznej, m6 - sieć neuronowa radialna



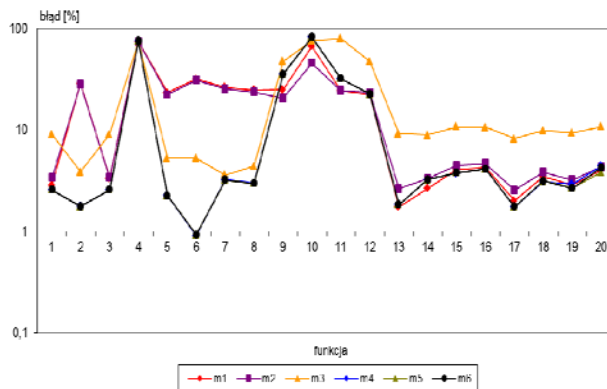
Rys. 10. Maksymalny błąd w analizowanym przedziale czasu dla kolejnych funkcji i metod bez uwzględnienia filtra Chebyshev'a, opis metod zgodnie z rysunkiem 9



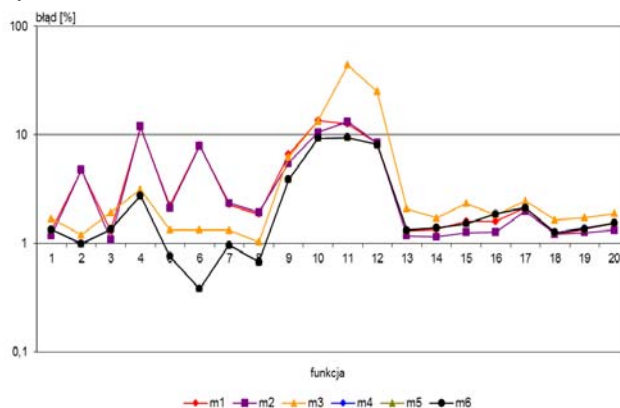
Rys. 11. Średni błąd w analizowanym przedziale czasu dla kolejnych funkcji i metod bez uwzględnienia filtra Chebyshev'a, opis metod zgodnie z rysunkiem 9

Błąd maksymalny i średni identyfikacji amplitudy sygnału, otrzymany za pomocą sześciu analizowanych metod, dla wszystkich funkcji, bez uwzględnienia filtra Chebyshev'a, jest podany na rysunkach 10 i 11 a z uwzględnieniem tego filtra na rysunkach 12 i 13. Rozpatrując błąd maksymalny i średni identyfikacji amplitudy sygnału, bez uwzględnienia i z uwzględnieniem filtra Chebyshev'a, otrzymany za pomocą sześciu analizowanych metod i dla kolejnych funkcji (rys 10, 11, 12 i 13) można stwierdzić, że nie ma jednoznacznego

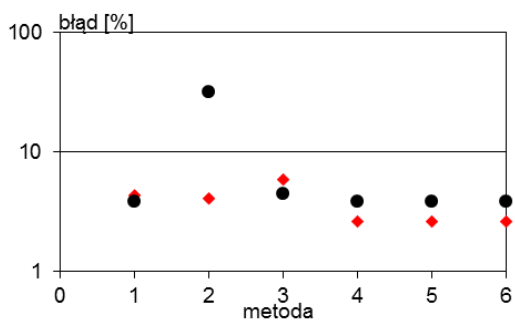
wskazania dla najlepszej z analizowanych metod. Dlatego postanowiono, aby kryterium oceny przydatności danej metody do identyfikacji parametrów amplitudy prądu zakłóceniewego był średni błąd identyfikacji dla wszystkich funkcji i wybranej metody (rys. 14) a pomocniczym kryterium był maksymalny błąd identyfikacji (rys. 15). Z rysunku 9 i z podobnych, ale niezamieszczonych w artykule wyników obliczeń wynika, że błąd identyfikacji amplitudy największy jest w pierwszym okresie, dlatego maksymalny błąd identyfikacji (rys. 15) wykreślono dla wszystkich okien oraz bez uwzględnienia pierwszego okna.



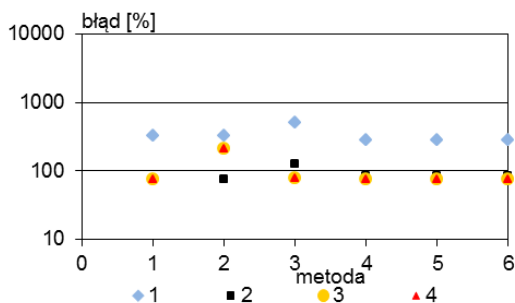
Rys. 12. Maksymalny błąd w analizowanym przedziale czasu rozpoczynając od drugiego okna, dla kolejnych funkcji i wszystkich metod, z zastosowaniem filtra Chebyshev'a, opis metod zgodnie z rysunkiem 9



Rys. 13. Średni błąd w analizowanym przedziale czasu dla kolejnych funkcji i wszystkich metod z zastosowaniem filtra Chebyshev'a, opis metod zgodnie z rysunkiem 9



Rys 14. Średni błąd w analizowanym przedziale czasu (1 s) dla kolejnych metod z zastosowanym filtrem Chebyshev'a II (czerwony romb) oraz bez filtru (czarne koło).



Rys 15. Maksymalny błąd dla kolejnych metod, gdzie: 1 - maksymalny błąd dla wszystkich okien z zastosowanym filtrem Chebyshev'a, 2 - maksymalny błąd z zastosowanym filtrem Chebyshev'a bez pierwszego okna, 3 - maksymalny błąd bez filtru dla wszystkich okien, 4 - maksymalny błąd bez pierwszego okna

Wnioski

Z przeprowadzonych obliczeń błędu identyfikacji ze względu na wybór optymalnej metody identyfikacji parametrów amplitudy prądu zakłóceniewego można stwierdzić, że:

1. Obliczając błędy identyfikacji amplitudy sygnału otrzymane za pomocą przyjętych sześciu metod, należy pamiętać, że dla funkcji 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 15, 16, 18 i 20 amplitudę sygnału wyznaczono, jako wartość skuteczną składowej okresowej sygnału dla przedziału równego 20 ms. Założenie o stałym oknie obliczania amplitudy równym 20 ms wprowadza błąd w wyznaczaniu amplitudy sygnału w funkcjach, w których występuje zmiana częstotliwości. Uwzględnienie tej zmiany wymagałoby zastosowania metody identyfikacji częstotliwości sygnału, która też wprowadziłaby własne błędy.
2. Identyfikacji amplitudy sygnału otrzymanego za pomocą metody z podwójnym opóźnieniem, metody składowych ortogonalnych oraz metody najmniejszych kwadratów odbywa się w stałym oknie równym 20 ms. Tak jak poprzednio jest to jedną z przyczyn pojawiających się błędów identyfikacji.
3. Kryterium oceny przydatności danej metody do identyfikacji parametrów amplitudy prądu zakłóceniewego wybrano średni błąd identyfikacji dla analizowanego przedziału czasu 1 s, dla wszystkich funkcji i wybranej metody. Drugim pomocniczym kryterium był maksymalny błąd identyfikacji obliczany w każdym oknie o długości 20 ms.
4. Rozpatrując średni błąd identyfikacji amplitudy sygnału bez uwzględnienia i z uwzględnieniem filtru Chebyshev'a, w analizowanym przedziale czasu, otrzymany za pomocą sześciu analizowanych metod, dla kolejnych 20 funkcji, a pokazany na rysunku 14, najmniejsze błędy występują dla metod sztucznej inteligencji z uwzględnieniem filtru Chebyshev'a.

5. Zastosowany na wejściu metod identyfikacyjnych dolno-przepustowy filtr Chebyshev'a ogranicza błędy identyfikacji.
6. Różnice w średnim błędzie identyfikacji otrzymane za pomocą poszczególnymi sztucznych sieci neuronowych są pomijalnie małe.
7. Różnice procentowe w średnim błędzie identyfikacji otrzymane za pomocą sztucznych sieci neuronowych a metodami klasycznymi są znaczne, bo osiągają kilkudziesięciu procent. Z wyjątkiem metody składowych ortogonalnych średnie błędy identyfikacji pozostałych metod są mniejsze niż 6%.
8. Analizując maksymalny błąd identyfikacji amplitudy można zauważyć, że dla wielu funkcji jest on duży i przekracza 10%. Tutaj też można stwierdzić, że najmniejsze błędy występują dla metod sztucznej inteligencji. Zastosowany na wejściu metod identyfikacyjnych dolno-przepustowy filtr Chebyshev'a zwiększa maksymalny błąd identyfikacji amplitudy. Błąd ten jest duży przede wszystkim w pierwszym oknie pomiarowym.

LITERATURA

- [1] Wiszniewski A., Algorytmy pomiarów cyfrowych, *Wydawnictwa Naukowo-Techniczne*, (1990), 154
- [2] Szafran J., Wiszniewski A., Algorytmy pomiarowe i decyzyjne cyfrowej automatyki elektroenergetycznej, *Wydawnictwa Naukowo-Techniczne*, (2001), 324
- [3] Rosołowski E., Cyfrowe przetwarzanie sygnałów w automatyce elektroenergetycznej, *Akademicka Oficyna Wydawnicza Exit*, (2002), 429
- [4] Al Hayek M., Identification of current and voltage parameters during transient phenomena in power system, *Doctoral dissertation*, (2000), 177
- [5] Xin S., Xiaohua M., Research on Real Estate Early Warning Based on Elman Neural Network, *Int. Conf. on Electronics, Information and Communication Engineering Lecture Notes in Information Technology*, (2012), Vol.11, 223-230
- [6] Munjal R., Comparison of Feed Forward Network and Elman Network for Fault Diagnosis of Cathode Ray Oscilloscope Using Artificial Neural Network, *International Journal of Advanced Technology & Engineering Research IJATER*, (2012), Vol. 2, 161-167
- [7] Gao X. Z., Gao X. M., Ovaska S.J., A Modified Elman Neural Network Model with Application to Dynamical Systems Identification, *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, (1996), Volume: 2, 1376-1381
- [8] Sujanarko B., Ashari M., Purnomo M. H., Neural Network Controller for Asymmetric Cascaded Multilayer Inverter, *Int. Journal of Computer Applications*, (2010), Vol. 11, No 6, 17-22
- [9] Esbadi H., Shirazi J., Face Recognition with PCA and KPCA using Elman Neural Network and SVM, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 58 (2011), 174-178
- [10] Ren L., Liu Y., Rui Z., Li H., Feng R., Application of Elman Neural Network and MATLAB to Load Forecasting, *IEEE International Conference on Information Technology and Computer Science*, (2009), 55-59
- [11] Qi W., Yang C., Meng J., Circuit Failure Diagnosis Analysis and Research Based On Neural Network, *International Symposium on Electronic Commerce and Security, IEEE*, (2008), 209-212
- [12] Kamiński M., Orłowska-Kowalska T., Sieci neuronowe radialne w estymacji zmiennych stanu nieliniowego układu dwumasowego, *Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej*, (2007), Nr 27
- [13] Gancarz J., Wojtowicz H., Modelowanie EHD przy użyciu sieci neuronowych, Państwowa Wyższa Szkoła Zawodowa w Krośnie
- [14] Kanicki A., Elektrownia w systemie elektroenergetycznym, *Wydawnictwo Politechniki Łódzkiej*, (2011), 165

Autorzy: mgr inż. Małgorzata Binek, Politechnika Łódzka, Instytut Elektroenergetyki, ul. Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, e-mail: malgorzata.bamberska@wp.pl, dr hab. inż. Andrzej Kanicki, prof. nadzw., Politechnika Łódzka, Instytut Elektroenergetyki, ul. Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, e-mail: andrzej.kanicki@p.lodz.pl