

THE PART OF FUZZY SYSTEMS ASSISTING THE DECISION IN DIAGNOSTICS OF FUEL ENGINE SUBASSEMBLIES DEFECTS

Mariusz Topolski

Politechnika Wroclawska, Wydział Elektroniki
Katedra Systemów i Sieci Komputerowych
ul. Janiszewskiego 11/17, Wrocław
e-mail: mariusz.topolski@pwr.wroc.pl

Abstract

The recent work presents the fuzzy methods, which can be used in diagnostics of fuel engine subassemblies defects. It is shown, why the fuzzy methods are more adequate for specified problem than the probabilistic methods. The fuzzy rules and way of their determination based on learning set.

ROLA ROZMYTYCH SYSTEMÓW WSPOMAGANIA DECYZJI W DIAGNOSTYCE USZKODZEŃ PODZESPOŁÓW SILNIKA SPALINOWEGO

Streszczenie

W pracy zaprezentowano metodę rozmytą jaką można zastosować do diagnostyki uszkodzeń podzespołów silnika spalinowego. Pokazano, dlaczego metody rozmyte są bardziej adekwatne do danego problemu niż czysto probabilistyczne. Zaprezentowano reguły rozmyte i sposób ich wyznaczania na podstawie zbioru uczącego.

1. Wstęp

Ocena trwałości obiektu mechanicznego w warunkach laboratoryjnych przy subiektywnym jej wyznaczeniu może okazać się nieprecyzyjna, niepełna. Rozpatrując ją w kategoriach czysto probabilistycznych może okazać się, że oszacowanie prawdopodobieństw warunkowych wystąpienia pewnej zmiennej pod warunkiem, zaistnienia innej zmiennej może okazać się nieprecyzyjne. Każdy, kto kiedykolwiek był uczony kantorowskiej teorii mnogości, wie doskonale, że wiąże się ona niezwykle ściśle z klasycznym rachunkiem zdań; mówiąc dokładniej, formalizm klasycznego rachunku zdań jest po prostu tym samym formalizmem, który rządzi algebrą zbiorów; jest to zupełnie ta sama algebra Boole'a. Chwila zastanowienia powinna nam nasunąć myśl, że istnienie takiej logiki ma głęboki sens: stwierdziliśmy wszak, że nasze zwykłe codzienne wypowiedzi typu „możliwe, że...”, „około...” lub „prawdopodobnie...” jest nauce i technice bardzo potrzebna.

W przypadku diagnostyki uszkodzeń podzespołów silnika spalinowego możemy mówić o systemie ekspertowym, stwierdzającym, czy na podstawie pewnych cech obiektu, można go potraktować jako zdalny do dalszej pracy. Istnieją różne podejścia do zadania wnioskowania. Można potraktować wektor cech wejściowych (ciągłe wartości) i klasę decyzyjną jako konkretną wartość (ciągłą) niezawodności otrzymaną na podstawie tych cech. Można przyjąć, że klasa decyzyjna o przydatności obiektu do dalszej pracy ma charakter dyskretny, a konkretna klasa decyzyjna, świadczyć będzie o pewnym przedziale nieuszkodzalności obiektu. Dla tego ostatniego przypadku w niniejszej pracy zaprezentowano algorytm decyzyjny.

2. Opis zadania rozpoznawania

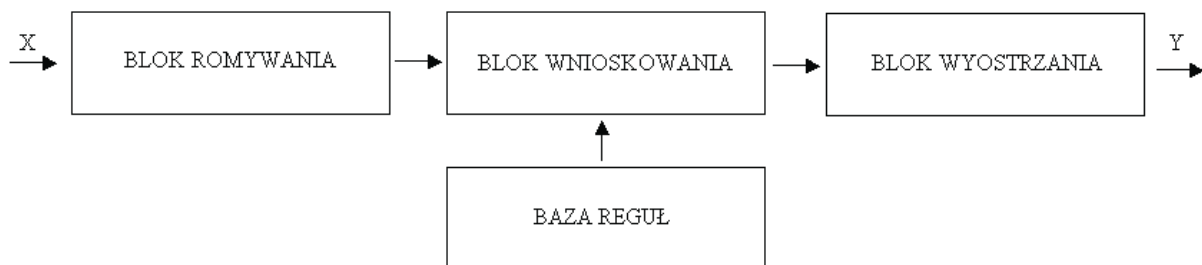
Na wstępie dla uproszczenia, przyjmijmy podział niezawodności nie na 10 klas decyzyjnych zgodnie z przykładem [nowak] str. 112, ale na trzy klasy. Niech dany będzie ciąg uczący w postaci par,

$$S = (\bar{X}, j) = (x_1, x_2, \dots, x_n, j), \quad (2.1)$$

w naszym przypadku $j=1, 2, 3$.

Wektor cech x , oznacza wartości opisujące obiekt i mające wpływ na ocenę nieuszkodzalności. Zaznaczmy, że obiekt jest najmniej uszkodzony, wtedy, gdy $j=1$, a najbardziej gdy $j=10$. Postać (2.1) ciągu uczącego dotyczy cech oraz poprawnych diagnoz ekspertów.

Schemat systemu wnioskowania zaprezentowano na rys. 1.



Rys. 1. Rozmyty system wnioskujący
Fig. 1. Fuzzy illative system

Przejdźmy teraz do metody wyznaczania reguł rozmytych (2.2) za pomocą ciągu uczącego:

$$IF (x_1 \text{ jest } A \text{ AND } x_2 \text{ jest } B) \text{ THEN } y \text{ jest } C). \quad (2.2)$$

Przykład algorytmu pokażemy dla uproszczenia dla przestrzeni dwóch cech.

Niech $x_1(i), x_2(i)$ będą danymi ciągłymi podawanymi na wejście sterownika, a $d(i) \in \{1,2,3\}$ (dane uczące dyskretne) jest zadaną (wzorcową) wartością sygnału wyjściowego.

2.1 Algorytm budowy bazy reguł rozmytych oraz wnioskowania

Do celów analizy skorzystano z gotowego ciągu uczącego.

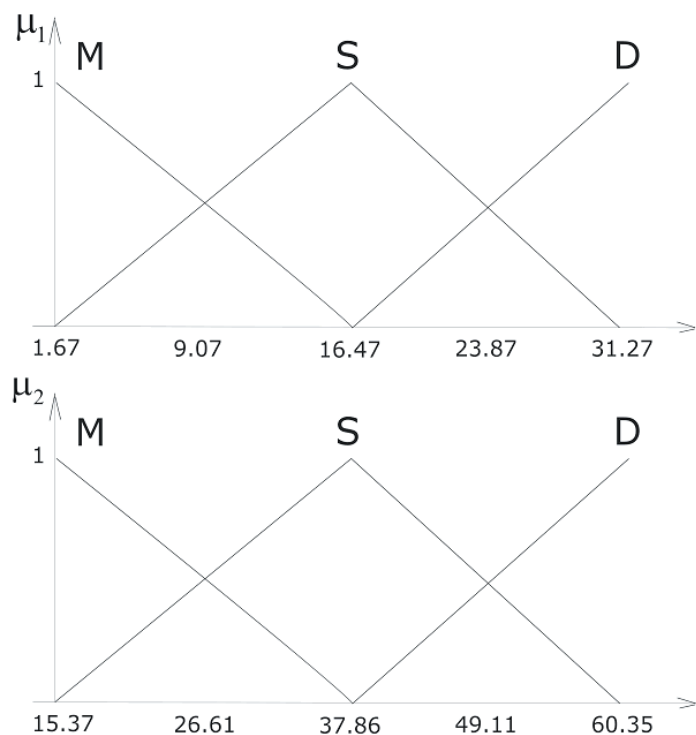
Wyznaczanie przedziału zmienności dla przesłanek.

W powyższym celu ze zbioru uczącego S , wyznaczamy wartości najmniejsze i największe.

$$\begin{aligned} x1 \min (s) &= 1.67, \\ x1 \max (s) &= 31.27, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x2 \min (s) &= 15.37, \\ x2 \max (s) &= 60.35. \end{aligned}$$

Pokrywanie przedziałów zmienności zbiorami rozmytymi przedstawiono na rys 2.



Rys. 2. Przykładowe funkcje przynależności
 Fig. 2. The instances of pertained functions

2.2 Generowanie reguł

Tabela 1. Baza reguł rozmytych
 Table 1. The rule base fuzzy

		CECHA 2		
		M	S	D
CECHA 1	M	Klasa 1 - 17 Klasa 2 - 4 Klasa 3 - 0	Klasa 1 - 0 Klasa 2 - 1 Klasa 3 - 0	Klasa 1 - 0 Klasa 2 - 0 Klasa 3 - 0
	S	Klasa 1 - 25 Klasa 2 - 20 Klasa 3 - 7	Klasa 1 - 16 Klasa 2 - 39 Klasa 3 - 44	Klasa 1 - 0 Klasa 2 - 0 Klasa 3 - 1
	D	Klasa 1 - 0 Klasa 2 - 1 Klasa 3 - 0	Klasa 1 - 0 Klasa 2 - 0 Klasa 3 - 8	Klasa 1 - 0 Klasa 2 - 0 Klasa 3 - 8

- MM** Jeśli $x_1 \in \langle 1.67, 9.07 \rangle$ i $x_2 \in \langle 15.37, 26.61 \rangle$ to $(1/0.81, 2/0.19, 3/0)$.
SM Jeśli $x_1 \in \langle 9.07, 23.87 \rangle$ i $x_2 \in \langle 15.37, 26.61 \rangle$ to $(1/0.48, 2/0.38, 3/0.13)$.
DM Jeśli $x_1 \in \langle 23.87, 31.27 \rangle$ i $x_2 \in \langle 15.37, 26.61 \rangle$ to $(1/0, 2/1, 3/0)$.
MS Jeśli $x_1 \in \langle 1.67, 9.07 \rangle$ i $x_2 \in \langle 26.61, 49.11 \rangle$ to $(1/0, 2/1, 3/0)$.
SS Jeśli $x_1 \in \langle 9.07, 23.87 \rangle$ i $x_2 \in \langle 26.61, 49.11 \rangle$ to $(1/0.16, 2/0.39, 3/0.44)$.
DS. Jeśli $x_1 \in \langle 23.87, 31.27 \rangle$ i $x_2 \in \langle 26.61, 49.11 \rangle$ to $(1/0, 2/0, 3/1)$.
MD Jeśli $x_1 \in \langle 1.67, 9.07 \rangle$ i $x_2 \in \langle 49.11, 60.35 \rangle$ to $(1/0, 2/0, 3/0)$.
SD Jeśli $x_1 \in \langle 9.07, 23.87 \rangle$ i $x_2 \in \langle 49.11, 60.35 \rangle$ to $(1/0, 2/0, 3/1)$.
DD Jeśli $x_1 \in \langle 23.87, 31.27 \rangle$ i $x_2 \in \langle 49.11, 60.35 \rangle$ to $(1/0, 2/0, 3/1)$.

Baza reguł rozmytych składa się z pól utworzonych przez zmienne lingwistyczne np., MM – MałyMały... W każdym polu znajdują się liczności klas decyzyjnych, które w wyniku uczenia znalazły się w tych obszarach.

Tabela 2. Reguły rozmyte
Table 2. Fuzzy rules

	9 reguł rozmytych								
	MM	SM	DM	MS	SS	DS	MD	SD	DD
Klasa 1	P(1)*0,81	P(1)*0,48	P(1)*0	P(1)*0	P(1)*0,16	P(1)*0	P(1)*0	P(1)*0	P(1)*0
Klasa 2	P(2)*0,19	P(2)*0,38	P(2)*1	P(2)*1	P(2)*0,39	P(2)*0	P(2)*0	P(2)*0	P(2)*0
Klasa 3	P(3)*0	P(3)*0,13	P(3)*0	P(3)*0	P(3)*0,44	P(3)*1	P(3)*0	P(3)*1	P(3)*1

Gdzie: $p(j)$ – są prawdopodobieństwami a priori klas decyzyjnych wyestymowanych z ciągu uczącego.

2.3. Wyznaczanie stopnia spełnienia każdej z reguł.

$$v_k(x_1, x_2) = \min (p\mu_{A1}^{(k)}(x_1), \mu_{A2}^{(k)}(x_2)), \quad (2.3)$$

k – numer reguły $k = \{1, 2, \dots, 8\}$.

2.4. Modyfikacja konkluzji każdej z reguł.

$$\mu_B^{(k)}(x_1, x_2) = \min \{ \mu_B^{(k)}, v_k(x_1, x_2) \}. \quad (2.4)$$

2.5. Wyznaczanie konkluzji wypadkowej.

$$\mu_B(x_1, x_2) = \max \{ \mu_{B1}(x_1, x_2), \mu_{B2}(x_1, x_2), \dots, \mu_{B8}(x_1, x_2) \}.$$

2.6. Defuzyfikacja (wyostrzenie).

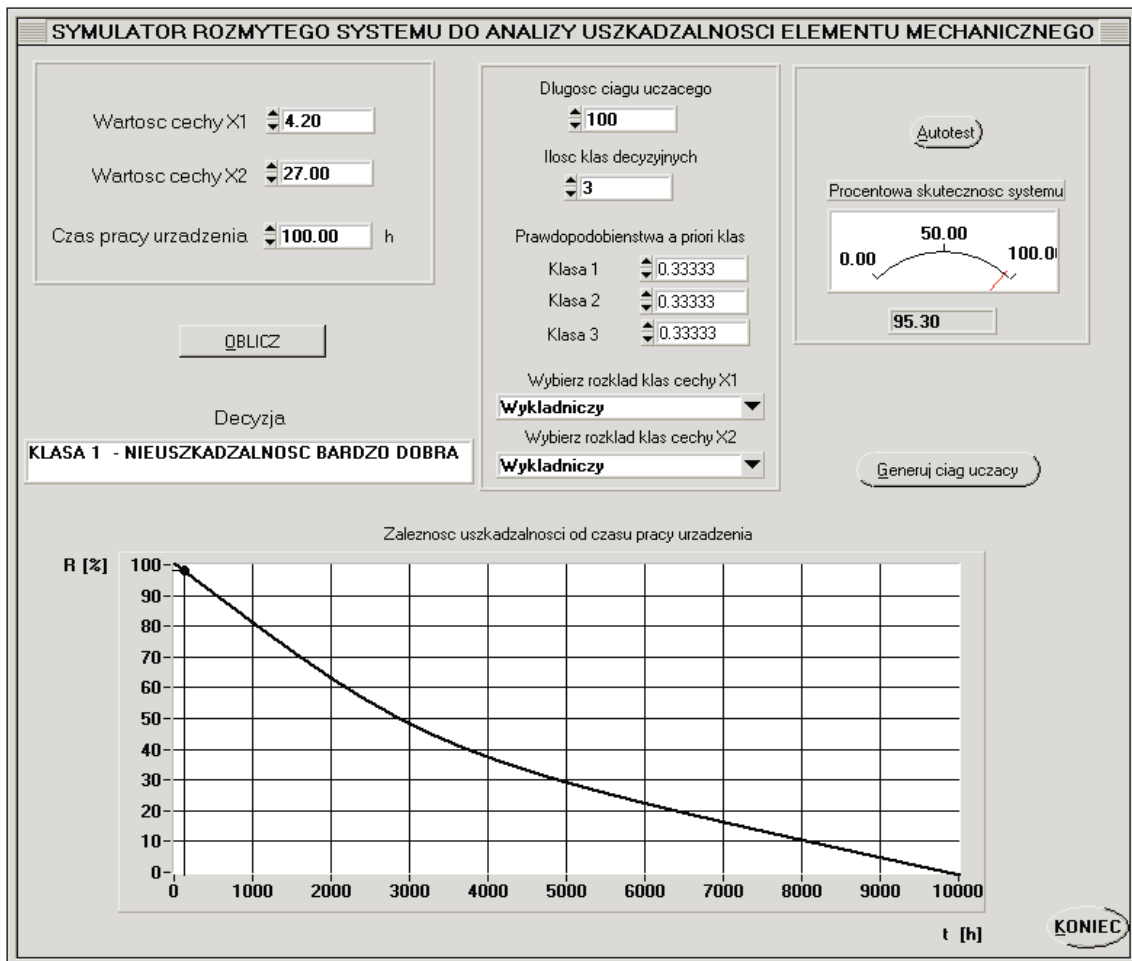
$$b(x_1, x_2) = \max \mu_B(x_1, x_2). \quad (2.5)$$

Schemat realizacji algorytmu zaproponowano na rys 3, a wygląd interfejsu użytkownika na rys. 4.

Powyższy algorytm decyzyjny, w którym wprowadzono przy budowie reguł rozmytych dodatkową zależność, mnożąc przynależność klas decyzyjnych do każdej z reguł przez prawdopodobieństwa a priori tych klas. Uzyskano skuteczność algorytmu dla tego przypadku średnio 95.30 %. System taki może być stosowany do oceny nieuszkodzalności elementu mechanicznego. W prosty sposób można rozszerzyć opis zadania do 10 klas decyzyjnych i zwiększyć wymiarowość cech. Pamiętać należy, że ilość cech oraz klas decyzyjnych wpływa na złożoność obliczeniową. Dlatego zaleca się aby do analizy były wybrane tylko te najbardziej dyskryminujące cechy nieuszkodzalności.



Rys. 3. Realizacja programu komputerowego
Fig. 3. Realization of computer programme



Rys. 4. Wygląd interfejsu użytkownika
 Fig. 4. Appearance of the user's interface

Literatura:

- [1] Nowakowski T., Metodyka prognozowania i niezawodności obiektów mechanicznych, Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, Wrocław 1999.
- [2] Wieczorkowski R., Zieliński R., Komputerowe generatory liczb losowych. Wydawnictwa Naukowo – Techniczne, Warszawa 1997.
- [3] Zadeh L. A., On fuzzy algorithms. Memo. ERL-M325. Univ. Of California. Berkley 1972.