

Wykrywanie zdarzeń awaryjnych w silnikach indukcyjnych na podstawie analizy danych z rejestratorów zakłóceń

Streszczenie. Celem artykułu jest wykazanie skuteczności nowo opracowanych metod detekcji uszkodzeń opartych na analizie danych z rejestratorów zakłóceń. W trakcie prac badawczych wyekstrahowano najbardziej istotne cechy sygnałów prądów w dziedzinie częstotliwości. Pozyskane cechy stanowiły podstawę budowy probabilistycznego klasyfikatora zdarzeń awaryjnych. Detekcja uszkodzeń dotyczy wykrywania: pękniętych prętów wirnika i stopnia jego degradacji oraz awarii łożysk na wale silnika. Przeprowadzone badania potwierdzają wysoką skuteczność wykrywania uszkodzeń we wszystkich rozpatrywanych obszarach.

Abstract. The aim of this paper is to demonstrate the effectiveness of developed fault detection methods based on the analysis of data from fault recorders. During the research work, the most significant features of current signals in the frequency domain were extracted. The extracted features provided the base for building a probabilistic classifier of fault incidents. The fault detection concerned the detection of cracked rotor cages and the degree of its degradation as well as the failure of bearings on the motor shaft. The conducted research confirms the high efficiency of detection faults in all areas concerned. (**Detection of fault events in electric motor based on analysis of data from fault recorders**).

Słowa kluczowe: detekcja uszkodzeń, probabilistyczne uczenie maszynowe, przetwarzanie sygnału, FFT.

Keywords: fault detection, probabilistic machine learning, signal processing, FFT.

Wstęp

Użytkownicy maszyn elektrycznych wysokiego napięcia stanowiących odpowiedzialne napędy z punktu widzenia realizowanych procesów technologicznych są poddawani ciągłej presji otoczenia wynikającej z coraz większych oczekiwań w zakresie wysokiej efektywności i niezawodności pracy tych urządzeń. Od inżynierów żąda się, aby naturalny proces starzenia się elementów maszyn przebiegał jak najwolniej i w sposób na tyle kontrolowany, aby nie dopuścić do powstania zatrzymań procesów produkcyjnych wynikających z awarii i uszkodzeń.

Efektywna organizacja procesów zmierzających do bieżącej oceny stanu technicznego badanych elementów maszyn elektrycznych, podczas ich przemysłowej eksploatacji, jest obecnie podstawowym zadaniem nowoczesnej diagnostyki technicznej [1-6].

Celem pracy jest wykrywanie uszkodzonych prętów silnika elektrycznego na podstawie rejestracji rozruchu. W badaniu zostały wykorzystane metody uczenia maszynowego. W szczególności regresja logistyczna w połączeniu z próbkowaniem z rozkładu prawdopodobieństwa z wykorzystaniem wnioskowania bayesowskiego.

Wykrywanie uszkodzeń prętów wirnika silnikowego wymaga zbudowania modelu w oparciu o opisane rejestracje rozruchów. W badaniu zostały wykorzystane dane zebrane w warunkach laboratoryjnych na Wydziale Elektrycznym Politechniki Białostockiej oraz dane z obiektów rzeczywistych udostępnione przez Elektrometal Energetyka S.A..

Przegląd literatury

Probabilistyczne uczenie maszynowe nie było wykorzystywane w badaniach dotyczących uszkodzeń silnika. Wykrywanie uszkodzeń prętów silnika elektrycznego było badane poprzez analizę pochodnej prądu stojana [7]. Detekcji uszkodzeń prętów dokonywano również z użyciem estymacji spektralnej [8]. Uszkodzenia wykrywano również wywołując zwarcia pomiarowe [9]. Kowalski użył sieci neuronowej do detekcji uszkodzenia łożyska na bazie analizy widmowej przyspieszenia drgań [10, 11]. Analizę widmową prądu zasilającego silnik w detekcji uszkodzonych łożysk opisał w swoich opracowaniach Swędrowski [12, 13]. Do wykrycia uszkodzenia użyto technik tzw. widzenia

komputerowego (eng. computer vision) [14] osiągając dokładność na poziomie 98,3%. We wskazanym opracowaniu analizowano stan silnika w czasie pracy ustalonej. W wykrywaniu uszkodzenia wykorzystywano analizę widma Hilberta w połączeniu z analizą statystyczną [15,16] osiągając odpowiednio 98,75% i 99% dokładności.

Metodologia badań

W skład stanowiska laboratoryjnego do badania uszkodzeń silników indukcyjnych wchodzi: trójfazowy regulowany zasilacz, zespół przekładników prądowych 20/5 A/A, łącznik trójfazowy, autonomiczny rejestrator RZS-9. Rejestrator RZS-9 jest urządzeniem mikroprocesorowym dokonującym zapisu doprowadzonych z poszczególnych faz badanych silników sygnałów pomiarowych analogowych. Rejestruje dane występujące przez określone czasy: przed, w czasie trwania i po ustaniu zakłócenia. Wraz z rejestratorem RZS-9 wykorzystano oprogramowanie umożliwiające jego konfigurowanie i eksploatację ZPrAE-EDIT. W badaniach posługiwano się wbudowanym w urządzenie rejestratorem wartości chwilowych (szybkodziennych) – częstotliwość próbkowania ustawiono na 5 kHz. Układ stanowiska prezentuje fotografia 1.



Fot.1. Stanowisko laboratoryjne

Badania laboratoryjne podzielono na dwie grupy silników. Pierwsza o niższej sprawności (wycyfrowana z rynku), natomiast druga o sprawności co najmniej IE3, zgodnie z postanowieniami dyrektywy 2005/32/WE dla silników elektrycznych, którą wprowadzono w życie w 2009 roku i aktualizowano w 2019 jako rozporządzenie o numerze 2019/1781 [17].

Zmiany wprowadzane w tym celu w silnikach energooszczędnych można podzielić na trzy grupy. Pierwsza obejmuje przeprojektowanie komponentów silnika, w tym głównie zmianę ich wymiarów. Drugim zadaniem jest zapewnienie większej precyzji w zakresie wykonania poszczególnych elementów. Trzecia zmiana dotyczy z kolei wykorzystania do produkcji komponentów silnika materiałów o wyższej jakości i lepszych parametrach, co obejmuje m.in. zwiększanie ilości materiałów czynnych, głównie miedzi.

W pierwszym etapie przebadano silniki których parametry nie wykazywały anomalii i zostały one uznane za wolne od uszkodzeń. Badania te wykonano w celu określenia rozrzutu parametrów produkcyjnych, w kolejnym etapie pozostawiono dwa silniki bez rozpoznanych uszkodzeń, kolejne trzy uszkodzono rozwiercając odpowiednią liczbę prętów w wirniku (3 z 30, 6 z 30 i 9 z 30). Następnie symulując odpowiednie warunki rzeczywiste generowano przebiegi z rejestratora zakłóceń podczas rozruchów i pracy ustalonej silników.

Uszkodzenie łożysk zasymulowano poprzez podtoczenie pokryw silnika, wprowadzając niesymetrię w szczeliny powietrznej w dwóch wariantach: lekkim 0,2 mm i znacznym 0,5 mm. Następnie symulując odpowiednie warunki rzeczywiste generowano przebiegi z rejestratora zakłóceń podczas rozruchów i pracy ustalonej silników.

Do budowy modelu klasyfikacji uszkodzonych prętów wirnika silnika elektrycznego i jego walidacji zostało wykorzystanych 601 zarejestrowanych rozruchów. Zbiór testowy klasyfikatora stanowił ~10% zebranych danych. Podział danych ilustruje tabela 1.

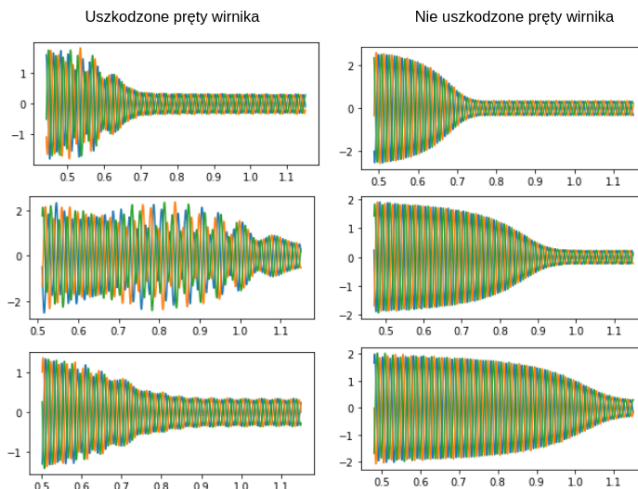
Tabela 1. Podział danych do budowy klasyfikatora

Podział zbiorów	Nieuszkodzone silniki	Uszkodzone silniki	Łącznie
Zbiór treningowy	400	139	539
Zbiór testowy	46	16	62
Łącznie	446	155	601

Metodologia przetwarzania sygnału

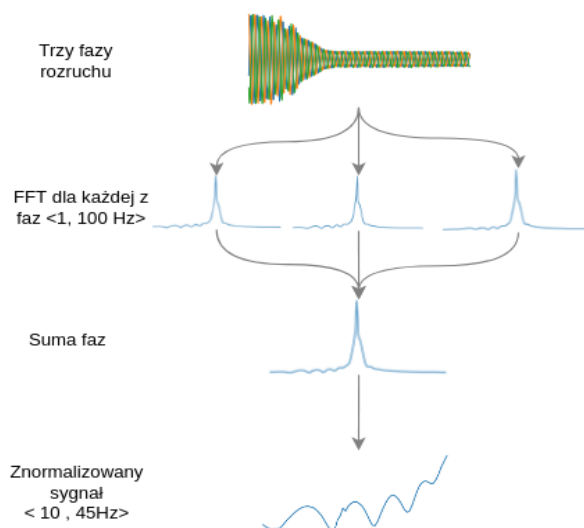
Rejestracje z silników z uszkodzonymi prętami wirnika pochodzą z silników elektrycznych o identycznej charakterystyce. Dane z silników nieuszkodzonych pochodzą zarówno z silników o identycznej charakterystyce (silniki uszkodzone w laboratorium), jak też z silników o innych charakterystykach z obiektów rzeczywistych. 46,5% ogółu rejestracji to rejestracje wykonane w laboratorium Wydziału Elektrycznego Politechniki Białostockiej. 53,5% to dane z obiektów rzeczywistych, udostępnione przez Elektrometal Energetyka S.A. Rysunek 1 przedstawia zarejestrowane prądy w trakcie rozruchu silnika elektrycznego z uszkodzonymi i nie uszkodzonymi prętami wirnika.

Dane z rejestratorów użyte do budowy modelu nie były jednorodne. Rejestracje cechowały długości od 3 do 16 sekund oraz różna częstotliwość próbkowania od 1 000 do 5 000 Hz. Do części badawczej zostały wybrane zapisy prądów w trzech fazach. Każdy z zarejestrowanych przebiegów prądu został przeniesiony z dziedziny czasu do dziedziny częstotliwości z wykorzystaniem algorytmu Szybkiej Transformaty Fouriera. Wynikiem działania algorytmu jest szereg liczb zespolonych. W kolejnym etapie zostały one przekształcone do liczb rzeczywistych.



Rys. 1. Wybrane rejestracje rozruchów silnika

Do budowy modelu klasyfikacji został wybrany sygnał reprezentujący częstotliwości od 10 Hz do 45 Hz. Rysunek 2 przedstawia przykład rejestracji prądów rozruchu silnika z uszkodzonymi kłatkami przed szybką transformatą Fouriera oraz sygnał uzyskany po procesie przetwarzania sygnału.



Rys. 2. Proces przetwarzania sygnału w oparciu o prądy rozruchu silnika

W związku z tym, że charakterystyka badanych rejestracji nie jest jednorodna, utrudnione jest opracowanie algorytmu, który będzie przypisywał rejestracje do klasy wynikowej. Wyzwaniem przy tworzeniu narzędzia do rozpoznawania uszkodzonych prętów wirnika jest niewielka ilość rejestracji. W badaniu zdecydowano się na opracowanie metody określenia prawdopodobieństwa uszkodzenia w oparciu o probabilistyczne metody uczenia maszynowego.

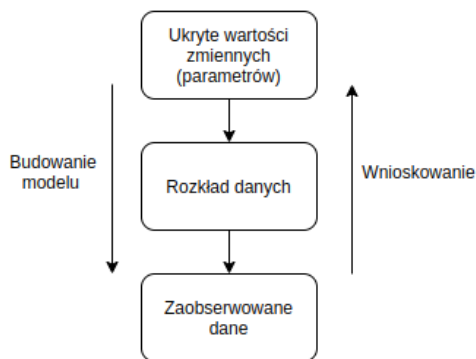
Etapem poprzedzającym budowę klasyfikatora był proces ekstrakcji i selekcji cech. Ekstrakcja została wykonana z użyciem pakietu tsfresh [18]. Najbardziej istotne cechy powstały w wyniku obliczenia liniowej regresji najmniejszych kwadratów dla wartości szeregów czasowych, które zostały zagregowane w jednostkach w stosunku do sekwencji od 0 do liczby jednostek minus jeden. Dodatkowo została wyliczona mediana sygnału oraz wartości dla 3, 4, i 6 kwantyla. Do budowy modelu zostało ostatecznie wybranych dziesięć cech zależnych oraz cecha niezależna będąca zmienną dychotomiczną informującą o stanie silnika: uszkodzony, nie uszkodzony.

Probabilistyczny model klasyfikacji sygnału

Model klasyfikacji został zbudowany z wykorzystaniem klasyfikacji opartej o probabilistyczną regresję liniową [19]. W podejściu wykorzystano również paradygmat programowania probabilistycznego [20]. W związku z tym, że zmienna niezależna jest dychotomiczna, do budowy modelu użyto rozkładu Bernoulliego, a do określenia prawdopodobieństwa przynależności do klasy wykorzystano funkcję logistyczną,

$$(1) \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1-y_i}$$

gdzie: $p_i = 1/(1 + e^{-z_i})$ a $z_i = \alpha + \sum(\beta(x))$ klasa decyzyjna $y_i = 1$ dla uszkodzonego silnika a $y_i = 0$ dla silnika nieuszkodzonego. Ostatecznie prawdopodobieństwo przynależności do klasy zależało od wartości dwóch parametrów α i β . Budowę modelu oraz wnioskowanie w probabilistycznym uczeniu maszynowym opartym o próbkowanie statystyczne pokazuje rysunek 3.



Rys. 3. Schemat budowy probabilistycznego klasyfikatora uszkodzeń prętów wirnika

Budowa modelu probabilistycznego zakłada, że istnieją wartości parametrów α i β , które opisują regresję logistyczną w sposób odzwierciedlający najlepsze dopasowanie do danych. W modelu parametry są rozkładami, nie wartościami punktowymi.

Wynikiem klasyfikacji jest rozkład prawdopodobieństwa przynależności do klasy wynikowej. Dzięki temu można interpretować prawdopodobieństwo klasyfikacji. Przeprowadzone badania wykazały, że średnia rozkładu prawdopodobieństwa może stanowić podstawę binarnej klasyfikacji. Wartością przypisania do klasy z uszkodzonymi prętami jest wskazanie prawdopodobieństwa uszkodzenia na poziomie 0,5 lub większym.

Wykrywanie uszkodzeń prętów wirnika

Zbiór testowy uszkodzonych prętów wirnika zawiera 62 rejestracje. Dokładność klasyfikatora osiągnęła 100% na zbiorze testowym.

Tabela 2. Macierz pomyłek

Przewidywane uszkodzenie	Prawdziwe uszkodzenie	
	Prawda	Falsz
Prawda	46	0
Falsz	0	16

Zbudowany klasyfikator probabilistyczny pozwala na interpretację wyników. Średnie prawdopodobieństwo przynależności do klasy reprezentującej uszkodzone pręty dla rejestracji gdzie uszkodzenia prętów nie było wynosi ~12%. Jest to wartość znacznie niższa niż założony próg przypisania do klasy opisującej uszkodzone silniki. Średnie prawdopodobieństwo przynależności do klasy gdzie uszkodzenia prętów występowało wynosi ~69%. Odległość średniej prawdopodobieństwa od założonej granicy podziału jest wyższa dla silników nieuszkodzonych.

Oznacza to, że klasyfikator jest bardziej jednoznaczny przy wskazaniu rejestracji z nie uszkodzonymi prętami wirnika.

Wykrywanie stopnia uszkodzenia prętów wirnika

Model stopnia uszkodzenia prętów został zbudowany na bazie 155 rejestracji rozruchów silników z uszkodzonymi prętami wirnika. Charakterystykę zbioru silników z uszkodzonymi prętami przedstawiono w tabeli 3.

Tabela 3. Charakterystykę zbioru silników z uszkodzonymi prętami

Stopień uszkodzenia	Liczność zbioru	
	n	%
3 pręty	33	21
6 prętów	82	53
9 prętów	40	26
Razem	155	100

Wykonano podział zbioru na testowy i treningowy. Odpowiednio 99 i 56 rejestracji. Zbiór testowy i treningowy charakteryzuje równomierny rozkład klas. Probabilistyczny model oparty o regresję logistyczną daje możliwość założenia progu niepewności klasyfikacji. Ustalono, że dla każdego stopnia uszkodzenia klasyfikator wskaże stopień uszkodzenia gdy jego prawdopodobieństwo przekracza 0.5. Klasyfikator wskazał stopień uszkodzenia dla 37 (66%) rejestracji. W 19 przypadkach klasyfikator nie był w stanie przypisać rejestracji do klasy. Dla 37 rejestracji dokładność klasyfikacji wyniosła 73%. Tabela 4 przedstawia macierz pomyłek wykonanej klasyfikacji.

Tabela 4. Macierz pomyłek

Przewidywany stopień uszkodzenia	Prawdziwy stopień uszkodzenia		
	3 pręty	6 prętów	9 prętów
3 pręty	0	0	0
6 prętów	3	19	0
9 prętów	6	1	8

Utworzony klasyfikator nie był w stanie dokonać poprawnego przypisania do klasy decyzyjnej rejestracji rozruchów dla 3 uszkodzonych prętów. Dla wyższych poziomów uszkodzenia klasyfikator był w stanie wskazać uszkodzenie z F1-Score na poziomie 0,9 dla 6 uszkodzonych prętów i 0,7 dla 9 uszkodzonych prętów.

Wykrywanie uszkodzeń łożyska

Badania nad uszkodzeniem łożysk zostały wykonane na trzech silnikach o identycznej charakterystyce. W pierwszym etapie zarejestrowano rozruchy przed uszkodzeniem silników. Następnie dokonano rejestracji na silnikach uszkodzonych zachowując identyczne obciążenie silników. Proces przetwarzania sygnału był zbliżony z zaprezentowanego na rysunku 1. Różnicą był zakres analizowanego sygnału w dziedzinie częstotliwości. Analizie został poddany sygnał z zakresu od 105 do 140 Hz. Szybka transformata Fouriera została wykonana na sumie sygnałów.

W badaniu wykorzystano 60 rejestracji rozruchów. 30 pochodziło z uszkodzonych silników i 30 z nieuszkodzonych. Zbiór uczący klasyfikatora składał się z 42 a treningowy z 18 rejestracji. Proces selekcji cech był zbliżony do opisanego wcześniej. Wyniki klasyfikacji opisuje macierz pomyłek zamieszczona w tabeli 5. Na podstawie tabeli 5 możemy obliczyć dokładność klasyfikacji, która wynosi 94%.

Tabela 5. Macierz pomyłek

Przewidywane uszkodzenie	Prawdziwe uszkodzenie	
	Prawda	Falsz
Prawda	9	0
Falsz	1	8

Wnioski

Zastosowane metody przetwarzania sygnału, ekstrakcji cech oraz techniki uczenia maszynowego wykazały wysoką skuteczność w wykrywaniu uszkodzenia prętów wirnika silnika elektrycznego oraz łożysk. W przypadku wykrywania stopnia uszkodzenia prętów silnika dokładność klasyfikacji była znacząco niższa.

Opracowany klasyfikator uszkodzeń silników został pozytywnie zweryfikowany na danych rzeczywistych, pochodzących z pracujących silników w zakładach przemysłowych. Możliwe jest rozszerzenie funkcjonalności sterowników polowych rozdzielnic SN, pełniących funkcje zabezpieczeniowe rozdzielnic, o dodatkowe algorytmy predykcyjne, wykrywające uszkodzenia w zasilanych obwodach, w tym wypadku silników indukcyjnych. Realizacja tego celu nie wymaga doposażenia silników w żadne dodatkowe czujniki pomiarowe ani zmian w konstrukcji rozdzielnic.

W artykule zaprezentowano wyniki badań przemysłowych i prac rozwojowych zrealizowanych przez firmę Elektrometal Energetyka S.A. w ramach projektu: „Budowa zintegrowanych systemów wspomagających i optymalizujących prace oraz bezpieczeństwo rozdzielnic SN” PROJEKT WSPÓŁFINANSOWANY PRZEZ UNIĘ EUROPEJSKĄ ZE ŚRODKÓW EUROPEJSKIEGO FUNDUSZU ROZWOJU REGIONALNEGO W RAMACH Osi Priorytetowej I „Wykorzystanie działalności badawczo – rozwojowej w gospodarce” REGIONALNEGO PROGRAMU OPERACYJNEGO WOJEWÓDZTWA MAZOWIECKIEGO na lata 2014-2020”

Autorzy: dr inż. Dariusz Sajewicz, Politechnika Białostocka, Wydział Elektryczny, ul. Wiejska 45D, 15-351 Białystok, E-mail: d.sajewicz@pb.edu.pl; mgr inż. Wojciech Łaguna, Politechnika Białostocka, Wydział Informatyki, ul. Wiejska 45D, 15-351 Białystok, E-mail: wojciech.laguna@gmail.com; dr inż. Waldemar Chmielak, Elektrometal Energetyka S.A., ul. Działkowa 67, 02-234 Warszawa, E-mail: waldemar.chmielak@elektrometal-energetyka.pl.

LITERATURA

- [1] Plutecki Z., Szymaniec S., Pomiar i monitoring stanu izolacji uzwojeń maszyn elektrycznych w przemyśle - doświadczenia własne. *Zeszyty Problemowe - Maszyny Elektryczne* Nr 89 (2011), 33–38
- [2] Szymaniec S., Diagnostyka stanu izolacji uzwojeń i stanu łożysk silników indukcyjnych klatkowych w warunkach przemysłowej eksploatacji. *Studia i Monografie* z. 193. (2006)
- [3] Venkaraeaman B., Godsey B., Premierlani W., Shulman E., Thakur M., Midence R., Fundamentals of a Motor Thermal Model and its Application in Motor Protection, *58th Annual Conference for Protective Relay Engineers. IEEE Cat. No.05EX997*, (2005), 127–144
- [4] Kiss A., Nowicki R., Monitorowanie i diagnostyka stanu technicznego pomp krytycznych napędzanych silnikami elektrycznymi. *Napędy i sterowanie*, (2015), nr. 5, 72-83
- [5] Juszczyk A., Diagnostyka silników wykorzystująca wielkości pomiarowe aparatury zabezpieczeniowej. *Napędy i sterowanie*, (2018), nr. 9, 100-110
- [6] Shashidhara S.M., Sangameswara Raju Dr.P., Diagnosis of broken rotor bars in induction motor by using virtual instruments *International Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol. 4, (2013) Iss. 5., 78-86
- [7] Arehpanahi M., Sadeghi S. H. H., Milimonfared J., Akbari Roknabadi H. R., Broken rotor bar detection in induction motor via stator current derivative, *IEEE International Conference on Electric Machines and Drives*, (2005), 222-226
- [8] Cupertino F., de Vanna E., Salvatore L., Stasi S., Comparison of spectral estimation techniques applied to induction motor broken bars detection, *Symposium on Diagnostics for Electric machines, Power Electronics and Drives*, (2003) 129-134
- [9] Antal M., Zwarcie pomiarowe jako metoda wykrywania uszkodzeń klatki wirnika silnika indukcyjnego, *Prace naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej*, (2003), nr. 54, 59-68
- [10] Kowalski C., Diagnosis of the induction motor rolling bearings using neural network, *Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Politechniki Wrocławskiej*, (2004), nr.56, 58-67
- [11] Antal M., Kowalski C. T., Wykrywanie uszkodzeń elementów łożysk tocznych silników indukcyjnych na podstawie analizy widmowej przyspieszenia drgań, *Prace naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej*, (2003), nr. 54, 249-260
- [12] Śwędrowski L., Nowa metoda diagnostyki łożysk silnika indukcyjnego oparta na pomiarze i analizie widmowej prądu zasilającego, *Wydawnictwo Politechniki Gdańskiej*, (2005) nr.54, 146
- [13] Śwędrowski L., Rozwój metodyki diagnostyki łożysk silnika indukcyjnego poprzez pomiar i analizę widmową prądu zasilającego, *XXXVI Międzyuczelniana Konferencja Metrologów MKM'04*, (2004), 317-324
- [14] Ferrucho-Alvarez ER, Martinez-Herrera AL, Cabal-Yepez E, Rodriguez-Donate C, Lopez-Ramirez M, Mata-Chavez RI. Broken Rotor Bar Detection in Induction Motors through Contrast Estimation. *Sensors (Basel)*. (2021),
- [15] Aydin I., Karakose M., Akin E. An Approach for Automated Fault Diagnosis Based on a Fuzzy Decision Tree and Boundary Analysis of a Reconstructed Phase Space. *ISA Trans.* (2014), 53, 220–229
- [16] Rangel-Magdaleno J., Peregrina-Barreto H., Ramirez-Cortes J., Cruz-Vega I. Hilbert Spectrum Analysis of Induction Motors for the Detection of Incipient Broken Rotor Bars. *Measurement*. (2017), 109, 247–255
- [17] Rozporządzenie Komisji (WE) nr. 640/2009 z dnia 22 lipca 2009 r. w sprawie wykonania dyrektywy 2005/32/WE Parlamentu Europejskiego i Rady w odniesieniu do wymogów dotyczących ekoprojektu dla silników elektrycznych
- [18] Christ M. et al., Time Series Feature Extraction on basis of Scalable Hypothesis tests (tsfresh A Python package), *Neurocomputing* (2018)
- [19] Murphy K.P., Probabilistic Machine Learning: An Introduction, *The MIT Press*, (2022)
- [20] Davidson-Pilon C, Bayesian Methods for Hackers: Probabilistic Programming and Bayesian Inference, *Addison-Wesley Professional*, (2015)