

doi:10.15199/48.2016.03.27

Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych do klasyfikacji charakterystyk obciążenia układu wzbudnik-wsad

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

Abstract. In the paper the method of prediction of the inductor – charge load characteristics has been proposed. This method using pre-built knowledge data base containing a set of characteristics and two types of classifying, recurrent artificial neural networks. This method has been verified for several real cases and become part of the algorithm of under-construction the intelligent two frequencies induction heating generator in Institute of Applied Computer Science. **The method of prediction of the inductor – charge load characteristics**

Słowa kluczowe: sieci neuronowe, generator w.cz., charakterystyki obciążenia

Keywords: artificial neural networks, h.f. generator, load characteristics.

Wstęp

Nagrzewanie indukcyjne wsadów metalowych charakteryzuje się wieloma zaletami, między innymi dużą szybkością oraz możliwością selektywnego nagrzewania wsadu w wybranych obszarach [1]. Z uwagi na silną zależność wydzielanej w nagrzewanym wsadzie mocy czynnej od rodzaju i temperatury nagrzewanego wsadu, dobór parametrów układu dopasowującego impedancję generatora w.cz. do zmieniającej się w szerokim zakresie impedancji układu wzbudnik-wsad 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 wyznaczania 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.

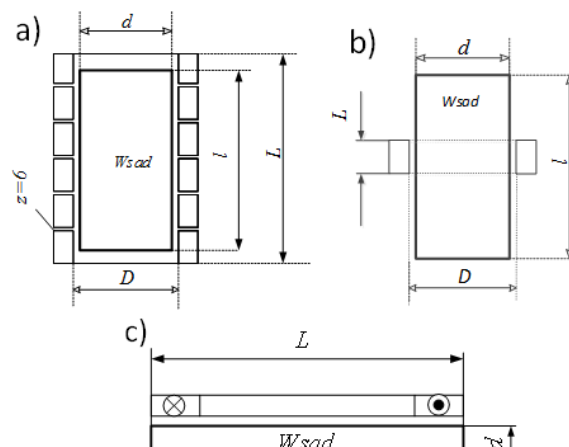
W niniejszej pracy przedstawiono metodę szybkiego wyznaczania zmian parametrów schematu zastępczego układu wzbudnik – wsad wraz z temperaturą na podstawie wcześniej utworzonej bazy wiedzy o nagrzewaniu układów o różnych geometriach wsadu i wzbudnika. Zgromadzone w bazie charakterystyki nagrzewania wsadów 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 nie realizowane.

Metoda ta wykorzystuje algorytmy sztucznych sieci neuronowych (SSN) klasyfikujące odpowiednie charakterystyki obciążenia układu wzbudnik - wsad, co jest podstawą do przewidywania zmian dostarczanej do wsadu mocy w czasie jego nagrzewania. Zbadano skuteczność działania dwóch rodzajów SSN ze sprzężeniem zwrotnym – sieć Hamminga (uczenie na podstawie wzorca) oraz Elmana, wykorzystującymi uczenie bez nauczyciela.

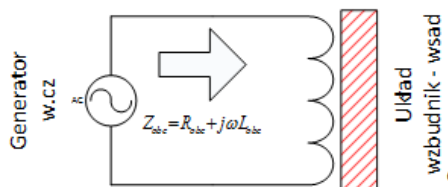
Struktura bazy wiedzy o nagrzewaniu indukcyjnym wsadów metalowych.

Dla potrzeb badań nad metodami klasyfikacji charakterystyk nagrzewania wsadu z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych utworzono bazę wiedzy o nagrzewaniu indukcyjnym wsadów o różnych geometriach, własnościach materiałowych, oraz z różną mocą czynną dostarczaną przez generator w.cz.. Rysunki 1a, b i c przedstawiają typowe kształty nagrzewanych wsadów.



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

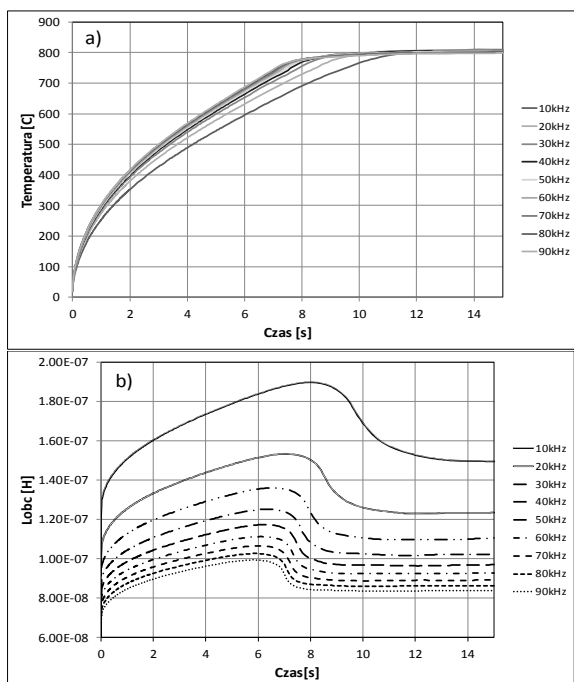
Przedstawione na rysunku 1 układy wzbudnik-wsad mogą być opisane w postaci zastępczej impedancji obciążenia $Z_{obc} = R_{obc} + jL_{obc}$, przedstawionej na rysunku 2.



Rys. 2. Schemat zastępczy układu wzbudnik-wsad.

W każdym z analizowanych 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 L_{obc} (b) w czasie procesu nagrzewania wsadu.

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

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

gdzie: P_{ukl} , Q_{ukl} – to odpowiednio moc czynna i bierna wydzielona w układzie wzbudnik – wsad dla określonej pulsacji ω prądu wzbudnika, I – wartość skuteczna prądu płynącego przez wzbudnik.

Dla potrzeb sprawdzenia skuteczności klasyfikowania charakterystyk obciążenia przez algorytmy SSN posłużono się zależnościami $R_{obc}=f(\vartheta, \omega)$ i $L_{obc}=f(\vartheta, \omega)$ dla wariantów geometrii układu wzbudnik-wsad, przedstawionych w tabeli 1.

Tabela 1. Analizowane warianty geometrii układu wzbudnik wsad (oznaczone literami A ÷ D), Δ – szczelina wzbudnik-wsad

Wariant	Rodzaj układu	Δ [mm]	L/l	f [kHz]
A		1	$L=l$	10 - 90
B			$L=2l$	
C			$L=l$	
D			$L=2l$	

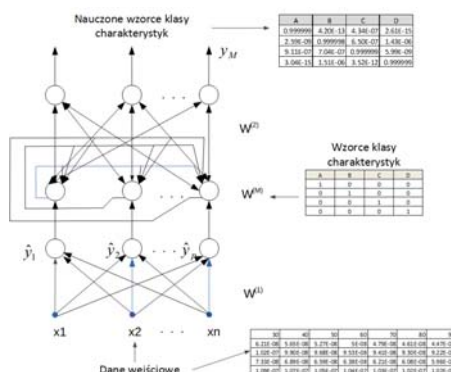
Otrzymane w wyniku tak zaplanowanych eksperymentów symulacyjnych charakterystyki $R_{obc}(\vartheta, \omega)$ i $L_{obc}(\vartheta, \omega)$ zostały skatalogowane w stosownej bazie wiedzy z uwzględnieniem znaczników czasu nagrzewania (lub temperatury) dla określonych mocy grzejnych dostarczanych przez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

Budowa systemu klasyfikacji charakterystyk obciążenia układu wzbudnik - wsad

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 uczenia sieci Hamminga została przedstawiona na rys. 4



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

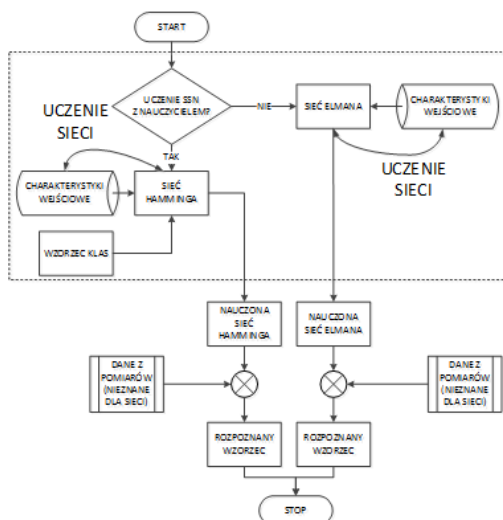
Kolejnym algorytmem, który może być użyty do rozwiązania problemu rozpoznawania wzorców jest sieć neuronowa Elmana (rys. 5). Jest to sieć wielowarstwowa ze sprzężeniem zwrotnym, w której każdy z neuronów w warstwie ukrytej przetwarza sygnały wejściowe zewnętrzne oraz sygnały będące rezultatem działania 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 na m , gdzie n jest liczbą wejść sieci, m – liczbą rozpoznanych wzorców.

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

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 sztucznej sieci neuronowych jest w stanie wyszukać najbardziej podobny układ, którego charakterystyki nagrzewania $R_{obc}=f(\omega)$ i $L_{obc}=f(\omega)$ znajdują się już w bazie wiedzy. Obydwa rodzaje sieci utworzono w środowisku Matlab (toolbox - Neural Network) [7].



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

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 4mm, 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.

Zależności $L_{obc} = f(\omega)$ z rys. 7 wprowadzono na wejście sieci Hamminga, ucząc ją na podstawie wektora uczącego W . Wyniki procesu uczenia sieci przedstawiono w tabeli 2:

Tabela 2. Odzworowanie klas przez sieć Hamminga

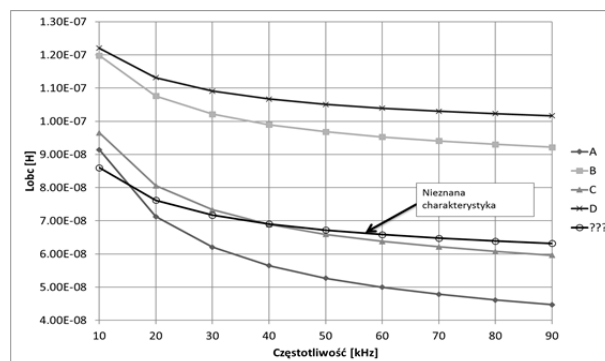
A	B	C	D
0,999999	4,20E-13	4,34E-07	2,61E-15
2,59E-09	0,999998	6,50E-07	1,43E-06
9,11E-07	7,04E-07	0,999999	5,99E-09
3,04E-15	1,51E-06	3,52E-12	0,999999

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 w tabeli 3.

Tabela 3. Odzworowanie klas przez sieć Elmana

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

Następnie dokonano analizy skuteczności klasyfikacji przypadku nieznanego obydwu badanym sieciom, wprowadzając na ich wejście wektor $L_{obc}=f(\omega)$ dla parametrów układu wzbudnik-wsad podanych na początku niniejszego rozdziału ($L/l=0,7$, $(D-d)/2=4$ m). Charakterystyka $L_{obc}=f(\omega)$ jest przedstawiona na rys. 7.



Rys. 7. Nieznana charakterystyka wprowadzona na wejście sieci Hamminga i sieci Elmana

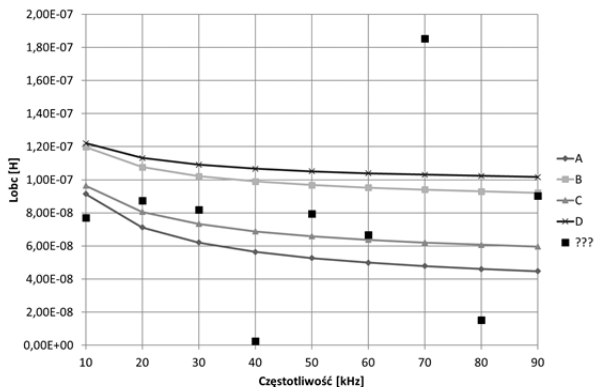
Identyfikacja nieznannej charakterystyki przez sieć Hamminga oraz sieć Elmana przebiegła pomyślnie i została przedstawiona w tabeli 4.

Tabela 4. Wynik identyfikacji przez sieć Hamminga oraz Elmana

Klasa charakterystyki	Sieć Hamminga	Sieć Elmana
A	2,30E-08	1,25E-08
B	4,43E-07	1,26E-08
C	1	0,9999
D	2,63E-12	1,55E-13

Z tabeli 4 widać, że obydwie rodzaje sieci poprawnie zaklasyfikowały nową, nieznaną charakterystykę obciążenia jako najbliższą klasy C spośród nauczonych wcześniej charakterystyk. 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.

Kolejnym sprawdzianem skuteczności działania sieci Hamminga i Elmana dla potrzeb klasyfikacji rodzaju układu wzbudnik wsad jest podanie na ich wejście wektora $L_{obc}=f(\omega)$ zawierającego dane obarczone szumem pomiarowym (naniesionych na rys. 9 w postaci punktów).



Rys. 9. Weryfikacja skuteczności klasyfikacji charakterystyki obciążonej szumem pomiarowym przez sieć Hamminga i Elmana.

Wyniki klasyfikacji przedstawione są w tabeli 5.

Tabela 5. Wynik identyfikacji sygnału z szumem przez sieć Hamminga oraz Elmana

Klasa charakterystyki	Sieć Hamminga	Sieć Elmana
A	9,72E-05	0,044299
B	1,77E-07	0,000371
C	0,9999026	0,95533
D	4,63E-08	3,73E-09

Na podstawie przeprowadzonych eksperymentów można stwierdzić przydatność użytych struktur sieci do rozwiązania zagadnienia klasyfikacji charakterystyk obciążenia. Podany przykład jest jednym z wielu testowanych w ramach badań zagadnień klasyfikacji. W każdym innym układzie geometrycznym wzбудnik – wsad omawiane sieci Hamminga i Elmana również sprawdziły się w praktyce.

Podsumowanie

W pracy zaproponowano metodę przewidywania zmian impedancji obciążenia układu wzbudnik – wsad w nagrzewaniu indukcyjnym wraz ze zmianami temperatury wsadu, na podstawie charakterystyki częstotliwościowej układu w stanie zimnym. Podstawą metody jest baza wiedzy zawierająca zestaw charakterystyk $L_{abc}=f(\omega)$ dla różnych rodzajów wsadów i geometrii układu wzbudnik – wsad. W prezentowanej pracy baza ta powstała na podstawie symulacji komputerowych sprzężonych pól elektromagnetyczno-ciepłnych, a docelowo może być uzupełniana w trakcie eksploatacji urządzenia poprzez rejestrację przeprowadzanych procesów nagrzewania wsadów. Metoda polega na znalezieniu w bazie charakterystyki najbardziej odpowiadającej aktualnie wyznaczonej na stanowisku reaktancji obciążenia (L_{abc}) 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.

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

Autorzy: dr inż. Piotr Urbanek, Politechnika Łódzka, Instytut Informatyki Stosowanej, ul. Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, E-mail: piotr.urbanek@p.lodz.pl; dr hab. inż. Jacek Kucharski, Politechnika Łódzka, Instytut Informatyki Stosowanej, ul. Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, E-mail: jacek.kucharski@p.lodz.pl; dr inż. Andrzej Fraczyk, Politechnika Łódzka, Instytut Informatyki Stosowanej, ul. Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, E-mail: andrzej.fraczyk@p.lodz.pl

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 grzejącego na podstawie jego charakterystyki częstotliwościowej. Konferencja naukowo-techniczna Modelowanie i sterowanie procesów elektrotechnologicznych, 15-17 września 2014, Kielce, str. 63-72, ISBN 978-83-63792-33-6.
- [6] Rutkowski L.: Metody i techniki sztucznej inteligencji. PWN, 2012.
- [7] Matlab User Guide.