

Bogusław ŁAZARZ, Henryk MADEJ, Piotr CZECH

MIARY STATYSTYCZNE JAKO DANE WEJŚCIOWE DLA SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH

Streszczenie. W opracowaniu przedstawiono wyniki eksperymentu mającego na celu wyszukanie prostych miar w pełni określających stopień uszkodzenia kół zębatach. Poszukiwano miar, które następnie posłużyłyby jako dane wejściowe w badaniach nad zastosowaniem sztucznych sieci neuronowych w diagnostyce przekładni zębatach.

THE STATISTIC MEASURES AS INPUT DATA OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Summary. The work presents findings of experiment in order to define simple measures fully qualification a degree of tooth root cracking. Consequence of defining that measures is using them, as input data in experiments on the SVM neural network applications in the tooth gear diagnostics.

1. WPROWADZENIE

Szybki i wielokierunkowy rozwój metodologii diagnostycznej w ostatnich latach spowodował powstanie nowych metod stosowanych w systemach lokalizacji uszkodzeń oraz rozpoznawania stanu obiektów [3,13]. Zaczęto interesować się zastosowaniem sztucznej inteligencji w diagnozowaniu stanu urządzeń [2]. Jedną z metod należąca do tej grupy są sztuczne sieci neuronowe, które znajdują zastosowanie w coraz to nowych obszarach wiedzy. Sieci neuronowe należą do wyrafinowanych technik modelowania, zdolnych do odwzorowania nadzwyczaj złożonych funkcji z dużą liczbą zmiennych niezależnych [9,12].

Zasada działania sztucznych sieci neuronowych oparta jest na egzekwowaniu wiedzy, w którą została ona zaopatrzona w procesie uczenia [9,12]. W procesie tym zostają pokazane kolejno dane, które sieć w procesie uczenia uogólnia. Nauczona sztuczna sieć neuronowa korzysta ze swojej wiedzy na zasadzie asocjacji, podobnie jak to się dzieje w mózgu człowieka [8].

Sztuczna sieć neuronowa składa się z połączonych ze sobą elementów, zwanych neuronami. Aby doszło do uczenia, każdemu z neuronów muszą zostać pokazane dane uczące, od których jakości zależą późniejsze efekty otrzymane w wyniku działania sieci neuronowych.

W przeprowadzonym eksperymencie postanowiono sprawdzić, czy miary statystyczne pozwolą dobrze określić związki między sygnałami dignostycznymi (symptomami) a stanem maszyny roboczej [1,2,10,13].

2. OPIS EKSPERYMENTU – OBIEKT BADAŃ

Celem eksperymentu było znalezienie miar, które nadają się do zastosowania jako dane wejściowe dla sztucznych sieci neuronowych, pozwalając na detekcje i identyfikacje uszkodzeń kół zębatych.

Obiektem badań była przekładnia zębata pracująca w układzie mocy krążącej. W badaniach posłużono się zidentyfikowanym modelem takiej przekładni [5].

Parametry badanej przekładni:

- koła zębate o zębach prostych,
- liczba zębów zębnika: $z_1 = 16$,
- liczba zębów koła: $z_2 = 24$,
- współczynnik przesunięcia zarysu zębnika: $x_1 = 0,8635$,
- współczynnik przesunięcia zarysu koła: $x_2 = -0,5$,
- nominalny kąt przyporu: $\alpha = 20^\circ$,
- moduł nominalny: $m_n = 4,5$ mm,
- całkowity wskaźnik przyporu: $\varepsilon_\alpha = 1,32$,
- współczynnik wysokości głowy zęba: $h_{a0} = 1$,
- współczynnik luzu wierzchołkowego: $c_0 = 0,25$,
- szerokość koła: $b = 20$ mm,
- nominalny moment obrotowy: $M = 138$ Nm,
- prędkość obrotowa zębnika: $n = 2680$ obr/min.

W eksperymencie zidentyfikowany model przekładni posłużył do symulacji przyspieszeń drgań zębnika przy różnym stopniu pęknięcia u podstawy zęba. Symulowanie pęknięcia zęba u podstawy polegało na obniżeniu jego sztywności o ustaloną wartość w stosunku do sztywności zęba nieuszkodzonego.

Symulacje zostały podzielone na trzy serie:

1) seria pierwsza:

- błąd cykliczny dla zębnika: $0 \mu\text{m}$ /długość podziałki,
- błąd cykliczny dla koła: $0 \mu\text{m}$ /długość podziałki,
- błędy losowe \rightarrow maksymalny błąd wykonania zębnika: $0 \mu\text{m}$,
- błędy losowe \rightarrow maksymalny błąd wykonania koła: $0 \mu\text{m}$,

2) seria druga:

- błąd cykliczny dla zębnika: $-7 \mu\text{m}$ /długość podziałki,
- błąd cykliczny dla koła: $5 \mu\text{m}$ /długość podziałki,
- błędy losowe \rightarrow maksymalny błąd wykonania zębnika: $\pm 4,5 \mu\text{m}$,
- błędy losowe \rightarrow maksymalny błąd wykonania koła: $\pm 4,5 \mu\text{m}$,

3) seria trzecia:

- błąd cykliczny dla zębnika: $-14 \mu\text{m}$ /długość podziałki,
- błąd cykliczny dla koła: $10 \mu\text{m}$ /długość podziałki,
- błędy losowe \rightarrow maksymalny błąd wykonania zębnika: $\pm 9 \mu\text{m}$,
- błędy losowe \rightarrow maksymalny błąd wykonania koła: $\pm 9 \mu\text{m}$.

W pierwszej serii pomiarowej zasymulowano pracę bezbłędną przekładni zębatej. Seria druga i trzecia to wyniki dla przekładni wykonanej dokładnie oraz przekładni z kołami zębatymi z podwyższoną wartością błędów wykonania.

W celu sprawdzenia powtarzalności wyników serię drugą i trzecią przeprowadzono pięciokrotnie przy różnych błędach losowych.

Każdą symulację przeprowadzono dla uszkodzenia zęba w postaci podcięcia jego podstawy w zakresie od 0 do 100%. W sumie otrzymano 1111 symulacji.

3. OPIS EKSPERYMENTU – METODOLOGIA BADAŃ, MIARY DIAGNOSTYCZNE

Diagnostyka wibroakustyczna wykorzystuje jako źródło informacji o stanie badanego obiektu parametry dynamiczne generowane w trakcie powstania i propagacji uszkodzenia [1,10].

W eksperymencie za źródło informacji przyjęto sygnał czasowy przyspieszeń drgań zębniaka, a za miary określające wystąpienie i stopień uszkodzenia przyjęto miary statystyczne (miary położenia, miary zróżnicowania, miary asymetrii i kurtozy) [4]. Użyte miary należą zarówno do estymat prostych (miar punktowych) oraz estymat specjalnych (dyskryminant) [1].

W badaniach wyznaczono następujące miary:

- wartość skuteczną (RMS),
- wartość szczytową (peak),
- maksimum,
- minimum,
- średnią arytmetyczną (moment centralny rzędu pierwszego),
- średnią geometryczną,
- średnią harmoniczną,
- odchylenie standardowe obciążone,
- odchylenie standardowe nieobciążone,
- wariancję obciążoną (moment centralny rzędu drugiego),
- wariancję nieobciążoną (moment centralny rzędu drugiego),
- kwartył pierwszy,
- kwartył drugi (mediana),
- kwartył trzeci,
- odchylenie ćwiartkowe,
- pozycyjny współczynnik zmienności,
- odchylenie przeciętne,
- współczynnik zmienności obciążony,
- współczynnik zmienności nieobciążony,
- momenty centralne rzędu 3 ÷ 10,
- współczynnik skupienia (kurtozę),
- współczynnik skupienia standaryzowany (kurtozę standaryzowaną),
- współczynnik asymetrii,
- współczynnik asymetrii standaryzowany,
- współczynnik kształtu,
- współczynnik impulsowości,
- współczynnik luzu,
- współczynnik szczytu,

- dyskryminantę X0 (FM0),
- dyskryminantę X4 (FM4, NA4, NB4),
- dyskryminantę X6 (M6A),
- dyskryminantę X8 (M8A),
- dyskryminantę X10 (M10A),
- energię sygnału,
- bilans energetyczny,
- sumę amplitud częstotliwości zazębienia.

Poszczególne miary były wyznaczone dla sygnałów czasowych przyspieszeń drgań zębniaka dla pełnego widma częstotliwościowego, dla widma częstotliwościowego w zakresie do 6 kHz, dla sygnału różnicowego, dla sygnału resztkowego oraz dla sygnału z pasma częstotliwości $\frac{1}{2}$ fz ÷ $\frac{1}{2}$ fz (rys. 1).

Sygnał resztkowy otrzymano usuwając z jego widma pasma zawierające składowe obrotowe wałów kół oraz składowe częstotliwości zazębienia i jej harmonicznych. Sygnał różnicowy otrzymano poprzez dodatkowe usunięcie z widma wokół częstotliwości zazębienia wstęg bocznych związanych z częstotliwościami obrotowymi kół zębatych [3,13].

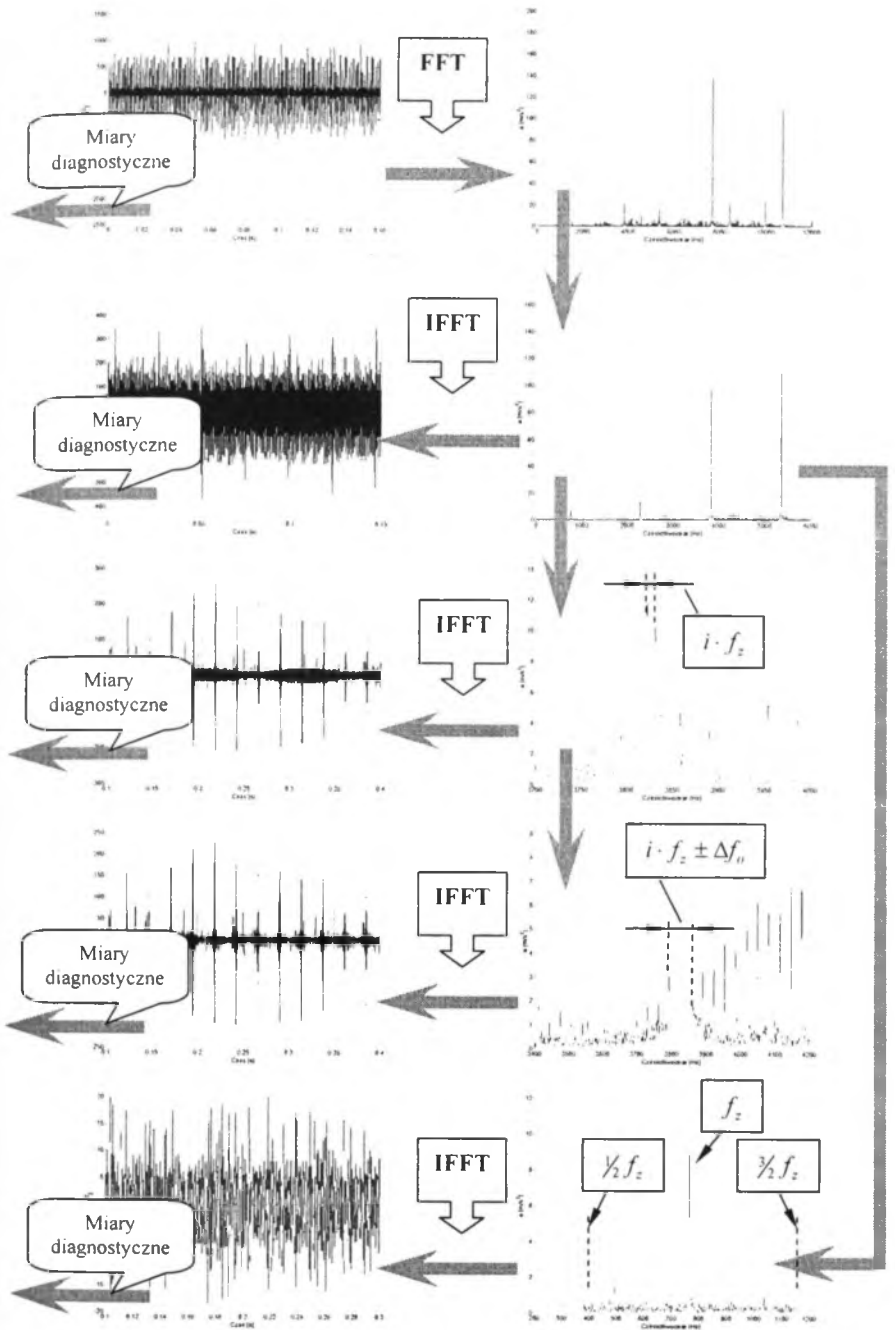
Opis dyskryminant bezwymiarowych X0 + X10 obliczanych z sygnałów różnicowych i resztkowych można spotkać w literaturze [7,11,14].

4. WYNIKI I WNIOSKI Z EKSPERYMENTU BADAWCZEGO

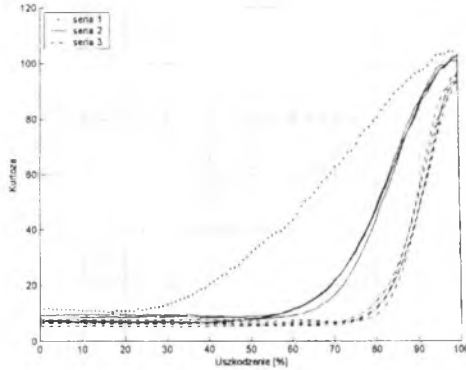
Użycie sztucznej sieci neuronowej jako klasyfikatora wymaga stosowania takich miar na wejście, w których będą zapisane niezbędne dane umożliwiające sieci prawidłową klasyfikację obiektów [2]. Eksperyment miał dostarczyć informacji dotyczących możliwości zastosowania miar statystycznych do nauki klasyfikatora neuronowego. Dane takie muszą charakteryzować w sposób kompletny, pełny i jednoznaczny badane zjawisko. Chcąc określić stopień podcięcia zęba, klasyfikator musi posiadać wystarczającą wiedzę, która pozwoli mu odróżnić poszczególne poziomy uszkodzeń.

Najlepszą miarą lub zespołem miar byłyby estymaty, których wartości zmieniałyby się w całym zakresie poziomu uszkodzenia (0 ÷ 100 % podcięcia zęba). Sieć nauczona na takich danych wejściowych, wykorzystując swoje możliwości uogólniania wiedzy potrafiłaby określić dokładnie stopień uszkodzenia zębów przekładni pracujących w zmiennych warunkach pracy (obciążenie, prędkość obrotowa) oraz dla różnych klas dokładności wykonania przekładni.

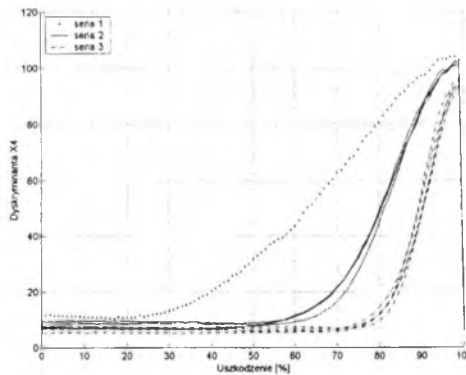
Przeprowadzone analizy wybranych miar pokazują, że żadna z nich nie jest wrażliwa w całym zakresie zmian uszkodzenia. Do miar, dla których wrażliwość obejmuje najszerszy zakres stopnia uszkodzenia kół zębatych, należą między innymi kurtoza (rys. 2), dyskryminanta X4 (rys. 3), współczynnik szczytu (rys. 4).



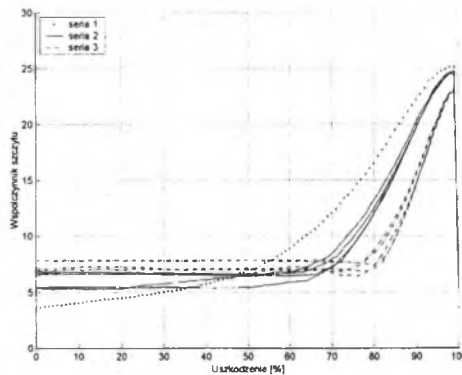
Rys. 1. Metodologia wyznaczania miar diagnostycznych
 Fig. 1. Methodology of diagnostic measures calculation



Rys. 2. Zależność kurtozy sygnału resztkowego od stopnia podcięcia zęba
 Fig. 2. Dependence of the residual signal kurtosis upon a degree of tooth root cracking

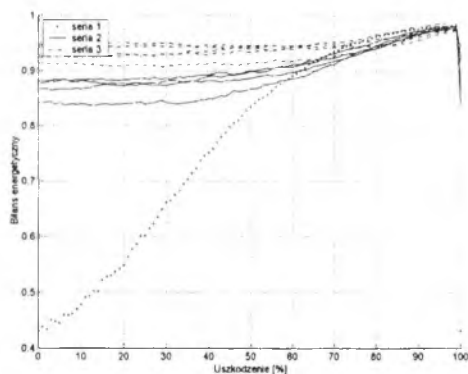


Rys. 3. Zależność dyskryminanty X4 sygnału różnicowego (NA4) od stopnia podcięcia zęba
 Fig. 3. Dependence of the difference signal X4 measure upon a degree of tooth root cracking



Rys. 4. Zależność współczynnika szczytu od stopnia podcięcia zęba
 Fig. 4. Dependence of the crest factor upon a degree of tooth root cracking

Badania wykazały, że miary przekładni bezbłędnie wykonanej (seria 1) wykazują wrażliwość w szerszym zakresie uszkodzenia w postaci wielkości podcięcia zęba. Przykładowo dla przekładni bezbłędnie wykonanej kurtoza z sygnału resztkowego wykazuje wrażliwość od 20% uszkodzenia, gdy natomiast dla przekładni z błędami cyklicznymi i losowymi wrażliwość tej estymaty obniża się do 50% i 75% uszkodzenia dla przyspieszeń drgań zębniaka uzyskanych odpowiednio w serii 2 i 3 (rys. 2). Innym przykładem jest bilans energetyczny, którego wrażliwość na propagację podcięcia zęba dla przekładni bezbłędnie wykonanej obejmuje cały przedział stopnia uszkodzenia, natomiast jest praktycznie niewrażliwy dla przekładni wykonanych z błędami cyklicznymi i losowymi (rys. 5).



Rys. 5. Wpływ stopnia podcięcia zęba na bilans energetyczny

Fig. 5. Effect of the balance energy on the degree of tooth root cracking

Z przeprowadzonego eksperymentu wynika konieczność dalszych badań mających na celu znalezienie miar, które dostarczyłyby informacji diagnostycznej o powstałym uszkodzeniu w stopniu umożliwiającym zastosowanie ich jako danych wejściowych dla sztucznych sieci neuronowych.

Dalsze badania powinny objąć poszukiwanie odpowiednich miar sygnałów obwiedni, cepstrum, korelacji, bispectrum, transformaty falkowej lub Wignera-Ville'a itp.

Literatura

1. Cempel C.: Diagnostyka wibroakustyczna maszyn, PWN, Warszawa 1989.
2. Korbowicz J., Kościelny J., Kowalczyk Z., Cholewa W.: Diagnostyka procesów. Modele. Metody sztucznej inteligencji. Zastosowania, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 2002.
3. Kościelny J.: Diagnostyka zautomatyzowanych procesów przemysłowych, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2001.
4. Luszniwicz A., Słaby T.: Statystyka. Teoria i zastosowania, Wydawnictwo C.H.Beck, Warszawa 2003.
5. Łazarz B.: Zidentyfikowany model dynamiczny przekładni zębatej jako podstawa projektowania. Biblioteka Problemów Eksploatacji, Katowice-Radom 2001.

6. Madej H., Czech P., Konieczny Ł.: Diagnostyka przekładni zębatych klatek walcowniczych, Diagnostyka nr 28, 2003.
7. Martin H. R.: Statistical Moment Analysis as a Means of Surface Damage Detection. Proceedings of the 7th International Modal Analysis Conference, Society of Experimental Mechanics, Schenectady, NY 1989.
8. Nałęcz M., Duch W., Korbowicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe. Biocybernetyka i Inżynieria Biomedyczna 2000, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2000.
9. Osowski S.: Sieci neuronowe do przetwarzania informacji, Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2000.
10. Radkowski S.: Wibroakustyczna diagnostyka uszkodzeń niskoenergetycznych, Biblioteka Problemów Eksploatacyjnych, Warszawa-Radom 2002.
11. Stewart R. M.: Some Useful Data Analysis Techniques for Gearbox Diagnostics. Report MHM/R/10/77, Machine Health Monitoring Group, Institute of Sound and Vibration Research, University of Southampton 1977.
12. Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe, Akademicka Oficyna Wydawnicza, Warszawa 1993.
13. Wilk A., Łazarz B., Madej H.: Vibration Processing Techniques for Fault Detection in Gearboxes, Proceedings of DETC'2003 ASME 2003 Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference Chicago, Illinois, USA, 2003.
14. Zakrajsek J. j., Handschuh R. F., Decker H. J.: Application of Fault Detection Techniques to Spiral Bevel Gear Fatigue Data. NASA Lewis Research Center U.S. Army Research Laboratory, 48th Mechanical Failures Prevention Group, Wakefield, Mass. 1994.

Recenzent: Prof. dr hab. inż. Zbigniew Dąbrowski

Abstract

Application of artificial neural network as an identification system determines usage of the input measures defining such data set that enables correct classification of the objects. As a test result of the input measures is its insensibility in the whole range of varied damage.

Publikacja powstała w wyniku realizacji pracy BW- 453/RT2/2003