

Rozdział 6

Komputerowy system diagnostyczny

6.1. Wstęp

Złożoność zjawisk występujących w obiektach przemysłowych wymaga złożonych systemów sterowania i monitorowania. Systemy sterowania wyposażone w funkcje diagnostyczne można zbudować w oparciu o różne metody detekcji i lokalizacji uszkodzeń. Skuteczność różnych metod diagnostycznych jest często uzależniona od złożoności diagnozowanego obiektu oraz od dostępnej informacji o własnościach i zachowaniu obiektu. Aby poprawić skuteczność procesu diagnozowania, można proces detekcji uszkodzeń realizować przy użyciu różnych metod. Powstaje problem zintegrowania wiedzy systemu ekspertowego zawierającego mechanizmy detekcji, oparte o różne metody diagnozowania [75]. Przedstawiony poniżej komputerowy zintegrowany system diagnostyczny dla symulatora zespołu *kocioł-turbina*, stanowi przykład połączenia wiedzy regułowej z układami detekcji opartymi o metody analityczne, sztuczne sieci neuronowe i logikę rozmytą [114, 225].

Do reprezentacji wiedzy heurystycznej wybrano najbardziej popularny i jednocześnie najbardziej naturalny sposób reprezentacji wiedzy, oparty na regułach *IF-THEN*, opisujących zależności i relacje procesów zachodzących w zespole *kocioł-turbina* [198]. Reguły pozwalają na przejrzysty i zwarty zapis wiedzy, dotyczący zasad funkcjonowania elektrowni i związków występujących pomiędzy różnymi procesami fizycznymi. Baza wiedzy jest poszerzona o analityczne metody detekcji i lokalizacji uszkodzeń, bazujące na teorii filtru Kalmana. Zgodnie z przyjętą metodą, proceduralna baza wiedzy zawiera: model matematyczny obiektu diagnozowanego, suboptymalny filtr Kalmana dla estymacji zmiennych stanu i estymacji parametrów oraz test do analizy wektora residuów. W celu polepszenia procedury wykrywania uszkodzeń w zespole *kocioł-turbina*, baza wiedzy została poszerzona

o sztuczne sieci neuronowe. Na atrakcyjność stosowania ANN w diagnostyce układów technicznych wpływa możliwość przetwarzania informacji pochodzących z wielu czujników oraz brak wymagań znajomości modeli matematycznych. Ostatnim elementem zintegrowanego systemu są detektory rozmyte. Połączenie podejścia korzystającego z filtra Kalmana, systemów ekspertowych, sieci neuronowych oraz logiki rozmytej umożliwia wykorzystanie całej dostępnej informacji danej w różnej formie reprezentacji wiedzy do realizacji zadań detekcji i lokalizacji uszkodzeń.

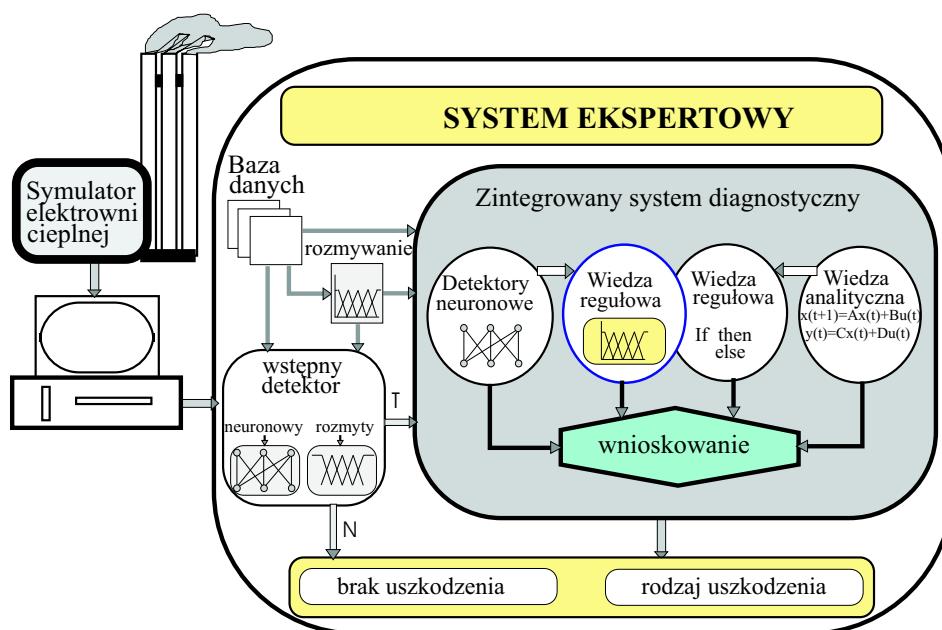
6.2. Podstawowe bloki systemu

Strukturę zintegrowanego systemu diagnostycznego dla zespołu kocioł-turbina przedstawiono na rys. 6.1. Należy zauważyć, że bazę wiedzy o diagnozowanym obiekcie umownie rozdzielono na trzy składowe, uwzględniając fakt, że obok wiedzy regulowej i proceduralnej istotnym elementem wiedzy o diagnozowanym obiekcie może być wiedza reprezentowana z wykorzystaniem technik sztucznych sieci neuronowych i logiki rozmytej. W przedstawionym systemie zrealizowano wstępną operację diagnozowania obiektu z wykorzystaniem detektora neuronowego oraz zrealizowanego w logice rozmytej układu weryfikacji poprawności przebiegu procesu. Dopiero w przypadku wykrycia uszkodzenia zostaje uaktywniony zintegrowany system diagnostyczny do lokalizacji uszkodzenia. Należy podkreślić, że omawiany system diagnostyczny może pracować w trybie ciągłego monitoringu procesów zachodzących w zespole kocioł-turbina lub w trybie doraźnym wynikającym z potrzeb użytkownika.

6.2.1. Techniki analityczne w systemie

W testowanym zintegrowanym systemie zastosowano różne techniki generacji residuum oraz weryfikacji poprawności przebiegu procesu. Techniki analityczne, jako jedną z zastosowanych form, oparto na algorytmie filtra Kalmana i teście SPRT (rys. 6.2).

Z punktu widzenia zagadnień detekcji uszkodzeń filtr Kalmana pełni rolę generatora ciągu innowacji $\nu(k+1)$. Na podstawie znanych własności tego procesu wiadomo, że w przypadku braku uszkodzenia ciąg ten jest gaussowskim ciągiem losowym o wartości oczekiwanej równej zero, co odpowiada warunkowi poprawności modelu. W przypadku przeciwnym wartość oczekiwana jest różna od zera. Do analizy procesu innowacji stosuje się test SPRT [234, 245]. Jeżeli w wyniku testowania procesu zostanie podjęta hipoteza o wystąpieniu uszkodzenia, wówczas w celu wyestymowania parametrów obiektu, których zmiana odzwierciedla uszkodzenie w obiekcie, może być zastosowany suboptymalny rozszerzony filtr Kalmana [113]. W tym przypadku prowadzona jest jednoczesna estymacja stanu i parametrów (traktowanych także jako stan). Zadanie to jest zwykle silnie nieliniowe.

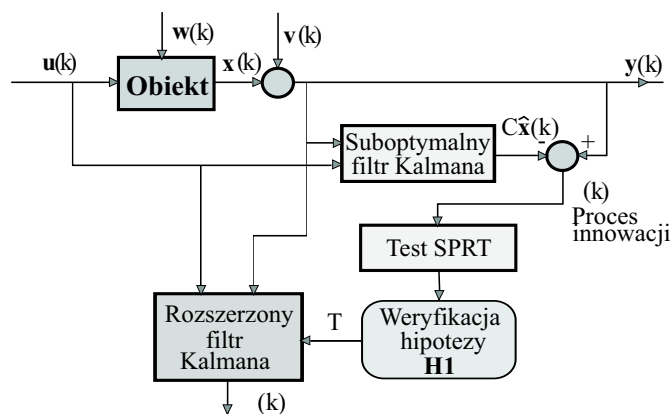


Rys. 6.1. Architektura diagnostycznego systemu doradczego

Uwzględniając informacje dotyczące zasad detekcji i lokalizacji uszkodzeń oraz własności liniowych i nieliniowych filtrów Kalmana (rozdział 2.2.2) zaproponowano zastosować tę formę reprezentacji wiedzy w hybrydowym SE projektowanym dla zespołu *kocioł-turbina*.

Zespół *kocioł-turbina* stanowi przykład klasycznego wielowymiarowego obiektu o średniej skali interakcji [188]. Z punktu widzenia zasad działania można w nim wyróżnić kilka podzespołów dynamicznych, takich jak turbina, kocioł, zawory itd.

Jednym z symptomów mogących wystąpić w obiekcie może być nieakceptowalna zmiana ilości paliwa doprowadzanego do paleniska. Może to być wywołane np. uszkodzeniem zaworu paliwa. Intencją autora na tym etapie badań było dokonanie analizy skuteczności diagnozowania na bazie technik analitycznych, dlatego w dalszych badaniach przyjęto liniowy model badanych zaworów. Założenie to w przypadku rzeczywistych zaworów nie znajduje uzasadnienia, ponieważ zawory pracują przy dużych zmianach punktu pracy i nieliniowej charakterystyce. Model liniowy był przydatny tylko dla symulatora zespołu kocioł-turbina.



Rys. 6.2. Ogólna struktura systemu detekcji z zastosowaniem filtru Kalmana

Własności zaworu paliwa, stosowanego w symulatorze opisano równaniem [188]:

$$F'_g(k+1) = F'_g(k) - \frac{1}{a_3} F'_g(k) + \frac{K_z}{a_3} F_g, \quad (6.1)$$

gdzie: F'_g oznacza natężenie przepływu paliwa za zaworem regulacyjnym, F_g - natężenie przepływu paliwa przed zaworem regulacyjnym, K_z - stała wzmocnienia (dla modelu w warunkach nominalnych przyjęto wartość 1), a_3 - stała czasowa (dla modelu równa 15).

W przypadku modelu zaworu paliwa (6.1) macierze \mathbf{A} , \mathbf{B} i \mathbf{C} oraz wektor stanu i wektor wymuszeń opisano w postaci:

$$\mathbf{x}(k) = [F + g'(k)], \quad \mathbf{u}(k) = [u_1(k)], \quad (6.2)$$

$$\mathbf{A} = \left[1 - \frac{\Delta T}{c} \right], \quad \mathbf{B} = \left[\frac{K_z \Delta T}{c} \right], \quad \mathbf{C} = [1]. \quad (6.3)$$

Model matematyczny zaworu paliwa w przestrzeni zmiennych stanu zdefiniowano jako:

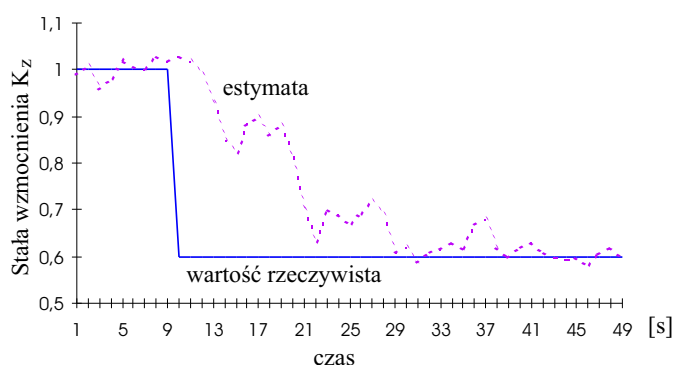
$$[x_1(k+1)] = [0.993] [x_1(k)] + [0.27] [u_1(k)] + \mathbf{w}(k), \quad (6.4)$$

$$\mathbf{y}(k) = [1] [x_1(k)] + \vartheta(k). \quad (6.5)$$

gdzie:

$$\mathbf{x}(0) = [1], \quad \mathbf{P}(0|0) = [1]. \quad (6.6)$$

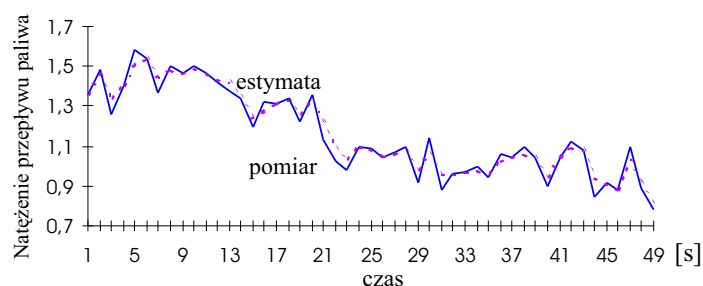
Przyczyną niepożądaną zmiany ilości paliwa doprowadzanego do paleniska może być wyciek paliwa przy zaworze, który odzwierciedla się zmianą wartości stałej wzmocnienia K_z (6.5). Dla oceny stanu obiektu zastosowano rozszerzony wektor



Rys. 6.3. Estymata i wartość rzeczywista stałej wzmocnienia

zmiennych stanu. Za pomocą filtru Kalmana wyestymowano dwie zmienne: ilość paliwa oraz parametr b_1 (w macierzy \mathbf{B} opisuje on wzmocnienie).

W testowanym przykładzie stała wzmocnienia uległa zmianie z wartości nominalnej 1 na wartość 0.6. Estymata wzmocnienia z zadawalającą dokładnością reprezentuje rzeczywistą jego wartość (rys. 6.3). Można zaobserwować dobrą zbieżność algorytmu, pomimo dużej zmiany wartości wzmocnienia (rys.6.4). Jedyne w stanie nieustalonym w niewielkim przedziale czasowym obejmującym chwilę wystąpienia uszkodzenia pojawia się znaczna różnica między estymatą a rzeczywistą wartością wzmocnienia (rys. 6.3).



Rys. 6.4. Rzeczywista wartość i estymata ilości paliwa

Kolejnym badanym podzespołem jest zawór turbiny. Uszkodzenie tego zaworu może powodować zakłócenia w funkcjonowaniu turbiny. Procesy zachodzące w zaworze turbiny opisano równaniem [188]:

$$F'_k(k+1) = F'_k(k) - \frac{1}{c}F'_g(k) + \frac{K_t}{c}F_k, \quad (6.7)$$

gdzie: F_k jest ilością pary dochodzącą do zaworu, F'_k - ilością pary za zaworem, K_t - stałą wzmocnienia, (dla modelu w warunkach nominalnych równą 1), c - stałą czasową (dla modelu równą 10).

Po przekształceniach model matematyczny zaworu turbiny (6.7) w przestrzeni zmiennych stanu przyjmie postać:

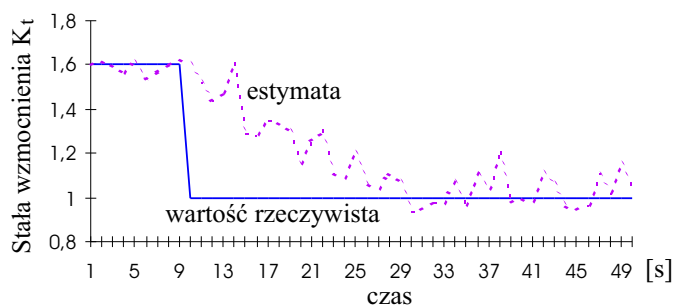
$$[x_1(k+1)] = [0.99][x_1(k)] + [0.1][u_1(k)] + \mathbf{w}(k), \quad (6.8)$$

$$\mathbf{y}(k) = [1][x_1(k)] + \vartheta(k). \quad (6.9)$$

gdzie:

$$\mathbf{x}(0) = [1], \quad \mathbf{P}(0|0) = [1]. \quad (6.10)$$

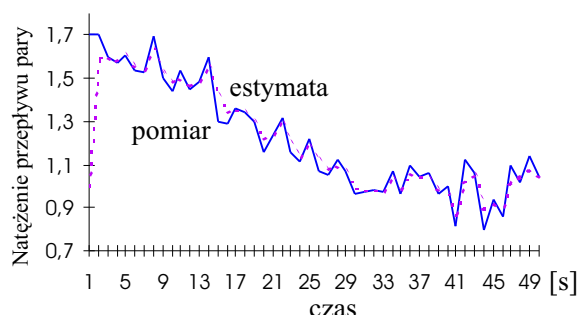
Przyczyną niepożądaną zmiany ilości pary doprowadzanej do turbiny może być wyciek pary przy zaworze, który odzwierciedla się zmianą wartości stałej wzmocnienia K_t (6.7). Podobnie jak w przypadku zaworu paliwa, dokonując analizy skuteczności systemu diagnostycznego wyestymowano dwie zmienne stanu: ilość pary oraz parametr b_1 (definiuje wartość wzmocnienia modelu zaworu).



Rys. 6.5. Estymata i wartość rzeczywista stałej wzmocnienia

Podobnie jak w poprzednim eksperymencie stała wzmocnienia uległa zmianie z wartości nominalnej 1 na wartość 0.7. Estymata wzmocnienia również z zadawalającą dokładnością reprezentuje rzeczywistą jego wartość (rys. 6.5). Można zaobserwować dobrą zbieżność algorytmu, pomimo dużej zmiany wartości wzmocnienia (rys.6.6). Z przeprowadzonych doświadczeń wynika, że filtr Kalmana dobrze przybliżyła wartość rzeczywistą estymowanych parametrów pomimo znacznie odbiegających wartości początkowych od nominalnych i powoduje tylko w początkowym okresie pogorszenie estymaty wektora stanu.

W celu weryfikacji uzyskanych wyników dodatkowo przeprowadzono podobne eksperymenty polegające na wprowadzeniu uszkodzenia turbiny oraz kotła [188]. Z przeprowadzonych eksperymentów wynika, że stosując algorytm z suboptymalnym filtrem Kalmana, w porównaniu z optymalnym filtrem Kalmana, skraca się



Rys. 6.6. Rzeczywista wartość i estymata ilości pary

czas obliczeń, nie powodując znacznego zmniejszenia dokładności estymacji stanu i uszkodzonych parametrów. Podanie znacznie odbiegających wartości początkowych od nominalnych, powoduje tylko w początkowym okresie pogorszenie estymaty wektora stanu. Adaptacyjny filtr Kalmana pracuje poprawnie zwykle, gdy liczba estymowanych parametrów nie przekracza wymiaru obiektu n . Jego zbieżność znacznie poprawia modyfikacja macierzy kowariancji błędu estymacji $P(k|k)$ polegająca na wprowadzeniu do równań filtru zmodyfikowanej macierzy kowariancji w postaci:

$$\mathbf{P}_{\Theta_i}(k+1|k) = \left[\Theta_{in} - \widehat{\Theta}_i(k|k) \right]^2 / \mathbf{d}^2, \quad (6.11)$$

gdzie: Θ_{in} i $\widehat{\Theta}_i(k|k)$ oznaczają nominalną i estymowaną wartość parametru Θ , d - parametr zbieżności.

Zastosowanie metody detekcji i lokalizacji uszkodzenia bazującej na suboptymalnym filtrze Kalmana zmniejsza czasochłonność obliczeń oraz wrażliwość filtru na nieokreśloności *aprioryczne* modelu matematycznego obiektu przy zachowaniu zadowalającej dokładności. Zastosowanie metody korzystającej z filtru Kalmana umożliwia jednoczesne estymowanie parametrów macierzy układu, macierzy wejścia układu i macierzy układu pomiarowego. Jednakże wymagania obejmujące znajomość modelu matematycznego obserwowanych podzespołów, dynamika adaptacyjnego algorytmu estymacji oraz ograniczenia rozmiaru estymowanych wielkości powodują ograniczony zakres stosowalności tej techniki. Potwierdza to tezę o konieczności budowy systemu opartego na kilku technikach wydobywania wiedzy.

6.2.2. Neuronowe detektory

Następną techniką, którą zaproponowano zastosować w budowie systemu hybrydowego, są sieci neuronowe. Detektory neuronowe przygotowane dla zespołu *kocioł-turbina* mają strukturę perceptronu wielowarstwowego o różnej ilości neuronów w poszczególnych warstwach. Liczba neuronów zastosowana w kolejnych warstwach

omawianych detektorów zależy od własności podzespołów, dla których je przygotowano [2, 228].

Na podstawie analizy procesów zachodzących w poszczególnych blokach elektrowni cieplnej przyjęto 5 wielkości pomiarowych, które w pełni charakteryzują poprawne działanie przyjętego modelu obiektu. Stan obiektu opisany za pomocą wybranych 5 wielkości pozwalał na poprawne działanie detektora stanu uszkodzenia procesu. W przypadku wykrycia stanu awaryjnego zaproponowano stosowanie dodatkowego zintegrowanego systemu diagnostycznego. W stanie ustalonym pewne mierzone wielkości obiektowe (tabela 6.1) różnią się od wartości nominalnych i pozwala to zbudować moduł w postaci sieci neuronowej, której odpowiedzi pozwolą wnioskować o wystąpieniu (lub nie) uszkodzenia.

Tabela. 6.1. Zestaw sygnałów pomiarowych

Lp.	Pomiar	Wartość nominalna	Kod
1	Poziom wody	$5.0 \div 5.3$	h
2	Zawartość tlenu	$-0.1 \div 0.1$	O_2
3	Ciśnienie pary	$4.9 \div 5.1$	p_k
4	Temperatura pary	$8.4 \div 8.6$	T_k
5	Obroty turbiny	$9.9 \div 10.1$	n

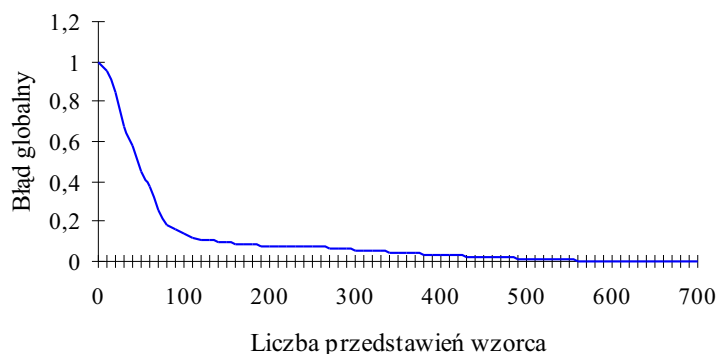
Tabela. 6.2. Zestaw uszkodzeń

Lp.	Rodzaj uszkodzenia	Kod
1	Brak uszkodzenia	BU
2	Uszkodzenie w zespole kocioł-turbina	U

Na podstawie zdefiniowanych wartości sygnałów pomiarowych (tabela 6.1) i zestawu uszkodzeń (tabela 6.2) zaproponowano strukturę sieci jednokierunkowej typu perceptronowego [117]. Sieć ta zawiera: 5 elementów w warstwie wejściowej (liczba sygnałów mierzonych), 2 elementy w warstwie wyjściowej (uszkodzenie lub brak uszkodzenia), oraz jedną warstwę ukrytą z 20 elementami przetwarzającymi. Proces uczenia sieci przeprowadzono dla współczynnika uczenia $\eta = 0.7$ i momentum $\alpha = 0.25$.

Sieć o wcześniej omówionej strukturze nauczyła się poprawnie rozpoznawać dane uszkodzenie już po 500 pokazach wzorców uczących (rys. 6.7). Na podstawie badań stwierdzono, że zastosowany detektor neuronowy zapewnia wystarczającą szybkość diagnozowania stanu obiektu. W układzie diagnostycznym opartym na

układach z modelem uzyskuje się układy bardziej wrażliwe niż zaproponowany detektor wstępny, jednakże jego główną zaletą jest globalność analizy stanu procesu. W związku z tym zastosowano go jako wstępny układ diagnostyczny.



Rys. 6.7. Efektywność procesu uczenia wstępnego detektora neuronowego

Tabela. 6.3. Zestaw sygnałów pomiarowych

Lp.	Pomiar	Wartość nominalna	Kod
1	Przepływ paliwa przed zaworem	1.4 ÷ 1.6	FGP
2	Przepływ paliwa za zaworem	1.4 ÷ 1.6	FGZ
3	Przepływ powietrza przed zaworem	1.4 ÷ 1.6	FLP
4	Przepływ powietrza za zaworem	1.4 ÷ 1.6	FLZ

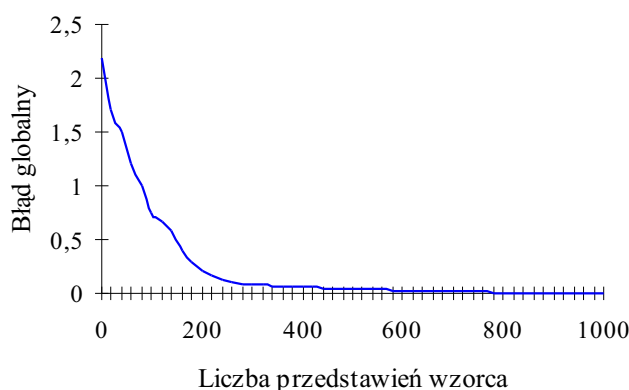
Diagnozowanie uszkodzenia pompy powietrza lub pompy paliwa stanowi poważny problem w przypadku zastosowania wcześniej omówionej techniki opartej na filtrze Kalmana. Trudność polega na braku odpowiednio dokładnego modelu matematycznego, a objawy jakie występują w przypadku uszkodzenia pomp oraz współpracujących z nimi zaworów są jednakowe. Dlatego do detekcji tego uszkodzenia zaproponowano również zastosować odpowiednio skonfigurowane sieci neuronowe.

Podobnie jak w przypadku zadania obserwacji stanu całego zespołu *kocioł-turbina* lista mierzonych sygnałów (tabela 6.3) oraz lista zdefiniowanych uszkodzeń (tabela 6.4) charakteryzują strukturę sieci. Zaproponowano sieć jednokierunkową typu perceptronowego o następującej strukturze: 4 elementy w warstwie wejściowej (sygnały mierzone), 5 elementów w warstwie wyjściowej (rodzaj uszkodzenia), oraz jedną warstwę ukrytą z 20 elementami przetwarzającymi. Proces uczenia sieci

przeprowadzono dla współczynnika uczenia $\eta = 0.8$ i momentum $\alpha = 0.3$.

Tabela. 6.4. Zestaw uszkodzeń

Lp.	Rodzaj uszkodzenia	Kod
1	Brak uszkodzenia	NF
2	Wydażność pompy paliwa wzrosła	F1
3	Wydażność pompy paliwa zmalała	F2
4	Wydażność pompy powietrza wzrosła	F3
5	Wydażność pompy powietrza zmalała	F4



Rys. 6.8. Efektywność procesu uczenia

Przygotowana sieć nauczyła się poprawnie rozpoznawać zadane uszkodzenie po 800 pokazaniach wzorców uczących (rys. 6.8).

Blok turbiny stanowi jeden z ważnych podzespołów analizowanego procesu. Elementami składowymi tego bloku są: turbina, zawór upustowy oraz zawór turbiny. Z uwagi na fakt, że każdy element tego bloku może ulec uszkodzeniu oraz, że zachowanie podzespołu, opisywane za pomocą pomiarowo dostępnych sygnałów, w przypadku wystąpienia każdego z wymienionych uszkodzeń jest podobne, do detekcji całego bloku zaproponowano użycie SSN. Sygnały mierzone (uzyskane w czasie symulacji zjawisk zachodzących w procesie - dodatek A), które w wystarczająco charakteryzują zachowanie przyjętego modelu obiektu zestawiono w tabeli 6.5. Tabela 6.6 zawiera zestaw uszkodzeń analizowanych w tym bloku.

Sygnały mierzone i ilość uszkodzeń określają strukturę sieci neuronowej. Sieć ma 7 neuronów w warstwie wejściowej, 5 neuronów w warstwie wyjściowej oraz

Tabela. 6.5. Zestaw sygnałów pomiarowych

Lp.	Pomiar	Wartość nominalna	Kod
1	Nateżenie przepływu pary przed zaworem turbiny	0.6 ÷ 0.8	FKP
2	Nateżenie przepływu pary za zaworem turbiny	1.6 ÷ 1.8	FKZ
3	Ilość pary	12.1 ÷ 12.6	FKW
4	Upust pary przed zaworem upustowym	6.5 ÷ 7.5	UPP
5	Upust pary za zaworem upustowym	6.5 ÷ 7.5	UZP
6	Prędkość obrotowa turbiny	9.9 ÷ 10.1	N
7	Temperatura pary	8.4 ÷ 8.6	TK

Tabela. 6.6. Zestaw uszkodzeń

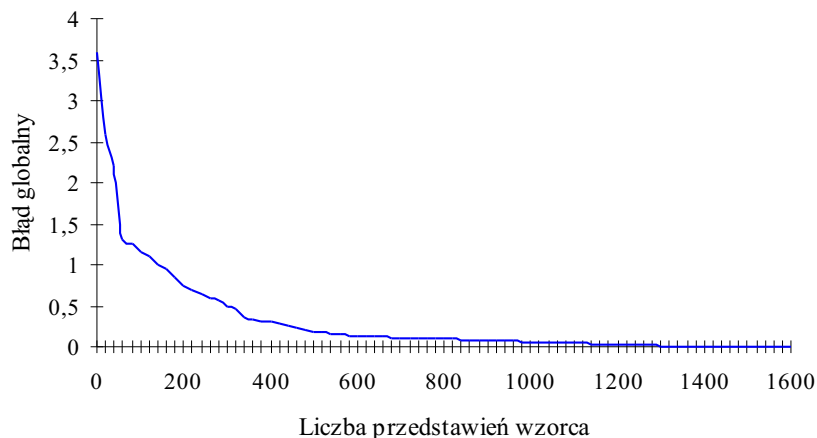
Lp.	Rodzaj uszkodzenia	Kod
1	Brak uszkodzenia	NF
2	Uszkodzony zawór turbiny	F1
3	Uszkodzony zawór upustowy (wzrost ilości pary w bloku turbiny)	F2
4	Uszkodzony zawór upustowy (zmniejszona ilość pary w bloku turbiny)	F3
5	Uszkodzenie turbiny	F4

20 neuronów w warstwie ukrytej. Proces uczenia sieci przeprowadzono dla współczynnika uczenia $\eta = 0.7$ i momentum $\alpha = 0.2$.

Sieć nauczyła się poprawnie rozpoznawać zadane uszkodzenie po 1400 pokazaniach wzorców uczących 6.9. Niestety, znacznie gorsze wyniki uzyskuje się w przypadku wystąpienia jednocześnie dwóch typów uszkodzeń. Sieć w takich przypadkach wykrywała tylko jedno uszkodzenie. Należy tutaj zaznaczyć, że sieć była uczona rozpoznawania tylko pojedynczych uszkodzeń. Brak pozytywnych wyników w przypadku detekcji dwóch lub trzech uszkodzeń wynika także z faktu, że niektóre uszkodzenia mają dominujący wpływ na zmiany wartości obserwowanych wielkości.

6.2.3. Regułowa reprezentacja wiedzy

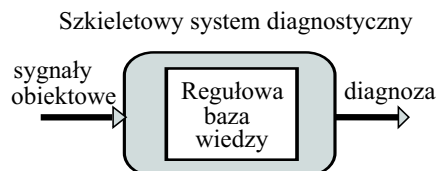
Baza wiedzy badanego systemu ekspertowego przygotowanego dla procesu diagnozowania zespołu *kocioł-turbina* ma strukturę hierarchiczną [115]. Na najwyższym poziomie umieszczono regułową reprezentację wiedzy heurystycznej. Regułową bazę wiedzy tworzy zestaw reguł zapisanych według zasad systemu ekspertowego EXSYS. Reguły te można zapisywać w notacji deterministycznej (absolutna pew-



Rys. 6.9. Efektywność procesu uczenia

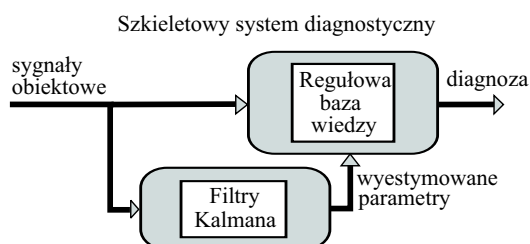
ność hipotez) lub uwzględniającej niepewność (hipotezy z różnymi współczynnikami pewności). System ekspertowy zespołu *kocioł-turbina* (rys.6.10) zawiera około 130 reguł [197]. Kilkadziesiąt z nich zastosowano do wstępnego przygotowania kwalifikatorów dla reguł diagnostycznych. Reguły diagnostyczne zastosowane w badanym systemie, w zależności od typu zastosowanej bazy wiedzy i danych, można podzielić na trzy grupy:

- ◇ zawierające tylko kwalifikatory oparte na sygnałach obiektowych (rys. 6.10),

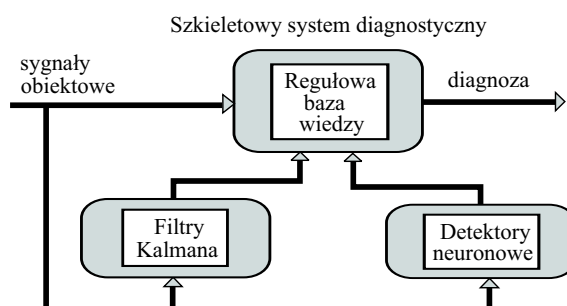


Rys. 6.10. System z heurystyczną bazą wiedzy

- ◇ zawierające dwa typy kwalifikatorów - oparte na sygnałach obiektowych i wyestymowanych za pomocą filtrów Kalmana parametrach obiektowych (rys. 6.11),
- ◇ zawierające trzy typy kwalifikatorów - oparte na sygnałach obiektowych, na parametrach wyestymowanych za pomocą filtrów Kalmana i na odpowiedziach detektorów neuronowych (rys.6.12).



Rys. 6.11. System z heurystyczną i analityczną bazą wiedzy



Rys. 6.12. Schemat blokowy systemu diagnostycznego z filtrami Kalmana i detektorami neuronowymi

W pierwszej grupie można wyróżnić trzy typy reguł:

- ★ reguły określające przedział mierzonej wielkości, np. reguła określająca poziom wody w walczaku:

```

IF  $h < 48$  THEN poziom wody w walczaku jest niski,
IF  $48 \leq h$  and  $h \leq 52$  THEN poziom wody w walczaku jest w normie,
IF  $h > 52$  THEN poziom wody w walczaku jest wysoki.
  
```

- ★ reguły określające prędkość przyrostu lub ubywania mierzonej wielkości, np. reguła określająca charakter zmian ciśnienia pary w kotle:

```

IF  $dp_k < -0.05$  THEN ciśnienie pary w kotle maleje,
IF  $-0.05 \leq dp_k$  and  $dp_k \leq 0.05$  THEN ciśnienie pary w kotle jest stałe,
IF  $dp_k > 0.05$  THEN ciśnienie pary w kotle rośnie.
  
```

- ★ reguły określające typ uszkodzenia, np. reguła określająca uszkodzenie zaworu upustowego:

```

IF poziom wody w walczaku jest niski
  
```

```
and ilość wykorzystywanej pary rośnie,  
and prędkość obrotowa turbiny jest w normie,  
and ciśnienie pary w kotle maleje,  
THEN uszkodzony zawór upustowy - z poziomem ufności 8/10.
```

W postaci wydzielonej przyjęto regułę określającą poprawność funkcjonowania zespołu *kocioł-turbina*. Reguła ta ma postać:

```
IF poziom wody jest w normie  
and ciśnienie pary w kotle jest w normie,  
and temperatura pary przegrzanej jest w normie,  
and zawartość tlenu w spalinach jest w normie,  
and prędkość obrotowa turbiny jest w normie  
THEN brak uszkodzenia - z poziomem ufności 10/10  
ELSE nieokreślone uszkodzenie - z poziomem ufności 0/10.
```

W procesie diagnozowania reguła ta jest testowana jako pierwsza, co istotnie skraca czas diagnozy w przypadku stwierdzenia braku uszkodzenia.

Druga grupa reguł zawiera kwalifikatory oparte o analizę poziomu lub szybkości zmian wybranych sygnałów obiektowych oraz analizę wartości wyestymowanych za pomocą filtrów Kalmana, określonych w danej regule parametrów podzespołów obiektu. Kwalifikatory zawierające analizę wyestymowanych parametrów podlegają wnioskowaniu na niższym poziomie po pozytywnej ocenie wcześniej umieszczonych w danej regule kwalifikatorów.

Przykłady reguł drugiej grupy dla zaworu turbiny, turbiny i zaworu upustowego zamieszczono poniżej.

```
IF (1) [ZAWTURB] > 2,3  
and (2) [ZAWTURB] < 2,5  
THEN Zawór turbiny jest dobry  
ELSE Zawór turbiny jest uszkodzony
```

```
IF (1) [ESTYTURB] > 1,5  
and (2) [ESTYTURB] < 1,7  
THEN Turbina jest w normie  
ELSE Turbina uszkodzona
```

```
IF (1) [UPUST] < 1,1  
and (2) [UPUST] > 0,9  
THEN Zawór upustowy jest dobry  
ELSE Zawór upustowy jest uszkodzony
```

Zmienne *ZAWTURB*, *ESTYTURB* i *UPUST* reprezentują estymatory parametrów zaworu turbiny, turbiny i zaworu upustowego uzyskane za pomocą filtrów Kalmana. Wartości znamionowe tych parametrów wynoszą odpowiednio 2.4, 1.6 i 1. Przy tworzeniu reguł opartych na tych parametrach przyjęto dopuszczalny przedział błędu estymacji.

Trzecią grupę reguł reprezentują następujące przykłady:

Dla turbiny

IF (1) *prędkość obrotowa turbiny jest NOT w normie*
and (2) *poziom wody w normie*
and (3) *zawartość tlenu w normie,*
and (4) *ciśnienie pary w normie,*
and (5) *temperatura pary w normie,*
and (6) *turbina jest w normie,*
and (7) $[UPUST] > 1,1,$
and (8) $[STURB] = 3,$
THEN *Uszkodzenie instalacji upustowej - poziom ufności = 9/10*
Uszkodzenie turbiny - poziom ufności = 2/10

Dla paleniska

IF (1) *poziom wody jest stały*
and (2) *zawartość tlenu maleje,*
and (3) *prędkość obrotowa turbiny maleje,*
and (4) *temperatura pary maleje,*
and (5) *ciśnienie pary maleje,*
and (6) *przepływ pary maleje,*
and (7) *poziom wody w normie,*
and (8) *prędkość obrotowa turbiny jest mała,*
and (9) *ciśnienie pary jest niskie,*
and (10) *temperatura pary jest w normie,*
and (11) *zawartość tlenu jest niska,*
and (12) $[ESTYPO] > 0,9,$
and (13) $[SIEC] = 0$
THEN *Paliwo o większej wydajności energetycznej - poziom ufności = 9/10*
Uszkodzenie zaworu powietrza - poziom ufności = 1/10.

Zmienna *ESTYPO* jest estymatorem parametru zaworu powietrza uzyskanym za pomocą filtra Kalmana, zbudowanego dla tego zaworu. Wartość nominalna tego parametru wynosi 1. Zmienne *STURB* i *SIEC* są odpowiedziami detektorów neuronowych zbudowanych dla turbiny i paleniska. Baza wiedzy zawiera również reguły obejmujące sytuacje z wieloma uszkodzeniami.

Poniższa reguła jest przykładem tego fragmentu bazy.

Dla turbiny -

```
IF (1) prędkość obrotowa turbiny jest NOT w normie
      and (2) poziom wody w normie,
      and (3) zawartość tlenu w normie,
      and (4) ciśnienie pary w normie,
      and (5) temperatura pary w normie,
      and (6) turbina jest uszkodzona,
      and (7) zawór turbiny jest uszkodzony,
      and (8) zawór upustowy jest uszkodzony
THEN Uszkodzenie instalacji upustowej - poziom ufności = 8/10
       Uszkodzenie turbiny - poziom ufności = 8/10
       Uszkodzenie zaworu turbiny - poziom ufności = 8/10
```

6.2.4. Techniki z rozmytą reprezentacją wiedzy

Elektrownia cieplna stanowi zespół zbudowany z kilku złożonych bloków, w których następują przemiany różnych form energii (rys. 5.2). Precyzyjny opis zjawisk występujących w procesie przemian energetycznych jest bardzo trudny i wymaga złożonego aparatu matematycznego. W warunkach niedokładnego lub niepełnego opisu stanu badanego obiektu dobrą efektywność diagnostyki można uzyskać stosując rozmytą bazę wiedzy i danych. W ramach badań nad niezawodnością zespołu opracowano system przeznaczony do diagnostyki ruchowej, w którym zastosowano redundancyjnie wcześniej wprowadzoną bazę regułową oraz bazę z logiką rozmytą. Rozmyta baza wiedzy systemu zawiera kilka bloków, do których należy zaliczyć: zbiór reguł (wiedza heurystyczna utworzona dla sygnałów rozmytych) oraz zbiór detektorów neuronowych [183, 184]. Ponadto badany system ekspertowy wyposażono w dodatkowy układ detektora szybkiej detekcji uszkodzeń, weryfikującego poprawność pracy zespołu w oparciu o analizę rozmytych sygnałów obiektowych.

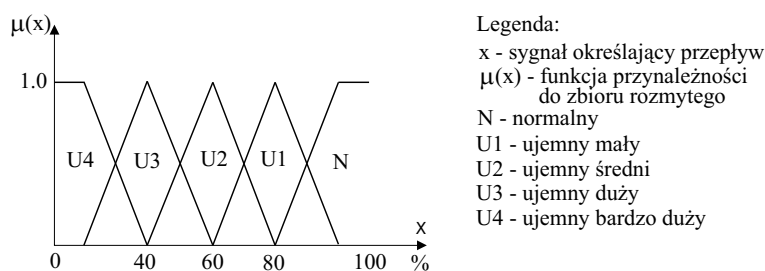
Przed przystąpieniem do realizacji algorytmu detektora rozmytego należy zrealizować proces rozmywania sygnałów obiektowych wykorzystywanych w analizie stanu obiektu.

6.2.4.1 Rozmywanie sygnałów obiektowych

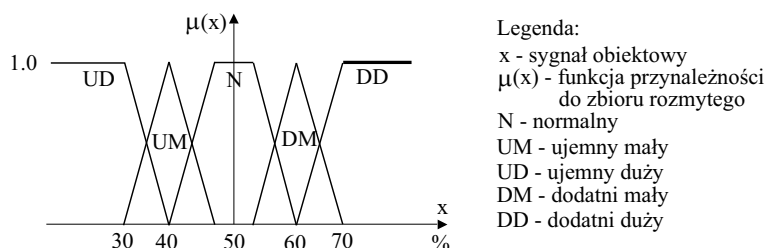
Proces rozmywania jest istotnym elementem omawianego bloku systemu ekspertowego. Do rozstrzygnięcia pozostają dwa zagadnienia: kształt funkcji rozmywającej oraz liczba zbiorów rozmytych niezbędna dla efektywnej diagnostyki obiektu. Do najczęściej używanych w tym procesie funkcji rozmywających zalicza się krzywe

typu trapezowego lub trójkątnego.

Zastosowany system rozmywający sygnały obiektowe umożliwia budowę pięciu zbiorów rozmytych o kształcie funkcji przynależności przedstawionej na rys. 6.13 dla przepływów oraz na rys. 6.14 dla pozostałych wielkości obiektowych (prędkość obrotowa turbiny, poziom wody w walczaku, zawartość tlenu w spalinach, ciśnienie i temperatura pary) [199].



Rys. 6.13. System rozmywania sygnałów układów zasilających



Rys. 6.14. System rozmywania podstawowych sygnałów obiektowych

6.2.4.2 Wstępny detektor rozmyty

Zadaniem rozmytego detektora wstępnego jest szybka detekcja uszkodzeń. Aby zrealizować to zadanie, zastosowano agregację na rozmytych sygnałach obiektowych. Z teorii znane są różne metody agregacji [243]. Do realizacji tego zadania przyjęto agregację ze stałym wektorem wagowym:

$$\mathbf{w} = [0.1 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.7 \ 0.7]. \quad (6.12)$$

W rozmytym detektorze zdefiniowano pięć zmiennych lingwistycznych: poziom wody, ciśnienie pary, temperatura pary, zawartość tlenu w spalinach, prędkość obrotowa turbiny. Przyjmując wektor wartości zdefiniowanych zmiennych lingwistycznych w postaci:

$$\mathbf{a} = [N \ UM \ DM \ UD \ DD], \quad (6.13)$$

gdzie: N oznacza stan normalny, UM - ujemny mały, DM - dodatni mały, UD - ujemny duży, DD - dodatni duży,
oraz wektor wartości funkcji przynależności do poszczególnych zbiorów rozmytych:

$$\mathbf{a}_x = [\mu_N \mu_{UM} \mu_{DM} \mu_{UD} \mu_{DD}], \quad (6.14)$$

wyznaczono wartość zagregowaną dla każdej z podstawowych zmiennych lingwistycznych:

$$\mathbf{d}_x = \mathbf{w} \cdot \mathbf{a}_x, \quad (6.15)$$

uzyskując wektor zmiennych zagregowanych:

$$\mathbf{s} = [d_h \ d_p \ d_T \ d_O \ d_n]. \quad (6.16)$$

Z zależności:

$$\max(\mathbf{s}) = 0.1, \quad (6.17)$$

uzyskano warunek konieczny pracy obiektu bez uszkodzeń.

6.2.4.3 Proces wnioskowania

Proces wnioskowania zrealizowano wyróżniając dwa charakterystyczne stany diagnozowanego obiektu: obiekt pracuje z możliwością wystąpienia co najwyżej jednego uszkodzenia; obiekt pracuje w warunkach umożliwiających wystąpienie kilku uszkodzeń jednocześnie lub w dowolnych chwilach.

Pojedyncze uszkodzenia mogą dotyczyć zaworów regulacyjnych, pomp oraz innych podzespołów obiektu. Diagnostykę zaworów i pomp oparto na zbiorach rozmytych, stosowanych do wartości przepływów regulowanych badanym zaworem. Zmiana przepływu może być wywołana przez zmianę wydajności pompy (uszkodzenie pompy: wody, paliwa lub powietrza) lub uszkodzenie zaworu. Aby wyróżnić te dwa uszkodzenia, reguły diagnostyczne analizują funkcje przynależności do określonych zbiorów rozmytych przepływu medium mierzonego przed zaworem i za zaworem. Dla uszkodzenia pompy przepływ przed zaworem ma wartość funkcji przynależności do zbioru nominalnego mniejszą niż jeden. Dla podwójnego uszkodzenia pompy i zaworu tego samego medium, po wykryciu uszkodzenia pompy, powtarza się proces rozmywania przepływu za zaworem w stosunku do przepływu przed zaworem. Jeśli przepływ za zaworem ma wartość funkcji przynależności do zbioru nominalnego również mniejszą niż jeden, wtedy zostaje dodatkowo zlokalizowane uszkodzenie badanego zaworu. Poniżej pokazano fragment bazy wiedzy dla lokalizacji uszkodzenia pompy lub (i) zaworu wody.

Reguły dla pompy wody i zaworu wody:

```
IF NW_PZ <> 1
THEN
```

```

BEGIN uszkodzenie_pompy_wodnej =true;
      Fazyfikacja1 (W_ZZ, W_PZ,0.5, U4W_ZZ, U3W_ZZ, U2W_ZZ,
                  U1W_ZZ,NW_ZZ);
      IF NW_ZZ <> 1
      THEN uszkodzenie_zaworu_wody
      END;
IF ((NW_ZZ <> 1) and (uszkodzenie_pompy_wodnej = false))
THEN uszkodzenie_zaworu_wody

```

gdzie: NW_PZ oznacza funkcję przynależności do zbioru normalnego dla przepływu wody przed zaworem, NW_ZZ - funkcję przynależności do zbioru normalnego dla przepływu wody za zaworem, W_PZ , W_ZZ - przepływ wody odpowiednio przed i za zaworem $U1W_ZZ$, $U2W_ZZ$, $U3W_ZZ$, $U4W_ZZ$ - funkcje przynależności do poszczególnych zbiorów rozmytych dla przepływu wody za zaworem (rys.6.13).

Analiza funkcji przynależności do określonych zbiorów rozmytych wybranych sygnałów obiektowych (np. poziomu wody) nie daje możliwości bezpośredniego diagnozowania obiektu bez dodatkowej analizy funkcji przynależności przepływu wybranego medium do określonych zbiorów rozmytych tego sygnału (np. przepływu wody za zaworem).

W przypadku braku uszkodzeń urządzeń zasilających (np. w wodę) analiza sygnału obiektowego jest wystarczająca dla lokalizacji uszkodzenia badanego podzespołu (np. turbiny). Poniżej przedstawiono przykład reguły zastosowanej dla analizy stanu turbiny.

Reguła dla turbiny:

```

IF ((NP_PZT = 1) and (NP_ZZU = 1) and (NOBR < 1) and (NP_ZZT = 1))
THEN uszkodzenie_turbiny

```

gdzie: NP_PZT oznacza funkcję przynależności do zbioru normalnego dla przepływu pary przed zaworem turbiny, NP_ZZU - funkcję przynależności do zbioru normalnego dla przepływu pary za zaworem upustowym, $NOBR$ - funkcję przynależności do zbioru normalnego dla prędkość obrotowej turbiny, NP_ZZT - funkcję przynależności do zbioru normalnego dla przepływu pary za zaworem turbiny.

Uszkodzenie układu zasilającego ma bezpośredni wpływ na pozostałe sygnały obiektowe. W tej sytuacji dla wykrycia uszkodzenia innego podzespołu związanego bezpośrednio lub pośrednio z układem zasilającym, zbudowano grupę reguł

realizujących proces rozpoznawania obrazu stanu obiektu, jaki będzie występował przy uszkodzeniu tylko układu zasilającego. Jeśli stan obiektu nie odpowiada przedstawionemu obrazowi, wtedy system lokalizuje kolejne uszkodzenie podzespołu. Uszkodzenia układu zasilającego mogą mieć różny poziom, a zatem liczba obrazów stanu obiektu jest dostatecznie duża. W procesie wnioskowania zastosowano rozmyte obrazy dla poszczególnych poziomów wartości funkcji przynależności przepływu badanego medium do określonych zbiorów rozmytych.

Drugą wielkością, na której oparto budowę obrazów stanu obiektu, jest czas, jaki upływa od momentu wykrycia pierwszego uszkodzenia. Ponadto rozmytość obrazów uzależniono od poziomu uszkodzenia układu zasilającego. Przy mniejszym poziomie uszkodzenia zastosowano większą liczbę obrazów stanu obiektu, aby zwiększyć szybkość i dokładność lokalizacji kolejnego uszkodzenia. Dużą szybkość lokalizacji uszkodzeń uzyskano przez hierarchiczną strukturę bazy regułowej. W pierwszym etapie system diagnostyczny realizuje procedurę wstępnej weryfikacji obrazów stanu obiektu na podstawie wartości funkcji przynależności przepływu badanego medium do określonego zbioru rozmytego.

Reguły dla analizy poziomu wody w walczaku przy uszkodzeniu zaworu wody:

```

IF ((uszkodzenie pompy wodnej = false)
      and (uszkodzenie zaworu upustowego = false)
      and (uszkodzenie zaworu turbiny = false)
      and (NP_ZZ=1)
      and (uszkodzenie zaworu wtryskowego = false)
THEN BEGIN
  IF U4W_ZZ > 0
  THEN BEGIN
    IF ((U4W_ZZ > 0) and (U4W_ZZ <= 0.25))
    THEN
      IF (((czas < 43) and (NH_W < 0.5)) or
            (czas>43) and (czas<56) and (NH_W=0)) or
            (czas>56) and (czas<66) and (UMH_W<0.5)) or
            (czas>67) and (czas<75) and (UMH_W=0)) or
            (czas>76) and (czas<83) and (UDH_W<0.5)) or
            (czas>84) and (czas<91) and (UDH_W=0)))
      THEN uszkodzony walczak
    IF ((U4W_ZZ>0.25) and (U4W_ZZ<=0.5))
    THEN
      IF (((czas<44) and (NH_W<0.5)) or
            (czas>44) and (czas<57) and (NH_W=0)) or
            (czas>58) and (czas<68) and (UMH_W<0.5)) or
            (czas>68) and (czas<77) and (UMH_W=0)) or

```

```

      ((czas>78) and (czas<85) and (UDH_W<0.5)) or
      ((czas>86) and (czas<93) and (UDH_W=0)))
  THEN uszkodzony walczak

```

```

      :
      :

```

.....

W przyjętym opisie NH_W oznacza funkcję przynależności do zbioru normalnego dla poziomu wody w walczaku (rys. 6.14), UMH_W - funkcję przynależności do zbioru *ujemny mały* dla poziomu wody w walczaku (rys. 6.14), UDH_W - funkcję przynależności do zbioru *ujemny duży* dla poziomu wody w walczaku (rys. 6.14), *czas* - czas w jednostkach zdefiniowanych dla danego obiektu (w sekundach dla symulatora obiektu) od momentu wykrycia uszkodzenia w obiekcie.

W przedstawionym komputerowym systemie diagnostycznym dla elektrowni cieplnej zintegrowano metody inżynierii wiedzy (systemy ekspertowe), metody formalne, sieci neuronowe i logikę rozmytą. Na początku system przetwarza dane o obiekcie, uzyskane na podstawie obserwacji kilku sygnałów obiektowych, reprezentowane w formie funkcji przynależności do kilku zbiorów rozmytych. Algorytm przetwarzania został zdefiniowany jako wstępny detektor, którego zadanie polega na wstępnej weryfikacji poprawności pracy obiektu. W przypadku wygenerowania przez system "podejrzenia" o możliwości występowania pewnych uszkodzeń, uaktywniony zostaje mechanizm lokalizacji, oparty na wiedzy regułowej bazującej na rozmytych sygnałach obiektowych. W przypadku wystąpienia kilku uszkodzeń jednocześnie lub z niewielkim przesunięciem czasowym, system wykorzystuje technikę rozpoznawania obrazów stanu obiektu w dyskretnych przedziałach czasu. Takie zintegrowane podejście z zastosowaniem metod redundancji analitycznej (wstępny detektor rozmyty), regułowej bazy wiedzy oraz technik rozpoznawania obrazów, znacznie zwiększa efektywność omawianego bloku systemu ekspertowego. Dotychczas otrzymane wyniki doświadczeń przeprowadzone dla różnych typów i poziomów możliwych uszkodzeń elektrowni cieplnej potwierdzają dużą efektywność takiego systemu diagnostycznego.

6.3. Zakończenie

W zintegrowanym systemie ekspertowym połączono różne formy reprezentacji wiedzy. Baza proceduralna została zbudowana z wykorzystaniem filtru Kalmana. Metoda ta wykorzystuje do wykrywania uszkodzeń modele matematyczne diagnozowanego podzespołu badanego obiektu. Jest ona czuła i zapewnia wcześniejsze wykrywanie zdarzeń awaryjnych. Zaprezentowano algorytm detekcji uszkodzeń,

bazujący na suboptymalnym filtrze Kalmana. Zastosowanie tego podejścia zmniejsza czasochłonność obliczeń oraz wrażliwość filtru na nieokreśloności *aprioryczne* modelu matematycznego obiektu przy zachowaniu zadawalającej dokładności, co potwierdzają rezultaty symulacji komputerowej (rozdział 6.2.1). Zastosowanie metody korzystającej z filtru Kalmana umożliwia estymowanie stanu oraz parametrów podzespołów badanego układu.

Metoda analityczna wymaga znajomości modelu matematycznego diagnostowanego podzespołu. Dla podzespołów, których modele matematyczne są niepewne lub niedostępne, zastosowano bazę wiedzy opartą na sztucznych sieciach neuronowych. W rozdziale wykazano skuteczność tej metody detekcji uszkodzeń. W celu przyspieszenia procesu diagnozowania systemu pracującego w trybie on-line, wyposażono go w neuronowy oraz redundancyjnie rozmyty detektor, weryfikujący poprawność pracy badanego obiektu. Detektory te nie zapewniają lokalizacji uszkodzenia, w zamian za to mają prostą konstrukcję i wykazują dużą szybkość działania. W przypadku wykrycia uszkodzenia zostaje uaktywniony zintegrowany system diagnostyczny, który w procesie diagnozowania wykorzystuje wszystkie rodzaje baz wiedzy. Składnikiem integrującym wszystkie elementy systemu diagnostycznego jest baza regułowa. Pokazano przykłady różnych reguł typu *if przesłanka, then konkluzja*, zawierających wiedzę: heurystyczną, analityczną, opartą na odpowiedziach detektorów neuronowych i regułach opartych na rozmytej reprezentacji sygnałów obiektowych. W procesie wnioskowania, w pierwszej kolejności podlegają analizie przesłanki oparte na sygnałach obiektowych i ich szybkości zmian, dopiero w przypadku spełnienia tych przesłanek, system wspomaga poprawność konkluzji bazą analityczną i (lub) odpowiedziami detektorów neuronowych. W przypadku niedokładnego lub niepewnego opisu stanu obiektu zastosowano rozmytą bazę wiedzy, która redundancyjnie w formie uzupełniających reguł zapewnia większą dokładność diagnozowania obiektu. Zastosowana redundancja bazy wiedzy czyni system bardziej niezawodnym i poprawnym w działaniu, zapewniając wysoki poziom wydawanych ekspertyz. Niesprzeczność systemu uzyskano poprzez zastosowanie do budowy bazy regułowej programu typu szkieletowego, który ma wbudowany mechanizm wykrywania reguł sprzecznych. Kompletność bazy wiedzy omawianego systemu pozostaje problemem otwartym. Diagnostowany obiekt ma wiele sygnałów mierzonych. Konstruowanie bazy regułowej, obejmującej wszystkie sytuacje charakterystyczne przy wybranych uszkodzeniach, jest problemem złożonym i wymagającym następnych prac badawczych. Prowadzone są obecnie prace nad zastosowaniem teorii zbiorów rozmytych do budowy bazy wiedzy, umożliwiającej budowę systemu kompletnego.