

NEURONOWE KLASYFIKATORY CECH SYGNAŁÓW W DIAGNOSTYCE USZKODZEŃ WIRNIKA SILNIKA INDUKCYJNEGO

Andrzej SOBOLEWSKI

Wydział Elektryczny Politechniki Białostockiej

ul. Wiejska 45D, 15-351 Białystok, tel. (085) 746 94 10, fax (085) 746 94 00, soboland@pb.bialystok.pl

Streszczenie

W artykule zostaną poruszone zagadnienia związane z diagnostyką uszkodzeń silnika indukcyjnego dokonywanej za pomocą metody MCSA (Motor Current Signature Analysis). Wiele publikacji na ten temat wskazuje na pojawianie się tzw. częstotliwości poślizgowych wokół pierwszej, piątej i siódmej harmonicznej prądu stojana dla obciążeń powyżej połowy znamionowego [1]. W niniejszym artykule zostanie przedstawiona sieć neuronowa LVQ wykorzystywana do rozwiązania problemu klasyfikacyjnego, przetwarzająca zbiór danych otrzymanych na drodze analizy statystycznej wybranych fragmentów spektrum prądu fazowego stojana. Rozwiązanie takie pozwala zautomatyzować proces klasyfikacyjny i uniknąć konieczności wyznaczania prędkości obrotowej.

Słowa kluczowe: MCSA, klasyfikator neuronowy, diagnostyka, detekcja uszkodzeń.

NEURAL CLASSIFIERS OF FAULT SYMPTOMS IN INDUCTION MACHINERY ROTOR FAULT DIAGNOSIS

Summary

In this paper problems of fault detection of induction motor by the MCSA (Motor Current Signature Analysis) method are considered. Many of published papers point to slip frequencies that appear around the first, fifth and seventh harmonic in stator current spectrum for more than half of nominal load. This paper presents the application of the LVQ neural network, employed to solve the classification problem based on a set of input data collected as chosen parts of current spectrum being statistically analyzed. The application helps to make the classification procedure automated and avoids necessity of rotor speed measurement.

Keywords: MCSA, neural classifier, diagnostic, fault detection.

1. USZKODZENIA KLATEK WIRNIKÓW W SILNIKACH INDUKCYJNYCH

Powstanie uszkodzenia klatki wirnika jest często następstwem dużych naprężeń wywołanych zjawiskami elektromagnetycznymi podczas rozruchu maszyny. Płyną wtedy duże prądy rozruchowe powodujące odkształcenia termiczne prętów. Zjawiska takie można zaobserwować zwłaszcza w silnikach dużej mocy z trudnym rozruchem wyposażonych w klatki głębokożłobkowe, bądź w silnikach z wirnikami wieloklatkowymi. Naprężenia mechaniczne prętów powodują zmęczenie naderwanie, pęknięcia prętów bądź nawet zerwanie spawu łączącego pierścieni i pręty, co jest powodem wprowadzenia asymetrii w rozkładzie prądów płynących przez klatkę wirnika a w konsekwencji przez uzwojenia stojana.

Asymetria rozprętu prądów w uzwojeniach stojana silnika indukcyjnego powoduje pojawienie się cech charakterystycznych w widmach prądu fazowego stojana. Cechy te traktowane jako nośniki informacji diagnostycznej są wykorzystywane do opracowywania metod

wykrywających uszkodzenie i klasyfikujących ich rodzaj, co umożliwia podjęcie decyzji diagnostycznych.

2. MCSA (*Motor Current Signature Analysis*) ANALIZA HARMONICZNYCH PRĄDÓW SILNIKA

Najczęściej spotykaną metodą badania stanu technicznego silników indukcyjnych jest metoda analizy spektralnej prądu silnika (MCSA) [3]. Spektrum prądu stojana silnika z uszkodzoną klatką charakteryzuje się częstotliwościami poślizgowymi o wartościach wyznaczanych z zależności:

$$f_{sk} = f_o(1 \pm 2 * k * s) \quad (1)$$

f_o - częstotliwość fundamentalna = 50Hz

$k = 1, 2, 3$

s - poślizg (0..1)

Dopuszcza się do pracy silniki, w których podczas obciążenia większego od połowy momentu znamionowego $M > 0.5s_n$ stosunek amplitudy

widma dla częstotliwości fundamentalnej f_0 do amplitudy widma dla częstotliwości poślizgowej gdy stosunek ten spadnie poniżej 35dB. Są to jednak jedynie zalecenia, które opracowano na podstawie statystyki stopnia uszkodzeń silników różnej mocy [1].

Pomimo uszkodzeń klatek wirnika, zwłaszcza przy niewielkim ich stopniu, częstotliwości poślizgowe mogą jednak nie być widoczne gdy moment obciążenia silnika nie przekroczy połowy wartości znamionowej $M < 0.5 \cdot M_n$. Jest więc to istotne ograniczenie tej metody. Częstotliwości poślizgowe mogą ulegać rozdwojeniu, a nawet rozstrojeniu w kierunku mniejszych częstotliwości. To zjawisko może być również widoczne wokół piątej i siódmej harmonicznej już dla $s > 0.1 \cdot s_n$.

Tabela 1 i Tabela 2 zawierają zestawienia porównawcze wartości amplitud prądów prążków widma dla częstotliwości poślizgowych $fs1$, $fs2$ i $fs3$ oraz stosunków tych amplitud względem siebie, w zależności od obciążenia odniesionego do momentu znamionowego M_n dwóch silników firmy TAMEL 2,2kW; silnika sprawnego (Z) i silnika z uszkodzonym pierścieniem klatki (P), pracujących w różnych warunkach obciążenia.

Tabela 1.

Zestawienie porównawcze wartości amplitud prądów - Silnik uszkodzony (P)

	0%Mn	30%Mn	60%Mn	110%Mn	125%Mn
$fs1$	86.54	109.40	298.80	555.26	633.35
$fs2$	56.81	45.56	65.53	41.60	75.27
$fs3$	42.16	42.50	19.39	17.47	23.25
$p:fs1/fs2$	1.52	2.40	4.56	13.35	8.41
$p:fs1/fs3$	2.05	2.57	15.41	31.78	27.24

Tabela 2.

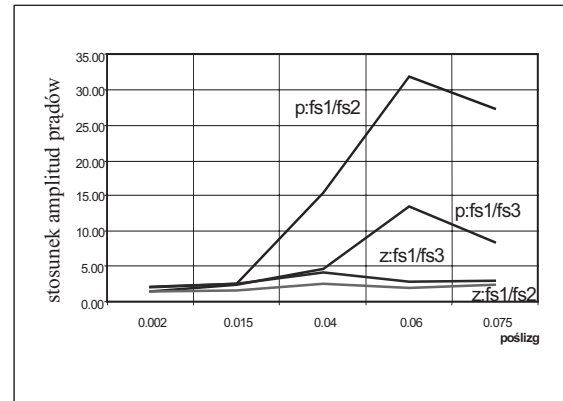
Zestawienie porównawcze wartości amplitud prądów - Silnik sprawny (Z)

	0%Mn	30%Mn	60%Mn	110%Mn	125%Mn
$fs1$	604.76	716.97	415.88	325.71	299.58
$fs2$	396.76	451.20	164.57	177.12	127.26
$fs3$	283.14	267.22	104.80	117.27	96.79
$z:fs1/fs2$	1.52	1.59	2.53	1.84	2.35
$z:fs1/fs3$	2.14	2.68	3.97	2.78	3.10

Próby wykorzystania zjawisk związanych z pojawieniem się częstotliwości poślizgowych znaleźć można m.in. w [4]. Wykazano tam, że dzięki tej metodzie wnioskowanie o uszkodzeniu silnika obciążonego momentem ponad połowę znamionowego jest możliwe. Rys. 1 przedstawiający zbiorczą formę graficzną zależności zamieszczonych w tabelach 2 i 3 wskazuje, że dla badanych silników małej mocy symptomy uszkodzeń również się uwidaczniają ale jedynie dla poślizgów, większych od 0.04 tzn. w okolicach poślizgu znamionowego występującego przy znamionowym momencie obciążenia. Wartości stosunków amplitud widma dla częstotliwości poślizgowych silnika uszkodzonego (P) i sprawnego (Z) są ponad trzykrotnie większe. Wykorzystanie tej informacji może prowadzić do opracowania metody pozwalającej na jednoznaczne wnioskowanie o stanie technicznym maszyny. Dla

$f_{s1} = f_0 (1 \pm 2 \cdot s)$ nie jest mniejszy niż 50dB. Zaleca się odłączenie silnika

mniejszych poślizgów tzn. małych obciążeń jednoznaczne wnioskowanie o stanie technicznym tych maszyn, może być bardzo utrudnione, gdyż badane stosunki amplitud kształtują się na podobnym poziomie zarówno dla silnika sprawnego jak i uszkodzonego.



Rys. 1. Wykres stosunku amplitud częstotliwości poślizgowych prądu różnych wartościach poślizgu

MCSA jest wygodną i szeroko stosowaną metodą w diagnostyce silników indukcyjnych. Wyodrębnienie częstotliwości poślizgowych pozwala na miarodajne wnioski o stanie maszyny. Jednak, skuteczność metody zależna jest od obciążenia, wynikają więc z tego ograniczenia jej stosowania.

Ograniczenia stosowania MCSA

- Automatyzacja procesu diagnostyki wiąże się z analizą FFT o wysokiej rozdzielczości, umożliwiającej analizę widma prądu w dziesiątych częściach Hertza. Pojawia się więc problem natury numerycznej.
- Wymagana jest wysoka dokładność wyznaczenia prędkości obrotowej silnika, w przeciwnym wypadku istnieje zagrożenie błędnej interpretacji obrazu FFT
- MCSA wykazuje małą skuteczność przy obciążeniach maszyn mniejszych od połowy znamionowego.

Poszukiwane są więc alternatywne rozwiązania pozwalające na pokonanie ograniczeń MCSA. Próbe znalezienia takiej alternatywy przedstawiono poniżej.

3. ALTERNATYWNA METODA WYKORZYSTYWANIA WIDMA PRĄDU

Jednym z podstawowych źródeł informacji, obok spektrum prądu fazowego, jest prędkość obrotowa. Konieczna jest wysoka dokładność jej wyznaczenia gdyż za jej pomocą wyznacza się częstotliwości poślizgowe a tym samym wskazuje

fragmenty analizowanego spektrum prądu niosące informacje diagnostyczne. Niniejszy artykuł przedstawia wyniki próby opracowania procedur analizy spektrum prądu bez konieczności pomiaru prędkości obrotowej. W tym celu wykorzystano analizę statystyczną wybranych fragmentów spektrum prądu fazowego silnika. Fragmenty te powstały przez podział pełnego spektrum w zakresie od 0 do 1kHz na dziewięć części. Każda z części zawierać będzie w sobie fragment widma, zaczynając się od parzystych a na sąsiednich nieparzystych wielokrotności harmonicznych kończąc. Z każdego fragmentu wyznaczono średnią wielkość amplitud prązków prądów i do niej odniesiono sumę wszystkich amplitud wykraczających poza średnią w danym fragmencie. Powstaje w ten sposób wartość charakteryzująca wybrany fragment widma. Podejście takie zastosowano w celu uniknięcia konieczności pomiaru prędkości obrotowej wirnika, koniecznej do wyznaczenia częstotliwości poślizgowych. Zastosowane podejście pozwala zbudować zestaw danych wejściowych klasyfikatora składający się z charakteryzujących każdy wyodrębniony fragment widma prądu wielkości wyznaczonych dla każdego badanego silnika i dla każdego badanego punktu pracy.

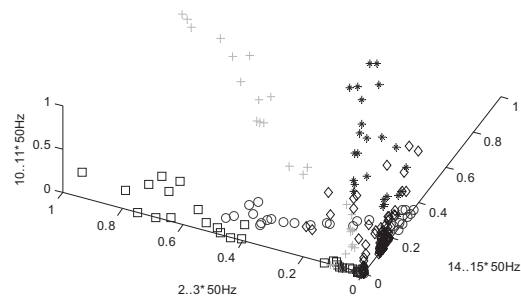
Rejestracja prądów stojana silników pracujących w różnych warunkach obciążenia i temperatury w stanie ustalonym została przeprowadzona z częstotliwością próbkowania 10 kHz. Obciążenie było stopniowane pięcioma poziomami od połowy momentu znamionowego obciążenia do jego pełnej wartości. Wyboru cech dokonano spośród fragmentów widma pomiędzy parzystymi i nieparzystymi harmonicznymi FFT prądu fazowego stojana.

Rys. 2 i Rys. 3. przedstawiają rozkłady wybranych trzech elementów wektora wejściowego zbudowanego w oparciu o prezentowaną metodę. Na osiach tych rysunków oznaczono wartości wyznaczone w sposób przedstawiony powyżej, dla trzech wycinków widma prądu:

- 2..3*50Hz(100 do 150 Hz),
- 10..11*50Hz(500 do 550 Hz),
- 14..15*50Hz(700 do 750 Hz).

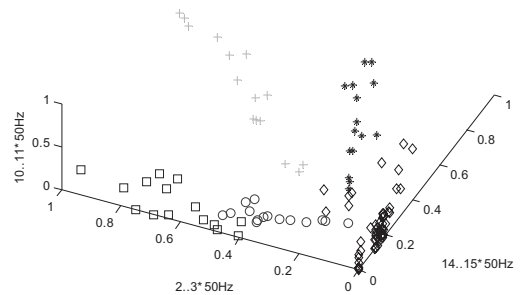
Rysunek 2 pokazuje zależności pomiędzy cechami silników obciążonych pracujących w pełnym zakresie - już od biegu jałowego do obciążenia znamionowego przekroczonego o 10%. Rysunek 3 przedstawia te same zależności jednak moment obciążenia był większy od połowy momentu znamionowego. Widać na tym rysunku wyraźnie wyodrębnione obszary, w jakich lokują się cechy silników z poszczególnych grup. Na rysunku 2 dostrzegalne stają się problemy separowalności tych obszarów, gdyż dla silników obciążonych poniżej połowy wartości znamionowej momentu obciążenia zaobserwować można ich wzajemne przenikanie się. Cechy widmowe prądów silników uszkodzonych dla tak małych obciążeń

często pokrywają się z cechami widma silników sprawnych.



Rys. 2. Rozkład elementów zestawu danych wejściowych dla obciążeń w zakresie $0 < M < 1.1 * M_n$

- ◇ silniki sprawne;
- + uszkodzony 1 pręt
- * uszkodzone 2 sąsiednie pręty
- uszkodzony pierścień klatki
- 3 naderwane sąsiednie pręty



Rys. 3. Rozkład elementów zestawu danych wejściowych dla obciążeń w zakresie $0.5 * M_n < M$

4. TESTY BADAWCZE

Doświadczenia i test skuteczności proponowanej metody zostały przeprowadzane na silnikach indukcyjnych małej mocy, które zostały uszkodzone i pogrupowane w pięć klas, zgodnie z typem uszkodzenia. Są to:

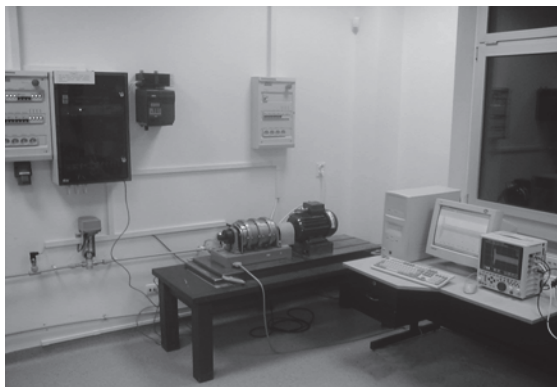
- 4 silniki sprawne,
- 1 silnik z uszkodzonym prętem
- 1 z uszkodzonymi dwoma sąsiednimi prętami
- 1 z naderwanymi trzema sąsiednimi prętami
- 1 z uszkodzonym pierścieniem.

Przeprowadzono je na stanowisku badawczym, którego zdjęcie zamieszczono na rysunku 4.

Elementy stanowiska badawczego:

- Silniki firmy Tamel 2,2kW 1497obr/min,
- Hamownica magnetyczno-ciarna,
- Rejestrator Hioki 8855 z osprzętem,
- Komputer PC.

Zasilając silnik indukcyjny z sieci energetycznej 50Hz można dokonać pomiarów prądu fazowego silnika za pomocą prądowych cęgów pomiarowych. Zarejestrowane prądy w przeciągu 22s z okresem próbkowania 10^{-4} s pozwalają na wyodrębnienie cech sygnałów o wartości diagnostycznej.



Rys. 4. Zdjęcie stanowiska badawczego

4. KLASYFIKATOR NEURONOWY

Zaprojektowany również został klasyfikator stanu wirnika silnika indukcyjnego wykorzystującego sieć neuronową współzawodniczą typu LVQ [5].

Sieć neuronowa typu *LVQ* (ang. *Learning Vector Quantization*) stanowi wariant sieci klasyfikującej, opartej na zasadzie współzawodnictwa między neuronami. Warstwa ukryta (tzw. warstwa Kohonena) dokonuje klasyfikacji prezentowanych sieci wektorów wejściowych, zaś warstwa wyjściowa składa się z tylu neuronów, ile klas podlega klasyfikacji. Warstwa Kohonena jest podzielona na grupy neuronów; każdej z grup przypisuje się jedną klasę wektorów wejściowych.

Tabela 3.

Poziom dokładności klasyfikatora neuronowego dla trzech wariantów danych testowych

Warianty zestawów danych	Dane_0		Dane_1		Dane_2	
	Liczba elementów wektora	Liczba neuronów Kohonen / Dopasowanie	Liczba neuronów Kohonen	Dopasowanie	Liczba neuronów Kohonen	Dopasowanie
3	10	89%	10	88%	4	89%
4	10	93%	10	92%	4	93%
5	12	97%	10	92%	10	98%
6	6	98%	6	96%	12	98%
7	6	98%	8	97%	6	97%
8	6	99%	4	100%	12	100%

Wejściami klasyfikatora są zestawy danych wejściowych zawierające cechy od trzech do dziewięciu fragmentów widma. Fragmenty zostały wybrane z widma prądu z zakresu od 50Hz do 1kHz. Sieć uczona była w trybie nadzorowanym, każdemu więc elementowi wektora cech przypisano liczbę 1,2...5 odpowiadającą przynależności do jednej

z pięciu grup. Do treningu użyto trzy losowo wyodrębnione zestawy treningowe jakie powstały poprzez również losowy wybór 75% spośród wszystkich danych. Poprawność klasyfikacji została zweryfikowana dla danych testowych będących pozostałymi elementami bazy danych. Wyniki zawiera Tabela 3. Dla trójelementowego wektora cech uzyskano poziom dopasowania nie mniejszy niż 88%. Zwiększenie liczebność elementów wektora wejściowego do 8 klasyfikatora poprawia jakość klasyfikacji dając w dwóch wariantach 100% dopasowanie.

5. PODSUMOWANIE

Wyniki badań dotyczą eksperymentów przeprowadzonych na pięciu rodzajach uszkodzeń silników.

Jednak pozostałe typy uszkodzeń można z zadowalającym poziomem wiarygodności wskazać za pomocą opisywanego algorytmu. Przedstawiony klasyfikator stanowi alternatywę dla istniejących metod diagnostyki bazującej na MCSA, gdyż pozwala badać maszyny bez konieczności pomiaru prędkości obrotowej.

LITERATURA

- [1] Gašiorowski T., Glinka T.: Przegląd metod badań diagnostycznych klatki wirnika silnika indukcyjnego. Przegląd Elektrotechniczny. Maj 1999. s.10
- [2] T.Glinka: Badania diagnostyczne maszyn elektrycznych w przemyśle. Komel, Katowice 2002
- [3] S.Nandi, H. Toliyat: Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines – a review. IEEE trans.
- [4] C. Kowalski, T. Kowalska: Neural networks application for induction motor faults diagnosis. Mathematics and Computer in Simulation 63 (2003) 435-448
- [5] Kohonen, T. The self-organizing map. Proceedings of IEEE 78, 1464-1480, 1990



Andrzej SOBOLEWSKI od 1998 r. jest asystentem w Katedrze Automatyki i Elektroniki Wydziału Elektrycznego Politechniki Białostockiej. W obrębie jego zainteresowań znajdują się zagadnienia związane

z diagnostyką procesów przemysłowych, automatyzacją procesów oraz sztuczna inteligencją. W ostatnich latach swoje prace badawcze skupia na zastosowaniu sieci neuronowych w problemach diagnostyki i monitoringu silników indukcyjnych.