

Ryszard PORADA\*  
Marcin LIS\*

## **STEROWANIE ENERGOELEKTRONICZNYM ŹRÓDŁEM PRĄDU Z ZASTOSOWANIEM SIECI NEURONOWYCH**

W pracy przedyskutowano możliwość realizacji szerokopasmowego energoelektronicznego źródła napięcia sterowanego z sterownikiem neuronowym. Ogólnie scharakteryzowano zasadę sterowania neuronowego i sposób jego realizacji. Zamieszczono wybrane wyniki badań symulacyjnych dla różnych sygnałów zadanych

### **1. WPROWADZENIE**

Podstawowym zadaniem układów energoelektronicznych jest przekształcanie energii elektrycznej pobieranej z dostępnych technicznie źródeł energii o określonym napięciu/prądzie i częstotliwości, na napięcie/prąd i częstotliwość wymagane przez odbiornik energii elektrycznej, a także sterowanie przepływem tej energii. Przekształtniki powinny kształtować sygnały wyjściowe napięcia w sposób optymalny ze względu na zadania realizowane przez odbiornik.

Energoelektroniczne niezależne źródła napięcia i prądu znajdują zastosowanie w elektroakustyce, różnych dziedzinach specjalnych (m.in. generatory energetycznych przebiegów wzorcowych), jako układy realizujące np. optymalne sterowanie napędów elektrycznych, a także jako bloki wykonawcze w układach aktywnej kompensacji [4, 7, 8].

W pracy przedstawiono możliwość realizacji szerokopasmowego źródła prądu z sterownikiem neuronowym. Ogólnie scharakteryzowano zasadę sterowania neuronowego i sposób jego realizacji. Zamieszczono wybrane wyniki badań symulacyjnych dla różnych sygnałów zadanych.

### **2. OGÓLNA STRUKTURA ŹRÓDŁA PRĄDU**

Szerokopasmowe źródło prądu powinno umożliwić generowanie prądu o zadanych, zmiennych parametrach na wyjściu energetycznym. Takie zadanie realizuje zaproponowany w pracach [7, 8] układ falownika energoelektronicznego, który umożliwia liniowe (w określonym paśmie częstotliwości, z zadany

---

\* Politechnika Poznańska.

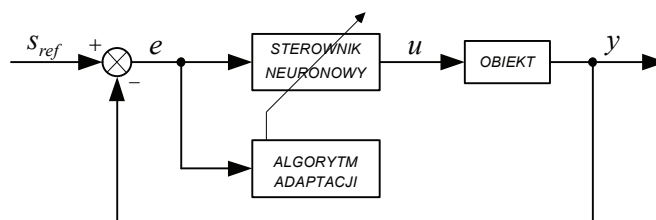
poziomem błędzie odwzorowania i dobrych właściwościach statycznych i dynamicznych) przenoszenie sygnału zadanego. Struktura jest zadana jako układ zamknięty, sterowany z modulacją MSI ze stałą częstotliwością nośną, o transmitancji odwzorowującej transmitancję dolnoprzepustowego filtra idealnego.

Układ zawiera elementy nieliniowe, jak modulator MSI oraz falownik tranzystorowy. Powoduje to trudności związane z kompensacją wpływu tych nieliniowości na stabilność oraz realizację liniowego przenoszenia sygnału przy zastosowaniu sterowania klasycznego.

Liniowe przenoszenie sygnału przez falownik energoelektroniczny jako nieliniowego systemu dynamicznego może być zrealizowane również przez zastosowanie sieci neuronowych. Sieci neuronowe są skutecznym środkiem w identyfikacji i sterowaniu systemów dynamicznych [2, 3, 6, 9, 12].

W procesie projektowania sieci neuronowej do zadań sterowania obiektem dynamicznym można wyróżnić dwie podstawowe metody. Pierwsza wymaga dwóch sieci: identyfikatora obiektu oraz sterownika. W tym przypadku najczęściej stosowany jest algorytm Backprop Trought (Plant) Model (BTPM) [6]. Informacja o błędzie sterowania przetwarzana jest algorytmem Wstecznej Propagacji Błędu. W przypadku sterowania on-line wymusza to uczenie obu sieci jednocześnie. Druga metoda polega na wprowadzeniu pewnych uproszczeń, których zastosowanie umożliwi wykorzystanie tej samej sieci do sterowania obiektem [2, 6, 12]. Rozwiązanie takie mogą być obciążone większym błędem, jednak w wielu przypadkach umożliwiają realizację optymalnego sterowania. Przykładem może być algorytm Adaptacyjnej Interakcji [1, 10], w którym obiekt aproksymowany jest wartością stałą, a powstały błąd jest podstawą do zmian wag sieci.

Ogólny schemat blokowy sterownika jako sieci dwuwarstwowej, w ostatecznej przyjętej do realizacji postaci przedstawiono na rysunku 1.



Rys. 1. Ogólny schemat blokowy sterownika neuronowego

Podstawowym elementem sieci jest tzw. neuron, który można traktować jako obiekt MISO opisany następującym wzorem:

$$y = \mathbf{f} \left( \sum_{j=1}^N w_j \cdot x_j + w_0 \right) \quad (1)$$

gdzie:  $y$  – wyjście z neuronu,  $f(u)$  – funkcja aktywacji,  $x_j$  –  $j$ -te wejście do neuronu,  $w_j$  – waga sygnału wejściowego,  $w_0$  – próg aktywacji.

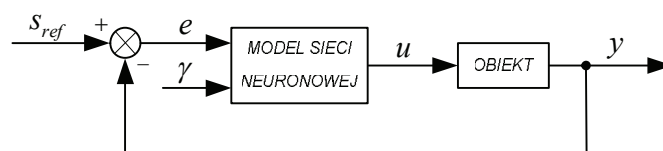
Funkcja aktywacji  $f(u)$  może przyjmować różne postacie [6]. W proponowanym rozwiązaniu przyjęto tzw. funkcję sigmoidalną bipolarną:

$$f(u) = \tanh(\beta u) \quad (2)$$

dla obu warstw (wyjściowej i ukrytej).

Ze względu na różnorodność modeli sieci neuronowych, na etapie badań wstępnych zastosowano model sieci jednokierunkowej, dwuwarstwowej z funkcją aktywacji tansig w każdym neuronie. Taka funkcja, w porównaniu do funkcji aktywacji typu perceptronowego, pozwala na sterowanie w szerszym zakresie sygnałów wejściowych. Sygnałami wejściowymi sieci są sygnały wejściowe układu, sygnały wejściowe opóźnione oraz opóźniony sygnał wyjściowy sieci lub procesu, a także różne przekształcenia tych sygnałów (np. pochodna po czasie). Do badań zastosowano sieć o 6 neuronach w warstwie ukrytej i jednym w warstwie wyjściowej, podając na jej wejście sygnał uchybu (podstawowy oraz opóźniony 4 razy) i pochodną uchybu. Opóźnienia oraz operacja pochodnej realizowana jest wewnątrz bloku sieci neuronowej. Dzięki realizacji opóźnień sygnału wejściowego możliwe jest uzyskanie informacji o dynamice obiektu, a tym samym wygenerowanie odpowiedniego sygnału sterującego.

Dla realizacji zadania sterownia obiektem niezbędne jest nauczenie sieci identyfikowania obiektu. Z różnych metod uczenia sieci wybrano metodę adaptacyjnej interakcji (ang. *Adaptive Interaction*) [1, 10]. Ogólny schemat blokowy procesu uczenia sieci przedstawiono na rysunku 2.



Rys. 2. Ogólny schemat blokowy procesu uczenia sieci neuronowej

Dużą trudnością w tej metodzie jest dobór stanu początkowego sieci dla dalszej ewolucji ze względu na brak jednoznacznych kryteriów [1, 10]. W rozpatrywanym przypadku wylosowano wagi z zakresu  $(-1, 1)$  z wyłączeniem wartości 0. Podczas sterowania wagi zmieniają się na podstawie następujących zależności:

a) dla warstwy wyjściowej:

$$w_i = \gamma \cdot e_1 \cdot r_i \quad (3)$$

gdzie:  $i$  – numer wagi w warstwie wyjściowej,  $\gamma$  – współczynnik adaptacji,  $e_1$  – sygnał wejściowy do sieci, bez opóźnienia,  $r_i$  – sygnał wyjściowy z neuronu warstwy ukrytej do  $i$ -tej wagi w warstwie wyjściowej,

b) dla warstwy ukrytej:

$$\dot{w}_j = r_j \cdot \Phi_i \cdot f(-p_k) \quad (4)$$

gdzie:  $j$  – numer wagi w warstwie wejściowej,  $k$  – numer neuronu warstwy ukrytej,  $r_j$  – sygnał doprowadzony do wagi  $j$ ,  $p_k$  – suma sygnałów  $k$ -tego neuronu, przed podaniem na funkcję aktywacji, przy czym:

$$\Phi_i = \hat{w}_i \cdot w_i \quad (5)$$

można traktować jako błąd pochodzący z warstwy wyjściowej, służący do adaptacji warstwy ukrytej.

Ostatecznie wagi sieci oblicza się zgodnie z wyrażeniem:

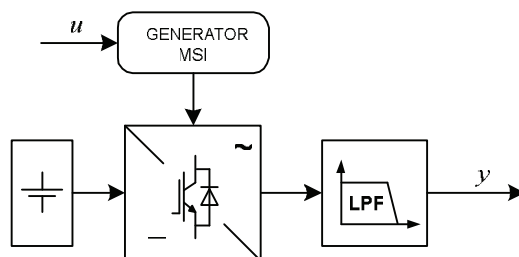
$$\begin{cases} w_i = \int \dot{w}_i dt + w_{i0} \\ w_j = \int \dot{w}_j dt + w_{j0} \end{cases} \quad (6)$$

gdzie:  $w_{i0}$  oraz  $w_{j0}$  są wylosowanymi wagami początkowymi, odpowiednio: warstwy wyjściowej i ukrytej.

Po nauczeniu sieci neuronowej, zadaniem sterownika (rys. 1) jest generowanie odpowiednich sygnałów sterujących falownikiem w taki sposób, aby uzyskać dobre odwzorowanie sygnału zadanego na wyjściu energetycznym układu.

### 3. WSTĘPNE WYNIKI BADAŃ SYMULACYJNYCH

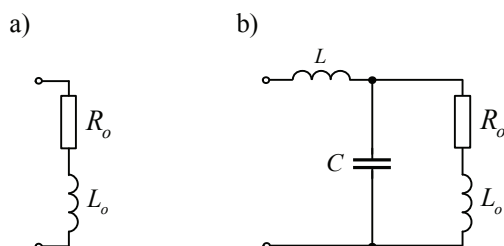
Wstępne badania symulacyjne układu wykonano dla 1-fazowego falownika tranzystorowego o strukturze mostka H. Badania przeprowadzono w środowisku Matlab®/Simulink®.



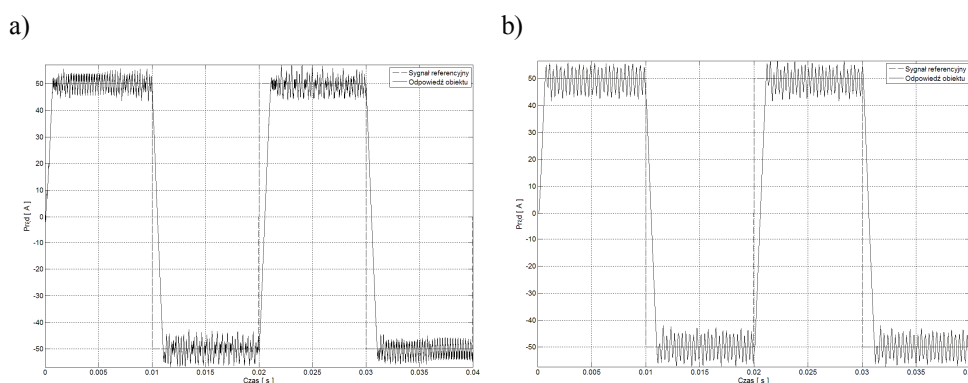
Rys. 3. Struktura blokowa części energetycznej niezależnego źródła prądu

Części składowe układu źródła prądu pokazano na rysunku 3. Na wyjściu falownika zastosowano filtr dolnoprzepustowy LPF o dwóch strukturach (rysunek 4) umożliwiających jego pracę jako źródła prądu. Sygnał sterujący  $u$  jest generowany przez sterownik neuronowy; sygnał  $y$  jest sygnałem na wyjściu energetycznym falownika. Badania miały na celu określenie skuteczności

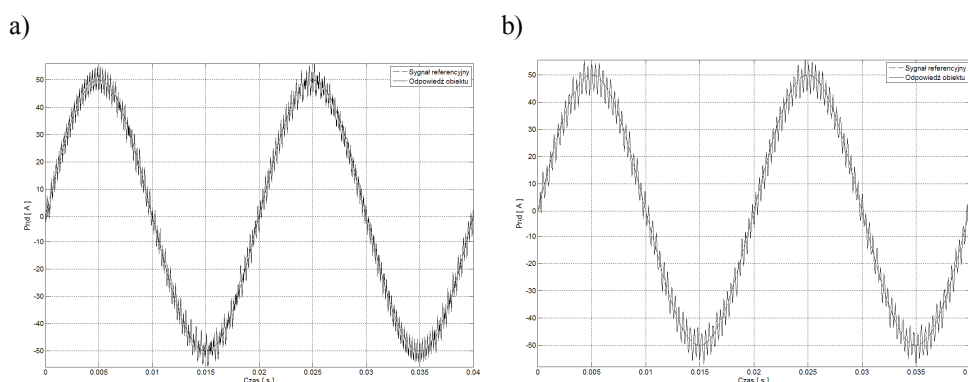
odzworowania sygnału zadanego dla następujących parametrów pracy układu: napięcie zasilania falownika 100 [V], częstotliwość nośna modulacji MSI,  $f_{PWM} = 12,5$  kHz, dwóch typów modulacji MSI – unipolarnego oraz bipolarnego, a także dwóch rodzajów dolnoprzepustowego filtra wyjściowego – rysunek 4.



Rys. 4. Warianty wyjściowego filtra dolnoprzepustowego niezależnego źródła prądu



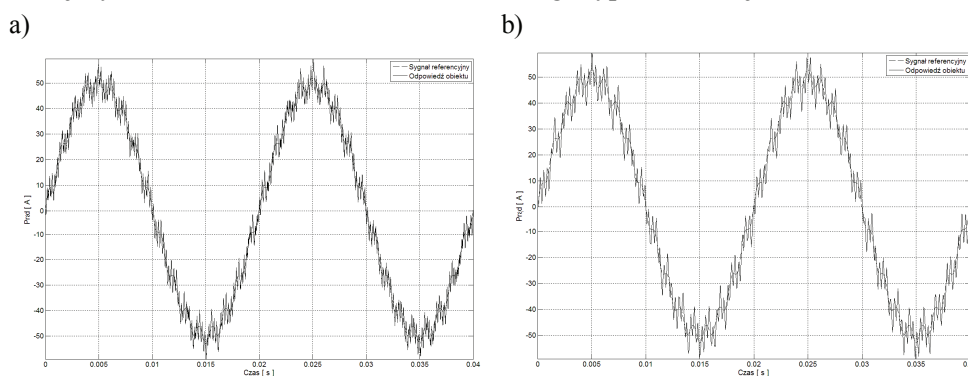
Rys. 5. Przebiegi prądu wyjściowego źródła prądu dla prostokątnego sygnału zadanego:  $f = 50$  Hz;  $I_m = 50$  A; a) sterowanie unipolarnie, b) sterowanie bipolarne



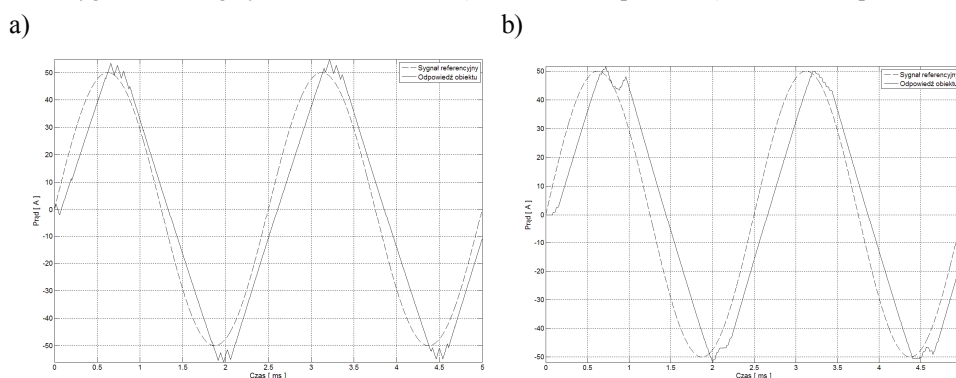
Rys. 6. Przebiegi prądu wyjściowego źródła prądu dla sinusoidalnego sygnału zadanego:  $f = 50$  Hz;  $I_m = 50$  A; a) sterowanie unipolarnie, b) sterowanie bipolarne

Badania przeprowadzono dla różnych kształtów i parametrów sygnału zadanego. Na rysunkach 5, 6 i 7 (filtr wyjściowy falownika przedstawiony na rysunku 4a) pokazano wybrane, nieliczne przebiegi prądu wyjściowego układu dla przypadku sygnałów zadanego, odpowiednio: prostokątnego i sinusoidalnego o parametrach  $f = 50$  Hz,  $I_m = 50$  A oraz odkształconego sygnału zadanego (1-sza i 17-ta harmoniczna).

W każdym przedstawionym i przebadanym przypadku można zauważyć dobre odwzorowanie sygnału zadanego – odkształcenie prądu wyjściowego nie przekracza 2,5% w paśmie częstotliwości ok. 2 kHz, natomiast błąd statyczny jest mniejszy niż 1 %, niezależnie od zastosowanego typu modulacji.

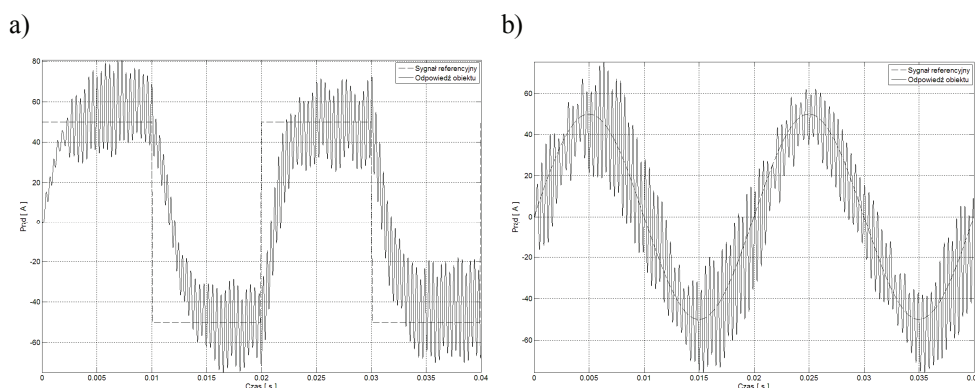


Rys. 7. Przebiegi prądu wyjściowego źródła prądu dla harmonicznego (1-sza i 17-ta) sygnału zadanego:  $f = 50$  Hz;  $I_m = 50$  A; a) sterowanie unipolarne, b) sterowanie bipolarne



Rys. 8. Przebiegi prądu wyjściowego źródła prądu dla sinusoidalnego sygnału zadanego:  $f = 400$  Hz;  $I_m = 50$  A; a) sterowanie unipolarne, b) sterowanie bipolarne

Na rysunku 8 pokazano przebiegi prądu wyjściowego układu dla zadanego sygnału sinusoidalnego o parametrach  $f = 400$  Hz,  $I_m = 50$  A. Wzrost częstotliwości sygnału zadanego powoduje nieskuteczne sterowanie falownika ujawniające się znacznym odchyleniem prądu wyjściowego od sygnału zadanego.



Rys. 9. Przebiegi prądu wyjściowego źródła prądu dla sygnałów zadanych: prostokątnego a) oraz sinusoidalnego b) ( $f = 50$  Hz;  $I_m = 50$  A)

Przeprowadzono także badania dla bardziej złożonej postaci dolnoprzepustowego filtra wyjściowego falownika (rysunek 4b). Zwiększenie rzędu sterowanego obiektu spowodowało znaczące pogorszenie jakości pracy układu, co ilustruje rysunek 9. Wskazuje to na zbyt małą dynamikę zastosowanej sieci neuronowej.

#### 4. PODSUMOWANIE

W pracy przedstawiono możliwość realizacji szerokopasmowego źródła prądu z sterownikiem neuronowym, dla różnych typów modulacji *MSI* oraz filtrów wyjściowych falownika. Z przeprowadzonych badań wynika możliwość skutecznego sterowania źródła prądu z zastosowaniem sterownika neuronowego dla obu typów modulacji (unipolarnej oraz bipolarnej) oraz filtra wyjściowego falownika rzędu 1-ego. Zwiększanie rzędu sterowanego układu powoduje znaczące pogorszenie jakości odwzorowania sygnałów wyjściowych. Wpływ na taką pracę sterownika neuronowego mogą mieć liczba warstw ukrytych, sposób uczenia sieci, a także stosowane funkcje aktywacji. Jednak duża różnorodność sieci neuronowych i metod ich uczenia stwarza szansę na poprawę pracy sterownika neuronowego, szczególnie dla obiektów wyższego rzędu.

#### LITERATURA

- [1] Brandt R.D., Feng Lin: Adaptive interaction and its application to neural networks, Information Sciences, Volume 121, Issues 3-4, December 1999.
- [2] Korbicz J., Obuchowicz A., Uciński D.: Sztuczne sieci neuronowe – podstawy i zastosowania. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 1994.
- [3] Kosiński R.A.: Sztuczne sieci neuronowe – dynamika nieliniowa i chaos. WNT, Warszawa 2007.

- [4] Mohan N.: Power electronics: Converters, Applications, and Design. John Wiley&Sons, New York 1989.
- [5] Osowski S., Cichocki A., Siwek K.: MATLAB w zastosowaniu do obliczeń obwodowych i przetwarzania sygnałów. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2003.
- [6] Osowski S.: Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2006.
- [7] Porada R.: Simulation researches of power electronics broadband voltage source. „Computer Application in Electrical Engineering”, ALWERS, Poznań 2006, pp. 258-266.
- [8] Porada R.: Control of independent power electronic voltage sources with application of Kalman filter. Przegląd Elektrotechniczny, 7, 2009, pp. 154-158.
- [9] Rutkowska D., Piliński M., Rutkowski L.: Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte. PWN, Warszawa 1999.
- [10] Saikalis G., Feng Lin: Adaptive Neural Network Control by Adaptive Interaction, Proceedings of the 2001 American Control Conference, 2001.
- [11] The MatchWorks – Dokumentacja programu MATLAB.
- [12] Żurada J., Barski M., Jędruch W.: Sztuczne sieci neuronowe. Podstawy teorii i zastosowania, Wydawnictwo PWN, Warszawa 1996.

#### **CONTROL OF POWER ELECTRONICS CURRENT SOURCE WITH APPLICATION OF NEURAL NETWORK**

In the paper are discussed possibility of realization of a broadband power electronic current source with neural controller. Basic quantities describing the working system are discussed. Selected simulation results of the system for different reference signals are also included.