

## Algorytm wyznaczania sygnatury odbiornika energii elektrycznej z wykorzystaniem transformaty falkowej

**Streszczenie.** W artykule opisano algorytm wyznaczania sygnatur urządzeń elektrycznych poprzez charakteryzację stanów przejściowych występujących podczas włączania urządzeń. Do przetwarzania sygnału prądu wykorzystano transformatę falkową dedykowaną do analizy sygnałów niestacjonarnych. Przedstawiono sposób obliczania parametrów liczbowych charakteryzujących urządzenia oraz przykładowe wyniki badań eksperymentalnych. Zaproponowano metodę oceny jakości wyznaczonych sygnatur.

**Abstract.** The paper presents an algorithm for determining features of electrical appliances by characterizing switch-on transients. A wavelet transform dedicated to non-stationary signals analysis was used for current signal processing. The method of numeric parameters calculations characterizing devices and some results of experiments are presented. A method for patterns evaluation has been proposed. (**The algorithm of determining pattern of electrical appliance based on wavelet transform**).

**Słowa kluczowe:** NIALM, transformata falkowa, stany przejściowe, rozkład zużycia energii elektrycznej.

**Keywords:** NIALM, wavelet transform, transients, electricity consumption disaggregation.

### Wstęp

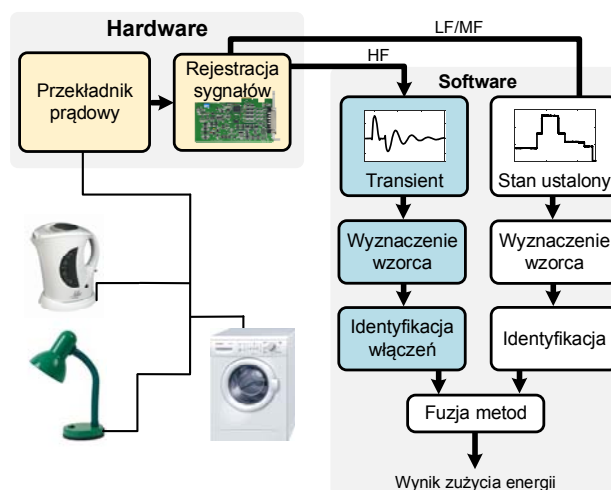
Zagadnienie rozkładu całkowitego zużycia energii elektrycznej na pojedyncze urządzenia w obrębie gospodarstwa domowego (NIALM – Non-Intrusive Appliance Load Monitoring) cieszy się w ostatnich latach dużym zainteresowaniem badaczy. Jest to związane z rosnącym zapotrzebowaniem na energię elektryczną a także licznymi inicjatywami promującymi bezpieczeństwo systemów transmisji energii [1] oraz bardziej efektywne wykorzystanie energii przez użytkowników końcowych [2]. System NIALM przetwarza sygnały prądu i napięcia mierzone w jednym miejscu monitorowanego obszaru, np. przy domowym liczniku energii elektrycznej. Dzięki temu system jest łatwy w instalacji i nie wymaga rozbudowy sprzętowej w przypadku wymiany lub zwiększenia liczby obserwowanych urządzeń. Zasada działania systemu NIALM jest następująca: zmierzone sygnały są przesyłane do jednostki centralnej systemu, gdzie obserwowane są zmiany w bieżącym zużyciu energii. W przypadku zmiany sumarycznej mocy dane uzyskane w wyniku pomiarów są przetwarzane, a następnie porównywane z sygnaturami monitorowanych urządzeń. W ten sposób metoda identyfikacji określa stan pracy oraz szacuje zużycie energii poszczególnych urządzeń w wybranym okresie czasu.

Zagadnienie rozkładu zużycia energii elektrycznej zostało zaproponowane po raz pierwszy ponad 30 lat temu [3]. W ostatnich latach zaproponowano wiele metod modelowania odbiorników energii elektrycznej wykorzystujących wiele powszechnie stosowanych parametrów prądu i napięcia, m.in. moc średnią [4], moc czynną [5], amplitudy harmonicznych mocy [6], amplitudy i przesunięcia fazowe harmonicznych prądu [7], parametry immitancji [8]. Do klasyfikacji stanów urządzeń dostosowano różne algorytmy [9], m.in. ukryte modele Markova (HMM – Hidden Markov Model) [10], drzewa decyzyjne (DT – Decision Tree) [11], maszynę wektorów nośnych (SVM – Support Vector Machine) [12]. Mimo to, nadal brakuje rozwiązania kompleksowego, skutecznego dla wszystkich typów odbiorników energii elektrycznej.

### Architektura systemu NIALM

Zdecydowana większość proponowanych systemów NIALM wykorzystuje parametry prądu i napięcia wyznaczone w ustalonych stanach pracy [13]. Wykorzystanie tych metod nie pozwala jednak uzyskać wystarczającej dokładności identyfikacji. Podczas dotychczasowych badań [14] zdefiniowano dwa zasadnicze

problemy powodujące pogorszenie dokładności identyfikacji. Po pierwsze, wykrycie zmiany stanu urządzenia małej mocy na tle urządzenia energochłonnego (np. pralki) z wykorzystaniem opracowanych dotychczas metod jest bardzo trudne lub niemożliwe. Zmiany chwilowej mocy urządzeń energochłonnych są większe niż przyrost mocy związany z włączeniem urządzenia małej mocy, co uniemożliwia wykrycie zmiany stanu takiego urządzenia. Po drugie, błędy identyfikacji powstają często podczas monitorowania urządzeń o podobnej mocy nominalnej i zawartości harmonicznych. Z tego powodu zaproponowano architekturę systemu NIALM która oprócz dotychczas stosowanych metod identyfikacji w oparciu o parametry sygnałów w stanach ustalonych wykorzystuje również parametry sygnałów w stanach niestabilnych. Zmiana stanu niektórych odbiorników energii elektrycznej związana jest z występowaniem krótkotrwałego udaru prądu nazywanego stanem przejściowym. Amplituda prądu w stanie przejściowym jest nawet kilkudziesięciokrotnie większa niż w ustalonym stanie pracy.



Rys.1. Architektura sytemu NIALM.

W proponowanej architekturze (Rys. 1), identyfikacja odbiorników energii elektrycznej na podstawie stanów przejściowych wspomaga wcześniej opracowane metody identyfikacji. Architektura zakłada wykorzystanie urządzenia do akwizycji danych pomiarowych umieszczonego w pobliżu licznika energii. Do dokładnego odwzorowania

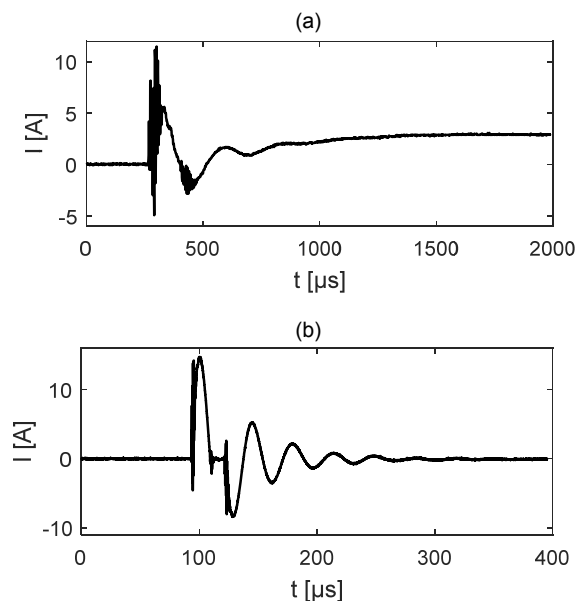
kształtu sygnału prądu w stanie przejściowym, konieczne jest zastosowanie przetwornika analogowo-cyfrowego o wysokiej częstotliwości próbkowania (np. 20 MHz). Zarejestrowane przebiegi są następnie przetwarzane specjalnie przygotowanym oprogramowaniem dokonującym ekstrakcji cech sygnału prądu i identyfikacji urządzenia.

### Koncepcja algorytmu wyznaczenia sygnatury odbiornika energii elektrycznej

Poprawne wyznaczenie zużycia energii elektrycznej pojedynczych urządzeń w systemie NIALM wymaga określenia stanów pracy poszczególnych urządzeń. W najczęściej stosowanej koncepcji rozkładu całkowitego zużycia energii na poszczególne odbiorniki pierwszym etapem przetwarzania danych pomiarowych jest detekcja zdarzenia, czyli określenie chwili w której nastąpiła zmiana stanu urządzenia [15] [16]. Kolejnym krokiem jest klasyfikacja zdarzenia, czyli przypisanie wykrytej zmiany stanu do konkretnego urządzenia. Aby dokonać klasyfikacji, konieczne jest wyznaczenie sygnatury charakteryzującej odbiornik. Powinna ona składać się z cech pozwalających jednoznacznie odróżniać urządzenia różnych typów. Cechy wyrażane w postaci liczb i zebrane w jednym wektorze danych stanowią sygnaturę odbiornika energii elektrycznej. Sygnaturę  $\Psi$  urządzenia  $i$  zawierający cechy  $f$  można zatem wyrazić równaniem:

$$(1) \Psi_i(n) = \{f_{i,1}(n), f_{i,2}(n), \dots, f_{i,M}(n)\},$$

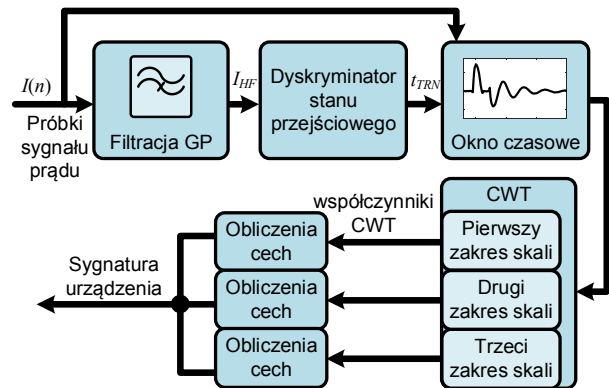
gdzie:  $n$  – numer porządkowy zarejestrowanego stanu przejściowego,  $M$  – liczba cech wzorca. Sygnatury urządzeń są obliczane na podstawie znanych wektorów danych opisanych typem urządzenia, tak aby było możliwe nauczenie algorytmu klasyfikacji.



Rys.2. Stan przejściowy zarejestrowany podczas włączenia: (a) żarówki LED, (b) odkurzacza.

Narzędzie zastosowane do przetwarzania sygnałów zarejestrowanych w stanach przejściowych (por. Rys. 2), powinno umożliwiać opisanie unikalnych parametrów tych sygnałów za pomocą wartości liczbowych. Przekształcenie falkowe jest odpowiednie do krótkotrwałych sygnałów nieokresowych [17], ponieważ zapewnia wysoką rozdzielczość czasową analizy w paśmie wysokich częstotliwości. Najczęściej wykorzystywanym obecnie przekształceniem falkowym jest dyskretna transformata

falkowa (DWT). W przedstawionej metodzie zastosowano jednak ciągłą transformatę falkową (CWT – Continuous Wavelet Transform). Przekształcenie to określane jest często jako ciągłe w dziedzinie skali, ponieważ umożliwia dokładną reprezentację sygnału w wybranym zakresie skali reprezentującym określone pasmo częstotliwości. Z tego powodu, pomimo większych nakładów obliczeniowych, wykorzystano przekształcenie CWT.



Rys.3. Schemat blokowy algorytmu wyznaczenia sygnatury.

Opracowany algorytm wyznaczenia sygnatury odbiornika energii elektrycznej składa się z następujących kroków:

#### 1. Filtracja górnoprzepustowa.

Bezpośrednim skutkiem zmiany stanu urządzenia zasilanego z sieci energetycznej jest wystąpienie krótkotrwałego sygnału prądu o paśmie od kilku do kilkuset kHz, w zależności od konstrukcji urządzenia (por. Rys. 2). Celem filtracji górnoprzepustowej sygnału  $I(n)$  jest wyodrębnienie składowych o paśmie częstotliwości co najmniej kilkanaście kHz, występujących w momencie włączenia urządzenia. Zastosowano filtr górnoprzepustowy o skończonej odpowiedzi impulsowej (FIR – Finite Impulse Response), tłumieniu w paśmie zaporowym 40 dB i częstotliwości odcięcia 10 kHz.

#### 2. Dyskryminator stanu przejściowego.

Dzięki filtracji górnoprzepustowej możliwa jest detekcja wystąpienia stanu przejściowego oraz dokładne określenie chwili czasu w której nastąpiło to zdarzenie. W tym celu obliczane są wektory obwiedni maksymalnej i minimalnej sygnału  $I_{HF}$  (odpowiednio  $I_{MOVMAX}$  i  $I_{MOVMIN}$ ) oraz ich średnie ( $\mu_{MOVMAX}$  i  $\mu_{MOVMIN}$ ). Detekcja stanu przejściowego następuje, jeśli spełniony jest warunek (2) lub (3):

$$(2) I_{HF}(n) > \theta \cdot \mu_{MOVMAX},$$

$$(3) I_{HF}(n) < \theta \cdot \mu_{MOVMIN},$$

gdzie:  $\theta$  – współczynnik skali dobrany eksperymentalnie,  $n$  – numer próbki. W przypadku spełnienia jednego z warunków (2) lub (3), dalsze obliczenia wykonywane są dla próbek prądu  $I(n)$  w oknie czasowym wokół chwili detekcji stanu przejściowego  $t_{TRN}$ .

#### 3. Obliczenie współczynników CWT.

Do określenia współczynników przekształcenia falkowego wykorzystano falkę typu "bump", zdefiniowaną w dziedzinie pulsacji, o parametrach  $\mu = 5$  oraz  $\sigma = 0.6$ . Częstotliwość środkowa tej falki matki wynosi  $f_0 = 5/(2\pi)$  [Hz]. Oznacza to, że wartości współczynników falkowych wyznaczone dla skali  $s = 1$ , będą odwzorowywały pasmo sygnału wokół częstotliwości  $2,5\pi$  [Hz]. Współczynniki CWT obliczono za pomocą algorytmu [18] wykorzystującego transformatę

Fouriera. Obliczenia wykonano dla trzech rozłącznych zakresów skali:

- (I) od 8.000e-7 do 1.576e-7,
- (II) od 1.974e-5 do 5.266e-6,
- (III) od 8.069e-5 do 1.974e-5.

Korzystając z zależności (4), wymienione zakresy skali można wyrazić jako odpowiednie pasma częstotliwości:

- (I) od 995 kHz do 5049 kHz,
- (II) od 40 kHz do 151 kHz,
- (III) od 9.862 KHz do 40 kHz.

$$(4) f = \frac{\mu}{2\pi \cdot s}$$

gdzie:  $f$  – częstotliwość wyrażona w Hercach,  $\mu$  – wartość średnia falki typu "bump",  $s$  – wartość skali.

W wyniku opisanego przekształcenia uzyskiwane są macierze współczynników falkowych.

#### 4. Wyznaczenie wartości cech sygnatury.

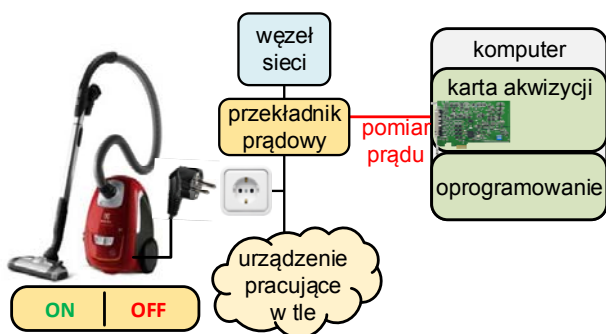
Na podstawie każdej z trzech macierzy współczynników wyznaczane są następujące parametry:

- Częstotliwość odpowiadająca skali największego współczynnika falkowego,
- Szerokość dominującego segmentu współczynników falkowych, określona na poziomie 90% oraz 50% wartości największego współczynnika falkowego (LENGTH\_Pxx),
- Częstotliwość odpowiadająca współczynnikowi skali początku dominującego segmentu współczynników falkowych na poziomie 90% oraz 50% wartości największego współczynnika (START\_Pxx),
- Częstotliwość odpowiadająca współczynnikowi skali końca dominującego segmentu współczynników falkowych na poziomie 90% oraz 50% wartości największego współczynnika.

Rezultatem opracowanego algorytmu jest wektor liczb, zawierający 21 parametrów stanu przejściowego, stanowiący sygnaturę odbiornika energii elektrycznej.

### Wyniki badań eksperymentalnych

Działanie przedstawionej metody zostało przetestowane na stanowisku laboratoryjnym do badań metod NIALM w Instytucie Radioelektroniki i Techniki Multimedialnych Politechniki Warszawskiej. W ramach eksperymentu zbadano 5 urządzeń powszechnego użytku: żarówkę LED (Osram 17 W), świetlówkę (Omega 11 W), odkurzacz (Zelmer Odyssey), żarówkę LED (Osram 11,5 W) oraz żarówkę LED (Ikea 11 W). Urządzenia dołączano do gniazdek w specjalnie przygotowanej sieci laboratoryjnej. Do pomiaru prądu wykorzystano przekładnik prądowy SCT-013-020. Schemat układu pomiarowego przedstawiono na rysunku 3.



Rys.3. Schemat układu pomiarowego

Dla każdego z urządzeń zarejestrowano 40 przebiegów prądu w momencie włączenia. Warunki przeprowadzania eksperymentu powinny odpowiadać docelowemu

środowisko instalacji systemu NIALM, gdzie zazwyczaj pracuje jednocześnie wiele urządzeń. Z tego względu rejestracje wykonano dla czterech rodzajów obciążenia sieci:

- a) brak urządzeń,
- b) obciążenie rezystancyjne (czajnik elektryczny),
- c) obciążenie indukcyjne (wiertarka),
- d) obciążenie zmienne (kuchinka mikrofalowa).

Akwizycji sygnału dokonano z częstotliwością próbkowania wynoszącą 20 MHz. Analizę falkową wykonywano w oknie czasowym o szerokości 1 ms (20 000 próbek). Dla każdego ze stanów przejściowych wyznaczono sygnaturę zawierającą 21 cech w postaci liczb. Przykładowe wartości parametrów zestawiono w tabeli 1.

Tabela 1. Wartości wybranych parametrów wzorca

| Parametr                      | LED Osram 17 W | Odkurzacz Zelmer | Świetlówka Omega 11 W | LED Ikea 11 W |
|-------------------------------|----------------|------------------|-----------------------|---------------|
| LENGTH_P50 (zakres skali III) | 3391           | 8491             | 77901                 | 20945         |
| LENGTH_P90 (zakres skali III) | 694            | 3048             | 21827                 | 2901          |
| START_P50 (zakres skali II)   | 55425          | 44631            | 1848                  | 87349         |
| START_P90 (zakres skali III)  | 1279           | 33678            | 6492                  | 7555          |

### Weryfikacja uzyskanych wyników

Sygnatury odbiorników energii elektrycznej służą jako dane trenujące dla algorytmu identyfikacji. Ich jakość jest weryfikowana w wyniku wytrenowania algorytmu identyfikacji i przetestowania jego dokładności.

Rolę klasyfikatora spełnia algorytm wykorzystujący analizę dyskryminacyjną. Zasadę działania algorytmu można opisać następująco. Przestrzeń wartości parametrów jest dzielona na obszary reprezentowane przez jedno urządzenie. W wyniku analizy dyskryminacyjnej dzielone są one za pomocą linii prostych, reprezentowanych przez wagi (określane w wyniku uczenia) przepisane do poszczególnych cech. Decyzja  $v$  o przypisaniu do konkretnej kategorii jest podejmowana na podstawie analizy stanu przejściowego:

$$(5) v_m = c_m + w_{m1} \cdot s_1 + w_{m2} \cdot s_2 + \dots + w_{mj} \cdot s_j$$

gdzie:  $m$  – kategoria reprezentująca urządzenie,  $w_{mj}$  – waga przypisana do kategorii  $m$  i cechy  $j$ ,  $s_j$  – wartość cechy,  $c_m$  – stała polaryzacji. Im większa wartość klasyfikacyjna  $v_m$ , tym większe prawdopodobieństwo, że klasyfikowana sygnatura reprezentuje odbiornik  $m$ .

Dokładność identyfikacji została zbadana za pomocą  $k$ -krotnej walidacji krzyżowej (ang. K-fold cross validation). Jest ona stosowana do potwierdzania wiarygodności w zagadnieniach predykcji, w tym również w systemach NIALM [7]. Polega ona na losowym podziale zbioru danych na  $k$  podzbiorów. W każdym eksperymencie kolejny podzbiór pełni rolę zbioru testującego, natomiast pozostałe są zbiorem trenującym algorytm identyfikacji. W przedstawionych eksperymentach  $k=10$ .

Jako miarę dokładności wykorzystano średniokwadratowy błąd klasyfikacji (MSE – Mean Squared Error). Wyniki poszczególnych eksperymentów przedstawiono w tabeli 2. Błąd uśredniony za wszystkie eksperymenty wyniósł 0,11, a zatem blisko 90% stanów przejściowych zostało zidentyfikowanych poprawnie. Zaproponowana metoda wyznaczania wzorca może być zatem jednym z elementów fuzji klasyfikatorów w systemie NIALM. Dalszy rozwój tej metody może w istotny sposób zwiększyć dokładność działania systemu i jego uniwersalność.

Tabela 2. Wyniki badań weryfikacyjnych

| Numer eksperymentu | MSE         | Numer eksperymentu | MSE         |
|--------------------|-------------|--------------------|-------------|
| 1                  | <b>0,15</b> | 6                  | <b>0,0</b>  |
| 2                  | <b>0,05</b> | 7                  | <b>0,0</b>  |
| 3                  | <b>0,05</b> | 8                  | <b>0,05</b> |
| 4                  | <b>0,25</b> | 9                  | <b>0,10</b> |
| 5                  | <b>0,15</b> | 10                 | <b>0,20</b> |

### Podsumowanie

Analiza falkowa umożliwia opisanie przebiegów prądu w stanach przejściowych występujących w chwilach włączeń urządzeń elektrycznych za pomocą parametrów liczbowych. Zaproponowany algorytm wyznaczania sygnatury odbiornika energii elektrycznej umożliwia pozyskanie unikalnych cech urządzeń elektrycznych. W szczególności przedstawiona metoda umożliwia wykrycie i scharakteryzowanie stanu przejściowego urządzeń małej mocy, oraz rozróżnienie urządzeń, których nominalna moc jest podobna. Potwierdzają to wyniki przeprowadzonych eksperymentów, w których uzyskano wysoką dokładność klasyfikacji stanów przejściowych.

W przyszłości, zaprojektowany algorytm będzie elementem fuzji metod identyfikacji w systemie NIALM. W związku z tym, w kolejnych eksperymentach planowane jest poszerzenie zbioru danych testujących algorytmu identyfikacji oraz przeprowadzenie badań większej liczby urządzeń różnych typów. Algorytm wyznaczania sygnatury jest złożony obliczeniowo, w docelowym systemie NIALM konieczna będzie jego optymalizacja.

**Autorzy:** mgr inż. Augustyn Wójcik, prof. dr hab. inż. Wiesław Winiński, dr inż. Robert Łukaszewski, Politechnika Warszawska, Instytut Radioelektroniki i Techniki Multimedialnych, ul. Nowowiejska 15/19, 00-665 Warszawa, E-mail: [A.Wojcik@ire.pw.edu.pl](mailto:A.Wojcik@ire.pw.edu.pl), [W.Winiński@ire.pw.edu.pl](mailto:W.Winiński@ire.pw.edu.pl), [R.Lukaszewski@ire.pw.edu.pl](mailto:R.Lukaszewski@ire.pw.edu.pl).

### LITERATURA

- [1] Rasolomampionona D., Kowalik R., Gontarz K., Januszewski M., The construction and operation of some examples of MERGING UNITS, *ENERGYCON 2014 - IEEE Int. Energy Conf.*, (2014), 779–785.
- [2] Liszewski K., Łukaszewski R., Kowalik R., Nogal Ł., Winiński W., Different appliance identification methods in Non-Intrusive Appliance Load Monitoring, in *Advanced Data Acquisition and Intelligent Data Processing*, (2014), V. Haasz and K. Madani, Eds. Aalborg, Denmark: River Publishers, 2014, 31–58.
- [3] Hart G.W., Nonintrusive Appliance Load Monitoring, *Proc. IEEE*, 80 (1992), n.12, 1870–1891.
- [4] Kolter Z., Jaakkola T., Kolter J.Z., Approximate Inference in Additive Factorial HMMs with Application to Energy Disaggregation, *Artif. Intell. Stat.*, (2012), 1472–1482.
- [5] Egarter D., Elmenreich W., Autonomous load disaggregation approach based on active power measurements, *2015 IEEE Int. Conf. Pervasive Comput. Commun. Work.*, (2015), 293–298.
- [6] Jiang L., Luo S., Li J., Automatic power load event detection and appliance classification based on power harmonic features in nonintrusive appliance load monitoring, *Proc. 2013 IEEE 8th Conf. Ind. Electron. Appl. ICIEA 2013*, (2013), 1083–1088.
- [7] Reinhardt A., Burkhardt D., Zaheer M., Steinmetz R., Electric appliance classification based on distributed high resolution current sensing, *IEEE 37th Conf. on Local Comput. Networks Work. (LCN Work. 2012)*, (2012), 999–1005.
- [8] Wójcik A., Winiński W., Kowalik R., Characterization of electrical appliances based on their immittance, *Conf. Photonics Appl. Astron. Commun. Ind. High-Energy Phys. Exp.*, 10031 (2016), 1–8.
- [9] Biłski P., Liszewski K., Winiński W., Przegląd i perspektywy zastosowań sztucznej inteligencji w nieinwazyjnej identyfikacji odbiorników energii elektrycznej, *Przegląd Elektrotechniczny*, 90 (2014), n.11, 11–13.
- [10] Mauch L., Barsim K.S., Yang B., How well can HMM model load signals, *Proceeding 3rd Int. Work. Non-Intrusive Load Monit. (NILM 2016)*, (2016), n.6.
- [11] Kulkarni A.S., Harnett C.K., Welch K.C., EMF signature for appliance classification, *IEEE Sens. J.*, 15 (2015), n.6, 3573–3581.
- [12] Basu K., Debusschere V., Bacha S., Nonintrusive Load Monitoring: A Temporal Multilabel Classification Approach, 11 (2015), n.1, 262–270.
- [13] Zeifman M., Roth K., Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook, *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 57 (2011), n.1, 76–84.
- [14] Biłski P., Winiński W., Generalized Algorithm for Non-intrusive Identification of Electrical Appliances in the Household, *9th IEEE Int. Conf. Intell. Data Acquis. Adv. Comput. Syst. Technol. Appl.*, (2017), 730–735.
- [15] Henao N., Agbossou K., Kelouwani S., Dube Y., Fournier M., Approach in Nonintrusive Type i Load Monitoring Using Subtractive Clustering, *IEEE Trans. Smart Grid*, 8 (2017), n.2, 812–821.
- [16] Patel S.N., Robertson T., Kientz J.A., Reynolds M.S., Abowd G.D., At the Flick of a Switch: Detecting and Classifying Unique Electrical Events on the Residential Power Line, *UbiComp 2007 Ubiquitous Comput.*, (2007), 271–288.
- [17] Daubechies I., Ten Lectures on Wavelets, *IEEE Symp. Comput. Med. Syst.*, 61 (1992), 357.
- [18] Christopher T., Compo G.P., A practical guide to wavelet analysis, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 79 (1998), n.1, 61–78.