

Piotr CZECH

Politechnika Śląska, Gliwice

KLASYFIKATOR LOKALNYCH USZKODZEŃ ZĘBÓW KÓŁ PRZEKŁADNI, WYKORZYSTUJĄCY LOGIKĘ ROZMYTĄ ORAZ SELEKCJĘ WIDMOWĄ

Słowa kluczowe

Diagnostyka przekładni zębatach, metody sztucznej inteligencji, logika rozmyta.

Streszczenie

W artykule przedstawiono wyniki prób mających na celu budowę klasyfikatora lokalnych uszkodzeń zębów kół przekładni, zbudowanego w oparciu o logikę rozmytą.

Obiekt badań stanowiła przekładnia zębata o zębach prostych, pracująca na stanowisku mocy krążącej FZG. Badaniami objęto przekładnie z kołami bez uszkodzeń oraz z lokalnymi uszkodzeniami zębów w postaci pęknięcia u podstawy zęba i wykruszenia wierzchołka zęba.

W artykule zaproponowano sposób budowy systemów diagnozujących lokalne uszkodzenia zębów kół. Do tego celu wykorzystano sygnały drganiowe poddane odpowiedniej filtracji oraz przetwarzaniu.

Wprowadzenie

Jednym z elementów, od których nierzadko zależy życie ludzkie, są przekładnie zębate. Znajdują one zastosowanie w większości układów przeniesienia napędu i to zarówno we wszelkiego rodzaju maszynach, jak również środkach transportu. Przekładnia zębata stanowi bardzo ważną część łańcucha kinematycznego układu przeniesienia mocy pomiędzy silnikiem a odbiornikiem energii.

Jak podaje literatura [11], około 60% awarii, jakim ulega, spowodowane jest uszkodzeniem kół zębatych. Szczególnie ważne wydaje się stworzenie takich metod, które pozwolą wykryć wszelkiego rodzaju uszkodzenia przekładni zębatej już we wczesnych ich stadiach. Szybkość rozprzestrzeniania się zaburzeń wibroakustycznych wywołanych zmianą stanu obiektu powoduje, że metody wibroakustyczne są szczególnie przydatne w przypadkach pojawienia się uszkodzenia [2÷8, 13, 18, 19, 25, 27, 28, 31, 36÷39]. Jak dotąd w literaturze brak jest gotowych rozwiązań z zakresu diagnostyki powstawania i rozwoju uszkodzeń zębów, które pozwoliłyby wykryć ten stan jeszcze we wczesnych stadiach rozwoju, tak aby nie doszło do wystąpienia groźnych w skutkach awarii. W ostatnich latach w literaturze pojawiły się przykłady zastosowania metod sztucznej inteligencji w zadaniach diagnostyki [1, 2, 4, 5, 8÷10, 13÷15, 17, 20, 25, 31, 38, 39]. Jako największą trudność w procesie projektowania systemów wykorzystujących sztuczną inteligencję literatura podaje konieczność podejścia do każdego z zadań indywidualnie. Dotychczas nie udało się opracować jednoznacznych wytycznych co do sposobów budowy i nauki takich systemów. Pośród metod sztucznej inteligencji można wyróżnić logikę rozmytą [12÷14, 16, 20, 21, 23, 24, 26, 28, 29, 40].

Logika rozmyta jest bardzo skutecznym sposobem przetwarzania informacji niepewnej i nieprecyzyjnej, czyli takiej, jaka występuje w praktyce [13]. Ze względu na swoje cechy może być z powodzeniem stosowana w systemach diagnozowania stanu obiektów technicznych.

Struktura modelu rozmytego składa się z bloku fuzyfikacji, interferencji oraz defuzyfikacji. W bloku fuzyfikacji (rozmywania) dla ostrych wartości wejściowych (x) zostaje wyznaczony stopień przynależności ($\mu(x)$) do poszczególnych zbiorów rozmytych. W tym bloku zdefiniowane są funkcje przynależności do zbiorów rozmytych kolejnych wejść systemu. Funkcje przynależności muszą być dokładnie zdefiniowane jakościowo (rodzaj funkcji) i ilościowo (parametry, współczynniki funkcji). Na podstawie stopnia przynależności wejść kolejny blok systemu rozmytego wyznacza wynikową funkcję przynależności. Blok interferencji musi zawierać bazę reguł, mechanizm interferencyjny oraz funkcję przynależności wyjścia modelu. W bazie reguł zawarte są zależności przyczynowo-skutkowe wyjścia od wejść modelu, np.: reguła 1: jeśli ($x_1 = A_1$) i ($x_2 = B_1$) to ($y = C_1$). W mechanizmie interferencyjnym zostaje obliczony stopień spełnienia poszczególnych reguł, stopień aktywacji konkluzji poszczególnych reguł oraz wynikowa postać funkcji przynależności wyjścia. W ostatnim bloku systemu rozmytego na podstawie wynikowej funkcji przynależności wyjścia wyznacza się ostrą wartość wyjścia (y). Dokładne omówienie metod stosowanych w celu wyznaczenia wartości wyjściowej zostało przedstawione w pracach [12÷14, 16, 21, 23, 24, 26, 29, 30, 40].

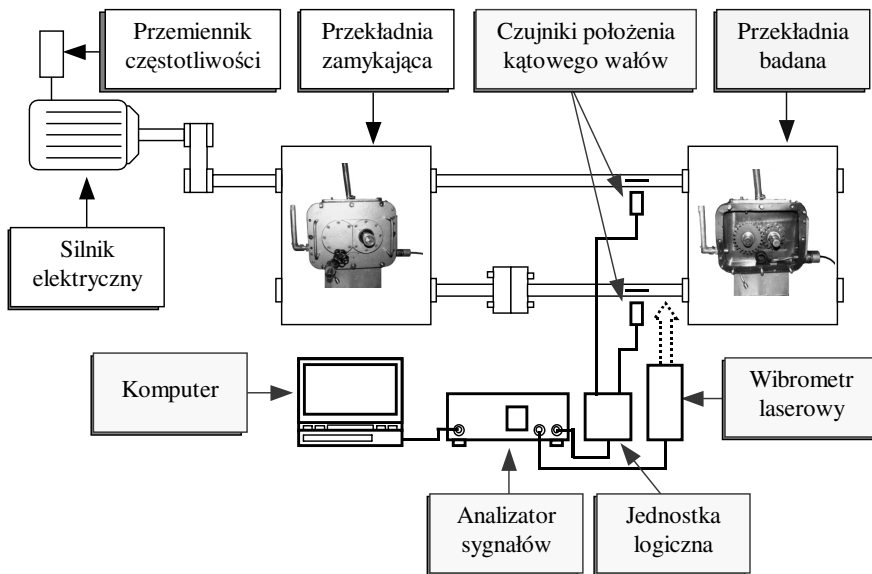
W niniejszym artykule zostanie przedstawiona propozycja sposobu wykorzystania logiki rozmytej do celów diagnostycznych.

1. Opis eksperymentu

W przeprowadzonych doświadczeniach podjęto próbę zbudowania klasyfikatora stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni wykorzystującego logikę rozmytą.

Obiekt badań stanowiła przekładnia zębata o zębach prostych, pracująca na stanowisku mocy krążącej, o liczbie zębów zębniaka i koła 16 i 24.

Zmierzone na stanowisku mocy krążącej sygnały prędkości drgań poprzecznych wału koła (rys. 1) stanowiły bazę w budowie wzorców rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni dla projektowanych klasyfikatorów.



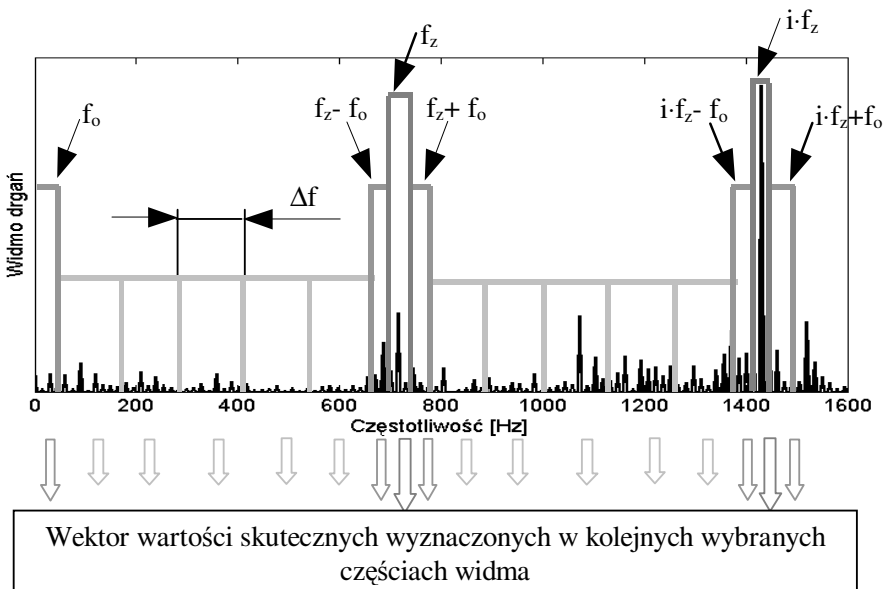
Rys. 1. Schemat układu pomiarowego

Pomiary wykonywano dla nieuszkodzonej przekładni, jak również z zamodelowanymi uszkodzeniami w postaci pęknięcia u podstawy zęba (na głębokości: 1 mm, 3 mm) oraz wykruszenia wierzchołka zęba (o wartość: 0,75 mm, 1,5 mm, 2 mm). Każdą z serii pomiarowych przeprowadzono dla przekładni zębatej pracującej przy prędkościach obrotowych wału koła wynoszących 900 obr/min i 1800 obr/min, oraz przy obciążeniach, wynoszących 2,58 MPa i 3,85 MPa. W rezultacie otrzymano macierz składającą się z 971 sygnałów prędkości drgań poprzecznych wału koła.

Zarejestrowane sygnały drganiowe poddano działaniu filtrów dolnoprzepustowych w zakresie 6 i 12 kHz, filtrów umożliwiających uzyskanie sygnałów resztkowych i różnicowych, filtru w zakresie $0,5 \div 1,5$ częstotliwości ząbienia. Sygnały resztkowe otrzymano poprzez usunięcie z widma pasm zawierających składowe obrotowe wałów kół i ich harmoniczne oraz składowe częstotliwości ząbienia i jej harmoniczne, zaś różnicowe dodatkowo usuwając pasma wokół częstotliwości ząbienia i ich harmonicznych, obejmujące wstęgi boczne związane z częstotliwościami obrotowymi kół zębatych [5, 17]. Następnie stosując odwrotną transformatę Fouriera otrzymano sygnały czasowe. Z otrzymanych sygnałów czasowych drgań wyznaczono widma, w których wyodrębniono następujące zakresy częstotliwości:

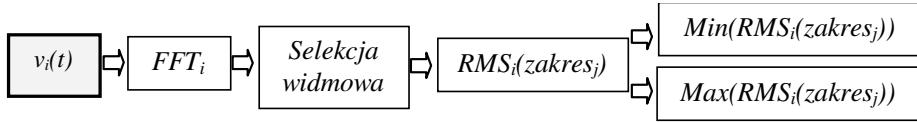
- $f \in \langle 0, f_o \rangle$,
- $f \in \langle f_z - f_o, f_z \rangle$,
- f_z ,
- $f \in \langle f_z, f_z + f_o \rangle$.

Zakres $f \in \langle f_o, f_z - f_o \rangle$ podzielono na 20, 10 i 5 podzakresów. Podział na podzakresy o długościach $\Delta f \cong 30$ Hz, $\Delta f \cong 65$ Hz oraz $\Delta f \cong 150$ Hz miał na celu sprawdzenie wpływu wielkości podzakresu na wartość błędu klasyfikatora. Każdą z otrzymanych części widma częstotliwości scharakteryzowano pod względem zmienności amplitudy poprzez wyznaczenie wartości skutecznej (rys. 2).



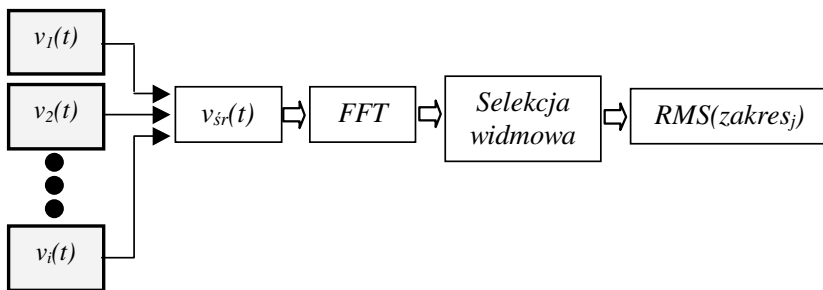
Rys. 2. Sposób przeprowadzenia selekcji widmowej

Obliczenia zostały powtórzone dla wszystkich zarejestrowanych na stanowisku mocy krążącej FZG przebiegów czasowych. Z tak otrzymanej macierzy wyznaczono dla każdej wyodrębnionej części widma wartości minimalne i maksymalne, występujące w przypadku danego rodzaju i stopnia uszkodzenia (rys. 3).



Rys. 3. Sposób przetwarzania sygnałów drganiowych w celu określenia punktów charakterystycznych funkcji przynależności wejść systemu diagnostycznego (gdzie: i – nr zmierzonego przebiegu prędkości drgań, j – nr zakresu wyodrębnionego z widma częstotliwości)

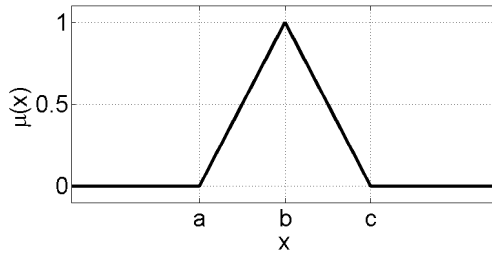
Dodatkowo z uśrednionych zarejestrowanych prędkości drgań dla danego rodzaju i stopnia uszkodzenia wyznaczono wartość skuteczną w każdej z wyselekcjonowanych części widma (rys. 4).



Rys. 4. Sposób przetwarzania sygnałów drganiowych w celu określenia punktów charakterystycznych funkcji przynależności wejść systemu diagnostycznego (gdzie: i – nr zmierzonego przebiegu prędkości drgań, j – nr zakresu wyodrębnionego z widma częstotliwości)

Tak wyznaczone estymaty posłużyły do określenia punktów charakterystycznych funkcji przynależności wejść. Na podstawie literatury do badań za funkcję przynależności wejść wybrano funkcję trójkątną (rys. 5). Sposób określania punktów charakterystycznych dla funkcji trójkątnej przyjęto zgodnie z tabelą 1.

We wstępnej części przeprowadzonego doświadczenia wyznaczono funkcje przynależności wejść dla trzech sposobów selekcji widmowej dla przekładni pracującej przy dwóch prędkościach i dwóch obciążeniach. Celem ograniczenia liczby wejść systemu diagnostycznego wykorzystującego logikę rozmytą w przeprowadzonych doświadczeniach wykorzystano zakres częstotliwości $f \in \langle 0, f_z + f_o \rangle$.



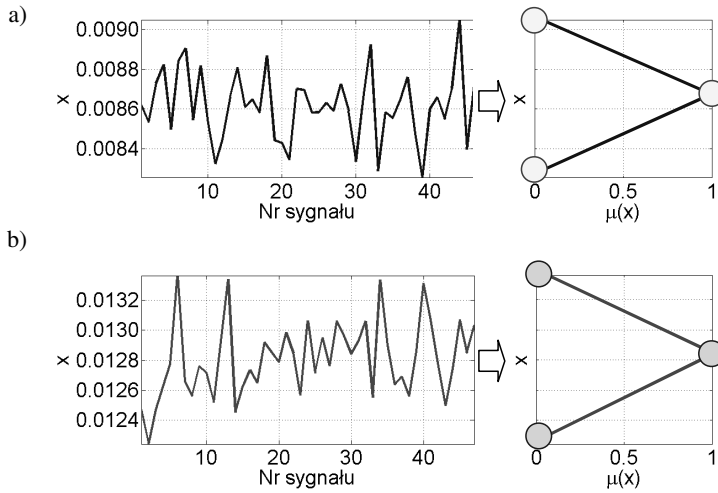
Rys. 5. Wybrana funkcja przynależności wejść

Tabela 1. Sposób określania punktów charakterystycznych funkcji przynależności wejść

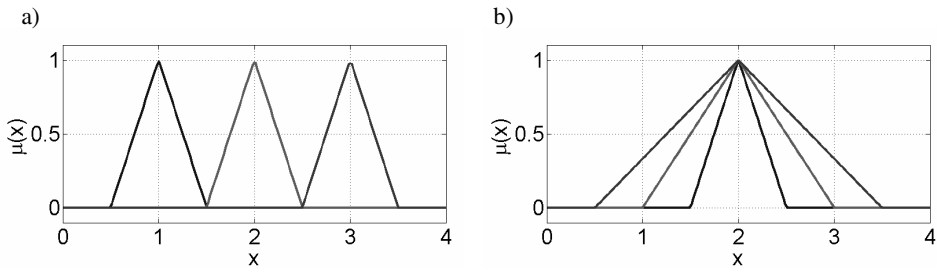
Sposób określania punktów charakterystycznych funkcji przynależności wejść		
„A”	„B”	
$a = \min(FFT(v))$	$a = \min \begin{pmatrix} \min(FFT(v)) \\ \max(FFT(v)) \\ FFT(v_{usr}) \end{pmatrix}$	
$c = \max(FFT(v))$	$c = \max \begin{pmatrix} \min(FFT(v)) \\ \max(FFT(v)) \\ FFT(v_{usr}) \end{pmatrix}$	
$b = \frac{\min(FFT(v)) + \max(FFT(v))}{2}$	$b = \min(FFT(v))$ lub $b = \max(FFT(v))$ lub $b = FFT(v_{usr})$	gdzie: $a < b < c$

Rysunek 6 przedstawia punkty charakterystyczne funkcji przynależności określone dla przykładowego wyodrębnionego zakresu widma sygnału drganiowego zarejestrowanego przy jednej prędkości obrotowej i jednym obciążeniu.

Spośród wszystkich utworzonych zestawów wybrano 13, w skład których wchodziły wejścia najlepiej dostosowane do procesu klasyfikacji. Postępowano zgodnie z ideą przedstawioną na rysunku 7. Najlepsza sytuacja wystąpiłaby, gdyby z całego zakresu możliwych do wystąpienia wartości danej estymaty (oś x) zostałyby wyodrębnione niepokrywające się przedziały odpowiadające kolejnym stopniom uszkodzenia zębów kół. W tym przypadku wystarczyłaby znajomość tej estymaty, aby dokładnie określić występujące uszkodzenia. Równocześnie nie byłoby potrzeby tworzenia skomplikowanego w budowie systemu diagnostycznego opartego na logice rozmytej. Niestety w przeprowadzonych doświadczeniach nie zarejestrowano wystąpienia takiego przypadku.

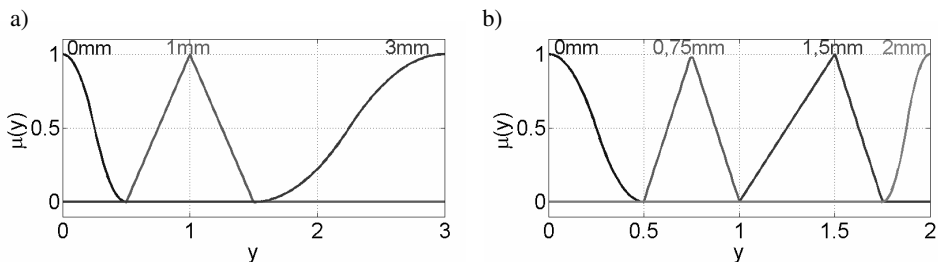


Rys. 6. Przykładowe określone punkty charakterystyczne funkcji przynależności wejść dla kół (a) bez uszkodzeń, (b) z wykruszonym o wartość 2 mm wierzchołkiem zęba



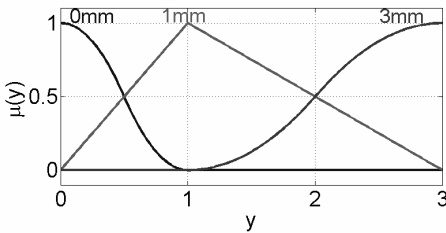
Rys. 7. Wybrana funkcja przynależności wejść: (a) przypadek najlepszy, (b) przypadek najgorszy

Również w przypadku wyjść systemu wykorzystującego logikę rozmytą do celów diagnostycznych przekładni zębatej zastosowano dwa sposoby rozmywania (rys. 8 i 9).

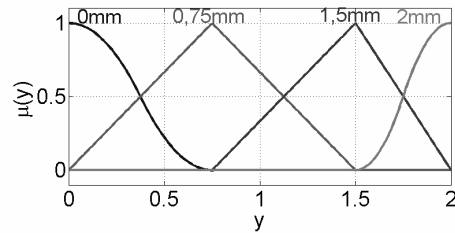


Rys. 8. Sposób „I” budowy rozmytych wyjść systemu logiki rozmytej dla uszkodzenia w postaci: (a) pęknięcia u podstawy zęba, (b) wykruszenia wierzchołka zęba

a)



b)



Rys. 9. Sposób „2” budowy rozmytych wyjść systemu logiki rozmytej dla uszkodzenia w postaci: (a) pęknięcia u podstawy zęba, (b) wykruszenia wierzchołka zęba

Określenie występującego rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół stanowiło cel przeprowadzanego procesu diagnostycznego. Równocześnie zamodelowane w eksperymencie uszkodzenia stanowiły klasy, do których system diagnostyczny miał zakwalifikować dane uszkodzenie. Klasy te określały położenie punktów, dla których funkcja przynależności wyjść przyjmowała wartość równą 1. W eksperymentach przyjęto dla klas skrajnych sigmoidalną funkcję przynależności, zaś dla pozostałych klas zastosowano funkcję trójkątną. Przyjęte w badaniach sposoby określania punktów charakterystycznych funkcji przynależności wyjść są widoczne na przykładach zamieszczonych na rysunkach 8 i 9.

Przeprowadzenie badań z różnymi sposobami rozmywania wejść i wyjść miało na celu zbadanie ich wpływu na wynik procesu klasyfikacji rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni.

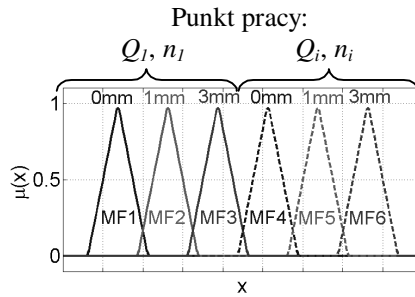
Doświadczenia z udziałem systemów logiki rozmytej przeprowadzono oddzielnie dla dwóch rodzajów uszkodzenia przekładni zębatej w postaci pęknięcia u podstawy zęba oraz wykruszenia wierzchołka zęba w różnych punktach pracy maszyny:

- $Q = 2,58 \text{ MPa}$, $n = 900 \text{ obr/min}$,
- $Q = 2,58 \text{ MPa}$, $n = 1800 \text{ obr/min}$,
- $Q = 3,85 \text{ MPa}$, $n = 900 \text{ obr/min}$,
- $Q = 3,85 \text{ MPa}$, $n = 1800 \text{ obr/min}$.

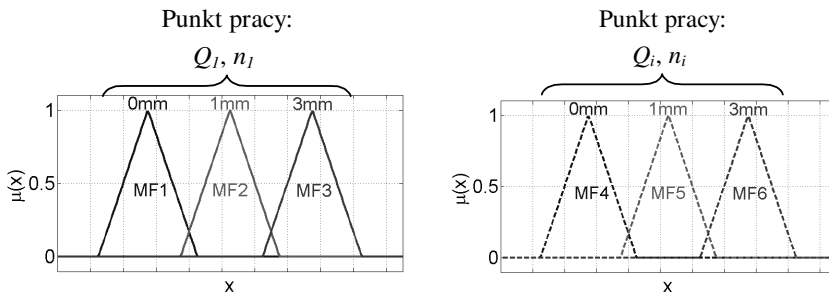
Punkty pracy maszyny były zgodne z wybranymi w procesie rejestracji przebiegów drganiowych na stanowisku mocy krążącej FZG.

Dodatkowo przeprowadzono eksperymenty z wykorzystaniem klasyfikatorów jednego rodzaju uszkodzenia, niezależnie od obciążenia i prędkości obrotowej wałów kół przekładni zębatej oraz obu rodzajów uszkodzenia diagnozowanych przez jeden klasyfikator.

W czasie budowy bazy reguł systemu logiki rozmytej korzystano z dwóch sposobów przedstawionych schematycznie na rysunkach 10 i 11.



Rys. 10. System „I” budowy reguł systemu logiki rozmytej, MF1...6 – kolejne funkcje przynależności



Rys. 11. System „II” budowy reguł systemu logiki rozmytej, MF1...6 – kolejne funkcje przynależności

W „I” typie systemu dla każdego wejścia zakodowano wszystkie występujące punkty pracy maszyny, natomiast w „II” typie systemu każde z wejść zostało zwielokrotnione o liczbę analizowanych punktów pracy przekładni zębatej. Sposób ten jest analogiczny z wykorzystywanym w czasie badań nad klasyfikacją stopnia uszkodzenia przekładni zębatej pracującej przy jednym momencie obciążenia i jednej prędkości obrotowej wałów kół.

Zbiór reguł zapisano w postaci:

jeśli x_1 jest A_1 i x_2 jest A_2 ... i x_k jest A_k to klasa 1,

jeśli x_1 jest B_1 i x_2 jest B_2 ... i x_k jest B_k to klasa 2,

...

jeśli x_1 jest Z_1 i x_2 jest Z_2 ... i x_k jest Z_k to klasa N ,

gdzie:

x_1 ... x_k – wartości estymat wyznaczonych w danej części widma,

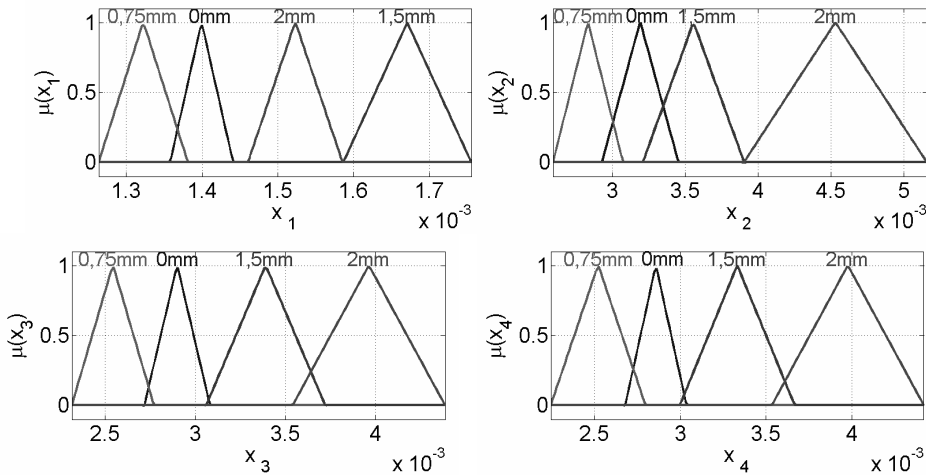
k – liczba wejść systemu diagnostycznego,

$A_1 \dots A_k$, $B_1 \dots B_k$, $Z_1 \dots Z_k$ – określony dla każdego wejścia osobno przedział wartości estymat wyznaczonych w danej części widma, który odpowiada danej klasie uszkodzenia,

klasa 1, klasa 2...klasa N – rozpoznawana klasa uszkodzenia zębów kół,

N – liczba klas uszkodzeń zębów kół.

Przykładowy zestaw funkcji przynależności wejść czterowejściowego systemu diagnozującego stopień wykruszenia wierzchołków zębów kół przekładni wykorzystującego logikę rozmytą przedstawiono na rysunku 12.



Rys. 12. Przykładowy zestaw funkcji przynależności wejść dla systemu czterowejściowego klasyfikacji stopnia wykruszenia wierzchołka zęba

2. Wyniki eksperymentu

W pierwszej serii przeprowadzonych badań zbudowano systemy klasyfikujące stopień jednego rodzaju uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy określonej prędkości obrotowej oraz obciążeniu. Eksperymenty powtórzone dla uszkodzenia w postaci pęknięcia u podstawy zęba oraz wykruszenia wierzchołka zęba. Błąd otrzymany z różnych typów systemów diagnostyki stopnia pęknięcia w stopie zęba wyniósł w granicy 5÷15%. W przypadku systemów diagnozujących stopień wykruszenia wierzchołka zęba, uzyskane wyniki błędu klasyfikacji charakteryzują się znacznie większą rozpiętością niż w przypadku analogicznie zbudowanych systemów służących do diagnostyki stopnia pęknięcia w stopie zęba. Dla większości przypadku wykorzystanych typów systemów najniższe wartości błędu wyniosły w granicy 2÷20%. Otrzymane rozpiętości w uzyskiwanych wartościach błędu klasyfikacji wskazują na duże znaczenie

sposobu określania punktów charakterystycznych funkcji przynależności wejść (systemy logiki rozmytej typu A i B – tab. 1) oraz punktów charakterystycznych funkcji przynależności wyjść (systemy logiki rozmytej typu 1 i 2 – rys. 8 i 9).

Tabela 2 przedstawia zestawienie najlepszych uzyskanych wyników klasyfikacji stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy jednym obciążeniu i jednej prędkości obrotowej dla systemów diagnozujących jeden rodzaj uszkodzenia.

Tabela 2. Zestawienie najlepszych wyników klasyfikacji uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy jednej prędkości obrotowej wałów i jednym obciążeniu

Nr uszkodzenia		1				2			
Nr punktu pracy		1	2	3	4	1	2	3	4
Typ systemu	Liczba podzakresów	Błąd klasyfikacji [%]							
		I-A-1	20	20,29	7,88	13,04	7,17	29,79	9,71
	10	15,94	7,17	14,49	7,88	23,07	9,71	19,86	9,71
	5	18,84	7,17	11,59	7,17	33,99	10,81	18,77	9,18
I-A-2	20	23,19	8,59	13,04	7,88	31,08	9,71	19,86	13,51
	10	15,94	7,88	14,49	7,88	23,07	10,80	19,86	9,71
	5	17,39	7,88	11,59	7,17	35,08	10,27	18,77	9,18
I-B-1	20	18,84	7,88	11,59	7,17	34,39	9,71	19,81	14,57
	10	14,49	5,72	11,59	7,88	19,76	9,71	18,73	9,71
	5	23,19	7,17	10,14	7,17	37,50	11,36	16,55	9,18
I-B-2	20	17,39	8,59	11,59	7,17	34,14	9,71	19,81	12,95
	10	14,49	6,43	11,59	7,88	20,85	11,34	18,73	9,71
	5	26,09	7,88	10,14	7,17	36,41	10,27	16,55	9,18

gdzie:

- nr uszkodzenia: 1 – pęknięcie u podstawy zęba,
2 – wykruszenie wierzchołka zęba,
nr punktu pracy: 1 – $Q = 2,58$ MPa, $n = 900$ obr/min,
2 – $Q = 2,58$ MPa, $n = 1800$ obr/min,
3 – $Q = 3,85$ MPa, $n = 900$ obr/min,
4 – $Q = 3,85$ MPa, $n = 1800$ obr/min.

Ponieważ przekładnie zębate w układach napędowych pracują zwykle przy różnych prędkościach i obciążeniach, postanowiono w kolejnych doświadczeniach przeprowadzić testy z wykorzystaniem systemów diagnozujących jeden rodzaj uszkodzenia zęba koła przekładni pracującej przy różnych prędkościach i różnych obciążeniach.

W zależności od typu zastosowanego systemu wykorzystującego logikę rozmytą oraz od sposobu filtracji sygnału drganiowego i wariantu zastosowanej

selekcji widma otrzymywano błąd klasyfikacji na poziomach 10÷15% dla klasyfikatorów stopnia pęknięcia w stopie zęba oraz 15÷20% dla klasyfikatorów stopnia wykruszenia wierzchołka zęba.

Klasyfikatory uzyskiwały największą poprawność wyników dla podziału zakresu częstotliwości $f \in \langle f_o, f_z - f_o \rangle$ na 5 podzakresów.

Porównując uzyskiwaną poprawność diagnozy o stopniu uszkodzenia zęba koła zauważono niewielki wpływ sposobu rozmywania wyjść systemów wykorzystujących logikę rozmytą (porównanie systemów logiki rozmytej typu 1 z 2 – rys. 8 i 9). Dla obu diagnozowanych rodzajów uszkodzeń zębów oraz dla wszystkich wariantów zastosowanego wstępnego przetwarzania sygnałów drganiowych otrzymywano różnice wartości błędu na poziomie do 3%.

Podobne niewielkie różnice w wartościach błędu klasyfikacji występowały przy porównaniu sposobów rozmywania wejść klasyfikatora stopnia pęknięcia w stopie zęba (porównanie systemów logiki rozmytej typu A z B – tab. 1). Znaczący wpływ na poprawność pracy systemu diagnostycznego miał sposób rozmywania wejść dla klasyfikatorów stopnia wykruszenia wierzchołka zęba. W tym przypadku różnice w uzyskiwanych wartościach błędu dochodziły nawet do 20% na korzyść systemów logiki rozmytej typu A.

Uzyskane w eksperymentach wyniki pokazały, że wybór pomiędzy proponowanymi sposobami budowy bazy reguł nie ma wpływu na poprawność pracy klasyfikatorów danego rodzaju uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych i momentach obciążenia (porównanie systemów logiki rozmytej typu I z II – rys. 10 i 11).

Zestawienie najlepszych uzyskanych wyników klasyfikacji stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach przedstawiono w tabeli 3.

Ponieważ uzyskano bardzo dobre wyniki poprawności klasyfikacji dla systemów rozpoznających stopień pęknięcia w stopie zęba, jak również stopień wykruszenia wierzchołka zęba, podjęto próby budowy systemu opartego na logice rozmytej, którego celem byłoby rozpoznawanie przez jeden system obu typów uszkodzenia. System taki miał za zadanie rozpoznać stan bezawaryjny, trzy stopnie pęknięcia w stopie zęba oraz cztery stopnie wykruszenia wierzchołka zęba, co było zgodne z przeprowadzoną na stanowisku mocy krążącej FZG rejestracją sygnałów drganiowych.

Najlepsze uzyskane wyniki dla systemu wykorzystującego logikę rozmytą do celów określenia rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach przedstawia tabela 4.

Najniższą uzyskaną wartość błędu klasyfikacji, wynoszącą 20,65%, zanotowano dla systemu typu I-B-1 przy podziale zakresu częstotliwości $f \in \langle f_o, f_z - f_o \rangle$ na 5 podzakresów.

Tabela 3. Zestawienie najlepszych wyników klasyfikacji uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach

Nr uszkodzenia		1	2
Typ systemu	Liczba podzakresów	Błąd klasyfikacji [%]	
I-A-1	20	11,53	22,45
	10	11,89	19,43
	5	10,08	17,79
I-A-2	20	12,07	21,81
	10	12,43	17,94
	5	10,08	16,86
I-B-1	20	11,35	24,07
	10	12,98	19,60
	5	10,45	16,59
I-B-2	20	11,71	22,24
	10	14,24	20,01
	5	11,17	17,14
II-A-1	20	11,53	22,45
	10	11,89	19,43
	5	10,08	17,79
II-A-2	20	12,07	21,81
	10	12,43	17,94
	5	10,08	16,86
II-B-1	20	11,35	24,07
	10	12,98	19,60
	5	10,45	16,59
II-B-2	20	11,71	22,24
	10	14,24	20,01
	5	11,17	17,14

gdzie:

nr uszkodzenia: 1 – pęknięcie u podstawy zęba,
2 – wykruszenie wierzchołka zęba.

Tabela 4. Zestawienie najlepszych wyników klasyfikacji rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach

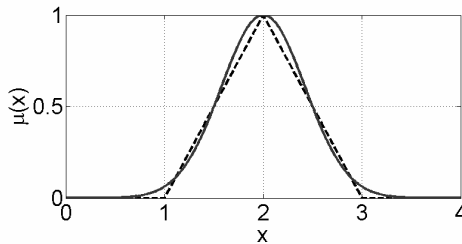
Typ systemu	Liczba podzakresów	Błąd klasyfikacji [%]
I-A-1	20	23, 93
	10	29, 36
	5	21, 53
I-B-1	20	24, 94
	10	30, 15
	5	20, 65
II-A-1	20	82, 39
	10	85, 25
	5	87, 04
II-B-1	20	82, 59
	10	85, 55
	5	87, 84

Zastosowane w czasie doświadczeń sposoby wstępnego przetwarzania sygnałów drganiowych nie miały znaczącego wpływu na uzyskiwaną poprawność klasyfikacji rodzaju i stopnia uszkodzenia zęba koła przekładni pracującej z różnymi prędkościami obrotowymi i obciążeniami.

Na podstawie uzyskanych wyników można zauważyć, że największy wpływ na wartość błędu klasyfikacji ma zastosowany sposób budowy bazy reguł. Nawet dziewięciokrotny spadek poprawności uzyskiwanej diagnozy uszkodzenia zębów kół widoczny jest przy porównaniu systemów typu II do systemów typu I, wykorzystujących logikę rozmytą. Uzyskane wartości błędu klasyfikacji dla systemów typu II dyskwalifikują ten sposób budowy systemów diagnostycznych. Błąd diagnozy o stanie kół zębatych wydaje się być nawet większy niż prawdopodobieństwo zgadywania o ich stanie.

Przeprowadzone eksperymenty pokazały, iż niższą wartość błędu uzyskano dla prób klasyfikacji stopnia uszkodzenia zębów kół dla systemu klasyfikującego dany rodzaj uszkodzenia, niż dla systemu mającego rozróżnić zarówno rodzaj, jak i stopień uszkodzenia.

Część z uzyskanych wyników okazała się niezadowalająca, dlatego też postanowiono przeprowadzić dodatkowe badania. Ich celem było sprawdzenie, czy zmiana rodzaju funkcji przynależności wejść może zwiększyć poprawność klasyfikacji uszkodzeń zębów kół przekładni. Trójkątną funkcję przynależności wejść zastąpiono funkcją gaussowską (rys. 13).



Rys. 13. Sposób konwersji trójkątnej funkcji przynależności wejść na funkcję gaussowską

Ekspertymenty przeprowadzone dla funkcji trójkątnej zostały powtórzone dla funkcji gaussowskiej. Ze względu na uzyskiwane duże wartości błędów klasyfikacji rodzaju i stopnia uszkodzenia w badaniach pominięto systemy typu II (rys. 10 i 11).

Zestawienie najlepszych uzyskanych wyników dla systemów klasyfikujących stopień uszkodzenia zębów kół przekładni dla danego rodzaju uszkodzenia przedstawiono w tabeli 5.

Największe różnice w wartościach błędu klasyfikacji występowały przy porównaniu sposobów rozmywania wejść klasyfikatora (porównanie systemów logiki rozmytej typu A z B – tab. 1). Różnice pomiędzy systemami typu A i B dochodziły nawet do kilkunastu procent. Wpływ sposobu selekcji widmowej na uzyskiwaną poprawność diagnostyczną okazał się zaś niewielki.

Tabela 5. Zestawienie najlepszych wyników klasyfikacji uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach (funkcja przynależności wejść – funkcja gaussowska)

Nr uszkodzenia		1	2
Typ systemu	Liczba podzakresów	Błąd klasyfikacji [%]	
I-A-1	20	0	0
	10	0,36	0,14
	5	0,18	0,41
I-A-2	20	0,18	0,14
	10	0,36	0,27
	5	0,36	0,69
I-B-1	20	6,88	11,27
	10	6,70	14,30
	5	4,17	13,74
I-B-2	20	7,61	12,12
	10	7,79	14,19
	5	6,34	14,86

gdzie:

- nr uszkodzenia: 1 – pęknięcie u podstawy zęba,
2 – wykruszenie wierzchołka zęba.

Zarówno dla systemu klasyfikującego stopień pęknięcia w stopie zęba, jak również systemu klasyfikującego stopień wykruszenia wierzchołka zęba udało się uzyskać bezbłędną pracę. W obu przypadkach wynik ten osiągnięto dla selekcji widmowej, wykorzystującej podział na 20 podzakresów.

W tabeli 6 zestawiono najlepsze uzyskane wyniki dla systemów wykorzystujących logikę rozmytą do celów określenia rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach.

Tabela 6. Zestawienie najlepszych wyników klasyfikacji rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych wałów i różnych obciążeniach (funkcja przynależności wejść – funkcja gaussowska)

Typ systemu	Liczba podzakresów	Błąd klasyfikacji [%]
I-A-1	20	1,9
	10	2,05
	5	2,61
I-B-1	20	15,14
	10	17,34
	5	18,01

Otrzymane wyniki wskazują, iż niższe wartości błędu klasyfikacji można uzyskać stosując systemy typu A niż B (tabela 1). Podobnie jak dla klasyfikatorów pracujących dla danego rodzaju uszkodzenia, systemy klasyfikujące zarówno rodzaj, jak i stopień uszkodzenia nie wykazywały dużej wrażliwości na sposób przeprowadzonej selekcji widmowej.

Wyniki uzyskane z eksperymentów, w których zastąpiono trójkątną funkcję przynależności wejść – funkcją gaussowską, charakteryzują się znacznie niższymi wartościami błędów. Na tej podstawie można stwierdzić, że podstawowe znaczenie przy budowie klasyfikatorów rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni wykorzystujących logikę rozmytą, ma wybór funkcji przynależności wejść.

Podsumowanie

W artykule przedstawiono eksperyment mający na celu budowę klasyfikatora wykorzystującego logikę rozmytą do diagnozowania rodzaju i stopnia lokalnych uszkodzeń zębów kół przekładni. Pracę systemu diagnostycznego oparto na danych pochodzących z sygnałów drgań poprzecznych wału koła poddanych odpowiedniej filtracji oraz selekcji widmowej. Sygnały drganiowe zarejestrowano w czasie pracy rzeczywistej przekładni pracującej na stanowisku mocy krążącej.

Podsumowując można powiedzieć, iż przeprowadzone eksperymenty wykazały możliwość zbudowania poprawnie działających klasyfikatorów rodzaju i stopnia uszkodzenia zębów kół przekładni, wykorzystując do tego celu logikę rozmytą. Równocześnie można zauważyć, że niższy poziom błędu klasyfikacji występował przy diagnozowaniu jednego rodzaju uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej w danym punkcie pracy, niż przy równoczesnym diagnozowaniu obu rodzajów uszkodzenia zębów kół przekładni pracującej przy różnych prędkościach obrotowych i obciążeniach. Dlatego też lepszą propozycją wydaje się być zbudowanie systemu diagnostycznego, składającego się z wielu wyspecjalizowanych na dany rodzaj uszkodzenia podsystemów tworzących jedną diagnostyczną całość. Każdy z podsystemów może być zbudowany zarówno w oparciu o logikę rozmytą, jak również sztuczne sieci neuronowe.

Bibliografia

1. Adamczyk J., Cioch W., Krzyworzeka P.: *Możliwości neuronowej klasyfikacji stanu w zmiennych warunkach pracy obiektu*. ZEM, Z. 2, Vol. 34, Radom 1999.
2. Bartelmus W., Zimroz R., Batra H.: *Gearbox vibration signal pre-processing and values choice for neural network training*. Artificial Intelligence Methods "AI-METH", Gliwice 2003.

3. Cempel C.: Diagnostyka wibroakustyczna maszyn. Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa 1989.
4. Chen D., Wang W.J.: Classification of wavelet map pattern using multi-layer neural networks for gear fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2002, 16(4).
5. Czech P.: Wykrywanie uszkodzeń przekładni zębatych za pomocą metod sztucznej inteligencji. Rozprawa doktorska. Katowice 2006.
6. Dalpiaz G., Rivola A., Rubini R.: Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2000, 14(3), s. 387÷412.
7. Dąbrowski Z., Radkowski St., Wilk A.: Dynamika przekładni zębatych. Badania i symulacja w projektowaniu eksploatacyjnie zorientowanym. ITeE, Radom 2000.
8. Dybała J., Radkowski S.: Geometrical method of selection of features of diagnostic signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2).
9. Frank P.M., Köppen-Seliger B.: Fuzzy logic and neural network applications to fault diagnosis. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1997, 16, s. 67÷88.
10. Gao X.Z., Ovaska S.J.: Soft computing methods in motor fault diagnosis. *Applied Soft Computing*, 1, 2001, s. 73÷81.
11. James Li C., Limmer J.D.: Model-based condition index for tracking gear wear and fatigue damage. *Wear* 241 (2000), s. 26÷32.
12. Kacprzyk J.: Wieloetapowe sterowanie rozmyte. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 2001.
13. Korbicz J., Kościelny J., Kowalczyk Z., Cholewa W. (praca zbiorowa): Diagnostyka procesów. Modele. Metody sztucznej inteligencji. Zastosowania. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 2002.
14. Kościelny J.M.: Diagnostyka zautomatyzowanych procesów przemysłowych. Akademska Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2001.
15. Leonhardt S., Ayoubi M.: Methods of fault diagnosis. *Control Engineering Practice*, Vol. 5, No 5, 1997, s. 683–692.
16. Łachwa A.: Rozmyty świat zbiorów, liczb, relacji, faktów, reguł i decyzji. Akademska Oficyna Wydawnicza EXIT. Warszawa 2001.
17. Łazarz B., Madej H., Czech P.: Wykorzystanie selekcji widmowej sygnałów WA do klasyfikacji neuronowej typu SVM. XXXI Ogólnopolskie Sympozjum „Diagnostyka Maszyn”, Węgierska Górka 2004.
18. Madej H., Czech P., Konieczny Ł.: Wykorzystanie dyskryminant bezwymiarowych w diagnostyce przekładni zębatych. *Diagnostyka* Vol. 28, 2003, s. 17÷22.
19. Madej H., Wilk A., Łazarz B.: The application of time-frequency analysis in diagnostics of local damages of toothed gears. 6th International Conference on Rotor Dynamics. IFToMM. Sydney 2002, s. 706÷713.

20. Meesad P., Yen G. G.: Pattern classification by neurofuzzy network: application to vibration monitoring. *ISA Transactions* 2000, 39, s. 293+308.
21. Nałęcz M., Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe. *Biocybernetyka i Inżynieria Biomedyczna*, tom 6. Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2000.
22. Osowski St.: Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej. Warszawa 2000.
23. Osowski St.: Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1996.
24. Osowski St., Cichocki A., Siwek K.: Matlab w zastosowaniach do obliczeń obwodowych i przetwarzania sygnałów. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2006.
25. Paya B. A., Esat I. I., Badi M. N. M.: Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1997, 11(5).
26. Piegat A.: Modelowanie i sterowanie rozmyte. *Problemy współczesnej nauki. Teoria i zastosowania*. Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 1999.
27. Radkowski St.: Wibroakustyczna diagnostyka uszkodzeń niskoenergetycznych. *Biblioteka Problemów Eksploatacji*, Warszawa – Radom 2002.
28. Randall R.B.: Detection and diagnosis of incipient bearing failure in helicopter gearboxes. *Engineering Failure Analysis*, 2004, 11, s. 177+190.
29. Rutkowska D.: Inteligentne systemy obliczeniowe. Algorytmy genetyczne i sieci neuronowe w systemach rozmytych. *Problemy współczesnej nauki. Teoria i zastosowania*. Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa 1997.
30. Rutkowska D., Piliński M., Rutkowski L.: Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa – Łódź 1997.
31. Samanta B., Al-Balushi K.R.: Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2003, 17(2).
32. Tadeusiewicz R.: Elementarne wprowadzenie do techniki sieci neuronowych z przykładowymi programami. Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa 1998.
33. Tadeusiewicz R.: Sztuczne sieci neuronowe. Sieci neuronowe. Akademicka Oficyna Wydawnicza, Warszawa 1993.
34. Tadeusiewicz R., Lula P.: Wprowadzenie do sieci neuronowych. StatSoft, Kraków 2001.
35. Tadeusiewicz R., Gąciarz T., Borowik B., Leper B.: Odkrywanie właściwości sieci neuronowych przy użyciu programów w języku C#. *Polska Akademia Umiejętności*, Kraków 2007.

36. Wang W.Q., Ismail F., Golnaraghi M.F.: Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15(5), s. 905÷922.
37. Wilk A., Łazarz B., Madej H.: Diagnostyka wibroakustyczna przekładni zębatych. V Krajowa Konferencja „Diagnostyka Techniczna Urządzeń i Systemów Diag”, Ustroń 2003.
38. Yang H., Mathew J., Ma L.: Intelligent diagnosis of rotating machinery faults – a review. 3rd Asia Pacific Conference on System Integrity and Maintenance, 2002, s. 385÷392.
39. Żółtowski B., Cempel C. (praca zbiorowa): Inżynieria Diagnostyki Maszyn. Biblioteka Problemów Eksploatacyjnych. Polskie Towarzystwo Diagnostyki Technicznej. Instytut Technologii Eksploatacji – PIB Radom, Warszawa, Bydgoszcz, Radom 2004.
40. Zieliński J.S.: Inteligentne systemy w zarządzaniu. Teoria i praktyka. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2000.

Recenzent:

Ryszard TADEUSIEWICZ

Classifier of fault diagnosis in a gear wheel which used fuzzy logic and fast Fourier transform

Key words

Diagnostic testing of toothed gears, artificial intelligent methods, fuzzy logic.

Summary

The present paper presents the results of an experimental application of a fuzzy logic system as a classifier of the degree of cracking root and chipping tip of the tooth in a gear wheel. The input data for the classifier was in the form of a matrix composed of statistical measures, obtained from fast Fourier transform analysis. In order to create a foundation for knowledge, a stand testing was done. The experimental tests were conducted in the system operating as circulating power test rigs. As the result, the method of standard construction for diagnostic systems based on fuzzy logic was also worked out by means of defining the ways of filtrating and analysing of signals. Additionally, the procedure of building the fuzzy logic system used to classify the state of an object was researched.