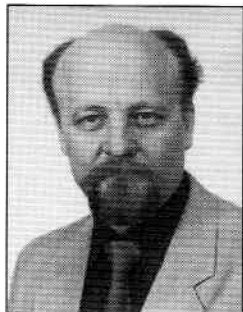


Jan Maciej KOŚCIELNY
POLITECHNIKA WARSZAWSKA
INSTYTUT AUTOMATYKI I ROBOTYKI

Metody detekcji uszkodzeń stosowane w diagnostyce procesów przemysłowych

Dr hab. inż. Jan Maciej KOŚCIELNY – profesor nadzwyczajny Politechniki Warszawskiej, zastępca dyrektora ds. naukowych Instytutu Automatyki i Robotyki na Wydziale Mechatroniki PW. Absolwent Wydziału Mechaniki Precyzyjnej (1973). Pracę doktorską obronił na Wydziale Mechaniki Precyzyjnej (1980), a habilitacyjną na Wydziale Elektroniki PW (1991). Autor ponad 80 publikacji z zakresu diagnostyki procesów przemysłowych oraz komputerowych systemów automatyki. Współtwórca i współorganizator krajowych konferencji pt. „Diagnostyka Procesów Przemysłowych”. Redaktor Działu PAK.



Przedstawiono klasyfikację metod detekcji uszkodzeń stosowanych w diagnostyce procesów przemysłowych. Omówiono krótko poszczególne grupy metod podając ich własności oraz ograniczenia.

ABSTRACT

The classification of the detection methods applied in the industrial processes diagnosis are presented. Briefly, the groups of methods are characterized excluding their features and constrains.

Wprowadzenie

Diagnostyka procesów przemysłowych jest dziedziną nauki i techniki zajmującą się zagadnieniami wykrywania i identyfikacji uszkodzeń w procesach przemysłowych. Jej zadaniem jest rozpoznawanie nieprawidłowości procesu oraz uszkodzeń komponentów instalacji technologicznej, urządzeń pomiarowych oraz elementów wykonawczych.

Objektami diagnozowania są procesy w przemyśle chemicznym, petrochemicznym, energetycznym, hutniczym, farmaceutycznym, spożywczym i innych. Jako obiekty diagnozowania są rozpatrywane także rakiety, samoloty, sieci gazowe i rurociągi naftowe, a także pojedyncze urządzenia takie, jak pompy, silniki itp. Wczesne rozpoznanie stanów nieprawidłowych i awaryjnych umożliwia podjęcie odpowiednich działań zabezpieczających i naprawczych. Dlatego też diagnostyka musi być prowadzona na bieżąco w trakcie eksploatacji obiektu.

W procesie diagnozowania można wyróżnić dwa etapy: etap detekcji uszkodzeń (fault detection) oraz etap identyfikacji uszkodzeń (fault isolation). Na etapie detekcji zostaje wykryte wystąpienie defektu oraz zostaje określony czas tego zdarzenia, natomiast etap identyfikacji uszkodzeń obejmuje określenie rodzaju, miejsca oraz rozmiaru defektu.

Etap detekcji uszkodzeń polega na realizacji zbioru testów, których zadaniem jest wykrywanie pojawiających się uszkodzeń. Każdy algorytm detekcyjny kontroluje określoną część obiektu, ma zatem zdolność wykrywania podzbioru uszkodzeń związanego z tą częścią obiektu.

Zbiór wyników testów stanowi dane do identyfikacji uszkodzeń. Bazuje ona na relacji symptomy (wyniki testów) – uszkodzenia. Zagadnienia formułowania diagnoz nie są tematem prezentowanego artykułu. Zostały one omówione między innymi w pracach [17, 18, 19].

W tym artykule podano klasyfikację oraz charakterystykę metod detekcji uszkodzeń stosowanych w diagnostyce procesów przemysłowych.

Klasyfikacja metod detekcji uszkodzeń

Metody detekcji defektów stosowane w diagnostyce procesów przemysłowych można podzielić na dwie zasadnicze grupy: metody bazujące na kontroli parametrów zmiennych procesowych oraz metody wykorzystujące związki między zmiennymi procesowymi.

W metodach należących do pierwszej grupy symptomy uszkodzeń są wykrywane wyłącznie na podstawie analizy i oceny przebiegów jednej zmiennej procesowej. Metody te są stosunkowo proste, gdyż nie wymagają wiedzy w postaci modeli procesów. Ich wady wynikają z ograniczonej informacji diagnostycznej niesionej przez pojedynczy sygnał, a także wie-

Metody detekcji uszkodzeń

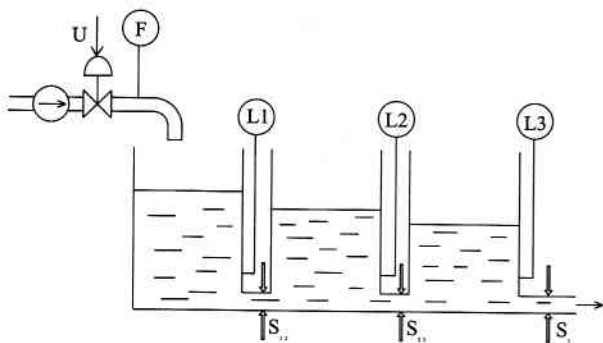
Metody detekcji uszkodzeń
<i>Metody bazujące na kontroli parametrów zmiennych procesowych:</i>
Metody kontroli ograniczeń wartości zmiennych procesowych: <ul style="list-style-type: none"> – kontrola wiarygodności sygnałów, – kontrola przekroczeń granicznych, – kontrola trendów, – kontrola wartości zmiennych binarnych.
Metody analizy sygnałów: <ul style="list-style-type: none"> – analiza statystyczna sygnałów (kontrola średnich, wariancji), – analiza spektralna sygnałów, – wykorzystanie modeli sygnałów do predykcji ich wartości.
<i>Metody bazujące na kontroli związków między zmiennymi procesowymi:</i>
Metody wykorzystujące proste związki między sygnałami: <ul style="list-style-type: none"> – wykorzystanie redundancji sprzętowej czujników pomiarowych, – kontrola sygnałów sprzężeń zwrotnych, – kontrola relacji między wartościami zmiennych, – kontrola zgodności kierunków zmian sygnałów.
Metody wykorzystujące modele analityczne: <ul style="list-style-type: none"> – detekcja z wykorzystaniem modeli fizycznych (bilansowych, równań ruchu itp.), – detekcja z wykorzystaniem modeli liniowych typu wejście–wyjście (równania zgodności), – detekcja z wykorzystaniem obserwatorów stanu, – detekcja na podstawie identyfikacji on-line.
Metody wykorzystujące modelowanie rozmyte i neuro- nowe: <ul style="list-style-type: none"> – detekcja z wykorzystaniem modeli rozmytych, – detekcja z wykorzystaniem modeli neuronowych, – detekcja z wykorzystaniem rozmytych sieci neuronowych.

łości i niejednoznaczności przyczyn zmian parametrów sygnałów, co utrudnia określenie związków między symptomami a uszkodzeniami.

Metody bazujące na związkach między zmiennymi procesowymi wymagają pozyskania wiedzy o obiekcie w postaci modeli jakościowych lub ilościowych. Bieżąca kontrola tych związków umożliwia wykrywanie uszkodzeń, które są objęte nadzorowanym modelem.

Metody wykorzystujące modele procesów są przydatne do wykrywania zarówno uszkodzeń urządzeń pomiarowych i wykonawczych, jak i komponentów instalacji technologicznej, które są objęte nadzorowanym modelem. Umożliwiają one wykrywanie uszkodzeń o stosunkowo małych rozmiarach. Dlatego ta grupa metod ma podstawowe znaczenie w diagnostyce procesów przemysłowych.

Klasyfikacja metod detekcji uszkodzeń stosowanych w diagnostyce procesów przemysłowych została przedstawiona w tabeli.



Rys. 1. Schemat układu trzech zbiorników: U – sygnał sterujący, L1, L2, L3 – poziom w zbiornikach 1–3, F – strumień na dopływie do zbiornika 1, S_{12} , S_{23} , S_3 – pola przekrojów kanałów instalacji

Metody detekcji uszkodzeń będą ilustrowane przykładami wykrywania uszkodzeń w układzie trzech zbiorników, przedstawionym na rys. 1. Zbiór możliwych uszkodzeń obejmuje: uszkodzenia urządzeń pomiarowych, uszkodzenie siłownika i zaworu, przecieki w zbiornikach oraz przytkania kanałów łączących zbiorniki. Algorytmy detekcyjne (testy) powinny wykrywać pojawiające się uszkodzenia.

Metody kontroli ograniczeń wartości zmiennych procesowych

Kontrola ograniczeń technologicznych wartości zmiennych analogowych jest najprostszym sposobem wykrywania uszkodzeń, stosowanym od dawna w konwencjonalnych układach sygnalizacyjno-alarmowych, a następnie w komputerowych systemach automatyki. Wadą tej metody jest między innymi długi czas detekcji, zależny od własności dynamicznych, a także punktu pracy obiektu w chwili wystąpienia awarii. Przy tym działaniu układów regulacji wpływa maskująco na te symptomy.

Kontrola wiarygodności zmiennych analogowych ma na celu wykrycie uszkodzeń torów pomiarowych. Ograniczenia odpowiadają wartości maksymalnej lub minimalnej, technicznie możliwej w stanie bezuszkodzeniowym. Przekroczenie tych wartości stanowi symptom uszkodzenia, np. przerwy w torze lub zwarcia.

Innymi klasycznymi metodami wykrywania defektów są: kontrola szybkości zmian sygnałów (kontrola trendów), kontrola odchyłek regulacji oraz kontrola wartości binarnych sygnałów pomiarowych.

Metody kontroli ograniczeń są stosowane powszechnie do sygnalizacji alarmów w przemysłowych systemach automaty-

ki. Systemy alarmowe stanowią najprostszą wersję systemu diagnostycznego.

Przykładami testów należących do omówionej grupy są:

- sprawdzenie wiarygodności sygnału poziomu w zbiorniku 1
– $L_{1\text{MIN}} < L_1 < L_{1\text{MAX}}$
 - kontrola granic alarmowych poziomu w zbiorniku 1
– $L_{1\text{LO}} < L_1 < L_{1\text{HI}}$
 - kontrola szybkości zmian poziomu w zbiorniku 3
– $L_{3(n)} - L_{3(n-1)} < \Delta L_{3\text{dop}}$
- Przekroczenia ograniczeń są symptomami możliwych uszkodzeń.

Metody analizy sygnałów

Metody analizy sygnałów pozwalają wykrywać defekty na podstawie obliczenia i oceny wartości średnich, wariancji, amplitud, funkcji autokorelacji i podobnych parametrów poszczególnych zmiennych procesowych [1, 2]. Niezbędny nakład obliczeń jest większy niż dla metod kontroli ograniczeń. Wiele defektów, szczególnie urządzeń mechanicznych, powoduje zmiany wymienionych parametrów.

Przykładem testu należącego do tej grupy jest kontrola wariancji sygnału poziomu w zbiorniku 3 przy regulacji stałowości

$$\text{Var}(L_3) < \text{Var}(L_{3\text{dop}}) \quad (\text{w oknie } t_1, t_2)$$

Metody wykorzystujące proste związki między sygnałami

Najprostsze z metod bazujących na kontroli związków między zmiennymi procesowymi polegają na: wykorzystaniu redundancji sprzętowej czujników pomiarowych, kontroli sygnałów sprzężeń zwrotnych, kontroli relacji między wartościami zmiennych, kontroli zgodności kierunków zmian sygnałów itp. [26, 27]. Wiedza o tego typu zależnościach jest dobrze znana technologom, automatykom i operatorom procesów, a algorytmy są bardzo proste i umożliwiają wykrywanie wielu defektów urządzeń pomiarowych i wykonawczych oraz komponentów instalacji technologicznej. Pomimo tych zalet metody te praktycznie nie są wykorzystywane w systemach alarmowych współczesnych systemów automatyki.

Poniżej podano przykłady algorytmów detekcyjnych dla zespołu trzech zbiorników, bazujących na prostych relacjach między zmiennymi procesowymi (strzałki oznaczają odpowiednio wzrost i spadek wartości zmiennej). Niespełnienie relacji stanowi symptom uszkodzenia, przy czym każdej zależności odpowiada pewien określony podzbiór możliwych uszkodzeń.

$$(U \uparrow \Rightarrow F \uparrow) \cap (U \downarrow \Rightarrow F \downarrow)$$

$$(F \uparrow \Rightarrow L_1 \uparrow) \cap (F \downarrow \Rightarrow L_1 \downarrow)$$

$$(L_1 > L_2) \cap (L_1 \uparrow \Rightarrow L_2 \uparrow) \cap (L_1 \downarrow \Rightarrow L_2 \downarrow)$$

$$(L_2 > L_3) \cap (L_2 \uparrow \Rightarrow L_3 \uparrow) \cap (L_2 \downarrow \Rightarrow L_3 \downarrow)$$

Algorytmy te skutecznie wykrywają uszkodzenia katastroficzne (np. zacięcie zaworu regulacyjnego), natomiast często nie są w stanie wykryć uszkodzeń parametrycznych (np. zmiany powierzchni grzyba zaworu).

Metody wykorzystujące modele analityczne

Od dawna były rozwijane metody detekcji uszkodzeń wykorzystujące analityczne modele procesów. Najpełniejszy model obiektu można uzyskać bezpośrednio z równań fizycznych, np. równań ruchu lub równań bilansowych. Generacja residuów na bazie takich zwykle nieliniowych modeli stanowi naj-

bardziej odporną i pewną metodę detekcji, o ile model jest odpowiednio dokładny.

Dla wielu obiektów opracowanie modeli na podstawie równań fizycznych jest bardzo trudne lub wręcz niemożliwe, a identyfikacja parametrów dostarcza dodatkowych trudności. To ogranicza zastosowanie tej metody do obiektów, które są opisane stosunkowo prostymi zależnościami.

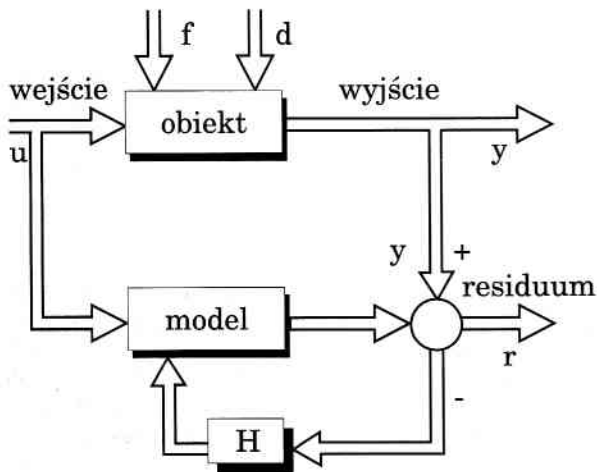
Poniżej podano przykłady algorytmów detekcyjnych wykorzystujących równania bilansowe dla zbiorników 1–3 pokazanych na rys. 1. W stanie bezuszkodzeniowym wartości wyliczonych residuów (reszt) r_i powinny być bliskie zera.

$$r_1 = F - \alpha_{12}S_{12}\sqrt{2g(L_1 - L_2)} - A_1 \frac{dL_1}{dt}$$

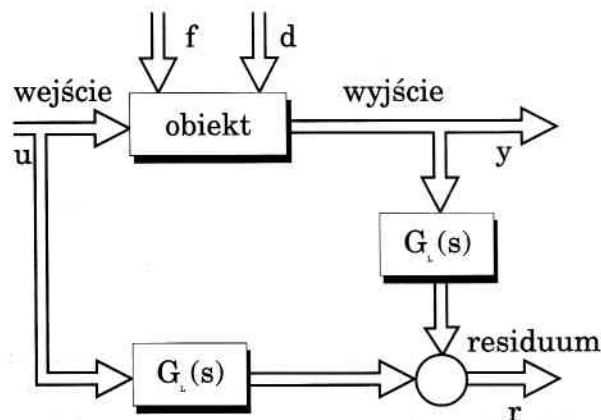
$$r_2 = \alpha_{12}S_{12}\sqrt{2g(L_1 - L_2)} - \alpha_{23}S_{23}\sqrt{2g(L_2 - L_3)} - A_2 \frac{dL_2}{dt}$$

$$r_3 = \alpha_{23}S_{23}\sqrt{2g(L_2 - L_3)} - \alpha_3S_3\sqrt{2gL_3} - A_3 \frac{dL_3}{dt}$$

Najwięcej badań i publikacji poświęcono metodom detekcji defektów bazujących na liniowych modelach obiektów w postaci obserwatorów stanu [4, 5, 6, 20, 21], filtrów Kalmana [24, 25] oraz modeli typu wejście–wyjście (równań zgodności, parzystości) – [8, 9, 10]. Schemat diagnozowania z wykorzystaniem obserwatora stanu przedstawiono na rys. 2, natomiast schemat diagnozowania na bazie modelu wejście–wyjście podano na rys. 3.



Rys. 2. Detekcja uszkodzeń z wykorzystaniem obserwatora stanu: f – uszkodzenia, d – niezamierzone wejścia (zakłócenia)



Rys. 3. Schemat detekcji uszkodzeń z wykorzystaniem równań zgodności

Residua na rys. 2 są generowane jako różnice między mierzonymi i wyliczonymi z obserwatora sygnałami wyjściowymi.

W równaniach zgodności (parzystości) jest wykorzystywany model w postaci transmitancyjnej. Residua pierwotne są generowane w jednej z dwóch postaci:

$$r(s) = Y(s) - G(s)U(s)$$

$$r(s) = Y(s)G_M(s) - U(s)G_L(s)$$

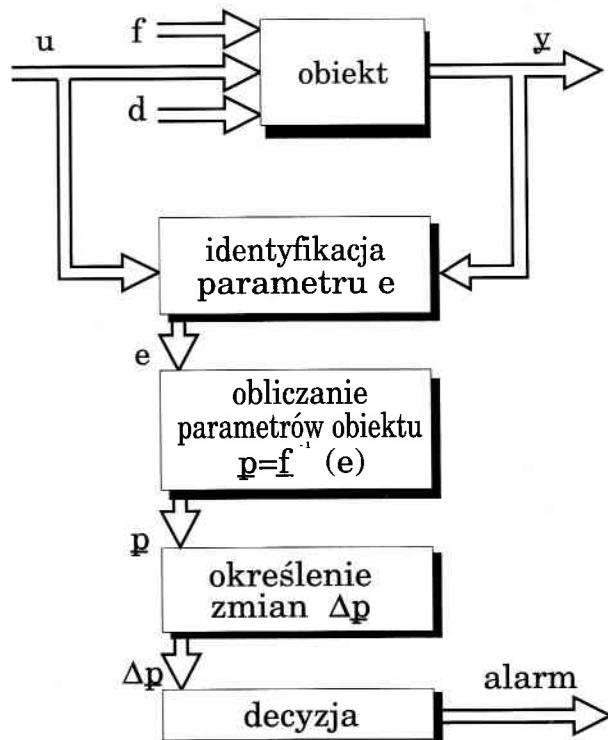
gdzie

$$G(s) = \frac{G_L(s)}{G_M(s)}$$

Schemat podany na rys. 3 odpowiada drugiej formule wyliczania residuum. Dodatkowe residua uzyskujemy przez wymnożenie residuów pierwotnych przez funkcje wymierne. Funkcje te są dobierane w taki sposób, aby zapewnić wrażliwość poszczególnych residuów tylko na określone uszkodzenia i niewrażliwość na niemierzalne wejścia. Jeśli wartość residuum przekracza wartość progową, to wynik testu jest negatywny. Świadczy to o wystąpieniu któregoś z defektów, na które residuum jest wrażliwe.

Równania zgodności mogą być wyprowadzane również z równań stanu. Ta metoda generacji residuów dla liniowych układów dynamicznych została przedstawiona w pracy [3].

Metody wykorzystujące liniowe modele obiektu umożliwiają wczesne wykrywanie defektów, w tym niewielkich uszkodzeń parametrycznych. Jest to jednak okupione koniecznością określenia odpowiednio dokładnych modeli, co nieraz jest bardzo trudne, oraz dużymi nakładami obliczeniowymi w trakcie nadzorowania procesu. Metody analityczne muszą być odpowiednio czułe na defekty, natomiast powinny być dostatecznie niewrażliwe na inne zmiany, takie jak naturalne zakłócenia w procesie, szumy pomiarowe, błędy modelowania, zmiany punktów pracy itp. Dlatego też metody te pomimo rozwoju teorii znalazły tylko ograniczone zastosowania w praktyce.



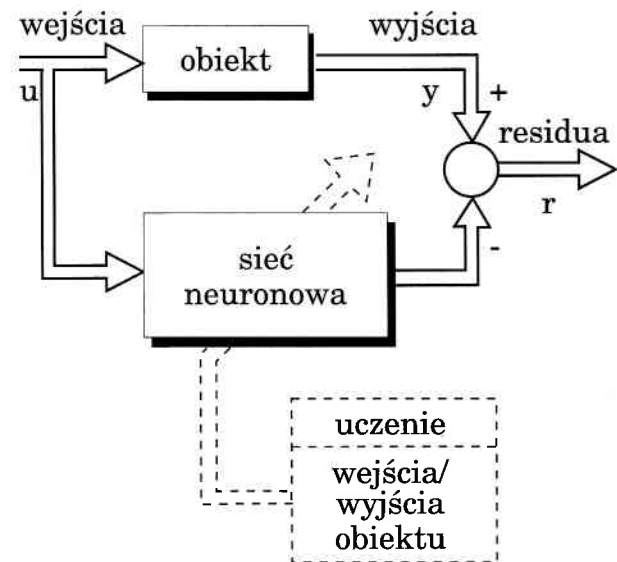
Rys. 4. Detekcja uszkodzeń na podstawie identyfikacji on-line

Uszkodzenia objawiają się nie tylko jako zmiany wartości wyjść obiektu, ale także jako zmiany parametrów jego modelu. Zastosowanie identyfikacji on-line umożliwia wykrywanie takich zmian [12, 13]. W wyniku identyfikacji zostają określone parametry modelu procesu. Na podstawie wartości tych parametrów są obliczane wartości fizycznych współczynników obiektu (rys. 4). Residua są generowane jako różnice między wartościami nominalnymi tych współczynników a wartościami określonymi w wyniku identyfikacji. Jednak nie zawsze jest możliwe wyznaczenie współczynników fizycznych na podstawie wartości parametrów modelu procesu.

Metody bazujące na estymacji parametrów modelu procesu są stosowane głównie dla procesów dobrze określonych, takich jak procesy mechaniczne i elektryczne, natomiast rzadko dla procesów cieplnych i chemicznych, ze względu na trudności określenia odpowiednich modeli. Wadą są duże nakłady obliczeniowe związane z koniecznością bieżącej identyfikacji parametrów modelu procesu.

Metody wykorzystujące modelowanie rozmyte i neuronowe

W ostatnich kilku latach intensywnie są rozwijane metody detekcji wykorzystujące logikę rozmytą [7] oraz sztuczne sieci neuronowe [14, 15, 16, 22, 26]. Zaletą tych metod jest możliwość zastosowania dla obiektów nieliniowych, pewne problemy stwarza natomiast modelowanie obiektów dynamicznych.

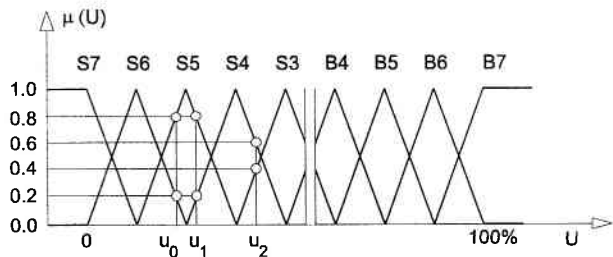


Rys. 5. Detekcja uszkodzeń z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej

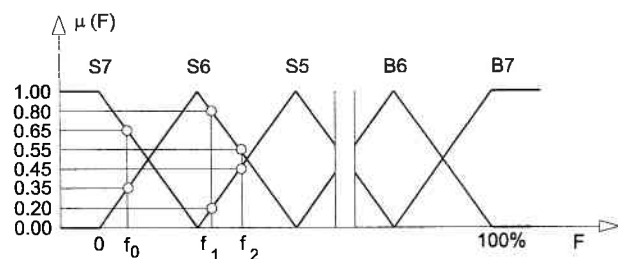
Powszechnie do modelowania obiektów na potrzeby detekcji uszkodzeń są stosowane sieci perceptronowe (rys. 5). W tym wypadku neuronowe modele obiektu odpowiadające stanowi bezawaryjnemu są strojone na podstawie danych pomiarowych dla stanu normalnego, nie ma zatem trudności z uzyskaniem zbiorów danych uczących. Problem danych uczących pojawia się natomiast przy zastosowaniu sieci neuronowych w identyfikacji uszkodzeń, gdyż w praktyce bardzo trudno jest uzyskać dane dla poszczególnych stanów awaryjnych.

Do modelowania obiektów na potrzeby generacji residuów są również stosowane techniki modelowania rozmytego. Przykładowo wykorzystując metodę Mendela-Wanga [23] można przeprowadzić identyfikację charakterystyki zespołu siłownik-zawór w zespole trzech zbiorników pokazanym na rys. 1. Proces identyfikacji obejmuje 4 fazy: zdefiniowanie zmien-

nych lingwistycznych (rys. 6 i 7), generację reguł na podstawie eksperymentu, przyporządkowanie wagi każdej regule oraz wybór reguł o największej wadze spośród reguł sprzecznych, utworzenie bazy reguł.



Rys. 6. Przykład definicji zmiennej lingwistycznej U (przemieszczenie tłoczyska siłownika)

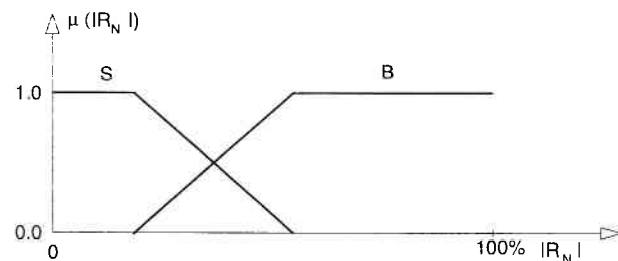


Rys. 7. Przykład definicji zmiennej lingwistycznej F (strumień objętościowy)

Diagnostyka zespołu wykonawczego jest realizowana w czasie rzeczywistym. Na podstawie znajomości modelu rozmytego procesu oraz wejścia U jest wyznaczana wartość przepływu $\hat{F}(U)$. W wyniku porównania wyjścia modelu i wyjścia rzeczywistego jest generowane residuum

$$r_1 = F - \hat{F}(U)$$

Proces detekcji uszkodzeń bazuje na wnioskowaniu rozmytym. Unormowanej wartości residuum zostają przyporządkowane dwie etykiety lingwistyczne S i B w postaci zbiorów rozmytych o kształtach trapezoidalnych jak na rys. 8. Trapezoidalne funkcje przynależności pozwalają wydzielić strefy odpowiadające pracy prawidłowej i awarii, a także obszar, w którym decyzja o uszkodzeniu jest niepewna.



Rys. 8. Przykład rozmytej oceny wartości residuów

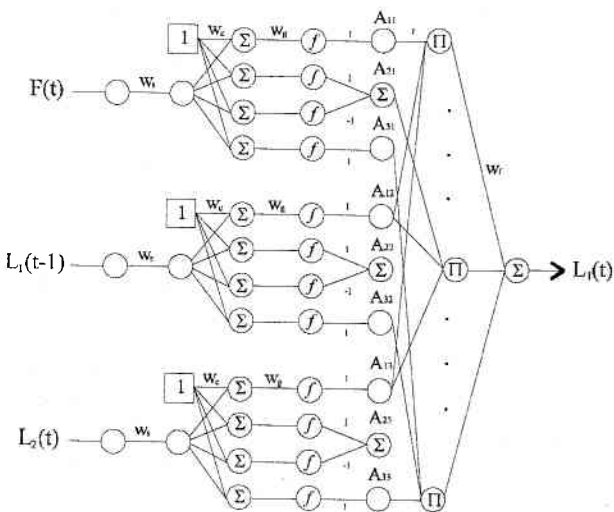
Szczególnie duże nadzieje budzą rozmyte sieci neuronowe, stanowiące połączenie techniki modelowania rozmytego z metodami uczenia sieci neuronowych [11, 26]. Jedną ze stosowanych technik są modele zaproponowane przez Horikawę [11].

W sieciach takich partycje poszczególnych zmiennych są modelowane w postaci sigmoidy złożonej z dwóch symetrycznych połówek.

Rozmyta sieć neuronowa (FNN), będąca modelem obiektu, składa się z dwóch części. Część pierwsza odpowiada fragmentom „jeżeli ... to” reguł rozmytych (przesłankom). Realizuje ona część mechanizmu wnioskowania odpowiadającego za obliczenie poziomów zapłonów reguł. Część druga odpowiada fragmentowi reguł rozmytych „to ...” (konkluzjom), realizując obliczenie wyjścia sieci.

Część lewa odpowiadająca przesłankom ma identyczną strukturę dla wszystkich typów sieci; różnice występują w części prawej realizującej konkluzje. Można wyróżnić trzy typy sieci ze względu na elementy zastosowane w tej części:

- typ I – wartości stałe (singletony),
- typ II – równania liniowe (TSK),
- typ III – zbiory rozmyte.



Rys. 9. Rozmyta sieć neuronowa modelująca zmiany poziomu w zbiorniku 1

Na rys. 9 przedstawiono strukturę FNN modelującej zmiany poziomu w zbiorniku 1 z wyjściami w postaci singletonów. Każde wejście (dla prostoty) zostało opisane za pomocą trzech podzbiorów rozmytych. Wagi w_c i w_p są parametrami, które determinują odpowiednio położenie funkcji w przestrzeni wejść oraz jej kształt (a dokładniej nachylenie).

Metoda FNN – dzięki swoim zaletom takim jak: czytelny związek pomiędzy elementami modelu i sieci oraz efektywny algorytm uczenia – jest narzędziem przydatnym do tworzenia modeli przeznaczonych do detekcji uszkodzeń. Można powiedzieć, że FNN jest zapisem procesu wnioskowania rozmytego (reguł rozmytych oraz metody wnioskowania) w postaci struktury sieci neuronowej, której parametry – takie jak kształt funkcji przynależności i jej położenie w przestrzeni wejść – są reprezentowane za pomocą wag połączeń. Tak zbudowana sieć może identyfikować parametry reguł rozmytych wbudowanych w sieć modyfikując wagi połączeń, które je reprezentują, wykorzystując algorytm propagacji wstecznej błędu lub inne algorytmy uczenia sieci neuronowych. W odróżnieniu od sieci neuronowych FNN nie jest „czarną skrzynką”, można ją z powodzeniem rozpisać na zbiór reguł rozmytych i rozpatrywać jak zwykły model rozmyty.

Podsumowanie

Omówione metody detekcji uszkodzeń różnią się stopniem wymaganej wiedzy o obiekcie diagnozowania. Najprostsze

z nich wymagają jedynie znajomości ograniczeń wartości zmiennych procesowych, inne bazują na prostych związkach heurystycznych, natomiast najbardziej zaawansowane wykorzystują modele ilościowe i jakościowe procesu. Te ostatnie charakteryzują się lepszymi własnościami – zapewniają wcześniejszą detekcję oraz wykrywanie uszkodzeń o mniejszych rozmiarach. Jest to jednak okupione koniecznością pozyskania odpowiednich modeli oraz większymi nakładami obliczeniowymi. Metody klasyczne i heurystyczne są natomiast bardzo proste. Dlatego powinny być one stosowane w początkowej fazie uruchamiania systemu diagnostycznego, gdy nie są jeszcze znane modele określonych części obiektu. W trakcie eksploatacji systemu wiedza o obiekcie rośnie. W wyniku badań identyfikacyjnych poszczególnych podobieństw mogą być stopniowo wprowadzane metody detekcji uszkodzeń bazujące na modelach ilościowych lub jakościowych. Taki naturalny rozwój systemu diagnostycznego wymaga jednak odpowiednio elastycznej struktury programowej.

LITERATURA

- [1] W. CHOLEWA, J. KAŹMIERCZAK: Diagnostyka techniczna maszyn. Przetwarzanie cech sygnałów. Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, Gliwice 1992.
- [2] W. CHOLEWA, W. MOCZULSKI: Diagnostyka techniczna maszyn. Pomiar i analiza sygnałów. Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, Gliwice 1993.
- [3] E. Y. CHOW, A. S. WILLSKY: Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Trans. Aut. Contr.* 1984, vol. 29, nr 3, s. 603–614.
- [4] R. N. CLARK: Instrument fault detection. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems* 1978, vol. 14, nr 3, s. 456–465.
- [5] P. M. FRANK: Fault diagnosis in dynamic systems via state estimations methods – a survey. In S.G. Tzafestas et al. (Eds). *System fault diagnostics, reliability and related knowledge-based approaches*. Vol. 1, D. Reidel Publishing Company, Dordrecht/Boston/Lancaster/Tokyo 1987, s. 35–98.
- [6] P. M. FRANK: Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy. *Automatica* 1990, nr 26, s. 459–474.
- [7] P. M. FRANK: Fuzzy supervision. Application of fuzzy logic to process supervision and fault diagnosis. *Int. Workshop „Fuzzy Technologies in Automation and Intelligent Systems. Fuzzy Duisburg’94”*, Duisburg, 1994, s. 36–59.
- [8] J. GERTLER, D. SINGER: A new structural framework for parity equation based failure detection and isolation. *Automatica* 1990, vol. 26, nr 2, s. 381–388.
- [9] J. GERTLER: Analytical redundancy methods in fault detection and isolation. *IFAC Symposium „Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS”*. Baden-Baden 1991, vol. 1, s. 9–21.
- [10] J. GERTLER, Z. KOWALCZUK: Przegląd analitycznych metod detekcji i izolacji błędów. I Krajowa Konferencja Naukowo-Techniczna „Diagnostyka Procesów Przemysłowych”. Podkowa Leśna 1996, s. 9–26.
- [11] S. HORIKAWA, T. FURUHASHI, Y. UCHIKAWA, T. TAGAWA: A Study on fuzzy modeling using fuzzy neural networks. *Fuzzy Engineering toward Human Friendly Systems IFES ’91*, s. 562–573.
- [12] R. ISERMANN: Process fault detection based on modeling and estimation. *Methods – a survey. Automatica* 1984, vol. 20, nr 4, s. 387–404.
- [13] R. ISERMANN: Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing *IFAC Symposium „Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS”*. Baden-Baden 1991, s. 121–133.
- [14] H. N. KOIVO: Artificial neural networks in fault diagnosis and control. *Control Eng. Practice* 1994, vol. 2, nr 7, s. 89–101.
- [15] J. KORBICZ, A. OBUCHOWICZ, D. UCINIŃSKI: Sztuczne sieci neuronowe. Akademia Oficyna Wydawnicza PLJ, 1994.

- [16] J. KORBICZ: Zastosowanie sieci neuronowych w detekcji i lokalizacji uszkodzeń. I Krajowa Konferencja Naukowo-Techniczna „Diagnostyka Procesów Przemysłowych”. Podkowa Leśna 1996, s. 35–41.
- [17] J. M. KOŚCIELNY: Diagnostyka ciągłych zautomatyzowanych procesów przemysłowych metoda dynamicznych tablic stanu. Prace Naukowe *Elektronika*, z. 95. Wyd. Politechniki Warszawskiej, Warszawa 1991.
- [18] J. M. KOŚCIELNY: Fault Isolation in industrial processes by dynamic table of states method. *Automatica* 1995, vol. 31, nr 5, s. 747–753.
- [19] J. M. KOŚCIELNY: Rules of fault isolation. *Archives of Control Sciences* 1995, vol. 4 (XL), nr 3–4, s. 11–26.
- [20] R. PATTON, P. FRANK, R. CLARK (Ed.): Fault diagnosis in dynamic systems. Theory and Applications. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New York 1989.
- [21] R. J. PATTON, J. CHEN: A review of parity space approaches to fault diagnosis. IFAC Symposium on „Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS”. Baden-Baden 1991, vol. 1, s. 239–255.
- [22] T. SORSA, H. N. KOIVO: Application of artificial neural networks in process fault diagnosis. *Automatica* 1993, vol. 29, nr 4, s. 843–849.
- [23] WANG LI-XIN, M. J. MENDEL: Generating fuzzy rules by learning from examples, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 1992, vol. 22, nr 6, s. 1414–1427.
- [24] A. S. WILLSKY: A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica* 1976, vol. 12, s. 601–611.
- [25] A. S. WILLSKY: Detection of abrupt changes in dynamic systems. In: M. BASSEVILLE, A. BENVENISTE: Detection of abrupt changes in signals and systems. Lecture Notes in Computer and Information Science. Springer Verlag, Berlin 1986, vol. 77, s. 27–49.
- [26] J. ZHANG, A. J. MORRIS, E. B. MARTIN: Robust process fault detection and diagnosis using neuro-fuzzy networks. 13th Triennial World Congress. San Francisco 1996, 7f-05, s. 169–174.