

KNOWLEDGE ACQUISITION FOR MARINE DIESEL ENGINE DIAGNOSIS

Rafał Pawletko

Gdynia Maritime University, Faculty of Marine Engineering
Morska Street 83, 81-225 Gdynia, Poland
tel.: +48 58 6901305
e-mail: pawletko@am.gdynia.pl

Abstract

In the paper conception of marine diesel engine diagnostic system based on expert system model was presented. The first stage of research relevant to knowledge acquisition for this system was done, knowledge data set was built and general structures of the expert system was proposed. Basic sources of knowledge which can be used for construction of knowledge data set are also identified. 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 basic knowledge related to the marine diesel exploitation was undertaken. Those expert knowledge covers the weakness point of engine, the kind of faults and diagnostic relation between faults and their symptoms. The group of experts was contained the experienced merchant navy officers. The rule induction algorithms was used to knowledge acquisition from data base. During the experiment efficiency of LEM induction algorithms was compared to new MODLEM algorithms. 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. Tested automatic induction algorithms can be used for knowledge acquisition from diagnostic data base for marine diesel engine diagnostic system.

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

POZYSKIWANIE WIEDZY DLA POTRZEB DIAGNOZOWANIA OKRĘTOWEGO SILNIKA SPALINOWEGO

Streszczenie

W artykule przedstawiono koncepcję systemu diagnostycznego okrętowego silnika tłokowego opartą na modelu systemu ekspertowego. Zrealizowano pozyskiwanie wiedzy diagnostycznej, opracowano bazę wiedzy oraz zaproponowano ogólną strukturę systemu. Wiedza dla ekspertowego systemu diagnozowania silnika okrętowego została pozyskana od ekspertów (specjalistów w dziedzinie eksploatacji) oraz z diagnostycznych baz danych. Do pozyskiwania wiedzy od ekspertów zastosowano wywiad kwestionariuszowy. Grupę ekspertów stanowili doświadczeni oficerowie mechanicy floty handlowej. Podjęto próbę pozyskania podstawowej wiedzy z dziedziny eksploatacji silników obejmującą relacje diagnostyczne, umożliwiające ocenę stanu technicznego. Pozyskiwanie wiedzy z baz danych przeprowadzono z wykorzystaniem indukcyjnych metod uczenia maszynowego. Dane uczące dla algorytmów indukcji zostały zgromadzone w wyniku realizacji eksperymentu czynnego na silniku Sulzer 3AL 25/30. Porównano wyniki klasyfikacji stanów silnika uzyskane za pomocą algorytmów LEM2 oraz MODLEM. Oceny jakości działania poszczególnych klasyfikatorów dokonano techniką 10-fold cross validation. Badane algorytmy automatycznej indukcji, mogą być wykorzystywane do pozyskiwania wiedzy z baz danych, dla potrzeb diagnostycznego systemu ekspertowego.

Słowa kluczowe: diagnostyka techniczna, systemy ekspertowe, silniki spalinowe, pozyskiwanie wiedzy ekspertowej

1. Wprowadzenie

Rozwój systemów diagnozowania okrętowych silników tłokowych jest istotnym zagadnieniem, zarówno z punktu widzenia bezpieczeństwa statku jak i uzyskania bezpośrednich korzyści ekonomicznych. Istnieje obecnie szereg metod oraz systemów diagnozowania silników

okrętowych, opracowanych zarówno przez ośrodki badawcze, jak i producentów silników. Główną wadą większości tych rozwiązań jest to, że są to systemy zamknięte. Oznacza to, że algorytmy oceny stanu technicznego zaimplementowane na etapie tworzenia systemu, nie mogą być rozwijane oraz modyfikowane w czasie późniejszej eksploatacji.

Rozwiązaniem tego problemu może być wykorzystanie systemu ekspertowego do diagnozowania silników okrętowych. Modułowa struktura takiego systemu, a przede wszystkim oddzielenie bazy wiedzy od reszty programu, umożliwia opracowanie systemu otwartego, w którym wiedza diagnostyczna może być w łatwy sposób uaktualniana i rozszerzana.

W artykule przedstawiono koncepcję systemu diagnostycznego okrętowego silnika tłokowego, opartą na modelu systemu ekspertowego. Zrealizowano pozyskiwanie wiedzy diagnostycznej oraz opracowano wstępną wersję bazy wiedzy.

Wiedza dla systemu została pozyskana od ekspertów (specjalistów w dziedzinie eksploatacji) oraz z diagnostycznej bazy danych.

2. Koncepcja systemu

Przyjęto następujące założenia ogólne, dotyczące sposobu działania ekspertowego systemu diagnostycznego silnika okrętowego:

- użytkownik systemu (oficer mechanik okrętowy) współpracuje z komputerem w trybie dialogowym, wprowadzając dane poprzez udzielanie odpowiedzi na pytania generowane przez system,
- system może również pobierać dane w sposób automatyczny, z okrętowej bazy danych,
- system generuje diagnozy w formie stwierdzeń, o zakwalifikowaniu silnika do określonej klasy stanów.

Podstawowa rola systemu ekspertowego polega zatem na tym, że na podstawie danych wejściowych (wprowadzonych bezpośrednio przez użytkownika lub pobranych automatycznie z bazy danych) formułuje diagnozy w postaci stwierdzeń.

Przyjęto, modułową architekturę systemu. Umożliwia ona między innymi łatwe rozbudowywanie systemu, poprzez dodawanie nowych elementów oraz dowolne kształtowanie różnych konfiguracji. System składa się z następujących modułów głównych:

- bazy danych (baza danych stałych oraz baza danych zmiennych),
- bazy wiedzy,
- modułu pozyskiwania wiedzy diagnostycznej,
- modułu wnioskującego,
- modułu sterowania dialogiem z użytkownikiem.

Strukturę systemu przedstawiono na rys. 1.

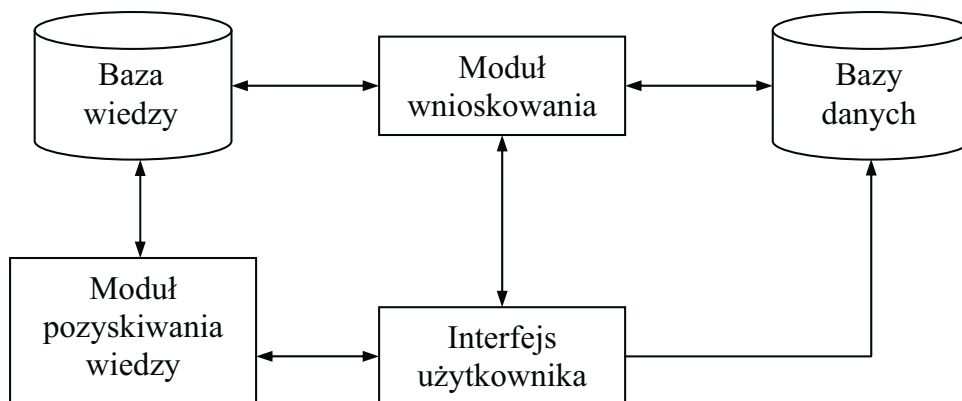


Fig. 1. General structure of the expert system

Rys. 1. Ogólna struktura systemu ekspertowego

System ekspertowy zrealizowano w języku CLIPS. Zastosowanie dedykowanego języka do tworzenia systemów ekspertowych, umożliwiło budowę podstawowych bloków systemu w ramach jednolitego środowiska. Maszyna wnioskująca, układ sterowania dialogiem z użytkownikiem oraz baza wiedzy są realizowane przez środowisko CLIPS.

3. Pozyskiwanie wiedzy od specjalistów

Celem badań było pozyskanie wiedzy deklaratywnej, która może być wykorzystywana do oceny stanu technicznego silnika okrętowego. Pozyskiwanie wiedzy zrealizowano zgodnie z modelem, w którym istotną rolę odgrywa programista bazy wiedzy [7]. Rola programisty polegała przede wszystkim na interpretacji zapisów oraz agregacji wiedzy uzyskanej od specjalistów.

Badania obejmowały pozyskanie wiedzy operacyjnej w postaci relacji diagnostycznych typu: uszkodzenie – symptomy uszkodzenia. Wraz z wiedzą operacyjną pozyskaną tzw. wiedzę podstawową o dziedzinie zastosowania, konieczną do formalnego zapisu relacji diagnostycznych. Wiedza podstawowa obejmowała słowniki nazw obiektów, nazw cech obiektów oraz pojęć niezbędnych do zapisu wiedzy.

Do pozyskiwania wiedzy od specjalistów wykorzystano wywiad kwestionariuszowy [5]. Kwestionariusz przygotowano w formie tabeli. Listę uszkodzeń opracowano na podstawie badań literaturowych [4, 12]. Pytania w ankiecie miały charakter otwarty, przewidziano również możliwość rozszerzania listy o nowe uszkodzenia zaproponowane przez eksperta. Kryterium doboru osób biorących udział w badaniu było posiadanie stopnia morskiego przynajmniej II oficera mechanika oraz minimum 2 letni okres praktyki na tym stanowisku. Badanie przeprowadzono na grupie 36 ekspertów.

W kwestionariuszu uwzględniono uszkodzenia następujących układów funkcjonalnych silnika:

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

Zadaniem eksperta było wskazanie symptomów uszkodzeń poprzez wpisanie ich w odpowiedniej rubryce kwestionariusza.

W wyniku agregacji wiedzy uzyskano 35 reguł diagnostycznych. Były to reguły o złożonych przesłankach, których konkluzje wyrażały stwierdzenia dotyczące stanów technicznych wybranych układów okrętowego silnika tłokowego.

Przykładową regułą uzyskaną w wyniku badań przedstawiono poniżej:

Reguła R1 Układ: wtryskowy Element: wtryskiwacz
Uszkodzenie: zatarcie iglicy wtryskiwacza (wtryskiwacz otwarty)
Symptomy:
a) średnie ciśnienie indykowane - spadek
b) max ciśnienie spalania - spadek
c) zmiana barwy spalin - dymienie
d) temperatura spalin na pozostałych cylindrach - wzrost
e) max ciśnienie wtrysku - spadek

Uzyskany zbiór reguł został poddany ocenie zgodnie z koncepcją zaproponowaną przez W. Moczulskiego [7]. Ocenie były poddawane pojedyncze reguły poprzez przyporządkowanie przez specjalistę stwierdzenia wyrażającego subiektywny stopień przekonania o słuszności reguły $B(r)$. Przedział zmienności dla stopnia przekonania o słuszności reguły określono przez podanie dwóch miar, tj. miary stopnia konieczności reguły $N(r)$ oraz stopnia możliwości reguły $P(r)$. Podczas oceny przyjęto zmienne lingwistyczne ułatwiające określenie stopnia przekonania. Przedziały zmienności przedstawiono w tabeli:

Tab. 1. Ranges of rank of beliefs about rule rightness [7]
Tab. 1. Przedziały zmienności wartości stopnia przekonania o słuszności reguły [7]

Nazwa stopnia przekonania	$N(r)$	$P(r)$
Nie rozumiem treści reguły (nie mam zdania)	0	1
Całkowicie się zgadzam	1	1
Prawie całkowicie się zgadzam	0,75	1
Raczej się zgadzam	0,55	1
Raczej się nie zgadzam	0	0,45
Prawie na pewno się nie zgadzam	0	0,25
Całkowicie się nie zgadzam	0	0

W związku, że reguły oceniane były przez czterech ekspertów dokonano agregacji opinii ekspertów, zgodnie z zależnością zaproponowaną przez W. Cholewę [1]:

$$NP_{ag}(r) = \frac{w(r) \cdot NP(r) + w_{ex} \cdot B_{ex}(r)}{w(r) + w_{ex}}, \quad (1)$$

gdzie: $w(r)$ – waga przypisana stopniowi przekonania o słuszności reguły w bazie wiedzy; w_{ex} – waga przypisania opiniom danego eksperta; $NP(r)$ – dotychczasowa wartość stopnia przekonania o słuszności reguły w przypadku ocenianej reguły; $B_{ex}(r)$ – wartość stopnia przekonania o słuszności reguły przypisana regule przez oceniającego ją eksperta.

4. Pozyskiwanie wiedzy z baz danych

Celem badań było uzyskanie reguł, umożliwiających ocenę stanu okrętowego silnika spalinowego, na podstawie informacji o przebiegu eksploatacji zgromadzonych w bazie danych.

Zbiór reguł uzyskano za pomocą wybranych metod indukcji reguł. Porównano wyniki uzyskane klasycznym algorytmem LEM2 [11] z algorytmem MODLEM [11], który umożliwia zastosowanie danych nie poddanych wcześniej dyskretyzacji.

Oceny przydatności algorytmów indukcji reguł, dokonano na danych pozyskanych w ramach eksperymentu czynnego na silniku laboratoryjnym.

Obiektem badań był czterosuwowy silnik typu Sulzer 3A1 25/30 o mocy nominalnej $N_n=408$ kW i prędkości obrotowej $n=750$ obr/min doładowany turbosprężarką. Silnik został wyposażony w układ pomiarowy, umożliwiający rejestrację podstawowych parametrów roboczych, takich jak ciśnienia i temperatury spalin, powietrza doładowującego, wody chłodzącej oraz oleju smarowego. 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,
- zużycie pompy wtryskowej na cyl. nr 2,
- zakoksovanie wtryskiwacza na cyl. nr 2,
- zanieczyszczenie traktu wydechowego.

Wyniki pomiarów zostały zarejestrowane w bazie danych a następnie przekształcone do postaci tablicy decyzyjnej. Taka forma reprezentacji danych jest bowiem wymagana przez zastosowane algorytmy indukcji reguł. Poszczególne przykłady uczące są w takiej sytuacji opisane w wierszach tablicy, za pomocą zbioru atrybutów. Jeden z tych atrybutów jest atrybutem decyzyjnym określającym przynależność przykładu do określonej klasy decyzyjnej [11].

Uzyskana tablica zawierała 215 przykładów uczących, każdy opisany 43 atrybutami typu numerycznego. Przykłady obejmowały 6 symulowanych uszkodzeń silnika.

W związku z tym, iż algorytm LEM2 nie powinien być stosowany bezpośrednio do danych numerycznych, zastosowano dyskretyzację wstępną. Dyskretyzację zrealizowano zarówno metodą globalną, jak i metodą lokalną.

Badane algorytmy indukcji (LEM2 oraz MODLEM) zastosowano zarówno do danych nie poddanych dyskretyzacji, jak i poddanych dyskretyzacji metodą lokalną i globalną.

Do badań wykorzystano oprogramowanie opracowane przez Zakład Inteligentnych Systemów Wspomagania Decyzji Politechniki Poznańskiej o nazwie ROSE2 [9,10].

4.1. Ocena wyników eksperymentu

Ocena uzyskanych zbiorów reguł była realizowana w perspektywie klasyfikacji. Oznacza to, że każdorazowo na podstawie reguł budowano klasyfikator, który był poddawany ocenie.

Ocena sprawności działania klasyfikatora obejmowała zarówno przykłady uczące, które służyły do budowy klasyfikatora, jak i przykłady nowe – nie znane podczas nauki. Można w ten sposób zweryfikować zdolność klasyfikatora do uogólniania pozyskanej wiedzy. Najczęściej stosowanym rozwiązaniem jest podział zbioru dostępnych przykładów na część uczącą oraz testującą, służącą do estymacji wybranej miary oceny klasyfikatora. Sposób podziału zbioru jest losowy i zależy przede wszystkim od liczby dostępnych przykładów.

Na potrzeby pracy zastosowano technikę *k-fold cross validation*. W metodzie tej zbiór przykładów jest losowo podzielony na k podzbiorów $U=E_1 \cup \dots \cup E_k$. 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. Przyjęto wartość $k=10$.

Uzyskane wyniki potwierdzają wysoką skuteczność algorytmu MODLEM, dla danych nie poddanych wcześniejszej dyskretyzacji. Uzyskana trafność klasyfikacji estymowana techniką *10-fold cross validation* wyniosła 92%. Trafność klasyfikacji uzyskana algorytmem LEM2 wyniosła w tym przypadku 10%. W przypadku zastosowania dyskretyzacji wstępnej uzyskano zbliżone, bardzo wysokie, wyniki skuteczności klasyfikacji dla obydwu algorytmów. Należy również stwierdzić, że w badanym przypadku, zdecydowanie najlepsze rezultaty uzyskano przy zastosowaniu dyskretyzacji wstępnej metodą lokalną.

Niewątpliwą zaletą algorytmu MODLEM w stosunku do LEM2, jest możliwość wykorzystania bezpośredniego danych numerycznych, nie poddanych dyskretyzacji wstępnej. Z jednej strony,

upraszcza to sam proces pozyskiwania wiedzy, z drugiej warunkuje bezpośrednio czytelność i łatwość interpretacji uzyskanych reguł. Użytkownik systemu ekspertowego ma w takiej sytuacji bezpośredni podgląd wartości cech zawartych w przesłankach reguły.

W tab. 2 przedstawiono liczbę reguł oraz trafności klasyfikacji, uzyskane techniką *10-fold cross validation* dla badanych algorytmów indukcji reguł decyzyjnych.

Tab. 2. Classification results receives with LEM2 and MODLEM algorithms
Tab. 2. Wyniki klasyfikacji uzyskane algorytmami LEM2 oraz MODLEM

Rodzaj dyskretyzacji wstępnej	Algorytm indukcji reguł	Ilość uzyskanych reguł	Trafność klasyfikacji (<i>10-fold cross validation</i>)
Bez dyskretyzacji	LEM2	132	10 %
	MODLEM	9	92 %
Dyskretyzacja wstępna metodą lokalną	LEM2	17	97 %
	MODLEM	14	97 %
Dyskretyzacja wstępna metodą globalną	LEM2	43	84 %
	MODLEM	45	79 %

5. Podsumowanie

Na podstawie przeprowadzonych badań, dotyczących pozyskiwania wiedzy dla potrzeb ekspertowego systemu diagnozowania silnika okrętowego, można stwierdzić:

- Zbiór reguł uzyskany od specjalistów, umożliwia jakościową ocenę stanu wybranych układów silnika.
- Opracowane reguły zostały pozytywnie zweryfikowane przez ekspertów. Wszystkie reguły uzyskały oceny „całkowicie się zgadzam” lub „prawie całkowicie się zgadzam”.
- Pozyskiwanie wiedzy od specjalistów, jest mało efektywne i czasochłonne.
- Alternatywą dla mało efektywnych metod pozyskiwania wiedzy od specjalistów są metody umożliwiające pozyskiwanie wiedzy z baz danych.
- Algorytmy LEM2 oraz MODLEM mogą być wykorzystane do automatycznego pozyskiwania reguł diagnostycznych z diagnostycznej bazy danych. Średnia trafność klasyfikacji estymowana metodą *10-fold cross validation* wyniosła 97%.
- Badane algorytmy automatycznej indukcji reguł, mogą być wykorzystywane do pozyskiwania wiedzy z baz danych, dla potrzeb diagnostycznego systemu ekspertowego.

Literatura

- [1] Cholewa, W., *Diagnostyczny system doradczy DT3D100. Organizacja procesu wnioskowania*, Raport częściowy nr DT6D131 z realizacji projektu PBZ-038-06, KPKM Pol. Śląskiej, Gliwice.
- [2] Cholewa, W., *Metoda diagnozowania maszyn z zastosowaniem zbiorów rozmytych*, ZN Pol. Śląskiej nr 764, Seria, Mechanika z. 79, Gliwice 1983.
- [3] Cichosz, P., *Systemy uczące się*. WNT, Warszawa 2007.
- [4] Grzywaczewski, Z., *Niezawodność statków*, Wydawnictwa Przemysłu maszynowego WEMA, Warszawa 1988.
- [5] Sobocki, M., *Wprowadzenie do metodologii badań pedagogicznych*, Oficyna Wydawnicza IMPULS, Kraków 2001.
- [6] Michalski, R. S., *A theory and methodology of inductive learning*, Artificial Intelligence 20 pp. 111-161, 1983.

- [7] Moczulski, W., *Metody pozyskiwania wiedzy dla potrzeb diagnostyki maszyn*, ZN Pol. Śląskiej nr 1382, Seria: Mechanika z. 130, Gliwice 1997.
- [8] Mulawka, J., *Systemy ekspertowe*, WNT, Warszawa 1996.
- [9] Predki, B., Slowinski, R., Stefanowski, J., Susmaga, R., Wilk, Sz., *ROSE - Software Implementation of the Rough Set Theory*, In., L.Polkowski, A.Skowron, eds. *Rough Sets and Current Trends in Computing, Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol. 1424. Springer-Verlag, Berlin (1998), 605-608.
- [10] Predki, B., Wilk, Sz., *Rough Set Based Data Exploration Using ROSE System*. In., Z.W.Ras, A. Skowron, eds. *Foundations of Intelligent Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol. 1609. Springer-Verlag, Berlin (1999), 172-180.
- [11] Stefanowski, J., *Algorytmy indukcji reguł decyzyjnych w odkrywaniu wiedzy*, Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Rozprawy nr 361, Poznań 2001.
- [12] Żółtowski, B., Cempel, Cz., *Inżyniera Diagnostyki Maszyn*, Polskie Towarzystwo Diagnostyki Technicznej, Instytut Technologii Eksploatacji PIB Radom, Warszawa, Bydgoszcz, Radom 2004.

