

Piotr CZECH¹

KONCEPCJA WYKORZYSTANIA SYGNAŁÓW WIBROAKUSTYCZNYCH I SIECI NEURONOWYCH DO DIAGNOZOWANIA USZKODZEŃ ELEMENTÓW SILNIKÓW SPALINOWYCH SAMOCHODÓW

Streszczenie. Obecnie stosowane systemy diagnostyki nie zawsze są skuteczne oraz nie dają jednoznacznych wyników pozwalających ocenić stan techniczny silnika oraz wykryć jego ewentualne uszkodzenia możliwie na wczesnych etapach. Rosnące wymagania dotyczące trwałości, niezawodności, minimalizacji kosztów i niekorzystnego oddziaływania na środowisko naturalne powodują konieczność pozyskiwania informacji o stanie technicznym poszczególnych elementów pojazdów podczas ich eksploatacji. Jedną z możliwości pozyskiwania informacji o stanie technicznym są zjawiska wibroakustyczne. Symptomy uszkodzeń, uzyskane w wyniku zaawansowanych metod przetwarzania sygnałów wibro-akustycznych, mogą stanowić wzorce wykorzystywane w trakcie budowy inteligentnego systemu diagnostycznego opartego na sztucznych sieciach neuronowych. W artykule przedstawiono koncepcję wykorzystania sztucznych sieci neuronowych do celów diagnozowania silników spalinowych samochodów.

Słowa kluczowe: diagnostyka, sygnały WA, sieci neuronowe, silniki spalinowe

CONCEPTION OF USE VIBROACOUSTIC SIGNALS AND NEURAL NETWORKS FOR DIAGNOSING OF CHOSEN ELEMENTS OF INTERNAL COMBUSTION ENGINES IN CAR VEHICLES

Summary. Currently used diagnostics systems are not always efficient and do not give straightforward results which allow for the assessment of the technological condition of the engine or for the identification of the possible damages in their early stages of development. Growing requirements concerning durability, reliability, reduction of costs to minimum and decrease of negative influence on the natural environment are the reasons why there is a need to acquire information about the technological condition of each of the elements of a vehicle during its exploitation. One of the possibilities to achieve information about technological condition of a vehicle are vibroacoustic phenomena. Symptoms of defects, achieved as a result of advanced methods of vibroacoustic signals processing can serve as models which can be used during construction of intelligent diagnostic system based on artificial neural networks. The work presents conception of use artificial neural networks in the task of combustion engines diagnosis.

Keywords: diagnostics, vibroacoustic signals, neural networks, combustion engines

¹ Wydział Transportu, Politechnika Śląska, ul. Krasińskiego 8, 40-019 Katowice, tel. (+48 32) 6034230, e-mail: piotr.czech@polsl.pl.

1. WSTĘP

Opracowywanie strategii eksploatacji wszelkiego rodzaju obiektów technicznych jest zadaniem trudnym do realizacji [6]. Pomocne w tym mogą być wszelkiego typu metody umożliwiające monitorowanie oraz diagnozowanie ich stanu technicznego. Należy zauważyć, że wynikiem wystąpienia awarii może być oprócz strat ekonomicznych również zagrożenie życia ludzkiego. Dlatego też w ostatnim czasie na całym świecie prowadzone są liczne badania związane z możliwością monitorowania i diagnozowania stanu technicznego obiektów [1-5, 7, 9-12, 16, 18, 20, 21] oraz prowadzące do zwiększenia trwałości oraz wydłużenia czasu niezawodnej pracy [8, 15, 19].

Niezwykle istotne wydaje się opracowanie takich narzędzi diagnostycznych, które pozwolą na wczesne wykrywanie uszkodzeń poszczególnych elementów obiektów technicznych, a przez to odpowiednio wczesne zdiagnozowanie ewentualnych zagrożeń.

Światowa oraz krajowa literatura wskazują na duże zainteresowanie metodami wykorzystującymi zjawiska wibroakustyczne jako nośnik informacji o stanie technicznym diagnozowanych obiektów. Opracowywane metody pozwalają na przeprowadzanie diagnostyki bez konieczności demontażu badanego obiektu.

Aby proces monitorowania i diagnozowania stanu obiektów technicznych był możliwy do realizacji przy wykorzystaniu sygnałów wibroakustycznych, sygnały te należy wcześniej odpowiednio wstępnie przetworzyć, wykorzystując do tego celu opracowywane nowe metody filtracji czy analizy [1-3, 10, 16, 18, 20].

W literaturze można również znaleźć liczne przykłady, w których próbuje się wykorzystać różnego typu metody sztucznej inteligencji w zadaniach monitorowania i diagnozowania stanu technicznego obiektów [3, 4, 10-12, 20]. Zrealizowane eksperymenty wskazują, że odpowiednio zbudowany i nauczony system potrafi samodzielnie oraz automatycznie rozpoznać możliwe do wystąpienia uszkodzenia.

W niniejszym artykule zaprezentowano koncepcję wykorzystania zjawisk wibroakustycznych towarzyszących pracy silników spalinowych pojazdów samochodowych oraz sztucznych sieci neuronowych do diagnozowania wystąpienia uszkodzeń elementów silników.

2. DIAGNOSTYKA USZKODZEŃ SILNIKÓW SPALINOWYCH POJAZDÓW SAMOCHODOWYCH

W czasie swojej pracy wszystkie obiekty techniczne są źródłem drgań i hałasu. Z punktu widzenia generowania efektów wibroakustycznych w trakcie pracy obiektów technicznych należy je traktować jako systemy autogeneracyjne. Wynika to z faktu, że w odpowiedzi na energię wejściową otrzymuje się na wyjściu wiele procesów resztkowych, wśród których znajdują się procesy wibroakustyczne.

Należy mieć świadomość, że generowanie zjawisk wibroakustycznych przez pracujące obiekty techniczne nie jest równoznaczne z ich złym stanem technicznym. Pewien poziom zawsze będzie występował i trzeba go traktować jako znamionowy. Dopiero różnica pomiędzy wzorcem maszyny poprawnie pracującej czy będącej w dobrym stanie technicznym, a występującym rzeczywistym przypadkiem będzie świadczyć o ewentualnych uszkodzeniach elementów.

Trudności w wykorzystaniu sygnałów wibroakustycznych do celów diagnostycznych wynikają między innymi z faktu, że są one generowane równocześnie w różnych częściach

pracującej maszyny. Odbierając takie sygnały z dowolnych miejsc znajdujących się na lub wokół obiektu, dostaje się co najmniej sumę efektów pochodzących z takich procesów. Cała trudność w określeniu stanu technicznego badanego elementu polega na znalezieniu stosownej miary, która będzie jednoznacznym symptomem procesów zachodzących w nim. Aby to było możliwe, należy wcześniej odpowiednio opracować metodę przetworzenia sygnału wibroakustycznego, która pozwoli z ogromnej ilości informacji zawartych w sygnale wibroakustycznym wyciągnąć tylko tę, która odpowiada kanałowi informacyjnemu związanemu z danym elementem i jego stanem technicznym.

Informacja o stanie technicznym obiektu jest zakodowana w szybkozmiennym sygnale wibroakustycznym.

W praktyce diagnostycznej odbierany sygnał w dowolnym miejscu konstrukcji jest ważoną sumą jej odpowiedzi na wszystkie zdarzenia elementarne. Jako wagi występują tu sploty z impulsowymi funkcjami przejścia od miejsca generacji symptomu do miejsca jego rejestracji.

W silnikach spalinowych występuje wiele różnych źródeł generacji procesów wibroakustycznych. Następstwem tego jest duża złożoność wypadkowego sygnału używanego do celów diagnostycznych. Wada ta kompensowana jest przez zalety objawiające się dużą pojemnością informacyjną sygnału oraz szybkością przekazywania informacji.

Silniki spalinowe pojazdów samochodowych podlegają oddziaływaniu wymuszeń o charakterach wewnętrznym i zewnętrznym [2, 4, 5, 7, 11]. Wśród nich można wymienić:

- ciśnienie spalania,
- ruch układu tłokowo-korbowego,
- wymuszenia ze strony układu rozrządu,
- wymuszenia wynikające z pracy osprzętu silnika,
- wymuszenia przenoszone z elementów układu przeniesienia napędu,
- wymuszenia przenoszone z nadwozia.

Ponieważ układy silnika spalinowego pracują w określonej kolejności oraz uporządkowane są także zdarzenia elementarne zachodzące w parach kinematycznych, stąd możliwe jest określenie pary kinematycznej generującej impuls w sygnale według jego położenia względem sygnału odniesienia.

Silniki spalinowe generują z reguły sygnały niestacjonarne, co wynika z występowania zjawisk nieliniowych.

Sygnał wibroakustyczny emitowany przez silnik spalinowy pojazdu można przedstawić jako:

$$x(t) = \sum_i A_i \cdot \cos(\omega_i \cdot t + \varphi_i) + \sum_i \sum_j B_{ij}(t) \cdot u(t - t_j) \cdot \cos(\omega_{ij} \cdot t + \varphi_{ij}), \quad (1)$$

gdzie:

$A_i, B_{ij}(t)$ – amplitudy składowych sygnału,

φ_i, φ_{ij} – fazy składowych sygnału,

ω_i, ω_{ij} – częstości drgań składowych sygnału,

$u(t)$ – funkcja impulsowa,

t_j – czas określający wystąpienie zjawiska impulsowego.

Problem oceny stanu technicznego na podstawie sygnałów wibroakustycznych bazuje na postulatcie, że dyssypacja energii rośnie w czasie eksploatacji. Jest to wynikiem przyjęcia założenia o tym, że energia procesów wibroakustycznych jest wprost proporcjonalna do ogólnej dyssypacji energii. Nie należy jednak zapominać o przypadkach, gdy wzrost emitowanego sygnału wibroakustycznego nie jest proporcjonalny do wzrastającego stopnia

uszkodzenia. Oczywiście zaistnienie tego faktu nie przekreśla możliwości wykorzystania takich sygnałów do celów diagnostycznych [1, 2, 10, 16, 18, 20].

Chcąc stosować sygnały wibroakustyczne do celów diagnozowania stanu obiektu technicznego, należy je zwykle wcześniej odpowiednio przetworzyć w dziedzinie czasu, częstotliwości lub równocześnie czasu i częstotliwości. Celem przetworzenia sygnału jest uzyskanie estymat charakteryzujących się dużą korelacją z monitorowanym zjawiskiem.

W diagnostyce obiektów technicznych stosuje się wiele różnych metod przetwarzania sygnałów. Należą do nich między innymi:

- gęstość widmowa mocy,
- widmo poliharmoniczne,
- widmo iloczynowe,
- funkcja koherencji,
- funkcja korelacji,
- cepstrum,
- transformata Hilberta,
- krótkoczasowa transformata Fouriera,
- transformata Wignera-Ville'a,
- ciągła transformata falkowa,
- dyskretna transformata falkowa,
- pakietowa transformata falkowa,
- bispektrum,
- transformata Hilberta-Huanga,
- i inne.

W przeprowadzonych badaniach postanowiono sprawdzić możliwość wykorzystania sygnałów wibroakustycznych do diagnozowania uszkodzeń różnych elementów silników spalinowych pojazdów samochodowych. Na ich podstawie podjęto próby budowy systemu diagnostycznego, wykorzystującego sztuczne sieci neuronowe. Obiektem przeprowadzonych badań były silniki spalinowe, będące jednostkami napędowymi pojazdów samochodowych zasilanych benzyną, olejem napędowym oraz gazem LPG.

W zależności od eksperymentu, rejestrację sygnałów wibroakustycznych przeprowadzono w warsztacie samochodowym, hamowni podwoziowej oraz w trakcie prób drogowych.

W badaniach wykorzystywano wielokanałowe urządzenie rejestrujące firmy National Instruments, umożliwiające synchroniczne próbkowanie z wysoką częstotliwością. W zależności od eksperymentu, sygnały wibroakustyczne rejestrowano z częstotliwością 40÷50 [kHz]. W pomiarach wykorzystano przetworniki przyspieszeń drgań typu ICP firmy PCB Piezotronics oraz mikrofon pojemnościowy. System akwizycji danych był sterowany aplikacją opracowaną w środowisku LabView.

Planując eksperymenty, założono, że system diagnostyczny będzie wykorzystywał wybraną jedną metodę wstępnego przetwarzania sygnałów wibroakustycznych, będących źródłem informacji o obiekcie, oraz wybrany jeden typ sieci neuronowej.

Na podstawie przeprowadzonych badań własnych oraz przeglądu literatury zdecydowano o wyborze dyskretnej transformaty falkowej, jako narzędzia wspomagającego proces budowy wzorców dla sieci neuronowych.

Dyskretną transformatę falkową można zdefiniować jako iloczyny skalarne badanego sygnału $x(t)$ i ciągu funkcji bazowych $\psi(t)$:

$$DWT = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) \cdot x(t) dt \quad (2)$$

W wyniku wielopoziomowej dekompozycji sygnału otrzymuje się aproksymacje sygnału na danym poziomie a_j oraz sumę detali na kolejnych poziomach d_j :

$$x(t) = a_j(t) + \sum_{j=1}^J d_j(t), \quad (3)$$

gdzie:

a_j – reprezentacja małoczęstotliwościowa sygnału,

d_j – składnik wieloczęstotliwościowy sygnału.

Wraz ze zwiększeniem poziomu dekompozycji sygnału, udział detali maleje. Powoduje to, że wraz ze zmniejszeniem rozdzielczości maleje zawartość szczegółów w aproksymacji sygnału.

Wybór tego typu metody wstępnego przetwarzania sygnału daje możliwość opracowania systemu działającego w czasie rzeczywistym (on-line).

W celu opisu charakteru zmian, zdekomponowanego przy użyciu analizy falkowej sygnału wibroakustycznego, przyjęto dwie drogi postępowania. Pierwsza zakłada wykorzystanie entropii sygnału jako miary charakteryzującej zmiany w sygnale. Można ją wyznaczyć z zależności:

$$E_{Sh} = - \sum_j x_j^2(t) \cdot \log(x_j^2(t)), \quad (4)$$

gdzie:

x_j – analizowany sygnał wibroakustyczny.

Druga droga postępowania zakłada wykorzystanie energii sygnału do opisu zmian zachodzących w sygnale wibroakustycznym. Przyjęto tutaj, zgodnie z definicją dyskretnej transformaty falkowej, że całkowita energia sygnału przed dekompozycją jest równa sumie energii aproksymacji i kolejnych detali. Całkowitą energię sygnału po dekompozycji na określonej liczbie poziomów przyjęto jako 100% i wyznaczono, jaki procent tej energii stanowią sygnały aproksymacji i kolejnych detali.

Na podstawie dwóch dróg postępowania przyjęto dwa typy wzorców wykorzystywanych w procesie uczenia i testowania sieci neuronowych. Dla każdego z nich kolejność i przebieg eksperymentów były takie same.

Przystępując do budowy wzorców, należało określić, na ilu poziomach będzie rozkładany sygnał bazowy oraz jaka falka bazowa będzie wykorzystywana. W badaniach postanowiono sprawdzić przydatność różnych falek bazowych oraz kilku poziomów dekompozycji.

W przeprowadzonych badaniach wykorzystano falki z rodzin: haar, daubechies, biorthogonal, coiflets, symlets, reverse biorthogonal, discrete Meyer.

Wyboru falki bazowej dokonywano na podstawie wyników uzyskiwanych z sieci neuronowych typu PNN. Na wybór tego typu sieci wpłynęła jej łatwość i szybkość uczenia [3, 10, 13, 14, 17]. Jednak ze względu na specyfikę budowy i działania tego typu sieci, zestaw danych został ograniczony. Konieczność taka była jednym z powodów, dla których tego typu sieć neuronowa nie została wybrana jako podstawa opracowywanego systemu diagnostycznego. Sieci typu PNN sprawdzano pod względem poprawności klasyfikacji wzorców przy różnych parametrach współczynnika γ . Do dalszych badań przyjmowano falkę bazową, dla której uzyskiwano najniższą wartość błędu.

Ze względu na uzyskiwane w badaniach autora pracy bardzo dobre wyniki oraz kierując się informacjami zawartymi w publikacjach naukowych, jako podstawę systemu diagnostycznego wybrano sieć neuronową typu MLP. Wybór ten pozwala również zakładać możliwość łatwiejszego dostępu do technologii implementacji tego typu sieci neuronowej w sprzętowych systemach diagnostycznych, mogących pracować w rzeczywistych warunkach.

W przypadku stosowania tego typu sieci neuronowych należy określić architekturę i metodę uczenia sieci oraz typ neuronów zastosowanych w warstwach ukrytych sieci [3, 10, 13, 14, 17]. Trzeba przy tym pamiętać, że nie należy rozdzielać tych etapów, gdyż są one ze sobą bezpośrednio powiązane.

W teorii reguła mówi, że im bardziej skomplikowane jest zadanie, tym bardziej złożona musi być sieć. W praktyce nie jest to jednak tak jednoznaczne. Zdarza się tak, że sieć dobrze uczona może znaczenie skuteczniej rozwiązywać dane zadanie niż sieć o optymalnie dobranej architekturze, ale źle trenowanej.

W przeprowadzonych badaniach dla każdego zestawu wzorców dobierano najlepszy wariant architektury sieci. Przy wyborze architektury sieci sprawdzano przydatność sieci zbudowanych z jednej oraz z dwóch warstw ukrytych. Założono dla każdej warstwy ukrytej możliwość występowania różnej liczby neuronów. Należy jednak zaznaczyć, że optymalną liczbą neuronów, przy której sieć uzyskuje najmniejszy błąd, może być dowolna liczba. Wybranie do badań kilku wariantów liczebności neuronów w warstwach ukrytych miało na celu sprawdzenie wpływu ich liczebności na poprawność działania sieci neuronowych.

Kolejnym elementem, jaki należało określić, był rodzaj zastosowanej metody uczenia. Przy jej wyborze należy kierować się zarówno kryterium wartości błędu, jak i nakładami czasowymi potrzebnymi do nauczenia sieci.

Efektywność metod uczenia zależy od konkretnego zadania, liczebności dostępnych wzorców i architektury sieci. Dlatego też nie jest możliwe określenie a priori, która metoda jest najefektywniejsza. Każde zastosowanie sieci i wybór jej architektury należy przetestować za pomocą różnych metod uczenia w celu ustalenia, która z nich daje najlepsze rezultaty. W przeprowadzonych eksperymentach sprawdzano przydatność różnych metod uczenia sieci neuronowych.

Znaczna liczba przypadków koniecznych do przetestowania w procesie doboru architektury i metody uczenia sieci mogłaby zostać ograniczona przez przyjęcie dwuetapowego podejścia do problemu. W pierwszym etapie dla algorytmu gradientowego (możliwość rozwiązania praktycznie każdego zadania) następowalby dobór architektury, natomiast w drugim dla tak dobranej liczby warstw ukrytych i liczby neuronów w nich zawartych następowalby dobór algorytmu uczenia sieci. Przeprowadzone wstępne eksperymenty potwierdziły poprawność takiego podejścia. Podejście takie nie jest sprzeczne z głoszoną w literaturze tezą o nierozzerwalności etapu doboru architektury i metody uczenia, gdyż nie mówi się przy tym o dobranej optymalnej architekturze (sensu stricto), a jedynie o parametrach pozwalających uzyskiwać wystarczający poziom błędu testowania. W przeprowadzonych badaniach przyjęto zaproponowane, dwuetapowe podejście.

Przed przystąpieniem do procesu uczenia sieci neuronowych macierz cech badanych sygnałów drganiowych została odpowiednio do tego celu przygotowana. Przygotowanie takie miało na celu zwiększenie sprawności i ułatwienie procesu uczenia.

Wszystkie aplikacje wykorzystywane w procesie wstępnego przetwarzania sygnałów wibroakustycznych oraz budowy systemów neuronowych zostały opracowane w środowisku Matlab/Simulink.

3. PODSUMOWANIE

W trakcie realizacji badań budowano i testowano różne warianty systemów diagnostycznych, tworzonych jako aplikacje w środowisku Matlab/Simulink. Rozwiązanie takie daje możliwość – w kolejnym kroku – fizycznego zaimplementowania tak stworzonego systemu, przykładowo w układzie elektronicznym logiki programowalnej FPGA.

System diagnostyczny wykorzystujący sieci neuronowe może być stworzony jako jedno- lub wielomodułowy. System jednomodułowy to taki, w którym jedna sieć neuronowa odpowiada na wszystkie zapytania diagnostyczne. Natomiast system wielomodułowy zbudowany jest z wielu sieci neuronowych, z których każda odpowiada za inne zadanie diagnostyczne. Pierwszy wariant jest łatwiejszy w budowie, natomiast drugi umożliwia rozdzielanie skomplikowanego zadania diagnostycznego na kilka prostszych, łatwiejszych do nauczenia i realizacji przez sieć neuronową.

Jak pokazują wyniki badań, wybór najwłaściwszego wariantu systemu pomiędzy jedno- i wielomodułowym będzie zależny od konkretnego przypadku.

W trakcie badań zaproponowano wykorzystanie sygnałów wibroakustycznych jako źródła informacji o stanie badanego obiektu. Założenie takie jest zgodne z tezą, że najlepsze metody diagnostyczne to takie, które pozwalają badać obiekty bez ingerencji w ich działanie. Jakakolwiek ingerencja w działanie obiektu na pewno wpłynie na zafałszowanie informacji o występującej niesprawności.

W przeprowadzonych eksperymentach sprawdzano przydatność w procesie diagnostycznym sygnałów drganiowych oraz akustycznych. Uzyskane wyniki wskazują na mniejsze *zaszumienie* sygnałów drganiowych niż akustycznych, a przez to ich większą przydatność w procesach diagnostycznych. Dodatkowo sygnały drganiowe rejestrowano w różnych kierunkach i punktach pomiarowych. Daje to możliwość podjęcia najwłaściwszej decyzji o sposobie pomiaru sygnału, który będzie zawierał w sobie najwięcej *niezaszumionych* informacji o badanym zjawisku. W zależności od eksperymentu, uzyskiwano tutaj różne wytyczne. Generalnie należy kierować się zależnością mówiącą o najmniejszym *zakłóceniu* sygnałów występującym przy rejestracji sygnałów w najbliższym punkcie pomiarowym w stosunku do miejsca generacji zjawiska drganiowego (wystąpienia uszkodzenia).

W pierwszej części badań podjęto próby diagnozowania przez klasyfikator neuronowy jednego typu usterki, mogącej wystąpić w silniku spalinowym pojazdu samochodowego. Ponieważ uzyskano bardzo dobre wyniki umożliwiające poprawną diagnostykę, w kolejnej części badań starano się zbudować poprawnie działające klasyfikatory kilku usterek. Ta część badań zakończyła się również sukcesem. Stworzone klasyfikatory poprawnie diagnozowały wystąpienie danych usterek w silnikach spalinowych pojazdów samochodowych.

Bibliografia

1. Batko W., Dąbrowski Z., Kiciński J.: Zjawiska nieliniowe w diagnostyce wibroakustycznej. Biblioteka Problemów Eksploatacji, Instytut Technologii Eksploatacji, Radom 2008.
2. Cempel C.: Diagnostyka wibroakustyczna maszyn. Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa 1989.
3. Czech P., Łazarz B., Wojnar G.: Wykrywanie lokalnych uszkodzeń zębów kół przekładni z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych i algorytmów genetycznych. ITE, Radom 2007.
4. Czech P., Madej H.: Application of cepstrum and spectrum histograms of vibration engine body for setting up the clearance model of the piston-cylinder assembly for RBF neural classifier. Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance And Reliability, No. 4, 2011, p. 15-20.
5. Dąbrowski Z., Madej H.: Masking mechanical damages in the modern control systems of combustion engines. Journal of KONES, Vol. 13, No. 3, 2006, p. 53-60.

6. Drożdż P.: The influence of the vehicle work organization conditions on the engine start-up parameters. *Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability*, Vol. 1(37), 2008, p. 72-74.
7. Figlus T.: Diagnosing the engine valve clearance, on the basis of the energy changes of the vibratory signal. *Maintenance Problems*, Vol. 1, 2009, p. 75-84.
8. Grega R., Homišin J., Kaššay P., Krajňák J.: The analyse of vibrations after changing shaft coupling in drive belt conveyer. *Zeszyty Naukowe, s. Transport, z. 72*, Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, Gliwice 2011, p. 23-31.
9. Komorska I.: Adaptive model of engine vibration signal for diagnostics of mechanical defects. *Mechanika*, Vol. 19 (3), 2013, p. 301-305.
10. Korbicz J., Kościelny J., Kowalczyk Z., Cholewa W.: Diagnostyka procesów. Modele. Metody sztucznej inteligencji. Zastosowania. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 2002.
11. Madej H., Czech P.: Discrete wavelet transform and probabilistic neural network in IC engine fault diagnosis. *Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance And Reliability*, No. 4, 2010, p. 47-54.
12. Moczułski W.A.: Diagnostyka techniczna. Metody pozyskiwania wiedzy. Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, Gliwice 2002.
13. Nałęcz M., Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe. Biocybernetyka i Inżynieria Biomedyczna, t. 6, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2000.
14. Osowski S.: Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2000.
15. Puškár M., Bigoš P., Puškárová P.: Accurate measurements of output characteristics and detonations of motorbike high-speed racing engine and their optimization at actual atmospheric conditions and combusted mixture composition. *Measurement*, Vol. 45, 2012, p. 1067-1076.
16. Radkowski S.: Wibroakustyczna diagnostyka uszkodzeń niskoenergetycznych. Biblioteka Problemów Eksploatacji. Instytut Technologii Eksploatacji, Radom 2002.
17. Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe. Akademicka Oficyna Wydawnicza, Warszawa 1993.
18. Timofiejczuk A.: Metody analizy sygnałów niestacjonarnych. Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, Gliwice 2004.
19. Urbanský M., Homišin J., Krajňák J.: Analysis of the causes of gaseous medium pressure changes in compression space of pneumatic coupling. *Transactions of the Universities of Košice*, Vol. 2, 2011, p. 35-40.
20. Zimroz R.: Metody adaptacyjne w diagnostyce układów napędowych maszyn górniczych. Wydawnictwo Politechniki Wrocławskiej, Wrocław 2010.
21. Zuber N., Ličen H., Klačnja-Miličević A.: Remote online condition monitoring of the bucket wheel excavator SR1300 – a case study. *Facta Universitatis, s. Working and Living Environmental Protection*, Vol. 1(5), 2008, p. 25-37.