

ZASTOSOWANIE ŁĄCZONYCH MODELI LOKALNYCH W DIAGNOSTYCE MASZYN

Jacek WOJTUSIK

Katedra Podstaw Konstrukcji Maszyn, Politechnika Śląska
ul. Konarskiego 18 a, 44-100 Gliwice, fax: (32) 237-13-60 , e-mail: jwojtusik@polsl.pl

Streszczenie

Współczesna diagnostyka techniczna stosująca model boryka się często ze zbyt dużym stopniem złożoności stosowanych modeli. Rozwiązania tego problemu, najczęściej stosowane dotychczas, polegały na upraszczaniu niektórych zależności modelu bądź świadomym pomijaniu niektórych wejść obiektu celem uproszczenia struktury modelu. W referacie przedstawiono odmienne podejście polegające na stosowaniu zbioru stosunkowo prostych modeli lokalnych w miejsce jednego złożonego modelu globalnego. Taki zbiór modeli lokalnych nazywany jest wielomodelem.

Słowa kluczowe: modele lokalne i globalne, wielomodel, zbiory rozmyte, agregacja

APPLICATION OF JOINED LOCAL MODELS IN THE TECHNICAL DIAGNOSTICS

Summary

Nowadays technical diagnostics that applies a model struggles very often with a high-complexity degree of applying model. Solutions of that problem, applied most frequent so far, consisted in simplifying of some model relations or conscious omitting of some object inputs with the purpose of making a model structure simpler. In the paper, it is presented inflected approach that consists in application of a set of simply local models instead one complex global model. Such a set of local models is called multi-model.

Keywords: local and global models, multi-model, fuzzy sets, aggregation

1. WSTĘP

Wiele współczesnych maszyn działa w warunkach krytycznych. W związku z tym, konieczny jest nadzór i dokładne diagnozowanie ich stanu technicznego. W przeciągu kilkudziesięciu ostatnich lat rozwiniętych zostało wiele metod określania stanu technicznego maszyn. Początkowo większość badań diagnostycznych prowadzono poprzez pomiary bezpośrednio na obiektach technicznych. W miarę rozwoju komputerów i metod cyfrowego przetwarzania sygnałów zaczęto rozwijać metody diagnostyczne stosujące model. Metody te mają wiele zalet w porównaniu do metod bazujących na bezpośrednich pomiarach sygnałów pochodzących z obiektu. Przede wszystkim dobrze zidentyfikowany model może odzwierciedlać zachowanie się obiektu w różnych warunkach działania i/lub różnych stanach technicznych, które nie zaistniały w przeszłości podczas eksploatacji badanego obiektu. Ponadto, jeden model można zastosować do grupy maszyn o zbliżonej konstrukcji, co może znacznie obniżyć koszty projektowania i budowy systemów nadzoru. Jednak skuteczność tych metod w głównej mierze zależy od jakości zidentyfikowanego modelu. Główną niedogodnością, z jaką borykają się inżynierowie zajmujący się diagnostyką techniczną jest

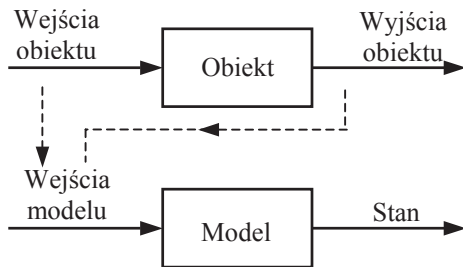
niejednokrotnie zbyt duży stopień złożoności stosowanego modelu.

W referacie omówiono alternatywne podejście do modelowania polegające na zastąpieniu jednego złożonego modelu globalnego zbiorem prostszych modeli lokalnych. Omówiono również sposoby otrzymania jednego wyjścia o charakterze globalnym na podstawie szeregu wyjść modeli lokalnych.

2. MODEL DIAGNOSTYCZNY

W diagnostyce techniczne najczęściej stosowana jest specyficzna klasa modeli, którą można określić mianem obserwatorów stanu. Są to modele, które reprezentują obiekt z perspektywy jego stanu technicznego, gdyż w odróżnieniu od na przykład modeli w teorii sterowania, wpływ na stan obiektu i/lub jego wejścia jest bardzo ograniczony. Rysunek 1 przedstawia ideę modelu diagnostycznego, w której obiekt jest rozpatrywany jako „czarna skrzynka”. Zarówno w obiekcie, jaki i w modelu wyróżniono wejścia i wyjścia, z tym, że wejścia i wyjścia modelu są wyznaczane na podstawie obserwacji i/lub pomiaru wielkości wejściowych i wyjściowych obiektu. Rozpatrywanie obiektu jako „czarnej skrzynki” jest bardzo wygodne, ponieważ nie wymaga wnikania w strukturę badanego obiektu. Nie-

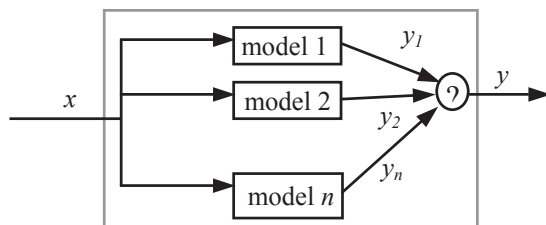
stety, wyodrębnienie zbioru sygnałów wejściowych pociąga za sobą konieczność świadomego pominięcia pewnych wejść. Oznacza to konieczność dostrajania modelu do badanego obiektu. Innym czynnikiem komplikującym zadanie identyfikacji modelu jest złożoność struktury współczesnych obiektów oraz procesów związanych z ich działaniem. Pociąga to za sobą złożoną strukturę modelu i zwiększa koszty jego identyfikacji.



Rysunek 1 Model diagnostyczny, [2]

3. WIELOMODEL DIAGNOSTYCZNY

Rozwiązaniem alternatywnym może być zastosowanie zbioru prostych modeli lokalnych w miejsce jednego złożonego modelu globalnego. Taki zbiór modeli nazywany jest wielomodelem (rys. 2).



Rysunek 2 Struktura wielomodelu, [5]

Każde wejście modelu lokalnego jest tożsame z wejściem wielomodelu a wyjście stanowi podstawę do wyznaczenia wyjścia wielomodelu.

Identyfikacja wielomodelu następuje w czterech podstawowych etapach:

- Określenie klas warunków działania i/lub stanów technicznych takich, że z punktu widzenia diagnostyki technicznej elementy należące do jednej klasy są nierozróżnialne;
- Wybór odpowiedniego modelu lokalnego dla każdej klasy;
- Identyfikacja modeli lokalnych na podstawie danych uzyskanych z obiektu;
- Wyznaczenie wyjścia wielomodelu na podstawie wyjść modeli lokalnych.

Wielomodele stosowane były z powodzeniem w takich dziedzinach, jak: teoria sterowania ([6],[7]) – do przewidywania stanu obiektów, w meteorologii ([8]) – do przewidywania pogody, w rozpoznawaniu

wzorców ([4]), a także w systemach CAD/CAM ([10]). Dotychczas w diagnostyce technicznej nie znalazły szerszego zastosowania. Wynikać to może głównie ze specyfiki modeli stosowanych jako obserwatory stanu, gdzie możliwość ingerencji w stan obiektu i/lub wpływu na wejście obiektu są bardzo ograniczone. W literaturze można znaleźć przykład wielomodelu bazującego na sieciach typu TSK (Takagi–Sugano–Kang) [3]. Są to modele bazujące na rozmytych sieciach neuronalnych.

4. METODY WYZNACZANIA WYJŚCIA WIELOMODELU

Jednym z ważniejszych problemów do rozwiązania, podczas identyfikacji wielomodelu, jest sposób wyznaczenia jego wyjścia na podstawie wyjść modeli lokalnych. Wśród metod wyznaczenia jednego wyjścia wielomodelu na podstawie kilku wyjść modeli lokalnych można wyróżnić trzy klasy: metody agregacji, przełączania i uzgadniania wyjść.

Agregacja wyjść polega na łączeniu wyjść modeli lokalnych w jedno wyjście wielomodelu w wyniku przekształceń matematycznych. Najprostszym przykładem agregacji może być średnia ważona. Różne metody agregacji są szeroko opisane w literaturze. Szerokie zastosowanie mają metody agregacji bazujące na teorii zbiorów rozmytych ([1], [11]), ponieważ w badaniach diagnostycznych często bazuje się na danych pomiarowych, w których część informacji może zostać utracona. Rozmytość jest wówczas bardzo dogodnym sposobem opisu takich danych.

Metoda przełączania modeli lokalnych polega na wyborze jednego modelu lokalnego, najlepiej dopasowanego do obiektu w rozważanej chwili czasu. Wówczas wyjście wybranego modelu lokalnego jest wyjściem wielomodelu. Metody określania wyjścia wielomodelu polegające na przełączaniu wyjść można potraktować jako szczególny przypadek agregacji, gdzie wszystkie wartości wag są równe zero z wyjątkiem jednej, której wartość wynosi jeden. Oczywiście w przypadku diagnostyki zadanie wyznaczenia wyjścia wielomodelu nigdy nie jest aż tak proste, w związku z tym wybrany model musi okazać się najlepszym reprezentantem obiektu w świetle przyjętego układu kryteriów.

Metoda określania wyjścia wielomodelu poprzez uzgadnianie ma swoją analogię do zachowań grupy ludzi, która we własnym gronie wypracowuje rozwiązanie, często kompromisowe, jakiegoś problemu. Wówczas pewne decyzje mogą być podejmowane na przykład poprzez głosowanie. W przypadku wielomodeli wybór modelu najlepszego w rozpatrywanej chwili czasu może następować poprzez sprawdzenie „zgodności” wyjścia modelu z wyjściem obiektu oraz z wyjściami innych modeli lokalnych.

5. PRZYKŁAD ZASTOSOWANIA

Wielomodele zostały zastosowane w badaniach diagnostycznych pomp odśrodkowych. Dane do ba-

dań w postaci plików cyfrowych zawierających sygnały wibroakustyczne zostały udostępnione przez CETIM (Centre Technique des Industries Mechanique) w Senlis (Francja). Obiektem była pompa odśrodkowa o nominalnej prędkości obrotowej wynoszącej 3000 obr/min i wydajności 250 m³/h. Czas pomiaru sygnałów wynosił około 7 minut a częstotliwość próbkowania 50 kHz. Pomiar przyspieszeń dokonywane były za pomocą jednego akcelerometru umieszczonego na korpusie pompy przy czym jego główna oś czułości była nachylona pod kątem 37° do płaszczyzny promieniowej wirnika. W badanej pompie wywołano 7 różnych stanów technicznych: kawitację, rozosiowanie promieniowe i kątowe, przycieranie, dławienie na przewodzie tłocznym, zapowietrzenie na przewodzie ssawnym, poluzowanie śrub fundamentowych. W niektórych przypadkach badania przeprowadzono dla różnych stopni zaawansowania uszkodzenia. Razem z badaniami pompy w stanie zdatnym w warunkach nominalnych można było rozróżnić 17 klas warunków działania i stanów technicznych pompy.

5.1 Wielomodel

Do identyfikacji wielomodelu posłużyły wartości gęstości widmowej mocy podrealizacji sygnałów wibroakustycznych. Długość każdej podrealizacji sygnału odpowiadała 100 obrotom wału pompy. Ze względu na konstrukcję pompy oraz na spodziewane symptomy stanów, widma gęstości mocy zostały podzielone na następujące pięć podzakresów, dla których będą identyfikowane modele: I – do 80 Hz, II – 80 do 500 Hz, III – 500 do 1500 Hz, IV – 1500 do 5000 Hz, V – 5000 do 20 kHz. Modele składowe bazowały na klasyfikatorze rozmytym – dla każdego pasma częstotliwości gęstości widmowej mocy identyfikowany był osobny model. Procedura identyfikacji poszczególnych modeli przebiegała w następujących etapach:

1. Poszukiwanie środków klas. Środek klasy był wielowymiarowym wektorem wyznaczonym na podstawie średniej ważonej wartości gęstości widmowej z wagami początkowymi równymi 1.
2. Na podstawie uzyskanego środka klasy wyznaczano nowe wagi poszczególnych przykładów uczących jako wartości funkcji przynależności zbioru rozmytego zgodnie z zależnością (1), [9].

$$\mu = \frac{|x|^2 + |\bar{x}|^2 - |x - \bar{x}|^2}{2|x||\bar{x}|} \quad (1)$$

gdzie: x – wektor wartości gęstości widmowej otrzymanych z jednej podrealizacji sygnału określonego stanu technicznego, \bar{x} – wektor średnich wartości gęstości widmowych mocy uśrednionych na podstawie wszystkich wartości gęstości widmowej mocy podrealizacji sygnałów badanego stanu technicznego.

Zależność (1) w interpretacji geometrycznej wyraża wartość cosinusa kąta między dwoma

wielowymiarowymi wektorami wartości gęstości widmowej mocy. Takie zdefiniowanie funkcji przynależności powoduje, że wartości przynależności są wrażliwe na przykład na zmiany wartości amplitud poszczególnych składowych widma (tzn. na zmianę struktury widmowej sygnału), a nie są wrażliwe na zmiany wynikającej ze zmiany na przykład mocy sygnału.

3. Wyznaczenie nowego środka klasy.
4. Wyznaczenie odległości pomiędzy nowym i starym środkiem klasy zgodnie z zależnością (2)

$$\text{dist}(x_n, x_{n-1}) = \frac{\sum_{j=1}^m |\bar{x}_n(j) - \bar{x}_{n-1}(j)|}{0,5 \left(\sum_{j=1}^m |\bar{x}_n(j)| + \sum_{j=1}^m |\bar{x}_{n-1}(j)| \right)} \quad (2)$$

5. Iteracyjne doskonalenie klas poprzez powtarzanie kroków 1 i 2 do momentu, gdy środek klas w kolejnych iteracjach nie ulegał przesunięciu.

W ten sposób w każdym zakresie częstotliwości określono klasy stanu technicznego jako zbiory rozmyte, gdzie dla każdej klasy określono położenie środka klasy oraz wartości funkcji przynależności zbioru rozmytego dla wszystkich przykładów uczących danej klasy. Wyjście wielomodelu określone było poprzez uśrednienie wartości funkcji przynależności uzyskanych dla przykładów uczących we wszystkich podzakresach częstotliwości gęstości widmowej mocy.

5.2 Przykłady wyników

Testowanie wielomodelu przeprowadzono na zbiorze danych, które nie należały do zbioru uczącego. Przykład wyników przedstawiono w tabeli 1.

Tabela 1 Przykład wyników testów wielomodelu, [9]

Stan	Liczebność zbioru uczącego	Liczba błędów
dławienie (0 m ³ /h)	17	0
dławienie (50 m ³ /h)	128	8
dławienie (100 m ³ /h)	171	1
dławienie (150 m ³ /h)	134	0
dławienie (200 m ³ /h)	146	0
dławienie (280 m ³ /h)	146	4
dławienie (320 m ³ /h)	148	0
zdatny	476	241
rozosiowanie	95	1
poluzowanie śruby fundamentowej – przód	92	0
poluzowanie śruby fundamentowej – tył	113	1
przycieranie	126	1
kawitacja (1%)	126	18
kawitacja (3%)	160	17
kawitacja (6%)	162	1
zapowietrzenie przewodu ssawnego (9 l/min)	149	13
zapowietrzenie przewodu ssawnego (15 l/min)	151	7

Badania były powtarzane kilkakrotnie. W każdej próbie zmieniano przykłady należące do zbioru uczącego i do zbioru testowego, zachowując proporcję: 70 % wszystkich danych – zbiór uczący, 30 % – zbiór testujący.

W większości przypadków uzyskane wyniki były zadowalające. Wyjątek stanowią wyniki uzyskane dla stanu zdanego. W odróżnieniu od pozostałych stanów pompy w tym przypadku dane pochodziły z kilku pomiarów, gdyż po każdym pomiarze drgań pompy z uszkodzeniem, po przywróceniu sprawności dokonywano sprawdzającego pomiaru drgań. Wyniki mogą dowodzić, że po przywróceniu zdaności stan pompy odbiegał od stanu przed uszkodzeniem.

6. PODSUMOWANIE

Prezentowane podejście jest stosunkowo nowe w diagnostyce technicznej. Zastosowanie zbioru prostych modeli lokalnych w miejsce złożonego, często drogiego w identyfikacji modelu globalnego może być bardziej przejrzyste i łatwiejsze w interpretacji wyników dla użytkownika systemu diagnostycznego bazującego na wielomodelach. Ponadto, modele lokalne są łatwiejsze w identyfikacji, co może przyczynić się do obniżenia kosztów projektowania systemów nadzoru maszyn, przy równoczesnym zachowaniu jakości klasyfikacji. Przykład danych pomiarowych dla zdanego stanu pompy dowodzi jednak, że problem właściwej selekcji cech sygnałów ma istotny wpływ na uzyskane wyniki. W przypadku tej klasy stanu nie został spełniony warunek o nierozróżnialności elementów jednej klasy wewnątrz tej klasy. Z pomocą w rozwiązaniu problemu mogą przyjść metody badania wrażliwości diagnostycznej cech sygnałów.

LITERATURA

- [1] Cholewa W., *Aggregation of Fuzzy Opinions – An Axiomatic Approach*, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 17, s.249-258, North-Holland 1985
- [2] Cholewa W., Kaźmierczak J., *Diagnostyka techniczna maszyn. Przetwarzanie cech sygnałów*, Skr. Pol. Śl. nr 1693, Gliwice 1992
- [3] *Diagnostyka procesów. Modele, sztuczna inteligencja, zastosowania*, Korbicz J.(red.), Kościelny J.M.(red.), Kowalczyk Z.(red.), Cholewa W.(red.), WNT, Warszawa 2002
- [4] Huang Y., Chan K.L., Zhang Z., *Texture classification by multi-model feature integration using Bayesian networks*, Pattern Recognition Letters, Vol. 24 (1-3), s.393-401, styczeń 2003
- [5] Johansen T.A., Murray-Smith R., *Multiple Model Approaches to Modelling and Control*, Francis&Taylor 1997
- [6] Porfirio C.R., Almeida Neto E., Odloak D., *Multi-model predictive control of an industrial C3/C4 splitter*, Vontrol Engineering Practise, Vol. 11 (7), s. 765-779, lipiec 2003
- [7] Rodrigues M.A., Odloak D., *MPC for stable linear systems with model uncertainty*, Automatica, Vol. 39 (4), s. 569-583, kwiecień 2003
- [8] See L., Abrahart R.J., *Multi-model data fusion for hydrological forecasting*, Computers & Geoscience, Vol. 27 (8), s.987-994, październik 2001
- [9] Wojtusik J. *Application of Multi-Models to Modelling of Centrifugal Pumps Behavior*, Symposium AI-METH 2003 (Artificial Intelligence Methods), Gliwice 2003
- [10] Xu X.Y., Wang Y.Y., *Multi-model technology and its application in the integration of CAD/CAM/CAE*, Journal of Material Processing Technology, Vol. 129 (1-3), s.563-567, październik 2002
- [11] Yager R.R., Kelman A., *Fusion of Fuzzy Information with Considerations for Compability, Partial Aggregation and Reinforcement*, International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 15, s.93-122, sierpień 1996



Magister inżynier Jacek WOJTUSIK jest absolwentem Wydziału Mechanicznego Technologicznego Politechniki Śląskiej w Gliwicach. W roku 2000 rozpoczął studia doktoranckie w Katedrze Podstaw Konstrukcji Maszyn tejże uczelni. Jego zainteresowania skupiają się głównie

wokół metod komputerowego wspomaganie projektowania i eksploatacji maszyn, sztucznej inteligencji oraz diagnostyki technicznej. W roku 1998 odbył praktykę studencką w zakładach Ford Otosan A.S. w Istambule (Turcja), a w roku 2003 przebywał na trzymiesięcznym stypendium w Universite de Technologie de Compiegne (Francja) w ramach programu Socrates/Erasmus. Jest również laureatem Stypendium Promocyjnego Fiata (nagroda zbiorowa wspólnie z Damianem Sławikiem i Dominikiem Wachlą)