

Rozdział 5

Diagnostyka w złożonych procesach przemysłowych

5.1. Wstęp

Złożone procesy przemysłowe realizowane są w oparciu o obszerną klasę dynamicznych lub statycznych zespołów zaliczanych do klasy obiektów o charakterystykach nieliniowych. Zadanie monitorowania i diagnozowania tego typu procesów wymaga obserwacji dużej liczby wielkości procesowych. Jednakże część, niezbędnych do prawidłowej realizacji postawionych zadań, wielkości jest często niemierzalna lub jest definiowana nieprecyzyjnie albo niepewnie. W otaczającej technicznej rzeczywistości można znaleźć wiele przykładów procesów spełniających powyższe cechy. W celu zweryfikowania zasad funkcjonowania zaproponowanego hybrydowego SE dokonano analizy własności dwóch przykładowych procesów przemysłowych o złożonej strukturze. Pierwszym jest proces przetwarzania różnych form energii, realizowany w zespole kocioł-turbina, reprezentujący podstawowe elementy elektrowni cieplnej, jako drugi zaproponowano proces wytwarzania cukru w cukrowni i jeden z najważniejszych jej bloków - wyparkę.

Diagnostyka urządzeń przemysłowych ma zasadnicze znaczenie dla prowadzenia ich racjonalnej eksploatacji [238]. Podstawowym celem diagnostyki technicznej jest zwiększenie dyspozycyjności urządzeń oraz zmniejszenie wskaźnika ich awaryjności. W dobie optymalizacji kosztów wytwarzania zmniejszają się zapasy bezpieczeństwa podzespołów i w tych warunkach coraz większego znaczenia nabierają systemy diagnostyczne. Ponadto dążenie do zminimalizowania błędów personelu eksploatacyjnego i kosztów napraw urządzeń przyczyniło się do rozwoju nowoczesnych, automatycznych systemów diagnostyki technicznej. W przypadku dużych zmian w stanie technicznym urządzeń dąży się w działaniu diagnostycznym do oceny zdatności urządzenia do dalszej pracy, a jeśli jest to awaria, do zlokalizowa-

nia miejsca i określenia przyczyny.

W energetyce krajowej stwierdza się w ostatnich latach szczególnie szybkie wdrażanie metod diagnostyki technicznej, co jest spowodowane stosowaniem bloków energetycznych dużych mocy ($360 MW$). Uszkodzenia przypadkowe wywołane są z różnym rozkładem prawdopodobieństwa dla różnych podzespołów bloków energetycznych. Z materiałów Komitetu Energii Elektrycznej EKG ONZ oraz krajowych wynika, że największy udział w intensywności awarii mają kotły parowe, następnie turbiny, generatory i inne podzespoły procesu wytwarzania energii elektrycznej.

W światowej energetyce już w latach 80-tych stosowano automatyczne mikroprocesorowe systemy diagnostyczne żywotności turbin parowych. Zaliczyć do nich można licznik żywotności firmy BBC, urządzenie DZ firmy Siemens, TLG firmy MAN oraz system FACOS (ang. *Fatigue Control System*) firmy EVT. Powstanie nowoczesnych systemów diagnostycznych, działających w czasie rzeczywistym, było następstwem postępu technicznego w elektronice i technice komputerowej.

Proces przemysłowy realizowany w cukrowni stanowi przykład złożonego procesu produkcyjnego stosowanego w przemyśle spożywczym. W procesie technologicznym cukrowni wyróżnia się różne formy przekształcania źródeł energii. Jednym z ważniejszych podzespołów jest zespół wyparek, w których dokonuje się kondensacji syropu buraczanego. Są one przykładem linii technologicznej, w której realizowane są przemiany termo-chemiczne. Cechują się one złożonymi zazwyczaj nieliniowymi charakterystykami. Zadanie nadzorowania pracy tego typu podzespołów wymaga również obserwacji dużej liczby wielkości. Wśród polskich cukrowni spotyka się zakłady z nowoczesnymi układami monitorowania oraz wbudowanymi systemami zabezpieczenia przed określonymi niesprawnościami obiektu. Do jednej z nich należy zaliczyć cukrownię w Lublinie, w której zastosowano system monitorowania OSA.

W dalszej części rozdziału przedstawiono analizę własności omawianych procesów dokonując oceny przydatności zaproponowanego SE z zintegrowaną bazą wiedzy o różnych formach reprezentacji wiedzy.

5.2. Układy diagnostyki w elektrowniach

Rozwój diagnostyki w elektrowniach jest uwarunkowany przez:

- ◇ złożoność części wytwórczej elektrowni, skomplikowane konstrukcje i powiązania funkcjonalne,
- ◇ zasadę utrzymania dużej dyspozycyjności i niskiej awaryjności,

- ◇ postępujący rozwój konstrukcji,
- ◇ optymalizację parametrów eksploatacyjnych (np. sprawność).

Zmienne warunki eksploatacji podzespołów elektrowni powodują, że ich stany techniczne ulegają zmianie. Zmiany te mogą być zaliczane do stopniowej degradacji podzespołu lub do nagłego uszkodzenia. Ponadto niekiedy kumulacja mikrouszkodzeń jest przyczyną powstawania rozległej deformacji struktury obiektu.

W obiektach energetycznych wyróżnia się zasadniczo dwa kierunki działania diagnostycznego:

- ◇ diagnostyka ruchowa - diagnozowanie obiektu w ruchu, wyniki diagnozy można wykorzystać do:
 - ★ prowadzenia procesu wytwarzania energii - bloki ograniczeń termicznych kotła (BOTK) i turbiny (BOT),
 - ★ oceny stopnia zużycia podzespołów obiektu,
 - ★ wczesnego wykrywania usterek lub awarii,
- ◇ diagnostyka remontowa - diagnozowanie okresowe:
 - ★ diagnozowanie w celu określenia parametrów oraz programowania cyklu remontowego,
 - ★ poawaryjne, prowadzone w celu określenia przyczyn awarii i stanu obiektu po wystąpieniu awarii.

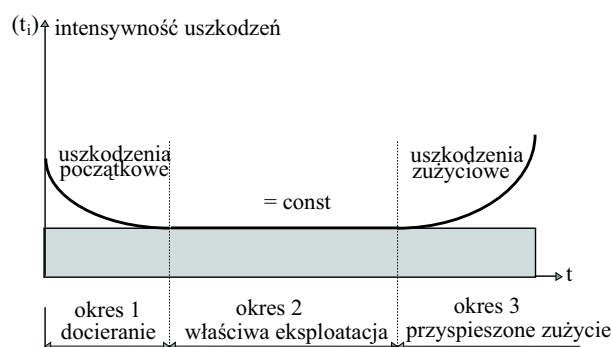
Diagnostyka techniczna urządzeń energetycznych często może być zastosowana do oceny degradacji żywotności eksploatacyjnej obiektu. Znając krzywe życia urządzenia lub intensywność uszkodzeń, można postawić prognozę o dalszym czasie użytkowania. Określenie stanu degradacji technicznej wymaga wyznaczenia wartości progowych parametrów diagnostycznych takiego stanu.

Dla elementów maszyn i urządzeń energetycznych można wyznaczyć związek między intensywnością zużycia (liczbą uszkodzeń) a stanem technicznym tych obiektów. Związek ten opisuje zależność [238]:

$$\lambda(t_i) = \frac{\Delta n_{iu}}{n_{is} \Delta t_i} \geq 0, \quad (5.1)$$

gdzie: Δn_{iu} oznacza przyrost liczby elementów uszkodzonych, n_{is} - liczbę elementów sprawnych, Δt_i - czas obserwacji, i indeks chwili czasu.

Dla wielu podzespołów można zauważyć pewną prawidłowość zależności intensywności uszkodzeń $\lambda(t_i)$ od czasu eksploatacji (rys. 5.1). Analizując krzywą $\lambda(t_i)$



Rys. 5.1. Intensywność λ uszkodzeń elementów maszyn jako funkcja czasu eksploatacji [238]

można w niej wyróżnić trzy podstawowe okresy eksploatacyjne [238].

W pierwszym można się spodziewać dużej liczby uszkodzeń wynikających z wad montażu, konstrukcji, materiałowych i błędów obsługi. W okresie drugim można się spodziewać uszkodzeń przypadkowych, a ich intensywność jest stała. Trzeci okres obejmuje pracę podzespołów zużytych. Intensywność uszkodzeń znacznie wzrasta, co świadczy o znacznej degradacji stanu technicznego podzespołów obiektu.

5.2.1. Przegląd systemów diagnostycznych

Problemu niezawodności nie można rozwiązać stosując bardzo dobre materiały i konstrukcje. W energetyce światowej obserwuje się dążenie do wdrażania skutecznych metod diagnostyki stanu obiektu. Celem służb utrzymania ruchu elektrowni jest wprowadzenie w energetyce spójnego systemu diagnostyczno-kontrolnego, który potrafiłby nie tylko zapobiegać szybkiemu ubytkowi żywotności eksploatacyjnej urządzeń i lokalizować elementy najbardziej narażone na uszkodzenia, ale również umożliwiłby odbudowanie normalnych warunków pracy maszyn i urządzeń energetycznych, wspomagając przygotowanie harmonogramu remontów okresowych. Brak takiego systemu przyczynia się do strat spowodowanych awariami bądź przedwczesną wymianą podzespołów. Organizacje międzynarodowe, do których można zaliczyć CIRGE, UNIPEDE oraz EKG ONZ nadzorują prace nad opracowaniem spójnych systemów diagnostycznych podniesienia żywotności maszyn i urządzeń energetycznych.

W kraju stosuje się różne systemy zabezpieczające poszczególne podzespoły elektrowni. Zaliczyć do nich należy Kompleksowy System Wspomagania Dyspozytora Bloku (KSWDB) - wdrożony w elektrowni Bełchatów oraz system URT-UNIMAT automatycznej regulacji rozruchu i obciążenia bloku 360 MW, z dia-

gnostycznymi systemami ograniczeń termicznych kotła i turbiny [238]. Jednym z podstawowych składników systemu KSWDB jest kompleksowy układ zabezpieczeń (KUZB), który powinien zadziałać, gdy zaistnieje zagrożenie. Niezawodność tego systemu jest warunkiem nie podlegającym dyskusji, a zatem celowym staje się zastosowanie cyfrowego systemu diagnozującego stan gotowości KUZB. W Niemczech zastosowano system o nazwie TURBOMAT, zabezpieczający kocioł i turbinę.

Szeroki zakres prac diagnostycznych dla elektrowni przeprowadzono z wykorzystaniem wibroakustyki urządzeń dynamicznych [26]. W oparciu o kryterium analizy drgań opracowano system HARM diagnostyki wibroakustycznej urządzeń mechanicznych w elektrowniach. Ponadto dobrą opinią cieszy się system Bentley-Nevada. Do systemów najlepiej spełniających wymagania efektywności zaliczyć można [168]:

- ★ francuski PSAD wraz z systemem ekspertowym DIVA, pracujący od ośmiu lat w elektrowniach jądrowych,
- ★ szwajcarski MMS firmy Vibrometer, cechujący się wysoką jakością diagnoz, a więc i niezawodnością.

Jednakże w krajowym systemie energetycznym działa niewiele systemów w pełni diagnostycznych. Szerzej wykorzystuje się rozbudowane systemy monitoringu pracujące w strukturach tolerujących uszkodzenia (odpornych na pewne uszkodzenia). Do znanych systemów zaliczyć należy: *WPDFII* i *OVATION* firmy Westinghouse, *ADVANT OSC* i *PROCONTROL P* firmy ABB, *TELEPERM XP* firmy Siemens, *Total Plant Solution* firmy Honeywell, *SYMPHONY* firmy Elsig Bailey&Hartman-Braun oraz *Delta V* i *RS3* firmy Fisher-Rosemount. Aktualnie można znaleźć już systemy diagnostyczne stosowane w systemach energetycznych. Przykładami są: *MODI* firmy ABB, *KNOBOS* firmy Siemens oraz polski system DT200 wdrożony w elektrowni Kozienice.

Część elektrowni krajowych ma zainstalowane własne systemy monitoringu, wypierane coraz częściej przez system WPDFII. Wszystkie wymienione systemy monitoringu dostarczają informacji o parametrach termodynamicznych, przepływowych, elektrycznych i mechanicznych, ponadto pozwalają na sterowanie pracą kotła i bloku turbina-generator.

Jednym z pierwszych systemów diagnostycznych, zaimplementowanych w krajowych elektrowniach, jest DIAGAR. Opracowano go w Instytucie Maszyn Przepływowych PAN w Gdańsku i obejmuje on diagnostykę cieplno-przepływową obiegu parowego. Aktualnie system ten jest testowany i stosowany dla dwóch bloków w elektrowni Kozienice i Turów. Drugi system diagnostyczny, dotyczący wibracji, został wdrożony w 1999 roku.

W 1987 roku system ekspertowy z regułową bazą wiedzy, oparty na wnioskowaniu wstecz, zastosowano w kilku amerykańskich przedsiębiorstwach energetycznych [238]. Podobny system zastosowano do wykrywania uszkodzeń rurociągów pobierających ciepło. W amerykańskim instytucie EPRI (ang. *Electrical Power Research Institute*) opracowano system ekspertowy do wsparcia operatorów bloków energetycznych. Znacznie trudniej jest zrealizować systemy ekspertowe do diagnozowania w ruchu maszyn wirujących. Systemy tego typu są nadal rozwijane, bazują one na analizie drgań mierzonych różnymi metodami (DT200). Trudności polegają na dopasowaniu wymagań układów pomiarowych i ograniczeń w umieszczaniu czujników w konstrukcjach mechanicznych. Metody wibroakustyczne bazują często na porównaniu wzorców opracowanych wcześniej z otrzymanymi charakterystykami częstotliwościowymi.

O skali problemu diagnozowania bloków energetycznych świadczy system opracowany przez firmę Westinghouse w USA. W roku 1987 dla generatorów chłodzonych gazem przewidziano w nim ponad 400, a dla chłodzonych wodą ponad 540 możliwych uszkodzeń. W bazie faktów umieszczono ponadto dane o uszkodzeniach, które zaszły w przeszłości. Omawiany system diagnostyczny zawiera w bazie wiedzy ponad 3000 reguł. Centralny system diagnozowania generatora współpracował z systemami lokalnymi turbiny (2500 reguł) i obiegu parowo-wodnego (3500 reguł). Trzy systemy włączono do centralnego systemu diagnostycznego, łącząc je za pomocą łącz telekomunikacyjnych. Centralny system umożliwiał diagnozowanie łącznie 50 bloków energetycznych [168].

Bardziej rygorystyczne wymagania stawiane są systemom diagnostycznym stosowanym w elektrowniach jądrowych. Zastosowane w tych obiektach systemy mają wbudowaną strukturę priorytetów. Najważniejszym kontrolowanym parametrem jest temperatura gorącego miejsca w rdzeniu reaktora oraz na powierzchni prętów paliwowych. Pracujący w takich warunkach system diagnostyczny ma wbudowaną listę hipotetycznych uszkodzeń, zapisywanych w kolejności malenia stopnia ich ważności. Hipotetyczne uszkodzenia są wyznaczane na podstawie badań symulacyjnych, w oparciu o model matematyczny procesów zachodzących w podstawowych i pomocniczych urządzeniach bloku energetycznego z reaktorem jądrowym.

Systemy kontroli elektrowni jądrowych powinny być zaliczane do systemów ekspertowych, ponieważ realizują one nie tylko zadanie rozpoznawania stanów obiektu ale również podejmują decyzje zapobiegania stanom awaryjnym. Przykładem może być system diagnozowania temperatury rdzenia. W sytuacji wzrostu tego parametru system zaleca wzrost przepływu chłodziwa. Jeśli temperatura dalej wzrasta, następują kolejne etapy zwiększania przepływu chłodziwa aż do wyłączenia reaktora przez opuszczenie prętów grafitowych.

Wprowadzone w ostatnich latach nowe systemy ekspertowe dla elektrowni jądrowych wykorzystują dodatkowo elementy tzw. głębokiej wiedzy, która umożli-

wia identyfikację nie tylko uszkodzeń z grupy wprowadzonych do bazy ale również uszkodzeń nieoczekiwanych.

W okresie podwyższonych wymagań bezpieczeństwa bloków energetycznych dalsze rozwijanie systemów ekspertowych opartych tylko na bazie regułowej nie wydaje się celowe, ponieważ czas otrzymywania zaleceń dotyczących przeciwdziałania w sytuacjach awaryjnych staje się zbyt długi. Do nowoczesnych systemów ekspertowych z rozwiniętą bazą, z elementami sztucznej inteligencji (sieci neuronowe, zbiory rozmyte, zmienne lingwistyczne) zaliczany jest zespół urządzeń zainstalowanych w amerykańskim systemie elektroenergetycznym Texas Utilities Generating Co. (TUGCO), działający od 1985 roku. Dozoruje on 7 generatorów w trzech elektrowniach. W Niemczech w firmie Kraftwerk Union AG opracowano bardzo nowoczesny system diagnostyczny dla elektrowni jądrowej (Leittechnik). Rozbudowano go o kilka kanałów transmisji danych (redundancyjnie). System ten został zainstalowany w kilku elektrowniach atomowych m.in. w Graefurheinfeld. Wyposażono go w wielostopniowy układ przeciwdziałania zagrożeniu bezpieczeństwa. W omawianym systemie pracują 4 komputery, każdy w innym pokoju, pobierając ok. 2000 analogowych i od 10000 do 16000 cyfrowych sygnałów. Przetwarzanie danych wykonywane jest na dwóch specjalnych komputerach.

Przykładem innego rozwiązania systemu diagnostycznego dla elektrowni z reaktorem wodno ciśnieniowym jest opracowany przez firmę Westinghouse w Pittsburgu przy współpracy z Cegelec i Electricite de France (EDF) oraz GEC Power Instrumentation and Control Limited of Leicester UK system ekspertowy, którego część weszła do eksploatacji w 1991 roku w elektrowni Sizewell B, 1200MW. W skład omawianego systemu wchodzi dwa moduły: zabezpieczeń i logistyczny. Układ zabezpieczeń został zbudowany na bazie redundancji sprzętowej przy wykorzystaniu czterech niezależnych fizycznie i elektrycznie obwodów. Układ logistyczny wykorzystywany jest do kojarzenia sygnałów cząstkowych otrzymanych z poszczególnych bloków układu zabezpieczeń. W układzie logistycznym stosuje się różne algorytmy podejmowania decyzji. Do najczęściej używanych zalicza się **2 z 4**, oznacza to, że na cztery redundancyjne programowe linie diagnostyczne aktywność dwóch jest warunkiem wystarczającym do sygnalizacji uszkodzenia w obiekcie.

5.2.2. Diagnostyka w trybie on-line w energetyce

W energetyce diagnostyka jest realizowana w dwu zasadniczych grupach:

- ◇ *on-line*: oparta na mniej lub bardziej rozbudowanym nadzorze ciągłym,
- ◇ *off-line*: oparta na pomiarach wykonywanych okresowo.

Metody *on-line*. W eksploatacji maszyn krytycznych, do jakich należy zaliczyć w pierwszej kolejności turbozespoły dużej mocy, stosowanie nadzoru i diagnostyki stało się koniecznością. W latach sześćdziesiątych pojawiły się pierwsze systemy

ciągłego nadzoru diagnostycznego, które umownie można określić jako należące do *I* generacji. Były one oparte na analogowym przetwarzaniu sygnału i wykorzystywały proste algorytmy analizowania danych pomiarowych. W *II* generacji wprowadzono przetwarzanie analogowo-cyfrowe i algorytmy bardziej złożone, zapewniające pełniejszą analizę sygnałów pomiarowych. Wprowadzana obecnie w najbardziej rozwiniętych krajach *III* generacja tych systemów wyróżnia się stosowaniem metod sztucznej inteligencji, zaawansowanego oprogramowania i dialogu z użytkownikiem.

System diagnostyczny pracujący w tym trybie musi spełniać podstawowe zadania:

- ◇ pozyskiwanie informacji na obiekcie,
- ◇ przetwarzanie informacji oraz kompresji i archiwizacji danych,
- ◇ śledzenie wybranych wielkości pod kątem ich utrzymywania się w dopuszczalnych granicach,
- ◇ inicjowanie odpowiednich czynności w razie przekroczenia tych granic,
- ◇ wyjaśnianie możliwych przyczyn wystąpienia zaobserwowanych nieprawidłowości i wskazanie przyczyn najbardziej prawdopodobnych.

Metody *off-line*. Duża część urządzeń energetycznych (urządzenia pomocnicze i duża część urządzeń podstawowych, m.in. turbozespoły małej i średniej mocy) w skali zarówno ogólnej, jak i krajowej jest diagnozowana za pomocą metod opartych na pomiarach wykonywanych okresowo, zwanych metodami *off-line*.

Metoda ta jest szeroko stosowana w diagnostyce drganiowej. W tym celu niezbędna jest aparatura do pomiaru, rejestracji i analizy drgań, której zadaniem jest przetwarzanie fizycznego sygnału drganiowego na zbiór wielkości wejściowych do procedur diagnostycznych, wykorzystujących m.in. procedury szybkiej transformaty Fouriera (FFT) do ekstrahowania cech widmowych mierzonych wielkości.

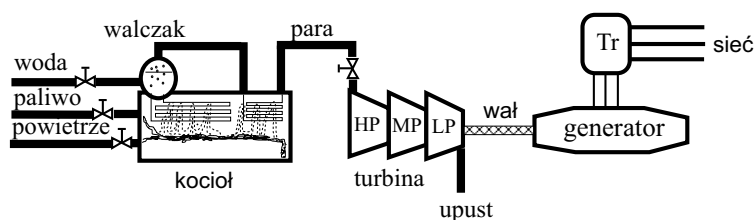
Następnym istotnym elementem diagnozowania jest sformułowanie modeli diagnostycznych urządzeń i ich weryfikacji w warunkach rzeczywistych elektrowni. W Instytucie Energetyki opracowano modele amplitudowo-częstotliwościowe turbozespołów w szerokim paśmie częstotliwości, od subharmonicznych do łopatkowych. Prace badawcze umożliwiły również opracowanie relacji diagnostycznych między sygnałem a stanem technicznym turbiny, które doprowadziły do wykrycia wielu uszkodzeń turbin i zapobiegły awariom [82].

5.3. Model zespołu kocioł-turbina

Ocenę jakości pracy zaproponowanego (rozdział szósty) zintegrowanego systemu diagnostycznego przeprowadzono w oparciu o złożony proces przemysłowy. Do tego celu wybrano kilka podstawowych podzespołów elektrowni cieplnej. Proces technologiczny bloku energetycznego cechuje trójstopniowa przemiana postaci energii, wymagająca trzech rodzajów surowców: paliwa, powietrza i wody (rys. 5.2). Energia chemiczna paliwa zamienia się w kotle parowym na energię cieplną pary wodnej, która w turbinie parowej zamienia się na energię mechaniczną a ta w generatorze - na energię elektryczną. Do podstawowych urządzeń zespołu energetycznego zaliczono *kocioł*, *turbinę*, *generator* oraz wiele urządzeń pomocniczych:

- ◊ wirujące (podajniki paliwa, młyny, wentylatory, pompy, podgrzewacze powietrza, napędy elektryczne i parowe);
- ◊ inne (skraplacze, podgrzewacze powierzchniowe i mieszankowe, rurociągi, rozprężacze pary, stacje redukcyjno-schładzające, odzūżlacze, odpylacze).

Struktura układu współpracy tych urządzeń jest taka, że niezawodność pracy bloku zależy od wielu urządzeń pomocniczych, stąd też ich duże znaczenie na tle głównych podzespołów.



Rys. 5.2. Schemat blokowy zespołu kocioł-turbina

Analizując zagadnienia niezawodności tego typu obiektu (blok energetyczny) zauważono, że większość awarii elektrowni ciepłych związanych jest z blokami cieplnymi (kocioł, turbina) [94, 135]. Biorąc to pod uwagę przygotowano model matematyczny zespołu kocioł-turbina.

Zespół kocioł-turbina stanowi nieliniowy obiekt dynamiczny. Przy tworzeniu modelu matematycznego tego typu obiektu, pracującego w warunkach znamionowych można przyjąć, z określonym błędem linearyzacji, liniowy charakter dynamiki obiektu. Ponieważ analizowany w dalszej części model obiektu służy do weryfikacji przyjętej tezy, dotyczącej jakości pracy zintegrowanego systemu diagnostycznego, przyjęto za słuszne budowę liniowego modelu zespołu kocioł-turbina.

Dynamikę omawianego zespołu opisano za pomocą równań różniczkowych zwyczajnych. Tworząc modele poszczególnych podzespołów zastosowano uproszczone

schematy blokowe zbudowane na bazie członów liniowych zdefiniowanych za pomocą transmitancji operatorowych. Synteza modeli matematycznych wymienionych podzespołów została przeprowadzona z punktu widzenia ich dalszego zastosowania w komputerowym symulatorze zjawisk występujących w procesie rozruchu, pracy w warunkach znamionowych oraz w czasie wyłączenia elektrowni cieplnej. Opracowany i zaimplementowany cyfrowy symulator zespołu kocioł-turbina pozwala przeprowadzać rozruch jak również analizować pracę zespołu w warunkach znamionowych w sytuacji normalnej oraz w czasie wystąpienia różnego typu uszkodzeń podzespołów symulowanego obiektu (dodatek A).

W dalszej części monografii przyjęto liniowy model dynamiki procesów zachodzących w kotle energetycznym o wydajności 380 t/h i współpracującej z nim turbinie o mocy 125 MW. Zespół ten zaliczono do klasy obiektów wielowymiarowych średniej skali interakcji.

W opracowanym modelu przyjęto, że regulowanymi wielkościami są:

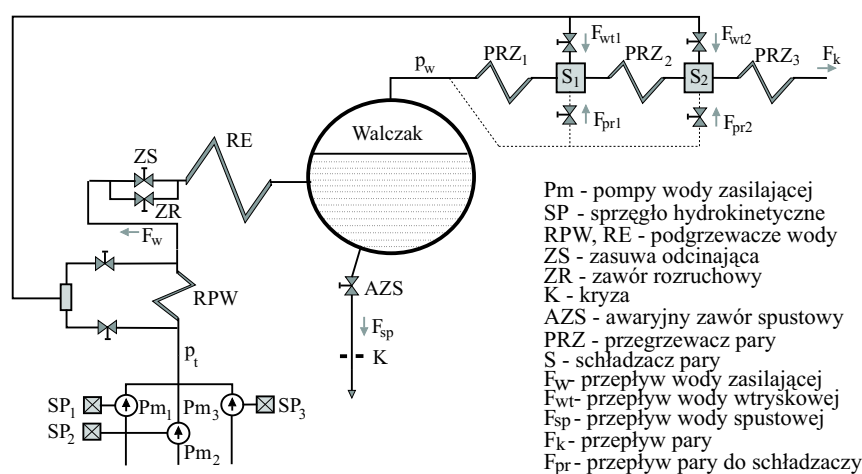
- ★ poziom wody w walczaku h ,
- ★ ciśnienie pary w kotle p_k ,
- ★ temperatura pary przegrzanej T_k ,
- ★ zawartość wolnego tlenu w spalinach O_2 ,
- ★ prędkość obrotowa turbiny n .

5.3.1. Układ wodny

Układ regulacji zasilania zaliczany jest do podstawowych układów regulacji kotłów energetycznych. Na podstawie obserwacji pracy bloków energetycznych można stwierdzić, że awarie wywołane nieprawidłową pracą układu zasilania zaliczane są do najważniejszych. Układy regulacji zasilania pracują od momentu rozpalenia kotła.

Zadanie układu regulacji zasilania polega na utrzymaniu równowagi między ilością wody zasilającej doprowadzonej do kotła a ilością pary odprowadzonej z kotła. Dla kotłów walczakowych wskaźnikiem tej równowagi jest wysokość poziomu wody w walczaku. W tym przypadku zadanie układu regulacji polega na utrzymaniu stałej wysokości poziomu wody w walczaku.

Zespół zasilania zbudowano z trzech zestawów sprzęgło-pompa. W procesie rozruchu pracuje jedna pompa. W warunkach znamionowych pracują dwie pompy, a trzecia jest rezerwową (rys. 5.3).



Rys. 5.3. Uproszczony schemat układu zasilania kotła

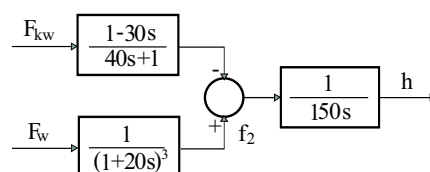
Linearyzując charakterystyki sprzęgieł i pomp pracujących w warunkach znamionowych otrzymano model matematyczny kotła jako obiektu regulacji poziomu wody w walczaku (rys. 5.4) [164]. W modelu tym uwzględniono wpływ przepływu pary F_{kw} (pobór pary) i natężenia przepływu wody zasilającej F_w .

W oparciu o układ przedstawiony na rys. 5.4 sformułowano model matematyczny w postaci [188]:

$$\frac{d^2}{dt^2}h(t) + a\frac{d}{dt}h(t) = b_1\frac{d}{dt}F_{kw}(t) + b_2F_{kw}(t) + c_1\frac{d}{dt}f_2(t) + c_2f_2(t), \quad (5.2)$$

$$\frac{d^3}{dt^3}f_2(t) + d_1\frac{d^2}{dt^2}f_2(t) + d_2\frac{d}{dt}f_2(t) + d_3f_2(t) = e_1F_w(t), \quad (5.3)$$

gdzie $\frac{d}{dt}h(0) = h(0) = 0$ i $\frac{d^2}{dt^2}f_2(0) = \frac{d}{dt}f_2(0) = f_2(0) = 0$, a, b, c, d, e oznaczają współczynniki wyznaczone w oparciu o parametry omawianego obiektu [188].



Rys. 5.4. Model dynamiczny kotła jako obiektu regulacji poziomu wody walczaku

w

5.3.2. Układ parowy

Układ wodno-parowy kotłów składa się z trzech głównych części: *podgrzewaczy wody, parownika i przegrzewaczy pary*. Podgrzewacze wody w kotle, wykonane zwykle w postaci węzownic z rur stalowych, podgrzewają wodę do temperatury wrzenia, czasami z częściowym (2 do 10 %) odparowaniem. Konstrukcja parownika zależy od ciśnienia znamionowego pary.

Ciepło dostarczane do parownika jest sumą ciepła przekazanego do ekranów w obrębie komory paleniskowej i ciepła przekazanego do ekranów w pozostałych komorach spalinowych kotła. Ze względu na różnice w fizyce wymiany ciepła każdy ze składników wymienionej sumy wymaga innej metody obliczeniowej. Najczęściej stosowany, uproszczony model dynamiczny parownika kotła o obiegu naturalnym traktuje walczak, rury opadowe i wznoszące jako elementy o stałych skupionych.

5.3.2.1 Obiekt regulacji zawartości tlenu w spalinach

Teoretyczną ilość tlenu potrzebną do spalania 1 kg paliwa wyznacza się z zależności [164]:

$$O_{min} = 2.67 \cdot C + 8 \cdot H + S - O, \quad (5.4)$$

gdzie: C, H, S, O oznaczają udziały masowe węgla, wodoru, siarki i tlenu w paliwie [kg/kg paliwa].

W przypadku braku analizy składu paliwa teoretyczne zapotrzebowanie powietrza wyznacza się w sposób przybliżony ze wzorów empirycznych [164]:

$$F_{lmin} = F_g (2.72 \cdot 10^{-5} W_u - 3.1 \cdot 10^{-2}) \quad [kg/s]. \quad (5.5)$$

gdzie: W_u oznacza wartość opałową paliwa.

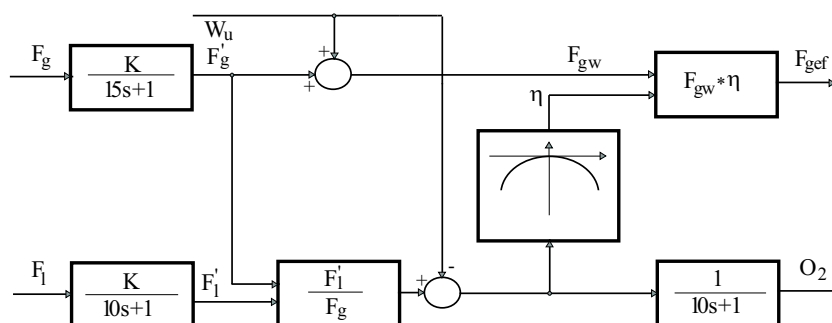
Praktycznie powietrze doprowadza się do komory paleniskowej z pewnym nadmiarem. Stosunek ilości powietrza, rzeczywiście doprowadzonego do ilości teoretycznie potrzebnej, nazywa się współczynnikiem nadmiaru powietrza:

$$\lambda = \frac{F_l}{F_{lmin}}. \quad (5.6)$$

Wartość współczynnika λ zależy od wartości opałowej paliwa. Dla zapewnienia minimum strat cieplnych należy zmieniać jego wartość wraz ze zmianą wartości opałowej paliwa. Mierzalnym wskaźnikiem jakości spalania jest zawartość wolnego tlenu w spalinach. Pomiar tego wskaźnika jest trudny i wymaga dokładnej i szybkiej aparatury. W układach praktycznych najczęściej korzysta się ze wskaźników pośrednich (np. stosunek paliwo/powietrze).

Własności dynamiczne układu zasilania paliwem zależą od rodzaju spalanego paliwa. W przypadku spalania węgla własności te są złożone i przedstawiono je w

pracy [164]. Przy spalaniu paliwa ciekłego lub gazowego dynamikę opisano stosując człony inercyjne pierwszego rzędu (rys 5.5) [116].



Rys. 5.5. Schemat blokowy procesu spalania paliwa

Wypadkową dynamikę komory paleniskowej opisuje transmitancja [188]:

$$G_w(s) = G_{Kp}(s)G_e(s), \quad (5.7)$$

gdzie: $G_{Kp}(s)$ oznacza transmitancję opisującą proces wydzielania się ciepła w komorze paleniskowej oraz $G_e(s)$ jest transmitancją zastępczą procesu przenikania ciepła do rur ekranowych.

Uwzględniając układ połączeń modeli lokalnych (rys. 5.5) wyznaczono [188] model dynamiki procesu spalania:

$$a_1 \frac{d}{dt} O_2(t) + O_2(t) = \frac{F'_l(t)}{F'_g(t)} - W_u(t). \quad (5.8)$$

wprowadzając dynamikę zaworów regulacyjnych otrzymano:

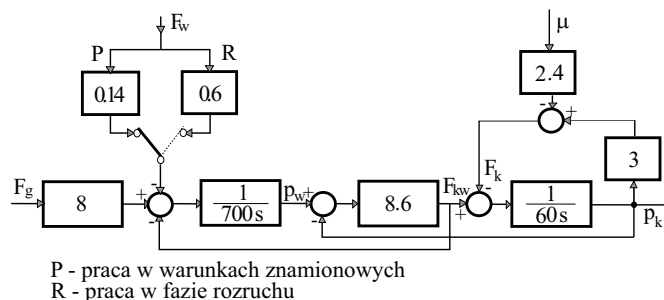
$$a_2 \frac{d}{dt} F'_l(t) + F'_l(t) = K F_l(t). \quad (5.9)$$

$$a_3 \frac{d}{dt} F'_g(t) + F'_g(t) = K F_g(t). \quad (5.10)$$

gdzie: O_2 oznacza zawartość tlenu w spalinach, F'_l - natężenie przepływu powietrza za zaworem regulacyjnym, F_l - natężenie przepływu powietrza przed zaworem regulacyjnym, F'_g - natężenie przepływu paliwa za zaworem regulacyjnym, F_g - natężenie przepływu paliwa przed zaworem regulacyjnym.

5.3.2.2 Model toru ciśnienia kotła walczakowego

Uproszczony, ale równocześnie poglądowo obrazujący najistotniejsze zjawiska, schemat blokowy toru regulacji ciśnienia pary w kotle walczakowym przedstawiono na rys. 5.6 [164]. Jako wielkości wejściowe przyjęto strumień ciepła dopływający od paleniska oraz przepływ wody zasilającej o określonej temperaturze początkowej.



Rys. 5.6. Schemat blokowy kotła jako obiektu regulacji ciśnienia pary

Liniowy model kotła jako obiektu regulacji ciśnienia pary (rys. 5.6) przedstawiono jako:

$$\frac{d}{dt}p_k(t) = a_1 F_{kw}(t) - a_2 F_k(t), \quad (5.11)$$

$$F_k(t) = b_1 p_k(t) + b_2 \mu(t), \quad (5.12)$$

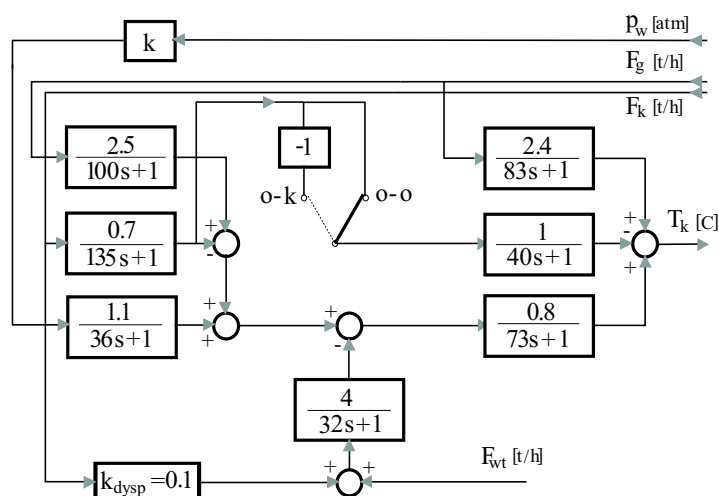
$$\frac{d}{dt}F_{kw}(t) - c_1 F_{kw}(t) = c_2 F_g(t) - c_3 F_w(t) - c_1 \frac{d}{dt}p_k(t). \quad (5.13)$$

gdzie: p_k oznacza ciśnienie pary, F_{kw} - ilość pary wytworzonej w wytwornicy, F_k - ilość pary wykorzystanej, a , b i c opisują parametry badanego obiektu.

5.3.2.3 Obiekt regulacji temperatury pary przegrzanej

Przegrzewanie pary odbywa się w układzie wielostopniowym. Każdy stopień stanowi wymiennik ciepła, w którym czynnikiem ogrzewanym jest para, a czynnikiem ogrzewającym spaliny. Wymiana ciepła odbywa się na drodze promieniowania lub konwekcji [188].

Na podstawie pracy [94] stwierdzono, że dobre wyniki można uzyskać przy rozpatrywaniu modelu uproszczonego, w którym założono, że opór cieplny pary i metalu jest nieskończenie duży w osi podłużnej i pomijalnie mały w osi poprzecznej. Korzystając z równania bilansu masowego i energetycznego, opracowano model rozproszony przedstawiony na rys. 5.7.

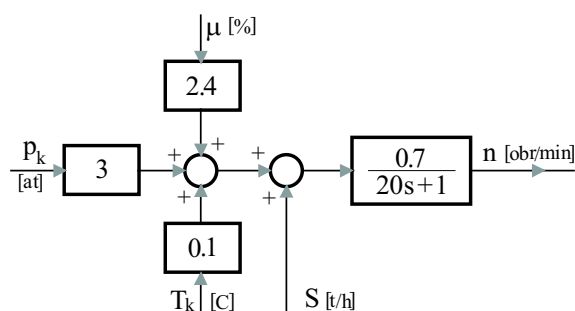


Rys. 5.7. Schemat blokowy uproszczonego modelu przegrzewacza pary

Wpływ zmiany przepływu pary F_k na temperaturę pary T_{k_u} zależy od rodzaju zastosowanego przegrzewacza. W opracowanym modelu zamieszczono dynamikę dla dwóch typów przegrzewaczy. Wpływ pozostałych wielkości nie zależy od typu zastosowanego przegrzewacza. Omawiany proces opisano za pomocą złożonego modelu zbudowanego z wykorzystaniem wielu równań różniczkowych zwyczajnych wyższego rzędu [188].

5.3.3. Turbina parowa

Turbina współpracuje z jednej strony z międzystopniowym przegrzewaczem pary, a z drugiej, synchronicznie poprzez generator z systemem energetycznym. Dla turbiny jednostopniowej schemat blokowy turbozespołu przedstawiono na rys. 5.8.



Rys. 5.8. Schemat blokowy turbiny

Model matematyczny turbiny jako układu regulacji prędkości obrotowej wału

wyjściowego (rys. 5.8) przedstawiono jako:

$$\frac{d}{dt}n(t) + a_1n(t) = b_1T_k(t) + b_2p_k(t) - b_3S(t), \quad (5.14)$$

gdzie: n oznacza prędkość obrotową wału wyjściowego turbiny, T_k - temperaturę pary, p_k - ciśnienie pary, S - stopień otwarcia zaworu upustowego, μ - stopień otwarcia zaworu turbiny.

5.4. Układy diagnostyki w cukrowni

Cukrownia stanowi przykład kolejnego złożonego procesu przemysłowego stosowanego w przemyśle spożywczym. Przedstawiając krótki szkic zasad przerobu buraka, można wyróżnić kilka elementów procesu. Produkcja rozpoczyna się od oczyszczenia i rozdrobnienia surowca podstawowego (buraka). Cienko pokrojone buraki są bezpośrednio kierowane do ekstrakcji w celu wypłukania sacharozy. Otrzymany roztwór cukru (surowy syrop) jest dostarczany do stacji oczyszczania, gdzie dodaje się hydroksyzowane wapno. Filtrowany i klasyfikowany syrop, mający ok. 14% cukru (słaby syrop), kierowany jest do stacji wyparkowej w celu kondensacji (do ok. 70% suchej substancji). Skondensowany syrop jest wysuszany w kotłach oraz następnie krystalizowany, w maszynach wirujących oddzielany od syropu i myty, aby w końcu przyjąć strukturę granulowanego produktu finalnego (cukru). Stacja wyparki, ze względu na jej złożoność techniczną i znaczenie technologiczne, stanowi główny obiekt procesu diagnozowania cukrowni.

5.4.1. Systemy zabezpieczeń produkcji

Proces produkcji cukru jest sterowany, monitorowany i nadzorowany przez zdecentralizowany system SCADA. W różnych zakładach przemysłu cukrowniczego spotyka się systemy SCADA o różnym stopniu zaawansowania technik monitorowania i nadzoru. Autor jest członkiem zespołu badawczego, który od kilku lat współpracuje w ramach europejskich programów badawczych COPERNICUS i DAMADICS z Cukrownią Lublin. Dalsze analizy systemów zabezpieczeń omawiane będą na bazie systemu stosowanego w Cukrowni Lublin. System SCADA stosowany w cukrowni o nazwie OSA-2 realizuje między innymi zadania sterowania bezpośredniego podzespołami procesu technologicznego oraz archiwizuje przebieg procesu i wykonuje zadania diagnostyki wybranych elementów procesu.

W ramach projektu COPERNICUS przygotowano system diagnostyczny dla kompleksu jednego kotła. Kocioł jest jednym z technologicznych węzłów cukrowni, który pracuje najdłużej, uruchamiany jest jeszcze przed rozpoczęciem kampanii cukrowniczej. Informacja o stanie kotła przekazywana jest obsłudze za pomocą

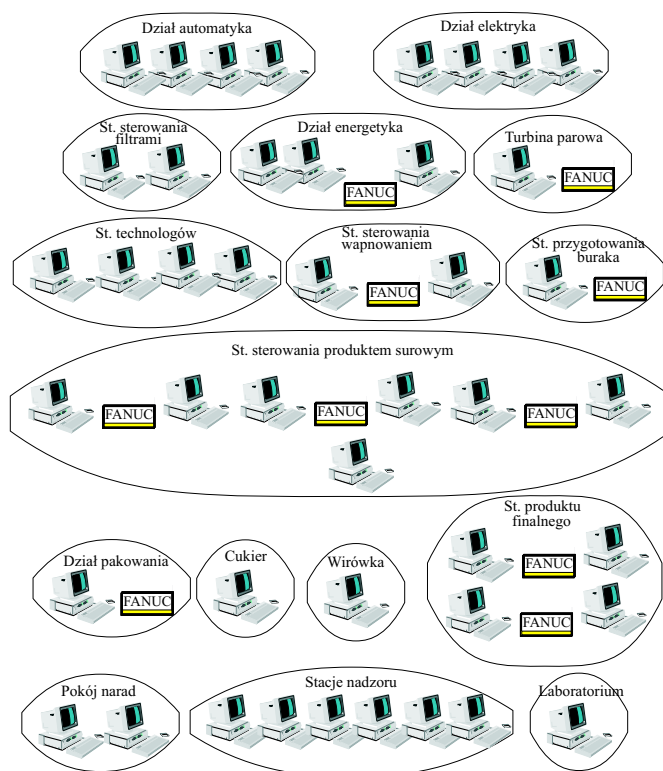
schematów synaptycznych. System SCADA dostarcza zestaw danych pomiarowych i archiwizowanych, które mogą być wykorzystywane jako baza danych oraz po odpowiednim przetworzeniu danych zarchiwizowanych jako baza wiedzy o stanie procesu i zmianach wskaźników jakości procesu. Oficjalnie diagnostyczne zadania realizowane w Cukrowni Lublin dotyczą głównie diagnoz zabezpieczających efektywność procesu wytwarzania cukru (zabezpieczenie wysokiej jakości wyrobu przy niskich kosztach wytwarzania). System monitorowania (rys. 5.9) stanowi przykład jednej z form gromadzenia, przechowywania i wizualizacji danych o stanie procesu [118]. Zgromadzone dane, obejmujące opis stanu aktualnego jak również zarchiwizowane dane ze stanów poprzednich mogą stanowić bazę wejściową dla systemu odkrywania wiedzy i budowy hurtowni danych. Mnogość systemów sterowania i monitorowania poszczególnych podzespołów omawianego procesu technologicznego świadczy o liczbie wielkości procesowych obserwowanych i archiwizowanych przez rozproszony system SCADA. Wszystkie przedstawione na rysunku 5.9 komputery i programowalne sterowniki (FANUC) połączono w sieć komputerową, co umożliwia centralne przetwarzanie zgromadzonych w czasie kampanii cukrowniczej danych. W tym celu można wykorzystać, dobrze informatycznie przygotowane, stacje nadzoru.

Drugim obiektem ważnym z punktu widzenia procesu technologicznego jest stacja wyparki [130]. W tym obiekcie działa cały szereg układów regulacji kontrolujących prawidłowy przebieg procesu [118]. Podstawowym elementem stacji wyparnej jest powtarzający się wielokrotnie aparat wyparny. Proces odzyskiwania cukru z pierwotnego syropu jest bardzo złożony i realizowany jest przez kilka (4-7) aparatów wyparnych. Analizując strukturę aparatu wyparnego [118] stwierdzono, że proces diagnozowania niewielkiego fragmentu procesu technologicznego cukrowni wymaga stosowania zaawansowanych technik diagnostycznych.

W procesie diagnostycznym bardzo ważnym elementem jest baza wiedzy obejmująca zbiór rozpatrywanych uszkodzeń. W przypadku aparatu wyparnego obejmuje on uszkodzenia torów pomiarowych, wybrane uszkodzenia elementów wykonawczych oraz nieprawidłowe stany procesu [231]. Pełny obraz wiedzy o potencjalnych uszkodzeniach całego działu wywarek wymaga zestawienia uszkodzeń dla wszystkich aparatów.

5.4.2. Diagnostyka predykcyjna

Analizy diagnostyczne można prowadzić w trybie *on-line* lub *off-line*. Diagnozowanie uszkodzeń nagłych wymaga pracy w trybie *on-line*, jednakże coraz częściej diagnostyka predykcyjna, pozwalająca przewidywać proces degradacji podzespołów, również realizowana jest w tym trybie. Poprawa szybkości realizacji analiz diagnostycznych danych zarchiwizowanych i bieżących powiązana jest z coraz efektywniejszymi metodami budowy hurtowni danych, które często stanowią skuteczne



Rys. 5.9. Struktura systemu nadzorowania procesu w Cukrowni Lublin

źródło informacji w realizacji procedur diagnostycznych.

W Cukrowni Lublin problem uszkodzeń nagłych eliminowany jest poprzez poprawę technologii i bardzo uważnej inspekcji instalacji przed rozpoczęciem przeciętnie 3 miesięcznej kampanii cukrowniczej. Uszkodzenia zarówno w przyrządach, siłownikach i procesie technologicznym występują rzadko. Jednakże biorąc pod uwagę bezpieczeństwo obsługi (duże ciśnienia, wysokie temperatury) oraz aspekt ekonomiczny procesu wskazane jest instalowanie systemów nadzorowania ze szczególnym uwzględnieniem zadania detekcji i lokalizacji uszkodzeń, dążąc do budowy odpornych systemów sterowania.

Proces akwizycji wiedzy o diagnozowanym obiekcie wymaga przygotowania, przy współpracy z ekspertem, zestawu możliwych uszkodzeń oraz testów umożliwiających detekcję, lokalizację oraz identyfikację powstałych uszkodzeń. Na podstawie zgromadzonej na tym etapie wiedzy proponuje się dokonać wyboru formy

reprezentacji wiedzy, która zapewni dobrą jakość diagnozowania procesu. Docelowo prowadzi to często do budowy bazy wiedzy integrującej różne formy reprezentacji wiedzy.

Jedną ze znanych form opisu zależności symptom-uszkodzenie jest tablica decyzyjna [122]. Zadanie gromadzenia wiedzy zawartej w tablicy wymaga zdefiniowania zestawu uszkodzeń. Kolejnym zadaniem jest przygotowanie, na bazie zestawu obserwowanych sygnałów obiektowych, testów diagnostycznych [118]. Testy realizowane są w oparciu o różne formy reprezentacji wiedzy o problemie. Część z nich wykorzystuje heurystyczne związki między zmiennymi procesowymi, inne proponuje się powiązać z wartościami wektora residuum wyznaczanego w procedurze sprawdzenia zgodności wyjścia modelu z wartościami zmiennych procesowych. Wymaga to przygotowania modeli lokalnych zawierających wiedzę o poprawnym funkcjonowaniu wybranych podzespołów. Parametry modeli określa się na bazie danych eksperymentalnych uzyskanych w procesie monitorowania procesu technologicznego. Wartości przeprowadzonych testów zazwyczaj reprezentowane są binarnie. Przy takiej formie reprezentacji dodatkowo należy określić bazę dziedzin residuów odpowiadających zarówno pozytywnemu jak i negatywnemu wynikowi testu.

Binarna relacja uszkodzenie-symptom określa powiązanie wektora zawierającego wynik wybranego testu i uszkodzeń uaktywiających dany test. Taka forma reprezentacji wiedzy pozwala niekiedy dokonać wyróżnienia występującego uszkodzenia poprzez zastosowanie kilku testów. Proces diagnozowania w oparciu o wiedzę zgromadzoną w diagnostycznej macierzy binarnej można realizować w oparciu o metodę DTS (**D**ynamiczne **T**ablce **S**tanu) [118]. Wielowartościowa ocena residuów opisanych w reprezentacji rozmytej pozwala na dużo lepszą rozróżnialność uszkodzeń [11].

Wiedza o zasadach detekcji uszkodzeń w złożonych procesach przemysłowych wymaga niekiedy skomplikowanych i pracochłonnych czynności związanych z przygotowaniem macierzy diagnostycznych [122] oraz modeli lokalnych budowanych na bazie metod analitycznych oraz różnych elementów sztucznej inteligencji (sieci neuronowe, logika rozmyta, algorytmy ewolucyjne).

5.5. Modele podzespołów cukrowni

Cukrownia stanowi złożony dynamiczny proces technologiczny. Poszczególne podzespoły całego procesu stanowią nie tylko przestrzennie ale i technologicznie różne bloki o zazwyczaj nieliniowych, niekiedy niejednoznacznych charakterystykach. Analiza własności statycznych oraz dynamicznych wybranych podzespołów może być realizowana po dokonaniu podziału ich na mniejsze technicznie odsprężnięte elementy. Zapewnienie odpowiedniej rozróżnialności uszkodzeń wymaga stosowa-

nia różnych metod projektowania systemów generacji zbioru residuów. Pierwsza grupa metod bazuje na globalnych modelach, to jest modelach opisujących cały obiekt. W przypadku systemu diagnostycznego dla cukrowni ta forma generacji wektora residuów jest nieefektywna ze względu na wcześniej zasygnalizowane problemy specyfiki tego procesu. Inne podejście wymaga przygotowania modeli lokalnych. Modele takie projektowane są dla możliwie małych części diagnozowanego procesu. Przygotowany zbiór modeli lokalnych powinien pokrywać jednak cały obiekt.

5.5.1. Analiza modeli lokalnych

Projektując system diagnostyczny FDI trzeba rozpatrywać możliwość wystąpienia uszkodzeń w trzech grupach elementów diagnozowanego procesu: elementy pomiarowe, sterowniki i elementy wykonawcze [74] oraz podzespoły technologiczne. Duża grupa elementów pomiarowych i wykonawczych stanowi urządzenia standardowe i najczęściej wyposażana jest w autonomiczne systemy testujące poprawność funkcjonowania.

Podzespoły technologiczne wymagają indywidualnego podejścia do zasad funkcjonowania oraz opisu zjawisk występujących w czasie pracy tych elementów. Niekiedy zachowanie takiego zespołu należy opisać przy użyciu kilku lokalnych modeli opisując kilka wzajemnie powiązanych procesów fizyko-chemicznych [120].

Procesy zachodzące w cukrowni podczas wytwarzania cukru wymagają utworzenia co najmniej kilkunastu lokalnych modeli lokalnych dla zespołów technologicznych. Między innymi można przytoczyć następujące przykłady zespołów technologicznych: kocioł, turbina parowa, wyparka, wirówka itd. [131].

5.5.2. Wyparka

Stacja wyparki składa się z pięciu sekcji. Pierwsze trzy (typ *Roberta*) wyposażono w dolną komorę cieplną, pozostałe dwie - w górną komorę cieplną (typ *Wiegend*) [130].

Budowa modeli lokalnych, stosowanych w systemach diagnostycznych, wstępnie obejmuje zagadnienie definicji sygnałów wejściowych i wyjściowych stosowanych do opisu modelowanych zjawisk. W przypadku wyparki można wyróżnić następujące wejściowo-wyjściowe modele [118, 222]:

- Model oparów w komorze oparowej.
wektor wejść i wyjść zdefiniowano odpowiednio:
 $\mathbf{u}_k = (T_07)$, $\mathbf{y}_k = (P_03)$.

Tabela. 5.1. Opis sygnałów stosowanych w modelach wyparki

Kod	Opis sygnału
$F_{_01}$	Przepływ soku
$F_{_02}$	Przepływ pary grzewczej
$LC_{_03}$	Poziom soku w pierwszej sekcji wyparnej
$P_{_03}$	Ciśnienie oparów
$P_{_04}$	Ciśnienie soku przed zaworem
$T_{_06}$	Temperatura pary grzewczej
$T_{_07}$	Temperatura oparów
$T_{_08}$	Temperatura soku za aparatem wyparnym
$TC_{_05}$	Temperatura soku przed aparatem wyparnym

- Model temperatury soku za aparatem wyparnym.
wektor wejść i wyjść zdefiniowano odpowiednio:
 $\mathbf{u}_k = (T_{_06}, TC_{_05}, F_{_01}, F_{_02})$, $\mathbf{y}_k = (T_{_08})$.

Opis sygnałów stosowanych w omawianych modelach wyparki zamieszczono w tabeli 5.1.

Do budowy lokalnych modeli wyparki stosowano zarówno model analityczny np. model liniowy z opóźnieniem typu ARX (ang. *AutoRegressive with eXogenous input*) jak i modele otrzymane z zastosowaniem różnych technik sztucznej inteligencji.

5.5.2.1 Model oparów w komorze oparowej

Model liniowy drugiego rzędu przybliżający zależność ciśnień oparów opisano jako:

$$\hat{y}_i = z^{-T_0} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u_i \quad (5.15)$$

gdzie: $A(z^{-1})$ i $B(z^{-1})$ są wielomianami operatorowymi o nieznanymi parametrach a_1 , a_2 , b_1 i b_2 , a T_0 jest znanym opóźnieniem modelu.

Dobre wyniki w budowie modelu ciśnienia oparów w komorze oparowej otrzymano w oparciu o programowanie genetyczne [240]. Po przeprowadzeniu szeregu przebiegów genetycznego poszukiwania struktury modelu ciśnienia oparów w komorze oparowej zaobserwowano, że najbardziej zbliżony do rzeczywistego systemu jest rząd modelu równy $n = 2$. Dla porównania rząd najlepszego modelu liniowego wynosił $n = 4$. Struktura modelu uzyskanego przy użyciu programowania

genetycznego jest następująca:

$$\begin{aligned} \hat{y}_k = & ((\hat{p}_2 u_{k-1} + \hat{p}_1 \hat{y}_{k-2}) u_{k-1}^2 + (\hat{p}_5 u_{k-2} \hat{y}_{k-1} + \hat{p}_6 u_{k-2}^2 + \hat{p}_3 \hat{y}_{k-1}^2 \\ & + \hat{p}_4 \hat{y}_{k-1} u_{k-2} + \hat{p}_9) u_{k-1} + \hat{p}_7 u_{k-2} \hat{y}_{k-1}^2 + \hat{p}_8 \hat{y}_{k-1} u_{k-2}^2) / \\ & (\hat{p}_{10} \hat{y}_{k-1} + \hat{p}_{11} \hat{y}_{k-1}^2 + \hat{p}_{12} \hat{y}_{k-1} u_{k-2} + \hat{p}_{13}), \end{aligned} \quad (5.16)$$

gdzie:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{p}} = & (-0.021, 0.495, 1.682, -0.832, 0.601, 0.877, -1.396, \\ & 1.206, 1.931, -0.091, 0.067, -0.038, 0.495). \end{aligned} \quad (5.17)$$

Model nieliniowy NARX (ang. **N**onlinear **A**uto**R**egressive with **eX**ogenous *input*) uzyskany za pomocą programowania genetycznego wykazuje większą dokładność reprezentowania własności modelowanego obiektu. Błąd średniokwadratowy, SSE, uzyskany dla danych przeznaczonych do identyfikacji oraz podczas testowania był mniejszy dla modelu NARX niż dla modelu ARX.

Główną wadą algorytmu przygotowania reprezentacji nieliniowego modelu przy wykorzystaniu programowania genetycznego jest zbieżność algorytmu identyfikacji struktury i parametrów modelu. Wiele przykładów literaturowych [118] potwierdzają szczególną użyteczność tej metody zdobywania wiedzy o własnościach badanego obiektu, nawet w sytuacji braku dowodu zbieżności. Dla modelu uzyskanego tą metodą, reprezentującego własności modelu ciśnienia oparów w komorze oparowej, przeprowadzono szereg eksperymentów (50 przebiegów algorytmu) potwierdzających efektywność programowania genetycznego w poszukiwaniu struktury i parametrów nieliniowego modelu. Dopasowanie każdego z przygotowanych tą drogą modeli wskazuje na dobrą powtarzalność algorytmu w tworzeniu modeli o zbliżonych własnościach [118].

Innym podejściem do reprezentacji wiedzy o przebiegu ciśnień w komorze oparów jest budowa modeli w oparciu o sieci neuronowe. Do modelowania nieliniowych charakterystyk obiektu stosowane są modele NARX oraz Hammersteina tworzącego kaskadowe połączenie nieliniowego elementu statycznego i liniowego systemu dynamicznego [93]. Odpowiedź modelu Hammersteina drugiego rzędu z opóźnieniem T_0 określa zależność:

$$\hat{y}_i = z^{-T_0} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} f(u_i), \quad (5.18)$$

gdzie: f oznacza funkcję nieliniową opisującą element nieliniowy.

Neuronowy model Hammersteina zbudowany jest z dwóch różnych sieci neuronowych. Pierwsza jest wielowarstwowym perceptronem stosowanym do modelowania elementu nieliniowego, druga jako pojedynczy liniowy neuron wraz z układem elementów opóźniających stanowi liniowy model systemu dynamicznego.

Sieć neuronową zastosowaną do budowy modelu NARX opisano równaniem:

$$\hat{y}_i = \varphi(u_{i-3}, u_{i-4}, \hat{y}_{i-1}, \hat{y}_{i-2}). \quad (5.19)$$

Model ten jest również budowany na bazie wielowarstwowego perceptronu o wejściach u_{i-3}, u_{i-4} , i y_{i-2} w modelu szeregowo-równoległym lub \hat{y}_{i-1} i \hat{y}_{i-2} dla modelu równoległego.

Przedstawione modele zostały przetestowane [93] w oparciu o dane zarejestrowane w Cukrowni Lublin. Wyniki testowania dokładności modelowania ciśnień w komorze oparów wskazują na dokładność zbliżoną do metod poprzednich, zarówno dla testów z wykorzystaniem danych uczących jak i testujących.

Biorąc pod uwagę złożoność zjawisk zachodzących w aparacie wyparnym należy zwrócić uwagę na nieprecyzyjność opisów oraz niepewność danych pomiarowych obarczonych zakłóceniami przemysłowymi i małą częstotliwością próbek (10s), co dla niektórych obserwowanych sygnałów stanowi zbyt duży okres próbkowania. W takiej sytuacji zasadnym jest zwrócenie uwagi na reprezentację wiedzy z zastosowaniem logiki rozmytej.

Bazę wiedzy rozmytego modelu ciśnienia oparów w komorze oparowej zdefiniowano z danych pomiarowych, korzystając z metody identyfikacji Wanga i Mendela [129]. Charakter modelowanego zjawiska pozwala zastosować model statyczny opisany jako:

$$P_0 = f(T_0), \quad (5.20)$$

gdzie: P_0 i T_0 oznaczają odpowiednio ciśnienie i temperaturę oparów.

Definiując parametry modelu z rozmytą reprezentacją wiedzy, zastosowano trójkątne funkcje przynależności oraz podział wejścia i wyjścia modelu na 31 partycji. Większa liczba partycji nie dawała poprawy własności modelu, natomiast przy mniejszej liczbie spadała jakość modelowania. Do oceny jakości modelowania zastosowano [129] średni błąd względny estymacji odniesiony do zakresu pomiarowego. Błąd modelowania dla przebiegu testującego wyniósł $Er = 1.01\%$. Ponadto uzyskano bardzo dobrą wykrywalność uszkodzeń nawet dla tych, które wywołują zmiany sygnałów na poziomie 5%.

Stosując rozmytą reprezentację wiedzy przebieg ciśnienia oparów w komorze można również estymować za pomocą rozmytych sieci neuronowych oraz modeli rozmytych typu TSK. Dla lepszej skuteczności uczenia przygotowanych modeli można zastosować Gaussowskie funkcje przynależności. Sieci neuro-rozmyte można uczyć w oparciu o metodę wstecznej propagacji błędu, natomiast modele TSK metodą największego spadku. Wejście modelu podzielono [129] na 50 partycji. Błąd dla zbioru testowego i modelu neuro-rozmytego wyniósł $Er = 1.3\%$ oraz dla modelu TSK $Er = 1.2\%$. Błędy maksymalne wyniosły odpowiednio $Er = 5\%$ i $Er = 4.4\%$.

5.5.2.2 Temperatura soku za aparatem wyparnym

Model temperatury soku za aparatem wyparnym można zdefiniować jako wielowejściowy proces zależny od temperatur i przepływów soku oraz pary:

$$T_{S2} = f(T_P, T_{S1}, F_P, F_S), \quad (5.21)$$

gdzie: T_{S1} i T_{S2} oznaczają odpowiednio temperaturę soku przed i za aparatem wyparnym oraz F_P i F_S odpowiednio przepływ pary i soku.

Podobnie jak dla modelowania ciśnienia oparów w komorze, estymację temperatury soku za aparatem wyparnym zrealizowano na bazie programowania genetycznego [118]. W tym przypadku przyjęto model opisany w przestrzeni zmiennych stanu. Po przeprowadzeniu 50 eksperymentów identyfikujących strukturę i parametru poszukiwanego modelu stwierdzono, że najlepsze rezultaty uzyskano dla modelu rzędu $n = 2$. Struktura otrzymanego modelu jest następująca:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{1,k+1} &= tgh(s_{1,1})\hat{x}_{1,k} + h_1(\mathbf{u}_k), \\ \hat{x}_{2,k+1} &= tgh(s_{2,2})\hat{x}_{2,k} + h_2(\mathbf{u}_k), \end{aligned} \quad (5.22)$$

gdzie:

$$s_{1,1} = -0.13\hat{x}_{2,k}, \quad s_{2,2} = \frac{\hat{x}_{2,k}}{\hat{x}_{1,k}(\hat{x}_{2,k}\hat{x}_{1,k} + 2\hat{x}_{2,k}^2\hat{x}_{1,k}^2 + 1)}, \quad (5.23)$$

$$\begin{aligned} h_1(\mathbf{u}_k) &= (u_{1,k} + (u_{1,k} + 2u_{4,k} + u_{4,k}u_{1,k}) \\ &\quad \times (u_{1,k} + u_{4,k} + u_{3,k} + u_{4,k}u_{1,k}))u_{3,k} \\ &\quad + u_{3,k}(u_{1,k} + (u_{1,k} + u_{4,k} + u_{3,k} + u_{4,k}u_{1,k}) \\ &\quad \times (u_{1,k} + \frac{u_{4,k}u_{3,k}u_{1,k}}{u_{4,k} + u_{2,k}} + 2u_{4,k})), \end{aligned} \quad (5.24)$$

$$h_2(\mathbf{u}_k) = u_{1,k} + u_{2,k}, \quad (5.25)$$

oraz

$$T_{S2,k} = c_1 \cdot \hat{x}_{1,k} + c_2 \cdot \hat{x}_{2,k}, \quad (5.26)$$

gdzie: $\mathbf{C} = [c_1, c_2] = [0.21 * 10^{-5}, 0.51]$.

Model nieliniowy (NARX) opisano w przestrzeni stanów i jego strukturę i parametry uzyskano za pomocą programowania genetycznego. Wykazuje on większą dokładność reprezentowania własności modelowanego obiektu. Błąd średniokwadratowy uzyskany zarówno dla danych uczących oraz testujących był mniejszy dla modelu NARX niż dla modelu ARX (uzyskanego za pomocą pakietu MATLAB). Uzyskano również dobre dopasowanie każdego z przygotowanych modeli NARX (50 przebiegów algorytmu).

Struktura modelu temperatury soku za aparatem wyparnym z rozmytą reprezentacją wiedzy wymaga wprowadzenia ograniczeń dotyczących liczby partycji stosowanych do opisu sygnałów wejściowych. Wynika to z ograniczeń złożoności modelu z dużą liczbą reguł w bazie. Przy dużej liczbie wejść liczba reguł znacznie wzrasta dla dużej liczby partycji przypisanych do poszczególnych wejść. Po przeprowadzeniu badań [129] uzyskano zadawalające wyniki przy podziale zmiennych temperaturowych na 31, a przepływów na 11 partycji. Mimo tych ograniczeń budowa takiego modelu wymaga zdefiniowania znacznej liczby reguł. Przeprowadzone analizy własności zaproponowanego wielowejściowego modelu wykazują, że próby budowy modeli dynamicznych prowadzą do budowy lingwistycznie niekompletnej bazy wiedzy. Przy detekcji uszkodzeń występowały sytuacje, dla których brakowało odpowiednich reguł. Zbudowany model statyczny cechuje się gorszą jakością modelowania niż wcześniej omówione modele proste. Opracowany model estymuje tylko główne tendencje zmian sygnału obiektowego.

Estymacja temperatury soku za aparatem za pomocą modelu budowanego na bazie sieci neuro-rozmytej wymaga również definicji liczby partycji zastosowanych do opisu wejść. Podział wejść na 8 partycji daje w rezultacie 4096 reguł opisujących bazę wiedzy modelu. Dla wielowejściowego modelu nawet przy tak małej liczbie partycji wymagany jest długi czas identyfikacji parametrów modelu. Badania wykazały [129], że błąd dla zbioru testowego wyniósł 1% oraz maksymalny kształtował się na poziomie 3.3%. Ponadto, podobnie jak w przypadku wcześniej omawianego modelu, uzyskana sieć wykazuje bardzo małą wrażliwość residuum na uszkodzenia w innych torach pomiarowych niż sygnał wyjściowy.

Jeszcze większego nakładu obliczeniowego wymagają sieci neuro-rozmyte typu TSK. Wynika to z konieczności definicji parametrów liniowego następnika reguł, a nie jednej wagi. Dokładność estymacji temperatury soku za aparatem wyparnym przy zastosowaniu modelu TSK kształtowała się na poziomie zbliżonym do efektów uzyskanych po zastosowaniu klasycznej sieci neuro-rozmytej. Jednakże model TSK wymaga dużo większego czasu identyfikacji jego parametrów.

5.6. Zakończenie

Diagnozowanie procesów przetwarzania i dystrybucji energii elektrycznej jest zadaniem bardzo ważnym i jednocześnie trudnym. Omówione przykłady systemów ekspertowych i monitorujących wykazują brak stosowania na szerszą skalę systemów zintegrowanych bazujących na detektorach i klasyfikatorach neuronowych, systemów diagnostycznych opartych na logice zbiorów rozmytych oraz bazy regułowej. Przedstawiony w następnym rozdziale zintegrowany system diagnostyczny stanowi przykład integracji różnych form sztucznej inteligencji do budowy funkcjonalnego systemu ekspertowego dla zespołu kocioł-turbina. Zamieszczone w końcowej części

rozprawy (Dodatek B) wyniki potwierdzają skuteczność integracji wiedzy analitycznej z elementami sztucznej inteligencji, w detekcji pojedynczych i złożonych uszkodzeń.

W rozdziale przedstawiono kilka wybranych modeli podzespołów cukrowni przygotowanych w oparciu o różne formy reprezentacji wiedzy. Można tu zauważyć kilka charakterystycznych form reprezentacji wiedzy. Modele analityczne zbudowane w oparciu o klasyczne metody liniowej aproksymacji nieliniowych charakterystyk obiektu otrzymano na bazie klasycznych algorytmów ARX zaimplementowanych w pakiecie MATLAB. Stanowiły one bazę porównawczą dla oceny jakości modeli uzyskanych przy wykorzystaniu różnych technik sztucznej inteligencji. Dobrą jakość modelowania nieliniowych charakterystyk wybranych podzespołów cukrowni uzyskano na bazie programowania genetycznego, jak również modelu NARX oraz sieci Hammersteina. Ponadto zadawalającą dokładność modelowania uzyskano również stosując sieci neuro-rozmyte typu Mamdaniego i TSK.

Procesy optymalizacji struktury i parametrów wszystkich opisanych modeli przeprowadzono w oparciu o zbiory danych uczących i testujących wyznaczone z zarchiwizowanych w czasie kampanii cukrowniczej danych.