

Henryk BOROWCZYK, Edward ROKICKI, Jarosław SPYCHAŁA

Air Force Institute of Technology (Instytut Techniczny Wojsk Lotniczych)

AN EXPERT SYSTEM AIDED METHOD OF THE BLADE VIBRATION SOURCES IDENTIFICATION WITH BLADE-TIP TIMING (BTT) SIGNAL DECOMPOSITION

Metoda ekspertowego wspomagania identyfikacji źródeł drgań łopatek na podstawie dekompozycji sygnału BTT

Abstract: *An expert system aided method of the blade-tip signal decomposition to the turbine blade vibration sources identification is presented. The method utilises a multi-valued diagnostic model based on the discrete wavelet transform. Proposed algorithm consists of four stages: signal decomposition into low- and high-frequency components (approximations and details), approximations and details parameterization, multi-valued encoding of parameters obtained at the second stage, an expert system use of the turbine blade vibration sources identification.*

Keywords: blade-tip timing, multi-valued diagnostic-decision model, wavelet transform, signal parameterization, multi-valued encoding

Streszczenie: *W artykule przedstawiono metodę ekspertowego wspomagania identyfikacji źródeł drgań łopatek turbiny na podstawie dekompozycji sygnału generowanego przez wierzchołki łopatek. Zastosowano wielowartościowy model diagnostyczno-decyzyjny uzyskany z wykorzystaniem transformaty falkowej. Proponowany algorytm metody składa się z czterech faz: falkowa dekompozycja sygnału na składowe niskoczęstotliwościowe (tzw. aproksymacje) i wysokoczęstotliwościowe (tzw. detale), parametryzacja aproksymacji i detali, wielowartościowe kodowanie parametrów uzyskanych w drugiej fazie, zastosowanie systemu ekspertowego do identyfikacji źródeł drgań łopatek.*

Słowa kluczowe: wielowartościowy model diagnostyczno-decyzyjny, transformacja falkowa, parametryzacja sygnału, kodowanie wielowartościowe

1. Introduction

Blade-Tip Timing (BTT) is one of the methods applied in the rotating machinery diagnostics [3, 4, 8, 11, 14]. The main types of sensors, which are used include capacitive, inductive, eddy-current and optical. In Air Force Institute of Technology (AFIT) extensive research on inductive sensors have been carried out [8-11, 13] because information obtained from thereof is useful for many purposes, not only time of blade arrival extraction [5, 6, 8].

The inductive sensor signal and discrete wavelet transform are main components of the presented method of blade vibration sources' identification. The algorithm consists of:

- signal decomposition into low- and high-frequency components (approximations and details),
- approximations and details parameterization,
- multi-valued encoding of parameters obtained at the second stage,
- an expert system of the turbine blade vibration sources' identification.

The examples use the real-world data gathered with the inductive sensor developed in AFIT.

2. The discrete wavelet transformation of the blade-tip signal measured with an inductive sensor

The discrete wavelet transform (DWT) is performed using the so-called dyadic scales a and positions b based on powers of two [12].

$$C(a, b, s(t), \Psi(t)) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$
$$a \in \{2^1, \dots, 2^m\}; b \in \{2^1, \dots, 2^m\}$$

where:

- $s(t)$ – blade-tip signal;
- C – wavelet transform coefficients;
- Ψ – wavelet function;
- m – decomposition level.

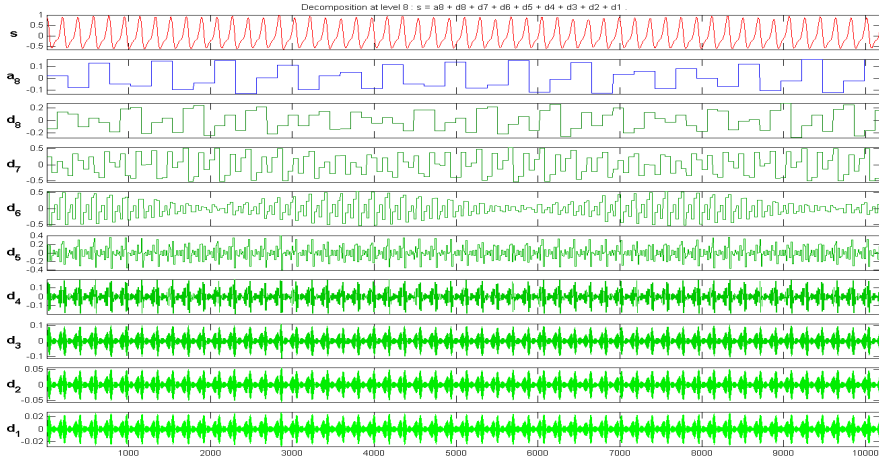


Fig. 1. Signal $s = s1s1A$ [8] decomposition: a_8 - approximation, d_1 - d_8 - details

Fig. 1 shows the results of the inductive signal $s = s1s1A$ [8] decomposition into low- and high-frequency components (the approximations $a_1 - a_8$ and details $d_1 - d_8$)

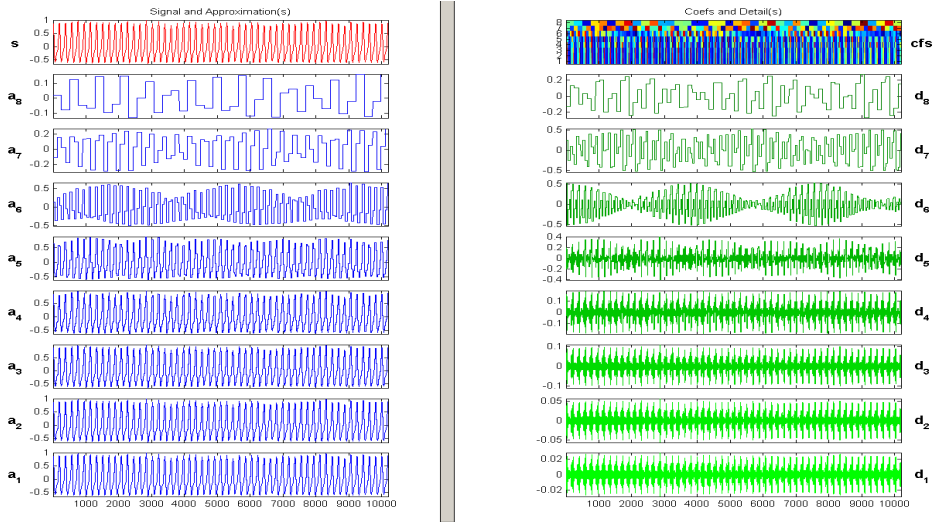


Fig. 2. The signal $s = s1s1A$ decomposition (wavelet – Haar, level – 8)

3. The discrete wavelet coefficients parameterization

For the sake of reasoning simplification, the discrete wavelet coefficients should be parameterized [1]. At the first attempt, the statistic characteristics are employed – table 1.

Table 1

The statistic of the approximations and details (signal s1s1A wavelet – Haar, level – 8)

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8
x1 (mean)	0,00	0,01	0,01	0,02	0,02	0,05	0,07	0,10
x2 (median)	-0,22	-0,31	-0,45	-0,62	-0,73	-0,73	0,59	-0,25
x3 (max)	1,40	1,98	2,77	3,86	4,92	6,14	3,94	3,09
x4 (min)	-0,91	-1,29	-1,81	-2,48	-3,36	-3,95	-3,33	-2,07
x5 (std dev)	0,67	0,95	1,34	1,87	2,50	2,95	2,06	1,58
x6 (L2 norm)	47,94	47,89	47,72	47,11	44,56	37,17	18,33	9,88
	d1	d2	d3	d4	d5	d6	d7	d8
x1 (mean)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,02	0,03	-0,06
x2 (median)	-0,01	-0,01	-0,03	-0,09	-0,27	-0,73	-0,82	-0,75
x3 (max)	0,04	0,11	0,03	0,76	2,22	4,18	5,99	4,34
x4 (min)	-0,02	-0,06	-0,17	-0,46	-1,15	-2,76	-4,75	-3,07
x5 (std dev)	0,01	0,04	0,11	0,32	0,86	1,98	3,64	2,47
x6 (L2 norm)	1,02	2,03	4,04	7,99	15,29	24,97	32,34	15,44

In the reasoning process one can use encoded (2) parameters rather than their accurate values – table 2.

$$X_C = \begin{cases} k-1 & \text{for } x \in [x_{k-1}, x_k), k \leq K \\ \dots \\ 0 & \text{for } x \in (x_1, x_1) \\ \dots \\ -(k_- - 1) & \text{for } x \in (x_{k_-}, x_{k_- - 1}], k_- \leq K_- \end{cases} \quad (2)$$

where: $\dots < x_{k_-} < \dots < x_1 < \dots < x_k < \dots$

Table 2

The multi-valued representation of the approximations and details

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8
X1 (mean)	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	1
X2 (median)	0	0	-1	-1	-1	-1	2	0
X3 (max)	-2	-1	-1	0	0	1	0	-1
X4 (min)	1	1	0	-1	-1	-2	-1	0
X5 (std dev)	-2	-2	-1	0	0	1	0	-1
X6 (L2 norm)	0	0	0	0	0	-1	-2	-2
	d1	d2	d3	d4	d5	d6	d7	d8
X1 (mean)	0	0	0	0	0	-1	1	-3
X2 (median)	0	0	0	0	0	-2	-2	-2
X3 (max)	-1	-1	-1	-1	0	0	1	0
X4 (min)	0	0	0	0	0	-1	-2	-1
X5 (std dev)	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	0
X6 (L2 norm)	-2	-1	-1	-1	0	1	1	0

An integer code (table 2) represents the range of parameter’s values, which can be interpreted in the field of analysis. For further research, the set of the approximations and details’ parameters can be appropriately adjusted. Formal methods for multi-valued problem representation analysis are shown in [2].

4. The multi-valued diagnostic-decision model

From the vibration analysis point of view, rotating machinery is a non-linear, multi-frequency resonance system. All kinds of vibration form the combination of forced and natural resonant vibrations. Forced vibration can be affected by [13]: internally generated forces and power, unbalance, external loads and ambient excitations.

The multi-aspect analysis using an expert knowledge and the real signal measurements should be performed to establish the system of blade vibrations sources identification based on discrete wavelet transform.

Firstly, the sets of the vibration sources V and frequencies F known to the experts are defined:

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_{N_v}\}; \quad F_V = \{f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vN_v}\} \quad (3)$$

The second stage consists of the sets of wavelets and wavelet scales selections. Because of rough relationship between the wavelet central frequency and the Fourier frequency of vibration source, the measured signal decimation (integer d or rational d/u, where: d – down-sampling, u – up-sampling) is essential – table 3.

Table 3

An example of wavelet Haar pseudo-frequencies

scale	decimation		
	1	24	56
	wavelet pseudo-frequency		
2	2.49e+05	1.03e+04	4.44e+03
4	1.24e+05	5.18e+03	2.22e+03
8	6.22e+04	2.59e+03	1.11e+03
16	3.11e+04	1.29e+03	5.55e+02
32	1.55e+04	6.48e+02	2.77e+02
64	7.78e+03	3.24e+02	1.38e+02
128	3.89e+03	1.62e+02	6.94e+01
256	1.94e+03	8.10e+01	3.47e+01

A combination of wavelet type, wavelet scales and signal decimation describes the analytic experiment ID_{AE} .

$$ID_{AE} = \langle \text{wavelet}, \text{scale}, f_{s0}, D, f_w \rangle \quad (4)$$

where:

f_{s0} – blade-tip signal sampling frequency,

D – sampling decimation,

f_w – wavelet pseudo-frequency.

The wavelet pseudo-frequency is described as follows:

$$f_w = \frac{f_{wc} f_{s0}}{aD} \quad (5)$$

where:

f_{wc} – wavelet central frequency [12].

According to (4) ordered in the ascending wavelet pseudo-frequency, blade-tip signal is analysed and results are presented in table 1 and after encoding – in table 2 – the multi-valued diagnostic decision model.

5. The expert system of the turbine blade vibration sources identification

The multi-valued diagnostic-decision model obtained at previous stage is the formal knowledge representation ready to use in the rule-based expert system [1, 7]. An expert system consists of two components:

- knowledge base;
- knowledge source (one or more)

The knowledge base includes knowledge sources declarations and block control which starts the system.

knowledge base *vibroSources*

sources

//declaration of knowledge source used

vibroS1:

type kb

end; *// sources*

control

// automatic launch of control block

run;

// adding new facts based on table 2

addFact(_, X1a1, -1);

addFact(_, X2a1, -0);

addFact(_, X3a1, -2);

addFact(_, X4a1, 1);

addFact(_, X5a1, -2);

addFact(_, X6a1, 0);

addFact(_, X1d1, 0);

addFact(_, X2d1, 0);

addFact(_, X3d1, -1);

addFact(_, X4d1, 0);

addFact(_, X5d1, -1);

addFact(_, X6d1, -2);

...

addFact(_, X6d8, 0);

// start reasoning

solutionWin(yes);

solve(...);

end; *// control*

end; *// knowledge base*

Knowledge source consists of two blocks:

- facets;
- rules.

In facets' block, the variables are defined – their type and admissible set of values taken.

knowledge source vibroS1

facets

single no ;

vibS;

X1a1:

val oneof \|-2, -1, 0, 1, 2\|;

...

end; // facets

rules

001: vibS = "v1" if

X1a1 == -1 & X2a1 == -0 & X3a1 == -2 & X4a1 == 1 & X5a1 == -2 & X6a1 == 0 & X1d1 == 0 & X2d1 == 0 & X3d1 == -1 & X4d1 == 0 & X5d1 == -1 & X6d1 == -2;

end; // rules

end; // knowledge source

The extended form of rule is as follows:

$$vibS = v_1 \text{ if } f_w \approx f_{v_1} \text{ and } X1a1 = -1 \text{ and } X2a1 = 0 \text{ and } \dots X6a1 = 0 \text{ and } \dots \quad (6)$$

where:

vibS – decision variable taking values from $V(3)$,

X1a1 – attribute taking values from Table 2.

During the reasoning, the expert system tries to confirm all vibration sources V . As a result, the variable $vibS$ includes only values v_i for which confirmation is successful. In the further development, certainty factors of rules and conclusions should be taken into account.

6. Summary

The method for the identification of the blade vibration sources presented in the paper exploits the expert knowledge of signal processing in the rotating machinery diagnostics. The use of discrete wavelet transform localizes computations to the limited set of sources' frequencies. Multi-valued representation of the wavelet transformation's results in natural way leads to rule-based expert system. On the other hand, an expert system supports the existing and new knowledge from real-world experiments. It is crucial for knowledge validation and removing artefacts (edge effects, cone of influence, etc.) from the reasoning process.

7. References

1. Borowczyk H., Problemy kompleksowego diagnozowania układu łożyskowania turbinowego silnika śmigłowego. Wyd. Instytutu Technicznego Wojsk Lotniczych, Warszawa 2011.
2. Borowczyk H., Quasi-informacyjna metoda wyznaczania programu diagnozowania złożonych obiektów technicznych. Military University of Technology, Warszawa 1984.
3. Dimitriadis G., Blade-Tip Timing Measurement Of Synchronous Vibrations Of Rotating Bladed Assemblies. Mechanical Systems and Signal Processing, 16(4), 2002.
4. Heath S., Imregun M., A Survey of Blade Tip-Timing Measurement Techniques for Turbomachinery Vibration. J. Eng. Gas Turbines Power, 120(4), 1998.
5. Lindstedt P., Application Of The Correlation Function And Fourier Transformation To Evaluation Of Technical Condition Demonstrated By Blades Of A Rotor Machine During The Operation Process. Journal of KONES Powertrain and Transport, 16(2), 2009.
6. Lindstedt P., Rotor Blades Condition Monitoring Method Based on the Elimination of the Environment Signal. Research Works of Air Force Institute of Technology, Nr 25, 2009.
7. Michalik K., PC SHELL 4.5 Szkieletowy system ekspertowy. AITECH (Artificial Intelligence Laboratory). Katowice 2006.
8. Rokicki E., Turbine blade condition assesment with the lateral-magnetic-field sensors. Air Force Institute of Technology, Warsaw 2011.
9. Rokicki E., et al., Induction sensor to measure vibrations of a turbo-machine rotor blade US Patent 8,240,212.
10. Rokicki E., et al., Measuring vibrations of a turbo-machine rotor blade with the help of an induction sensor in high temperature US Patent 8,125,215.
11. Szczepanik R., et al., Application of Blade-Tip Sensors to Blade-Vibration Monitoring in Gas Turbines, in Thermal Power Plants, M. Rasul, Editor., InTech.
12. Wavelet toolbox. User's guide. Mathworks 2011.
13. Witoś M., Szczepanik R., Turbine Engine Health/Maintenance Status Monitoring with Use of Phase-Discrete Method of Blade Vibration Monitoring, in Evaluation, Control And Prevention Of High Cycle Fatigue In Gas Turbine Engines For Land, Sea And Air Vehicles. RTO-MP-AVT-121- 02. Granada 2005.
14. Zielinski M., Ziller G., Noncontact Blade Vibration Measurement System For Aero Engine Application. 2005.

Author contribution: H. Borowczyk 40%, E. Rokicki 30%, J. Sychała 30%.

METODA EKSPERTOWEGO WSPOMAGANIA IDENTYFIKACJI ŹRÓDEŁ DRGAŃ ŁOPATEK NA PODSTAWIE DEKOMPOZYCJI SYGNAŁU BTT

1. Wstęp

Metoda BTT (ang.: *Blade-Tip Timing*) jest szeroko stosowana w diagnostyce maszyn wirnikowych [3, 4, 8, 11, 14]. Jako źródło sygnału pierwotnego wykorzystuje się czujniki indukcyjne, pojemnościowe i optyczne. W ITWL prowadzone są prace nad czujnikami indukcyjnymi [8-11, 13], ponieważ dostarczają informacji przydatnej w wielu zagadnieniach [5, 6, 8] (nie tylko do określania czasu nadejścia łopatki).

Istotą proponowanej w niniejszej pracy metody identyfikacji źródeł drgań łopatki jest wykorzystanie transformaty falkowej sygnału uzyskanego za pomocą czujnika indukcyjnego.

Algorytm metody zawiera cztery główne etapy:

- dekompozycja zmierzonego sygnału na składowe niskoczęstotliwościowe (tzw. aproksymacje) i wysokoczęstotliwościowe (tzw. detale).
- parametryzacja aproksymacji i detali z wykorzystaniem ich charakterystyk statystycznych;
- wielowartościowe kodowanie parametrów uzyskanych w etapie drugim;
- wykorzystanie dedykowanego systemu ekspertowego do identyfikacji źródeł drgań łopatki.

W zamieszczonym przykładzie wykorzystano rzeczywiste dane pomiarowe uzyskane za pomocą czujnika indukcyjnego opracowanego w ITWL

2. Dyskretna transformata falkowa sygnału BTT uzyskanego z czujnika indukcyjnego

Dyskretna transformata falkowa opisana zależnością (1) realizowana jest dla zbiorów skal i położenia falki bazowej o wartościach będących potęgami liczby 2 [12].

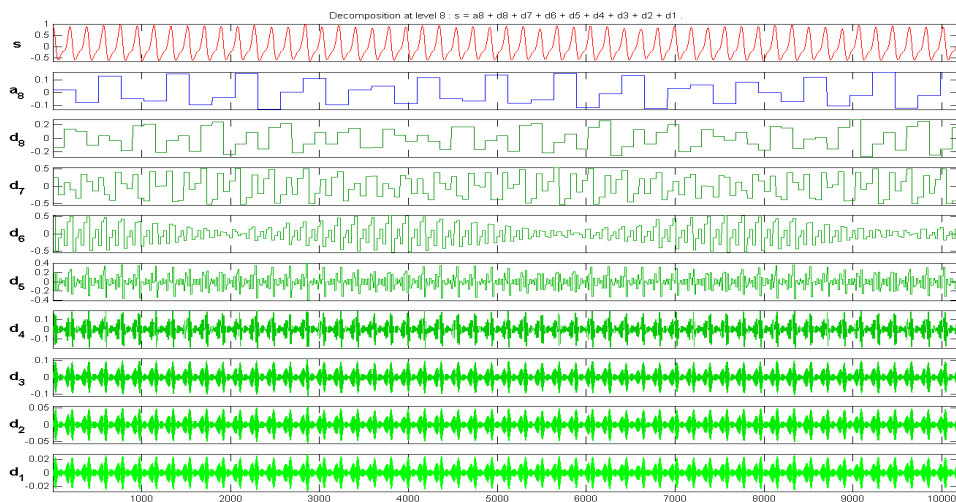
$$C(a,b,s(t),\Psi(t)) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

$$a \in \{2^1, \dots, 2^m\}; b \in \{2^1, \dots, 2^m\}$$

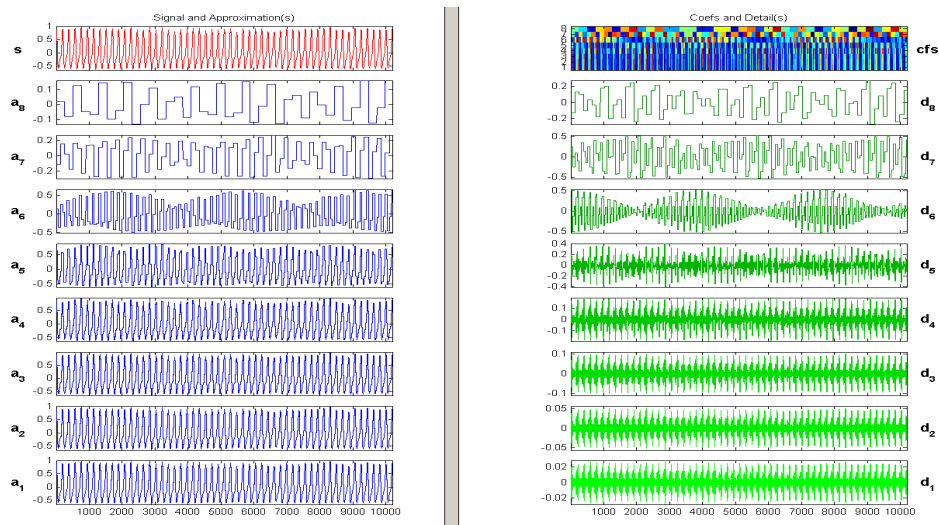
gdzie:

- $s(t)$ – analizowany sygnał;
- C – współczynniki dyskretnej transformaty falkowej;
- Ψ – funkcja falkowa;
- m – poziom dekompozycji.

Na rys. 1 i 2 przedstawiono rezultaty dekompozycji sygnału $s = s1s1A$ [8] na aproksymacje i detale z wykorzystaniem falki Haar z poziomem dekompozycji $m = 8$.



Rys. 1. Dekompozycja falkowa sygnału $s = s1s1A$ [8] (falka Haar, poziom 8), gdzie: s – analizowany sygnał, a_8 aproksymacja na poziomie 8, d_1 - d_8 – detale na poziomach od 1 do 8



Rys. 2. Dekompozycja falkowa sygnału $s = s1s1A$ [8] (falka Haar, poziom 8), gdzie: s – analizowany sygnał, $a1$ - $a8$ aproksymacja na poziomach od 1 do 8, $d1$ - $d8$ – detale na poziomach od 1 do 8

3. Parametryzacja współczynników dyskretnej transformaty falkowej

Dla potrzeb procesu wnioskowania współczynniki dyskretnej transformaty falkowej poddano parametryzacji [1] z wykorzystaniem ich charakterystyk statystycznych – tab. 1.

Tabela 1

Charakterystyki statystyczne aproksymacji i detali (sygnał $s = s1s1A$, falka – Haar, poziom dekompozycji – 8)

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8
x1 (średnia)	0,00	0,01	0,01	0,02	0,02	0,05	0,07	0,10
x2 (mediana)	-0,22	-0,31	-0,45	-0,62	-0,73	-0,73	0,59	-0,25
x3 (max)	1,40	1,98	2,77	3,86	4,92	6,14	3,94	3,09
x4 (min)	-0,91	-1,29	-1,81	-2,48	-3,36	-3,95	-3,33	-2,07
x5 (odch. std)	0,67	0,95	1,34	1,87	2,50	2,95	2,06	1,58
x6 (norma L2)	47,94	47,89	47,72	47,11	44,56	37,17	18,33	9,88
	d1	d2	d3	d4	d5	d6	d7	d8
x1 (średnia)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,02	0,03	-0,06
x2 (mediana)	-0,01	-0,01	-0,03	-0,09	-0,27	-0,73	-0,82	-0,75

x3 (max)	0,04	0,11	0,03	0,76	2,22	4,18	5,99	4,34
x4 (min)	-0,02	-0,06	-0,17	-0,46	-1,15	-2,76	-4,75	-3,07
x5 (odch. std)	0,01	0,04	0,11	0,32	0,86	1,98	3,64	2,47
x6 (norma L2)	1,02	2,03	4,04	7,99	15,29	24,97	32,34	15,44

W procesie wnioskowania dogodniej jest korzystać z parametrów reprezentowanych przez całkowitoliczbowe kody (2) zamiast wartości dokładnych – tab. 2.

$$X_C = \begin{cases} k-1 & \text{dla } x \in [x_{k-1}, x_k), k \leq K \\ \dots \\ 0 & \text{dla } x \in (x_{1-}, x_1) \\ \dots \\ -(k_- - 1) & \text{dla } x \in (x_{k_-}, x_{k_- - 1}], k_- \leq K_- \end{cases} \quad (2)$$

gdzie: $\dots < x_{k_-} < \dots < x_{1-} < x_1 < \dots < x_k < \dots$

Tabela 2

Wielowartościowa reprezentacja aproksymacji i detali

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8
X1 (średnia)	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	1
X2 (mediana)	0	0	-1	-1	-1	-1	2	0
X3 (max)	-2	-1	-1	0	0	1	0	-1
X4 (min)	1	1	0	-1	-1	-2	-1	0
X5 (odch. std)	-2	-2	-1	0	0	1	0	-1
X6 (norma L2)	0	0	0	0	0	-1	-2	-2
	d1	d2	d3	d4	d5	d6	d7	d8
X1 (średnia)	0	0	0	0	0	-1	1	-3
X2 (mediana)	0	0	0	0	0	-2	-2	-2
X3 (max)	-1	-1	-1	-1	0	0	1	0
X4 (min)	0	0	0	0	0	-1	-2	-1
X5 (odch. std)	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	0
X6 (norma L2)	-2	-1	-1	-1	0	1	1	0

Kod całkowitoliczbowy (tab. 2) reprezentuje przedział wartości parametrów transformacji falkowej i należy go interpretować zgodnie z zasadami obowiązującymi w rozpatrywanej dziedzinie. W dalszych pracach zbiory parametrów opisujących aproksymacje i detale powinny być uzgadniane

z wynikami badań eksperymentalnych. Formalne metody analizy problemów reprezentowanych przez wielowartościowe modele diagnostyczno-decyzyjne zawiera m.in. praca [2].

4. Wielowartościowy model diagnostyczno-decyzyjny

Maszyna wirnikowa jest złożonym, nieliniowym systemem dynamicznym o wielu postaciach drgań, na które składają się drgania własne i wymuszone [13]. Identyfikacja źródeł drgań łopatki wymaga wieloaspektowej analizy z wykorzystaniem wiedzy eksperckiej i wyników badań eksperymentalnych.

W pierwszym kroku określone są zbiory znanych ekspertom źródeł drgań V oraz odpowiadających im częstotliwości F_V

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_{N_v}\}; \quad F_V = \{f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vN_v}\} \quad (3)$$

W drugim kroku, na podstawie wiedzy eksperckiej, przyjmuje się wstępny zbiór falek oraz poziomów dekompozycji, dla których przeprowadzane będą obliczenia współczynników transformat. Ze względu na fakt, że relacja między częstotliwością centralną falki i częstotliwością występującą w transformacie Fouriera ma charakter przybliżony istotny jest dobór decymacji sygnału mierzzonego – tab. 3.

Tabela 3

Przykłady pseudo-częstotliwości falki Haar dla wybranych skal i decymacji

skala	decymacja		
	1	24	56
	Pseudo-częstotliwość falki		
2	2.49e+05	1.03e+04	4.44e+03
4	1.24e+05	5.18e+03	2.22e+03
8	6.22e+04	2.59e+03	1.11e+03
16	3.11e+04	1.29e+03	5.55e+02
32	1.55e+04	6.48e+02	2.77e+02
64	7.78e+03	3.24e+02	1.38e+02
128	3.89e+03	1.62e+02	6.94e+01
256	1.94e+03	8.10e+01	3.47e+01

Zbiór typów falek, skal i poziomów dekompozycji oraz współczynników decymacji zmierzonego sygnału opisuje eksperyment analityczny ID_{AE} :

$$ID_{AE} = \langle falka, skala, f_{s0}, D, f_w \rangle \quad (4)$$

gdzie:

f_{s0} – częstotliwość próbkowania sygnału BTT;

D – decymacja próbkowania sygnału;

f_w – pseudo-częstotliwość falki.

Pseudo-częstotliwość falki definiowana jest następująco [12]:

$$f_w = \frac{f_{wc} f_{s0}}{aD} \quad (5)$$

gdzie:

f_{wc} – centralna częstotliwość falki.

Wyniki eksperymentu (4), uporządkowane wg rosnących wartości pseudo-częstotliwości falek, zapisywane są w tab. 1. Po zakodowaniu otrzymuje się wielowartościowy model diagnostyczno-decyzyjny w postaci tab. 2.

5. Koncepcja ekspertowego systemu identyfikacji źródeł drgań łopatek

Wielowartościowy model diagnostyczno-decyzyjny przedstawiony w poprzednim punkcie stanowi formalną reprezentację wiedzy możliwą do zastosowania w regułowym systemie ekspertowym [1, 7].

System ekspertowy składa się z dwóch typów modułów:

- baza wiedzy (ang. *knowledge base*) – moduł główny;
- źródło wiedzy (ang. *knowledge source*) – moduł dedykowany opisowi wyodrębnionego problemu oraz metody wnioskowania.

Baza wiedzy zawiera deklaracje źródeł wiedzy oraz blok *Control*, uruchamiający działanie systemu ekspertowego.

Poniżej przedstawiono ogólną postać bloków stosowanych w pakiecie programistycznym SPHINX [7] (zachowano język angielski zgodnie z wymaganiami pakietu).

knowledge base *vibroSources*

sources

//declaration of knowledge source used

vibroS1:

type kb

end; *// sources*

control

// automatic launch of control block

run;

// adding new facts based on Table 2

addFact(_, X1a1, -1);

addFact(_, X2a1, -0);

addFact(_, X3a1, -2);

addFact(_, X4a1, 1);

addFact(_, X5a1, -2);

addFact(_, X6a1, 0);

addFact(_, X1d1, 0);

addFact(_, X2d1, 0);

addFact(_, X3d1, -1);

addFact(_, X4d1, 0);

addFact(_, X5d1, -1);

addFact(_, X6d1, -2);

...

addFact(_, X6d8, 0);

// start reasoning

solutionWin(yes);

solve(...);

end; *// control*

end; *// knowledge base*

Źródło wiedzy składa się z dwóch bloków nazwanych w [7]:

- facets
- rules

W bloku facets definiowane są zmienne używane w systemie – ich nazwy, typ i zbiór dopuszczalnych wartości.

Blok rules zawiera zbiór reguł wnioskowania.

knowledge source *vibroS1*

facets

single no ;


```
vibS;  
X1a1:  
val oneof \|-2, -1, 0, 1, 2\|;  
...  
end; // facets  
rules  
001: vibS = "v1" if  
X1a1 == -1 & X2a1 == -0 & X3a1 == -2 & X4a1 == 1 & X5a1 == -2 & X6a1  
== 0 & X1d1 == 0 & X2d1 == 0 & X3d1 == -1 & X4d1 == 0 & X5d1 == -1 &  
X6d1 == -2;  
  
end; // rules  
end; // knowledge source
```

Reguły przedstawiane są w postaci:

$$vibS = v_1 \text{ if } f_w \approx f_{v_1} \text{ and } X1a1 = -1 \text{ and } X2a1 = 0 \text{ and } \dots X6a1 = 0 \text{ and } \dots (6)$$

gdzie:

$vibS$ – zmienna decyzyjna przyjmująca wartości z V (3);

$X1a1$ – atrybut przyjmujący wartości z tab. 2.

W procesie wnioskowania badana jest możliwość potwierdzenia źródeł drgań ze zbioru V . W rezultacie zmienna $vibS$ zawiera jedynie te wartości v_i , dla których potwierdzenie zakończyło się sukcesem. W dalszych pracach przewiduje się wprowadzenie wskaźników pewności reguł i konkluzji.

6. Podsumowanie

Przedstawiona metoda wykorzystuje wiedzę ekspercką z dziedziny przetwarzania sygnałów w diagnostyce maszyn wirnikowych. Użycie dyskretnej transformaty falkowej pozwala ograniczyć obliczenia do zbioru rozpatrywanych częstotliwości źródeł drgań. Wielowartościowa reprezentacja wyników transformacji falkowej w naturalny sposób prowadzi do regułowego systemu ekspertowego. Z drugiej strony system ekspertowy umożliwia wykorzystanie istniejącej wiedzy oraz nowych danych z eksperymentów prowadzonych na obiekcie rzeczywistym. Ma to istotne znaczenie z punktu widzenia oceny jakości stosowanej wiedzy, w tym identyfikacji artefaktów (np. efektów brzegowych, stożka wpływu), zakłócających proces wnioskowania.

7. Literatura

1. Borowczyk H., Problemy kompleksowego diagnozowania układu łożyskowania turbinowego silnika śmigłowego, Wyd. Instytutu Technicznego Wojsk Lotniczych, Warszawa 2011.
2. Borowczyk H., Quasi-informacyjna metoda wyznaczania programu diagnozowania złożonych obiektów technicznych. Military University of Technology, Warszawa 1984.
3. Dimitriadis G., Blade-Tip Timing Measurement Of Synchronous Vibrations Of Rotating Bladed Assemblies. Mechanical Systems and Signal Processing, 16(4), 2002.
4. Heath S., Imregun M., A Survey of Blade Tip-Timing Measurement Techniques for Turbomachinery Vibration. J. Eng. Gas Turbines Power, 120(4), 1998.
5. Lindstedt P., Application Of The Correlation Function And Fourier Transformation To Evaluation Of Technical Condition Demonstrated By Blades Of A Rotor Machine During The Operation Process. Journal of KONES Powertrain and Transport, 16(2), 2009.
6. Lindstedt P., Rotor Blades Condition Monitoring Method Based on the Elimination of the Environment Signal. Research Works of Air Force Institute of Technology, Nr 25, 2009.
7. Michalik K., PC SHELL 4.5 Szkieletowy system ekspertowy. AITECH (Artificial Intelligence Laboratory), Katowice 2006.
8. Rokicki E., Turbine blade condition assesment with the lateral-magnetic-field sensors. Air Force Institute of Technology, Warsaw 2011.
9. Rokicki E., et al., Induction sensor to measure vibrations of a turbo-machine rotor blade US Patent 8,240,212.
10. Rokicki E., et al., Measuring vibrations of a turbo-machine rotor blade with the help of an induction sensor in high temperature US Patent 8,125,215.
11. Szczepanik R., et al., Application of Blade-Tip Sensors to Blade-Vibration Monitoring in Gas Turbines, in Thermal Power Plants, M. Rasul, Editor., InTech.
12. Wavelet toolbox. User's guide. Mathworks 2011.
13. Witoś M., Szczepanik R., Turbine Engine Health/Maintenance Status Monitoring with Use of Phase-Discrete Method of Blade Vibration Monitoring, in Evaluation, Control And Prevention Of High Cycle Fatigue In Gas Turbine Engines For Land, Sea And Air Vehicles. RTO-MP-AVT-121- 02. Granada 2005.
14. Zielinski M., Ziller G., Noncontact Blade Vibration Measurement System For Aero Engine Application. 2005.

Udział autorów w przygotowaniu publikacji: H. Borowczyk 40%, E. Rokicki 30%, J. Spychała 30%.