

PIOTR URBANEK, JACEK KUCHARSKI, ANDRZEJ FRĄCZYK
Politechnika Łódzka, Instytut Informatyki Stosowanej

WYKORZYSTANIE SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH DO KLASYFIKACJI CHARAKTERYSTYK OBCIĄŻENIA UKŁADU WZBUDNIK-WSAD

W artykule zaproponowano metodę przewidywania charakterystyk układu wzbudnik-wsad. Zbudowano specjalizowaną bazę wiedzy zawierającą zestaw takich charakterystyk oraz zastosowano dwa rodzaje rekurencyjnych sztucznych sieci neuronowych dla potrzeb klasyfikacji. Metoda została pozytywnie zweryfikowana w kilku rzeczywistych przypadkach i zostanie włączona jako element inteligentnego generatora do nagrzewania indukcyjnego powstającego w Instytucie Informatyki Stosowanej PŁ.

WPROWADZENIE

Nagrzewanie indukcyjne wsadów metalowych charakteryzuje się wieloma zaletami, między innymi dużą szybkością oraz możliwością selektywnego nagrzewania wsadu w wybranych obszarach [1]. Znajduje ono głównie zastosowanie w procesach wytwarzania elementów maszyn (głównie hartowanie) oraz ich lutowania. W przypadku produkcji seryjnej, w układach bez systemu regulacji temperatury wsadu, kiedy jeden typ wsadu w długim okresie jest nagrzewany do tej samej temperatury, obsługa może metodą prób i błędów dobrać najlepsze z punktu widzenia np. czasu nagrzewania parametry elektryczne takiego procesu, z których najważniejsze to: częstotliwość prądu płynącego przez wzbudnik, moc użyteczna dostarczana do układu wzbudnik-wsad oraz parametry układu dopasowującego impedancję układu wzbudnik-wsad do impedancji generatora (kompensacja mocy biernej).

Z uwagi na silną zależność przebiegu realizowanego procesu od: zmieniających się parametrów obciążenia związanych z rodzajem nagrzewanego wsadu, warunków zasilania oraz temperatury, dobór parametrów jest trudny i długotrwały, a w przypadku nieudanych prób nagrzewania połączony z możliwością przegrzania wsadu, co wiąże się z jego zniszczeniem.

W ramach prac badawczych wykonywanych w Instytucie Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej dotyczących budowy inteligentnego generatora

dwuczęstotliwościowego, opracowywane są układy energoelektroniczne realizujące szybkie dopasowanie impedancji wyjściowej generatora do zmieniającej się w trakcie nagrzewania impedancji układu wzbudnik-wsad [2], [3], [4]. Dla występujących w praktyce przypadków „szybkiego” nagrzewania, z przyrostami temperatury rzędu kilkuset kelwinów na sekundę, stosowanie automatycznych układów dopasowujących impedancję generatora do impedancji obciążenia staje się mało skuteczne. Rodzi to potrzebę rozwijania metod przewidywania zmian impedancji obciążenia układu wzbudnik-wsad (Z_{obc}) wynikających ze zmian temperatury wsadu, tak aby układ dopasowujący posiadał informację predykcyjną, niezbędną do utrzymywania wymaganej mocy dostarczanej do wsadu.

W artykule [5] przedstawiono możliwość optymalizacyjnego wyznaczenia parametrów schematu zastępczego układu wzbudnik-wsad dla różnych częstotliwości nagrzewania, obliczania na tej podstawie wartości rezystancji (R_{obc}) i indukcyjności obciążenia (L_{obc}) oraz przewidywania na podstawie uproszczonego modelu zmian rezystancji obciążenia wraz z temperaturą.

W niniejszej pracy przedstawiono metodę szybkiego wyznaczenia zmian parametrów schematu zastępczego układu wzbudnik-wsad wraz z temperaturą na podstawie wcześniej utworzonej bazy wiedzy o nagrzewaniu układów o różnych geometriach wsadu i wzbudnika. Zgromadzone w bazie charakterystyki nagrzewania wsadów mogą pochodzić zarówno z pomiarów zrealizowanych na stanowisku nagrzewania, jak i z symulacji numerycznych, dzięki którym można uzupełnić bazę wiedzy o przypadki nagrzewania jeszcze na danym stanowisku niezrealizowane.

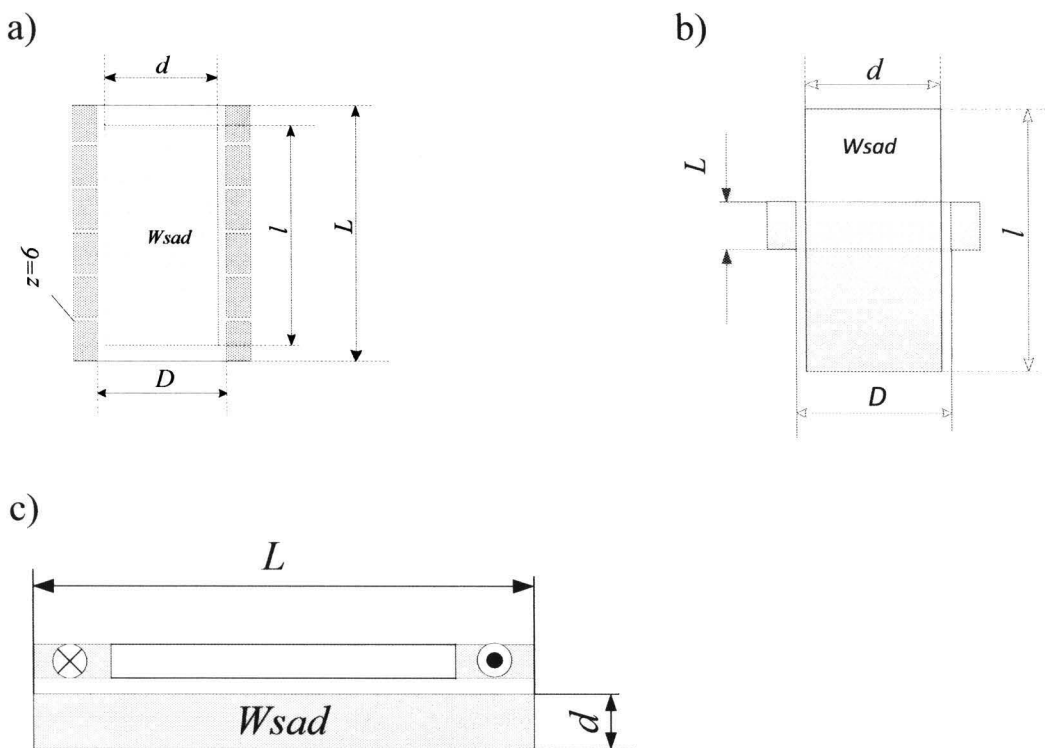
W praktyce problemem do rozwiązania staje się wybór odpowiedniej spośród wielu zgromadzonych w bazie wiedzy charakterystyk zmian parametrów obciążenia nagrzewanego wsadu. Ponieważ rzadko występuje przypadek, gdy nowo nagrzewany wsad można dokładnie dopasować do istniejącej charakterystyki, należy na podstawie wstępnych pomiarów wykonanych „na zimno”, szybko i możliwie dokładnie ocenić, która charakterystyka nagrzewania zgromadzona w bazie będzie najlepiej opisywać nagrzewany wsad. Na tej podstawie można będzie przewidzieć, czy dla danej mocy dostarczanej da się zrealizować cel nagrzewania. Z algorytmicznego punktu widzenia jest to problem klasyfikacji lub rozpoznawania wzorców (pattern recognition), który można rozwiązać na kilka sposobów. Jednym z możliwych do zastosowania algorytmów są sieci wielowarstwowe ze sprzężeniem zwrotnym Elmana (wykorzystujące uczenie bez wzorca) lub hybrydowe sieci wielowarstwowe Hamminga, wykorzystujące do nauki wzorzec uczonej klasy.

W pracy porównano działanie obydwu typów sieci oraz zaproponowano wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych do znajdowania w rodzinie

charakterystyk najbliższej rozważanemu w praktyce przypadkowi nagrzewania. Klasyfikacja ta jest przeprowadzana na podstawie pomiarów wartości indukcyjności obciążenia L_{obc} , wykonywanych na stanowisku w stanie „na zimno” dla różnych częstotliwości prądu wzбудnika. Wiedza ta pozwoli na odpowiednie zaprogramowanie układu dopasowującego.

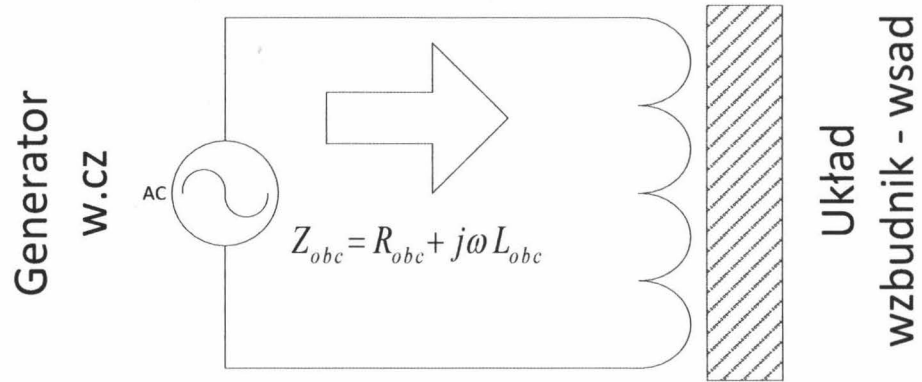
1. BAZA WIEDZY O NAGRZEWANIU RÓŻNYCH RODZAJÓW UKŁADU WZBUDNIK-WSAD

Dla potrzeb badań nad metodami klasyfikacji charakterystyki nagrzewania wsadu z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych utworzono bazę wiedzy o nagrzewaniu różnych rodzajów (geometrii) układów wzbudnik-wsad: wsadu we wzbudniku cylindrycznym wielozwojnym (rys. 1a), cylindrycznym jednozwojnym (rys. 1b) oraz nagrzewania wsadu w układzie płaskim za pomocą wzbudnika pętlowego (rys. 1c).



Rys. 1. Geometria analizowanych układów wzbudnik-wsad. D – średnica wewnętrzna wzbudnika, d – średnica wsadu, L – długość wzbudnika, l – długość wsadu, z – liczba zwojów wzbudnika

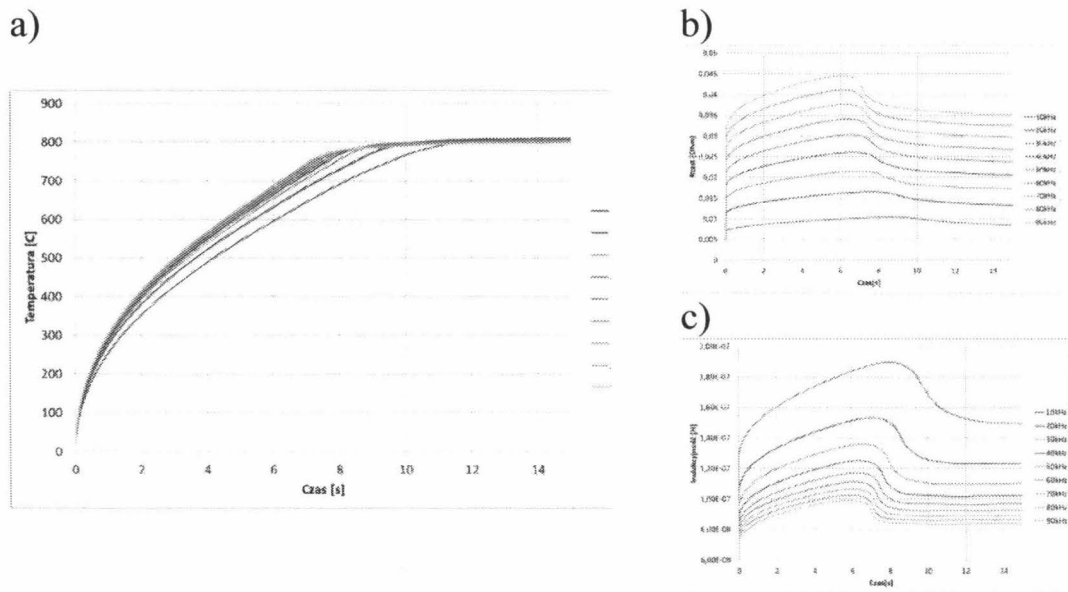
Przedstawione na rysunku 1 układy wzbudnik-wsad mogą być opisane w postaci zastępczej impedancji obciążenia $Z_{obc} = R_{obc} + j\omega L_{obc}$, przedstawionej na rysunku 2.



Rys. 2. Schemat zastępczy układu wzbudnik-wsad

W każdym z tych układów wartości parametrów R_{obc} i L_{obc} schematu zastępczego zależą od częstotliwości pola elektromagnetycznego generowanego przez prąd płynący we wzbudniku oraz od temperatury wsadu.

W celu utworzenia bazy wiedzy o nagrzewaniu układów przedstawionych na rys. 1 (a, b i c) posłużono się modelowaniem numerycznym sprzężonych pól: elektromagnetycznego i temperatury. Przykładowe wyniki obliczeń dla wsadu nagrzewanego we wzbudniku wielozwojnym (rys. 1a) przy różnych częstotliwościach wymuszenia przedstawia rys. 3.



Rys. 3. Przebieg nagrzewania wsadu we wzbudniku wielozwojnym (rys. 1a): zmiana średniej temperatury na powierzchni wsadu (a), zmiana wartości R_{obc} (b) oraz L_{obc} (c) w czasie procesu nagrzewania wsadu

Wartości R_{obc} i L_{obc} dla danej pulsacji wymuszenia ω obliczane są według wzorów:

$$R_{obc}(\omega) = \frac{P_{ukł}(\omega)}{I^2(\omega)} \quad X_{obc}(\omega) = \frac{Q_{ukł}(\omega)}{I^2(\omega)} \quad (1)$$

gdzie: $P_{ukł}$, $Q_{ukł}$ – odpowiednio moc czynna i bierna wydzielona w układzie wzбудnik- wsad dla określonej pulsacji ω prądu wzбудnika, I – wartość skuteczna prądu płynącego przez wzбудnik.

Zależności $R_{obc} = f(\mathcal{G}, \omega)$ i $L_{obc} = f(\mathcal{G}, \omega)$ wyznaczono dla różnych wariantów geometrii układu wzбудnik- wsad, przedstawionych w tabeli 1.

Tabela 1. Analizowane warianty geometrii układu wzбудnik wsad (oznaczone literami A÷J)

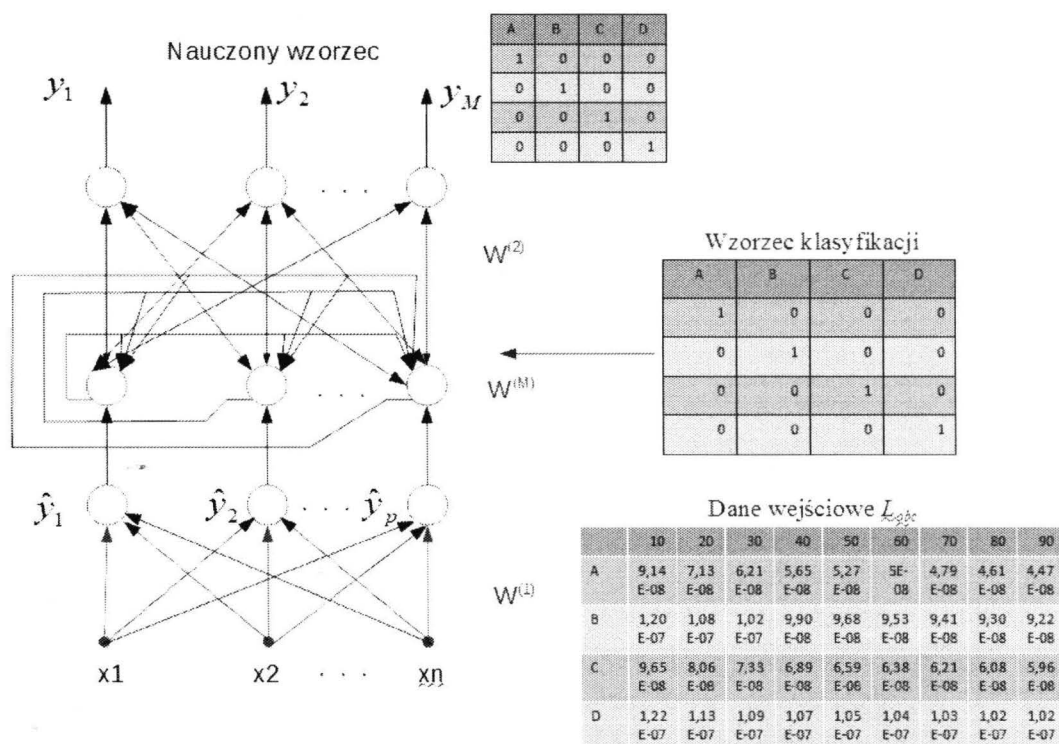
Wariant	Rodzaj układu	Wielkość szczeliny wzбудnik- wsad [mm]	Stosunek długości wsadu do długości wzбудnika	Częstotliwości prądu wzбудnika [kHz]
A		1	$L=l$	10 - 90
B			$L=2l$	
C		6	$L=l$	
D			$L=2l$	
E		1	-	2, 10, 50, 100
F		5		
G		10		
H		5	-	1, 3, 5, 7, 9, 10
I		10		
J		15		

Otrzymane w wyniku tak zaplanowanych eksperymentów symulacyjnych charakterystyki $R_{obc}(\mathcal{G}, \omega)$ i $L_{obc}(\mathcal{G}, \omega)$ zostały skatalogowane w stosownej bazie wiedzy z uwzględnieniem znaczników czasu nagrzewania (lub temperatury) dla określonych mocy grzejnych dostarczanych przez generator. Baza ta stanowi podstawę budowy klasyfikatora rodzajów układów wzbudnik-wsad z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych.

2. KLASYFIKACJA I ROZPOZNAWANIE WZORCÓW ZA POMOCĄ SSN

Prawidłowe grupowanie, a następnie klasyfikacja charakterystyk zgromadzonych w bazie wiedzy wymaga zastosowania specjalistycznych algorytmów, np. algorytmu k-najbliższych sąsiadów czy sztucznych sieci neuronowych. W przypadku obu rozwiązań ostatecznym celem jest znalezienie – dla danego przypadku nagrzewania – wzorca najbardziej zgodnego w sensie określonego kryterium podobieństwa do zapisanych w bazie wiedzy charakterystyk zmian obciążenia z temperaturą i częstotliwością pola elektromagnetycznego.

W pracy zaproponowano użycie do tego celu dwóch rodzajów sztucznych sieci neuronowych – sieci Hamminga oraz sieci Elmana. Idea działania obu sieci została przedstawiona odpowiednio na rysunkach 4 i 5.

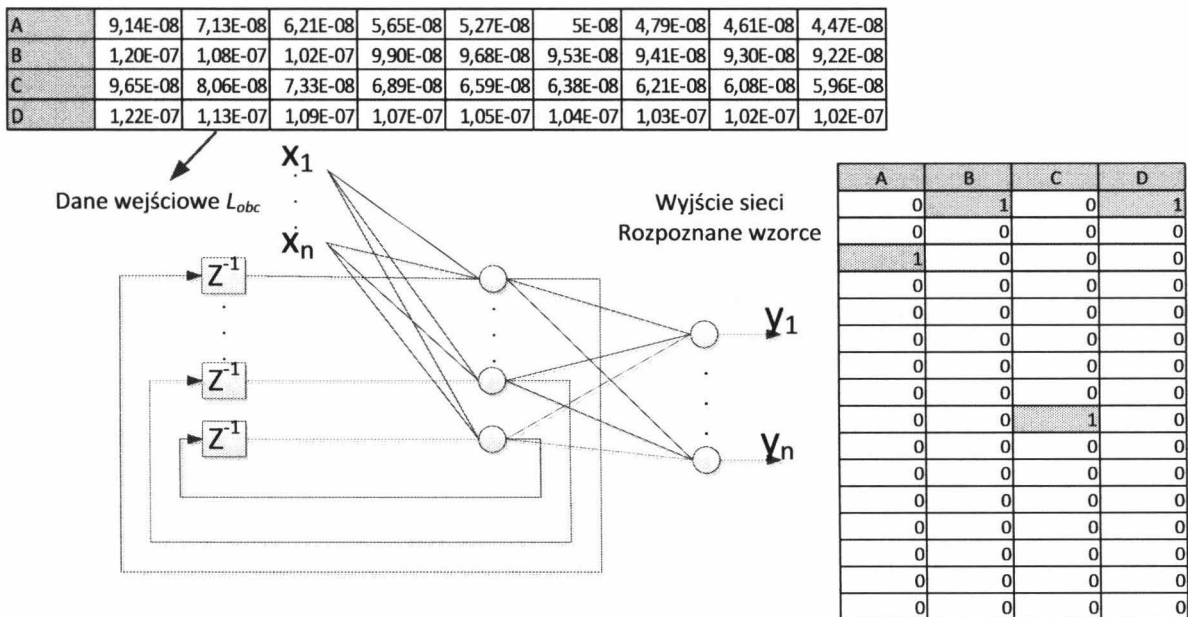


Rys. 4. Idea uczenia wzorców klas w trybie z nauczycielem w sieci Hamminga

W sieci tej warstwa wyjściowa jest siecią ze sprzężeniem zwrotnym, której celem jest taki dobór wag, aby po podaniu na jej wejście wektora X na wyjściu powstał ten sam sygnał pomnożony przez macierz wag $W_{n \times n}$, tzn [6]:

$$W \cdot X = W$$
(2)

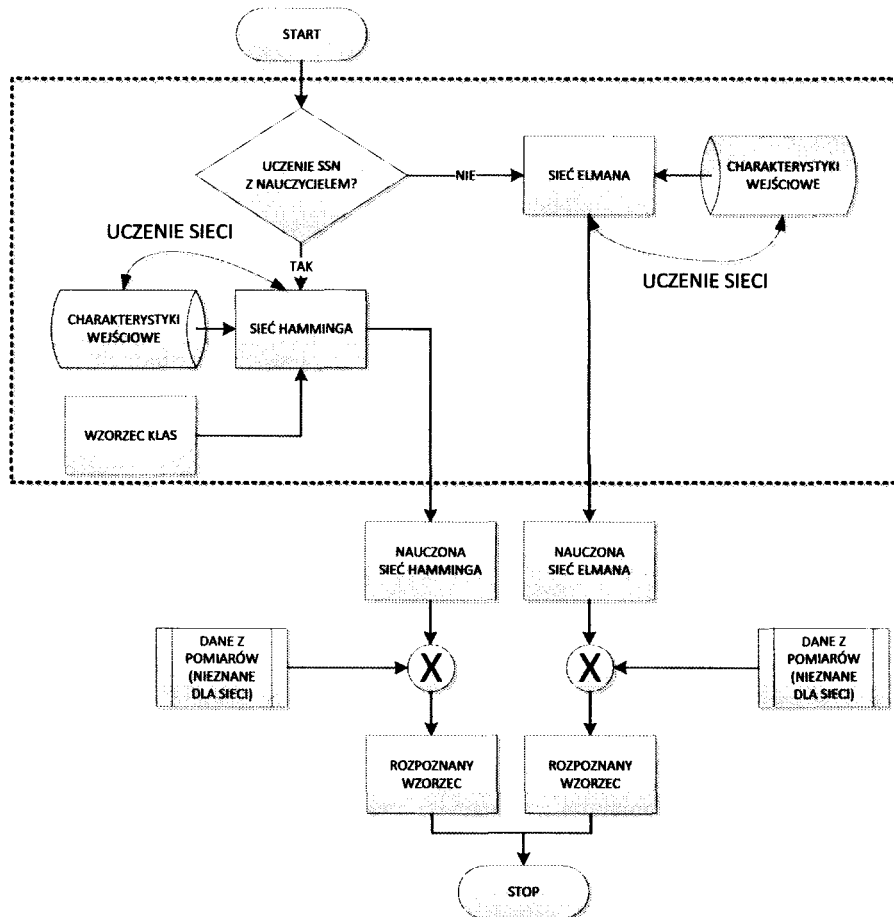
Kolejnym algorytmem, który może być użyty do rozwiązania problemu rozpoznawania wzorców jest sieć neuronowa Elmana. Jest to sieć wielowarstwowa ze sprzężeniem zwrotnym, w której każdy z neuronów w warstwie ukrytej przetwarza sygnały wejściowe zewnętrzne oraz sygnały będące rezultatem działania sprzężenia zwrotnego. Sieć ta potrafi rozpoznawać wzorce klas w trybie nauki bez nauczyciela, co zwiększa jej użyteczność w systemach sterowania pracujących „on-line”. Wynikiem uczenia sieci jest macierz wzorców rozmiaru $n \times m$, gdzie n jest liczbą wejść sieci, m – liczbą rozpoznanych wzorców.



Rys. 5. Idea uczenia wzorców w trybie bez nauczyciela w sieci Elmana

Tak nauczone sieci, zarówno Hamminga, jak i Elmana, potrafią przyporządkować nieznanemu im wcześniej wektor wejściowy do najbliższego zapamiętanego wzorca.

Rysunek 6 przedstawia schemat uczenia obu typów sieci wraz ze sprawdzeniem jakości ich działania. W kolejnym rozdziale zostanie przedstawione wykorzystanie właściwości omówionych sieci neuronowych do szybkiej identyfikacji charakterystyki obciążenia nagrzewanego układu.



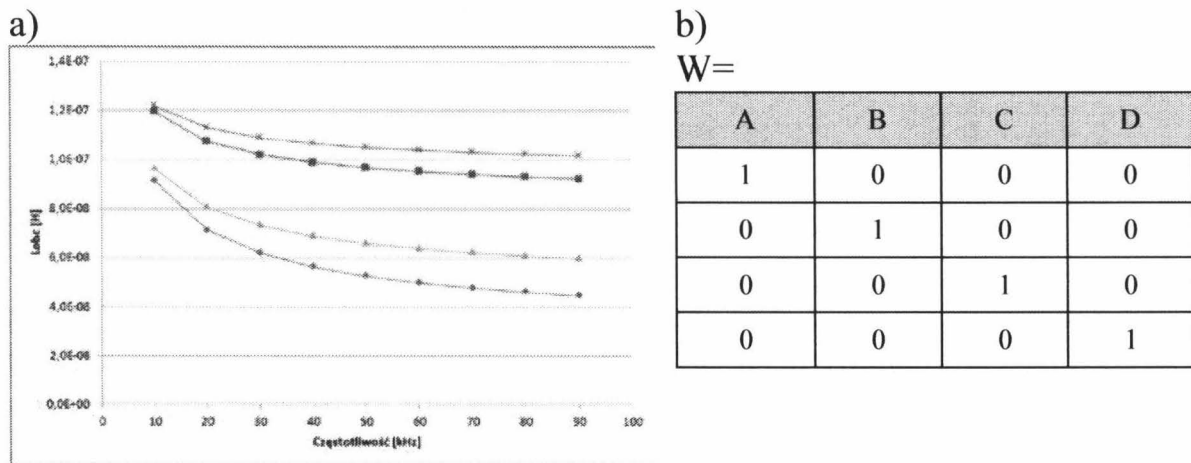
Rys. 6. Schemat uczenia SSN oraz ich wykorzystania w procesie rozpoznawania klas

3. ROZPOZNAWANIE KLASY NAGRZEWANEGO WSADU NA PODSTAWIE POMIARÓW IMPEDANCJI OBCIĄŻENIA W STANIE ZIMNYM

Idea proponowanego sposobu dostrajania układu nagrzewania indukcyjnego polega na wskazaniu najbliższego do danego przypadku, zapisanego w bazie wiedzy wzorca, na podstawie znajomości impedancji układu wzbudnik-wsad w stanie zimnym. Pomiar impedancji obciążenia Z_{obc} w stanie zimnym może być realizowany w trybie in-situ na stanowisku indukcyjnego nagrzewania wsadu poprzez pomiar wartości skutecznej napięcia zasilającego i prądu płynącego przez wzbudnik generatora oraz kąta przesunięcia fazowego pomiędzy tymi wielkościami w trakcie krótkiego, niedestrukcyjnego, eksperymentu. Dla wyznaczonych na podstawie zależności (1) wartości $R_{obc} = f(\omega)$ oraz $L_{obc} = f(\omega)$ w temperaturze ok. 20°C algorytm sztucznych sieci neuronowych jest w stanie wyszukać najbardziej podobny układ, którego charakterystyki nagrzewania $R_{obc} = f(\mathcal{G}, \omega)$ i $L_{obc} = f(\mathcal{G}, \omega)$ znajdują się już w bazie wiedzy. Obydwa rodzaje sieci utworzono w środowisku Matlab (toolbox-Neural Network) [7].

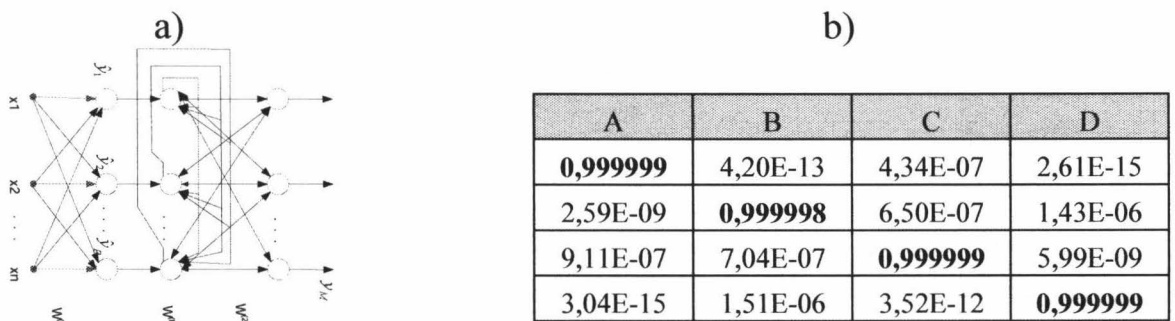
Działanie i skuteczność tak opracowanego systemu klasyfikacji przedstawiono na przykładzie nagrzewania wsadu cylindrycznego o długości około 0,7 długości wzbudnika i szczeliny wzbudnik-wsad wynoszącej 4 mm, którego charakterystyk nagrzewania nie wprowadzono do bazy wiedzy.

W omawianym przypadku do nauki i testowania sieci neuronowych wykorzystano wiedzę o charakterystykach $Z_{obc} = f(\omega)$ pochodzącą z danych dotyczących nagrzewania wariantów A, B, C i D z tabeli 1. Wykres tych zależności przedstawia rys. 7.



Rys. 7. Zależności $L_{obc} = f(\omega)$ dla 4 wariantów układów wzbudnik- wsad (a) oraz wektor uczący wzorców klas (b)

Zależności z rys. 7(a) wprowadzono na wejście sieci Hamminga, ucząc ją na podstawie wektora uczącego z rys. 7(b). Wyniki procesu uczenia sieci przedstawiono na rys. 8:

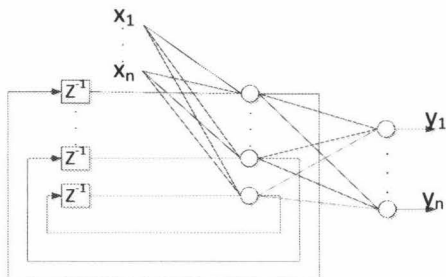


Rys. 8. Poglądowa struktura sieci Hamminga (a) oraz odwzorowanie klas przez sieć Hamminga (b)

Ten sam eksperyment wykonano wprowadzając na wejście sieci Elmana wartości $L_{obc} = f(\omega)$. Tym razem uczenie sieci odbywa się w trybie bez nauczyciela, przez co sieć sama musi rozpoznać wzorce w dostarczanych danych

wejściowych. Ponieważ mamy do rozpoznania jedynie 4 wzorce, zaimplementowano sieć jedynie z dwoma neuronami w warstwie ukrytej. Wynik działania wraz ze strukturą sieci przedstawiono na rys. 9.

a)



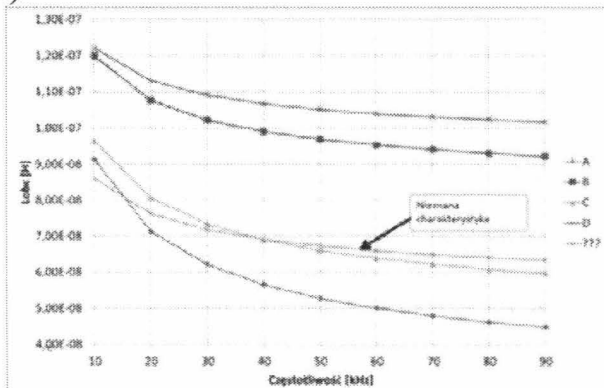
b)

A	B	C	D
0	1	0	1
0	0	0	0
0	0	0	0
1	0	1	0

Rys. 9. Poglądowa struktura sieci Elmana (a), odkryte przez sieć klasy wprowadzonych charakterystyk

W kolejnym kroku dokonano analizy skuteczności klasyfikacji przypadku nieznanego obydwu badanym sieciom, wprowadzając na ich wejście wektor $L_{obc} = f(\omega)$ dla parametrów układu wzбудnik-wsad podanych na początku niniejszego rozdziału ($L/l = 0,7$, $(D - d)/2 = 4$ mm). Wyniki rozpoznawania klasy, do której należy analizowany przypadek przedstawia rys. 10.

a)



b)

A	2,30E-08
B	4,43E-07
C	1
D	2,63E-12

c)

A	B	C	D
0	1	0	1
0	0	0	0
0	0	0	0
1	0	1	0

Rys. 10. Nieznana charakterystyka wprowadzona na wejście sieci Hamminga i sieci Elmana (a), efekt klasyfikacji przez sieć Hamminga (b) i sieć Elmana (c)

Jak widać z rys. 10 obydwie sieci poprawnie klasyfikują nieznaną charakterystykę, przypisując ją do przypadku C, czyli przypadku nagrzewania wsadu o szczeliny $d = 6$ mm i długości wsadu równej długości wzбудnika. Na podstawie odpowiedzi sieci neuronowej można w następnym kroku odczytać z bazy wiedzy jak parametry R_{obc} i L_{obc} będą zmieniać się wraz z temperaturą.

rejestrację rzeczywiście przeprowadzanych procesów. Metoda polega na znalezieniu w bazie charakterystyki najbardziej odpowiadającej aktualnie wyznaczonej na stanowisku impedancji obciążenia (R_{obc} i L_{obc}) w stanie zimnym dla zestawu częstotliwości testowych prądu wzbudnika. Dla potrzeb takiej klasyfikacji zaproponowano wykorzystanie algorytmów sztucznych sieci neuronowych o charakterze rekurencyjnym typu Hamminga i Elmana. Wybrana w ten sposób z bazy wiedzy klasa charakterystyk zawiera wszelkie niezbędne dane do przewidywania zmian obciążenia generatora w funkcji temperatury i częstotliwości. Doświadczenia na modelach symulacyjnych analizowanych układów dowodzą skuteczności zastosowania obu opisanych rodzajów sieci neuronowych. Docelowo opisany system klasyfikacji stanie się częścią inteligentnego systemu ekspertowego wspomagającego obsługę w doborze parametrów generatora zasilającego układ wzbudnik- nagrzewany wsad.

LITERATURA

- [1] Zgraja J.: Computer simulation of induction hardening of moving flat charge. IEEE Transaction on Magnetics, Vol. 39, No. 3, May 2003, pp. 1523-1526.
- [2] Zgraja J.: Computer simulation of induction heating process for system powered from series inverter. Przegląd Elektrotechniczny, Nr 2/2014, ISSN 0033-2097, ss. 48-51.
- [3] Kobos W., Zgraja J.: Pasywne układy LLC i LCCL dopasowania impedancji obciążenia indukcyjnie nagrzewanego wsadu. Przegląd Elektrotechniczny, Nr 2/2014, ISSN 0033-2097, ss. 40-43.
- [4] Kobos W., Zgraja J., Chudzik P.: Analysis of Dual-Frequency Generators Structures for Induction Heating. International Symposium on Heating by Electromagnetic Sources HES-13, 21-24 May 2013, Padua, Italy, pp. 261-268, ISBN 978-88-89884-25-6.
- [5] Urbanek P., Zgraja J., Kucharski J.: Analiza możliwości przewidywania temperaturowych zmian impedancji układu grzejnego na podstawie jego charakterystyki częstotliwościowej. Konferencja Naukowo-Techniczna Modelowanie i sterowanie procesów elektrotechnologicznych, 15-17 września 2014, Kielce, ss. 63-72, ISBN 978-83-63792-33-6.
- [6] Rutkowski L.: Metody i techniki sztucznej inteligencji. PWN, 2012.
- [7] Matlab User Guide. <http://www.mathworks.com/products/neural-network/>

Praca finansowana ze środków NCBiR w ramach projektu Badań Stosowanych, nr umowy PBS1/A4/2/2012.

**USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS
FOR THE CLASSIFICATION OF THE LOAD
CHARACTERISTICS OF INDUCTOR-CHARGE SETUP**

Summary

In the paper the prediction method of the inductor – charge setup characteristics has been proposed. The specialized knowledge base containing a set of simulation – based characteristics was built and two types of recurrent Artificial Neural Networks were used for classification purposes. The proposed method was successfully verified for several real-life cases of induction heating thus it will be included in the intelligent generator device being under construction in the Institute of Applied Computer Science, TUL.

Keywords: induction heating, artificial neural networks.