

**dr inż. Adam Głowacz**

**Autoreferat**

Kraków, 2019

Adam Głowacz

## SPIS TREŚCI

<b>1. WYKSZTAŁCENIE .....</b>	<b>3</b>
<b>2. UZYSKANE STOPNIE I TYTUŁY NAUKOWE.....</b>	<b>3</b>
<b>3. INFORMACJE O ZATRUDNIENIU.....</b>	<b>3</b>
<b>4. BADANIA NAUKOWE PO UZYSKANIU STOPNIA DOKTORA .....</b>	<b>4</b>
4.1. BADANIA I MOTYWACJA.....	6
4.2. WSKAZANE OSIĄGNIĘCIE NAUKOWO-BADAWCZE .....	6
4.3. WYKAZ PUBLIKACJI DOTYCZĄCYCH WSKAZANEGO OSIĄGNIĘCIA .....	9
4.4. INDYWIDUALNY WKŁAD HABILITANTA I STRESZCZENIA PUBLIKACJI SKŁADAJĄCYCH SIĘ NA WSKAZANE OSIĄGNIĘCIE.....	11
4.5. LICZBA PRAC, SUMARYCZNY IMPACT FACTOR, LICZBA CYTOWAŃ, INDEKS HIRSHA.....	19
<b>5. WARIANTOWY WYBÓR METOD ROZPOZNAWANIA SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH SILNIKÓW ELEKTRYCZNYCH WIRUJĄCYCH .....</b>	<b>20</b>
5.1. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH SMOFS .....	28
5.2. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH SMOFS-EXPANDED .....	29
5.3. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH MSAF-MULTIEXPANDED .....	30
5.4. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH MSAF-RATIO-EXPANDED .....	31
5.5. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH MSAF-RATIO-MULTIEXPANDED .....	32
5.6. PROPONOWANE METODY EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS, SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP .....	33
5.7. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH SMOFS-22-MULTIEXPANDED .....	35
5.8. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS .....	36
5.9. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS .....	37
5.10. PROPONOWANA METODA EKSTRAKЦИИ CECH SYGNAŁÓW AKUSTYCZNYCH MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 .....	38
<b>6. OSIĄGNIĘTE WYNIKI I KIERUNKI DALSZEGO ROZWOJU.....</b>	<b>39</b>

## 1. Wykształcenie

2002 – 2007	Jednolite studia magisterskie Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Elektroniki, Kierunek: Elektronika i Telekomunikacja
2007 – 2012	Studia doktoranckie Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Elektroniki, Kierunek: Informatyka

## 2. Uzyskane stopnie i tytuły naukowe

2007	Magister inżynier, praca magisterska „Rozpoznawanie dźwięków w maszynie prądu stałego z zastosowaniem algorytmów sztucznej inteligencji”, Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie, Wydział EAIiE
2013	Doktor nauk technicznych, praca doktorska „Komputerowe techniki analizy informacji zawartej w sygnałach akustycznych maszyn elektrycznych dla celów diagnostyki stanów przedawaryjnych”, Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie, Wydział EAIiB (praca wyróżniona)

## 3. Informacje o zatrudnieniu

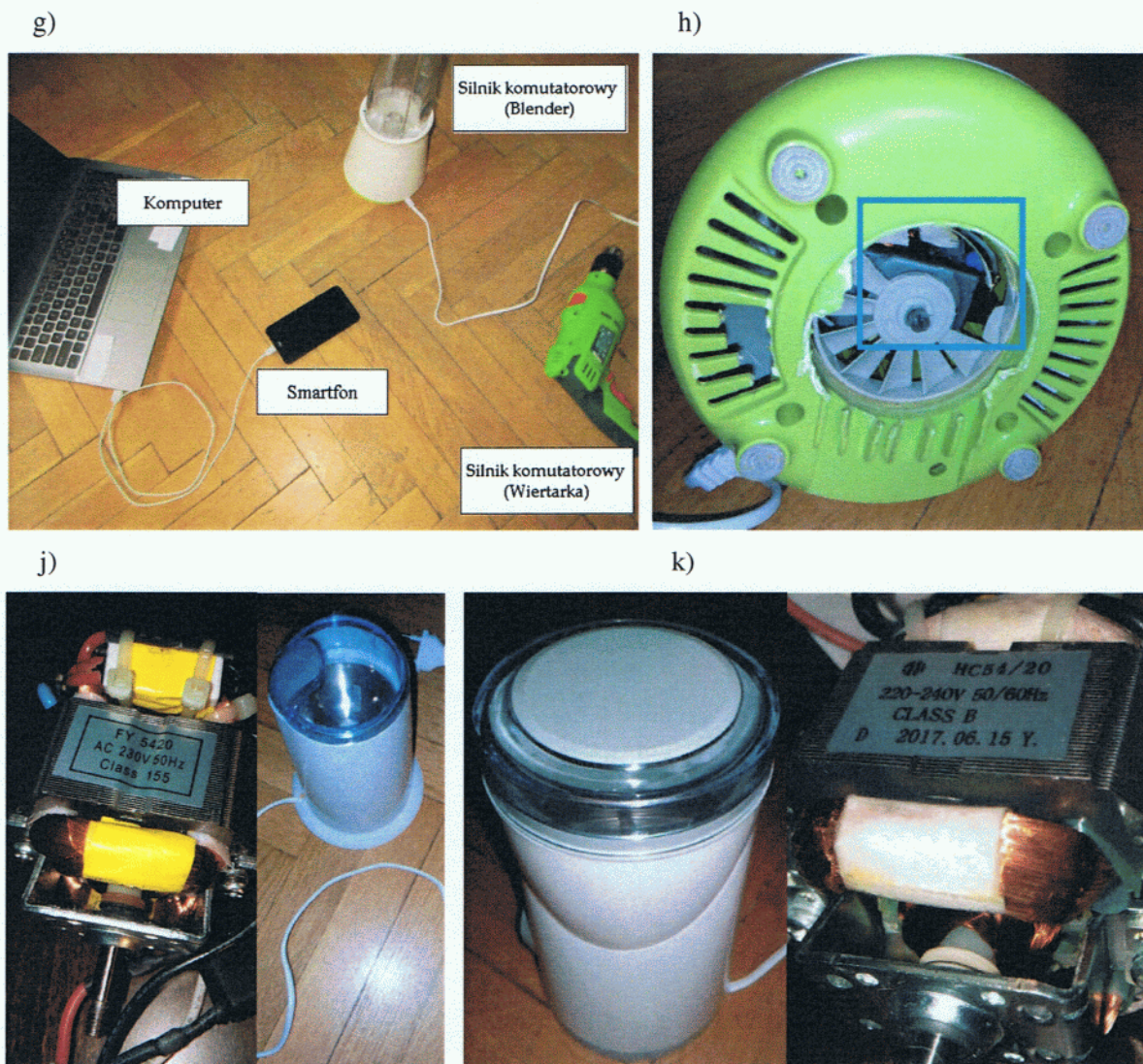
2011 – 2012	Asystent naukowo-dydaktyczny, Katedra Automatyki, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Elektroniki, Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie
2012 – 2014	Asystent naukowo-dydaktyczny, Katedra Automatyki i Inżynierii Biomedycznej, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej, Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie
2014 – 2017	Adiunkt naukowo-dydaktyczny, Katedra Automatyki i Inżynierii Biomedycznej, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej, Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie
2018 – obecnie	Adiunkt naukowo-dydaktyczny, Katedra Automatyki i Robotyki, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej, Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie

#### 4. Badania naukowe po uzyskaniu stopnia doktora

Głównym wątkiem moich badań naukowych po doktoracie jest rozpoznawanie wzorców sygnałów akustycznych wybranych stanów silników elektrycznych wirujących (Rys. 1). Opisy prowadzonych badań zostały przedstawione w podrozdziale 4.4 i rozdziałach 5, 6.



Rys. 1. Ulepszone stanowisko do badania sygnałów akustycznych wybranych stanów silników elektrycznych wirujących, a) badany silnik prądu stałego, b) badany silnik synchroniczny, c) badane jednofazowe silniki indukcyjne, d–e) badane trójfazowe silniki indukcyjne, f) badany silnik komutatorowy elektrycznej wiertarki udarowej.



Rys. 1. Ulepszone stanowisko do badania sygnałów akustycznych wybranych stanów silników elektrycznych wirujących, g) badane urządzenia zawierające silniki elektryczne – elektryczna wiertarka udarowa Verto 50G515, blender, h) badany silnik komutatorowy blendera, j) badany silnik komutatorowy młynka do kawy Metrox ME-1497, k) badany silnik komutatorowy młynka do kawy Sencor SCG 1050WH.

Pozostałe badania, które prowadzę dotyczą rozpoznawania obrazów termowizyjnych (Rys. 2a) i drgań (Rys. 2b) wybranych stanów silników elektrycznych wirujących.



Rys. 2a. Stanowisko do badania sygnałów termowizyjnych wybranych stanów silników elektrycznych wirujących



Rys. 2b. Badanie drgań wybranych stanów silnika komutatorowego

#### 4.1. Badania i motywacja

Najważniejszym celem badań diagnostycznych silników elektrycznych jest sprawdzenie stanu technicznego poszczególnych części, takich jak: układ izolacyjny, stan łożysk, stan stojana, stan wirnika, stan przekładni, stan zębatek. Wczesna detekcja usterki silnika elektrycznego umożliwia podjęcie odpowiednich czynności diagnostycznych (przeгляд i naprawa). Czynności diagnostyczne pozwalają uniknąć znacznych uszkodzeń i nieoczekiwanych przerw w pracy. W ten sposób fabryka zaoszczędza duże środki finansowe [Cempel, Henao].

Diagnostykę termiczną używa się dla uszkodzeń elektrycznych i uszkodzeń układu izolacyjnego. Diagnostyka termiczna oparta jest na kamerach termowizyjnych i metodach przetwarzania obrazów [Chaturvedi, Garcia, Nunez]. Zaletą tej diagnostyki jest łatwość dostępu do sygnału. Natomiast wadami są wysoka cena kamer termowizyjnych oraz to, że aby przeprowadzić pomiar należy czekać na rozgrzanie się silnika. Obecnie istnieją dobrze opracowane metody rozpoznawania stanów silników elektrycznych oparte na badaniu prądów elektrycznych [Gangsar, Lopes, Mbo'o, Palacios]. Często stosowaną metodą jest tutaj MCSA (Motor Current Signature Analysis) [Garcia]. Dostęp do sygnałów akustycznych silnika jest łatwiejszy niż dostęp do sygnałów elektrycznych, ponieważ do silnika nie trzeba nic podłączać. Analiza sygnału akustycznego pozwala szybko ocenić stan pracy silnika [Delgado, Jena, Van Hecke]. Metody oparte na rozpoznawaniu sygnałów akustycznych mogą wykryć symptomy uszkodzeń silnika przed wystąpieniem awarii maszyny. Zaletami tych metod są: łatwy dostęp do sygnału, niski koszt mikrofonu pojemnościowego i to, że pomiar sygnału akustycznego można przeprowadzić od razu. Ograniczeniem tych metod jest brak zmian w widmie częstotliwości sygnału akustycznego. Wadą wspomnianych metod jest to, że sygnały akustyczne mieszają się ze sobą (np. odbicia, nakładania się fal) przez co ich analiza jest trudna. Innymi metodami diagnostyki silników elektrycznych są: metody oparte na badaniu drgań [Camarena, Hwang, Lu, Saucedo], metody oparte na badaniu sygnałów ultradźwiękowych.

Informacje otrzymane z badań sygnałów akustycznych umożliwiają wczesną diagnostykę uszkodzeń maszyn wirnikowych. Analiza sygnałów akustycznych silników elektrycznych jest ważna. Opracowane metody mogą zostać użyte do diagnostyki silników elektrycznych, bez przerywania ich działania.

#### 4.2. Wskazane osiągnięcie naukowo-badawcze

Jako osiągnięcie naukowe stanowiące podstawę starania się o uzyskanie stopnia doktora habilitowanego, zgodnie z art. 16. ust. 2 ustawy o stopniach naukowych i tytule naukowym oraz o stopniach i tytule w zakresie sztuki z dnia 14 marca 2003 r. (z późniejszymi uzupełnieniami), prezentuje jednotematyczny cykl publikacji pod zbiorczym tytułem:

**"Zastosowanie sygnałów akustycznych do oceny stanu technicznego maszyn wirnikowych na przykładzie silników elektrycznych".**

W jego skład wchodzi prace [1]–[22]. Cykl składa się z 22 publikacji (w tym 18 publikacji w czasopiśmie wyróżnionych przez *Journal Citation Reports*, 19 w czasopiśmie indeksowanych przez *Web of Science*, oraz 3 prac opublikowanych w pracach konferencyjnych). Autor wniosku jest samodzielnym autorem 17 prac w cyklu, zaś pozostałych 5 jest współautorem. W nawiasach za nazwiskami autorów podany jest ich procentowy udział w badaniach prowadzących do danej publikacji. Kopie poniższych publikacji wraz z oświadczeniami współautorów potwierdzającymi ich procentowy udział zostały załączone.

Cykl publikacji zawiera elementy, które należy rozważać jako oryginalny wkład osiągnięć habilitanta w rozwój nauk technicznych w dyscyplinie Budowa i Eksploatacja Maszyn. W prezentowanym cyklu publikacji habilitant wykonał następujące zadania:

- Omówiono przegląd literatury związany z diagnostyką wybranych uszkodzeń silników elektrycznych wirujących.
- Opisano wybrane metody wstępnego przetwarzania, ekstrakcji cech i klasyfikacji sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących.
- Zaproponowano i zbadano 45 wariantowych wyborów metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących: silnika prądu stałego, silnika synchronicznego, obciążonego silnika synchronicznego, trójfazowego silnika indukcyjnego, jednofazowego silnika indukcyjnego, silnika komutatorowego.
- Zaproponowano i zbadano metody ekstrakcji cech sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących: SMOFS-10 (Shortened method of frequencies selection), SMOFS-15, SMOFS-20-EXPANDED (Shortened method of frequencies selection-20-Expanded), SMOFS-25-EXPANDED, MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED (Method of selection of amplitudes of frequency - ratio 30% of maximum of amplitude Multiexpanded), MSAF-RATIO30-EXPANDED, MSAF-20-MULTIEXPANDED (Method of Selection of Amplitudes of Frequency - Multiexpanded), SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS (Shortened Method of Frequencies Selection Multiexpanded 2 Groups), SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP, SMOFS-22-MULTIEXPANDED, MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded 8 Groups), MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Ratio of 27% Multiexpanded 4 Groups), MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded Filter).
- Zbadano metody ekstrakcji cech sygnałów akustycznych: MSAF-5 (Method of selection of amplitudes of frequencies), MSAF10, MoFS (Method of frequency selection), gęstości widma mocy (Line Spectral Frequencies), współczynników LAR (Log area ratio), MUSIC (Multiple signal classification), RMS (Root Mean Square) i wybrane transformacje falkowe (Daubechies, Symlet, Coiflet).
- Zaproponowano i zbadano metodę klasyfikacji: zmodyfikowany klasyfikator oparty na słowach.
- Zbadano metody klasyfikacji: klasyfikator oparty na słowach, SVM (Support Vector Machine), SOM (Self Organizing Map), LDA (Linear Discriminant Analysis), k-najbliższych sąsiadów, naiwny klasyfikator Bayesa, Nearest Mean, k-means, liniowego perceptronu, drzewa decyzyjnego, sieci neuronowej z metodą wstecznej propagacji błędów, GMM (Gaussian Mixture Models).
- Dokonano implementacji poszczególnych metod i opracowano ulepszone stanowisko diagnostyczne do badania sygnałów akustycznych wybranych stanów silników elektrycznych wirujących.
- Pomiary sygnałów akustycznych zostały wykonane z zastosowaniem: mikrofonu ZALMAN ZM-MIC1, mikrofonu OLYMPUS TP-7, mikrofonu HAMA 00057152, dyktafonu cyfrowego

OLYMPUS WS 200S, komputera MSI GE40 - karty dźwiękowej Sound Blaster Cinema, smartfona.

- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne silnika prądu stałego: silnika prądu stałego bez uszkodzeń, silnika prądu stałego z zwarcie 3 zewojów wirnika, silnika prądu stałego z zwarcie 6 zewojów wirnika, silnika prądu stałego z przerwą w obwodzie wirnika, silnika prądu stałego z zwarcie 6 zewojów wirnika i przerwą w obwodzie wirnika.
- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne trójfazowego silnika indukcyjnego: trójfazowego silnika indukcyjnego bez uszkodzeń, trójfazowego silnika indukcyjnego z 1 uszkodzonym prętem, trójfazowego silnika indukcyjnego z 2 uszkodzonymi prętami, trójfazowego silnika z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika (8 badanych silników).
- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne jednofazowego silnika indukcyjnego: jednofazowego silnika indukcyjnego bez uszkodzeń, jednofazowego silnika indukcyjnego z zwarcie uzwojenia rozruchowego, jednofazowego silnika indukcyjnego z zwarcie uzwojenia pracy i uzwojenia rozruchowego, jednofazowego silnika indukcyjnego z uszkodzonym łożyskiem, jednofazowego silnika indukcyjnego z uszkodzonym łożyskiem i z zwarcie uzwojenia rozruchowego, silnika indukcyjnego z uszkodzonym prętem i pierścieniem klatki wirnika.
- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne obciążonego silnika synchronicznego: obciążonego silnika synchronicznego bez uszkodzeń, obciążonego silnika synchronicznego z zwartymi zewojami stojana, obciążonego silnika synchronicznego z zwartymi zewojami stojana i z uszkodzonym prętem, obciążonego silnika synchronicznego z zwartymi zewojami stojana i z 2 uszkodzonymi prętami.
- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne silnika komutatorowego elektrycznej wiertarki udarowej: silnika komutatorowego bez uszkodzeń, silnika komutatorowego z przerwą w obwodzie wirnika, silnika komutatorowego z zwarcie zewojów stojana, silnika komutatorowego z uszkodzonym zębem koła zębatego, silnika komutatorowego z uszkodzoną przekładnią, silnika komutatorowego z uszkodzonym wentylatorem (5 uszkodzonych łopatek wirnika), silnika komutatorowego z uszkodzonym wentylatorem (10 uszkodzonych łopatek wirnika), silnika komutatorowego z uszkodzonym wentylatorem (15 uszkodzonych łopatek wirnika), silnika komutatorowego z uszkodzoną sprężyną, silnika komutatorowego z uszkodzonym tylnym łożyskiem kulkowym, silnika komutatorowego z przesuniętą szczotką.
- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne silnika komutatorowego blendera: silnika bez uszkodzeń, silnika z uszkodzonym wentylatorem (2 uszkodzone łopatki wirnika), silnika z uszkodzonym wentylatorem (5 uszkodzonych łopatek wirnika).
- Zmierzono i zbadano następujące sygnały akustyczne silnika komutatorowego młynka do kawy: silnika bez uszkodzeń, silnika z uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym, silnika z lekko uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym, silnika z uszkodzonym wałem i uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym, silnika wyłączonego.
- Zbadano następujące sygnały akustyczne silnika synchronicznego: silnika synchronicznego bez uszkodzeń, silnika synchronicznego z zwartymi zewojami stojana, silnika synchronicznego z 1 uszkodzonym prętem, silnika synchronicznego z 3 uszkodzonymi prętami.
- Zbadano skuteczność rozpoznawania sygnałów akustycznych w zależności od wybranego wariantu dla silnika prądu stałego, silnika synchronicznego, obciążonego silnika synchronicznego, trójfazowego silnika indukcyjnego (o różnych mocach), jednofazowego silnika indukcyjnego, silnika komutatorowego (elektrycznej wiertarki udarowej, blendera, dwóch elektrycznych młynków do kawy).



### 4.3. Wykaz publikacji dotyczących wskazanego osiągnięcia

W tabeli 1 przedstawiono cykl publikacji, punktację MNiSW, Impact Factor i liczbę cytowań z Web of Science (WoS) dla każdej publikacji. Do publikacji najnowszych (z roku 2018, 2019) przypisano punkty MNiSW i impact factor za rok poprzedzający (2017).

Tabela 1. Cykl publikacji, punktacja MNiSW, Impact Factor i liczba cytowań (WoS)

Autorzy, Tytuł publikacji, Czasopismo, Rok	Punkty MNiSW	Impact Factor (WoS)	Liczba cytowań (WoS)
[1] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Diagnostics of synchronous motor based on analysis of acoustic signals with the use of Line Spectral Frequencies and K-Nearest Neighbor classifier. <i>Archives of Acoustics</i> , vol. 39, Iss. 2, 2014, pp. 189–194.	15	0,565	27
[2] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Diagnostics of direct current machine based on analysis of acoustic signals with the use of symlet wavelet transform and modified classifier based on words. <i>Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability</i> , vol. 16, Iss. 4, 2014, pp. 554–558.	15	0,983	23
[3] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Diagnostics of DC and induction motors based on the analysis of acoustic signals. <i>Measurement Science Review</i> , vol. 14, Iss. 5, 2014, pp. 257–262.	20	0,989	33
[4] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Recognition of acoustic signals of loaded synchronous motor using FFT, MSAF-5 and LSVM. <i>Archives of Acoustics</i> , vol. 40, Iss. 2, 2015, pp. 197–203.	15	0,661	21
[5] <b>A. Głowacz (100%)</b> : DC motor fault analysis with the use of acoustic signals, Coiflet wavelet transform, and k-nearest neighbor classifier. <i>Archives of Acoustics</i> , vol. 40, Iss. 3, 2015, pp. 321–327.	15	0,661	22
[6] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Recognition of acoustic signals of synchronous motors with the use of MoFS and selected classifiers. <i>Measurement Science Review</i> , vol. 15, Iss. 4, 2015, pp. 167–175.	20	0,969	29
[7] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Recognition of acoustic signals of induction motor using FFT, SMOFS-10 and LSVM. <i>Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability</i> , vol. 17, Iss. 4, 2015, pp. 569–574.	20	1,248	13
[8] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Recognition of acoustic signals of induction motors with the use of MSAF10 and Bayes classifier. <i>Archives of Metallurgy and Materials</i> , vol. 61, Iss. 1, 2016, pp. 153–157.	0	0,571	8
[9] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Diagnostics of rotor damages of three-phase induction motors using acoustic signals and SMOFS-20-EXPANDED, <i>Archives of Acoustics</i> , vol. 41, Iss. 3, 2016, pp. 507–515.	15	0,816	20
[10] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Fault diagnostics of acoustic signals of loaded synchronous motor using SMOFS-25-EXPANDED and selected classifiers, <i>Tehnicki Vjesnik-Technical Gazette</i> , vol. 23, Iss. 5, 2016, pp. 1365–1372.	15	0,723	23
[11] <b>A. Głowacz (90%), Z. Głowacz (10%)</b> : Diagnosis of stator	30	1,721	33

faults of the single-phase induction motor using acoustic signals, <i>Applied Acoustics</i> , vol. 117 Part A, 2017, pp. 20–27.			
[12] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Fault diagnostics of DC motor using acoustic signals and MSAF-RATIO30-EXPANDED, <i>Archives of Electrical Engineering</i> , vol. 65, Iss. 4, 2016, pp. 733–744.	15	WoS	7
[13] <b>A. Głowacz (90%)</b> , Z. Głowacz (10%): Recognition of rotor damages in a DC motor using acoustic signals, <i>Bulletin of the Polish Academy of Sciences Technical Sciences</i> , vol. 65, Iss. 2, 2017, pp. 187–194.	20	1,361	9
[14] <b>A. Głowacz (70%)</b> , W. Głowacz (10%), Z. Głowacz (10%), J. Kozik (10%): Early fault diagnosis of bearing and stator faults of the single-phase induction motor using acoustic signals, <i>Measurement</i> , vol. 113, 2018, s. 1–9.	30	2,218	44
[15] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Acoustic based fault diagnosis of three-phase induction motor, <i>Applied Acoustics</i> , vol. 137, 2018, pp. 82–89.	30	1,721	32
[16] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Fault diagnosis of single-phase induction motor based on acoustic signals, <i>Mechanical Systems and Signal Processing</i> , vol. 117, 2019, pp. 65–80.	45	4,370	17
[17] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Acoustic-based fault diagnosis of commutator motor, <i>Electronics</i> , 7 (11), 299, 2018. Edytor: Paisley Shi.	5	2,11	3
[18] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Recognition of acoustic signals of commutator motors, <i>Applied Sciences</i> , 8 (12), 2630, 2018. Edytor: Seraina Shi.	25	1,689	0
[19] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Fault detection of electric impact drills and coffee grinders using acoustic signals, <i>Sensors</i> , 19 (2), 269, 2019.	30	2,475	0
[20] <b>A. Głowacz (100%)</b> : Diagnostyka silnika synchronicznego oparta na analizie sygnałów akustycznych z użyciem Współczynników Logarytmicznego Stosunku Powierzchni Tuby Akustycznej i klasyfikatora K-Najbliższych Sąsiadów. <i>ATI 2013, Automatyka, Telekomunikacja, Informatyka, XXXIX konferencja Sekcji Cybernetyki w Górnictwie KG PAN</i> , Zakopane, 30.09.2013–2.10.2013, s. 331–340.	0	–	–
[21] <b>A. Głowacz (50%)</b> , Z. Głowacz (50%): Diagnostyka silnika synchronicznego oparta na analizie sygnałów akustycznych z użyciem transformaty falkowej Daubechies i klasyfikatora Najbliższego Sąsiada z metryką Minkowskiego. <i>KKEG 2014: XV Krajowa Konferencja Elektryki Górniczej</i> , Szczyrk, 24–26.09.2014, s. 191–199.	0	–	–
[22] <b>A. Głowacz (50%)</b> , Z. Głowacz (50%): Diagnostyka silnika indukcyjnego klatkowego bazująca na analizie i rozpoznawaniu sygnałów akustycznych z użyciem algorytmu gęstości widma mocy i zmodyfikowanego klasyfikatora opartego na słowach. <i>ATI 2015, Automatyka, Telekomunikacja, Informatyka, XL konferencja Sekcji Cybernetyki w Górnictwie KG PAN</i> , Szczyrk, 24.06.2015–26.06.2015, s. 199–206.	0	–	–
	380	25,851	364

Sumaryczny Impact Factor z wszystkich publikacji (2007–2019) wynosił: **46,754** (podrozdział 4.5).  
Sumaryczny Impact Factor z publikacji po doktoracie (2014–2019) wynosił: **44,814** (podrozdział 4.5).  
Suma cytowań z wszystkich publikacji z Web of Science (2007–2019) była równa: **656** (podrozdział 4.5).

#### **4.4. Indywidualny wkład habilitanta i streszczenia publikacji składających się na wskazane osiągnięcie**

Indywidualny wkład habilitanta został opisany dla publikacji współautorskich. W publikacjach jednoosobowych wkład habilitanta obejmuje cały artykuł.

[1] – Praca opisuje wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych wybranych stanów silnika synchronicznego. Plan badań sygnałów akustycznych silnika został przedstawiony. Autor wykonał pomiary i analizę dla dwóch stanów silnika synchronicznego: silnika synchronicznego bez uszkodzeń, silnika synchronicznego z zwartymi zezwojami stojana. Badania zostały przeprowadzone dla metod przetwarzania: gęstości widma mocy (LSF – Line spectral frequencies) i klasyfikatora k-najbliższych sąsiadów z metryką Minkowskiego. Wyniki badań były bardzo dobre dla gęstości widma mocy i klasyfikatora k-najbliższych sąsiadów. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika synchronicznego wynosiła 100% dla 3 współczynników LSF. Pierwszy wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został zaproponowany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór liczby badanych współczynników LSF i parametru  $k$ ) dla badanego silnika synchronicznego.

Wkład habilitanta: 100%

[2] – W pracy autor zaproponował podejście do wykrywania, lokalizacji uszkodzeń występujących w silniku prądu stałego. Opisano system do diagnostyki silników prądu stałego. System wykonywał analizę sygnałów akustycznych silnika prądu stałego. Pomiary i analizę przeprowadzono dla dwóch stanów silnika prądu stałego: silnika prądu stałego bez uszkodzeń, silnika prądu stałego z zwartymi zezwojami wirnika. Badania zostały przeprowadzone dla metod przetwarzania danych: Transformacji falkowej Symlet i zmodyfikowanego klasyfikatora opartego na słowach. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika prądu stałego wynosiła 55–95%. Drugi wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został przedstawiony. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór filtru, wybór współczynników detali, wybór liczby słów i parametru  $k$ ) dla badanego silnika prądu stałego.

Wkład habilitanta: 100%

[3] – Praca zawiera opis dwóch wariantowych wyborów metod rozpoznawania wybranych stanów silników elektrycznych. Proponowane podejścia były oparte na sygnałach akustycznych generowanych przez silniki elektryczne. Charakterystyczne cechy sygnałów akustycznych silników zostały pozyskane. W artykule zaproponowany został plan badań sygnałów akustycznych. Pomiary i badania zostały przeprowadzone dla trójfazowego silnika indukcyjnego bez uszkodzeń, trójfazowego silnika indukcyjnego z 1 uszkodzonym prętem, trójfazowego silnika indukcyjnego z 2 uszkodzonymi prętami, silnika prądu stałego bez uszkodzeń, silnika prądu stałego z zwartymi zezwojami wirnika. Badania zostały przeprowadzone dla metod przetwarzania sygnału: współczynników LAR (Log area ratio), MUSIC (Multiple signal classification), klasyfikatora najbliższego sąsiada i naiwnego klasyfikatora Bayesa. Proces tworzenia wzorców do rozpoznawania został przeprowadzony dla 40 próbek dźwięku. Proces identyfikacji został przeprowadzony dla 130 testowych próbek dźwięku. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika indukcyjnego wynosiła 95–100%. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika prądu stałego wynosiła 71–97,05%. Dwa (trzeci i czwarty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod

(wybór filtru, wybór liczby współczynników LAR i wybór znormalizowanej częstotliwości) dla badanych silników: trójfazowego silnika indukcyjnego i silnika prądu stałego.

Wkład habilitanta: 100%

[4] – Artykuł opisuje system rozpoznawania sygnałów akustycznych obciążonego silnika synchronicznego. Proponowany system potrafił rozpoznać różne typy uszkodzeń za pomocą analizy sygnałów akustycznych. Plan badań sygnałów akustycznych obciążonego silnika synchronicznego został zaproponowany. Pomiary i badania zostały przeprowadzone dla następujących stanów: obciążony silnik synchroniczny bez uszkodzeń, obciążony silnik synchroniczny z zwartymi zezwojami stojana, obciążony silnik synchroniczny z zwartymi zezwojami stojana i z uszkodzonym prętem, obciążony silnik synchroniczny z zwartymi zezwojami stojana i z 2 uszkodzonymi prętami. Metody takie jak FFT, MSAF-5 i SVM zostały zastosowane do rozpoznawania stanu silnika. Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnałów akustycznych dla 4 stanów obciążonego silnika synchronicznego wynosiła 95,16%. Piąty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został przedstawiony. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody MSAF-5 (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości) dla badanego obciążonego silnika synchronicznego.

Wkład habilitanta: 100%

[5] – W pracy autor zaproponował wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych i system diagnozowania silnika prądu stałego. Plan badań sygnałów akustycznych silnika prądu stałego został przedstawiony. Pomiary i badania zostały przeprowadzone dla silnika prądu stałego bez uszkodzeń i silnika prądu stałego z 3 zwartymi zezwojami. Transformacja falkowa Coiflet i klasyfikator najbliższego sąsiada z metryką Euklidesa zostały zastosowane do rozpoznawania stanu silnika. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika prądu stałego wynosiła 80,95–100%. Szósty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został zaproponowany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór filtru, wybór współczynników detali, parametru  $k$ ) dla badanego silnika prądu stałego.

Wkład habilitanta: 100%

[6] – W pracy przedstawiono opis trzech wariantowych wyborów metod rozpoznawania wybranych stanów silnika synchronicznego. Proponowane podejścia były oparte na sygnałach akustycznych silnika i wybranych metodach przetwarzania: FFT, MoFS (Method of frequency selection), sieci neuronowej, klasyfikatora opartego na słowach i klasyfikatora najbliższego sąsiada. Plan badań sygnału akustycznego silnika synchronicznego został zaproponowany. Autor wykonał pomiary i analizę dla czterech stanów silnika synchronicznego: silnika synchronicznego bez uszkodzeń, silnika synchronicznego z zwartymi zezwojami stojana, silnika synchronicznego z 1 uszkodzonym prętem, silnika synchronicznego z 3 uszkodzonymi prętami. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla MoFS i sieci neuronowej wynosiła 57,5–100%. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla MoFS i klasyfikatora opartego na słowach wynosiła 82,5–100%. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla MoFS i klasyfikatora najbliższego sąsiada wynosiła 93,75–100%. Trzy (siódmy, ósmy i dziewiąty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaprezentowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór parametru  $t$ , parametru  $k$ , wybór parametrów sieci neuronowej, wybór liczby słów, wybór długości próbki do rozpoznawania) dla badanego silnika synchronicznego.

Wkład habilitanta: 100%

[7] – W artykule opisano wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych wybranych stanów trójfazowego silnika indukcyjnego. Opisane podejście było oparte na rozpoznawaniu wzorców. Sygnały akustyczne trójfazowego silnika indukcyjnego były badanymi wzorcami. Pomiary i analiza wzorców zostały przeprowadzone dla trzech stanów trójfazowego silnika

indukcyjnego: silnika indukcyjnego bez uszkodzeń, silnika indukcyjnego z uszkodzonym prętem wirnika, silnika indukcyjnego z dwoma uszkodzonymi prętami wirnika. Zaproponowane podejście używało metody FFT, skróconej metody wyboru częstotliwości (Shortened method of frequencies selection SMOFS-10) i liniowej maszyny wektorów wspierających (LSVM). W artykule opisano metodę ekstrakcji cech SMOFS-10. Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika indukcyjnego była równa 96,66% dla 3 badanych stanów silnika. Dziesiąty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został zaproponowany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody SMOFS-10 (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości) dla badanego trójfazowego silnika indukcyjnego.

Wkład habilitanta: 100%

[8] – Praca opisuje wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych wybranych stanów trójfazowych silników indukcyjnych. Proponowane podejście oparte było na rozpoznawaniu wzorców sygnałów akustycznych. Autor wykonał pomiary i badania dla trzech trójfazowych silników indukcyjnych: silnik indukcyjny bez uszkodzeń, silnik indukcyjny z uszkodzonym prętem, silnik indukcyjny z 2 uszkodzonymi prętami. Proponowane podejście używało metody ekstrakcji cech MSAF10 (Method of selection of amplitudes of frequencies) i naiwnego klasyfikatora Bayesa. Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika indukcyjnego była równa 93,05%. Jedenasty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został opisany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody MSAF10 (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości) dla badanego trójfazowego silnika indukcyjnego.

Wkład habilitanta: 100%

[9] – W pracy opisany został system diagnostyczny trójfazowych silników indukcyjnych. Zaimplementowany system został oparty na trzech wariantowych wyborach metod rozpoznawania sygnałów akustycznych trójfazowych silników indukcyjnych. Ekstrakcja cech została wykonana z użyciem metody SMOFS-20-EXPANDED (Shortened method of frequencies selection-20-Expanded). Klasyfikacja została wykonana z zastosowaniem 3 klasyfikatorów: liniowej analizy dyskryminacyjnej, naiwnego klasyfikatora Bayesa i drzewa decyzyjnego. Pomiary i analiza wyników zostały przeprowadzone dla 4 stanów przedawaryjnych trójfazowych silników indukcyjnych w warunkach laboratoryjnych. Autor wykonał pomiary i analizę wyników dla następujących stanów: silnika bez uszkodzeń, silnika z uszkodzonym prętem wirnika, silnika z dwoma uszkodzonymi prętami wirnika, silnika z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika. Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla metody SMOFS-20-EXPANDED i naiwnego klasyfikatora Bayesa wynosiła 94,99%. Trzy (dwunasty, trzynasty i czternasty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaprezentowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metody SMOFS-20-EXPANDED (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, parametru  $CF$ ) dla badanych trójfazowych silników indukcyjnych.

Wkład habilitanta: 100%

[10] – W artykule opisano system diagnostyczny obciążonego silnika synchronicznego. Zaimplementowany system oparty został na trzech wariantowych wyborach metod rozpoznawania sygnałów akustycznych obciążonego silnika synchronicznego. Ekstrakcja cech została wykonana z użyciem metody SMOFS-25-EXPANDED (Shortened method of frequencies selection-25-Expanded). Klasyfikacja została wykonana z zastosowaniem 3 klasyfikatorów: klasyfikatora najbliższego sąsiada (NN), sieci samoorganizującej (SOM) i liniowej analizy dyskryminacyjnej (LDA). W badaniu zostały użyte sygnały akustyczne obciążonego silnika synchronicznego. Autor wykonał pomiary i analizę wyników dla następujących stanów: silnika bez uszkodzeń, silnika z zwartymi zezwojami stojana, silnika z zwartymi zezwojami stojana i z uszkodzonym prętem, silnika z zwartymi zezwojami stojana i z dwoma uszkodzonymi prętami. Całkowita skuteczność rozpoznawania

sygnału akustycznego dla metody SMOFS-25-EXPANDED i klasyfikatora najbliższego sąsiada wynosiła 99%. Trzy (piętnasty, szesnasty i siedemnasty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaprezentowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metody SMOFS-25-EXPANDED (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, parametru *TE*) dla badanego obciążonego silnika synchronicznego.

Wkład habilitanta: 100%

[11] – W artykule przedstawiono trzy wariantowe wybory metod rozpoznawania wybranych stanów jednofazowego silnika indukcyjnego. Proponowane podejścia były oparte na sygnałach akustycznych. Zmierzono 3 sygnały akustyczne jednofazowego silnika indukcyjnego: silnika bez uszkodzeń, silnika z zwarcie uzwojenia rozruchowego, silnika z zwarcie uzwojenia pracy i uzwojenia rozruchowego. W artykule zaproponowano i zaimplementowano metodę ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED (Method of Selection of Amplitudes of Frequency - Ratio 30% of maximum of amplitude Multiexpanded). Metoda została zastosowana do tworzenia wektorów cech. Otrzymane wektory zostały sklasyfikowane z zastosowaniem klasyfikatora K-NN (K-Nearest Neighbor), K-means i liniowego perceptronu (Linear Perceptron). Skuteczność rozpoznawania analizowanych metod rozpoznawania dla badanych stanów wynosiła 88%. Trzy (osiemnasty, dziewiętnasty i dwudziesty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, wybór parametru *CF-MULTI*, wybór parametru *k*) dla badanego jednofazowego silnika indukcyjnego.

Wkład habilitanta: 90% – Habilitant wykonał pomiary i opracował trzy wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych jednofazowego silnika indukcyjnego. Kolejno zaimplementował wybrane metody przetwarzania, ekstrakcji cech (MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED), klasyfikacji (K-NN, K-means, liniowy perceptron) i przeprowadził badania proponowanych rozwiązań. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, parametru *CF-MULTI*, parametru *k*) dla badanego jednofazowego silnika indukcyjnego. Opracował spis literatury, tekst i rysunki rozdziałów: "Proposed technique of fault diagnosis", "Method of Selection of Amplitudes of Frequency - Ratio 30% of maximum of amplitude Multiexpanded", "K-Nearest Neighbour classifier", "K-Means clustering", "Linear perceptron", "Analysis of proposed technique of recognition", "Introduction", "Conclusions".

[12] – Praca zawiera opis dwóch wariantowych wyborów metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silnika prądu stałego. Proponowane podejścia oparte były na sygnałach akustycznych silnika. Ekstrakcja cech została wykonana z użyciem metody MSAF-RATIO30-EXPANDED (method of selection of amplitudes of frequencies – ratio 30% of maximum of amplitude – expanded). Klasyfikacja została wykonana z zastosowaniem 2 klasyfikatorów: klasyfikatora najbliższego sąsiada i klasyfikatora SVM (Support Vector Machine). Pomiary i analiza proponowanych metod zostały przeprowadzone dla 4 wybranych stanów silnika prądu stałego: silnika bez uszkodzeń, silnika z zwarcie 3 zezwojów wirnika, silnika z zwarcie 6 zezwojów wirnika, silnika z przerwą w obwodzie wirnika. Skuteczność rozpoznawania analizowanych metod dla badanych stanów wynosiła 80–100%. Dwa (dwudziesty pierwszy i dwudziesty drugi) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metody MSAF-RATIO30-EXPANDED (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, parametru *CF*) dla badanego silnika prądu stałego.

Wkład habilitanta: 100%

[13] – W artykule zaproponowano i zbadano trzy wariantowe wybory metod rozpoznawania wybranych stanów wirnika silnika prądu stałego. Proponowane podejścia były oparte na sygnałach akustycznych. Zmierzono 3 sygnały akustyczne silnika prądu stałego: silnika bez uszkodzeń, silnika z

zwarciem 6 zewzwojów wirnika, silnika z zwarciem 6 zewzwojów wirnika i przerwą w obwodzie wirnika. W artykule zaproponowano i zaimplementowano metodę ekstrakcji cech sygnałów akustycznych SMOFS-15 (Shortened Method of Frequencies Selection). Metoda SMOFS-15 została zastosowana do tworzenia wektorów cech. Otrzymane wektory zostały sklasyfikowane z zastosowaniem klasyfikatora NN (Nearest Neighbor), NM (Nearest Mean) i LDA (Linear Discriminant Analysis). Całkowita skuteczność rozpoznawania analizowanych metod rozpoznawania dla badanych stanów wynosiła 70,66–84%. Trzy (dwudziesty trzeci, dwudziesty czwarty i dwudziesty piąty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaprezentowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody SMOFS-15 (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości) dla badanego silnika prądu stałego.

Wkład habilitanta: 90% – Habilitant wykonał pomiary i opracował trzy wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych wirnika silnika prądu stałego. Kolejno zaimplementował wybrane metody przetwarzania, ekstrakcji cech (SMoFS-15), klasyfikacji (NN, NM, LDA) i przeprowadził badania proponowanych rozwiązań. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody SMOFS-15 (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości) dla badanego silnika prądu stałego. Habilitant opracował spis literatury, tekst i rysunki rozdziałów: "Proposed technique of fault diagnosis based on acoustic signal of the DC motor", "Shortened method of frequencies selection (SMoFS-15)", "Analysed classifiers", "Analysis of acoustic signals of the DC motor", "Introduction", "Conclusions".

[14] – W artykule przedstawiono trzy wariantowe wybory metod rozpoznawania wybranych stanów jednofazowego silnika indukcyjnego. Proponowane podejścia były oparte na sygnałach akustycznych. Zmierzono 3 sygnały akustyczne jednofazowego silnika indukcyjnego: silnika bez uszkodzeń, silnika z uszkodzonym łożyskiem, silnika z uszkodzonym łożyskiem i z zwarciem uzwojenia rozruchowego. W artykule opracowano metodę ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-20-MULTIEXPANDED (Method of Selection of Amplitudes of Frequency - Multiexpanded). Metoda została zastosowana do tworzenia wektorów cech. Otrzymane wektory zostały sklasyfikowane z zastosowaniem klasyfikatora NN (Nearest Neighbour), NM (Nearest Mean) i GMM (Gaussian Mixture Models). Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego była następująca: dla klasyfikatora Nearest Neighbour ( $E_T = 84,1-91,6\%$ ), dla klasyfikatora Nearest Mean ( $E_T = 89,7-95,3\%$ ), dla klasyfikatora Gaussian Mixture Models ( $E_T = 65,7-88,8\%$ ). Trzy (dwudziesty szósty, dwudziesty siódmy, dwudziesty ósmy) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metody MSAF-20-MULTIEXPANDED (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, wybór parametru *CF-MULTI*) dla badanego jednofazowego silnika indukcyjnego.

Wkład habilitanta: 70% – Habilitant wykonał pomiary i opracował trzy wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych jednofazowego silnika indukcyjnego. Kolejno zaimplementował wybrane metody przetwarzania, ekstrakcji cech (MSAF-20-MULTIEXPANDED), klasyfikacji (NN, NM, GMM) i przeprowadził badania proponowanych rozwiązań. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metody MSAF-20-MULTIEXPANDED (wybór maksymalnej liczby badanych częstotliwości, wybór parametru *CF-MULTI*) dla badanego jednofazowego silnika indukcyjnego. Opracował następujące rozdziały: "2. Proposed technique based on acoustic signals", "2.1. Method of Selection of Amplitudes of Frequency-20-Multiexpanded", "2.2. Nearest Neighbour classifier", "2.3. Nearest Mean classifier", "2.4. Gaussian Mixture Models", "3. Analysis of fault diagnostic technique".

[15] – W pracy habilitant przedstawił 5 wariantowych wyborów metod rozpoznawania trójfazowego silnika indukcyjnego. Cztery stany silnika zostały przeanalizowane: silnika indukcyjnego bez uszkodzeń, silnika indukcyjnego z uszkodzonym prętem, silnika indukcyjnego z 2 uszkodzonymi prętami, silnika indukcyjnego z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika. Dwie metody ekstrakcji cech sygnałów akustycznych silnika indukcyjnego zostały opisane: SMOFS-32-MULTIEXPANDED-

2-GROUPS (Shortened Method of Frequencies Selection Multiexpanded 2 Groups) i SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP. Klasyfikator najbliższego sąsiada, sieć neuronowa i zmodyfikowany klasyfikator oparty na słowach zostały użyte do rozpoznawania sygnałów akustycznych. Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla metody SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP i proponowanych klasyfikatorów była w przedziale 88,19–98,87%. Całkowita skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla metody SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS była w przedziale 98,95–100%. Pięć (dwudziesty dziewiąty, trzydziesty, trzydziesty pierwszy, trzydziesty drugi, trzydziesty trzeci) wariantowych wyborów metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP i SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS (wybór parametrów  $NFC_n$ ,  $TCFC-MTS$ ) oraz parametru  $k$  dla zmodyfikowanego klasyfikatora opartego na słowach dla badanych trójfazowych silników indukcyjnych.

Wkład habilitanta: 100%

[16] – Artykuł przedstawia metody diagnostyczne łożyska, stojana i wirnika jednofazowego silnika indukcyjnego. Prezentowane metody używały sygnałów akustycznych. Pięć stanów jednofazowego silnika indukcyjnego zostało przebadanych: silnika bez uszkodzeń, silnika z zwarcie uzwojenia pracy i uzwojenia rozruchowego, silnika z zwarcie uzwojenia rozruchowego, silnika z uszkodzonym prętem i pierścieniem klatki wirnika, silnika z uszkodzonym łożyskiem. Metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych – SMOFS-22-MULTIEXPANDED (Shortened Method of Frequencies Selection Multiexpanded) została zaproponowana i zaimplementowana. Klasyfikacja została wykonana z zastosowaniem klasyfikatora Najbliższego Sąsiada. Proponowane metody miały dobre wyniki rozpoznawania dla diagnostyki łożyska, stojana i wirnika jednofazowego silnika indukcyjnego. Trzydziesty czwarty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został opisany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metody SMOFS-22-MULTIEXPANDED (wybór parametrów  $NoFC_n$ ,  $TCFC-MULTI$ ) dla badanego jednofazowego silnika indukcyjnego.

Wkład habilitanta: 100%

[17] – W artykule autor przedstawił diagnostykę silnika komutatorowego opartą na sygnałach akustycznych. Pięć stanów silnika komutatorowego było rozważanych: silnika bez uszkodzeń, silnika z przerwą w obwodzie wirnika, silnika z zwarcie zewojów stojana, silnika z uszkodzonym zębem koła zębatego, silnika z uszkodzoną przekładnią. Metoda ekstrakcji cech MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded 8 Groups) została opisana i zaimplementowana. Metody klasyfikacji takie jak: Najbliższy sąsiad (NN), Najbliższa średnia (NM), sieć samoorganizująca (SOM), sieć neuronowa z metodą wstecznej propagacji błędów zostały użyte dla analizy silnika komutatorowego. Wyniki analizy sygnałów akustycznych silnika komutatorowego zostały przedstawione: 88,4–94,6%. Klasyfikator Najbliższej średniej i MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS uzyskały  $TE_{RCM} = 94,6\%$ . Cztery (trzydziesty piąty, trzydziesty szósty, trzydziesty siódmy, trzydziesty ósmy) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS (wybór parametru  $TCoF-TS$ ) dla badanego silnika komutatorowego.

Wkład habilitanta: 100%

[18] – Artykuł opisuje detekcję uszkodzeń opartą na sygnałach akustycznych dwóch silników komutatorowych: silnika komutatorowego elektrycznej wiertarki udarowej i silnika komutatorowego blendera. Sygnały akustyczne zostały zarejestrowane smartfonem. Pięć stanów silnika komutatorowego elektrycznej wiertarki udarowej i trzy stany blendera były analizowane. Dla wiertarki były to stany: zdrowy, uszkodzona przekładnia, wentylator z 5 uszkodzonymi łopatkami wirnika, wentylator z 10 uszkodzonymi łopatkami wirnika, przesunięta szczotka (silnik wyłączony). Dla



blendera były to stany: zdrowy, wentylator z dwoma uszkodzonymi łopatkami wirnika, wentylator z pięcioma uszkodzonymi łopatkami wirnika. Metoda ekstrakcji cech MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Ratio of 27% Multiexpanded 4 Groups) została zaproponowana i użyta dla obliczenia wektorów cech. Klasyfikator najbliższej średniej (NM) i maszyna wektorów wspierających (SVM) zostały zastosowane do klasyfikacji danych. Przeprowadzono analizę rozpoznawania sygnałów akustycznych. Analizowana wartość  $TE_{EID}$  (całkowita skuteczność rozpoznawania elektrycznej wiertarki udarowej) była równa 96% dla klasyfikatora NM i 88% dla SVM. Analizowana wartość  $TE_B$  (całkowita skuteczność rozpoznawania blendera) była równa 100% dla klasyfikatora NM i 94,11% dla SVM. Dwa (trzydziesty dziewiąty, czterdziesty) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS (wybór parametru  $TCF$ ) dla badanych silników komutatorowych.

Wkład habilitanta: 100%

[19] – Artykuł prezentuje dwa wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych elektrycznej wiertarki udarowej i dwóch młynków do kawy. Elektryczna wiertarka udarowa i młynki do kawy zawierały w sobie silniki komutatorowe. Pomiar sygnałów akustycznych zostały przeprowadzone z zastosowaniem mikrofonu. Pięć sygnałów elektrycznej wiertarki udarowej zostało zbadanych: zdrowy, z uszkodzonym wentylatorem (15 uszkodzonych łopatek wirnika), z uszkodzoną sprężyną, z przesuniętą szczotką, z uszkodzonym tylnym łożyskiem kulkowym. Cztery sygnały młynka do kawy A zostało zbadanych: zdrowy, z uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym, z uszkodzonym wałem i uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym, silnika wyłączonego. Trzy sygnały młynka do kawy B zostało zbadanych: zdrowy, z lekko uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym, silnika wyłączonego. Metody takie jak RMS, MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 zostały zastosowane do ekstrakcji cech. Metoda MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 została zaproponowana i opisana w artykule. Klasyfikacja została wykonana z użyciem klasyfikatora najbliższego sąsiada (NN). Analiza sygnałów akustycznych została przeprowadzona. Wyniki opracowanej metody MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 były bardzo dobre (całkowita skuteczność rozpoznawania wszystkich klas —  $TE_D = 96\%$ ,  $TE_{CG-A} = 97\%$ ,  $TE_{CG-B} = 100\%$ ). Dwa (czterdziesty pierwszy, czterdziesty drugi) wariantowe wybory metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych zostały zaproponowane. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru metody MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 (wybór parametru  $ToCFCs$ ) dla badanych silników komutatorowych.

Wkład habilitanta: 100%

[20] – W pracy przedstawiono wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silnika synchronicznego. Autor wykonał pomiary i analizę dla dwóch stanów silnika synchronicznego: silnika synchronicznego bez uszkodzeń, silnika synchronicznego z 3 przerwami w uzwojeniach 3 faz stojana. W analizie używano współczynników logarytmicznego stosunku powierzchni tuby akustycznej i klasyfikatora K-najbliższych sąsiadów. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika synchronicznego była równa 62,5–100%. Czterdziesty trzeci wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został opisany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametrów metod (wybór liczby współczynników logarytmicznego stosunku powierzchni tuby akustycznej, wybór parametru  $k$ ) dla badanego silnika synchronicznego.

Wkład habilitanta: 100%

[21] – W pracy zaprezentowano system diagnostyczny silnika synchronicznego. Zaproponowano wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silnika synchronicznego.

Opracowano plan badania sygnału akustycznego silnika synchronicznego. Wykonano pomiary i badania dla dwóch stanów silnika synchronicznego: silnika synchronicznego bez uszkodzeń, silnika synchronicznego z jedną przerwą w obwodzie stojana. Badania zostały przeprowadzone dla metod przetwarzania danych: Dyskretnej transformaty falkowej Daubechies i klasyfikatora Najbliższego Sąsiada z metryką Minkowskiego. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika synchronicznego była równa 90–100%. Czterdziesty czwarty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został opisany. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru dyskretnej transformaty falkowej Daubechies (wybór współczynnika  $d$ ) dla badanego silnika synchronicznego.

Wkład habilitanta: 50% – Habilitant wykonał pomiary i opracował wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silnika synchronicznego. Kolejno zaimplementował wybrane metody przetwarzania i przeprowadził badania zaproponowanego podejścia. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru dyskretnej transformaty falkowej Daubechies (wybór współczynnika  $d$ ) dla badanego silnika synchronicznego. Opracował tekst i rysunki rozdziałów: "Proces rozpoznawania sygnału akustycznego silnika synchronicznego", "Dyskretna Transformata falkowa Daubechies", "Klasyfikator Najbliższego Sąsiada", "Wyniki rozpoznawania sygnału akustycznego silnika synchronicznego".

[22] – Praca zawierała opis wariantowego wyboru metod rozpoznawania sygnałów akustycznych trójfazowego silnika indukcyjnego. Pomiary i badania zostały wykonane dla czterech stanów trójfazowego silnika indukcyjnego: silnika indukcyjnego bez uszkodzeń, silnika indukcyjnego z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika, silnika indukcyjnego z jednym uszkodzonym prętem klatki wirnika, silnika indukcyjnego z dwoma uszkodzonymi prętami klatki wirnika. Badania zostały przeprowadzone dla metod przetwarzania danych: gęstości widma mocy (LSF) i zmodyfikowanego klasyfikatora opartego na słowach. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego trójfazowego silnika indukcyjnego była równa 79,16–100%. Czterdziesty piąty wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych został przedstawiony. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru zmodyfikowanego klasyfikatora opartego na słowach (wybór parametru  $k$ ) dla badanego silnika indukcyjnego.

Wkład habilitanta: 50% – Habilitant wykonał pomiary i opracował wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych trójfazowego silnika indukcyjnego. Kolejno zaimplementował wybrane metody przetwarzania i przeprowadził badania zaproponowanego podejścia. Habilitant rozwiązał problem wyboru parametru zmodyfikowanego klasyfikatora opartego na słowach (wybór parametru  $k$ ) dla badanego silnika indukcyjnego. Opracował tekst i rysunki rozdziałów: "Proces rozpoznawania sygnału akustycznego silnika indukcyjnego", "Gęstość widma mocy", "Zmodyfikowany klasyfikator oparty na słowach", "Wyniki rozpoznawania sygnału akustycznego silnika indukcyjnego".

#### 4.5. Liczba prac, sumaryczny Impact Factor, liczba cytowań, indeks Hirsha

W tym podrozdziale pokazany został wykaz danych bibliometrycznych dla moich prac. W Tabeli 2 podane są informacje na temat liczby książek, publikacji w książkach, czasopismach i konferencjach, z podziałem na prace powstałe przed i po doktoracie.

Tabela 2. Liczba książek, publikacji w książkach, czasopismach i konferencjach.

lp.	Rodzaj pracy	Liczba prac
1	Książki (po doktoracie)	1
2	Rozdziały w książkach (po doktoracie)	0
3	Rozdziały w książkach (przed doktoratem)	3
4	Publikacje w czasopismach (po doktoracie)	39 (31 JCR, 32 WoS)
5	Publikacje w czasopismach (przed doktoratem)	33
6	Publikacje w recenzowanych konferencjach (po doktoracie)	4
7	Publikacje w recenzowanych konferencjach (przed doktoratem)	18
8	Publikacje JCR w wydawnictwach zagranicznych (przed doktoratem)	0
9	Publikacje JCR w wydawnictwach zagranicznych (po doktoracie)	18 (1 amerykański – USA 4 słowackie, 2 brytyjskie, 2 chorwackie, 4 holenderskie 1 egipski, 4 szwajcarskie)
Suma		98
Sumaryczny Impact Factor z wszystkich publikacji (2007–2019)		<b>46,754</b>
Sumaryczny Impact Factor z publikacji po doktoracie (2014–2019)		<b>44,814</b>
Sumaryczny Impact Factor z publikacji przed doktoratem (2007–2013)		<b>1,94</b>

W Tabeli 3 zawarłem podstawowe informacje o cytowaniach: liczba moich prac indeksowanych przez określoną bazę danych, liczba cytowań oraz indeks Hirscha. Dane zostały zebrane 28go stycznia 2019 roku (dla Web of Science, Scopus, Google Scholar). W bazie Web of Science posiadam identyfikator ResearcherID: N-6462-2013 (Author Identifiers: N-6462-2013), ORCID ID (<http://orcid.org/0000-0003-0546-7083>).

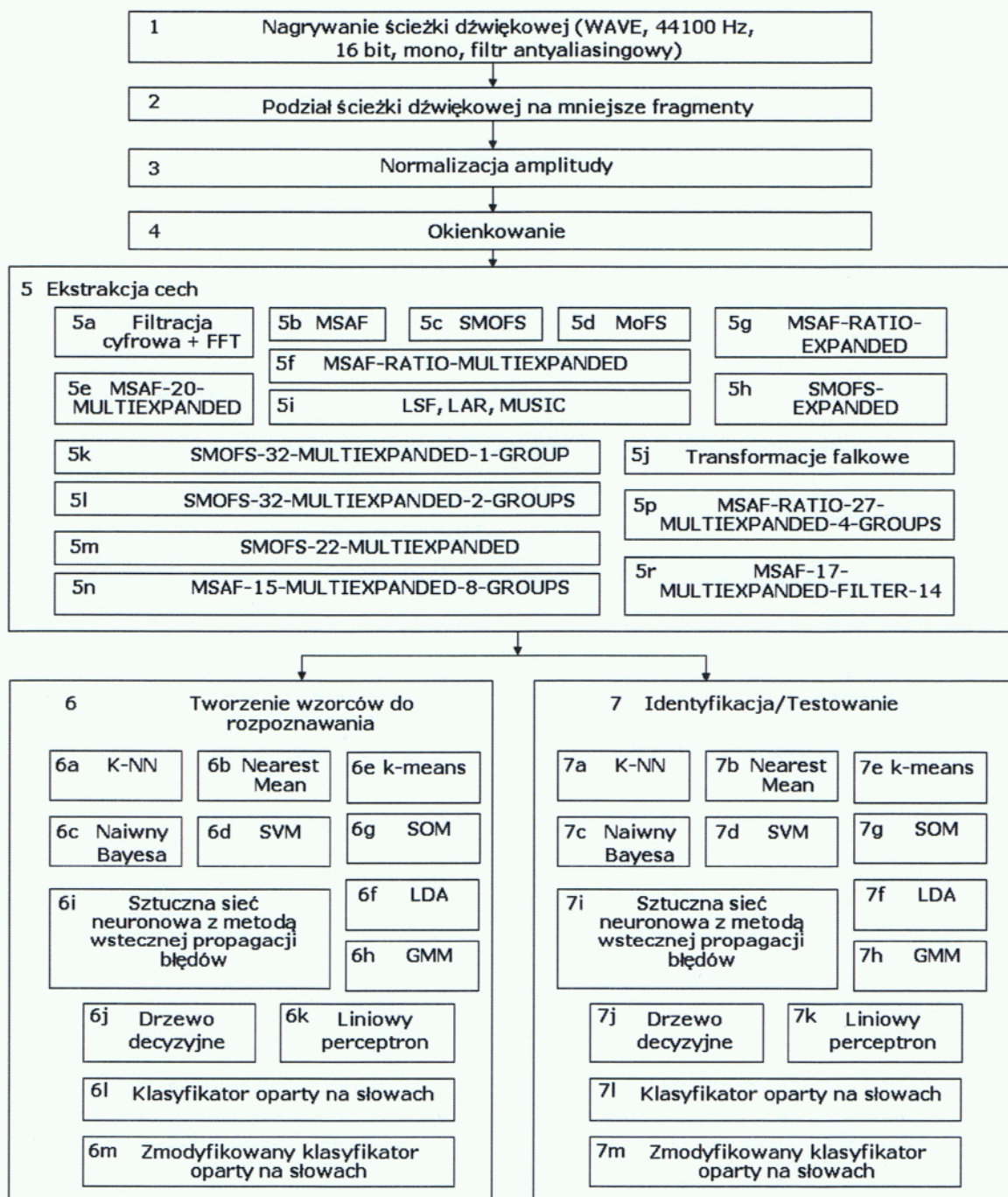
Tabela 3: Informacje o cytowaniach według baz danych Web of Science, Scopus, Google Scholar (2007–2019)

lp.	Statystyka	Web of Science	Scopus	Google Scholar
1	Liczba prac	49	56	80
2	Liczba cytowań	656	716	925
3	Liczba cytowań z pominięciem samocytowań	525	580	
4	Indeks Hirsha	17	17	20

Posiadam cytowania naukowców z 44 krajów: Algeria, Arabia Saudyjska, Argentyna, Austria, Australia, Bułgaria, Ekwador, Hiszpania, Polska, Portugalia, Stany Zjednoczone, Chiny, Ukraina, Czechy, Słowacja, Indie, Indonezja, Turcja, Rumunia, Chorwacja, Iran, Palestyna, Singapur, Rosja, Wielka Brytania, Meksyk, Maroko, Norwegia, Włochy, Finlandia, Malezja, Dania, Tajlandia, Szwecja, Kanada, Francja, Południowa Afryka, Tajwan, Pakistan, Korea Południowa, Holandia, Brazylia, Nigeria, Kuwejt (cytowania sprawdzone z bazą Google Scholar, Scopus i Web of Science).

## 5. Wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących

Wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych składał się z metod przetwarzania danych. Każdy wariant korzystał z co najmniej jednej metody w każdym z kroków przetwarzania sygnału (Rys. 3).



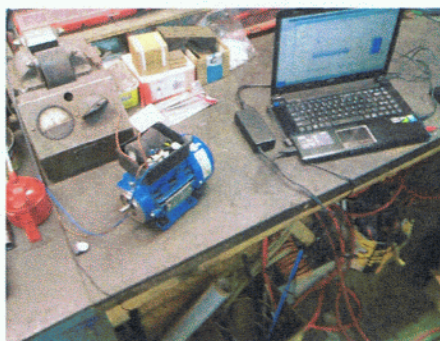
Rys. 3. Plan badań sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących

Habilitant stosował następujące kroki: nagrywanie ścieżki dźwiękowej, podział ścieżki dźwiękowej na mniejsze fragmenty, normalizacja amplitudy, okienkowanie, ekstrakcja cech, klasyfikacja (tworzenie wzorców do rozpoznawania, testowanie). Zbudowanie ulepszonego stanowiska diagnostycznego zależało od przyjętego planu badania sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących. Habilitant przedstawił plan badania na rysunku 3. Każdy wariantowy

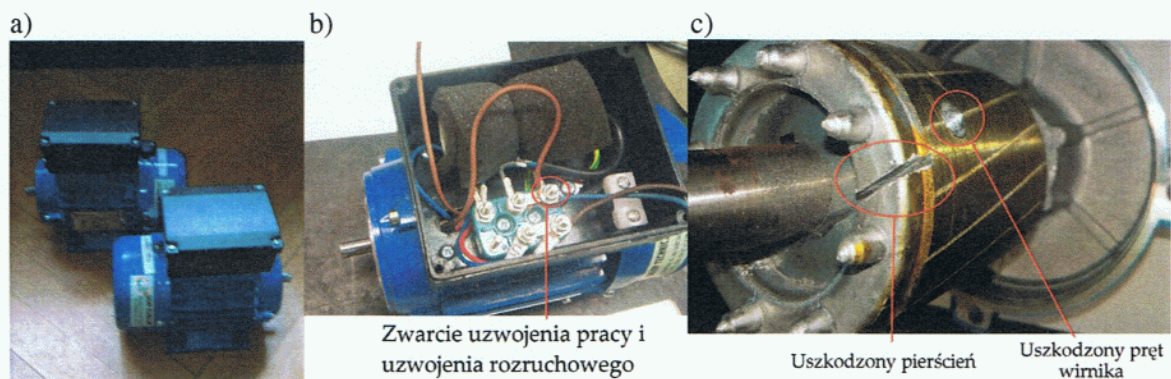
wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących oparty był na tym planie. W kroku pierwszym rejestrowany był sygnał akustyczny. Pomiar sygnałów akustycznych zostały wykonane z zastosowaniem: mikrofonu ZALMAN ZM-MIC1, mikrofonu OLYMPUS TP-7, mikrofonu HAMA 00057152, dyktafonu cyfrowego OLYMPUS WS 200S, komputera MSI GE40 – karty dźwiękowej Sound Blaster Cinema, smartfona. Następnie sygnał ten był filtrowany filtrem antyaliasingowym. Przefiltrowany sygnał zapisywany był na komputerze jako dane cyfrowe (ścieżka dźwiękowa). W drugim kroku otrzymane dane (ścieżka dźwiękowa) dzielone były na próbki dźwięku. Kolejnym krokiem była normalizacja amplitudy każdej otrzymanej próbki dźwięku. W kroku czwartym wykonywane było okienkowanie. W kroku piątym wykonywana była ekstrakcja cech. Ekstrakcja cech wyróżniała charakterystyczne cechy sygnału akustycznego.

W badaniach habilitant opracował, zaimplementował i przebadął metody ekstrakcji cech sygnałów akustycznych silników elektrycznych: SMOFS-10 (Shortened method of frequencies selection), SMOFS-20-EXPANDED (Shortened method of frequencies selection-20-Expanded), SMOFS-25-EXPANDED, MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED (Method of selection of amplitudes of frequency - ratio 30% of maximum of amplitude Multiexpanded), MSAF-RATIO30-EXPANDED, MSAF-20-MULTIEXPANDED, SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS (Shortened Method of Frequencies Selection Multiexpanded 2 Groups), SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP, SMOFS-22-MULTIEXPANDED, MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded 8 Groups), MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS, MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 (Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded Filter) – (proszę zobaczyć podrozdziały 4.2, 4.3, 4.4, 5.1–5.10). Metody ekstrakcji cech MoFS i SMOFS używały 1 zbioru uczącego do analizy sygnału akustycznego. Natomiast metody SMOFS-20-EXPANDED, SMOFS-25-EXPANDED, MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED, MSAF-RATIO30-EXPANDED, MSAF-20-MULTIEXPANDED, SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS, SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP, SMOFS-22-MULTIEXPANDED, MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS, MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS, MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 używały wielu zbiorów uczących do analizy sygnałów akustycznych. Badanie wielu zbiorów uczących jest ważne, ponieważ wybierane są lepsze cechy sygnałów akustycznych. Zabieg taki powoduje, że w procesie klasyfikacji otrzymuje się bardziej wiarygodne wyniki rozpoznawania. Ponadto przebadano działanie metod ekstrakcji cech: MSAF-5 (Method of selection of amplitudes of frequencies), MSAF10, MoFS (Method of frequency selection), gęstości widma mocy (Line Spectral Frequencies), współczynników LAR (Log area ratio), MUSIC (Multiple signal classification), RMS (Root Mean Square) i wybrane transformacje falkowe (Daubechies, Symlet, Coiflet).

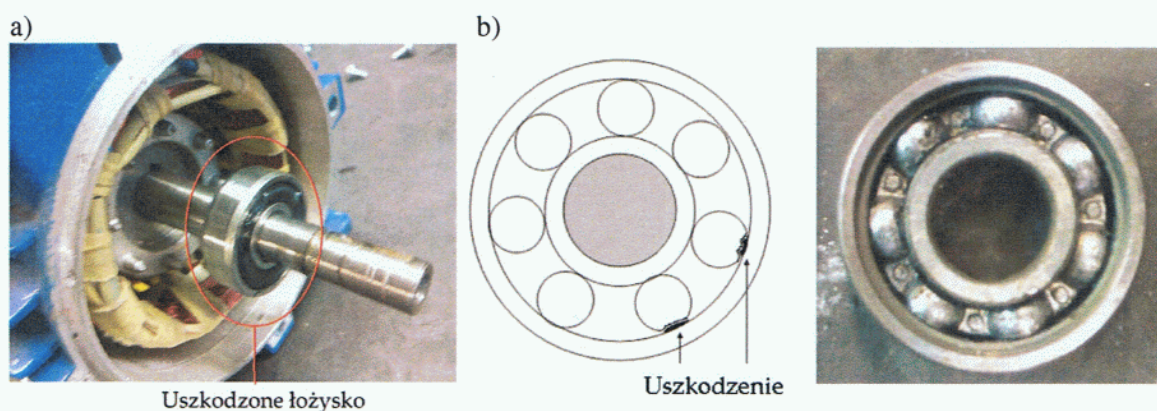
W szóstym kroku wykonywana była klasyfikacja wektorów cech. W przedstawionych badaniach habilitant opracował, zaimplementował i przebadął metodę klasyfikacji: zmodyfikowany klasyfikator oparty na słowach. Ponadto przebadano działanie klasyfikatorów: klasyfikator oparty na słowach, SVM (Support Vector Machine), SOM (Self Organizing Map), LDA (Linear Discriminant Analysis), k-najbliższych sąsiadów, naiwny klasyfikator Bayesa, Nearest Mean, k-means, liniowego perceptronu, drzewa decyzyjnego, sieci neuronowej z metodą wstecznej propagacji błędów, GMM (Gaussian Mixture Models). Wariantowy wybór metod rozpoznawania sygnałów akustycznych został zastosowany w ulepszonym stanowisku do badania sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących (Rys. 4–26).



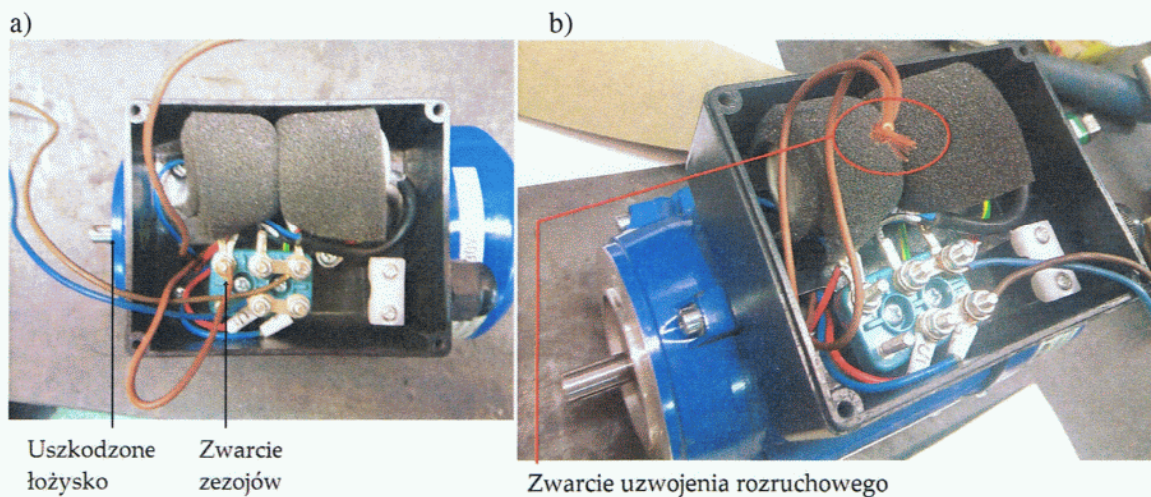
Rys. 4. Badany jednofazowy silnik indukcyjny i ulepszone stanowisko do badania sygnałów akustycznych silników elektrycznych wirujących (komputer, mikrofon, oprogramowanie)



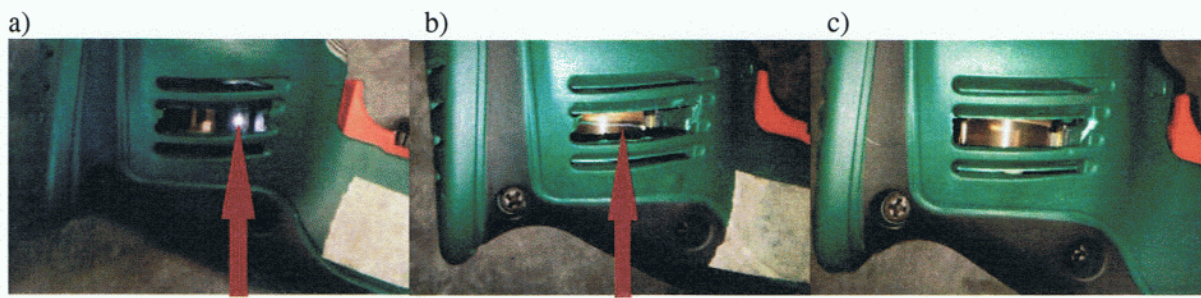
Rys. 5. a) Jednofazowy silnik indukcyjny bez uszkodzeń, b) Jednofazowy silnik indukcyjny z zwarcie uzwojenia pracy i uzwojenia rozruchowego, c) Jednofazowy silnik indukcyjny z uszkodzonym prętem i pierścieniem klatki wirnika



Rys. 6. a) Jednofazowy silnik indukcyjny z uszkodzonym łożyskiem b) Uszkodzone łożysko jednofazowego silnika indukcyjnego



Rys. 7. a) Jednofazowy silnik indukcyjny z uszkodzonym łożyskiem i z zwarcie uzwojenia rozruchowego, b) Jednofazowy silnik indukcyjny z zwarcie uzwojenia rozruchowego

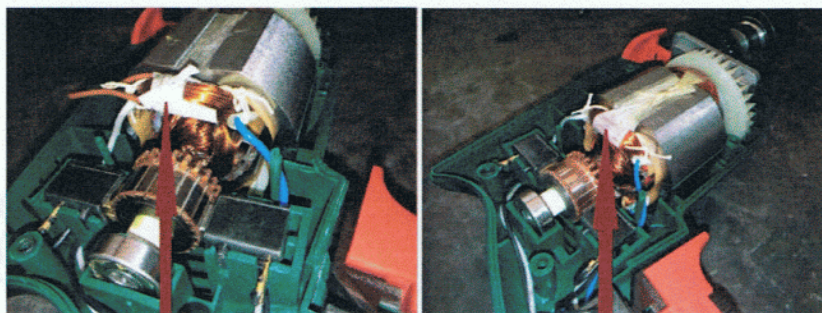


Zwarcie  
zezwójów stojana

Przerwa w  
obwodzie wirnika

Silnik  
bez uszkodzeń

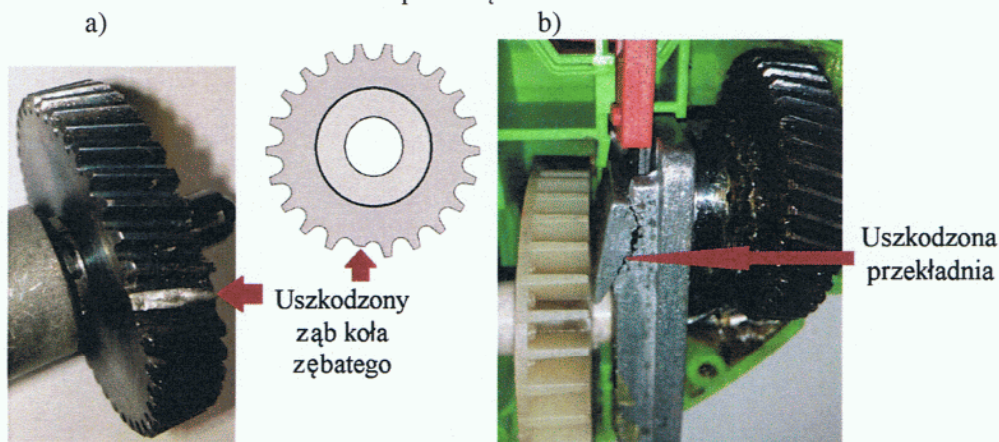
Rys. 8. a) Silnik komutatorowy wiertarki z zwarcie zezwojów stojana, b) Silnik komutatorowy wiertarki z przerwą w obwodzie wirnika, c) Silnik komutatorowy wiertarki bez uszkodzeń



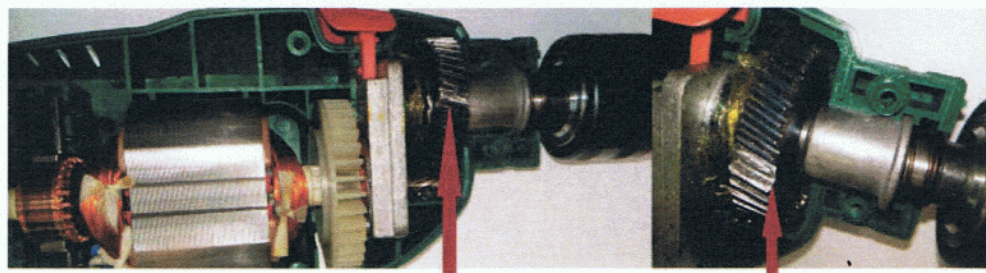
Zwarcie  
zezwójów stojana

Przerwa w  
obwodzie wirnika

Rys. 9. a) Silnik komutatorowy wiertarki z zwarcie zezwojów stojana, b) Silnik komutatorowy wiertarki z przerwą w obwodzie wirnika

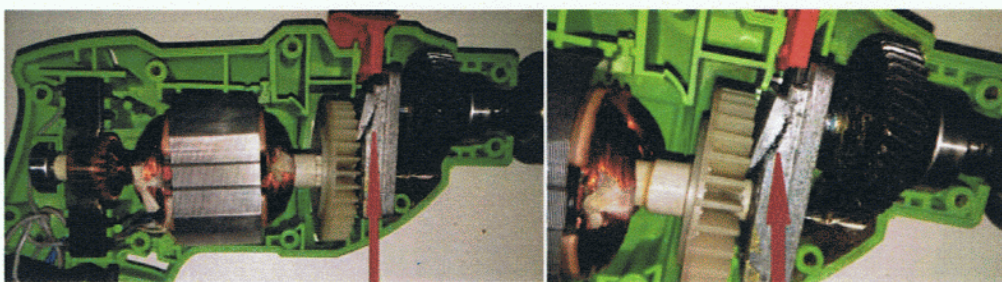


Rys. 10. a) Uszkodzony ząb koła zębatego wiertarki, b) Uszkodzona przekładnia wiertarki



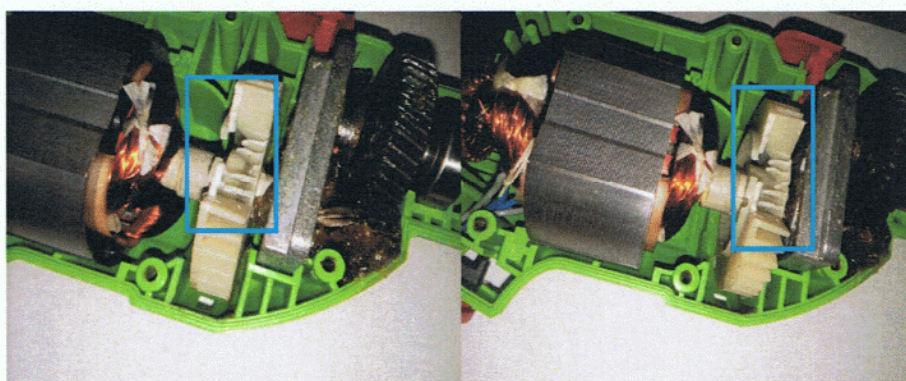
Uszkodzony ząb koła zębatego

Rys. 11. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzonym zębem koła zębatego

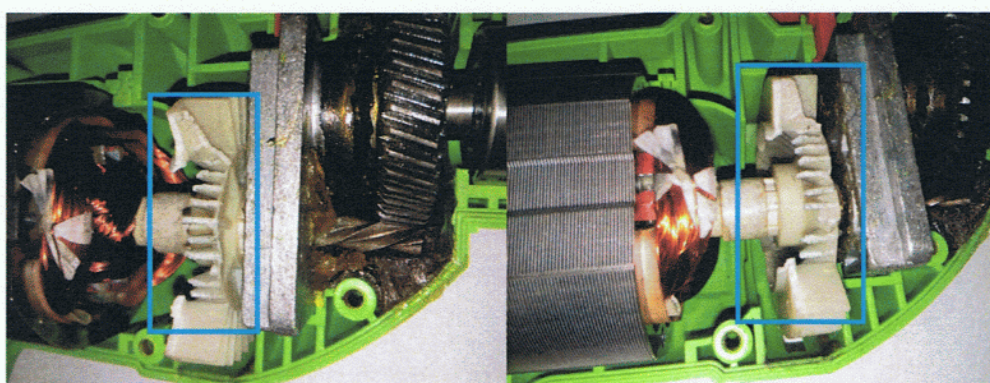


### Uszkodzona przekładnia

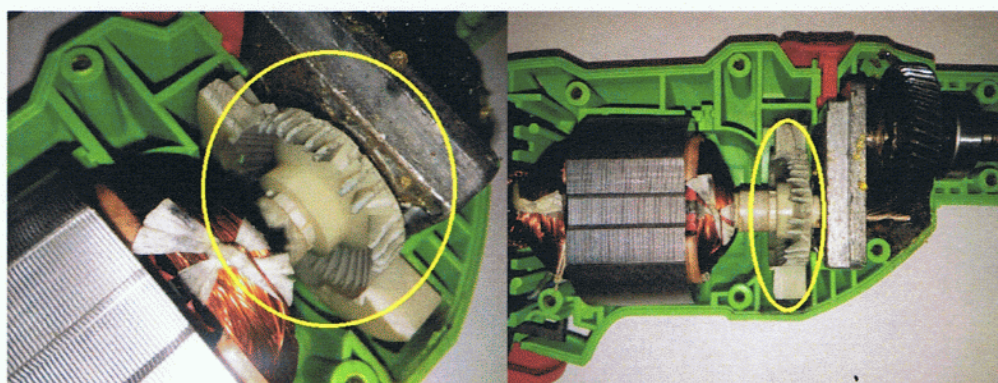
Rys. 12. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzoną przekładnią



Rys. 13. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzonym wentylatorem (5 uszkodzonych łopatek wirnika)

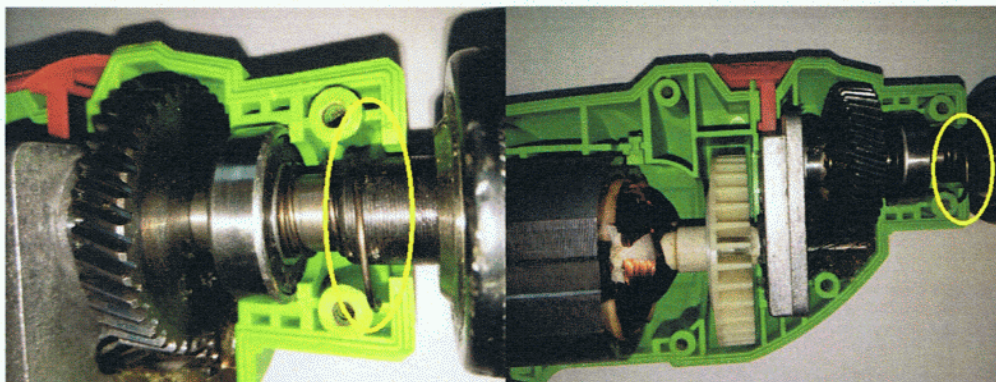


Rys. 14. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzonym wentylatorem (10 uszkodzonych łopatek wirnika)

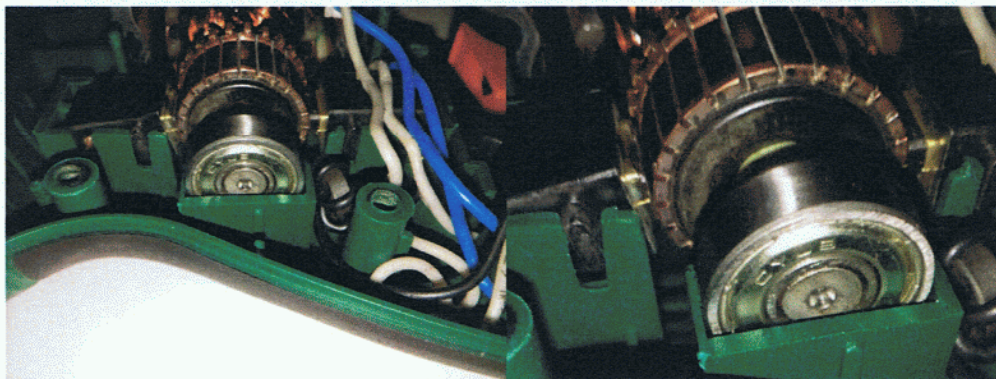


Rys. 15. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzonym wentylatorem (15 uszkodzonych łopatek wirnika)

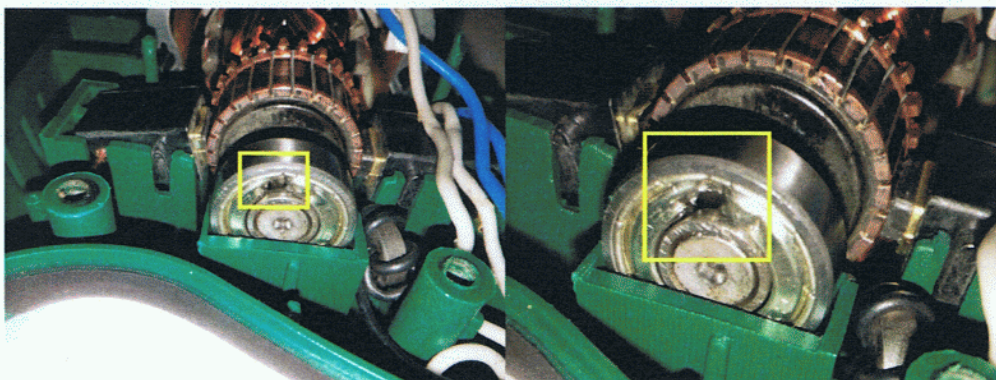




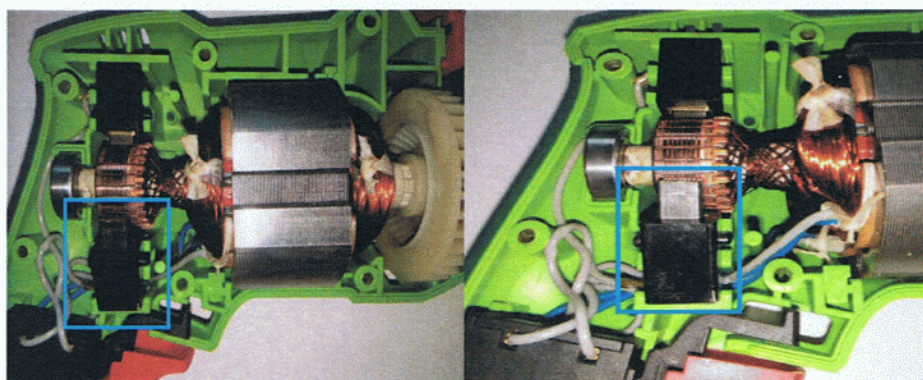
Rys. 16. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzoną sprężyną



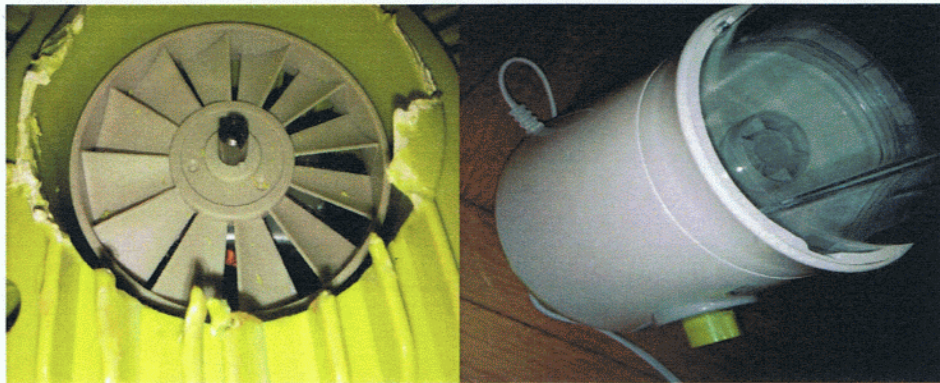
Rys. 17. Silnik komutatorowy wiertarki z nieuszkodzonym tylnym łożyskiem kulkowym



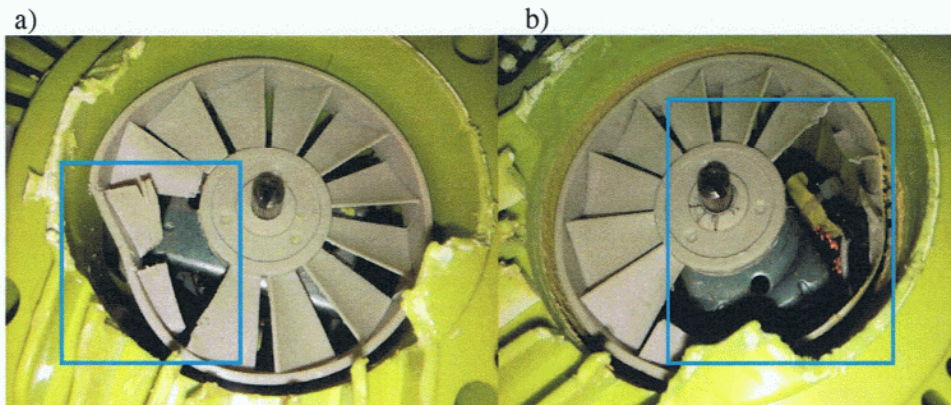
Rys. 18. Silnik komutatorowy wiertarki z uszkodzonym tylnym łożyskiem kulkowym



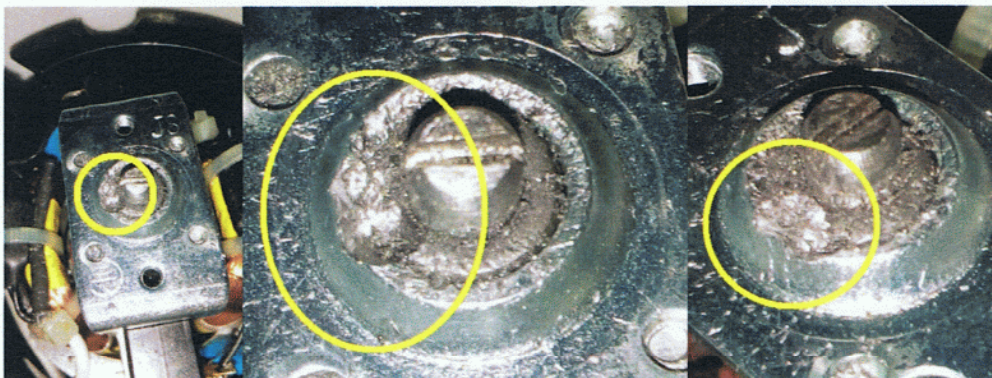
Rys. 19. Silnik komutatorowy wiertarki z przesuniętą szczotką



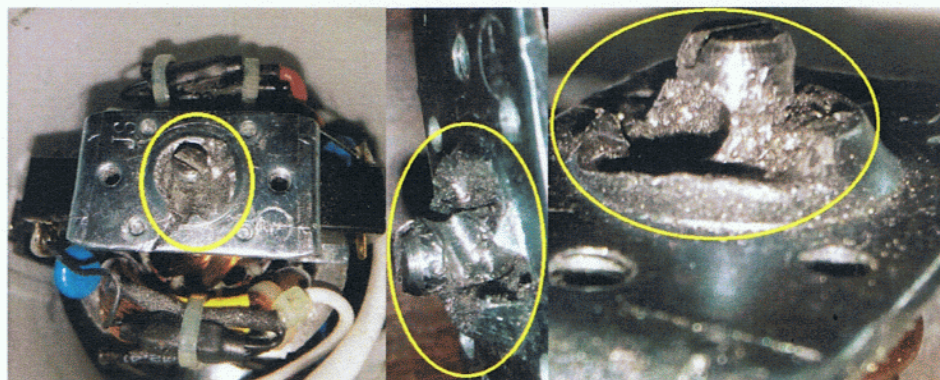
Rys. 20. Nieuszkodzony silnik komutatorowy blendera



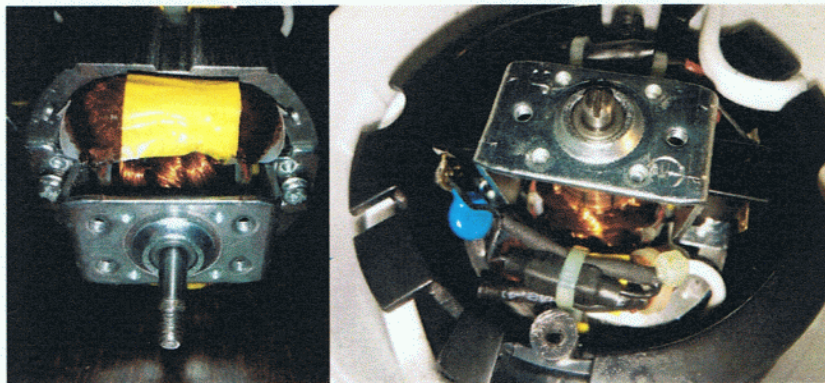
Rys. 21. a) Silnik komutatorowy blendera z uszkodzonym wentylatorem (2 uszkodzone łopatki wirnika) b) Silnik komutatorowy blendera z uszkodzonym wentylatorem (5 uszkodzonych łopatek wirnika)



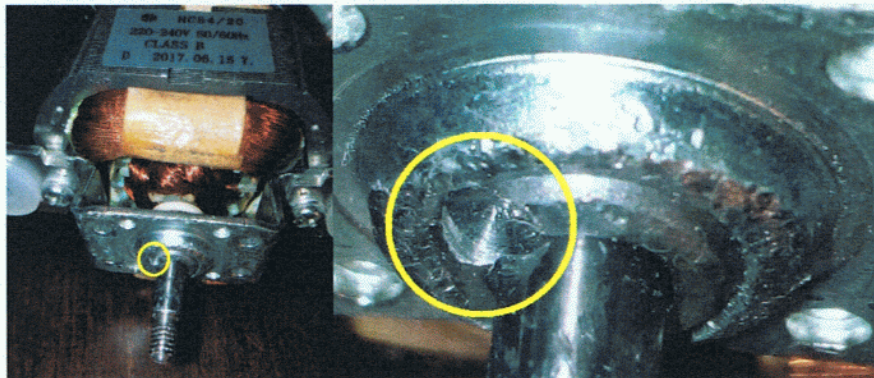
Rys. 22. Silnik komutatorowy młynka do kawy Metrox ME-1497 z uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym



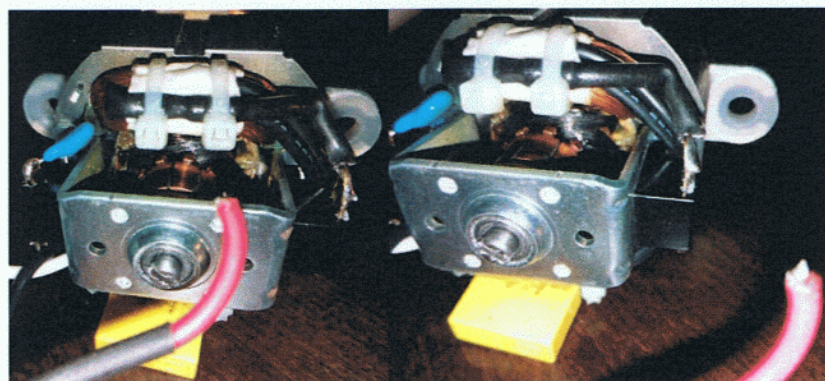
Rys. 23. Silnik komutatorowy młynka do kawy Metrox ME-1497 z uszkodzonym wałem i uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym



Rys. 24. Silnik komutatorowy młynka do kawy Metrox ME-1497 wyłączony



Rys. 25. Silnik komutatorowy młynka do kawy Sencor SCG 1050WH z lekko uszkodzonym tylnym łożyskiem ślizgowym



Rys. 26. Silnik komutatorowy młynka do kawy Sencor SCG 1050WH wyłączony

## 5.1. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych SMOFS

Skrócona metoda wyboru częstotliwości (SMoFS, Shortened method of frequencies selection) była oparta na różnicach widm częstotliwości. Metoda ta miała następujące kroki:

- 1) Oblicz różnice widm częstotliwości dwóch stanów silnika  $\|F_1|-|F_2\|$ , gdzie  $|F_1|$  – jest widmem częstotliwości sygnału akustycznego pierwszego stanu silnika,  $|F_2|$  – jest widmem częstotliwości sygnału akustycznego drugiego stanu silnika.
- 2) Wybierz składowe częstotliwości, które spełniają kryterium:

$$\|F_1|-|F_2\|>t, \quad (1)$$

gdzie  $t$  – próg wyboru amplitud składowych częstotliwości,  $\|F_1|-|F_2\|$  – różnica widm częstotliwości dla dwóch różnych stanów silnika.

Parametr  $t$  powinien być wybrany właściwie. Ten parametr zależał od liczby badanych stanów i liczby wybranych składowych częstotliwości. Zbyt mała liczba badanych składowych częstotliwości może powodować błędy. Różnice między wybranymi składowymi częstotliwościami mogą mieć różne wartości (na przykład pierwsza różnica może zawierać wybrane składowe częstotliwości 100, 200, 300 Hz; druga różnica może zawierać wybrane składowe częstotliwości 150, 200, 250 Hz; trzecia różnica może zawierać wybrane składowe częstotliwości 150, 225, 275 Hz; w takim przypadku różnice 1 i 3 nie mają wspólnych składowych częstotliwości). Z tego powodu, parametr  $t$  jest wybrany stosownie do wzorów 2 i 3. Jeśli liczba składowych częstotliwości (zmienna  $s$ ,  $s=10$ , dla SMOFS-10) jest większa niż 10, metoda wykonuje w pętli obliczenia (wzór 3). Jeśli liczba składowych częstotliwości (zmienna  $s$ ) jest mniejsza lub równa 10 to kończy obliczenia.

$$t = \frac{\sum_{s=1}^s \|F_1|-|F_2\|}{s}, \quad (2)$$

$$s \leq 10, \quad (3)$$

gdzie  $t$  – próg wyboru amplitud składowych częstotliwości (zależy od zmiennej  $s$  i badanego sygnału akustycznego, wartość  $t$  jest wybierana przez metodę SMOFS-10),  $s$  – liczba naturalna, liczba wybranych składowych częstotliwości (początkowo  $s=16384$ , 16384 jest liczbą wszystkich składowych częstotliwości po użyciu metody FFT). Amplitudy wybranych składowych częstotliwości sygnałów akustycznych silnika są używane do tworzenia wektorów cech. Metoda SMOFS-10 oblicza wektor cech z 1–10 cechami, gdzie cecha jest amplitudą składowej częstotliwości. Wektor cech może mieć na przykład 2 cechy lub 8, zależnie od badanych sygnałów i parametru  $s$  (dla SMOFS-10  $s=10$ ).

- 3) Wybierz amplitudy wspólnych składowych częstotliwości i stwórz wektor cech.

## 5.2. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych SMOFS-EXPANDED

Skrócona metoda wyboru częstotliwości - rozszerzona (SMoFS-EXPANDED) była oparta na różnicach widm częstotliwości. Metoda miała następujące kroki:

- 1) Oblicz widma częstotliwości sygnałów akustycznych (przykładowo rozważmy 4 stany silnika elektrycznego). Następujące widma sygnałów akustycznych silnika elektrycznego są określone przez wektory  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_{16384}]$  - stan A,  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16384}]$  - stan B,  $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{16384}]$  - stan C,  $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_{16384}]$  - stan D.
- 2) Oblicz różnice między widmami częstotliwości sygnałów akustycznych stanów silnika elektrycznego:  $\mathbf{a-b}$ ,  $\mathbf{a-c}$ ,  $\mathbf{a-d}$ ,  $\mathbf{b-c}$ ,  $\mathbf{b-d}$ ,  $\mathbf{c-d}$ .
- 3) Oblicz bezwzględne wartości różnic pomiędzy widmami częstotliwości sygnałów akustycznych stanów silnika elektrycznego:  $|\mathbf{a-b}|$ ,  $|\mathbf{a-c}|$ ,  $|\mathbf{a-d}|$ ,  $|\mathbf{b-c}|$ ,  $|\mathbf{b-d}|$ ,  $|\mathbf{c-d}|$ .
- 4) Wybierz składowe częstotliwości, które spełniają następujące kryterium:

$$\|AFS_1\| - \|AFS_2\| > TOS, \quad (4)$$

gdzie  $TOS$  - próg wyboru amplitud składowych częstotliwości (wzór 4),  $\|AFS_1\| - \|AFS_2\|$  - różnica widm częstotliwości dla sygnałów akustycznych stanów 1 i 2 silnika,  $AFS_1$  - widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu 1 silnika,  $AFS_2$  - widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu 2 silnika.

- 5)  $TOS$  jest obliczony stosownie do następujących wzorów (5) i (6):

$$TOS = \frac{\sum_{NF=1}^{NF} \|AFS_1\| - \|AFS_2\|}{NF}, \quad (5)$$

$$NF \leq 25, \quad (6)$$

- 6) Jeśli parametr  $NF$  jest większy niż 25 (25 dla SMOFS-25-EXPANDED), SMOFS-25-EXPANDED wykonuje w pętli obliczenia (wzór 5). Jeśli  $NF$  jest mniejszy lub równy 25 to kończy obliczenia.  $NF$  - liczba składowych częstotliwości (początkowo  $NF = 16384$ , ponieważ metoda FFT oblicza 16384 składowych częstotliwości dla okna o długości 32768). SMOFS-25-EXPANDED oblicza wektory cech 1-25 cech. Liczba cech zależy od liczby analizowanych stanów, typu uszkodzenia i zewnętrznych szumów. Istnieje możliwość aby różnice między amplitudami składowych częstotliwości dwóch stanów miały różne wartości. Na przykład SMOFS-25-EXPANDED wybrał składowe częstotliwości 110, 220, 330, 440, 550 Hz dla stanów A i B. SMOFS-25-EXPANDED wybrał składowe częstotliwości 110, 230, 340, 450, 560 Hz dla stanów A i C. SMOFS-25-EXPANDED wybrał składowe częstotliwości 120, 220, 340, 460, 570 Hz dla stanów B i C. Można zauważyć, że żadna składowa częstotliwości nie jest dobra dla rozpoznawania stanów A, B, C ponieważ wybrana składowa częstotliwości powinna być wspólna dla A i B, A i C, B i C. Składowe częstotliwości 110, 220, 340 Hz są najlepsze do rozpoznawania w tym przypadku. Proponowana metoda powinna podjąć decyzję o wyborze składowych częstotliwości. W tym celu parametr  $TE$  został wprowadzony.
- 7) Wybierz parametr  $TE = (\text{liczba wymaganych wspólnych składowych częstotliwości}) / (\text{liczba wszystkich różnic})$ . Ten parametr określa jak wiele wspólnych składowych częstotliwości jest wybranych. Na przykład, kiedy  $TE$  jest równy 0,665, wówczas 2 z 3 składowych częstotliwości są wymagane ( $(2/3) > 0,665$ ), aby podjąć decyzję o wspólnych składowych częstotliwościach (zobacz przykład powyżej). W wymienionym przykładzie 110, 220, 340 Hz są wybrane dla  $TE = 0,665$ . Jeśli parametr  $TE$  jest równy 0,668 ( $(2/3) < 0,668$ ), żadna składowa częstotliwości nie będzie wybrana.
- 8) Wybierz amplitudy wspólnych składowych częstotliwości zbiorów uczących i stwórz wektor cech.

### 5.3. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-MULTIEXPANDED

Metoda wyboru amplitud częstotliwości – wielorozszerzona (MSAF-MULTIEXPANDED) była oparta na przetwarzaniu widm FFT sygnałów akustycznych silnika elektrycznego. Metoda potrafi właściwie uzyskać charakterystyczne cechy z sygnałów akustycznych. Metoda analizuje różnice pomiędzy widmami częstotliwości stanów silnika elektrycznego.

Kroki metody MSAF-MULTIEXPANDED były następujące:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego silnika elektrycznego (na przykład dla 4 próbek uczących stanu  $S1$ , 4 próbek uczących stanu  $S2$ , 4 próbek uczących stanu  $S3$ ). Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu  $S1$  silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu  $S2$  silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu  $S3$  silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{16384}]$ .
- 2) Oblicz wartości różnic pomiędzy stanami silnika elektrycznego:  $\mathbf{a} - \mathbf{b}$ ,  $\mathbf{a} - \mathbf{c}$ ,  $\mathbf{b} - \mathbf{c}$ .
- 3) Oblicz bezwzględne wartości otrzymanych różnic  $|\mathbf{a} - \mathbf{b}|$ ,  $|\mathbf{a} - \mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{b} - \mathbf{c}|$ .
- 4) Wybierz 20 maksymalnych amplitud składowych częstotliwości (MSAF-20-MULTIEXPANDED) dla każdej różnicy pomiędzy stanami silnika elektrycznego, na przykład  $\max_1(|\mathbf{a} - \mathbf{b}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{a} - \mathbf{b}|)$ , ...,  $\max_{20}(|\mathbf{a} - \mathbf{b}|)$ .
- 5) Ustaw parametr  $CF-MULTI$ . Parametr  $CF-MULTI$  został wyrażony jako:

$$CF-MULTI = (\text{liczba wymaganych wspólnych częstotliwości badanych zbiorów uczących}) / (\text{liczba wszystkich częstotliwości badanych zbiorów uczących}), \quad (7)$$

- 6) Parametr  $CF-MULTI$  był używany dla wyboru wspólnych składowych częstotliwości. Na przykład dane były 4 zbiory uczące każdy z nich miał 1 próbkę uczącą stanu  $S1$ , 1 próbkę uczącą stanu  $S2$ , 1 próbkę uczącą stanu  $S3$  (4 zbiory uczące to 12 próbek uczących). 12 różnic widm częstotliwości zostało obliczonych, 3 dla każdego zbioru uczącego. Parametr  $CF-MULTI$  był równy 0,65 i  $0,65 < 8/12 = 0,6666$ , wówczas 8 z 12 częstotliwości było wymaganych, aby analizować tę częstotliwość w dalszym przetwarzaniu (liczba wystąpień częstotliwości 9, 10, 11, 12 > 8 były również dobre). Kiedy parametr  $CF-MULTI$  był równy 0,65, potrzebowaliśmy 8 z 12 takich samych wystąpień częstotliwości. Co by się stało dla innych parametrów  $CF-MULTI$ ? Na przykład parametr  $CF-MULTI$  był równy 0,82, wówczas 10 częstotliwości było wymaganych, ponieważ  $0,82 < 10/12 = 0,83333$ . Kiedy parametr  $CF-MULTI$  był równy 0,57 wówczas 7 częstotliwości było wymaganych, ponieważ  $0,57 < 7/12 = 0,58333$ .
- 7) Stwórz wektor cech.

#### 5.4. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-RATIO-EXPANDED

Proponowana metoda wyboru amplitud częstotliwości – współczynnik 30% maksymalnej amplitudy – rozszerzona (MSAF-RATIO30-EXPANDED) była oparta na różnicach widm częstotliwości. Metoda ta miała następujące kroki:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego dla każdego stanu silnika elektrycznego (na przykład stan A, stan B, stan C, stan D). Obliczone widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu A silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu B silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu C silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu D silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_{16384}]$ .
- 2) Oblicz wartości bezwzględne różnic pomiędzy stanami silnika elektrycznego:  $|\mathbf{a}-\mathbf{b}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{c}-\mathbf{d}|$ .
- 3) Oblicz współczynnik  $R$  dla każdej składowej częstotliwości. Współczynnik został określony jako:

$$R=(100\%)X_y/X_{\max}, \quad (8)$$

gdzie  $X_y$  – amplituda składowej częstotliwości z indeksem  $y$ ,  $X_{\max}$  – maksymalna amplituda składowej częstotliwości w próbce,  $R = 30\%$  dla MSAF-RATIO30-EXPANDED,  $X_y$ ,  $X_{\max}$  były oparte na różnicach pomiędzy widmami częstotliwości próbek uczących.

- 4) Wybierz amplitudy składowych częstotliwości, które mają współczynnik  $R$  większy niż  $(30\%)X_{\max}$ . Czasem obliczone różnice  $|\mathbf{a}-\mathbf{b}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{c}-\mathbf{d}|$  mogą mieć maksymalne wartości na różnych częstotliwościach. W takim przypadku wybór właściwych częstotliwości może być trudny. Przedyskutujmy przykład metody MSAF-RATIO30-EXPANDED. Przykładowo następujące składowe częstotliwości są wybrane 80, 120, 160, 200, 240, 280 Hz dla  $|\mathbf{a}-\mathbf{b}|$ ; 80, 130, 170, 210, 250, 290 Hz dla  $|\mathbf{a}-\mathbf{c}|$ ; 80, 160, 180, 190, 210 Hz dla  $|\mathbf{a}-\mathbf{d}|$ , 80, 160, 240, 320 Hz dla  $|\mathbf{b}-\mathbf{c}|$ , 80, 110, 160, 220, 310 Hz dla  $|\mathbf{b}-\mathbf{d}|$ , 160, 210, 230, 340 Hz dla  $|\mathbf{c}-\mathbf{d}|$ . Można zauważyć, że składowe częstotliwości 80 Hz i 160 Hz są najlepsze (pojawiają się 5 razy). Z tego powodu parametr  $CF$  został wprowadzony. Ten parametr rozszerzał metodę MSAF-RATIO30.
- 5) Ustaw parametr  $CF$ . Ten parametr został zdefiniowany jako:

$$CF=(\text{liczba wymaganych wspólnych częstotliwości})/(\text{liczba różnic}), \quad (9)$$

Parametr  $CF$  był odpowiedzialny za wspólne składowe częstotliwości. W przykładzie powyżej parametr  $CF$  był równy 0,83, następnie 5 z 6 składowych częstotliwości było wymaganych ( $(5/6)>0,83$ ), aby podjąć decyzję o wyborze wspólnych częstotliwości. Następnie składowe częstotliwości 80 Hz i 160 Hz zostały wybrane. W przypadku 1 z 6 ( $(1/6)>0,16$ ), parametr  $CF$  był równy 0,16. Tym wyższa wartość parametru  $CF$  tym lepiej dla analizy.

- 6) Wybierz amplitudy wspólnych składowych częstotliwości zbiorów uczących i stwórz wektor cech.

## 5.5. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-RATIO-MULTIEXPANDED

Proponowana metoda wyboru amplitud częstotliwości – współczynnik 30% maksymalnej amplitudy – wielorozszerzona MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED (Method of Selection of Amplitudes of Frequency - Ratio 30% of maximum of amplitude Multiexpanded) była oparta na różnicach widm częstotliwości. Kroki metody MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED zostały opisane w następujący sposób:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego dla każdego stanu silnika elektrycznego (rozważając 3 stany silnika elektrycznego, na przykład 5 próbek uczących stanu A, 5 próbek uczących stanu B, 5 próbek uczących stanu C). Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu A silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu B silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu C silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{16384}]$ .
- 2) Oblicz wartości bezwzględne różnic pomiędzy stanami silnika elektrycznego:  $|\mathbf{a}-\mathbf{b}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{c}|$ ,
- 3) Oblicz współczynnik  $R$  dla każdej badanej próbki dźwięku. Współczynnik został zdefiniowany przez wzór (10):

$$R=(100\%)F_i/F_{\max}, \quad (10)$$

gdzie  $F_i, F_{\max}$  były oparte na różnicach pomiędzy widmami częstotliwości próbek uczących,  $F_i$  – amplituda składowej częstotliwości z indeksem  $i, i=1, \dots, 16384$ ,  $F_{\max}$  – maksymalna amplituda w widmie częstotliwości,  $R = 30\%$  dla MSAF-RATIO30-MULTIEXPANDED.

- 4) Wybierz amplitudy składowych częstotliwości dla współczynnika  $R$  większego niż  $(30\%)F_{\max}$ .
- 5) Ustaw parametr  $CF-MULTI$ . Parametr  $CF-MULTI$  został zdefiniowany jako

$$CF-MULTI = (\text{liczba wymaganych wspólnych częstotliwości badanych zbiorów uczących}) / (\text{liczba wszystkich częstotliwości badanych zbiorów uczących}), \quad (11)$$

Parametr ten był odpowiedzialny za wspólne składowe częstotliwości. Na przykład, 5 zbiorów uczących było rozważanych (15 próbek dźwięku) każdy z nich miał 1 próbkę uczącą stanu A, 1 próbkę uczącą stanu B, 1 próbkę uczącą stanu C. Obliczono 15 różnic widm częstotliwości, 3 dla każdego zbioru uczącego. Parametr  $CF-MULTI$  był równy 0,64 i  $0,64 < 10/15 = 0,6666$ , wówczas 10 z 15 częstotliwości było wymaganych, aby podjąć decyzję o wyborze wspólnych składowych częstotliwości. Potrzebujemy 10 wystąpień takich samych częstotliwości aby mieć pewność, że ta częstotliwość była dobra dla procesu rozpoznawania (kiedy  $CF-MULTI$  był równy 0,64). Kiedy parametr  $CF-MULTI$  był równy 0,99, i  $0,99 < 15/15 = 1$ , wówczas 15 z 15 częstotliwości było wymaganych, aby podjąć decyzję o wyborze wspólnych składowych częstotliwości.

- 6) Stwórz wektor cech.



## 5.6. Proponowane metody ekstrakcji cech sygnałów akustycznych SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS, SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP

Proponowane metody SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS i SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP miały następujące kroki przetwarzania:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego dla każdego stanu silnika elektrycznego (na przykład dla 4 stanów silnika elektrycznego A, B, C, D). Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu A silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu B silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu C silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu D silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_{16384}]$ .
- 2) Oblicz wartości bezwzględne różnic pomiędzy stanami silnika elektrycznego:  $|\mathbf{a}-\mathbf{b}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{c}-\mathbf{d}|$ .
- 3) Oblicz wybrane składowe częstotliwości używając wzoru (12). Obliczone składowe częstotliwości są większe niż próg  $Th_n$ . Ponadto liczba iteracji zależy od sygnałów akustycznych i parametru  $NFC_n$  (14).

$$\|FSAS_x|-|FSAS_y|\|>Th_n, \quad (12)$$

gdzie  $Th_n$  – próg wyboru po  $n$  iteracjach,  $\|FSAS_x|-|FSAS_y|\|$  – różnica pomiędzy widmem częstotliwości sygnału akustycznego stanu A silnika i widmem częstotliwości sygnału akustycznego stanu B silnika,  $FSAS_x$  – widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu A silnika,  $FSAS_y$  – widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu B silnika.

- 4) Oblicz próg  $Th_n$  dla każdej iteracji (liczba iteracji  $n$ ). Obliczony próg  $Th_n$  jest określony jako (13):

$$Th_n = \frac{\sum_{NFC_n=1}^{NFC_n} \|FSAS_x|-|FSAS_y|\|}{NFC_n}, \quad (13)$$

$$NFC_n \leq 32, \quad (14)$$

gdzie  $NFC_n$  jest liczbą składowych częstotliwości po  $n$  iteracjach (początkowo  $NFC_0=16384$ , FFT oblicza 16384 składowych częstotliwości dla okna o rozmiarze 32768). Jeśli wartość  $NFC_n$  jest większa niż 32, SMOFS-32 używa wzoru (13). SMOFS-32 zatrzymuje obliczenia, jeśli wartość  $NFC_n$  jest mniejsza lub równa 32. SMOFS-32 obliczał wektor cech mający 1–32 cech (składowych częstotliwości). Wartość parametru  $NFC_n$  zależy od badanych sygnałów akustycznych.

- 5) Ustaw parametr  $TCFC-MTS=(liczba\ wymaganych\ wspólnych\ składowych\ częstotliwości\ zbiorów\ uczących)/(liczba\ różnic\ między\ widmami\ częstotliwości)$ . Liczba wspólnych składowych częstotliwości zależy od wartości  $TCFC-MTS$ . Przeanalizujemy PRZYPADEK1. Dane są 3 zbiory uczące. Każdy z nich ma 4 sygnały akustyczne: (A1, A2, A3, A4), (B1, B2, B3, B4), (C1, C2, C3, C4), gdzie A1, B1, C1 – sygnał akustyczny stanu 1, A2, B2, C2, – sygnał akustyczny stanu 2, A3, B3, C3 – sygnał akustyczny stanu 3, A4, B4, C4 – sygnał akustyczny stanu 4. SMOFS-32-MULTIEXPANDED wybiera składowe częstotliwości dla każdej różnicy w jednym zbiorze uczącym: ( $|A1-A2|$ ), ( $|A1-A3|$ ), ( $|A1-A4|$ ), ( $|A2-A3|$ ), ( $|A2-A4|$ ), ( $|A3-A4|$ ), ( $|B1-B2|$ ), ( $|B1-B3|$ ), ( $|B1-B4|$ ), ( $|B2-B3|$ ), ( $|B2-B4|$ ), ( $|B3-B4|$ ), ( $|C1-C2|$ ), ( $|C1-C3|$ ), ( $|C1-C4|$ ), ( $|C2-C3|$ ), ( $|C2-C4|$ ), ( $|C3-C4|$ ) – 18 różnic między widmami częstotliwości sygnałów akustycznych. Jeśli parametr  $TCFC-MTS=3/18=0,166$ , wówczas SMOFS-

32-MULTIEXPANDED wybiera składowe częstotliwości znalezione co najmniej 3 razy na 18 różnic. Na przykład składowa częstotliwości 300 Hz była znaleziona 4 razy (maksymalna liczba 18 razy). Składowa częstotliwości 350 Hz była znaleziona 8 razy. Składowa częstotliwości 400 Hz była znaleziona 12 razy. SMOFS-32-MULTIEXPANDED wybiera 300, 350, 400 Hz (jeśli  $TCFC-MTS=3/18=0,166$ ). Jeśli parametr  $TCFC-MTS=11/18=0,611$ , wówczas SMOFS-32-MULTIEXPANDED wybiera składową częstotliwości 400 Hz. Jeśli parametr  $TCFC-MTS=13/18=0,722$ , wówczas SMOFS-32-MULTIEXPANDED wybiera 0 składowych częstotliwości. Można zauważyć, że parametr  $TCFC-MTS$  powinien zostać ustawiony eksperymentalnie.

- 6) Ustaw liczbę grup. SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUPS używał 2 grup. SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP używał 1 grupy. Grupa istotnych składowych częstotliwości wymagała wszystkich badanych klas. Na przykład, składowa częstotliwości 300 Hz (znaleziona 4 razy) różnicuje stany ( $|A1-A2|$ ), ( $|A1-A3|$ ), ( $|A1-A4|$ ). Składowa częstotliwości 350 Hz (znaleziona 8 razy) różnicuje stany ( $|A2-A3|$ ), ( $|A2-A4|$ ), ( $|A3-A4|$ ). Składowa częstotliwości 400 Hz (znaleziona 12 razy) różnicuje stany ( $|A2-A3|$ ), ( $|A2-A4|$ ), ( $|A3-A4|$ ). Można zauważyć, że składowa częstotliwości 400 Hz (znaleziona 12 razy) jest lepsza niż składowa częstotliwości 350 Hz (znaleziona 8 razy). Istotne składowe częstotliwości mają wartości: 300 Hz i 400 Hz. Składowe częstotliwości 300 Hz i 400 Hz różnicują 4 stany. Istotne składowe częstotliwości 300 Hz i 400 Hz tworzą jedną grupę istotnych składowych częstotliwości.
- 7) Wybierz 1-2 grupy istotnych składowych częstotliwości.
- 8) Stwórz wektor cech składający się z istotnych składowych częstotliwości.

## 5.7. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych SMOFS-22-MULTIEXPANDED

Proponowana metoda SMOFS-22-MULTIEXPANDED miała następujące kroki przetwarzania:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego dla każdego stanu silnika elektrycznego (na przykład dla 5 stanów silnika elektrycznego A, B, C, D, E). Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu A silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu B silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu C silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu D silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_{16384}]$ . Widmo częstotliwości sygnału akustycznego stanu E silnika elektrycznego było określone wektorem  $\mathbf{e}=[e_1, e_2, \dots, e_{16384}]$ .
- 2) Oblicz wartości bezwzględne różnic pomiędzy stanami silnika elektrycznego:  $|\mathbf{a}-\mathbf{b}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{a}-\mathbf{e}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{c}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{b}-\mathbf{e}|$ ,  $|\mathbf{c}-\mathbf{d}|$ ,  $|\mathbf{c}-\mathbf{e}|$ ,  $|\mathbf{d}-\mathbf{e}|$ .
- 3) Oblicz wzór (15) aby wybrać składowe częstotliwości. Składowe częstotliwości większe niż próg  $ThrSel_x$  są wybierane:

$$\|FS_A|-|FS_B|\|>ThrSel_x, \quad (15)$$

gdzie  $ThrSel_x$  – próg wyboru składowych częstotliwości dla  $x$ -tej iteracji,  $\|FS_A|-|FS_B|\|$  – różnica pomiędzy widmami częstotliwości sygnałów akustycznych stanów A i B,  $FS_A$  – widmo częstotliwości (16384 składowych częstotliwości) stanu A,  $FS_B$  – widmo częstotliwości (16384 składowych częstotliwości) stanu B,

- 4) Oblicz próg  $ThrSel_x$  dla iteracji  $x$ . Obliczony próg  $ThrSel_x$  jest wyrażony jako (16):

$$ThrSel_x = \frac{\sum_{NoFC_x=1}^{NoFC_x} \|FS_A|-|FS_B|\|}{NoFC_x}, \quad (16)$$

$$NoFC_x \leq 22, \quad (17)$$

gdzie  $NoFC_x$  jest liczbą składowych częstotliwości dla  $x$ -tej iteracji (początkowo  $NoFC_x=16384$ , FFT oblicza 16384 składowych częstotliwości dla okna o rozmiarze 32768). Jeśli wartość  $NoFC_x$  jest większa niż 22, SMOFS-22-MULTIEXPANDED używa wzoru (16). Jeśli zmienna  $NoFC_x \leq 22$ , wówczas obliczenia są przerywane. SMOFS-22-MULTIEXPANDED wybierał 1–22 składowych częstotliwości. Wartość parametru  $NoFC_x$  zależy od analizowanych sygnałów akustycznych.

- 5) Ustaw parametr *TCFC-MULTI*. Parametr ten był określony jako *TCFC-MULTI* = (liczba wymaganych wspólnych składowych częstotliwości zbiorów uczących)/(liczba różnic między widmami częstotliwości). Parametr *TCFC-MULTI* był istotny dla wyboru wspólnych składowych częstotliwości.
- 6) Wybierz 1–22 wspólnych składowych częstotliwości.
- 7) Stwórz wektor cech składający się z wspólnych składowych częstotliwości.

## 5.8. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS

Proponowana metoda MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS miała następujące kroki przetwarzania:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego dla każdego stanu silnika elektrycznego (na przykład 6 jednosekundowych próbek dla stanu A, 6 jednosekundowych próbek dla stanu B, 6 jednosekundowych próbek dla stanu C, 6 jednosekundowych próbek dla stanu D, 6 jednosekundowych próbek dla stanu E). Obliczone widmo częstotliwości stanu A zostało oznaczone przez wektor 16384-elementowy  $\mathbf{hcm}=[hcm_1, hcm_2, \dots, hcm_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości stanu B zostało oznaczone przez wektor 16384-elementowy  $\mathbf{cmbrc}=[cmbrc_1, cmbrc_2, \dots, cmbrc_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości stanu C zostało oznaczone przez wektor 16384-elementowy  $\mathbf{cmssc}=[cmssc_1, cmssc_2, \dots, cmssc_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości stanu D zostało oznaczone przez wektor 16384-elementowy  $\mathbf{cmbts}=[cmbts_1, cmbts_2, \dots, cmbts_{16384}]$ . Obliczone widmo częstotliwości stanu E zostało oznaczone przez wektor 16384-elementowy  $\mathbf{cmdgt}=[cmdgt_1, cmdgt_2, \dots, cmdgt_{16384}]$ .
- 2) Oblicz różnice pomiędzy stanami A, B, C, D, E:  $\mathbf{hcm} - \mathbf{cmbrc}$ ,  $\mathbf{hcm} - \mathbf{cmssc}$ ,  $\mathbf{cmbrc} - \mathbf{cmssc}$ ,  $\mathbf{cmbts} - \mathbf{hcm}$ ,  $\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmbrc}$ ,  $\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmssc}$ ,  $\mathbf{cmdgt} - \mathbf{hcm}$ ,  $\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbrc}$ ,  $\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmssc}$ ,  $\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbts}$ .
- 3) Oblicz wartości bezwzględne:  $|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmbrc}|$ ,  $|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmssc}|$ ,  $|\mathbf{cmbrc} - \mathbf{cmssc}|$ ,  $|\mathbf{cmbts} - \mathbf{hcm}|$ ,  $|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmbrc}|$ ,  $|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmssc}|$ ,  $|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{hcm}|$ ,  $|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbrc}|$ ,  $|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmssc}|$ ,  $|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbts}|$ .
- 4) Wybierz 15 maksymalnych różnic (amplitud) widm częstotliwości: A, B, C, D, E:  $\max_1(|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmbrc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmbrc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmbrc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmssc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{hcm} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmbrc} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmbrc} - \mathbf{cmssc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmbrc} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{hcm}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{hcm}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{hcm}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmbrc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmbrc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmbrc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmssc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmbts} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{hcm}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{hcm}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{hcm}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbrc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbrc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbrc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmssc}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmssc}|)$ ,  $\max_1(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbts}|)$ ,  $\max_2(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbts}|)$ , ...,  $\max_{15}(|\mathbf{cmdgt} - \mathbf{cmbts}|)$ . Parametr o nazwie *TCoF-TS* (*Próg wspólnych składowych częstotliwości – zbiory uczące*) został użyty. Parameter *TCoF-TS* był określony jako  $TCoF-TS = (\text{liczba wymaganych wspólnych składowych częstotliwości zbiorów uczących}) / (\text{liczba badanych różnic})$ .
- 5) Ustaw parametr *TCoF-TS*. Parametr ten miał wpływ na liczbę wspólnych składowych częstotliwości. Parametr *TCoF-TS* zależał od badanego sygnału.
- 6) Wybierz grupy wspólnych składowych częstotliwości. MSAF-15-MULTIEXPANDED-8-GROUPS używał 8 grup. Każda grupa wspólnych składowych częstotliwości składała się z najlepszych (do rozpoznawania) składowych częstotliwości.
- 7) Użyj 1–8 obliczonych grup.
- 8) Stwórz wektor cech.

## 5.9. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS

Proponowana metoda MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS miała następujące kroki przetwarzania:

- 1) Oblicz widmo częstotliwości sygnału akustycznego dla każdego stanu silnika elektrycznego. Każde widmo było określone przez wektor 16384-elementowy: stan A –  $\mathbf{hd}=[hd_1, hd_2, \dots, hd_{16384}]$ , stan B –  $\mathbf{ddgt}=[ddgt_1, ddgt_2, \dots, ddgt_{16384}]$ , stan C –  $\mathbf{dfive}=[dfive_1, dfive_2, \dots, dfive_{16384}]$ , stan D –  $\mathbf{dten}=[dten_1, dten_2, \dots, dten_{16384}]$ .
- 2) Oblicz różnice pomiędzy stanami A, B, C, D:  $\mathbf{hd} - \mathbf{ddgt}$ ,  $\mathbf{hd} - \mathbf{dfive}$ ,  $\mathbf{hd} - \mathbf{dten}$ ,  $\mathbf{ddgt} - \mathbf{dfive}$ ,  $\mathbf{ddgt} - \mathbf{dten}$ ,  $\mathbf{dfive} - \mathbf{dten}$ .
- 3) Oblicz wartości bezwzględne:  $|\mathbf{hd} - \mathbf{ddgt}|$ ,  $|\mathbf{hd} - \mathbf{dfive}|$ ,  $|\mathbf{hd} - \mathbf{dten}|$ ,  $|\mathbf{ddgt} - \mathbf{dfive}|$ ,  $|\mathbf{ddgt} - \mathbf{dten}|$ ,  $|\mathbf{dfive} - \mathbf{dten}|$ .
- 4) Oblicz parametr *Ratio* (18) dla wszystkich wartości bezwzględnych:

$$Ratio=(100\%)AV_i/MaxAV \quad (18)$$

gdzie *MaxAV* – maksymalna wartość różnicy między widmami częstotliwości,  $AV_i$  – bezwzględna wartość różnicy pomiędzy widmami częstotliwości z indeksem *i*, *Ratio* – próg różnicy między widmami częstotliwości. RATIO-27 oznaczał, że 27% maksymalnej wartości różnicy między widmami częstotliwości był progiem. Najpierw parametr *Ratio* jest definiowany. Następnie ustawiany jest określony próg. Wszystkie składowe częstotliwości większe niż próg były wybierane do dalszych etapów przetwarzania.

- 5) Oblicz wspólne składowe częstotliwości używając parametru *TCF* (*Próg wspólnych składowych częstotliwości*) = (liczba wymaganych wspólnych składowych częstotliwości) / (liczba wszystkich różnic).
- 6) Wybierz grupy wspólnych składowych częstotliwości. MSAF-RATIO-27-MULTIEXPANDED-4-GROUPS używał 1–4 najlepszych grup wspólnych składowych częstotliwości.
- 7) Użyj 1–4 obliczonych grup.
- 8) Stwórz wektor cech.

## 5.10. Proponowana metoda ekstrakcji cech sygnałów akustycznych MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14

Proponowana metoda MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 miała następujące kroki przetwarzania:

- 1) Oblicz widmo FFT dla wszystkich stanów elektrycznej wiertarki udarowej (dla wszystkich wektorów uczących). W prezentowanym podejściu FFT dostarcza wektor 16384-elementowy. Dla 16384 składowych częstotliwości, widmo częstotliwości jest 22050 Hz. Z tego powodu każda składowa częstotliwości jest co 1,345 Hz. Obliczone wektory zostały określone jako: zdrowa wiertarka –  $\mathbf{h}=[h_1, h_2, \dots, h_{16,384}]$ , wiertarka z uszkodzonym wentylatorem (15 uszkodzonych łopatek wirnika) –  $\mathbf{f}=[f_1, f_2, \dots, f_{16,384}]$ , wiertarka z uszkodzoną sprężyną –  $\mathbf{s}=[s_1, s_2, \dots, s_{16,384}]$ , wiertarka z uszkodzonym tylnym łożyskiem kulkowym –  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{16,384}]$ .
- 2) Dla każdego wektora uczącego oblicz:  $\mathbf{h} - \mathbf{f}$ ,  $\mathbf{h} - \mathbf{s}$ ,  $\mathbf{f} - \mathbf{s}$ ,  $\mathbf{b} - \mathbf{h}$ ,  $\mathbf{b} - \mathbf{f}$ ,  $\mathbf{b} - \mathbf{s}$ .
- 3) Oblicz:  $|\mathbf{h} - \mathbf{f}|$ ,  $|\mathbf{h} - \mathbf{s}|$ ,  $|\mathbf{f} - \mathbf{s}|$ ,  $|\mathbf{b} - \mathbf{h}|$ ,  $|\mathbf{b} - \mathbf{f}|$ ,  $|\mathbf{b} - \mathbf{s}|$ .
- 4) Znajdź 1-17 CFCs (Wspólnych składowych częstotliwości) lub ustaw parametr *ToCFCs* (Threshold of CFCs). Jeśli tam nie ma CFCs, wówczas ustaw parametr *ToCFCs*. Parametr ten jest określony przez równanie (19):

$$ToCFCs = \frac{\text{Liczba wymaganych CFCs}}{\text{Liczba wszystkich różnic}} \quad (19)$$

- 5) Utwórz grupy składowych częstotliwości dla właściwego rozpoznawania.
- 6) Utwórz pasma częstotliwości. MSAF-17-MULTIEXPANDED-FILTER-14 używa wartości 14 Hz. Wartość 14 Hz jest ustawiona eksperymentalnie. Używając obliczonego pasma, utwórz wektor cech.

Innymi słowy, możemy powiedzieć, że: 17 – znaczy, że badamy 17 (lokalnych) maksymalnych wartości badanej różnicy między widmami częstotliwości sygnałów akustycznych.

14 – znaczy, że ustawiamy pasmo częstotliwości 14 Hz, na przykład dla częstotliwości 50 Hz to będzie  $\langle 50-7 \text{ Hz}, 50+7 \text{ Hz} \rangle$ .

## 6. Osiągnięte wyniki i kierunki dalszego rozwoju

W prezentowanym cyklu publikacji zrealizowano zadania badawcze przedstawione w podrozdziale 4.2. Rozważania prowadzone w cyklu publikacji dotyczyły wybranych typów silników elektrycznych: silnika prądu stałego, silnika synchronicznego, obciążonego silnika synchronicznego, jednofazowego silnika indukcyjnego, trójfazowego silnika indukcyjnego, silnika komutatorowego. Łącznie zaproponowano 45 wariantowych wyborów metod rozpoznawania sygnałów akustycznych silników elektrycznych. Wykonane badania potwierdziły, że sygnały akustyczne zależały od stanów silników. Zaproponowane metody i warianty metod bardzo dobrze rozpoznawały rodzaj sygnału akustycznego (uszkodzeń). W artykułach zawartych w podrozdziale 4.4 przedstawiono skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego dla wybranych metod. Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika elektrycznego została wyrażona następującym wzorem (20):

$$E = \frac{NCRTS}{NATS} 100\% \quad (20)$$

gdzie:  $E$  – Skuteczność rozpoznawania sygnału akustycznego silnika elektrycznego,  $NCRTS$  – liczba poprawnie rozpoznanych testowych próbek dźwięku silnika elektrycznego,  $NATS$  – liczba wszystkich testowych próbek dźwięku silnika elektrycznego.

Wyniki uzyskane w przeprowadzonych badaniach były bardzo dobre. Proponowane metody były właściwe dla diagnostyki silników elektrycznych (proszę zobaczyć podrozdziały 4.3, 4.4). Zaproponowane w cyklu publikacji metody mogą być stosowane również w przypadku innych urządzeń i maszyn generujących sygnały akustyczne. Sygnały akustyczne są generowane przez wiele typów silników: elektrycznych, spalinowych, odrzutowych, hydraulicznych, pneumatycznych.

W przyszłości habilitant będzie opracowywać nowe metody ekstrakcji cech sygnałów akustycznych, drgań i obrazów cieplnych maszyn. Rozwijanie takich metod może przyczynić się do zmniejszenia liczby awarii i kosztów eksploatacji maszyn w przemyśle.

## Literatura

- [Camarena] Camarena-Martinez D., Valtierra-Rodriguez M., Amezquita-Sanchez JP., Granados-Lieberman D., Romero-Troncoso RJ., Garcia-Perez A.: Shannon entropy and k-means method for automatic diagnosis of broken rotor bars in induction motors using vibration signals, *Shock and Vibration* 2016, Article Number: 4860309. <http://dx.doi.org/10.1155/2016/4860309>.
- [Cempel] Cempel C.: Diagnostyka wibroakustyczna maszyn. Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa, 1989.
- [Chaturvedi] Chaturvedi DK., Iqbal MS., Singh MP.: Intelligent health monitoring system for three phase induction motor using infrared thermal image, *International Conference on Energy Economics and Environment (ICEEE) 2015*, Greater Noida, India.
- [Delgado] Delgado-Arredondo PA., Morinigo-Sotelo D., Osornio-Rios RA., Avina-Cervantes JG., Rostro-Gonzalez H., Romero-Troncoso RD.: Methodology for fault detection in induction motors via sound and vibration signals, *Mechanical Systems and Signal Processing* 2017, 83, 568-589. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.06.032>.
- [Garcia] Garcia-Ramirez A.G., Morales-Hernandez L.A., Osornio-Rios R.A., Garcia-Perez A., Romero-Troncoso R.J.: Thermographic technique as a complement for MCSA in induction motor fault detection, in: *2014 International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, 2014: 1940–1945.
- [Gangsar] Gangsar P., Tiwari R., Analysis of Time, Frequency and Wavelet Based Features of Vibration and Current Signals for Fault Diagnosis of Induction Motors Using SVM, *Proceedings of the ASME Gas Turbine India Conference*, 2018, 2, Article Number: UNSP V002T05A027-1

- [Hena] Hena H., Capolino GA., Fernandez-Cabanias M., Filippetti F., Bruzzese C., Strangas E., Pusca R., Estima J., Riera-Guasp M., Hedayati-Kia S.: Trends in fault diagnosis for electrical machines a review of diagnostic techniques, *IEEE Industrial Electronics Magazine* 2014, 8 (2): 31-42. <http://dx.doi.org/10.1109/MIE.2013.2287651>.
- [Hwang] Hwang DH., Youn YW., Sun JH., Choi KH., Lee JH., Kim YH.: Support vector machine based bearing fault diagnosis for induction motors using vibration signals, *Journal of Electrical Engineering & Technology* 2015, 10 (4): 1558-1565.
- [Jena] Jena DP., Panigrahi SN.: Automatic gear and bearing fault localization using vibration and acoustic signals, *Applied Acoustics* 2015, 98, 20-33. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apacoust.2015.04.016>.
- [Lopes] Lopes TD., Goedel A., Palacios RHC., Godoy WF., de Souza RM., Bearing fault identification of three-phase induction motors bases on two current sensor strategy, *Soft Computing* 2017, 21 (22), 6673-6685. <http://dx.doi.org/10.1007/s00500-016-2217-8>.
- [Lu] Lu SL., Zhou P., Wang XX., Liu YB., Liu F., Zhao JW., Condition monitoring and fault diagnosis of motor bearings using undersampled vibration signals from a wireless sensor network, *Journal of Sound and Vibration* 2018, 414, 81-96. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsv.2017.11.007>
- [Mbo'o] Mbo'o CP., Hameyer K.: Fault diagnosis of bearing damage by means of the linear discriminant analysis of stator current features from the frequency selection, *IEEE Transactions on Industry Applications* 2016, 52 (5): 3861-3868. <http://dx.doi.org/10.1109/TIA.2016.2581139>.
- [Nunez] Nunez JAR., Velazquez LM., Hernandez LAM., Troncoso RJR., Osornio-Rios RA.: Low-Cost thermographic analysis for bearing fault detection on induction motors, *Journal of Scientific & Industrial Research* 2016, 75 (7): 412-415.
- [Palacios] Palacios RHC., da Silva IN., Goedel A., Godoy WF.: A comprehensive evaluation of intelligent classifiers for fault identification in three-phase induction motors, *Electric Power Systems Research* 2015, 127: 249-258. <http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2015.06.008>.
- [Saucedo] Saucedo-Dorantes JJ., Delgado-Prieto M., Ortega-Redondo JA., Osornio-Rios RA., Romero-Troncoso RD.: Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain, *Shock and Vibration* 2016, Article Number: 5467643. <http://dx.doi.org/10.1155/2016/5467643>.
- [Van Hecke] Van Hecke B., Yoon J., He D.: Low speed bearing fault diagnosis using acoustic emission sensors, *Applied Acoustics* 2016, 105: 35-44. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apacoust.2015.10.028>.

..... Adam Głowacz .....  
 dr inż. Adam Głowacz