POZYSKIWANIE WIEDZY DLA POTRZEB EKSPERTOWEGO SYSTEMU DIAGNOZOWANIA OKRĘTOWEGO SILNIKA SPALINOWEGO

Rafał PAWLETKO

Katedra Siłowni Okrętowych, Akademia Morska w Gdyni
ul. Morska 81-87, 81-225 Gdynia, e-mail: pawletko@am.gdynia.pl

Streszczenie

W artykule przedstawiono pierwszy etap badań, związanych z pozyskiwaniem wiedzy dla ekspertowego systemu diagnozowania okrętowego silnika tłokowego. Podjęto próbę wykorzystania wiedzy od specjalistów oraz z baz danych.

Pozyskiwanie wiedzy od specjalistów zrealizowano z wykorzystaniem wywiadu kwestionariuszowego. Grupę ekspertów stanowili doświadczeni oficerowie mechanicy floty handlowej. Do pozyskania wiedzy z bazy danych wykorzystano metody indukcji reguł decyzyjnych. Dane uczące do indukcji reguł stanowiły wyniki eksperymentu przeprowadzonego na silniku Sulzer Al25/30. Zbadano skuteczność klasycznego algorytmu indukcji LEM2 oraz algorytmu MODLEM, który umożliwia bezpośrednie wykorzystanie danych pomiarowych nie poddanych dyskretyzacji wstępnej.

Słowa kluczowe: diagnostyka techniczna, silniki spalinowe, pozyskiwanie wiedzy ekspertowej.

KNOWLEDGE ACQUISITION FOR MARINE DIESEL ENGINE DIAGNOSTIC EXPERT SYSTEM

Summary

In the paper the first stage of research relevant to knowledge acquisition for marine diesel engine diagnostic expert system is presented. The basic knowledge related to the diesel diagnostic was undertaken from experts and diagnostic data base.

The paper questionnaire was used to the knowledge acquisition from experts. The group of experts was contained the experienced merchant navy officers. The rule induction algorithms was used to knowledge acquisition from data base. Training and test data were acquired from experiment on marine engine Sulzer 3AL 25/30. 10-fold cross validation method was used to estimation classification efficiency for different rule induction algorithms.

Keywords: technical diagnostic, combustion engines, expert knowledge acquisition.

1. WPROWADZENIE

Znajomość stanu technicznego okrętowego silnika tłokowego jest konieczna do prowadzenia efektywnej strategii eksploatacji. Umożliwia ona planowanie niezbędnych czynności obsługowych i remontowych oraz zmniejsza ryzyko wystąpienia awarii.

Istnieje szereg metod oraz systemów oceny stanu technicznego silników okrętowych, rozwijanych zarówno przez ośrodki badawcze, jak i przez producentów silników. Główną wadą większości współczesnych systemów diagnozowania jest to, że są to systemy zamknięte. Modele procesów roboczych silnika oraz algorytmy oceny stanu technicznego zaimplementowane na etapie tworzenia systemu, nie mogą być modyfikowane w czasie późniejszej eksploatacji.

Alternatywą dla takiego stanu rzeczy może być opracowanie systemu ekspertowego wspomagającego diagnozowanie silników okrętowych. Modułowa struktura systemów ekspertowych, a przede wszystkim oddzielenie bazy wiedzy od reszty programu, umożliwia opracowywanie systemów otwartych, w których wiedza diagnostyczna może być w łatwy sposób uaktualniania i rozszerzana. Istotną zaletą tych systemów jest również możliwość wykorzystania wiedzy, pochodzącej z różnych źródeł.

W artykule przedstawiono pierwszy etap badań, związanych z pozyskiwaniem wiedzy dla potrzeb ekspertowego systemu diagnozowania okrętowego silnika tłokowego. Badania obejmowały dwa podstawowe źródła wiedzy diagnostycznej. Podjęto próbę wykorzystania wiedzy od specjalistów oraz z baz danych.

Pozyskiwanie wiedzy od specjalistów zrealizowano za pomocą wywiadu kwestionariuszowego. Grupę ekspertów stanowili doświadczeni oficerowie mechanicy floty handlowej. Podjęto próbę pozyskania podstawowej wiedzy z dziedziny eksploatacji silników, dotyczącą

najsłabszych ogniw silnika, rodzaju występujących uszkodzeń oraz relacji diagnostycznych.

Do automatycznego pozyskania wiedzy z bazy danych wykorzystano metody indukcji reguł decyzyjnych.

2. POZYSKIWANIE WIEDZY OD SPECJALISTÓW

Wiedza diagnostyczna może być pozyskana od ekspertów lub z baz danych. Eksperci powinni ogrywać istotną rolę szczególnie w początkowym etapie tworzenia systemu ekspertowego [3, 4].

Podczas wieloletniej pracy zawodowej zdobywają oni wiedzę i doświadczenie niezbędne do prowadzenia eksploatacji silników okrętowych. Istotną częścią tej wiedzy jest umiejętność oceny stanu technicznego. Obejmuje ona podstawy fizyczne działania silnika spalinowego, uszkodzenia oraz ich symptomy.

Biorąc pod uwagę niekompletność oraz brak usystematyzowanej wiedzy związanej z diagnozowaniem silników okrętowych podjęto próbę jej pozyskania od specjalistów.

2.1. Metodyka badań ekspertowych

Do pozyskiwania wiedzy od specjalistów wykorzystano wywiad kwestionariuszowy [4]. Metoda ta, polega na zbierania informacji za pomocą zestawu pytań, dotyczących określonych problemów badawczych. Pytania są przedstawiane najczęściej w postaci drukowanego formularza [6].

Celem badań ekspertowych była weryfikacja częstości występowania uszkodzeń silników okrętowych oraz próba wytypowania obserwowanych symptomów tych uszkodzeń wraz z określeniem wskaźników ich pewności. Pytania w kwestionariuszu obejmowały następujące zagadnienia:

- określenie częstości występowania uszkodzeń wyróżnionych układów funkcjonalnych silnika okrętowego;
- określenie częstości występowania uszkodzeń poszczególnych elementów układów funkcjonalnych;
- określenie objawów i przyczyn uszkodzeń.

Kwestionariusz przygotowano w formie tabeli. Listę uszkodzeń opracowano na podstawie badań literaturowych [7, 8]. Pytania w ankiecie miały charakter otwarty, przewidziano również możliwość rozszerzania listy o nowe uszkodzenia zaproponowane przez eksperta.

W systemach ekspertowych zachodzi konieczność reprezentacji wiedzy niedokładnej i przybliżonej. Wynika to przede wszystkim z faktu, wykorzystywania subiektywnych opinii specjalistów. Najczęściej w takim przypadku stosuje się różne kategorie stopni pewności CF (ang. certainty factor lub confident factor) [1, 7]. Na potrzeby badań, wartości wskaźników pewności zostały wyznaczone na podstawie liczby wskazań danego objawu przez ekspertów zgodnie ze wzorem:

$$\mathrm{CF} = (\mathrm{X_i} \rightarrow sd_i) = \frac{n_{oj,xi}}{N_{oj}} \tag{1}$$

gdzie:

CF – wskaźnik pewności symptomu diagnostycznego;
$n_{oj,\ xi}$ – liczba wskazań j-tego objawu przez ekspertów przy i-tym stanie niezdatności;
N_{oj} – liczba ekspertów biorących udział w badaniach.

Badania przeprowadzono na grupie 23 oficerów mechaników floty handlowej. Kryterium doboru osób biorących udział w badaniu ekspertowych było posiadanie stopnia morskiego przynajmniej II oficera mechanika oraz wymagany 2 letni okres praktyki na tym stanowisku. W badanej grupie 10 osób posiadało dyplom starszego mechanika pozostali natomiast II oficera mechanika.

2.2. Wyniki badań

Pierwszy etap badań dotyczył częstości występowania uszkodzeń poszczególnych układów funkcjonalnych okrętowego silnika tłokowego. Pytania zostały przedstawione w formie tabeli zawierającej nazwy poszczególnych układów oraz rubryki, w których eksperci wpisywali odpowiedzi. W celu ułatwienia ekspertom określenia częstości występowania uszkodzeń danego układu, wprowadzono zbiór zawierający określone wartości częstości. Zbiór ten przedstawiono w tabeli 1.

Tabela 1. Skala punkowa częstości występowania uszkodzeń

Określenie	**Ilość punktów**
Nie spotkałem	0
Bardzo rzadko	1
Rzadko	2
Często	3
Bardzo często	4

Pytania pierwszej części ankiety obejmowały uszkodzenia następujących układów silnika tłokowego:

- układ paliwowy;
- układ tłokowo-korbowy;
- komora spalania;
- układ wymiany czynnika roboczego;
- układ rozruchowo nawrotny;
- układ chłodzenia;
- układ oleju smarnego.

Na podstawie uzyskanych wyników obliczono wartości średnie częstości uszkodzeń, które przedstawiono w tabeli 2:

Tabela 2. Średnie wartości częstości uszkodzeń poszczególnych układów silnika

L.p.	Nazwa układu	Częstość uszkodzeń
1.	Układ paliwowy	2,9
2.	Układ wymiany czynnika roboczego	1,7
3.	Komora spalania	1,5
4.	Układ smarowania	1,5
5.	Układ tłokowo-korbowy	1,5
6.	Układ chłodzenia	1,4
7.	Układ rozruchowo-nawrotny	1,3

Według ekspertów największa liczba uszkodzeń występuje w układzie paliwowym (2,9). Zgodnie z zaproponowaną skalą można ją określić jako – często. Na drugim miejscu został wytypowany układ wymiany czynnika roboczego ze średnią częstością uszkodzeń wynoszącą 1,7 (rzadko). W przypadku pozostałych układów średnia częstość uszkodzeń została określona na poziomie 1,5, a więc bardzo rzadko – rzadko.

Celem drugiej części ankiety było określenie symptomów oraz częstości występowania uszkodzeń w poszczególnych układach funkcjonalnych silnika. Skalę punktową częstości występowania uszkodzeń przedstawiono w tabeli nr 3.

Tabela 3. Skala punkowa częstości występowania uszkodzeń elementów silnika

Określenie	Ilość punktów
Nie spotkałem	0
Rzadko	1
Często	2
Bardzo często	3

Wyniki badań dla układu paliwowego przedstawiono w tabelach 4, 5.

Tabela 4. Tablica częstości występowania uszkodzeń elementów układu paliwowego silnika okrętowego

Nr	Stany niezdatności f_i	Częstość uszkodzeń
1	Zakoksowanie otworków wtryskiwacza	1,5
2	Zmiana charakterystyki sprężyny wtryskiwacza	1,4
3	Nieszczelność (podciekanie) wtryskiwacza	1,3
4	Zużycie iglicy wtryskiwacza	1,2
5	Zatarcie pompy wtryskowej	1,2
6	Nieszczelność przewodu wysokiego ciśnienia	1,1
7	Nieszczelność pompy wtryskowej	1
8	Zatarcie iglicy wtryskiwacza	1
9	Pęknięcie sprężyny wtryskiwacza	0,6

Tabela 5. Tablica reprezentacji wiedzy diagnostycznej dla układu paliwowego silnika okrętowego wraz z wyznaczonymi wskaźnikami pewności symptomów

	Symptomy diagnostyczne sd_j	Średnie ciśnienie indykowane - spadek	Maksymalne ciśnienie spalania - spadek	Temperatura spalin za cylindrem – spadek	Temperatura spalin za cylindrem - wzrost	Alarm przecieków w systemie paliwowym
Stany niezdatności f_i		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Zakoksowanie otworków wtryskiwacza	**1**	0,43	0,22	0,43		
Zmiana charakterystyki sprężyny wtryskiwacza	**2**	0,26				
Nieszczelność (podciekanie) wtryskiwacza	**3**	0,30	0,22		0,39	
Zużycie iglicy wtryskiwacza	**4**	0,30				
Zatarcie pompy wtryskowej	**5**	0,22	0,22	0,43		
Nieszczelność przewodu wysokiego ciśnienia	**6**			0,35		0,48
Nieszczelność pompy wtryskowej	**7**	0,26	0,35	0,35		
Zatarcie iglicy wtryskiwacza	**8**	0,30	0,22		0,26	
Pęknięcie sprężyny wtryskiwacza	**9**	0,30	0,22	0,22		

Badania ekspertowe wskazują, że w przypadku układu paliwowego najczęściej występują uszkodzenia wtryskiwacza. Zaliczono do nich takie uszkodzenia jak:

- zakoksowanie otworków – 1,5;
- zmiana charakterystyki sprężyny – 1,4;
- nieszczelność (podciekanie) – 1,3;
- zużycie iglicy – 1,2.

Pozostałym uszkodzeniom układu paliwowego przypisano częstości w granicach lub poniżej 1, a więc rzadko – nie spotkałem. Zdecydowana większość ekspertów przypisała uszkodzeniom tego układu zbliżone symptomy diagnostyczne. W większości przypadków wymienili oni spadek średniego ciśnienia indykowanego, spadek maksymalnego ciśnienia spalania oraz temperatury spalin za cylindrem jako objawy uszkodzeń tego układu. Nie jest możliwe zatem wyodrębnienie relacji diagnostycznych, które w sposób jednoznaczny umożliwiałyby identyfikację tych uszkodzeń.

Drugim układem funkcjonalnym, któremu eksperci przypisali najmniejszą niezawodność był układ wymiany czynnika roboczego. Tutaj wskazano przede wszystkim na dwa uszkodzenia, które pojawiają się najczęściej – wzrost oporów na chłodnicy powierza (1,4) oraz wzrost oporów na filtrze powietrza (1,3). Dla wszystkich uszkodzeń układu wymiany czynnika roboczego, eksperci wyodrębnili symptomy, które pozwalają w sposób jednoznaczny zidentyfikować uszkodzenia tego układu.

Należy jednak stwierdzić, że wskaźniki pewności wyodrębnionych symptomów uszkodzeń wszystkich badanych układów silnika były niskie. W żadnym przypadku nie przekraczały wartości 0,5, a wartość średnia kształtowała się w granicach 0,3. Oznacza to, że tylko 30 % badanych ekspertów była zgodna co do występujących symptomów badanych uszkodzeń.

3. POZYSKIWANIE WIEDZY Z BAZ DANYCH

Rozwój systemów informatycznych i ich powszechna dostępność, spowodowały że są one coraz częściej stosowane w siłowniach okrętowych. Współczesne systemy kontrolne, oprócz pomiaru szeregu parametrów pracy siłowni, umożliwiają także ich automatyczną rejestrację. W wyniku działania tych systemów powstają obszerne zbiory danych, których analiza oraz poprawna interpretacja coraz częściej przekracza możliwości człowieka. W związku z tym nastąpił rozwój metod i narzędzi informatycznych wspomagających proces pozyskiwaniu wiedzy z baz danych (ang. Knowledge Discovery).

Metody umożliwiające pozyskiwanie wiedzy z baz danych są alternatywą dla mało efektywnych metod pozyskiwania wiedzy od ekspertów. Według [4] metody te można podzielić na dwie grupy: uczenia maszynowego (dla przykładów wstępnie sklasyfikowanych) oraz odkryć w bazach danych (dla przykładów niesklasyfikowanych).

W badaniach będących przedmiotem pracy ograniczono się do metod uczenia maszynowego. Proces uczenia, w takim przypadku, polega na poszukiwaniu hipotez opisujących pojęcia. Termin pojęcie, inaczej klasa, oznacza zbiór obiektów posiadających pewne wspólne cechy. Poprzez hipotezę rozumie się natomiast, funkcję przypisującą przykładom ich kategorie. Uczenie jest realizowane na podstawie przykładów i kontrprzykładów wybranego pojęcia [2].

Wynikiem działania algorytmów uczenia maszynowego jest zbiór funkcji (hipotez) odwzorowujących przykłady na odpowiedni zbiór pojęć. Funkcje te, w zależności od przyjętej formy reprezentacji poszukiwanej wiedzy, mogą być pozyskiwane wieloma metodami. Na potrzeby niniejszej pracy ograniczono się do reprezentacji wiedzy w formie reguł.

Regułę r opisującą pojęcie K można zdefiniować jako wyrażenie postaci:

$$r: \text{jeżeli } P \text{ to } Q \tag{2}$$

gdzie: P jest częścią warunkową (przesłanką) reguły oraz Q jest częścią decyzyjną (konkluzją reguły) określającą, że dany obiekt spełniający konkluzję należy do pojęcia K.

Zbiór przykładów uczących dla potrzeb uczenia maszynowego najczęściej jest reprezentowany w postaci tablic informacyjnych lub tablic decyzyjnych. Są to uporządkowane zbiory atrybutów obiektów. Tablica decyzyjna zawiera dodatkowo zbiór wartości atrybutu decyzyjnego, który jest podstawą uczenia nadzorowanego [2].

3.1. Badania doświadczalne

Oceny przydatności wybranych algorytmów indukcji reguł, dokonano na danych pozyskanych w ramach eksperymentu czynnego na rzeczywistym obiekcie.

Porównano wyniki uzyskane za pomocą algorytmu MODLEM, umożliwiającym bezpośrednią indukcję z danych numerycznych, z wynikami uzyskanymi za pomocą klasycznego algorytmu LEM2. Obydwa algorytmy zastosowano dla danych poddanych wcześniejszej dyskretyzacji oraz danych oryginalnych nie poddanych dyskretyzacji. Dyskretyzacji wstępnej dokonano za pomocą dwóch metod: globalnej oraz lokalnej.

Badania doświadczalne przeprowadzono na czterosuwowym silniku typu Sulzer 3Al 25/30 o mocy nominalnej Nn=408 kW i prędkości obrotowej n=750 obr/min doładowanym turbosprężarką. Silnik został wyposażony w układ pomiarowy umożliwiający rejestrację podstawowych parametrów roboczych takich jak ciśnienia i temperatury spalin, powietrza

doładowującego, wody chłodzącej oraz oleju smarnego. Dodatkowo były mierzone przebiegi ciśnień szybkozmiennych w cylindrach silnika oraz w przewodach paliwowych. Wszystkie parametry były automatycznie zapisywane w bazie danych zintegrowanej z systemem pomiarowym.

Program badań zrealizowano zgodnie z planem eksperymentu czynnego. Podczas eksperymentu symulowano jeden poziom określonego uszkodzenia, następnie dokonywano pomiarów wszystkich parametrów, w zakresie pracy silnika od 50 do 250 kW. Doświadczenie nie uwzględniało występowania wielu uszkodzeń jednocześnie oraz różnego poziomu natężenia danego uszkodzenia.

Uwzględniono następujące uszkodzenia silnika:

- spadek wydajności sprężarki powietrza;
- zanieczyszczenie filtra powietrza;
- zanieczyszczenie chłodnicy powietrza;
- zużyta pompa wtryskowa na cyl. nr 2;
- zakoksowany wtryskiwacz na cyl. nr 2;
- zanieczyszczenie traktu wydechowego.

Wyniki badań zapisano w formie macierzy, której wiersze obejmują poszczególne stany silnika, kolumny natomiast wartości poszczególnych parametrów. Do uzyskanej macierzy dodano kolumnę zawierającą sygnatury symulowanych uszkodzeń, uzyskując w ten sposób tablicę decyzyjną. Tablica zawierała 215 przykładów uczących, każdy opisany 43 atrybutami typu numerycznego. Na podstawie przygotowanej tablicy decyzyjnej dokonano indukcji reguł algorytmami LEM2 oraz MODLEM.

3.2. Ocena wyników eksperymentu

Ocena uzyskanych zbiorów reguł była realizowana w perspektywie klasyfikacji. Badano możliwość rozpoznawania przez klasyfikator regułowy symulowanych stanów silnika. Do bezpośredniej oceny sprawności klasyfikacji zastosowano technikę *k-fold cross validation*. W metodzie tej zbiór przykładów jest losowo podzielony na k podzbiorów $U=E_1 \cup ... \cup E_k$. W i-tej iteracji ($1 \leq i \leq k$), zbiór uczący stanowi zbiór $E_u=U \setminus E_i$, a sam zbiór E_i jest zbiorem przykładów testowych. Trafność klasyfikowania jest wyliczana jako wartość średnia z trafności estymowanych w każdej iteracji. Warunkiem stosowania tej techniki jest liczba przykładów powyżej 100. Dobór parametru k powinien być uzależniony od liczebności przykładów (zalecana jest wartość k=10).

W tabeli 7 przedstawiono liczbę reguł oraz trafności klasyfikacji uzyskane techniką *10-fold cross validation* dla badanych algorytmów indukcji reguł decyzyjnych.

Uzyskane wyniki potwierdzają wysoką skuteczność algorytmu MODLEM dla danych nie poddanych wcześniejszej dyskretyzacji. Uzyskana trafność klasyfikacji estymowana techniką *10-fold cross validation* wyniosła odpowiednio 92% - dla MODLEM (entropy) oraz 76% dla MODLEM (laplace). Trafność klasyfikacji uzyskana algorytmem LEM2 wyniosła w tym przypadku 10%. Inaczej relacje te wyglądają w przypadku zastosowania dyskretyzacji wstępnej metodą lokalną. Uzyskane wyniki klasyfikacji w przypadku wszystkich algorytmów są bardzo wysokie i wynoszą 97 %. Brak jest zatem w sytuacji zastosowania dyskretyzacji wstępnej przewagi algorytmu MODLEM nad LEM2. Należy również stwierdzić, że w rozpatrywanym przypadku, zdecydowanie najlepsze rezultaty uzyskano przy zastosowaniu dyskretyzacji wstępnej metodą lokalną.

Tab. 7. Porównanie wyników trafności klasyfikacji uzyskanych algorytmami LEM2 oraz MODLEM

Rodzaj dyskretyzacji wstępnej	**Algorytm indukcji reguł**	**Ilość uzyskanych reguł**	**Trafność klasyfikacji (*10-fold cross validation*)**
Bez dyskretyzacji	LEM2	132	10 %
	MODLEM (entropy)	9	92 %
	MODLEM (laplace)	30	76 %
Dyskretyzacja wstępna metodą lokalną	LEM2	17	97 %
	MODLEM (entropy)	14	97 %
	MODLEM (laplace)	18	98 %
Dyskretyzacja wstępna metodą globalną	LEM2	43	84 %
	MODLEM (entropy)	45	79 %
	MODLEM (laplace)	6	40 %

4. PODSUMOWANIE

Na podstawie przeprowadzonych badań wstępnych nad możliwością pozyskania wiedzy dla potrzeb diagnostycznego systemu ekspertowego można stwierdzić:

- Do najbardziej zawodnych układów okrętowego silnika spalinowego eksperci zaliczyli układ paliwowy oraz układ wymiany czynnika roboczego.
- Na podstawie uzyskanych kwestionariuszy badań ekspertowych, nie jest możliwe wyodrębnienie jednoznacznych symptomów uszkodzeń silnika. W wielu przypadkach eksperci wskazywali bardzo zbliżone symptomy szczególnie dla uszkodzeń układu paliwowego.
- Zaobserwowano również duże rozbieżności w opiniach ekspertów. W żadnym przypadku uzyskane wskaźniki pewności symptomów uszkodzeń (CF) nie przekraczały wartości 0,5, a średnio wynosiły około 0,3.
- Alternatywą dla mało efektywnych metod pozyskiwania wiedzy od specjalistów są metody umożliwiające pozyskiwanie wiedzy z baz danych.
- Stwierdzono wysoką przydatność algorytmów LEM2 oraz MODLEM do automatycznego pozyskiwania reguł diagnostycznych z diagnostycznej bazy danych. Średnia trafność klasyfikacji estymowana metodą *10-fold cross validation* wyniosła 97%.
- Algorytmy automatycznej indukcji mogą być wykorzystywane do pozyskiwania wiedzy z baz danych dla potrzeb diagnostycznego systemu ekspertowego.

LITERATURA

[1] Cholewa W., *Metoda diagnozowania maszyn z zastosowaniem zbiorów rozmytych*. ZN Pol. Śląskiej nr 764, Seria: Mechanika z. 79, Gliwice 1983.
[2] Stefanowski J.: *Algorytmy indukcji reguł decyzyjnych w odkrywaniu wiedzy*. Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Rozprawy nr 361, Poznań 2001.
[3] Michalski R. S.: *A theory and methodology of inductive learning*. Artificial Inteligence 20 (1983), pp. 111-161.
[4] Moczulski W.: *Metody pozyskiwania wiedzy dla potrzeb diagnostyki maszyn*. ZN Pol. Śląskiej nr 1382, Seria: Mechanika z. 130, Gliwice 1997.
[5] Mulawka J.: *Systemy ekspertowe*. WNT, Warszawa 1996.
[6] Łobocki M., *Wprowadzenie do metodologii badań pedagogicznych*. Oficyna Wydawnicza IMPULS, Kraków 2001.
[7] Żółtowski B., Cempel Cz.: *Inżyniera Diagnostyki Maszyn*. Polskie Towarzystwo Diagnostyki Technicznej, Instytut Technologii Eksploatacji PIB Radom, Warszawa, Bydgoszcz, Radom 2004.
[8] Grzywaczewski Z.: *Niezawodność statków*. Wydawnictwa Przemysłu maszynowego WEMA, Warszawa 1988.
[9] Quilian J. R.: *Induction of decision trees*. Machine Learning, 1 (1986).
[10] Michalski R. S.: *A theory and methodology of inductive learning*. Artificial Inteligence 20 (1983).
[11] Cichosz P.: *Systemy uczące się*. WNT, Warszawa 2007.
[12] Pawletko R.: *Wykorzystanie systemu ekspertowego do diagnozowania okrętowego silnika spalinowego*. Jurnal of KONES Powertrain and Transport, Vol. 14, No. 2 2007.
[13] R. Pawletko, *Metody pozyskiwania i reprezentacji wiedzy dla potrzeb diagnozowania okrętowego silnika tłokowego*. Diagnostyka Nr 4(40)/2006.

Mgr inż. **Rafał PAWLETKO** jest asystentem w Katedrze Siłowni Okrętowych, Wydziału Mechanicznego Akademii Morskiej w Gdyni. Zajmuje się diagnostyką okrętowych silników spalinowych.