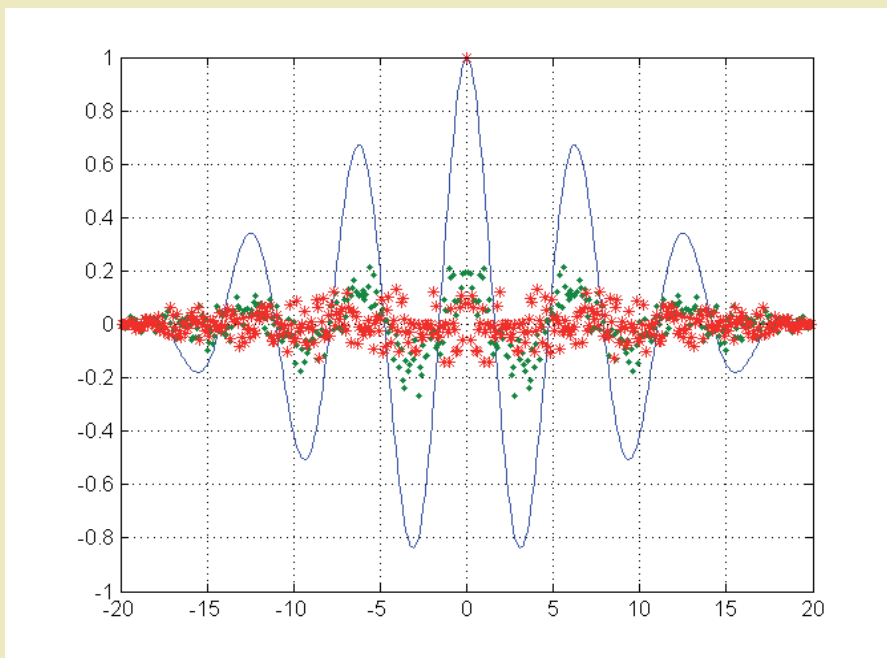




Jerzy Lipski

Diagnostyka procesów wytwarzania



MONOGRAFIE

Diagnostyka procesów wytwarzania

Monografie – Politechnika Lubelska



Politechnika Lubelska
Wydział Zarządzania
ul. Nadbystrzycka 38
20-618 Lublin

Jerzy Lipski

Diagnostyka procesów wytwarzania



Politechnika Lubelska
Lublin 2013

Recenzenci:

prof. dr hab. inż. Andrzej Gołąbczak, Politechnika Łódzka

prof. dr hab. inż. Antoni Świć, Politechnika Lubelska

Redakcja i skład: Tomasz Piech

Publikacja wydana za zgodą Rektora Politechniki Lubelskiej

© Copyright by Politechnika Lubelska 2013

ISBN: 978-83-63569-80-8

Wydawca: Politechnika Lubelska
ul. Nadbystrzycka 38D, 20-618 Lublin

Realizacja: Biblioteka Politechniki Lubelskiej
Ośrodek ds. Wydawnictw i Biblioteki Cyfrowej
ul. Nadbystrzycka 36A, 20-618 Lublin
tel. (81) 538-46-59, email: wydawca@pollub.pl
www.biblioteka.pollub.pl

Druk: TOP Agencja Reklamowa Agnieszka Łuczak
www.agencjatorp.pl

Elektroniczna wersja książki dostępna w Bibliotece Cyfrowej PL www.bc.pollub.pl

Nakład: 100 egz.

Spis treści

Spis oznaczeń.....	7
Wstęp.....	11
1. Cele diagnostyki	15
2. Źródła pozyskiwania informacji o diagnozowanym obiekcie.....	23
2.1. Źródła informacji w diagnostyce strategii biznesowej przedsiębiorstwa	23
2.2. Źródła informacji potrzebne do diagnostyki wyrobu.....	24
2.3. Źródła informacji dla diagnostyki procesów pomocniczych	26
2.4. Źródła sygnałów diagnostycznych maszyn i urządzeń technologicznych	27
3. Akwizycja i przetwarzanie sygnałów z maszyn i procesów technologicznych w celach diagnostycznych.....	31
4. Metody analizy informacji i wnioskowania diagnostycznego.....	39
4.1. Diagnozowanie obiektu z wykorzystaniem modeli analitycznych	40
4.2. Modele neuronowe diagnozowanych obiektów	43
4.3. Modele rozmyte w zastosowaniu do diagnostyki	52
4.3.1. Pojęcie zbiorów rozmytych	52
4.3.2. Zastosowanie struktur rozmytych do budowy rozmytych sieci neuronowych.....	57
4.4. Zasady podejmowania decyzji diagnostycznych w strukturach z modelem.....	58
4.5. Metody odwzorowania sygnałów diagnostycznych w przestrzeń zdefiniowanych stanów niesprawności obiektu	60
4.6. Klasyczne metody rozpoznawania obrazów w celach diagnostycznych	62
4.7. Metody odległościowe rozpoznawania obrazów	63
4.8. Metody aproksymacyjne rozpoznawania obrazów	67
4.9. Metody statystyczne klasyfikacji obrazów	67
4.10. Metody sztucznej inteligencji w zastosowaniu do identyfikacji i klasyfikacji stanów diagnozowanych obiektów.....	71
5. Wibroakustyczne systemy diagnostyczne	78
5.1. Charakterystyka zjawisk wibroakustycznych generowanych w procesach wytwarzania	80
5.2. Metody analizy sygnałów wibroakustycznych stosowane w systemach diagnostycznych.....	85

6. Diagnostyka procesów technologicznych obróbki skrawaniem	99
6.1. Diagnostyka obrabiarek skrawających	105
6.2. Diagnostyka narzędzi skrawających	116
6.2.1. Diagnostyka stanu narzędzia z wykorzystaniem sił i momentów w procesie skrawania	125
6.2.2. Diagnostyka narzędzi z wykorzystaniem sygnału emisji akustycznej (AE)	142
6.2.3. Diagnostyka stanu narzędzi z wykorzystaniem sygnału wibroakustycznego	147
7. Wykorzystanie informacji diagnostycznych w sterowaniu procesami technologicznymi	163
Bibliografia	167

Spis oznaczeń

- A – amplituda
- A – macierz procesu
- AE – emisja akustyczna
- AE_{RMS} – wartość skuteczna emisji akustycznej
- a – przyspieszenie liniowe
- B – indukcja magnetyczna
- B – macierz sterowania
- C – macierz wyjścia
- C – pojemność
- C_z – pojemność zastępcza
- $C_u(\tau)$ – cepstrum sygnału $u(t)$
- D – macierz charakteryzująca bezpośredni wpływ wymuszenia na wyjście
- DFT – Dyskretna Transformacja Fouriera
- $e(t)$ – sygnał pobudzenia generowany przez obserwowany proces
- $E\left[f_N^2(n)\right]$ – średniokwadratowy błąd predykcji
- FFT[.] – operator Szybkiej Transformaty Fouriera
- FFT^{-1} – odwrotna transformata Fouriera
- $\mathcal{F}(u)$ – transformata Fouriera sygnału u
- f – posuw
- F – siła
- F_c – *składowa główna siły skrawania*
- F_d – *składowa odporowa siły skrawania*
- F_f – *składowa posuwowa siły skrawania*
- $f(s|j)$ – gęstość warunkowa cech w klasie j -tej
- $G(j,s)$ – funkcja sąsiedztwa określająca próg i intensywność modyfikowania wag
- Gr – graniczna wartość residuum
- h – skrócenie wymiaru ostrza narzędzia spowodowane zużyciem wymiarowym
- $h(t)$ – odpowiedź impulsowa toru transmisji
- I – natężenie światła
- KB – szerokość rowka na powierzchni natarcia ostrza narzędzia,
- KM – położenie osi symetrii rowka na powierzchni natarcia ostrza narzędzia,
- KT – zużycie na powierzchni natarcia,
- k – liczba bitów wektora wyjściowego przetwornika

- l – numer reguły wnioskowania
- L – indukcyjność
- m – liczba poziomów reprezentacji wartości analogowej
- M – moment obrotowy
- $P(j)$ – prawdopodobieństwo a priori klasy j -tej
- $P_{uu}(f)$ – rozkład mocy na jednostkę częstotliwości
- Q – ładunek elektryczny
- Q_N^f – minimalny średniokwadratowy błąd predykcji
- R – rezystancja
- RMS – wartość skuteczna sygnału (*Root Mean Square*)
- R_z – rezystancja zastępcza
- $r_i(s)$ – ryzyko warunkowe dla klasy i -tej
- r_j – residuum dla j -tego pomiaru
- $s(t)$ – wektor wejściowy symptomów
- $S_{uu}(f)$ – spektrum mocy sygnału
- S – podzbiór symptomów
- $St(r_j)$ – stan obiektu przyjmujący wartość 0 dla obiektu „sprawnego”
i wartość 1 dla „niesprawnego”
- s – droga,
- T – temperatura
- t – czas bieżący
- T – czas eksploatacji przetwornika
- \mathbf{u} – wektor wymuszeń
- $u_d(t)$ – składowa zdeterminowana sygnału
- $u_l(t)$ – składowa losowa sygnału
- $u_d(t)_{RMS}$ – skuteczna wartość amplitudy składowej zdeterminowanej sygnału
- $u_l(t)_{RMS}$ – skuteczna wartość amplitudy składowej losowej sygnału
- $\check{u}(n|U_{n-1})$ – wartość przewidywana sygnału w chwili n
- $u(i)$ – sygnał wejściowy w chwili i
- $U(f)$ – widmo sygnału $u(t)$
- V_c – prędkość skrawania
- VB_B – szerokość starcia w środkowej części czynnej głównej krawędzi skrawającej,
- VB_c – zużycie naroża ostrza
- VB_{max} – maksymalna wartość szerokości starcia w strefie zużycia B
- VB_N – wyżłobienie
- v – prędkość
- $\mathbf{w}_j(t)$ – wektor wag j -tego neuronu w czasie t
- x – wektorowa zmienna stanu
- x_1, x_2, \dots, x_n – wielkości wejściowe będące procesami losowymi
- $y(i)$ – sygnał wyjściowy w chwili i
- Z – zbiór stanów lub klas stanów obiektu
- z – niedokładność modelu
- β – kąt działania

- $\delta(t-iT)$ – okresowa dystrybucja Diraca
- ε – funkcja błędu
- ε_{Gr} – wartość graniczna powyżej której przyjmuje się, że uszkodzenie zostało
- $\eta(t)$ – współczynnik uczenia dobierany eksperymentalnie
- $\mu_F(u)$ – funkcja przynależności
- $Q_b(s)$ – wartość bieżąca metryki
- σ_r^2 – wariancja residuum
- Q_{EU} – odległość euklidesowa dwu wektorów
- φ – kąt przesunięcia fazowego
- φ_v – funkcje bazowe
- ψ – klasyfikator
- ω – częstość
- $\dot{\omega}$ – przyspieszenie kątowe
- \wedge – oznaczenie iloczynu logicznego
- \otimes – oznacza funkcję splotu

Wstęp

Diagnostyka techniczna zajmuje się oceną stanu technicznego maszyny lub urządzenia technicznego poprzez badanie własności procesów roboczych i towarzyszących pracy maszyny, a także poprzez badanie własności wytworów maszyny. Diagnoza może dotyczyć:

- oceny bieżącego stanu technicznego,
- prognozy rozwoju lub zmian stanu,
- przyczyny rozwoju lub zmian stanu na podstawie genezy,
- łącznie wszystkich wymienionych zadań.

Termin diagnostyka pochodzi z języka greckiego, gdzie *diagnosis* oznacza rozpoznanie, rozróżnianie, osądzanie, a *diagnostike techne* oznacza sztukę rozróżniania, stawiania diagnozy¹.

Dla realizacji wyżej wymienionych zadań diagnostyka korzysta z dorobku naukowego wielu dziedzin. Szczególne powiązania tematyczne można zauważyć z Inżynierią Produkcji, która zajmuje się zasadami projektowania wyrobów i procesów, jak również podstawami sterowania, eksploatacji, organizacji i zarządzania procesami wytwarzania. Inaczej mówiąc, Inżynieria Produkcji oferuje zespół metod mających na celu efektywną realizację procesu produkcji od chwili rozpoznania potrzeby do chwili jej całkowitego zaspokojenia. W te działania wpisuje się diagnostyka wytwarzania, ponieważ efektywna produkcja jest możliwa pod warunkiem diagnozowania stanu procesów technologicznych i wspomagających go procesów obsługowych.

Zastosowanie metod diagnostycznych w procesach wytwórczych dotyczy bardzo wielu technologii od procesów chemicznych, przetwórstwa tworzyw sztucznych, obróbki plastycznej, obróbki cieplnej a także obróbki skrawaniem. Dodatkowo te same metody diagnostyczne są stosowane w eksploatacji wyrobów powszechnego użytku zwiększając komfort i bezpieczeństwo użytkownika samochodów, samolotów, komputerów i sprzętu AGD.

Konstruktor systemu diagnozującego proces wytwórczy powinien precyzyjnie określić swoje oczekiwania co do celów jakie ten system będzie osiągał. Istnieje szeroka przestrzeń potencjalnych funkcji systemów diagnostycznych. Od naj-

¹ Cempel C.: *Podstawy wibroakustycznej diagnostyki maszyn*. WNT, Warszawa 1982.

prostszych weryfikujących tylko sprawność maszyny technologicznej i obecność przedmiotu obrabianego oraz narzędzi, do systemów bardzo zaawansowanych diagnozujących wszelkie aspekty stanu procesu. Rozważaniom dotyczącym celów aplikacji systemów diagnostycznych w systemach wytwórczych, został poświęcony pierwszy rozdział tej książki zatytułowany „**Cele diagnostyki**”. Właściwy wybór celów musi uwzględniać realne zagrożenia dla konkretnego procesu z uwzględnieniem warunków ekonomicznych.

Wspólną cechą jaka łączy metody diagnostyczne, niezależnie od szczególnego zastosowania, jest sposób w jaki przetwarza się informację i pozyskuje z niej przesłanki do podjęcia decyzji o sprawności lub niesprawności analizowanego procesu (produkcyjnego lub eksploatacyjnego). Sposób ten, mimo że realizowany różnymi technikami, sprowadza się do:

- wytypowania mierzalnej wielkości fizycznej zawierającej potencjalnie informację o stanie obiektu;
- weryfikacji korelacji między wybraną wielkością a zdarzeniami i towarzyszącymi im zmianami stanu obiektu;
- przetworzenia sygnałów niosących informację w celu poprawy ich jakości informacyjnej (usunięcie zakłóceń i szumów);
- klasyfikacji sygnałów i odwzorowania w przestrzeni stanów obiektu;
- ciągłego monitorowania symptomów i generowania decyzji diagnostycznej.

Odrębnym problemem do rozwiązania, po podjęciu decyzji o celach diagnozowania i ekonomicznie uzasadnionym stopniu złożoności projektowanego systemu, jest określenie źródeł informacji i sposobów jej pozyskania do celów diagnostycznych. Zagadnienia te zostały omówione w rozdziale 2 zatytułowanym „**Źródła pozyskiwania informacji o diagnozowanym obiekcie**”.

Metodyka rejestracji i wstępnego przetwarzania sygnałów pochodzących z diagnozowanych procesów została opisana w rozdziale 3 zatytułowanym „**Akwizycja i przetwarzanie sygnałów z maszyn i procesów technologicznych w celach diagnostycznych**”.

Informacja zawarta w sygnale diagnostycznym nie zawsze może być wykorzystana wprost. Bardzo często zawiera zakłócenia zmniejszające jej użyteczność. Ponadto celowym jest wypracowanie decyzji na podstawie analiz kilku symptomów. Zwiększa to prawdopodobieństwo trafności diagnozy. Zarówno działania filtrujące jak i zmierzające do wygenerowania wskaźników syntetycznych wymagają zastosowania metod cyfrowego przetwarzania sygnałów. Informacje na temat najczęściej stosowanych algorytmów mających poprawić użyteczność do celów diagnostycznych, symptomów zarejestrowanych przez systemy pomiarowe, przedstawiono w rozdziale 4 „**Metody analizy informacji i wnioskowania diagnostycznego**”.

Z obserwacji wielu procesów przemysłowych można wysnuć wniosek, że sygnały akustyczne i wibroakustyczne generowane w trakcie realizacji procesów technologicznych zawierają informacje skorelowane z ich stanem. Prawdziwość

takiego wniosku potwierdzają nie tylko obserwacje ludzi nadzorujących te procesy, lecz także badania naukowe². Ponadto pozyskiwanie sygnałów diagnostycznych, przy obecnych technikach pomiaru drgań, jest stosunkowo proste i tanie oraz nie wymaga ingerencji w konstrukcję maszyny. Charakterystyce zjawisk wibroakustycznych i przydatności generowanego sygnału do celów akustycznych poświęcono rozdział 5 p.t. „**Wibroakustyczne systemy diagnostyczne**”.

W grupie przemysłowych procesów wytwarzania, obróbka skrawaniem stanowi zbiór ważnych i powszechnie stosowanych technologii. Szacuje się, że jeszcze około 60% operacji technologicznych w budowie maszyn wykonuje się tymi metodami. Ciągłe działania inżynierów praktyków i naukowców są ukierunkowane na zwiększenie wydajności procesów obróbkowych przy jednoczesnej poprawie dokładności i powtarzalności. Ekonomiczne przesłanki projektowania procesów technologicznych wymuszają maksymalne wykorzystanie potencjału produkcyjnego maszyn i urządzeń przy zachowaniu coraz bardziej wymagających parametrów wyrobów. Realizacja procesów produkcyjnych w tych warunkach sprzyja zwiększeniu ryzyka awarii maszyn technologicznych, narzędzi i oprzyrządowania. W rozdziałach 5 i 6 zawarto stan wiedzy w zakresie zastosowań diagnostycznych systemów wykorzystujących sygnały wibroakustyczne. Na tym tle opisano również doświadczenia autora z budowy i badań takich systemów stosowanych do diagnozowania obrabiarek i narzędzi skrawających.

Proces skrawaniem może być realizowany na pozytywnie zdiagnozowanej maszynie technologicznej, przy użyciu dobrego narzędzia i przy zastosowaniu oprzyrządowania ustalająco-mocującego, które przeszło weryfikację diagnostyczną, jednakże rezultaty obróbki mogą odbiegać od założonych przez konstruktora wyrobu. Przyczyny takiego stanu, oraz zasady diagnostyki właściwego procesu skrawaniem są przedmiotem rozdziału 6 pod tytułem „**Diagnostyka procesów technologicznych obróbki skrawaniem**”.

Intensywnie rozwijaną strategią jest wprowadzanie zautomatyzowanych systemów diagnozujących, które w sposób możliwie kompleksowy oceniają w czasie rzeczywistym stan procesu wytwarzania. Wyniki tej oceny mogą być przekazywane do operatora obrabiarki, który podejmuje odpowiednio wcześniej działania niedopuszczające do utraty stabilności procesu. Dalej idącą formą wykorzystania tych informacji, może być automatyzacja procesu przywracania stabilności, czyli samonaprawialność. Ważną funkcją takiej strategii jest realna ochrona przed skutkami zdarzeń katastroficznych o charakterze losowym. Szybkie systemy automatyki są w stanie zinterpretować zaistnienie takich stanów oraz wykonać dzia-

² El-Wardany T. I., D. Gao and M. A. Elbestawi: *Tool condition monitoring in drilling using vibration signature analysis*, Inter. Journal of Machine Tools & Manufacture 36, No.6, (1996) pp,687-711; Dimla D. E., Snr. *The Correlation of Vibration Signal Features to Cutting Tool Wear in a Metal Turning Operation*, Int J Adv Manuf Technol (2002) 19:705–713.

łania zabezpieczające przed eskalacją strat. Nie bez znaczenia jest również aspekt ekonomiczny, można zwiększyć parametry a więc i wydajność procesu bez obawy podwyższania ryzyka negatywnych skutków niestabilności procesu. Ryzyko takie, wprawdzie, nadal istnieje lecz może być automatycznie zdiagnozowane i usunięte. Możliwości automatycznego wykorzystania informacji diagnostycznej w procesach sterowania wytwarzaniem opisano w rozdziale 7 zatytułowanym „**Wykorzystanie informacji diagnostycznych w sterowaniu procesami technologicznymi**”.

1. Cele diagnostyki

Rozwój automatyzacji procesów technologicznych obróbki skrawaniem wiąże się z koniecznością rozbudowy systemów wytwarzania pozwalających na osiągnięcie założonych celów mimo czynników zakłócających ich działanie. Celem produkcji jest zaspokojenie potrzeb klienta (odbiorcy końcowego) wyrobu w kontekście jego parametrów i pożądaných funkcji. Ponadto cel ten musi być osiągnięty przy minimum kosztów. Każda rozbieżność między zbiorem cech wyrobu zadeklarowanym przez producenta a zbiorem rzeczywiście uzyskanym ma przyczynę, którą dobrze skonstruowany system diagnostyczny powinien ujawnić, a nawet przewidzieć.

Należy wyraźnie, dla uporządkowania dalszych rozważań, wyróżnić cele diagnostyki i cele nadzorowania procesu wytwarzania³. Można przyjąć tradycyjny podział diagnostyki na:

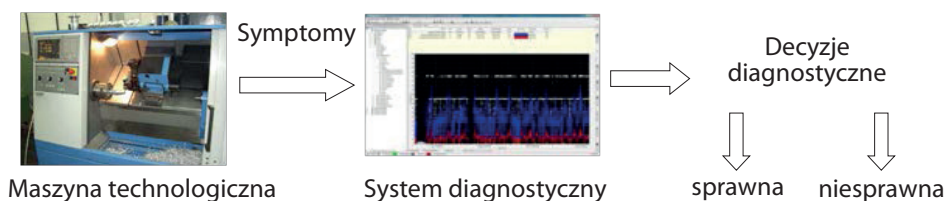
- diagnostykę maszyn;
- diagnostykę procesów.

Rolą diagnostyki maszyn (a także oprzyrządowania technologicznego) jest przypisanie im cechy „zdolny” lub „niezdolny” do wykorzystania w procesie produkcyjnym (rys. 1.1). Dodatkowym uzupełnieniem tej dwustanowej decyzji może być (lecz nie musi) identyfikacja przyczyny takiego przypisania a także usytuowanie w czasie takiego werdyktu. Może on dotyczyć bieżącej chwili lub być wynikiem predykcji w określonym horyzoncie czasowym. Przypisanie do jednego z dwu wymienionych stanów odbywa się na podstawie spełnienia lub nie kryterium zgodności wybranych (mierzalnych) parametrów z ich wzorcowym zakresem określonym przez producenta maszyny, służby utrzymania ruchu lub technologa.

W przypadku diagnostyki procesu również następuje przypisanie do procesu cechy „zdolny” lub „niezdolny” jednak kryterium decydującym o takim przypisaniu jest zgodność cech wyrobu wykonanego w takim procesie z kryteriami narzuconymi przez konstruktora. Informacja ta jest niestety, niewystarczająca do określenia przyczyn ewentualnej niezdolności do produkcji poprawnie wykonanych wyrobów. Więcej informacji na ten temat mogą dostarczyć systemy

³ Iserman R., Balle P.: *Terminology In field of supervision, fault detection and diagnosis* – Zaakceptowane propozycje terminologiczne przez IFAC Komitet SAFEPROCESS.

monitorujące których zadanie polega na zbieraniu i przetwarzaniu zmiennych procesowych oraz rozpoznawaniu nieprawidłowych zachowań obiektów technicznych wchodzących w skład systemu produkcyjnego. Zadania takie są realizowane przez systemy SCADA (ang. *Supervisory Control and Data Acquisition*) lub DCS (ang. *Distributed Control Systems*). Systemy monitorujące mogą być postrzegane jako systemy diagnozujące w czasie rzeczywistym a rejestrowane w wyniku ich działania wartości zmiennych procesowych mogą być wykorzystane do analiz przyczyn awarii lub niesprawności wybranych systemów.



Rys. 1.1. Diagnostyka maszyny technologicznej

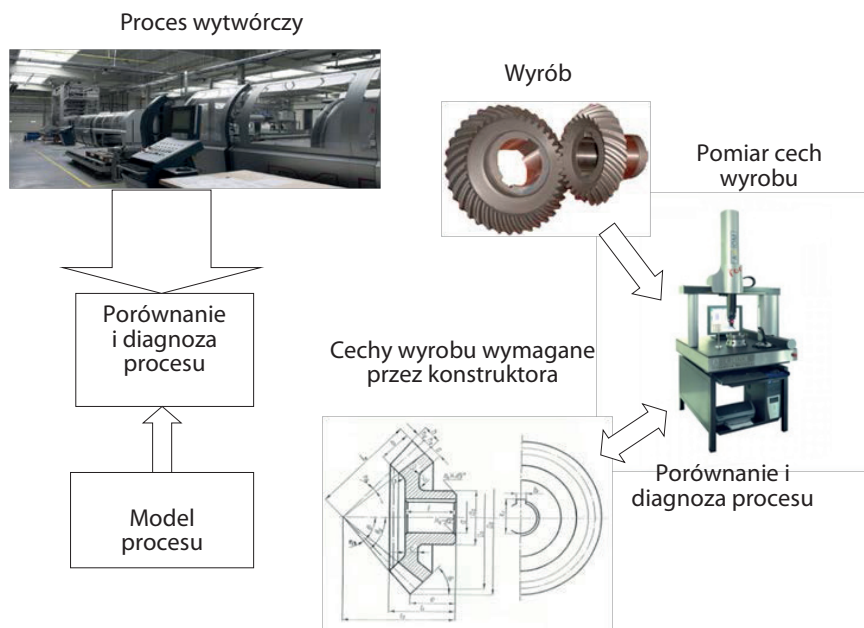
Rozpoznawanie stanu obiektu, jakim może być proces wytwórczy, na podstawie dostępnych informacji można rozpatrywać jako:

- diagnozę – w celu określenia stanu obiektu;
- genezę – w celu określenia wcześniejszych stanów obiektu i przyczyn zmian (np. na podstawie zapisu z monitoringu);
- prognozę – w celu przewidywania przyszłych stanów w określonym horyzoncie czasowym.

Trzeba zauważyć, że w prawidłowo działającym systemie wytwórczym, wszystkie zakresy działania diagnostycznego są ważne i mogą się wzajemnie funkcjonalnie uzupełniać. Dla przykładu, postępujące zużycie par kinematycznych w obrabiarkach może na pewnym etapie jeszcze umożliwiać osiągnięcie kryteriów „zdolności” procesu wytwórczego dla mniej wymagających operacji. Jednakże system diagnostyczny maszyny może zakwalifikować ją jako „niezdolną”, gdyż dalsza jej eksploatacja wiąże się z podwyższonym ryzykiem awarii (na podstawie prognozy) i związanymi z tym potencjalnymi kosztami naprawy. Wypracowanie zasad podejmowania operacyjnych decyzji, opartych o wnioskowanie poszczególnych systemów diagnostycznych, powinno brać pod uwagę kryteria ekonomii wytwarzania i minimalizować ryzyko przerw w produkcji.

Decyzje te podejmuje człowiek lub, w zautomatyzowanych kompleksowo systemach wytwórczych, program komputerowy. W jednym i drugim przypadku syntetyczna informacja o stanie maszyn i procesów stanowi podstawę tej decyzji. Decyzje te mają na celu przywrócenie stanu „zdolności” i są zazwyczaj poprzedzo-

ne działaniami zmierzającymi do wykrycia przyczyn niesprawności maszyny lub niestabilności procesu. W podjęciu tych decyzji może pomóc rejestracja genezy stanów obiektu. Zasady podejmowania decyzji diagnostycznych na podstawie rezultatu procesu technologicznego lub analizy zgodności zmiennych procesowych z modelowymi przedstawiono na rys. 1.2.



Rys. 1.2. Diagnostyka procesu wytwórczego na podstawie jego rezultatu lub analizy zgodności zmiennych procesowych z modelowymi

Można wyróżnić drugą fazę wykorzystania systemu diagnostycznego – wskazanie przyczyn niesprawności. W tej fazie bardzo często stosuje się systemy ekspertowe i inne metody sztucznej inteligencji, które wykorzystując wiedzę historyczną o możliwych symptomach awarii podają najbardziej prawdopodobną jej przyczynę. Zazwyczaj wymaga to dostarczenia dodatkowych informacji lub przeprowadzenia eksperymentów w celu jej pozyskania. Jak widać, z dotychczasowych rozważań systemy diagnostyczne mają na celu zebranie syntetycznych informacji w celu odpowiedzi na pytania:

- Czy maszyna lub proces są „zdolne” do eksploatacji?
- Jeśli są „niezdolne” to dlaczego?
- Czy na podstawie analizy wybranych symptomów można się spodziewać stanu „niezdolności” w określonym horyzoncie czasowym?

Odpowiedź na te pytania, będąca celem działania systemów diagnostycznych, jest jednocześnie informacją wejściową dla systemów nadzorujących.

Systemy nadzorujące są następnym krokiem w rozwoju automatycznych systemów wytwórczych. Można powiedzieć, że w zastępstwie człowieka realizują program naprawczy. Zakres tego programu zależy od stopnia automatyzacji maszyn technologicznych oraz urządzeń pomocniczych i przyrządów obróbkowych. W kompleksowo zautomatyzowanych systemach można wyróżnić następujące typy działania w odniesieniu do uzyskanej decyzji negatywnej w procesie diagnostyki maszyny technologicznej:

- przerwać pracę maszyny lub nie dopuścić do jej uruchomienia;
- przeprowadzić (jeśli to możliwe) szczegółowe badania testujące podzespoły maszyny w celu wskazania prawdopodobnej przyczyny niesprawności;
- zlecić wykonanie wymiany lub regulacji wadliwego podzespołu.

Większość współczesnych obrabiarek wyposażonych w sterowanie numeryczne ma wbudowane systemy diagnostyczne realizujące powyższy algorytm w odniesieniu do podzespołów elektronicznych oraz części podzespołów hydraulicznych, pneumatycznych i mechanicznych. Bazują one na informacji pozyskanej przez wiele czujników rozmieszczonych w różnych podzespołach obrabiarki. Zaawansowana analiza tych informacji pozyskiwanych w czasie rzeczywistym podczas pracy obrabiarki pozwala na uniknięcie pierwszej z wymienionych decyzji tzn. przerwania pracy maszyny w sposób nieprzewidziany. Algorytmy prognostyczne potrafią przewidzieć najkorzystniejszy moment na dokonanie naprawy lub regulacji bez przerwania ciągłości procesu produkcyjnego. Jeżeli z analizy trendów zmian pewnych istotnych symptomów da się np. określić czas wymiany zużytego narzędzia w przerwie na wymianę przedmiotu obrabianego to uniknie się ryzyka awarii podczas obróbki następnego przedmiotu przy zachowaniu ciągłości produkcji. Jeżeli symptomy zużycia np. odpowiedzialnego łożyska wskazują na konieczność wymiany to można tą wymianę racjonalnie zaplanować i przygotować zastępcze stanowisko robocze nie przerywając procesu.

Przypisanie przez system diagnostyczny informacji „niezdolny” do procesu wytwarzania oznacza, że w wyniku prowadzonej operacji technologicznej nie udało się osiągnąć zgodności jednej lub wielu cech wyrobu z założeniami konstruktora. Powstał brak lub w razie kontynuacji obróbki następnego przedmiotu może powstać brak. Jednakże diagnoza procesu wytwórczego na podstawie stwierdzenia obecności braków może być, z punktu widzenia wytwórcy, kosztowna. Zwłaszcza, gdy wyrób w momencie diagnozowania znajduje się w ostatniej fazie technologicznej. Dlatego, bardziej praktyczną metodą jest ocena zgodności zmiennych stanu procesu z modelowymi czyli takimi, przy których proces przebiegał prawidłowo.

W odniesieniu do informacji o stanie procesu wytwórczego, wygenerowanej przez system diagnostyczny, możliwe jest podjęcie następujących działań:

- przerwanie procesu obróbki,
- wprowadzenie zarejestrowanych parametrów procesu do systemu ekspertowego,

- dokonanie korekt parametrów i zmiana programu sterującego obróbką zgodnie z zaleceniami systemu ekspertowego.

Trzeba tutaj zaznaczyć, że przerwanie procesu obróbki nie zawsze musi nastąpić, gdyż jeżeli znane są związki przyczynowo-skutkowe między sterowanymi parametrami procesu a jego rezultatem to można sterować maszyną technologiczną w trakcie obróbki w taki sposób, aby sprowadzić zagrożone parametry wyrobu do przedziału tolerancji. Konstruowane obecnie systemy sterowania spełniają funkcję nadzorowania wykorzystując informacje o procesie pozyskane w trakcie jego funkcjonowania.

Bardzo istotnym celem jaki mają realizować systemy diagnostyczne jest zastąpienie reakcji człowieka w stanach krytycznych i awaryjnych. Biorąc pod uwagę wysoki stopień złożoności współczesnych systemów wytwórczych i znaczną liczbę sygnałów dochodzących do operatora należy liczyć się z efektem „przeciążenia informacyjnego”. W jego rezultacie operator może podejmować błędne działania skutkujące dalszymi awariami. Ponadto wiele zjawisk towarzyszących procesom technologicznym zachodzi z tak dużą szybkością, że ich obserwacja bez specjalnych systemów wizualizujących jest dla człowieka niemożliwa.

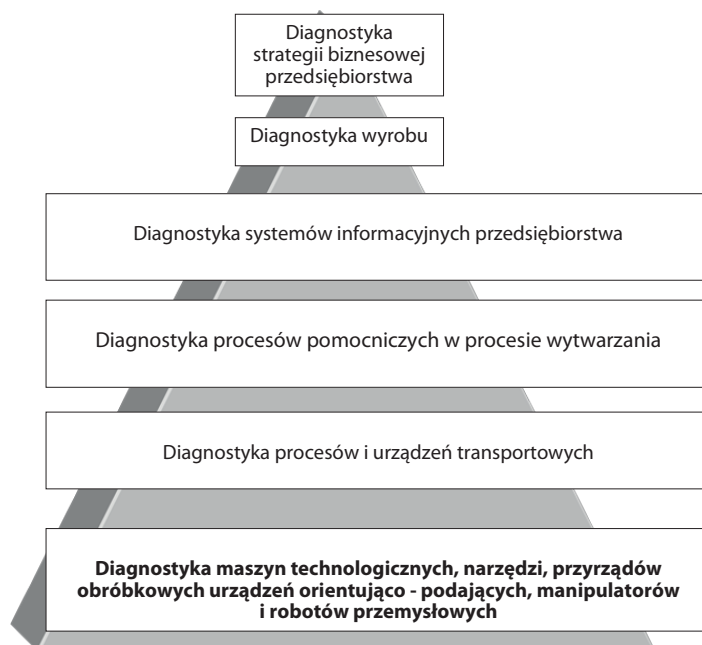
Większość zaawansowanych systemów diagnostycznych wykorzystuje obecnie technologie komputerowe zarówno do zbierania danych jak i do ich analizy oraz syntezy zintegrowanych informacji o stanie procesu lub obiektu. Daje się zauważyć rosnący trend wykorzystania w tym celu systemów wbudowanych opartych na systemach mikroprocesorowych. Systemy te są ściśle zintegrowane z obiektem jakim jest maszyna technologiczna i mogą być źródłem informacji zarówno o maszynie jak i o realizowanym procesie technologicznym. Ponadto szybkość ich działania pozwala na realizację zadań diagnostycznych w czasie rzeczywistym. Niewątpliwą zaletą tych rozwiązań jest programowa realizacja algorytmów diagnostyki. Daje to możliwość wprowadzania, w prosty sposób, nowych funkcji diagnostycznych oraz rozszerzania zakresu poprawy jakości już zaimplementowanych. W szerszym zakresie możliwe jest, w tych systemach, wdrażanie metod sztucznej inteligencji takich jak sieci neuronowe czy systemy ekspertowe.

Z punktu widzenia systemu wytwórczego podstawowym zadaniem diagnostyki jest utrzymanie ciągłości procesu wytwarzania. Trzeba jednak pamiętać, że jest on uzależniony od wielu czynników. Rolą dodatkowych systemów obsługujących proces podstawowy jest:

- dostarczenie informacji w odpowiedniej formie dla poszczególnych stanowisk roboczych oraz maszyn technologicznych oraz systemów transportowych i magazynowych,
- zapewnienie doprowadzenia energii o pożądanym parametrach do procesu podstawowego i procesów pomocniczych,
- zapewnienie przepływu materiałów o ustalonych parametrach i w określonym czasie.

Jeżeli spojrzeć na problemy diagnostyki wytwarzania szerzej to trzeba zaproponować kilka poziomów zadań diagnostycznych. Można je sformułować w formie piramidy rys. 1.3, gdzie najwyższy poziom stanowią cele diagnostyki o charakterze strategicznym przedsiębiorstwa. Narzędzia diagnostyczne stosowane na tym poziomie pozwalają na opracowanie zarówno genezy jak i stanu a także prognozy zaistnienia wyrobu na rynku. Pozyskiwane dane z badań rynkowych dotyczących cech wyrobu, jego niezawodności oraz poziomu sprzedaży pozwalają na postawienie diagnozy co do poprawności założeń strategicznych przedsiębiorstwa. Wyniki takiej diagnozy umożliwiają wprowadzanie korekt i poprawę pozycji biznesowej na rynku. Odpowiednio skonfigurowane narzędzia diagnostyczne mogą wcześniej wykryć zagrożenia w obszarze popytu na produkowane wyroby lub np. zmian cen na komponenty wyrobu lub wzrost wpływu konkurencji itp. Analizy danych z giełd materiałów, paliw lub giełd inwestycyjnych mogą przyczynić się do wykrycia zagrożeń dla osiągnięcia celów strategicznych przedsiębiorstwa.

Następny poziom szerszego stosowania narzędzi diagnostycznych to systematyczne badanie cech wyprodukowanego wyrobu. Diagnostyka w tym obszarze jest diagnostyką funkcjonalną dającą odpowiedź na pytanie czy wyrób spełnia funkcje założone przez konstruktora. Każda rozbieżność będzie wskazywała na braki w diagnostyce poszczególnych etapów wytwarzania części lub braki w diagnostyce podzespołów produkcji innych wytwórców.



Rys. 1.3. Piramida celów diagnostycznych w przedsiębiorstwie produkcyjnym

Ten poziom diagnostyki można przenieść także do obsługi posprzedażnej wyrobu. Wyniki zarejestrowane przez systemy diagnostyczne w serwisach gwarancyjnych i pogwarancyjnych dają informację co do słabych węzłów konstrukcji wyrobu.

Niższy poziom zajmuje w piramidzie diagnostyka struktur zaopatrzenia materiałowego, konserwacji oraz przygotowania narzędzi i przyrządów technologicznych oraz doprowadzenia energii. Niesprawności w tym obszarze, w równym stopniu jak zakłócenia w podstawowym procesie produkcyjnym, mogą być przyczyną przerwania ciągłości tego procesu lub wadliwości wyprodukowanego wyrobu. Wskazana jest diagnostyka zgodności cech podzespołów oraz materiałów przeznaczonych do produkcji, gdyż pominięcie tej fazy może skutkować wykryciem błędów dopiero po wyprodukowaniu gotowego wyrobu. Wiąże się to ze stratami nakładów na produkcję braku. Podobnie brak diagnostyki przyrządów obróbkowych i narzędzi rodzi zagrożenie dla stabilnej jakości wyrobu. Równie ważna jest diagnostyka oraz prognoza stanów magazynowych części, podzespołów i materiałów do produkcji. Zaniedbanie tego obszaru może skutkować przerwaniem ciągłości produkcji. Informacji diagnostycznych o tych problemach mogą dostarczać systemy ERP (jeśli są zainstalowane i działają poprawnie). Diagnozowanie przyczyn ew. przerw w dopływie energii elektrycznej, przeciążania obwodów, wpływa na poprawę stabilności procesów technologicznych i ich bezpieczeństwo. Ponadto do różnych procesów może być potrzebna energia o innym nośniku niż prąd elektryczny (np. para technologiczna, sprężone powietrze), której parametry mogą decydować o jakości realizowanej technologii.

Diagnostyka systemów informacyjnych przedsiębiorstwa wpływa na poprawność działania wszystkich komórek przedsiębiorstwa produkcyjnego, gdyż system ten można porównać do systemu nerwowego organizmu. W dobie powszechnego wykorzystania komputerów, w nowoczesnie zorganizowanym przedsiębiorstwie sieć komputerowa stanowi magistralę służącą do wymiany informacji między komputerami i innymi systemami mikroprocesorowymi stosowanymi do sterowania a także diagnostyki. Uszkodzenie tak ważnego ogniwa sterowania produkcją, musi powodować daleko idące konsekwencje włącznie z przerwaniem produkcji lub nawet zdarzeniami katastroficznymi. Dbłość o zastosowanie w tym obszarze zarówno programowych jak i sprzętowych zabezpieczeń jest niezwykle ważna.

Ciągłość procesów produkcyjnych może być zagrożona także w wyniku awarii lub nieprawidłowości sterowania systemów transportowych obsługujących bezpośrednio produkcję. Może się okazać, że mimo poprawnego oprzyrządowania maszyny technologicznej, prawidłowych programów sterujących i doprowadzonego zasilania produkcja nie jest realizowana ponieważ uszkodzenie systemu transportowego uniemożliwiło dotarcie na czas półfabrykatów do obróbki. Wczesna diagnoza nieprawidłowości oraz prognoza ich wystąpienia może zapobiec takim sytuacjom.

Najniższy poziom wirtualnej piramidy stanowi zespół maszyn i urządzeń technologicznych, manipulatorów i robotów przemysłowych wykonujących bezpośrednio zadania zmieniające cechy fizyczne materiałów produkcyjnych zgodnie z opracowaną technologią. Celem diagnostyki na tym poziomie jest podobnie jak na innych niedopuszczenie do przerwania ciągłości procesu przez:

- wykrycie trendów parametrów istotnych dla jakości procesu wytwarzania i zagrażających osiągnięciem stanu awaryjnego,
- szybka reakcja na zdarzenia katastroficzne,
- identyfikacja możliwych przyczyn zagrożeń.

Ten poziom w wirtualnej piramidzie celów diagnostycznych jest przedmiotem szczególnej uwagi specjalistów instalujących systemy diagnostyczne a także tematem traktowanym szczególnie w tej książce. Jest to spowodowane przekonaniem, że najtrudniejsze i najważniejsze dla produkcji problemy powstają na poziomie bezpośrednich aplikacji technologii. Trzeba jednak pamiętać, że każdy z wymienionych powyżej poziomów diagnostycznych może potencjalnie wygenerować diagnozę, w wyniku której trzeba będzie przerwać produkcję. Nasuwa się wniosek, że proces wdrażania diagnostyki w przedsiębiorstwie powinien mieć charakter kompleksowy i nie kończyć się na najniższym poziomie opisanej piramidy.

Każdy z zasygnalizowanych poziomów diagnostyki przedsiębiorstwa produkcyjnego charakteryzuje się specyficznymi źródłami pozyskiwanej informacji diagnostycznej, szczególnymi metodami analizy tej informacji oraz charakterem generowanych decyzji diagnostycznych. Wspólnym celem dla wszystkich eksploatowanych w przedsiębiorstwie systemów diagnostycznych jest zachowanie ciągłości produkcji wyrobów, które znajdują klienta na rynku i są produkowane przy minimum kosztów nadzwyczajnych spowodowanych zdarzeniami katastroficznymi.

2. Źródła pozyskiwania informacji o diagnozowanym obiekcie

Niezależnie od poziomu działań diagnostycznych w przedsiębiorstwie można wyróżnić dwa sposoby pozyskiwania informacji o obiekcie, zarówno w odniesieniu do genezy jak i diagnozowanego stanu:

- dane wprowadzane za pośrednictwem człowieka,
- dane pozyskiwane w wyniku monitorowania i automatycznej akwizycji przez odpowiednio oprogramowane systemy informatyczne.

W pierwszym przypadku należy się liczyć z opóźnieniami w stosunku do czasu zarejestrowania monitorowanych zdarzeń oraz możliwością przekłamań wartości wprowadzanych do systemu. Wynika to z konieczności przetworzenia informacji przez człowieka i wprowadzenia w formie przyjętej dla danego systemu informatycznego.

Inny podział może dotyczyć ciągłości rejestracji danych:

- dane o obiekcie są rejestrowane w sposób ciągły w czasie rzeczywistym i równoległe wykorzystywane do analiz diagnostycznych,
- dane są rejestrowane w ograniczonym „oknie czasowym” i poddawane analizie w całym pakiecie po zarejestrowaniu;
- dane mają charakter losowy i podlegają rejestracji i analizie po przekroczeniu założonego progu istotności.

Charakter źródeł danych niosących informacje jest zdeterminowany charakterem diagnozowanego obiektu. Istotną rolę odgrywa również ocena zawartości informatycznej o znaczeniu diagnostycznym dla konkretnych źródeł danych. W celu minimalizacji kosztów należy wybierać do wykorzystania w systemach diagnostycznych tylko takie źródła, które są dobrze skorelowane z diagnozowanymi zdarzeniami.

2.1. Źródła informacji w diagnostyce strategii biznesowej przedsiębiorstwa

Działania w obszarze diagnostyki strategii przedsiębiorstwa produkcyjnego mają na celu wykrycie zagrożeń dla produkcji określonego asortymentu wyrobów z rezultatem zapewniającym godziwe zyski i rozwój przedsiębiorstwa. Można

zauważyć, że na rynku w którym obowiązują zasady popytu i podaży, istnieje szereg zagrożeń, które odpowiednio wcześniej należy zdiagnozować i prognozować ich skutki. Jest to możliwe jeżeli menadżer rejestruje i analizuje dane zarówno dotyczące działalności własnego przedsiębiorstwa jak i płynące z otoczenia. Do najważniejszych w tym kontekście należą:

- wartościowo i ilościowo sprzedaż produktów gotowych w jednostce czasu;
- liczba reklamacji (napraw gwarancyjnych) i ich dynamika,
- dynamika zmian cen produktów konkurencji,
- dynamika zmian cen na materiały i komponenty potrzebne do produkcji,
- zdarzenia nagłe, w otoczeniu przedsiębiorstwa (np. o charakterze katastroficznym) mające wpływ na obsługę logistyczną przedsiębiorstwa zmniejszające pewność dostaw,
- zdarzenia o charakterze ustawodawczym zmieniające zasady ekonomii funkcjonowania przedsiębiorstwa na rynku.

Źródła powyższych informacji są bardzo zróżnicowane i wymagają do ich zgromadzenia zaangażowania ludzi o wysokich kwalifikacjach. Sam proces analiz i formułowania wniosków diagnostycznych będzie wymagał opracowania i wdrożenia programów komputerowych szacujących ryzyko działalności produkcyjnej w określonych warunkach i prognozujących stany przyszłe oraz działania z nimi związane. Z punktu widzenia kryterium szybkości oddziaływania (w porównaniu z większością procesów technologicznych) wymienione zdarzenia mają charakter wolnozmienny. Pozwala to na opracowanie stosunkowo pewnej diagnozy i wdrożenia działań naprawczych zmieniających strategię przedsiębiorstwa. Zbierane informacje mają charakter ciągów czasowych, do których można stosować rozbudowany aparat matematyczny w celu oszacowania prawdopodobieństwa zaistnienia niekorzystnych zdarzeń a także prognozowania przyszłych istotnych parametrów produkcji.

Zakładając, że menadżer jest w stanie określić graniczne wartości wskaźników ilustrujących stan przedsiębiorstwa, można konstruować systemy diagnostyczne, które śledząc wektor stanu złożony z bieżących parametrów ekonomicznych, zasygnalizują stany krytyczne lub niekorzystne trendy. Do tego celu można, w większości przypadków, zastosować metody opisane w rozdziale 4.

2.2. Źródła informacji potrzebne do diagnostyki wyrobu

Diagnostyka wyrobu jest utożsamiana z kontrolą jakości. Jeżeli przyjąć definicję jakości jako zgodność istotnych parametrów wyrobu z założonymi przez konstruktora to procedury działań są takie same jak dla diagnostyki maszyn i urządzeń. Wyrób przechodzi proces kontroli wybranych parametrów i albo zostaje potwierdzona ich zgodność z założeniami albo w wyniku niezgodności jest

zaliczony do braków. Klasyfikacja w przypadku wyrobów gotowych przeważnie jest dwustanowa. W przypadku wyrobów będących rezultatem pośrednich procesów technologicznych, może niekiedy pojawić się możliwość trzeciego stanu – „do naprawy”. Jednakże, przy produkcji masowej, często ta możliwość jest nieopłacalna, gdyż wymaga przezbierania maszyn i urządzeń technologicznych.

W celu uniknięcia sytuacji, w której system kontroli jakości produktu finalnego, sygnalizuje niezgodność z założeniami konstrukcyjnymi trzeba diagnozować stan osiągnięcia przez poszczególne części składowe założonych parametrów bezpośrednio po wykonaniu procesów technologicznych. W przypadku komponentów (podzespołów) obcych diagnozować ich cechy przez zamontowaniem.

Informacje diagnostyczne, wykorzystywane do diagnostyki wyrobów, pochodzą najczęściej z systemów pomiarowych zainstalowanych między operacjami technologicznymi oraz ze stanowiska kontroli ostatecznej, gdzie oprócz parametrów geometrycznych ocenia się również parametry eksploatacyjne (np. moc, moment obrotowy, prędkość itp.).

Efektom procesu diagnostycznego w każdym obszarze działalności przedsiębiorstwa powinna być decyzja klasyfikacyjna oraz ewentualne podjęcie działań zmierzających do ustalenia przyczyn negatywnej diagnozy (geneza). Ta zasada ma zastosowanie również w przypadku diagnostyki wyrobu. W ustaleniu przyczyn negatywnej diagnozy wyrobu może pomóc skorelowanie wyników diagnostyki maszyn, urządzeń i parametrów technologicznych w jakich był wytwarzany wyrób. Trzeba tu zauważyć, że jeżeli diagnostyka procesów technologicznych, a wcześniej maszyn i urządzeń została prawidłowo wykonana i wnioski z niej wykorzystane, to są małe szanse na negatywną diagnozę wyrobu w fazie przedsprzedażnej.

Trzeba podkreślić istotne znaczenie akwizycji danych diagnostycznych wyprodukowanego wyrobu w fazie przekazywania go z produkcji do eksploatacji. Informacja zawarta w tych danych może być niezwykle przydatna do diagnostyki eksploatacyjnej (obsługi posprzedażnej wyrobu), gdyż stanowi poziom odniesienia dla sygnałów diagnostycznych po określonym czasie eksploatacji. Przykładowo porównanie wybranych parametrów sygnałów wibroakustycznych emitowanych przez nowy wyrób i wyrób po okresie eksploatacji może wskazywać na tempo i charakter zużycia.

Wynika z tego, że sposób prowadzenia badań diagnostycznych w okresie eksploatacji powinien być określony przez producenta i uzupełniony indywidualnymi charakterystykami oraz danymi dla wyrobu nowego. Wskazane także jest określenie granicznych zmian wartości symptomów, na których opiera się diagnoza. Wyrób z systemu produkcyjnego do systemu eksploatacji powinien być przekazany z:

- instrukcją obsługi,
- osprzętem specjalnym (jeśli jest wymagany) do pozyskania danych diagnostycznych,
- informacją o konkretnym wyrobie pozwalającą na kontrolę jego działania,
- informacją o typowych uszkodzeniach i ich symptomach.

W ostatnich latach wielu producentów, szczególnie zautomatyzowanych maszyn technologicznych, stosuje powyższe zasady zaopatrując swoich klientów także w komputerowe systemy diagnostyczne (wbudowane w system sterowania) sugerujące zakres i czas remontu oraz wymiany części.

2.3. Źródła informacji dla diagnostyki procesów pomocniczych

W większości przedsiębiorstw wytwórczych, nowoczesnie zarządzanych, problemami obsługi i zaopatrzenia produkcji podstawowej zajmują się wyspecjalizowane zespoły wspomagane systemami ERP (ang. *enterprise resource planning*). Są to oprogramowania modułowe złożone z często niezależnych pakietów wymieniających między sobą dane. Funkcjonalnie obejmują szeroki obszar zagadnień mających związek z poprawnym funkcjonowaniem podstawowego procesu produkcyjnego. Jako najważniejsze można tu wymienić:

- zaopatrzenie w materiały i komponenty do produkcji,
- magazynowanie,
- zarządzanie zapasami,
- planowanie produkcji,
- zarządzanie zasobami ludzkimi,
- finanse,
- księgowość,
- zarządzanie relacjami z klientem,
- zarządzanie transportem.

W kontekście problemów jakimi zajmuje się diagnostyka można zauważyć, że wymienione funkcje są realizowane przez zalgorytmizowane procesy pozyskujące informację z otoczenia bliższego lub dalszego procesu wytwarzania. Informacje te po przetworzeniu służą do podejmowania decyzji sterujących. Celem sterowania jest utrzymanie ciągłości produkcji o zdefiniowanej jakości i ilości przy minimum nakładów. Czy wobec tego algorytmy zawarte w oprogramowaniu ERP wypełniają również zadania diagnostyki procesów?

Wydaje się, że odpowiedź na to pytanie zależy od stopnia zawansowania zastosowanych algorytmów, które powinny identyfikować (diagnozować) i uwzględnić w podejmowaniu decyzji zdarzenia losowe wpływające destrukcyjnie na wyniki operacji pomocniczych w stosunku do procesu podstawowego. W obszarze każdej z wymienionych funkcji ERP można znaleźć zagrożenia wymagające diagnozy, genezy i ewentualnej prognozy stanu.

Z punktu widzenia zapewnienia dla procesu produkcyjnego zaopatrzenia w materiały i komponenty ważne informacje diagnostyczne to: dostępność konkretnych (spełniających warunki jakości) materiałów lub komponentów w określonym przez harmonogram produkcji czasie i za cenę zapewniającą opłacalność.

Zakłócenia w tym obszarze mogą być wykryte i prognozowane w oparciu o analizę danych giełd materiałowych oraz sygnałów producentów a także informacje o zdarzeniach katastroficznych w regionach geograficznych, z których pochodzą komponenty.

Pozyskanie zaopatrzenia wiąże się z transportem. Powstaje tu potrzeba diagnozowania zarówno stanu procesów transportowych w przedsiębiorstwie jak i stanu technicznego środków transportu. Źródłem informacji diagnostycznej mogą być informacje dotyczące obciążenia poszczególnych jednostek transportowych zawarte w harmonogramach i umieszczone w bazie systemu. Złe rozplanowanie w czasie zadań transportowych lub zbyt mała wydajność tego systemu może w pewnych warunkach skutkować wstrzymaniem produkcji.

W przypadku magazynów obsługujących produkcję, mechanizm diagnostyczny wykrywający zagrożenie braku komponentów jest już wbudowany w system ERP. Oprogramowanie bazodanowe wspomagające zarządzanie magazynem umożliwia ustawienie poziomu krytycznych zapasów, poniżej których koniecznym jest natychmiastowe ich uzupełnienie.

Systemy ERP w obszarze zarządzania klientem (CRM) także mogą dostarczać danych diagnozujących stan rynku zbytu na produkty. Taka diagnoza powinna się przełożyć na decyzje dotyczące wielkości planu produkcyjnego a także inwestycji w opracowanie nowego wyrobu.

Podsumowując można stwierdzić, że dostęp do danych, które można wykorzystać w celu diagnozowania procesów obsługi jest o tyle ułatwiony o ile zaimplementowano system informatyczny klasy ERP i bazy danych rejestrujące potrzebne informacje. Brak takich systemów praktycznie pozostawia ten obszar, niewątpliwie bardzo ważny, bez możliwości zastosowania metod diagnostyki.

2.4. Źródła sygnałów diagnostycznych maszyn i urządzeń technologicznych

Rola stanu technicznego maszyn i urządzeń technologicznych zainstalowanych w różnych procesach wytwarzania jest kluczowa dla powodzenia tych procesów. Podczas, gdy wykrycie nieprawidłowości na podstawie diagnostyki wyrobu, już pociąga za sobą dodatkowe koszty braków, to wykrycie symptomów zużycia maszyny, narzędzia lub oprzyrządowania we wczesnej fazie, może zapobiec zaistnieniu takiej sytuacji. Wykrycie symptomów poprzedzających awarię istotnych węzłów kinematycznych obrabiarki, może i powinno wyzwać procedury obsługowe, eliminujące wadliwe części i niedopuszczające do dalszej eksploatacji niesprawnej maszyny. Podobne działania powinny być podjęte w stosunku do oprzyrządowania i narzędzi, których zużycie może skutkować niestabilnością parametrów geometrycznych wyrobu.

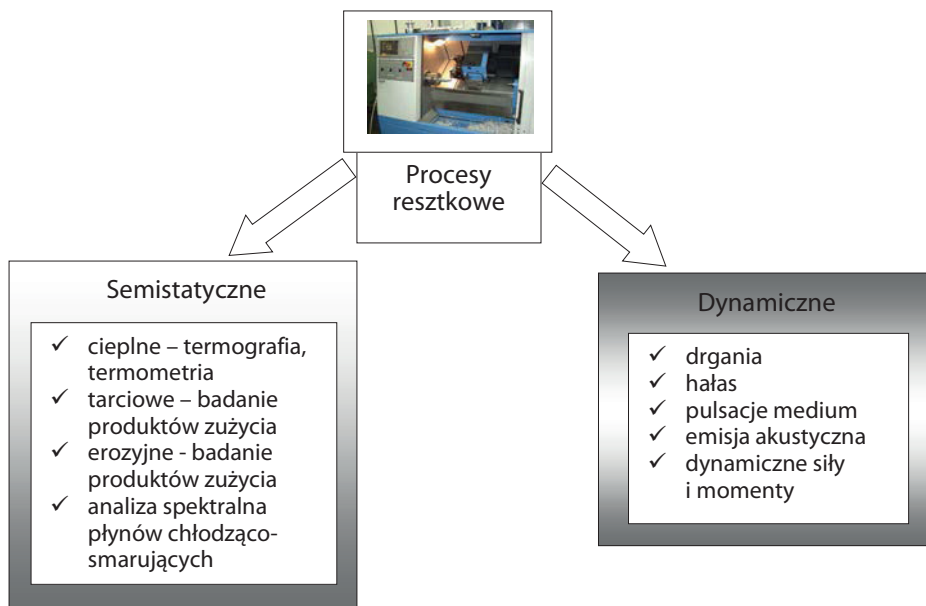
Niezależnie od charakteru procesu technologicznego działania diagnostyczne powinny być poprzedzone wnikliwą analizą w celu identyfikacji słabych ogniw w maszynie, przyrządzie obróbkowym lub narzędziach. Po wytypowaniu takich miejsc należy, na podstawie obserwacji i wstępnych pomiarów oraz wiedzy o charakterze realizowanego procesu technologicznego, wytypować wielkości fizyczne, które mogą być nośnikami informacji. Na tym etapie może być pomocne długoletnie doświadczenie pracowników obsługujących analizowane instalacje technologiczne.

Bardzo często pracownicy posługując się zmysłami słuchu, wzroku i dotyku potrafią rozróżnić stany poprzedzające awarię i awaryjne. Problem w tym, że stabilności procesu technologicznego i jego bezpieczeństwa nie można opierać wyłącznie na doświadczeniu operatorów, gdyż nie wszyscy są wystarczająco wyszkoleni i ich szybkość reakcji jest, w większości przypadków, zbyt mała aby zapobiec awarii. We współczesnych systemach wytwarzania zdolności percepcyjne człowieka są często niewystarczające, dlatego są zastępowane urządzeniami pomiarowymi, których zakres obserwacji jest znacznie szerszy. Przykładowo większość ludzi słyszy dźwięki w zakresie od ok. 10 Hz do maksymalnie 16kHz, aparatura pomiarowa do pomiaru drgań może zarejestrować sygnały od kilku Hz do setek kHz (pasma ultradźwiękowe). Podobnie zmysł wzroku jest wrażliwy tylko na światło widzialne, natomiast pewne istotne informacje o diagnozowanym obiekcie mogą być zawarte w paśmie podczerwieni lub nadfioletu.

Część istotnych informacji może być całkowicie niedostępna dla zmysłów ludzkich. Należą do nich siły, momenty, naprężenia lub ciśnienia. Bez zainstalowania przyrządów pomiarowych operator procesu nie ma informacji o wartościach tych parametrów mimo, że zawierają one ważne a czasami krytyczne dla bezpieczeństwa informacje.

Znaczenie, dla diagnostyki, poszczególnych wielkości fizycznych jako nośnika informacji, zależy w dużym stopniu od charakteru procesu technologicznego. Przykładowo, gdy w procesie obróbki skrawaniem istotne informacje o stanie narzędzia mogą być zawarte w parametrach siły skrawania, emitowanych drganiach i temperaturze ostrza to dla procesu obróbki plastycznej istotne informacje może zawierać przebieg zmian ciśnienia w układzie napędowym prasy podczas wykonywania ruchu roboczego.

Działania diagnostyczne w obszarze maszyn i urządzeń technologicznych można podzielić na takie, które należy wykonać po wyłączeniu maszyny lub oprzyrządowania z normalnej pracy, oraz takie, które mogą być przeprowadzane bez wstrzymania produkcji. W pierwszym przypadku, najczęściej działania dotyczą pomiaru wielkości geometrycznych, których zmiany (luzy, niewspółosiowość, nierównoległość itp.) w trakcie eksploatacji mogą świadczyć wprost o stopniu zużycia zasobów produkcyjnych.



Rys. 2.1. Procesy resztkowe towarzyszące działaniu maszyny technologicznej (wg. Cz. Cempla)⁵

Ten sposób pozyskiwania danych diagnostycznych niestety generuje dodatkowe koszty spowodowane przestojami i koniecznością wyłączenia stanowiska z procesu produkcyjnego. Z punktu widzenia organizacji produkcji, lepsze są metody pozyskiwania informacji o stanie maszyny, narzędzia lub przyrządu stosowane w trakcie wytwarzania. Metody te są oparte na śledzeniu tzw. procesów resztkowych⁴.

Procesy resztkowe towarzyszą funkcjonowaniu maszyn technologicznych i można je podzielić na semistatyczne i dynamiczne rys. 2.1.

Semistatyczne procesy resztkowe są wykorzystywane do okresowej oceny zużycia mechanizmów odpowiedzialnych za prawidłowe działanie maszyny. Wymagają jednak dobrze wyposażonego specjalistycznego zaplecza laboratoryjnego, co wiąże się ze znacznymi kosztami.

W przypadku obserwacji zarówno statycznych jak i dynamicznych procesów resztkowych w poszukiwaniu informacji o stanie maszyny technologicznej lub jej oprzyrządowania, istotnym jest obszar konstrukcyjny maszyny do którego odnoszą się badania diagnostyczne. Z punktu widzenia konstrukcji można tu wyróżnić:

- połączenia stałe,
- uszczelnienia,
- połączenia ruchowe (suwliwe i obrotowe).

⁴ Cempel Cz.: *Diagnostyka wibroakustyczna maszyn*. PWN Warszawa 1989.

Uszkodzeniom połączeń konstrukcyjnych stałych towarzyszy często zmniejszona sztywność konstrukcji i spowodowana tym podatność na wymuszenia przejawiająca się w zwiększonej amplitudzie drgań tych elementów. Analizując zarówno amplitudę tych drgań jak i dominujące częstotliwości można zidentyfikować miejsca uszkodzeń.

Rozszczelnienie układów hydraulicznych, pneumatycznych lub parowych skutkuje zazwyczaj spadkiem ciśnienia oraz wyciekami czynnika z układu. W przypadku układów hydraulicznych, jeżeli rozszczelnienia są niewielkie a układ zasilania ma stabilizację ciśnienia, identyfikacja uszkodzenia może nastąpić przez obserwację śladów wycieków z instalacji oraz przez monitorowanie poziomu płynów w układach maszyny. Uszkodzenie układu pneumatycznego, lub instalacji pary technologicznej, może być sygnalizowane efektami akustycznymi o natężeniu proporcjonalnym do wielkości uszkodzeń.

Połączenia ruchowe służą do przekazania energii do elementów roboczych maszyny. Ich niesprawność może w dużym stopniu wpływać na jakość wykonywanych operacji technologicznych. Zużycie elementów maszyn wykonujących ruch posuwisto-zwrotny charakteryzuje się zjawiskiem wzrostu intensywności uderzeń w położeniach skrajnych, co może być zaobserwowane przez pomiar amplitudy tych impulsów. Elementy wirujące (wrzeciona, wały) ułożyskowane w łożyskach ślizgowych lub tocznych generują w czasie wirowania drgania, których częstotliwości zależą od konstrukcji maszyny a amplituda od wielkości luzów w łożyskach, niewyważenia statycznego i dynamicznego oraz częstości wirowania wymuszonej przez układ napędowy. Analizując sygnał wibroakustyczny z czujników drgań rozmieszczonych na oprawach łożysk można pozyskać informację o stanie tych węzłów kinematycznych.

Podsumowując rozważania na temat źródeł informacji, które mogą posłużyć do diagnostyki w zdefiniowanych obszarach przedsiębiorstwa, należy wyodrębnić postać cyfrową informacji, pozyskanej w wyniku działania innych systemów (takich jak np. ERP), oraz postać analogową, której nośnikami są różne wielkości fizyczne.

Zarówno jedne jak i drugie mogą zawierać symptomy stanu procesów lub stanu maszyny przydatne do diagnostyki. Jednakże, informacja w postaci analogowej musi być odpowiednio przetworzona na formę sygnału elektrycznego a następnie do postaci cyfrowej. Postać cyfrowa pozwala na szybkie i łatwe zastosowanie algorytmów automatyzujących procesy diagnostyczne. Do wstępnego przetwarzania sygnałów analogowych służą przetworniki, konstrukcja ich zależy od charakteru wielkości fizycznej, której zmiany zawierają poszukiwaną informację. Przegląd najczęściej stosowanych w diagnostyce technik akwizycji sygnałów oraz metod ich przetwarzania do postaci cyfrowej a także pozyskiwania istotnych dla diagnostyki informacji zawarto w rozdziale 3.

3. Akwizycja i przetwarzanie sygnałów z maszyn i procesów technologicznych w celach diagnostycznych

Istotnym źródłem informacji dla celów diagnostycznych są zmiany parametrów analogowych wielkości fizycznych obserwowalne w czasie pracy maszyn i urządzeń. Sygnały o tym charakterze są emitowane przez zjawiska energetyczne zachodzące podczas realizacji procesów technologicznych. Można wymienić najczęściej wykorzystywane wielkości fizyczne, których pomiar umożliwia analizę i wnioskowanie o stanach diagnozowanych obiektów, są to:

- przemieszczenia liniowe i kątowe,
- prędkości i przyspieszenia,
- siły i momenty obrotowe,
- ciśnienie akustyczne,
- temperatura.

Uwzględniając w trakcie pomiaru czas można rejestrując przemieszczenie, prędkość lub przyspieszenie otrzymać zapis drgań mechanicznych obiektu. Podobnie uwzględniając podczas dalszego przetwarzania powierzchnię przekroju, na który działała mierzona siła uzyskać naprężenia. Albo, jeśli zmierzona siła była rezultatem parcia cieczy na membranę o znanej powierzchni, wyznaczyć wartość ciśnienia. W zależności od potrzeb, mając zarejestrowany w czasie sygnał podstawowej wielkości fizycznej, można wyznaczyć pewne wielkości pochodne.

Podstawowym zadaniem przetwornika jest zamiana wartości wielkości fizycznej mierzonej na wartość napięcia lub prądu. Przekształcenie to powinno być jednoznaczne i powtarzalne. Podstawową miarą jakości przetwornika pomiarowego jest jego klasa. Producent przetwornika określa klasę przez porównanie wskazań przetwornika ze wskazaniami wzorca. Wyprodukowany przetwornik ma gwarancję, że nie wykaże błędu podstawowego większego, niż wynika to ze wskaźnika klasy. Jednakże, błąd podstawowy dotyczy tylko określonych warunków pomiarów (zwanych warunkami odniesienia) czyli temperatury, ciśnienia, napięcia zasilania i innych wielkości określonych przez producenta.

W praktyce głównym odstępstwem od warunków odniesienia jest zmiana temperatury powodująca wystąpienie błędu dodatkowego. Błąd ten wymaga kompensacji.

Funkcja przetwarzania dana jest w postaci⁵ ogólnej:

$$y = F(x_1, x_2, \dots, x_n, T, a_1, \dots, a_m, z) \quad 3.1$$

Gdzie:

x_1, x_2, \dots, x_n – wielkości wejściowe będące procesami losowymi,

T – czas eksploatacji przetwornika,

a_1, a_2, \dots, a_m – parametry konstrukcyjne przetwornika,

z – niedokładność modelu i wpływ otoczenia.

Dla funkcji jawnej, gdy argumentami są mierzone wielkości wejściowe możliwe są trzy sytuacje⁶:

1. Błędy argumentów mają charakter systematyczny.

Przyjmując zasadę najniekorzystniejszego przypadku, błędy argumentów przyjmują wartości skrajne $+c_i$ lub $-c_i$, maksymalizując błąd graniczny, zgodnie z prawem liniowej propagacji błędów pomiarowych otrzymano:

$$c = \sum_{i=1}^n \left| \frac{\delta F}{\delta x_i} \right| c_i \quad 3.2$$

Natomiast zgodnie z zasadą sumowania kwadratów błędów zakłada się, że błędy argumentów przyjmują losowe wartości z przedziału $\langle -c, +c \rangle$, a błąd graniczny jest zmienną losową:

$$c = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\delta F}{\delta x_i} c_i \right)^2} \quad 3.3$$

2. Błędy argumentów mają charakter przypadkowy.

Jeżeli błędy poszczególnych argumentów są niezależne, mają jednakowe rozkłady i dane są ich błędy przypadkowe graniczne przy jednakowym poziomie ufności, to błąd graniczny wynosi:

$$e = \sqrt{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad 3.4$$

⁵ Piotrowski J.: *Teoria pomiarów*. PWN, Warszawa 1986.

⁶ Kwaśniewski J.: *Wprowadzenie do inteligentnych przetworników pomiarowych*. WNT Warszawa 1993.

3. Błędy argumentów mają składową systematyczną i przypadkową.

Całkowity błąd graniczny dla najniekorzystniejszego przypadku wynosi:

$$\delta = \sqrt{c^2 + e^2} \quad 3.5$$

Błędy dodatkowe, pochodzące np. ze zmian temperatury, można obliczyć dla znanej funkcji:

$$y = F(x_1, x_2, \dots, x_n, x_w) \quad 3.6$$

z wzoru:

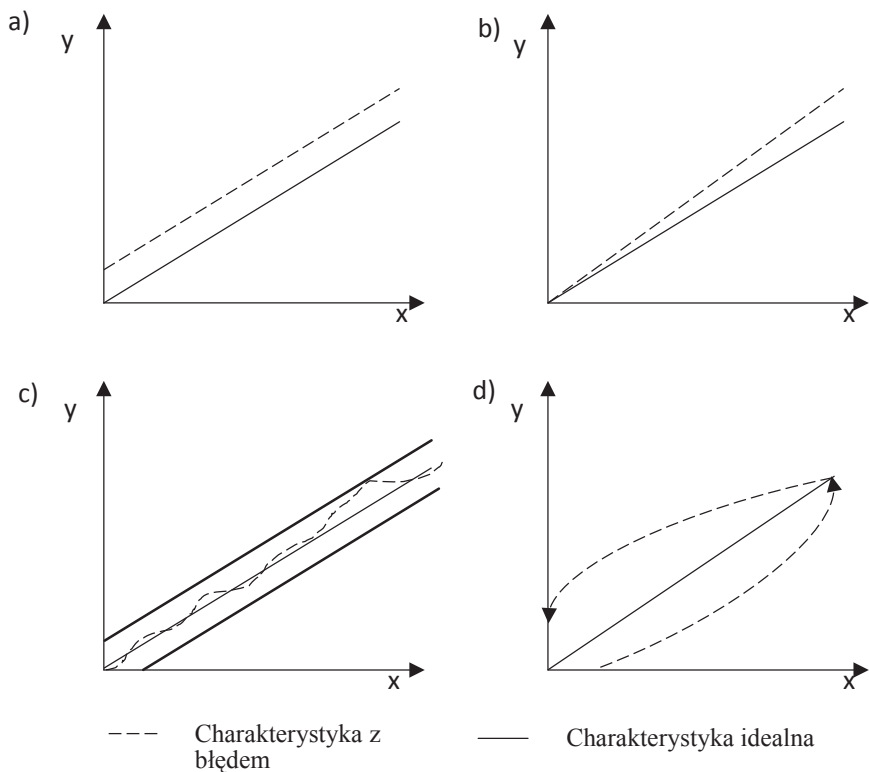
$$c = \left| \frac{\delta F}{\delta x_w} \right| c_w \quad 3.7$$

Gdzie:

x_w – reprezentuje wpływ czynnika zewnętrznego.

Ze względu na kształt i położenie charakterystyki statycznej przetwarzania rozróżnia się cztery podstawowe rodzaje błędów:

- *Błąd punktu zerowego* – charakteryzuje się równoległym przesunięciem charakterystyki. Błąd ten najczęściej występuje wskutek temperaturowej zależności sygnału pomiarowego („dryft temperaturowy”) i jest mierzony w [mV/K]. Rys. 3.1a.
- *Błąd nachylenia charakterystyki* – spowodowany najczęściej zmianą współczynnika wzmocnienia przetwornika wywołaną starzeniem. Rys. 3.1b.
- *Błędy liniowości* – jest obserwowany, gdy charakterystyka nie jest linią prostą ale mieści się w przedziale tolerancji. Miarą tego błędu jest stosunek szerokości tego przedziału do końcowej wartości zakresu pomiarowego. Rys. 3.1c.
- *Błędy histerezy* – wartość sygnału wyjściowego zależy nie tylko od wartości wielkości przetwarzanej ale i od kierunku jej zmian. Przyczyną są zjawiska związane z gromadzeniem energii w układzie pomiarowym. Rys. 3.1d.



Rys. 3.1. Statyczne błędy przetworników pomiarowych, a) błąd punktu zerowego, b) błędy nachylenia charakterystyki, c) błędy liniowości, d) błędy histerezy

Zasady działania przetworników wielkości fizycznych są bardzo różne. Między innymi w konstrukcji przetworników wykorzystuje się rozwiązania: potencjometryczne, indukcyjne, pojemnościowe, magnetyczne, magnetostrykcyjne, optyczne, piezoelektryczne i piezorezystywne. Do pomiarów temperatur: rezystancyjne, półprzewodnikowe, termooгниwa. W tabeli 3.1 dokonano przeglądu najważniejszych fizycznych zasad działania z zaznaczeniem zastosowania do przetwarzania wybranych wielkości fizycznych.

Tabela 3.1. Wielkości pomiarowe i fizyczne zasady działania⁷

Zasada działania (<i>wielkość pomiarowa</i>)	s, φ	v, ω	$a, \dot{\omega}$	F, M, p	T
Potencjometryczna (R)	X			X	
Indukcyjna (L)	X			X	
Pojemnościowa (C)	X			X	
Magnetyczna (B)	X	X		X	
Magnetostrykcyjna (B, t)	X				
Optyczna (Q)	X	X			
Piezoelektryczna (Q)		X	X		
Piezorezystywna (R)	X		X	X	
Rezystancyjna (R)					X
Półprzewodnikowa (R)					X
Termoogniwa (E)					X

Oznaczenia wielkości mierzonych:

s, φ – droga, kąt,

v, ω – prędkość, prędkość kątowna,

$a, \dot{\omega}$ – przyspieszenie liniowe, przyspieszenie kątowne,

F, M, p – siła, moment obrotowy, wielkości pochodne np. ciśnienie,

T – temperatura.

Oznaczenie wielkości pomiarowej:

R – rezystancja,

L – indukcyjność,

C – pojemność,

B – indukcja magnetyczna,

t – czas,

I – natężenie światła,

Q – ładunek elektryczny.

Sygnały generowane przez przemysłowe obiekty mogą mieć postać:

- sygnału analogowego,
- sygnału cyfrowego (wektor bitowy),
- sygnału binarnego.

Sygnał analogowy jest sygnałem ciągłym w czasie o wartościach zdefiniowanych dla każdego punktu w określonym oknie czasowym obserwacji. Ponieważ otaczający nas świat jest analogowy, sygnał ten jest obecny na wejściu praktycznie każdego toru pomiarowego rejestrującego przy pomocy sensorów ciągłe zmiany wielkości fizycznych.

⁷ Heimann B., Gerth W., Popp K.: *Mechatronika – komponenty metody przykłady*. PWN Warszawa 2001.

Negatywną cechą tej formy informacji jest brak bezpośredniej możliwości rejestracji i przetwarzania komputerowego. Komputery wymagają postaci cyfrowej sygnału, aby zapisać jego wartości na nośnikach lub wykonać obliczenia z użyciem zarejestrowanej informacji. W tej sytuacji, praktycznie wszystkie sygnały analogowe pozyskane z sensorów są konwertowane do postaci słów bitowych. Do tego celu służą przetworniki analogowo-cyfrowe (a/c). Przetworniki te dokonują dyskretyzacji sygnału analogowego zarówno w obszarze wartości, którą (z pewnym przybliżeniem) da się określić cyfrowo tylko w ściśle określonych chwilach. Liczba możliwych wartości jakie może przyjmować sygnał wyjściowy jest skończona i zdeterminowana przez liczbę bitów wektora wyjściowego dla danego przetwornika zgodnie z wzorem:

$$m = 2^k \quad 3.8$$

gdzie:

m – liczba poziomów reprezentacji wartości analogowej,

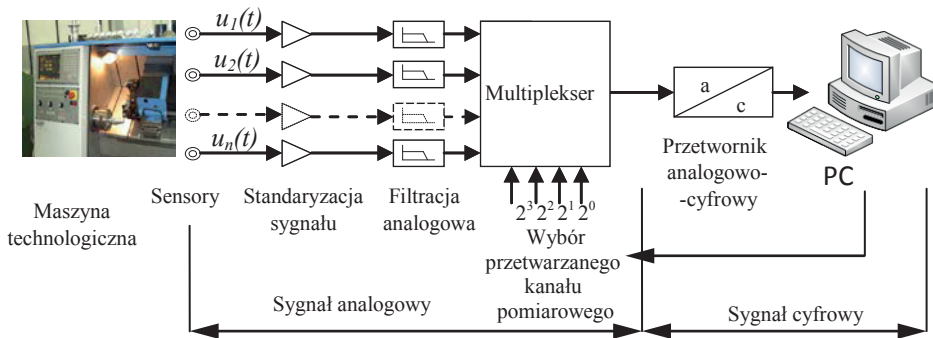
k – liczba bitów wektora wyjściowego przetwornika.

Drugim parametrem, opisującym właściwości przetwornika analogowo-cyfrowego jest czas przetwarzania, który determinuje liczbę próbek sygnału analogowego w zadanym czasie obserwacji sygnału. Oznacza to, że im krótszy jest czas formowania wektora wyjściowego na podstawie próbki sygnału analogowego, tym więcej takich próbek w czasie obserwacji może być zarejestrowane. W większości rozwiązań konstrukcyjnych przetworników a/c możliwe jest ustawienie częstotliwości próbkowania. Pozwala to zmniejszyć częstość obserwacji sygnału (poniżej maksymalnej) w przypadkach monitorowania procesów wolnozmiennych. Trzeba jednak pamiętać, że dla dokładnego odwzorowania konwertowanego sygnału, koniecznym jest spełnienie warunku Shannona tzn. częstotliwość próbkowania nie powinna być mniejsza niż podwójna wartość maksymalnej częstotliwości zawartej w przetwarzanym sygnale.

Pewnym szczególnym przypadkiem pozyskiwanego sygnału jest sygnał binarny. Jest to sygnał jednobitowy, który może (zgodnie ze wzorem 3.8) reprezentować dwa stany. Jeden z nich oznaczono umownie 0 a drugi 1. Ten sposób reprezentacji sygnałów analogowych nie zawiera informacji o wartości numerycznej sygnału a jedynie o tym czy osiągnął on umowny stan niski (0) lub umowny stan wysoki (1). Źródłem tego typu informacji mogą być czujniki kontrolujące stan, w czasie i przestrzeni, podzespołów maszyn technologicznych i urządzeń pomocniczych.

Wiele maszyn technologicznych i uniwersalnych urządzeń pomiarowych jest już wyposażona w interfejsy cyfrowe, z których można skorzystać konstruując system diagnostyczny. Maszyny te bardzo często są wyposażone w wewnętrzne systemy diagnostyczne oceniające sprawność poszczególnych układów i generujące sygnały potwierdzające przez zewnętrzne interfejsy binarne. Również urządzenia

pomiarowe służące do kontroli efektów procesu technologicznego (suwmiarki, mierniki chropowości, maszyny pomiarowe) są wyposażane w interfejsy cyfrowe, pozwalające na podłączenie bezpośrednio do komputera i pozyskanie danych przy pomocy odpowiedniego programu obsługującego komunikację przyrząd pomiarowy – komputer. W pozostałych przypadkach trzeba kompletować tor pomiarowy, który może wyglądać tak jak na schemacie blokowym rys. 3.2.



Rys. 3.2. Schemat blokowy akwizycji sygnałów z procesu wytwarzania

Sensory rozmieszczone w istotnych z punktu widzenia diagnostyki miejscach maszyny technologicznej, przetwarzają wartości obserwowanych wielkości fizycznych na parametry prądu elektrycznego (napięcie lub natężenie). W tej postaci sygnał analogowy podlega standaryzacji (przeskalowaniu do standardowych zakresów). Tak uformowany sygnał elektryczny, będący analogiem wielkości mierzonej, może być opcjonalnie poddany filtracji analogowej. Filtr analogowy może spełniać zadanie eliminacji sygnałów zakłócających, dla których częstotliwości występowania są znane (np. pulsacja w sieci elektrycznej 50Hz i jej harmoniczne). Również stosując filtry dolnoprzepustowe można wyeliminować z sygnału analogowego $u(t)$ składowe o częstotliwościach wyższych od częstotliwości Nyquista ($f_p/2$), czyli połowy częstotliwości z jaką przetwornik a/c będzie próbkował sygnał. Przetwarzanie analogowo-cyfrowe odbywa się sekwencyjnie w każdym kanale pomiarowym oddzielnie. Wyborem kanału przetwarzanego komputer może sterować przy pomocy multiplexera. Na jego wejście sterujące jest podawany wektor binarny w kodzie dwójkowym, którego wartość określa numer aktywnego kanału. Rozwiązanie to nie wymaga stosowania tylu przetworników ile przewidziano kanałów pomiarowych, jednak podczas analiz pozyskanego sygnałów trzeba pamiętać, że są one przesunięte w czasie o $k \cdot t_p$, gdzie k numer kanału a t_p czas przetwarzania zaprogramowany dla pojedynczego kanału. Przed digitalizacją każda próbka sygnału jest zapamiętana na czas procesu przetwarzania analogowo-cyfrowego, aby uniknąć błędów spowodowanych zmianą jej wartości w tym czasie. Przetworzony

sygnał w postaci n bitowego wektora, za pośrednictwem rejestru buforowego, jest przekazywany do przetwarzania i rejestracji w komputerze.

Parametry przetwarzania, takie jak: częstotliwość próbkowania, kolejność przetwarzania kanałów, liczba próbek przetwarzanych jednorazowo w kanale, sposób transmisji przetworzonego sygnału, wybór nośnika i formatu zapisu pozyskanego sygnału są ustalane w trakcie konfiguracji systemu za pośrednictwem aplikacji uruchomionej na komputerze. Aplikacje realizujące funkcje sterowania procesem akwizycji mogą mieć charakter uniwersalny lub specjalizowany dla określonych zastosowań. Wiele z tych aplikacji pozwala na pełną kontrolę procesu akwizycji oraz dodatkowo na wizualizację i wstępne przetwarzanie cyfrowe sygnału (filtracja, usuwanie trendu, obliczanie statystyk). Wyspecjalizowane systemy programowe pozwalają dodatkowo na automatyzację procesu przetwarzania zgodnie z zastosowanymi procedurami.

4. Metody analizy informacji i wnioskowania diagnostycznego

Wykrycie niepożądanych zachowań obiektów, na każdym z wymienionych poziomów celów diagnostycznych przedsiębiorstwa, polega na wytypowaniu i zarejestrowaniu wartości zmiennych procesowych. Na ich bazie utworzeniu symptomów, które będą zawierały informację o uszkodzeniach. Detekcja obecności tych uszkodzeń polega na wykryciu zmian w związkach między zmiennymi procesowymi lub wartości parametrów tych zmiennych. Związki między zmiennymi procesowymi można wykrywać w oparciu o modele obiektów diagnozowanych. Wymaga to identyfikacji doświadczalnej lub opracowania analitycznego diagnozowanego procesu. Właściwości tych modeli będą się zmieniać w czasie wraz z postępem zjawisk destrukcyjnych. Porównując je w kolejnych przedziałach czasu można przypisać wartości różnic do określonych umownych stanów obiektu. Trzeba tutaj zaznaczyć, że kryteria procesu decyzyjnego musi zawsze zaproponować człowiek, gdyż to on jest w stanie oszacować swoje wymagania co do poprawności działania danego obiektu i przypisać określone przedziały wartości symptomów do konkretnych stanów eksploatacyjnych maszyny lub stanów procesu.

Jeżeli opracowanie modelu obiektu jest trudne lub mało precyzyjne to faza detekcji polega na analizie zmian zmiennej procesowej. Badając związki korelacyjne tych zmian z wielkościami uznanymi przez ekspertów jako istotnie wskazujące na stan obiektu, można określić symptomy świadczące o uszkodzeniach. Jednakże, niejednoznaczność przyczyn zmian parametrów zmiennej procesowej oraz ograniczony zasób informacji zawartej w jednej zmiennej procesowej może wpływać na brak precyzji w określeniu funkcji łączących symptomy i uszkodzenia. Pewną poprawę właściwości systemów diagnostycznych opartych na tej metodzie detekcji może wnieść równoległa analiza kilku zmiennych procesowych i wykorzystanie tych informacji w oparciu o bazę informacji eksperckich⁸.

⁸ Lipski J.: *Projektowanie komputerowych systemów ekspertowych z wykorzystaniem sieci neuronowych*, w: Grzegórski S., Miłoś M., Muryjas P., (red.) *Algorytmy, metody i programy naukowe*, Polskie Towarzystwo Informatyczne, Lublin 2004; Lipski J.: *Artificial intelligence techniques in manufacturing*, w: Lipski J., Świć A. (editors), *Automation and control in industry*; Lublin University of Technology, Lublin 2008.

4.1. Diagnostowanie obiektu z wykorzystaniem modeli analitycznych

Do budowy modelu diagnozowanego obiektu można zastosować postać normalną układu równań stanu. W ogólnym przypadku zapisaną jako n równań różniczkowych z n zmiennymi stanu x_i :

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= f_1(x_1, x_2, \dots, x_n, t) \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2, \dots, x_n, t) \\ \dot{x}_n &= f_n(x_1, x_2, \dots, x_n, t)\end{aligned}\quad 4.1$$

gdzie:

$$\dot{x} = \frac{dx}{dt}\quad 4.2$$

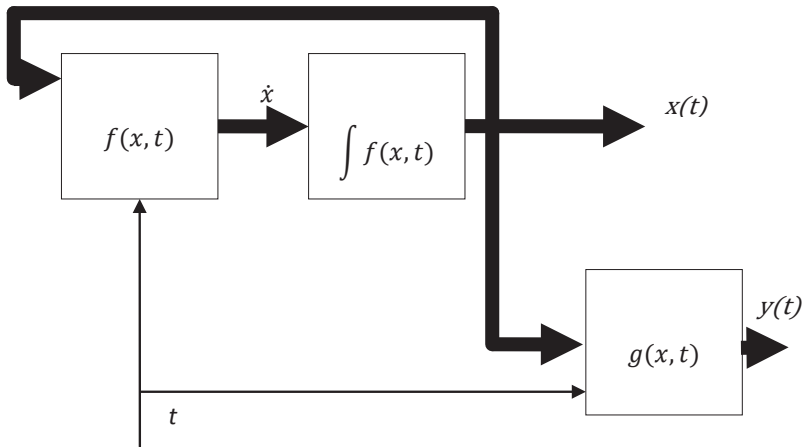
w postaci wektorowej :

$$\dot{x} = f(x, t)\quad 4.3$$

Oprócz równania wektorowego stanu należy również utworzyć równanie opisujące sygnały wyjściowe modelu w postaci:

$$y = g(x, t)\quad 4.4$$

Model utworzony w przestrzeni stanu można zilustrować graficznie jak na rys. 4.1.



Rys. 4.1. Ogólny schemat blokowy nieliniowego układu dynamicznego

W szczególnym przypadku, dla postaci liniowej opisu, równanie stanu można zapisać:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad 4.5$$

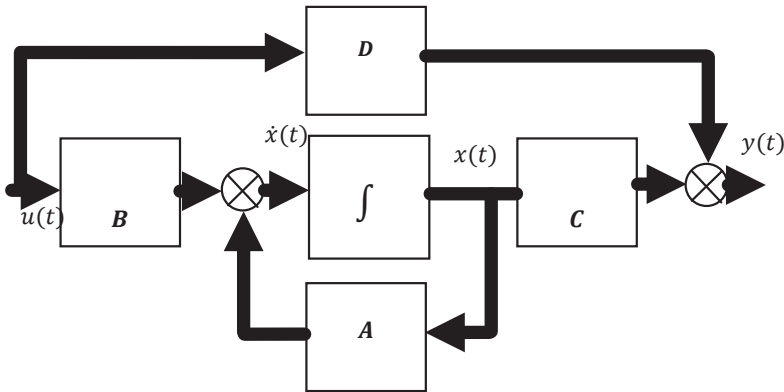
Oraz równanie wyjścia:

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad 4.6$$

Gdzie: A – macierz procesu, B – macierz sterowania, C – macierz wyjścia, D – macierz charakteryzująca bezpośredni wpływ wymuszenia na wyjście; x – wektorowa

zmienna stanu, u – wektor wymuszeń, $\dot{x} = \frac{dx}{dt}$

Dla układów liniowych powyższy schemat można zmodyfikować i przedstawić jak na rys. 4.2.



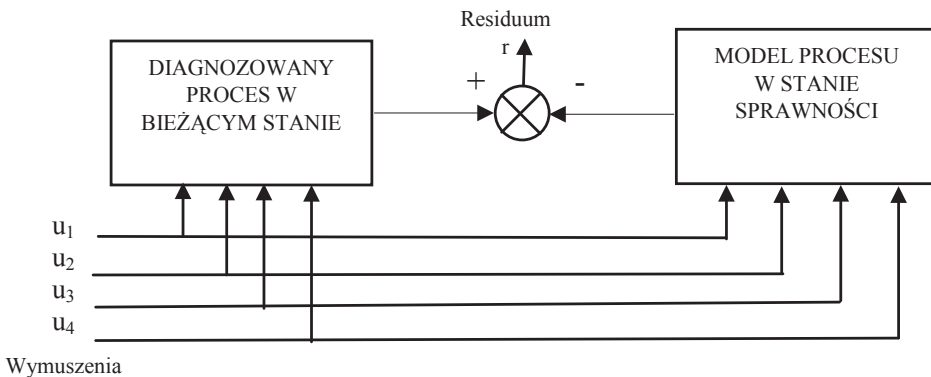
Rys. 4.2. Schemat blokowy liniowego układu opisanego równaniami stanu 4.7. oraz 4.8.

Ponieważ, pomiary wartości zmiennych procesowych realizuje się w tzw. czasie dyskretnym tzn. w chwilach odległych w czasie o wartość τ , gdyż analogowa jego postać jest przetwarzana na postać cyfrową, można zapisać te równania w funkcji numeru próbki k . Numer ten jednoznacznie definiuje czas jeśli znana jest wartość τ ponieważ $\tau=kt$:

$$\dot{x}(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad 4.7$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k) \quad 4.8$$

Opis obiektów diagnozowania w postaci równań stanu może być zastosowany do obliczenia residuów⁹ w metodzie porównywania modelu sprawnego obiektu diagnozowania z obiektem w bieżącym stanie. Symptodem uszkodzeń jest różniąca się od zera wartość różnicy odpowiedzi na takie samo wymuszenie obiektu w chwili diagnozowania i modelu tego obiektu jako sprawnego. Sytuację tą przedstawiono na schemacie blokowym rys. 4.3.



Rys. 4.3. Schemat metody diagnozowania stanu obiektu na podstawie obliczenia residuum

Opisana metoda, zwana także metodą redundancji analitycznej, wymaga wystarczająco dokładnej identyfikacji diagnozowanego obiektu, z uwzględnieniem potencjalnych wejść wymuszeń, pozwalającej na budowę modelu matematycznego. Na tej podstawie można zbudować model komputerowy dla stanu sprawności, czyli normalnej pracy obiektu. Jeżeli teraz doprowadzić do systemu komputerowego, zawierającego model, rzeczywiste sygnały wymuszeń i odpowiedzi na nie diagnozowanego systemu, to obliczony wektor residuów będzie reprezentował różnice między stanem sprawności obiektu a stanem bieżącym. Testując różne poziomy uszkodzeń i korelując je z wartościami residuów można zbudować system diagnostyczny rozróżniający nie tylko stany „sprawny i „niesprawny” ale także wnioskujący o przypuszczalnych przyczynach niesprawności. Trzeba jednak zauważyć, że tak skonstruowany system diagnostyczny nie rozróżnia

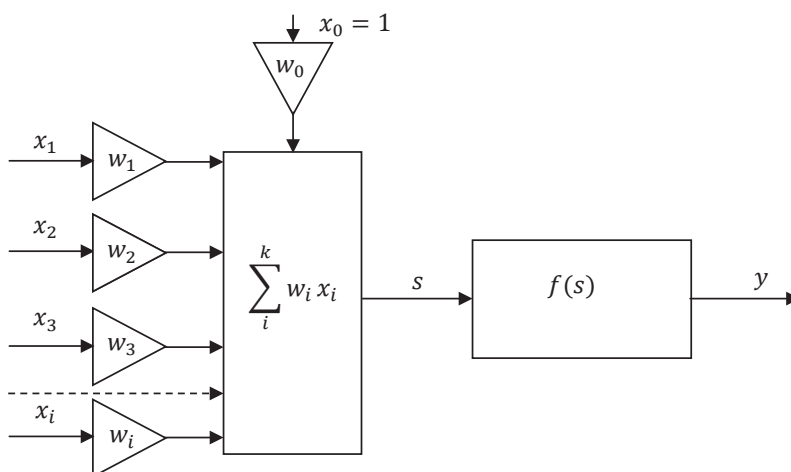
⁹ Chow E.Y., Willsky A.S.: *Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems.* – IEEE Trans. Aut. Contr., Vo.l 29, No. 3, pp 603-614, 1984.

uszkodzeń w torach pomiarowych od uszkodzeń obiektów wchodzących w skład diagnozowanego systemu. Ponadto opis deterministyczny obiektu pozwalający na odwzorowanie jego zachowań dynamicznych w modelu jest procesem złożonym i zwłaszcza dla obiektów wielowejściowych i wielowyjściowych oraz nieliniowych bardzo skomplikowany.

Jeżeli możliwy jest bezpośredni dostęp do sygnałów wejściowych diagnozowanego obiektu to pewnym rozwiązaniem wspomnianych problemów zastosowania modelu analitycznego, może być opracowanie modelu z wykorzystaniem sieci neuronowej lub modelu rozmytego.

4.2. Modele neuronowe diagnozowanych obiektów

Opracowanie modelu dynamicznego obiektu w formie równań różniczkowych wymaga identyfikacji parametrów powstałego modelu. Użyteczność modelu do celów diagnostyki przy wykorzystaniu metody redundancji jest uzależniona od precyzji budowy struktury takiego modelu a także dokładności identyfikacji jego parametrów. Złożoność funkcjonalna oraz nieliniowości rzeczywistych systemów produkcyjnych sprawiają, że warunek ten jest trudny a czasem niemożliwy do spełnienia.

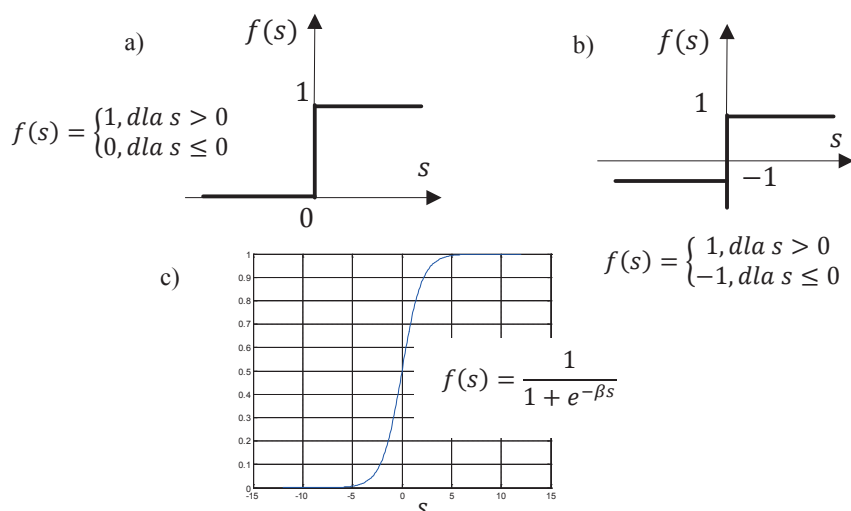


Rys. 4.4. Model neuronu

Z pomocą w tych przypadkach przychodzą metody modelowania, intensywnie w ostatnich latach rozwijane¹⁰, oparte na sztucznej inteligencji.

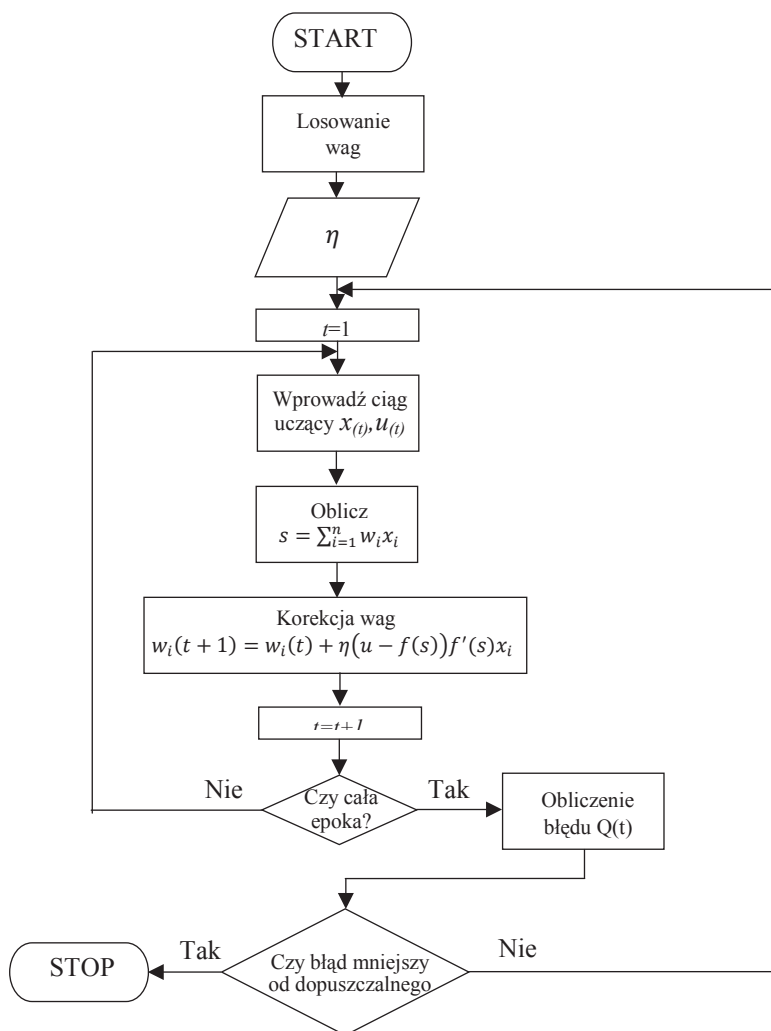
¹⁰ Tadeusiewicz R.: *Sieci neuronowe*. Akademicka Oficyna Wydawnicza, Warszawa 1993; Osowski S.: *Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym*. WNT, Warszawa 1996; Rutkowski L.: *Metody i techniki sztucznej inteligencji*. PWN Warszawa 2005.

Do takich metod należą sieci neuronowe. Inspiracją do budowy tych sieci były wyniki badań nad zachowaniem się biologicznej komórki nerwowej. W wyniku tych badań powstał cybernetyczny model neuronu rys. 4.4, który zastosowano do budowy sztucznej sieci neuronowej. Model ten ma n wejść, na które podawane są sygnały x_i i mnożone przez wartości wag w_i . Wartości wag są zróżnicowane i zależą od istotności wpływu danego wejścia na sygnał wyjściowy z modelu neuronu. Zakłada się wartość sygnału $x_0=1$ oraz wartość wagi w_0 ustala się na poziomie progowym (ang. *bias*). Pozostałe wartości wag ustalane są w procesie uczenia. Otrzymane iloczyny są sumowane. Sygnał sumy iloczynów jest sygnałem wejściowym jako argument funkcji aktywacji $f(s)$. Funkcja ta generuje sygnał wyjściowy z neuronu y . Modele neuronów różnią się, w zależności od zastosowań, charakterem funkcji aktywacji. Najczęściej stosowane funkcje aktywacji przedstawiono na rys. 4.5.



Rys. 4.5. Przykładowe funkcje aktywacyjne neuronów. a) funkcja skoka unipolarna, b) funkcja skokowa bipolarna, c) funkcja unipolarna sigmoidalna dla $\beta=0,2$.

Nauczenie neuronu pożądanego zachowania polega na ustaleniu wartości wektora wag \mathbf{w} . W tym celu należy rozpocząć proces uczenia od podania losowych wartości wektora \mathbf{w} a następnie wartości zawartych w ciągu uczącym zawierającym pary x_b, u_b gdzie u reprezentuje znaną odpowiedź neuronu. Oba wektory \mathbf{x} i \mathbf{u} stanowią parametry wejściowe algorytmu obliczającego korekcje wag. Schemat blokowy ogólnego algorytmu uczenia neuronu dla sigmoidalnej funkcji aktywacji pokazano na rys. 4.6.



Rys. 4.6. Algorytm uczenia neuronu z sigmoidalną funkcją aktywacji

Opracowano wiele algorytmów uczenia neuronów wszystkie jednak opierają się na ogólnej zasadzie wyliczenia różnicy między znaną wartością wyjścia u_i i proponowaną przez model neuronu wartością y_i . Działanie algorytmu sprowadza się do obliczenia minimum funkcji błędu, przez dobór wektora wag. Sygnał wyjściowy oblicza się jako:

$$y(t) = f\left(\sum_{i=0}^n w_i(t)x_i(t)\right) \quad 4.9$$

Miarę błędu można zapisać następująco:

$$Q(w) = \frac{1}{2} \left[u - f \left(\sum_{i=0}^n w_i x_i \right) \right]^2 \quad 4.10$$

Stosując regułę największego spadku i uwzględniając funkcję aktywacji oraz zakładając, że ma ona postać funkcji różniczkowalnej (np. sigmoidalnej) można zapisać skorygowaną wartość i-tego współczynnika wagi dla testu t+1 jako:

$$w_i(t+1) = w_i(t) - \eta \frac{\partial Q(w_i)}{\partial w_i} \quad 4.11$$

Można obliczyć pochodną miary błędu :

$$\frac{\partial Q(w_i)}{\partial w_i} = \frac{\partial Q(w_i)}{\partial s} \frac{\partial s}{\partial w_i} \quad 4.12$$

Jeżeli $\frac{\partial s}{\partial w_i} = x_i$ to można napisać:

$$\frac{\partial Q(w_i)}{\partial w_i} = \frac{\partial Q(w_i)}{\partial s} x_i \quad 4.13$$

Ponieważ:

$$\frac{\partial Q(w_i)}{\partial s} = -(u - f(s)) f'(s) \quad 4.14$$

to po podstawieniu do wzoru 4.13 wzór na obliczenie wartości wagi w następnym kroku będzie miał postać:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta (u - f(s)) f'(s) x_i \quad 4.15$$

lub

$$w_i(t+1) = w_i(t) - \eta \delta x_i \quad 4.16$$

gdzie: s - jest sumą iloczynów wartości wag i wartości wejść

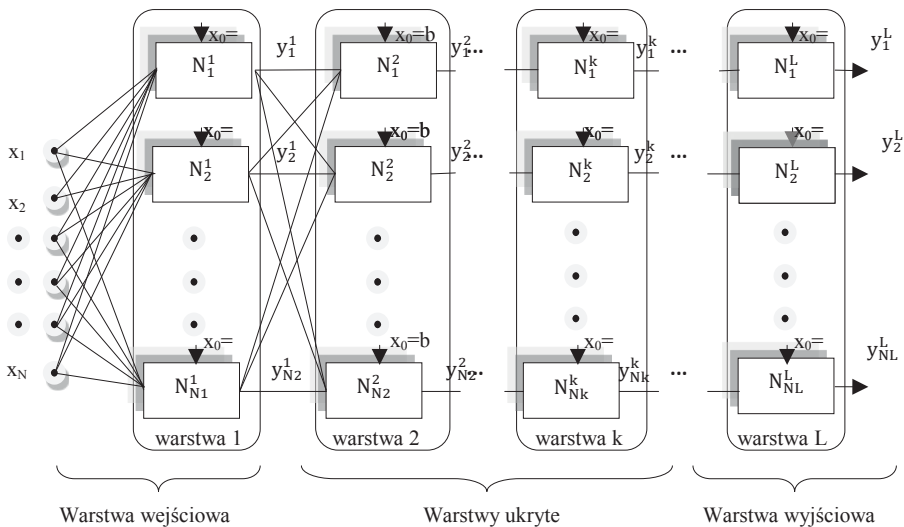
$$s = \sum_{i=0}^n w_i x_i ; \quad 4.17$$

η – współczynnik uczenia;

u – wartość wzorcowa wielkości wyjściowej z ciągu uczącego;

$$\delta = -(u - f(s)) f'(s) \quad 4.18$$

Aby zbudować model naśladowujący swoim zachowaniem obiekt rzeczywisty należy połączyć, podobnie jak jest w mózgu, pojedyncze neurony w sieć. W takiej sieci można wyodrębnić warstwę wejściową neuronów, warstwy ukryte oraz warstwę wyjściową. Wewnątrz sieci wyjście każdego neuronu jednej warstwy jest połączone z wejściami wszystkich neuronów następnej warstwy. Model sieci pokazano na rys. 4.7.



Rys. 4.7. Struktura wielowarstwowej sieci neuronowej

Powstaje problem uczenia tak skonstruowanej złożonej z modeli neuronów sieci. Problem ten najczęściej rozwiązuje się przez zastosowanie metody wstecznej propagacji błędów¹¹. Działanie tego algorytmu rozpoczyna się od przetworzenia przez warstwę pierwszą neuronów sygnałów wejściowych z ciągu uczącego. Wyznaczone sygnały wyjściowe są wejściowymi dla warstwy następnej. Proces przetwarzania powtarza się, aż do osiągnięcia warstwy wyjściowej i można go zapisać stosując oznaczenia z rys. 4.7 jako:

¹¹ Osowski S.: *Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym*. WNT, Warszawa 1996.

$$y_i^{(k)} = f\left(s_i^{(k)}(t)\right) \text{ gdzie } s_i^{(k)} = \sum_{j=0}^{N_{k-1}} w_{ij}^{(k)}(t) x_j^{(k)}(t) \quad 4.19$$

Wygenerowane sygnały na wyjściach sieci są porównywane z wzorcowymi (z ciągu uczącego), a różnice zawierają informacje wykorzystywane, podobnie jak dla pojedynczego neuronu, przez algorytm korekcji wag. Przy czym korekcja dotyczy wszystkich wag w całej sieci i jest wyznaczona z wzoru:

$$w_{ij}^{(k)}(t+1) = w_{ij}^{(k)}(t) + 2\eta\delta_i^{(k)}(t)x_j^{(k)}(t) \quad 4.20$$

gdzie:

$$\delta_i^{(k)}(t) = \varepsilon_i^{(k)}(t) f'\left(s_i^{(k)}(t)\right) \quad 4.21$$

Pewną trudność sprawia obliczenie skorygowanych wag w warstwach ukrytych. Algorytm wstecznej propagacji błędu rozwiązuje ten problem przez propagację błędu „do tyłu” od warstwy wyjściowej do wejściowej. Dzieje się to zgodnie z założoną strukturą połączeń między neuronami i z uwzględnieniem ich funkcji aktywacji.

Błąd w warstwie k – tej dla i – tego neuronu $\varepsilon_i^{(k)}$ jest obliczany z zależności:

$$\varepsilon_i^{(k)} = \sum_{m=1}^{N_{k+1}} \delta_m^{(k+1)}(t) w_{mi}^{(k+1)}(t), \text{ dla } k = 1, \dots, L-1 \quad 4.22$$

Natomiast dla $k=L$:

$$\varepsilon_i^{(k)} = u_i^{(L)}(t) - y_i^{(L)}(t) \quad 4.23$$

Nauczenie sieci polega na znalezieniu zbioru wag, dla którego spełniony jest warunek osiągnięcia minimum funkcji błędu. Funkcja ta jest funkcją wielu zmiennych i może mieć wiele minimów lokalnych. Oznacza to, że proces poszukiwania najmniejszego błędu może utknąć w takim punkcie. Aby tego uniknąć, wskazane jest uczenie sieci wielokrotne dla różnych losowo wybranych wektorów wag początkowych. Uczenie sieci kończy się, gdy wektor gradientu przyjmuje wartości bliskie zeru. Innym warunkiem, często stosowanym, zatrzymania obliczeń jest osiągnięcie wartości błędu średniokwadratowego wyznaczonego w ramach epoki obliczeń, poniżej założonej wartości.

Przedstawiony model sieci neuronowej z wsteczną propagacją błędu sprawdza się w odwzorowaniu stanów statycznych diagnozowanych obiektów. Może zatem, klasyfikować obiekty, których wielowymiarowy wektor parametrów wejściowych i wyjściowych został zapisany w postaci ciągu uczącego. Po nauczeniu sieć będzie mogła odtworzyć najbardziej prawdopodobne wartości wyjściowe, którymi mogą być obszary zdatności lub niezdatności diagnozowanego obiektu. Przykładem za-

stosowania sieci neuronowej może być prognozowanie stanu wyrobu na podstawie aktualnych zmierzonych parametrów technologicznych i ocena na tej podstawie sprawności procesu¹².

Statyczne sieci neuronowe nie zawierają w swojej strukturze sprzężeń zwrotnych i elementów opóźniających a sygnał wyjściowy jest obliczany zgodnie z regułami wstecznej propagacji błędów zawartymi w zależnościach od 4.19 do 4.23. Sieci tak skonstruowane nie mogą modelować własności obiektów dynamicznych.

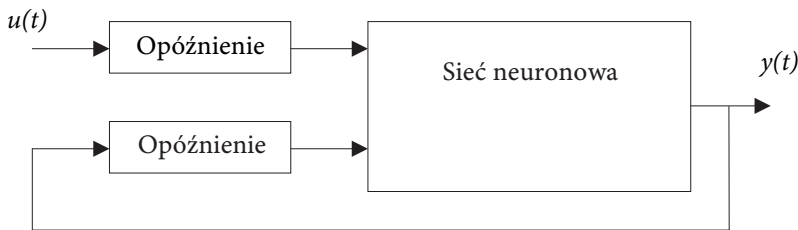
Powstała jednak kategoria sieci neuronowych dynamicznych. Sygnał wyjściowy z takich sieci zależy nie tylko od bieżącego stanu wejść, ale także od poprzednich stanów wejść i wyjść modelu. Struktury sieci dynamicznych zawierają sprzężenia zwrotne i rekurencyjne połączenia.

Dynamiczne sieci neuronowe LDDN (ang. *Layer Digital Dynamic Network*) są ogólnie bardziej użyteczne w zastosowaniach do rozwiązywania problemów identyfikacji stanu obiektów, jednakże trudniejsze do nauczenia. Ponieważ mają pamięć to mogą być uczone przez ciągi uczące pozyskane jako ciągi czasowe czyli sekwencje wartości parametrów zarejestrowanych w funkcji czasu.

Przykładem dynamicznej sieci neuronowej, skutecznie odtwarzającej zachowanie obiektów dynamicznych liniowych i nieliniowych jest sieć o strukturze NARX (ang. *nonlinear autoregressive network with exogenous inputs*). NARX jest rekurencyjną siecią dynamiczną ze sprzężeniami zwrotnymi wielu warstw. Zależność definiującą ten model można zapisać w postaci:

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad 4.24$$

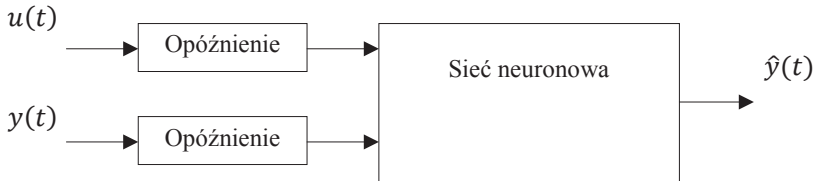
Zgodnie z tą zależnością następną wartość sygnału wyjściowego jest obliczana na podstawie poprzedniej wartości tego sygnału i poprzedniej wartości sygnału wejściowego. Można w tym modelu zastosować sieć neuronową jako narzędzie do aproksymacji funkcji f . strukturę takiego rozwiązania przedstawia rys. 4.8.



Rys. 4.8. Równoległa architektura sieci NARX

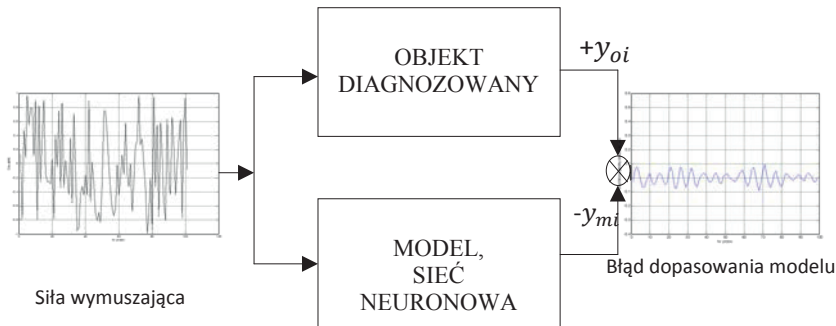
¹² Lipski J., Jacniacka E., Józwiak J.: Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych do prognozowania dokładności geometrycznej wyrobu, „Przegląd Mechaniczny”, 4/2005, s. 9-17.

Ponieważ rzeczywista wartość wielkości wyjściowej w funkcji czasu dla modelowanego obiektu jest znana podczas uczenia, gdy zarejestrowano cały ciąg uczący, należy, dla nauczenia sieci, zmienić jej strukturę do postaci takiej jak na rys. 4.9. Oznacza to uczenie sieci statycznej z wsteczną propagacją błędu o dwu wejściach, na które podaje się dwa ciągi czasowe sygnału wejściowego i wyjściowego przesunięte w czasie.



Rys. 4.9. Struktura szeregowo-równoległa sieci NARX

Dla przykładu zamodelowano obiekt masowo-sprężysty charakteryzujący się masą, nieliniowym tłumieniem oraz sztywnością. Po zarejestrowaniu ciągu uczącego w postaci par liczb reprezentujących siłę oraz przemieszczenie nauczono sieć o strukturze jak na rys. 4.9. Następnie sieć objęto pętlą sprzężenia zwrotnego jak na rys. 4.8. Otrzymano sieć jednowejściową, na której wejście doprowadzono sygnał siły wymuszającej.



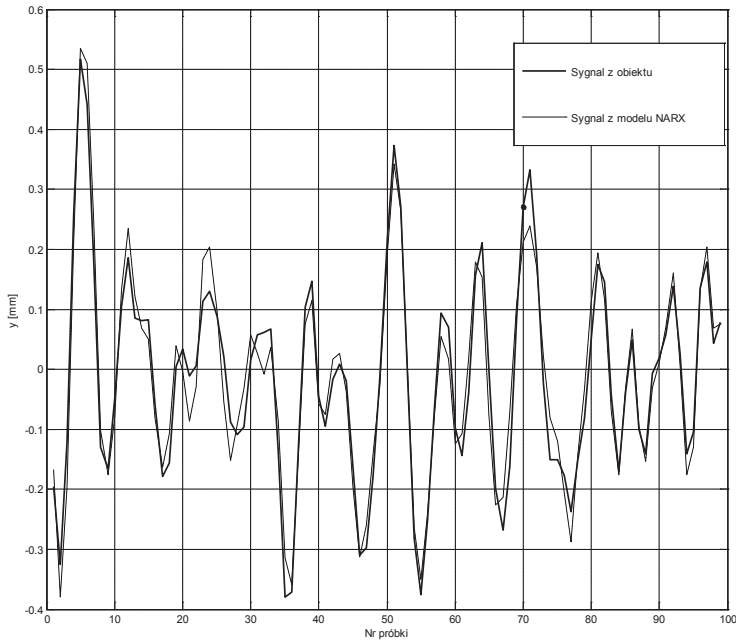
Rys. 4.10. System diagnostyczny wykorzystujący sieć neuronową NARX jako model

Skuteczność dopasowania modelu można ocenić na wykresie otrzymanym w wyniku procesu walidacyjnego z użyciem sygnału siły nie stosowanego w procesie uczenia. Na rys. 4.11 widoczna jest duża zgodność przebiegu wykresów odkształceń dla obiektu sprawnego.

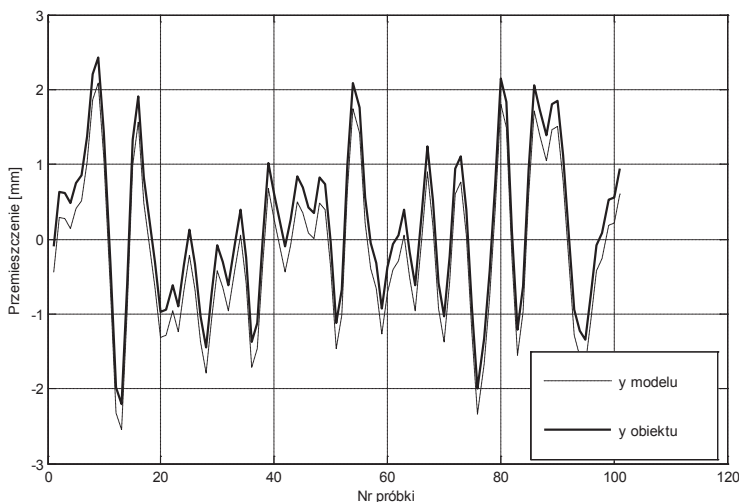
Miarą syntetyczną różnicy modelu i obiektu, może być odległość wektorów reprezentujących sygnały wyjściowe modelu i rzeczywistego obiektu – wartość metryki. Potocznie rozumie się pod tą nazwą metrykę euklidesową, daną równaniem:

$$d(y_m, y_o) = \sqrt{\sum_{i=1}^n ((y_{mi} - y_{oi})^2)} \quad 4.25$$

Dla opisywanego przykładu odległość ta $d(y_m, y_o) = 0,29$ podczas, gdy zmiana współczynnika tłumienia o 0,2 spowodowana np. zużyciem uszczelek w elemencie tłumiącym powodowała wzrost tej wielkości do 3,43. Sytuację tą ilustruje przebieg sygnału przemieszczenia y na wyjściu obiektu masowo-sprężystego i jego modelu NARX w stanie uznanym za awaryjny rys. 4.12. Monitorując zgodność sygnałów y_m i y_o można określić bieżące zużycie obiektu.



Rys. 4.11. Przebieg sygnału przemieszczenia y na wyjściu obiektu masowo-sprężystego i jego modelu NARX w stanie sprawności



Rys. 4.12. Przebieg sygnału przemieszczenia y na wyjściu obiektu masowo-sprężystego i jego modelu NARX w stanie uznanym za awaryjny

4.3. Modele rozmyte w zastosowaniu do diagnostyki

Analityczne modele obiektów są często trudne do opisanie, nieprecyzyjne lub silnie nieliniowe. Wiedza o ich działaniu często jest wiedzą eksperta stosującego reguły typu *jeśli... to* zawierające określenia lingwistyczne typu *wysokie, średnie, niskie*. Istnieją jednak metody pozwalające na budowę modeli takich obiektów i w wyniku ich zastosowania w strukturze z modelem (jak na rys. 4.3) umożliwiają wyznaczenie residuów i wnioskowanie o stanie obiektu. Metody te to rozmyte sieci neuronowe. Wielkościom lingwistycznym można przypisać zmienne numeryczne. Zmienne te mogą stanowić argumenty funkcji opisujących. Pozwala to na utworzenie reguł określających zasady uczenia i testowania sieci w sposób podobny do omówionych klasycznych sieci neuronowych. Sieci tego typu, podczas uczenia, mogą korzystać zarówno z informacji lingwistycznych jak i numerycznych zarejestrowanych w trakcie eksperymentów. Najczęściej we wstępnym etapie wykorzystuje się informację ekspercką w formie lingwistycznej, aby następnie uściślić model przez wykorzystanie danych doświadczalnych.

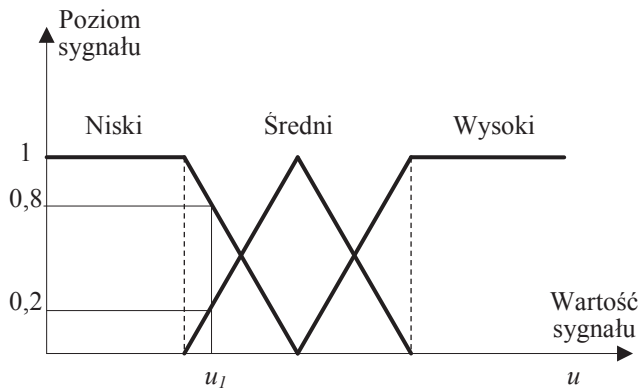
4.3.1. Pojęcie zbiorów rozmytych

W przypadku zbiorów rozmytych niezwykle istotnym jest sposób określenia przynależności elementu do zbioru. Podczas, gdy w klasycznej teorii zbiorów element, ze względu na swoje cechy, może należeć do zdefiniowanego zbioru lub nie należeć,

w teorii zbiorów rozmytych ta zależność nie jest dwustanowa. Zakłada się, że stopień przynależności elementu u do zbioru U będzie określała liczba z przedziału $[0,1]$.¹³

W ten sposób każdej zmiennej $u \in \mathbb{R}^n$ będzie mogła być przypisana inna wartość funkcji przynależności. Zbiór rozmyty F należący do U będzie określony przez funkcję przynależności $\mu_F(u)$. Oznacza to, że może być opisany jako zbiór uporządkowany par $(u, \mu_F(u))$.

Jeżeli funkcja przynależności $\mu_F(u)$ osiąga wartość 1 to oznacza to pełną przynależność u do zbioru F wartość 0 oznacza brak przynależności, wartości pośrednie charakteryzują częściową przynależność. Na rys. 4.13 pokazano przykładowo funkcje przynależności trzech zbiorów rozmytych, opisujących poziom zaobserwowanej wielkości u .



Rys. 4.13. Przykład funkcji przynależności

Zasady algebry rozmytej pozwalają na przypisanie tej samej wartości zmiennej wejściowej u_1 do dwu zbiorów, jednak z różnymi wartościami funkcji przynależności. Do zbioru „niski” z wartością funkcji 0,8 a do zbioru „średni” z wartością 0,2.

W kontekście zbiorów rozmytych można zdefiniować następujące pojęcia:

- centrum zbioru – punkt $u \in F$, w którym wartość funkcji przynależności $\mu_F(u)=1$,
- nośnik zbioru rozmytego – zbiór elementów u , dla których wartość funkcji $\mu_F(u)>0$,
- przecięcie dwóch zbiorów rozmytych,
- suma dwóch zbiorów rozmytych,
- dopełnienie zbioru rozmytego.

¹³ Niewiadomski A.: *Methods for the Linguistic Summarization of Data: Applications of Fuzzy Sets and Their Extensions*. Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, 2008.

Pojęcia przecięcia, sumy i dopełnienia zostały zilustrowane i opisane zależnościami w tabeli 4.1.

Tabela 4.1. *Przecięcie, suma i dopełnienie zbiorów rozmytych*

	<p>Przecięcie dwóch zbiorów rozmytych F_1 i F_2 należących do:</p> $\mu_{F_1 \cap F_2}(u) = \min\{\mu_{F_1}(u), \mu_{F_2}(u)\}$
	<p>Suma dwóch zbiorów rozmytych F_1 i F_2 należących do:</p> $\mu_{F_1 \cup F_2}(u) = \max\{\mu_{F_1}(u), \mu_{F_2}(u)\}$
	<p>Dopełnienie zbioru rozmytego $F \in U$:</p> $\mu_{\bar{F}}(u) = 1 - \mu_F(u)$

Cechą zbiorów rozmytych jest możliwość ich wykorzystania do wnioskowania. Podstawową formą budowy reguł wnioskowania jest:

jeżeli warunek logiczny to konkluzja

Przykładowo przy założeniu, że u jest n -wymiarowym wektorem regułę można sformułować następująco:

$$\text{jeśli } u_1 \in F_1^{(l)} \wedge u_2 \in F_2^{(l)} \wedge \dots \wedge u_n \in F_n^{(l)} \text{ to } y \in G^{(l)} \quad 4.26$$

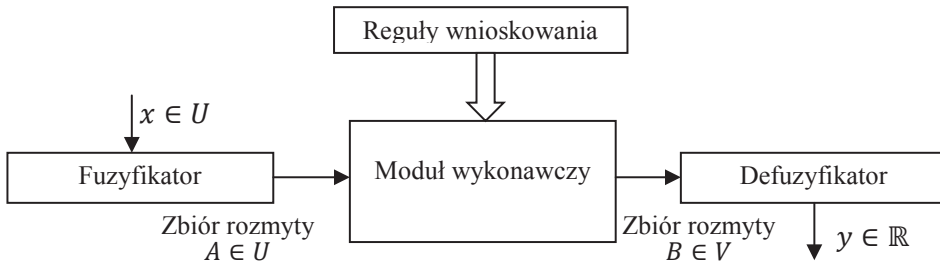
gdzie:

l – numer reguły wnioskowania,

\wedge – oznaczenie iloczynu logicznego.

W zastosowaniach diagnostycznych wielkościami wejściowymi i wyjściowymi są wartości pochodzące z urządzeń pomiarowych przypisujące, w sposób

precyzyjny (nierozmyty), wielkościom wejściowym wielkości wyjściowe. W celu dopasowania formy danych do specyfiki układu rozmytego stosuje się operację fuzyfikacji (rozmywania) danych. Operacje przetwarzania są wykonywane na danych w formie rozmytej w oparciu o reguły wnioskowania. Wynik tych działań jest poddawany defuzyfikacji (wyostrzaniu), tak aby uzyskać konkretną wartość liczbową sygnału wyjściowego. Schemat przetwarzania informacji w systemie rozmytym przedstawia rys. 4.14.



Rys. 4.14. Układ rozmyty z fuzyfikatorem i defuzyfikatorem¹⁴

Konstrukcja fuzyfikatora wymaga doboru funkcji przynależności. Najczęściej w praktyce stosuje się trzy kształty takiej funkcji:

- funkcję Gaussa,
- funkcję dzwonową,
- funkcję trójkątną.

Na rys. 4.15 pokazano kształty tych funkcji i ich postać algebraiczną.

Defuzyfikator przekształca zbiór rozmyty w dokładnie zdeterminowany punkt rozwiązania y . Najczęściej są stosowane dwie postacie funkcji spełniającej tę rolę¹⁵, pierwsze to rozwiązanie bazujące na średnich wartości centrów (środku ciężkości):

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M c_l \mu_{F^{(l)}}(u^{(l)})}{\sum_{l=1}^M \mu_{F^{(l)}}(u^{(l)})} \quad 4.27$$

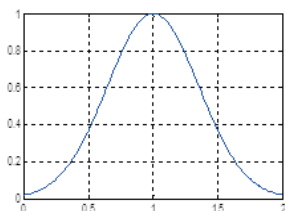
Gdzie:

c_l – centrum zbioru rozmytego $G^{(l)}$ zmiennej wyjściowej dla którego $\mu_{G^{(l)}}$ osiąga maksimum;

$\mu_{F^{(l)}}$ – funkcja przynależności zbiorów rozmytych $F^{(l)}$ odpowiadających danemu wektorowi wejściowemu.

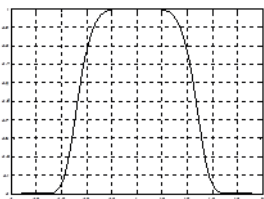
¹⁴ Rutkowski L.: *Metody i techniki sztucznej inteligencji*. PWN Warszawa 2005.

¹⁵ Tamże.



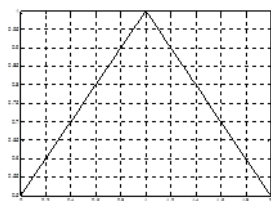
Gausowska funkcja
przynależności

$$\mu_F(u) = \exp\left(-\left[\frac{u-c}{\sigma}\right]^2\right)$$



Dzwonowa funkcja
przynależności

$$\mu_F(u) = \exp\left\{-\left[\left(\frac{u-c}{\sigma}\right)^2\right]^b\right\}$$



Trójkątna funkcja
przynależności

$$\begin{cases} 1 - \frac{|u-c|}{d}, & \text{dla } u \in [c-d, c+d] \\ 0, & u \notin [c-d, c+d] \end{cases}$$

Rys. 4.15. Funkcje przynależności najczęściej stosowane w systemach rozmytych

Drugim typem defuzyfikatora jest funkcja ważonych średnich wartości centrów:

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M c_l \frac{\mu_{F^{(l)}}(u^{(l)})}{\tilde{A}^{(l)}}}{\sum_{l=1}^M \frac{\mu_{F^{(l)}}(u^{(l)})}{\tilde{A}^{(l)}}} \quad 4.28$$

Stosując defuzyfikator

$$f(\mathbf{u}) = \frac{\sum_{l=1}^M c_l \left(\prod_{i=1}^N \mu_{F_i^{(l)}}(\mathbf{u}_i) \right)}{\sum_{l=1}^M \prod_{i=1}^N \left(\mu_{F_i^{(l)}}(\mathbf{u}_i) \right)} \quad 4.29$$

można dowolną funkcję ciągłą o n-elementowym wektorze \mathbf{u} aproksymować z dowolną dokładnością z zastosowaniem pojęć logiki rozmytej:

$$f(\mathbf{u}) = \frac{\sum_{l=1}^M c_l \left(\prod_{i=1}^N \mu_{F_i^{(l)}}(\mathbf{u}_i) \right)}{\sum_{l=1}^M \prod_{i=1}^N \left(\mu_{F_i^{(l)}}(\mathbf{u}_i) \right)} \quad 4.30$$

Dla defuzyfikatora ważonych średnich opis funkcji będzie następujący:

$$f(\mathbf{u}) = \frac{\sum_{l=1}^M c_l \left(\prod_{i=1}^N \mu_{F_i^{(l)}}(\mathbf{u}_i) \right) / \tilde{\mathbf{A}}^{(l)}}{\sum_{l=1}^M \prod_{i=1}^N \left(\mu_{F_i^{(l)}}(\mathbf{u}_i) \right) / \tilde{\mathbf{A}}^{(l)}} \quad 4.31$$

4.3.2. Zastosowanie struktur rozmytych do budowy rozmytych sieci neuronowych

Opisane własności systemów rozmytych predestynują je do budowy struktur sieciowych modelujących właściwości obiektów fizycznych podobnie jak klasyczne sieci neuronowe.

Obiekt fizyczny nieliniowy można opisać równaniem różnicowym:

$$d(i) = f(y(i-1), y(i-2), \dots, y(i-K), u(i), u(i-1), \dots, u(i-m)) \quad 4.32$$

W oparciu o sieci neuronowe rozmyte można budować modele dynamiczne opisane równaniem:

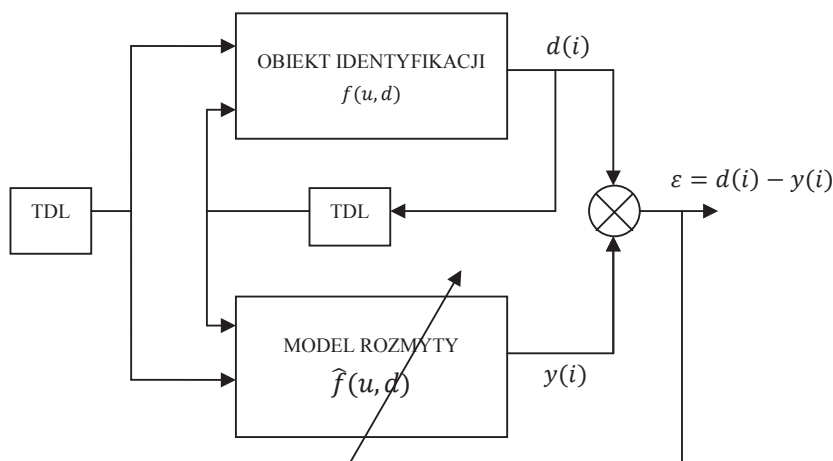
$$y(i) = \hat{f}(y(i-1), y(i-2), \dots, y(i-K), u(i), u(i-1), \dots, u(i-m)) \quad 4.33$$

gdzie: $\hat{f}(\cdot)$ - jest nieznaną funkcją podlegającą identyfikacji podczas uczenia,
 $u(i)$ - sygnał wejściowy w chwili i ,
 $y(i)$ - sygnał wyjściowy w chwili i .

Przy założeniu, że układ ma jedno wyjście i N wejść w postaci wektora:

$$\mathbf{u}(i) = [u_1(i), u_2(i), \dots, u_N(i)]^T \quad 4.34$$

Udowodniono w pracy¹⁶, że identyfikacja takiego systemu polega na adaptacyjnym doborze funkcji aproksymującej $y(i)$. Schemat struktury sieci neuronowej rozmytej w procesie uczenia przedstawia rys. 4.16.



Rys. 4.16. Schemat identyfikacji obiektu dynamicznego z zastosowaniem modelu rozmytego

Adaptacja polega na minimalizacji funkcji błędu podczas uczenia. Nauczony model może być wykorzystany do zadań diagnostycznych zgodnie ze schematem podanym na rys. 4.3.

4.4. Zasady podejmowania decyzji diagnostycznych w strukturach z modelem

Ostatecznym celem algorytmu diagnostycznego zawierającego model nie jest obliczenie wartości residuum lecz podjęcie decyzji o zakwalifikowaniu obiektu do klasy „sprawny” lub klasy „niesprawny”. W tym drugim przypadku rezultatem diagnozy powinien być sygnał w postaci alarmu. Najbardziej intuicyjnym sposobem klasyfikacji jest porównanie wartości residuum z przyjętą wartością progową i generowania decyzji zgodnie z zależnością:

¹⁶ Narendra K.S., Parthasarathy K.: *Identification and control of dynamical systems using neural networks*. IEEE Trans. Neural Networks, 1990, Vol. 1, s. 4-27.

$$St(r_j) = \begin{cases} 0, & \text{dla } |r_j| \leq Gr \\ 1, & \text{dla } |r_j| > Gr \end{cases} \quad 4.35$$

Gdzie:

$St(r_j)$ – stan obiektu przyjmujący wartość 0 dla obiektu „sprawnego” i wartość 1 dla „niesprawnego”;

r_j – residuum dla j-tego pomiaru;

Gr – graniczna wartość residuum;

Algorytm 4.35, w praktyce przemysłowej generuje znaczną liczbę fałszywych alarmów, ponieważ na obiekt jakim jest maszyna technologiczna lub proces działają chwilowe zakłócenia generujące przekroczenia granicy Gr w krótkim przedziale czasu. W większości przypadków nie powoduje to stanów awaryjnych, lecz może wywołać przerwanie procesu przez system diagnostyczny. Dobrym przykładem takiej sytuacji może być diagnozowanie procesu skrawania materiału z wtrąceniami o dużej twardości. Wtrącenia takie mogą powodować znaczne lecz krótkotrwałe wzrosty wartości siły skrawania w porównaniu z wartościami określonymi jako graniczne. Stany takie mogą w zależności od intensywności ich występowania przyspieszyć destrukcję diagnozowanego obiektu, lecz nie zawsze powinny wpływać na natychmiastową decyzję o przerwaniu pracy maszyny.

Rozwiązaniem łagodzącym skutki chwilowych przekroczeń granicy residuum jest podejmowanie decyzji na podstawie obliczonej wartości średniej residuum w przyjętym oknie czasowym zawierającym N pomiarów, zgodnie z algorytmem:

$$St(r_j) = \begin{cases} 0, & \text{dla } |r_j(N)| \leq Gr \\ 1, & \text{dla } |r_j(N)| > Gr \end{cases} \quad 4.36$$

Gdzie:

$$r_j(N) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r_{j,n} \quad 4.37$$

Oprócz impulsowych zmian residuum powyżej wartości granicy Gr , podczas podejmowania decyzji, trzeba uwzględnić obecność w sygnale szumów o charakterze losowym. Wysoki poziom tych szumów może utrudniać rozpoznanie stanów awaryjnych a także wpływać na podejmowanie błędnych decyzji o alarmie. Przy założeniu, że szумы mają rozkład normalny z zerową wartością oczekiwaną należy określić rozkład dla średniej \tilde{r} :

$$f(\tilde{r}) = \frac{1}{\sigma_r \sqrt{2\pi}} e^{-(\tilde{r}/2\sigma_r^2)} \quad 4.38$$

gdzie: σ_r^2 - wariancja residuum.

Znając rozkład $f(\tilde{r})$ można wyznaczyć wartość graniczną dla przyjętego poziomu fałszywych alarmów ν , ponieważ można powiązać te wielkości:

$$\int_{-GR}^{+GR} f(\tilde{r}) d\tilde{r} = 1 - \nu \quad 4.39$$

Na podstawie tablic rozkładu normalnego można wyznaczyć wartość GR .

4.5. Metody odwzorowania sygnałów diagnostycznych w przestrzeń zdefiniowanych stanów niesprawności obiektu

Podczas projektowania przemysłowych systemów diagnostycznych, często występują trudności w zakresie opracowania modelu diagnozowanego obiektu. Trudności te mogą mieć bardzo różne przyczyny, wśród których można wymienić, między innymi, znaczny stopień złożoności procesów zachodzących w diagnozowanym systemie, który wyklucza budowę modelu analitycznego, brak dostępu do wiarygodnych danych wejściowych i wyjściowych uniemożliwia identyfikację obiektu jako „czarnej skrzynki”, obiekty charakteryzują się niestacjonarnością itp. Sytuacje takie uniemożliwiają budowę struktury z modelem i wykorzystanie jej w procesie diagnostycznym.

Pewnym rozwiązaniem jest wykorzystanie sygnałów generowanych przez procesy realizowane przez diagnozowane maszyny oraz symptomy wynikające z obserwacji rezultatów ich działania. Energia doprowadzona do procesów technologicznych nie jest w całości wykorzystana na wykonanie założonych zadań produkcyjnych. Część jej w różnej formie może być zaobserwowana jako „energia szczątkowa”¹⁷. Jeżeli sygnał, będący nośnikiem tej energii, jest dobrze skorelowany ze stanem procesu lub poziomem sprawności maszyny to powstaje odwzorowanie:

$$S \in R_J \Rightarrow F \in \{0, 1\}_{K \square} \quad 4.40$$

lub

$$S \in R_J \Rightarrow Z \in \{0, 1\}_I \quad 4.41$$

gdzie:

¹⁷ Cempel C.: *Wibroakustyka stosowana*. Warszawa PWN 1989.

S – podzbiór symptomów należących do J licznego zbioru wszystkich symptomów R ,
 F – zbiór uszkodzeń o licznosci K oraz wartości logicznej z przedziału $\{0,1\}$,
 Z – zbiór stanów lub klas stanów obiektu o licznosci I oraz wartości logicznej z przedziału $\{0,1\}$.

W szczególnym przypadku zbiór symptomów R może być zbiorem liczb binarnych $\{0,1\}$, co oznacza, że symptom ma charakter zdarzenia, które zachodzi lub nie. Na etapie akwizycji sygnałów, zmiany sygnałów ciągłych, lub osiągnięcie przez nie wartości granicznych może być interpretowane jako symptom dwustanowy z przedziału $\{0,1\}$.

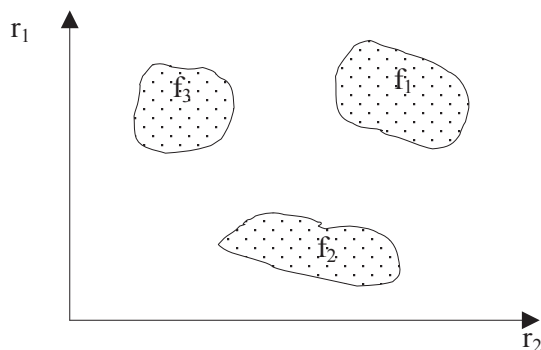
W przypadku, gdy do celów diagnostyki stosuje się postacie odwzorowania

$$S \in R_J \Rightarrow F \in \{0,1\}_K \quad 4.42$$

i

$$S \in R_J \Rightarrow Z \in \{0,1\}_I \quad 4.43$$

to należy rozumieć, że poszczególnym uszkodzeniom lub stanom obiektu przypisane są obrazy symptomów. Trzeba tu zauważyć, że pojęcie obraz symptomów pokrywa się z potocznie rozumianym obrazem na płaszczyźnie tylko dla dwu zmiennych jak na Rys. 4.17. Jeżeli obserwowany zbiór S jest wektorem liczb rzeczywistych przy czym każdy element pochodzi z pomiaru n -tej wielkości to powstaje n -wymiarowy obraz, który może wskazywać na uszkodzenie lub określony stan obiektu.



Rys. 4.17. Zbiory wartości symptomów zawarte w zamkniętych obszarach na płaszczyźnie r_1, r_2 definiują uszkodzenia f_1, f_2 , lub f_3

Odwzorowania tego typu w zastosowaniu do diagnostyki wymagają korzystania z opracowanych, szczególnie w ostatnich latach, metod rozpoznawania obrazów od klasycznych po wykorzystujące sieci neuronowe.

4.6. Klasyczne metody rozpoznawania obrazów w celach diagnostycznych

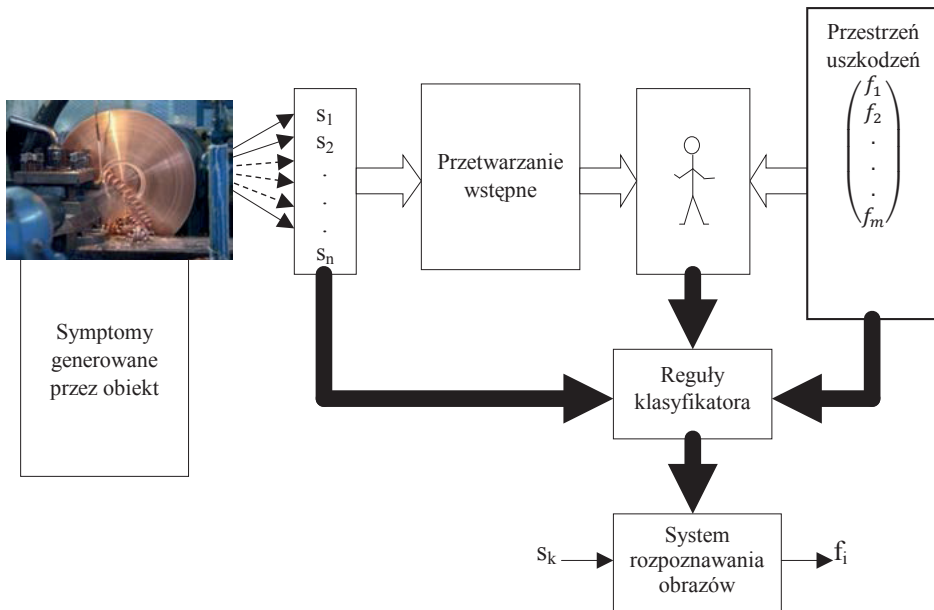
Diagnostyczne systemy rozpoznawania obrazów mogą realizować dwa cele:

- przypisanie obrazu symptomów uszkodzenia lub zmiany stanu procesu do jednej z dwu możliwych klas („obiekt niesprawny” lub „obiekt sprawny”);
- przypisanie obrazu symptomów uszkodzenia lub zmiany stanu procesu do wybranej klasy z n możliwych..

W tym drugim przypadku w zbiorze klas może znajdować się również klasa „obiekt niesprawny”, lecz również są klasy reprezentujące stany pośrednie, których identyfikacja może stanowić podstawę do predykcji stanów przyszłych.

Systemy rozpoznawania obrazów pracują w dwóch fazach: uczenia i rozpoznawania. Rozpoznawanie obrazów musi być poprzedzone uczeniem, ponieważ to operator diagnozowanego procesu musi określić, które stany są dopuszczalne, a które powinny skutkować przerwaniem pracy systemu. Obserwując jednocześnie wartości symptomów buduje ciąg uczący. Zakłada się, że na podstawie relacji zawartych w ciągu uczącym będzie można wnioskować w sytuacjach, które nie należą do ciągu uczącego, lecz zbiór symptomów (obraz) stanu lub uszkodzenia jest dostatecznie bliski obrazom zawartym w ciągu uczącym.

Należy mieć świadomość, że obserwację symptomów i uczenia musi poprzedzać decyzja o ich wyborze. Może być ona dokonana prawidłowo tylko na podstawie doświadczenia i eksperckiej wiedzy o diagnozowanym procesie. Informacje zawarte w poszczególnych obserwowanych symptomach powinny być dobrze skorelowane ze stanami procesu i wzajemnie się uzupełniać. Wskazaniem jest badanie wrażliwości poszczególnych symptomów na zmiany zachodzące w diagnozowanym procesie i wybór tych, które wykazują największą wrażliwość.



Rys. 4.18. *Uczenie systemu rozpoznawania obrazów do celów diagnostycznych*

Faza rozpoznawania składa się z: akwizycji danych z działającego procesu, wstępnego ich przetworzenia oraz zastosowania jednej z metod identyfikacji lub klasyfikacji z wykorzystaniem wiedzy pozyskanej podczas uczenia.

Wśród dobrze opisanych w literaturze¹⁸ klasycznych metod rozpoznawania obrazów dominują:

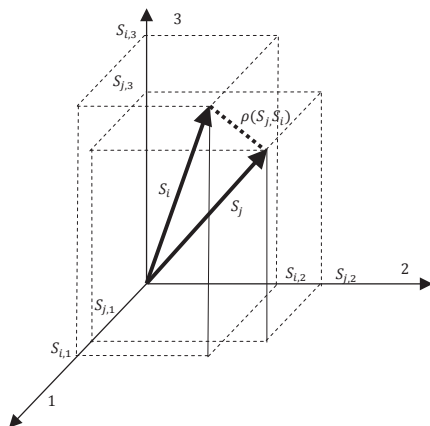
- metody odległościowe,
- metody aproksymacyjne,
- metody statystyczne.

4.7. Metody odległościowe rozpoznawania obrazów

Zadaniem systemu rozpoznawania obrazów, wykorzystującego tą metodę, jest znalezienie umownej odległości zwanej metryką dwu wektorów w przestrzeni symptomów reprezentujących dwa stany obiektu diagnozowanego. Wektory te reprezentują kolejne zmierzone stany wytypowanych wielkości skorelowanych ze stanem procesu. Można założyć, że jeden z nich jest wektorem odwzorowującym stan normalny procesu. Wtedy względem niego będą obliczane metryki dla kolej-

¹⁸ Tadeusiewicz R., Flasiński M.: *Rozpoznawanie obrazów*. Warszawa: Państwowe Wydawnictwo Naukowe, 1991.

nych wektorów. Poglądowo dla trzejelementowego wektora symptomów pokazano ten problem w układzie Kartezjańskim. Dla większej liczby elementów wektora byłoby to graficznie niemożliwe.



Rys. 4.19. Metryka dwu wektorów w trójwymiarowej przestrzeni kartezjańskiej

Metryką może być odwzorowanie spełniające dla wszystkich analizowanych wektorów założenia:

$$\varrho(s_i, s_j) = \varrho(s_j, s_i) \quad 4.44$$

$$\varrho(s_i, s_j) = 0 \iff s_i \equiv s_j \quad 4.45$$

$$\varrho(s_i, s_j) < \varrho(s_i, s_k) + \varrho(s_k, s_j) \quad 4.46$$

Wartość metryki może być miarą niepodobieństwa dwu wektorów. Większa wartość sugeruje mniejsze podobieństwo dwu obrazów reprezentowanych przez wektory. Dla wektorów N – elementowych metrykę można zapisać następująco:

$$\varrho_M(s_i, s_j) = \left[\sum_{n=1}^N |s_{i,n} - s_{j,n}|^t \right]^{\frac{1}{t}} \quad 4.47$$

Z tej metryki zwanej metryką Minkowskiego można wygenerować kilka innych¹⁹ podstawiając odpowiednią wartość parametru t . Dla $t=1$ będzie to metryka Manhattan (zwana uliczną):

$$\varrho_{CB}(s_i, s_j) = \sum_{n=1}^N |s_{i,n} - s_{j,n}| \quad 4.48$$

Oraz dla $t=2$ euklidesową:

$$\varrho_E(s_i, s_j) = \sqrt{\sum_{n=1}^N (s_{i,n} - s_{j,n})^2} \quad 4.49$$

Do zastosowań praktycznych w diagnostyce zaleca się jednak stosować tzw. uogólnioną metrykę euklidesową, gdyż pierwotna jej wersja jest wrażliwa na duże różnice wartości liczbowych składowych wektora s . W uogólnionej metryce zastosowano operację normalizującą wprowadzając współczynnik λ , dla każdego wektora n .

$$\varrho_{EU}(s_i, s_j) = \sqrt{\sum_{n=1}^N [\lambda_n (s_{i,n} - s_{j,n})]^2} \quad 4.50$$

współczynniki normalizujące można obliczyć następująco:

$$\lambda_n = (\max(s_n) - \min(s_n))^{-1} \quad 4.51$$

Jeszcze inną, prostą metryką jest metryka Czebyszewa:

$$\varrho_C(s_i, s_j) = \max_n |s_{i,n} - s_{j,n}| \quad 4.52$$

Ponieważ nie zawsze prawdziwe jest założenie o ortogonalności bazy przestrzeni symptomów, często symptomy są ze sobą skorelowane, lepsze wyniki może dawać stosowanie metryk stosujących prostowanie nieortogonalnego układu współrzędnych. Takie zadanie spełnia metryka Mahalanobisa:

$$\varrho_{Mh}(s_i, s_j) = \sqrt{(s_i - s_j)^T C^{-1} (s_i - s_j)} \quad 4.53$$

¹⁹ Stąpor K.: *Automatyczna klasyfikacja obiektów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2005.

gdzie:

C – macierz kowariancji cech obliczona z zależności:

$$C_{a,b} = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (s_{a,k} - \mu_a)(s_{b,k} - \mu_b) \quad 4.54$$

gdzie:

a i b są indeksami cech, μ_a oznacza wartość średnią danej cechy w K – elementowej

$$\text{populacji } \mu_a = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s_{a,k}.$$

Duża liczba różnych metryk opisywanych w literaturze, sugeruje, że nie ma uniwersalnej metryki i jej doboru dokonuje się w oparciu o wyniki doświadczalne i uzależniony od struktury parametrów w przestrzeni obserwacji²⁰.

Wyliczając wybraną metrykę, na podstawie znajomości dwu wektorów: wzorcowego i bieżącego, otrzymuje się liczbę, która reprezentuje umowną odległość między tymi wektorami. Odległość ta może być interpretowana jako miara niezgodności stanów wzorcowego i diagnozowanego obiektu. Na podstawie wiedzy i doświadczenia można określić graniczną wartość tej miary:

$$\varepsilon_{Gr} \leq \varrho_b(s) \quad 4.55$$

gdzie:

ε_{Gr} – wartość graniczna powyżej której przyjmuje się, że uszkodzenie zostało zidentyfikowane,

$\varrho_b(s)$ – wartość bieżąca metryki.

Wartość graniczna odwzorowuje stan niesprawności obiektu diagnozowanego. Często jednak, wynikiem procesu diagnostycznego ma być oprócz stwierdzenia stanu uszkodzenia, jako ostatniej fazy życia obiektu, klasyfikacja stanów pośrednich, dla których eksploatacja jego jest jeszcze możliwa. Obserwując dynamikę zmian klasy obiektu, otrzymanych w wyniku procesu klasyfikacji, można prognozować czas eksploatacji do stanu uszkodzenia.

Zastosowanie powyższej strategii wymaga zarejestrowania obrazów wzorcowych dla wszystkich przewidywanych stanów obiektu począwszy od symptomów dla obiektu w pełni sprawnego (nowego) do uszkodzonego. Bieżący wektor symptomów ma być zakwalifikowany do tego obrazu, który najlepiej go reprezentuje. Inaczej mówiąc do takiej klasy, do której należy najbliższy wzorec w przestrzeni

²⁰ Basztura C.: *Komputerowe systemy diagnostyki akustycznej*. PWN Warszawa 1996.

cech. Najczęściej cytowanym narzędziem do realizacji takiego przyporządkowania jest *algorytm najbliższego sąsiada* (ang. *Nearest Neighbour*) NN.

W zastosowaniach diagnostycznych częściej stosuje się nieco zmodyfikowany algorytm najbliższego sąsiada, który analizuje licznosc wektorów symptomów, w poszczególnych klasach, najlepiej dopasowanych do wektora klasyfikowanego. Zaliczając ten wektor do klasy, która jest najliczniej reprezentowana wśród k najbliższych do niego obrazów uczących. Ta wersja algorytmu nosi nazwę k -NN. Parametr k należy wybrać na drodze doświadczeń.

4.8. Metody aproksymacyjne rozpoznawania obrazów

Metody aproksymacyjne polegają na poszukiwaniu funkcji przynależności obrazu symptomów s do danej klasy i czyli poszukiwaniu odwzorowania: $S \rightarrow F_i(s)$. Funkcję $F_i(s)$ można rozwinąć w szereg względem wybranej rodziny funkcji:

$$\Phi = \{\varphi_0(s), \varphi_1(s), \varphi_2(s), \dots, \varphi_v(s)\} \quad 4.56$$

Ograniczając aproksymację funkcji do m członów można zapisać funkcję przynależności jako:

$$F_i(s) = \sum_{v=0}^m w_{v,i} \varphi_v(s) \quad 4.57$$

gdzie:

$w_{v,i}$ – wartości wag rozwinięcia; φ_v – funkcje bazowe $m+1$ wymiarowej przestrzeni S_{m+1} .

Najczęściej wybieraną rodziną funkcji bazowych jest rodzina wielomianów, lub podprzestrzenie trygonometryczne.

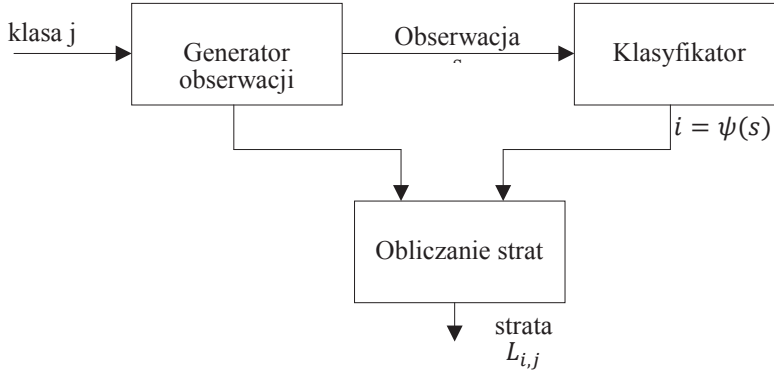
Projektowanie klasyfikatora aproksymacyjnego polega na doborze rodziny funkcji bazowych oraz wyznaczeniu wag w oparciu o informację zawartą w zbiorze uczącym.

4.9. Metody statystyczne klasyfikacji obrazów

Zjawiska, które są źródłem mierzonych symptomów podczas akwizycji danych o obiekcie, mogą być opisywane statystycznie, można więc założyć, że obrazy symptomów charakteryzujące się zbliżonymi rozkładami mogą być przypisane do tych samych obrazów wzorcowych. Kryteria niepodobienstwa lub podobienstwa obrazów opierają się na metodach statystycznych.

Problem klasyfikacji można rozważać jako szczególny przypadek problemu decyzyjnego Bayesa²¹. Przestrzeń obserwacji może być utożsamiana ze zbiorem wszystkich możliwych wektorów symptomów reprezentujących i możliwych stanów diagnozowanego obiektu F_i .

Model probabilistyczny zadania klasyfikacji oparty o regułę decyzyjną Bayesa²² przedstawiono na rys. 4.20.



Rys. 4.20. Model probabilistyczny zadania klasyfikacji

Numery klas są losowane zgodnie z rozkładem określonym przez prawdopodobieństwa *a priori* klas czyli prawdopodobieństwami zaprezentowania wektorów symptomów przynależnych do poszczególnych klas: $P(j) \quad j \in I$. Prawdopodobieństwo $P(j)$ definiuje statystyczne prawidłowości całej populacji wektorów z klasy j . Gdy na wejście generatora obserwacji zostanie wprowadzona liczba o wartości równej numerowi wylosowanej klasy to jest generowana obserwacja (wektor symptomów) zgodna z rozkładem odpowiadającym wylosowanej klasie j oraz opisana gęstością warunkową klasy j :

$$f(s|j) \quad s \in \mathbb{R}^d, \quad j \in I \quad 4.58$$

Gęstość warunkowa określa rozrzut wartości wektora cech, opisującego wektory z klasy j . Jeśli klasyfikator (reguła decyzyjna) o charakterystyce ψ podejmuje decyzję przyporządkowania na podstawie obserwacji $s : i = \psi(s)$.

²¹ Berger I.O.: *Statistical decision theory and Bayesian analysis*. Springer Verlag, New York, 1985.

²² Słapór K.: *Automatyczna klasyfikacja obiektów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2005.

Oznacza to przypisanie obserwacji do klasy i . Rezultatem jest obliczenie tzw. straty przez moduł obliczania strat. Wartość straty odzwierciedla skutki błędnej decyzji zaliczenia wektora obserwacji do klasy i , podczas gdy powinien być zaliczony do klasy j . Klasyfikator ψ jest *regułą Bayesa*, która jest klasyfikatorem optymalnym czyli minimalizuje prawdopodobieństwo błędnej klasyfikacji. Działanie tej reguły opiera się na założeniu, że model probabilistyczny zadania klasyfikacji, czyli rozkład klas opisany prawdopodobieństwami $P(j)$ oraz rozkład cechy w poszczególnych klasach opisane funkcjami gęstości prawdopodobieństwa $f(s|j)$ są znane.

Prawdopodobieństwo, że dana obserwacja należy do klasy j można wyznaczyć ze wzoru Bayesa:

$$P(s|j) = \frac{f(s|j)P(j)}{f(s)} \quad 4.59$$

gdzie:

$$f(s) = \sum_{j=1}^2 f(s|j)P(j) \text{ – współczynnik normalizujący;}$$

$P(j)$ – prawdopodobieństwo a priori klasy j -tej;

$f(s|j)$ – gęstość warunkowa cech w klasie j -tej.

Średnią wartość straty przy nieprawidłowym przypisaniu obiektu do klasy można obliczyć:

$$r_i(s) = \sum_{j=1}^c L_{i,j} P(j|s) \quad 4.60$$

$r_i(s)$ jest nazywane ryzykiem warunkowym dla klasy i -tej.

Reguła Bayesa zalicza zaprezentowany wektor symptomów do tej klasy, z którą związane jest najmniejsze ryzyko warunkowe, można to zapisać następująco:

$$\psi(s) = i \Leftrightarrow \forall_{\substack{j=1, \dots, c \\ j \neq i}} r_i(s) < r_j(s) \text{ dla } i = 1, \dots, c \quad 4.61$$

Można założyć funkcję strat, która będzie przypisywała prawidłowej decyzji stratę równą 0 a nieprawidłowej 1. Ryzyko warunkowe dla klasy i -tej w tym przypadku można zapisać:

$$r_i(s) = \sum_{j=1}^c L_{i,j} P(j|s) = \sum_{j \neq i} P(j|s) = 1 - P(i|s) \quad 4.62$$

Dla tego przypadku funkcji strat można regułą Bayesa zapisać w zmodyfikowanej postaci:

$$\psi(s) = i \Leftrightarrow \forall_{\substack{j=1, \dots, c \\ j \neq i}} P(i|s) < P(j|s) \text{ dla } i = 1, \dots, c \quad 4.63$$

Powyższa reguła zalicza stan obiektu diagnozowanego do tej klasy, która dla zaobserwowanych wartości wektora symptomów jest najbardziej prawdopodobna. W literaturze nazywa się ją *regułą największego prawdopodobieństwa a posteriori* (ang. *Maximum a Posteriori Probability – MAP*).²³

Podstawowa zasada podejmowania decyzji o przypisaniu stanu obiektu lub rodzaju uszkodzenia do pewnej klasy wynika z definicji roli funkcji dyskryminacyjnej. Obiekt reprezentowany wektorem symptomów s jest przypisywany do tej klasy $i \in I$, dla której wartość funkcji dyskryminacyjnej klasyfikatora jest największa. Dla reguły Bayesa funkcję dyskryminacji można zapisać:

$$g_i(s) = f(s|i)P(i) \quad 4.64$$

W wielu przypadkach praktycznego wykorzystania reguły Bayesa zakłada się (na podstawie badania hipotez), że rozkład cech w klasach, do których przypisuje się badany wektor symptomów, jest rozkładem normalnym. Gęstość takiego rozkładu wyraża się wzorem:

$$f(s|i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\mathbf{C}|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (s - \mu_i)^T \mathbf{C}_i^{-1} (s - \mu_i) \right] \quad 4.65$$

gdzie:

s – d-wymiarowy wektor symptomów,

μ – d-wymiarowy wektor wartości średnich,

\mathbf{C} – macierz kowariancji o wymiarze $d \times d$,

$|\mathbf{C}|$ – wyznacznik macierzy kowariancji,

$|\mathbf{C}|^{-1}$ – macierz odwrotna do macierzy kowariancji.

²³ Stąpor K.: *Automatyczna klasyfikacja obiektów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2005.

Jeżeli funkcję dyskryminacyjną Bayesa (4.64) zlogarytmować i podstawić wyrażenie na funkcję gęstości to otrzyma się funkcję dyskryminacyjną reguły Bayesa w postaci:

$$g_i(s) = -\frac{1}{2}(s - \mu_i)^T C_i^{-1}(s - \mu_i) - \frac{1}{2} \ln |C_i| + \ln P(i) \quad 4.66$$

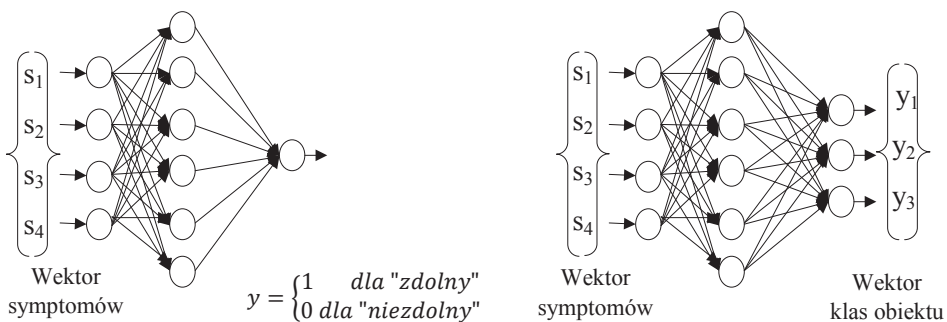
Z powyższej zależności można wywnioskować, że funkcje te są funkcjami kwadratowymi. Obszary decyzyjne dla tej reguły są hiperpowierzchniami stopnia drugiego przy czym ich typ zależy od parametrów rozkładów cech.

4.10. Metody sztucznej inteligencji w zastosowaniu do identyfikacji i klasyfikacji stanów diagnozowanych obiektów

Zastosowanie dynamicznych sieci neuronowych w celu odwzorowania własności diagnozowanego obiektu opisane w rozdziale 4.2, nie wyczerpuje dużych możliwości jakie dają szybko rozwijające się metody sztucznej inteligencji. Również w zastosowaniach do identyfikacji stanów krytycznych oraz do klasyfikacji tych stanów stosuje się wspomniane metody. Techniki sztucznej inteligencji przy wsparciu systemów ekspertowych odgrywają dużą rolę w zakresie transferu wiedzy i doświadczenia człowieka do programów komputerowych. Metody te należą do dwu funkcjonalnych kategorii:

- klasyfikujące obiekty metodą uczenia z nauczycielem,
- klasyfikujące obiekty bez nauczyciela.

Statyczne sieci neuronowe pozwalają na realizację obu powyższych zadań. Sieci z wsteczną propagacją błędów mogą realizować zarówno zadania rozpoznawania stanu obiektu jak i klasyfikować obiekty pod warunkiem nauczenia z zastosowaniem ciągów uczących. Podczas uczenia wprowadza się na wejścia sieci wektor wartości symptomów poddany normalizacji. Podczas identyfikacji stanu funkcja aktywacji neuronu w warstwie wyjściowej, może mieć charakter funkcji skokowej tzn. na wyjściu sieci może być tylko dwa stany 0 lub 1. Jeżeli stan obiektu oceniony przez „nauczyciela” jest „zdolny do pracy” można mu przypisać wartość 1 w ciągu uczącym, w przeciwnym przypadku wpisuje się wartość 0. Po nauczeniu, przestrzeń stanów, reprezentowana przez wektory symptomów, zostaje podzielona na dwie podprzestrzenie reprezentujące dwa możliwe stany diagnozowanego obiektu.



Rys. 4.21. Przykłady zastosowania sieci neuronowych uczonych „z nauczycielem” do: a) rozpoznawania stanu obiektu, b) klasyfikacji stanu obiektu

Również problem przypisania stanu obiektu do i -tej klasy z n może być rozwiązany z zastosowaniem opisanej sieci. Sieć taka może mieć tyle wyjść ile wytypowano klas stanu obiektu. Ciąg uczący musi zawierać informację o charakterze eksperckim, czyli przypisanie wektora wejść do wektora wyjść. Numer stanu reprezentowany przez wektor symptomów może być zakodowany w wektorze wyjść np. w kodzie 1 z n . Przykłady statycznych sieci z wsteczną propagacją błędów w zastosowaniu do identyfikacji stanu obiektu i klasyfikacji stanów przedstawia rys. 4.21.

Metody oparte na rozwiązaniach stosujących sieci neuronowe z wsteczną propagacją błędów, oprócz niewątpliwych zalet, mają także pewne wady. Słabe właściwości uogólniania, jeśli proces uczenia był przeprowadzony na nielicznych ciągach uczących, lub struktura i liczba neuronów zostały dobrane nieprawidłowo. Innym zagrożeniem dla użyteczności nauczonej sieci do celów diagnostycznych jest zjawisko nadmiernego dopasowania do danych uczących (ang. *over fitting*). Takie dopasowanie oznacza, że sieć idealnie rozpoznaje wektory należące do zbioru uczącego, ale niestety traci właściwości uogólniania i nieprawidłowo reaguje na nawet drobne odstępstwa od wzorców.

Odmienną strukturę mają sieci neuronowe samoorganizujące się. Sieci te nie wymagają „nauczyciela” do rozwiązania problemu klasyfikacji stanu obiektu lub typu uszkodzenia. Podczas uczenia pokazywane są tylko kolejne wektory symptomów jako dane wejściowe. Na podstawie tych danych neurony uczą się je rozpoznawać. Po każdej prezentacji wektora wejściowego zwycięzcą w rywalizacji o prawo do uaktualnienia wag jest tylko jeden neuron. Neurony dopasowują swoje wagi w ten sposób, że przy prezentacji grup wektorów wejściowych zbliżonych do siebie zwycięża zawsze ten sam neuron. W tej sytuacji pewne neurony mogą nigdy nie wygrywać, lub nawet nie znajdują się w sąsiedztwie neuronów wygrywających. W efekcie tych działań cała przestrzeń zostaje podzielona na rozłączne obszary obrazujące strefy wpływów poszczególnych neuronów. Dla stosowanej metryki euklidesowej są to obszary wypukłe.

Pewną odmianą sieci samoorganizujących się są sieci WTA (ang. *Winner Takes All*). W tych sieciach wektor wejściowy trafia do wszystkich neuronów a następnie obliczana jest miara podobieństwa (np. odległość euklidesowa) tego sygnału do wektora wag, którego wartość początkowa jest wylosowana. Neuron, który ma wektor wag najbliższy do prezentowanego wektora wejściowego zwycięża i jego wyjście przyjmuje wartość 1. Pozostałe neurony mają wartości wyjściowe równe 0. Modyfikuje się wagi tylko zwycięskiego neuronu według wzoru:

$$\mathbf{w}_j(t+1) = \mathbf{w}_j(t) + \eta(t) [\mathbf{s}(t) - \mathbf{w}_j(t)] \quad 4.67$$

gdzie:

$\mathbf{w}_j(t)$ – wektor wag j -tego neuronu w czasie t ;

$\mathbf{w}_j(t+1)$ – wektor wag j -tego neuronu w czasie $t+1$;

$\mathbf{s}(t)$ – wektor wejściowy symptomów;

$\eta(t)$ – współczynnik uczenia dobierany eksperymentalnie z przedziału (0,1, 1) malejący w funkcji czasu.

Wektory wejściowe są poddawane normalizacji według wzoru:

$$s_i^* = \frac{s_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n s_i^2}} \quad 4.68$$

Algorytm WTA, ze względu na to, że tylko jeden neuron podlega adaptacji w każdej iteracji, jest słabo zbieżny dlatego stosuje się odmianę tego algorytmu zwaną WTM (ang. *Winner Takes Most*). Adaptacja algorytmu polega na tym, że w każdej iteracji oprócz zwycięzcy aktualizują swoje wagi również neurony z jego sąsiedztwa. Wybór zwycięzcy jest dokonywany analogicznie jak w WTA, lecz wagi neuronów modyfikuje się zgodnie z zależnością:

$$\mathbf{w}_j(t+1) = \mathbf{w}_j(t) + \eta(t) G(j, \mathbf{s}) [\mathbf{s}(t) - \mathbf{w}_j(t)] \quad 4.69$$

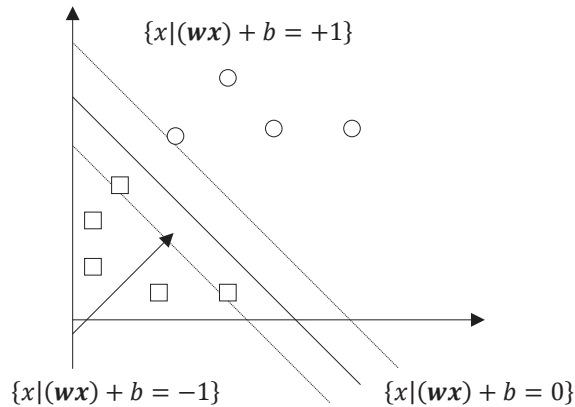
gdzie: $G(j, \mathbf{s})$ – funkcja sąsiedztwa określająca próg i intensywność modyfikowania wag.

Wpływ funkcji sąsiedztwa może maleć wraz z kwadratem odległości od zwycięskiego neuronu np. $G(j, \mathbf{s}) = e^{-r^2}$.

Metody inteligentne dokonujące automatycznie podziału przestrzeni stanu obiektu w oparciu o wytypowane grupy symptomów wymagają jednak wiedzy eksperckiej w celu przypisania realnych jego stanów do utworzonych klas. Jednakże,

charakteryzują się wysoce pożądanymi cechami takimi jak stabilność, zbieżność oraz odporność na błędy.

Z powyższych powodów stosunkowo nowa metoda identyfikacji i klasyfikacji zwana SVM (ang. *Support Vector Machines*) jest przedmiotem licznych publikacji. Metoda SVM łączy podstawowe koncepcje i zasady statystycznej teorii uczenia. W odróżnieniu od większości metod stosowanych do klasyfikacji, SVM nie wymaga dużych zbiorów uczących, uzyskując dobre rezultaty nawet dla małej liczby danych. Uwzględniając fakt, że w praktyce przemysłowej trudno jest zarejestrować dokładnie symptomy w momencie awarii, metoda ta sprawdza się ze względu na dużą dokładność odwzorowania i własności uogólniania.



Rys. 4.22. Klasyfikacja danych w metodzie SVM

W publikacji (Jack i Nandi)²⁴ autorzy przetestowali wydajność i użyteczność sieci neuronowej ze wsteczną propagacją błędów oraz metody SVM w zastosowaniu do tego samego procesu utworzenia wielu klas reprezentujących uszkodzenia obiektu. Rezultaty tego eksperymentu oraz innych badaczy²⁵ pokazały, że SVM daje właściwą diagnozę stanu obiektu w prawie 90% zdarzeń klasyfikowanych.

Podstawy metody SVM zostały opracowane i opisane w publikacjach: Vapnik, V., 1998 Christianini, N., Shawe-Taylor, J., 2000. Metoda polega na transformacji sygnału do wielowymiarowej przestrzeni stanu.

²⁴ Jack, L.B., Nandi, A.K.: *Fault detection using support vector machines and artificial neural networks, augmented by genetic algorithms*. Mech. Syst. Signal Process. 2002, 16 (2-3), 373-390.

²⁵ Yang, B.-S., Han, T., Hwang, W.-W.: 2005. *Fault diagnosis of rotating based on multi-class support vector machines*. J. Mech. Sci. Technol. 19 (3), 846-859.

Jeżeli założyć, że SVM ma do rozwiązania problem binarny to dane są rozdzielone hiperpłaszczyzną. Hiperpłaszczyzna jest zdefiniowana pomocniczymi wektorami, które są podzbiorem danych przynależnych do dwu rozdzielanych klas oraz do granicy między nimi. W przypadku dwóch klas, działanie SVM można wyjaśnić bez utraty ogólności zasad na płaszczyźnie rysunku 4.22.

Granice podziału można określić następująco:

$$(\mathbf{w} \mathbf{x}) + b = 0, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^N, b \in \mathbb{R} \quad 4.70$$

gdzie: wektor \mathbf{w} definiuje granice dwu klas, \mathbf{x} jest wektorem wejściowym N wymiarowym, b – to skalarna wielkość progowa.

Po obu stronach tej granicy można odpowiednio zdefiniować dwie klasy A i B:

$$(\mathbf{w} \mathbf{x}) + b = 1 \quad 4.71$$

oraz

$$(\mathbf{w} \mathbf{x}) + b = -1 \quad 4.72$$

Ponieważ wektory pomocnicze SV odpowiadają ekstremalnym wartościom danych w klasie, funkcja decyzyjna może być określona w zależności od tego czy punkty zdefiniowane wektorem danych należą do przestrzeni A czy B. Można ją zapisać następująco:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}((\mathbf{w} \mathbf{x}) + b) \quad 4.73$$

Optymalna hiperpłaszczyzna może być określona w wyniku rozwiązania problemu optymalizacji. Należy znaleźć taki wektor, dla którego wyrażenie 4.71 spełnia warunek minimum:

$$\tau(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad 4.74$$

przy założeniu:

$$y_i((\mathbf{w} \mathbf{x}_i) + b) \geq 1 \quad i = 1, \dots, l \quad 4.75$$

gdzie:

l – liczba zbiorów uczących, i – numer zbioru uczącego, $\mathbf{w} = \sum v_i$;

\mathbf{x}_i – wektory pomocnicze otrzymane w wyniku uczenia;

v_i – współczynnik wag określający, które z wektorów są aktualnie wektorem pomocniczym.

Funkcja decyzyjna może być przedstawiona w postaci:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l v_i(\mathbf{x}\mathbf{x}_i) + b\right) \quad 4.76$$

Jeżeli liniowe granice nie mogą separować dwu klas w wystarczająco dokładny sposób, tworzona jest hiperpłaszczyzna, która pozwoli na taką separację w przestrzeni wielowymiarowej. Można to osiągnąć przez transformację $\Phi(x)$, która transformuje dane z N -wymiarowej przestrzeni wejść w Q -wymiarową przestrzeń stanu:

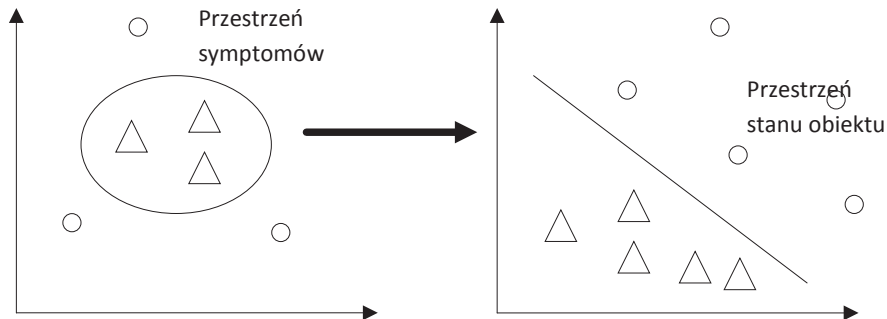
$$\mathbf{s} = \Phi(\mathbf{x}) \quad 4.77$$

gdzie

$$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \text{ oraz } b \in \mathbb{R}.$$

Podstawiając w równaniu wynik transformacji otrzymano:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l v_i(\Phi(\mathbf{x})\Phi(\mathbf{x}_i)) + b\right) \quad 4.78$$



Rys. 4.23. Nieliniowa separacja stanu obiektu na podstawie zaobserwowanych symptomów

Transformacja do przestrzeni wielowymiarowej wymaga znacznych zasobów obliczeniowych, dlatego stosuje się funkcję zastępczą dodatnią spełniającą warunek ciągłości. Proponowane postacie tych funkcji to²⁶:

²⁶ K.C. Gryllias, I.A. Antoniadis: *A Support Vector Machine approach based on physical model training for rolling element bearing fault detection in industrial environments*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 25(2012).

liniowa:	$K(x, y) = \mathbf{x}$	4.79
wielomian:	$K(x, y) = (\mathbf{xy} + 1)^p$	4.80
funkcja radialna:	$K(x, y) = \exp(- x - y ^2 / 2\sigma^2)$	4.81
funkcja sigmoidalna:	$K(x, y) = \tanh(v \langle \mathbf{xy} \rangle + c)$	4.82

gdzie: p – stopień wielomianu.

Metoda SVM zasadniczo pozwala na separację dwustanową, jednakże można ją zastosować także do rozróżnienia większej liczby rzeczywistych stanów obiektu. Przykładem może być strategia (One-against-all – OAA) opracowana i opublikowana przez Hsu and Lin w 2002 r.²⁷ W metodzie tej z klasyfikatorów był konstruowany w ten sposób, że trenowano go na danych z dwu klas. Stosując k modeli SVM autorzy metody zbudowali system realizujący zadanie rozróżnienia wielu stanów diagnozowanego obiektu technicznego.

²⁷ Hsu, C.W., Lin, C.J.: 2002. *A comparison of methods for multi-class support vector machines*. IEEE Trans. Neural Networks 13 (2), 415-425.

5. Wibroakustyczne systemy diagnostyczne

Konstrukcje systemów diagnostycznych analizujące sygnał wibroakustyczny (w paśmie słyszalnym) emitowany przez obiekt stanowią jedno z częściej wykorzystywanych rozwiązań. Wynika to z obserwacji zachowań ludzi obsługujących i nadzorujących procesy technologiczne. Można zaobserwować zjawisko uczenia się pracowników w trakcie powtarzających się cykli produkcyjnych wykonywanych z tymi samymi parametrami i na tych samych maszynach technologicznych. Przedmiotem uczenia jest stan procesu, maszyny i narzędzia. Doświadczony pracownik, nadzorujący proces technologiczny, jest w stanie zidentyfikować nieprawidłowe stany. Źródłem tej wiedzy jest ciągły proces rejestracji symptomów jakie może zaobserwować swoimi zmysłami: słuchem, wzrokiem i dotykiem. Symptomy te porównuje z ich stanem historycznym tzn. z zapamiętanymi dla akceptowalnej jakości wyrobu, poprawnie pracującej maszyny lub nowego narzędzia w przeszłości. Ten sposób obserwacji procesu prowadzi do subiektywnych decyzji diagnostycznych, które w pierwszej fazie uruchomienia produkcji nie zawsze muszą być prawidłowe, jednakże po dłuższym okresie uczenia, także na błędach, pozwalają na prawidłową ocenę stanu stanowiska pracy. W tym procesie szczególnie znaczącą rolę odgrywa zmysł słuchu oraz dotyku pozwalające na percepcje fali dźwiękowej w powietrzu oraz obecność i poziom drgań elementów maszyny technologicznej. Z powyższych obserwacji można wysnuć wniosek, że sygnały akustyczne i wibroakustyczne generowane w trakcie realizacji procesów technologicznych zawierają informacje skorelowane ze stanem tych procesów. Prawdziwość takiego wniosku potwierdzają nie tylko obserwacje zachowań obsługi procesów i maszyn lecz także badania naukowe²⁸.

Dążenie do automatyzacji większości faz technologicznych powstawania wyrobów powoduje konieczność wycofywania ludzi ze strefy bezpośredniej produkcji. Dzieje się to dlatego, że wzrastająca wydajność maszyn technologicznych często wyklucza skuteczność ingerencji człowieka bezpośrednio w proces. Możliwości percepcyjne oraz czas reakcji, mimo zdolności uczenia się i rozpoznawania stanu maszyny, nie pozwalają na skuteczne przeciwdziałanie powstawaniu stanów awaryjnych. Człowieka musi zastąpić system komputerowy, który w podobny sposób

²⁸ Baszura C.: *Komputerowe systemy diagnostyki akustycznej*. WNT Warszawa 1996.

jak człowiek będzie w stanie kontrolować stan procesu, maszyny i narzędzia, lecz jego reakcje będą znacznie szybsze i wyprzedzające stany awaryjne.

Często proces produkcyjny definiuje się jako oddziaływanie przy pomocy energii na masę w sposób określony informacją. Wprowadzona do procesu energia (w bardzo różnej postaci) jest głównie, w prawidłowo opracowanych procesach technologicznych, zużyta na zmianę kształtu i właściwości materiału obrabianego. Jednakże część tej energii tzw. energia resztkowa może być zarejestrowana w formie pobudzenia do drgań elementów maszyny, narzędzia lub przedmiotu obrabianego. Ponadto część energii jest rozpraszana w postaci emisji ciepła. Masowe elementy drgające pobudzają cząsteczki powietrza generując kulistą falę dźwiękową. Wszelkie zmiany mierzalnych parametrów tej postaci energii mają swoje źródło w zmianach stanu procesu wytwarzania. Podstawowym problemem jest jednak ich identyfikacja oraz odfiltrowanie zakłóceń mających charakter drgań i pochodzących z otoczenia procesu. Są one nieskorelowane lub w mało istotny sposób skorelowane z obserwowanym procesem jednakże zakłócają proces identyfikacji. Z tym problemem można się spotkać w większości prób aplikacji zautomatyzowanych systemów diagnostycznych wykorzystujących sygnały akustyczne i wibroakustyczne w przemyśle wytwórczym. Wykonywanie równoczesne kilku operacji technologicznych na tym samym przedmiocie, mające miejsce w centrach obróbkowych, także nie ułatwiają zadania konstruktorom systemów diagnostycznych. Jednakże w bardzo wielu przypadkach, stosując nieraz złożone systemy filtracji i analizy sygnałów można osiągnąć zadawalające rezultaty.

Zadaniem konstruktora systemu diagnostycznego jest zaprojektowanie sposobu określenia składowych wektora stanu obiektu diagnozowanego. Następnie dla każdej składowej należy zdefiniować przestrzeń możliwych uszkodzeń i prawdopodobieństwo ich wystąpienia. W wyniku takich analiz można określić jakie działania diagnostyczne są uzasadnione ekonomicznie i jaki ma wymiar wektor stanu. Teraz można poszukiwać wibroakustycznych symptomów stanu skorelowanych z wektorem stanu.

Podstawową zaletą systemów diagnostycznych opartych na analizie sygnału akustycznego lub wibroakustycznego jest brak ingerencji w konstrukcję maszyny technologicznej lub narzędzia. Inne metody wykorzystujące parametry związane z energią doprowadzaną do procesu w większości nie mają tej cechy. Pomiar sił, wymaga instalowania siłomierzy, podobnie pomiar momentu obrotowego. W jednym i drugim przypadku uzyskanie wystarczającej czułości systemu pomiarowego wymaga niekorzystnych zmian własności mechanicznych elementów maszyn lub narzędzi. Koszt takich zmian jest wysoki, a efekty mogą ograniczać wydajność maszyny. Z tych powodów, wydaje się, że warto rozwijać techniki wspomagające diagnostykę wibroakustyczną procesów wytwarzania.

5.1. Charakterystyka zjawisk wibroakustycznych generowanych w procesach wytwarzania

Zjawiska wibroakustyczne obserwowane w wyniku działania maszyn i urządzeń zastosowanych w procesach produkcyjnych mają swoje źródło w naruszeniu stanu równowagi ośrodka masowo-sprężystego, w obszarze którego zachodzą procesy technologiczne. Ośrodkiem tym może być ciało stałe lub płyny (ciecze, gazy). Ośrodki te charakteryzują się własnościami sprężystymi oraz inercyjnymi. Właściwości sprężyste ośrodka decydują o wartości energii potencjalnej gromadzonej w wyniku działania sił zewnętrznych charakterystycznych dla danego procesu wymuszenia. Z drugiej strony, własności inercyjne, których źródłem w układach mechanicznych, jest masa poruszających się elementów, przeciwstawiają się każdej zmianie. Wynika z tego, że nawet po ustaniu działania sił zewnętrznych ruch jest kontynuowany a energia kinetyczna jest zamieniana na energię potencjalną sprężystości do chwili wyczerpania się energii kinetycznej. Od tego momentu zaczyna się proces odwrotny, to znaczy energia potencjalna zamienia się w energię kinetyczną zwiększając prędkość cząsteczek układu. Proces przemian postaci energii i związane z tym zjawisko ruchu cząsteczek mogłoby trwać nieskończenie długo gdyby nie zjawisko rozpraszania energii w rzeczywistych warunkach pracy maszyn. Energia ta jest rozpraszana w postaci ciepła i zmian w mikrostrukturze ośrodka. Proces zakłócenia równowagi rozprzestrzenia się w ośrodku masowo-sprężystym generując ruch falowy.

Ruch falowy w ośrodku wywołany pobudzeniem zewnętrznym można opisać definiując, w funkcji czasu i częstotliwości oraz amplitudy wymuszenia, wielkości:

- przemieszczenie

$$x(t) = A \sin(\omega t + \varphi) \quad 5.1$$

- prędkość

$$v(t) = \frac{dx}{dt} = A \omega \cos(\omega t + \varphi) \quad 5.2$$

- przyspieszenie

$$a(t) = \frac{dv}{dt} = -A \omega^2 \sin(\omega t + \varphi) \quad 5.3$$

gdzie:

A – amplituda;

ω – częstotliwość;

φ – przesunięcie fazowe;

t – czas.

Należy dokonać, przy tym założenia, że wymuszenie ma charakter harmoniczny. Założenie takie jest prawdziwe, gdyż w oparciu na twierdzeniu Fouriera o możliwości dekompozycji, każdy kształt fali można traktować jako superpozycję fal harmonicznnych.

Jeżeli założyć, ciągły charakter ośrodka, w którym występuje zjawisko propagacji oraz zaniedbać dyssypację energii, to wartości amplitud na osi propagacji można opisać zależnością:

$$x(y, t) = x \cos \omega \left(t - \frac{y}{c} \right) \quad 5.4$$

gdzie:

y – odległość od źródła wymuszenia,

c – prędkość propagacji w ośrodku.

Wygenerowana fala akustyczna jest nośnikiem energii przekazywanej między cząsteczkami zdefiniowanego środowiska. Środowiskiem tym może być element maszyny lub narzędzie, a więc ciało stałe lub otaczające źródło drgań powietrze. Ważnym parametrem charakteryzującym zjawisko i ośrodek w którym przemieszcza się fala jest chwilowa moc płynąca przez jednostkową powierzchnię. Moc tą można obliczyć dla ciała stałego z zależności:

$$I(r) = \sigma(r, t) v(r, t) \quad 5.5$$

gdzie:

$\sigma(r, t)$ – naprężenia;

$v(r, t)$ – prędkość;

lub dla płynu:

$$I(r) = p(r, t) v(r, t) \quad 5.6$$

gdzie: $p(r, t)$ – ciśnienie.

Innym parametrem, który charakteryzuje opór jaki fala musi pokonywać w środowisku, to impedancja definiowana jako iloraz amplitud naprężenia lub ciśnienia i prędkości:

$$Z(r) = \frac{\sigma(r)}{v(r)} \quad 5.7$$

lub

$$Z(r) = \frac{p(r)}{v(r)} \quad 5.8$$

Powyższe parametry uśrednione w dziedzinie czasu mogą być źródłem informacji o źródle generującym falę. Źródłem tym mogą być zjawiska fizyczne towarzyszące procesom technologicznym a także działanie maszyn i mechanizmów koniecznych dla ich realizacji.

W wyniku rejestracji sygnałów wibroakustycznych otrzymuje się przebieg zmian amplitudy sygnału w funkcji czasu. Sygnałem tym jest, w zależności od sposobu pomiaru: przemieszczenie, prędkość lub przyspieszenie. Skuteczność wykorzystania tego sygnału do celów diagnostycznych w dużej mierze zależy od sposobów ich analizy i dekompozycji.

Sekwencje czasowe amplitud sygnału wibroakustycznego zawierają efekty procesów losowych zachodzących równoległe z obserwowanym procesem wytwarzania. Można to uwzględnić wprowadzając do opisu zarejestrowanego sygnału składową losową:

$$u(t) = u_d(t) + u_l(t) \quad 5.9$$

gdzie:

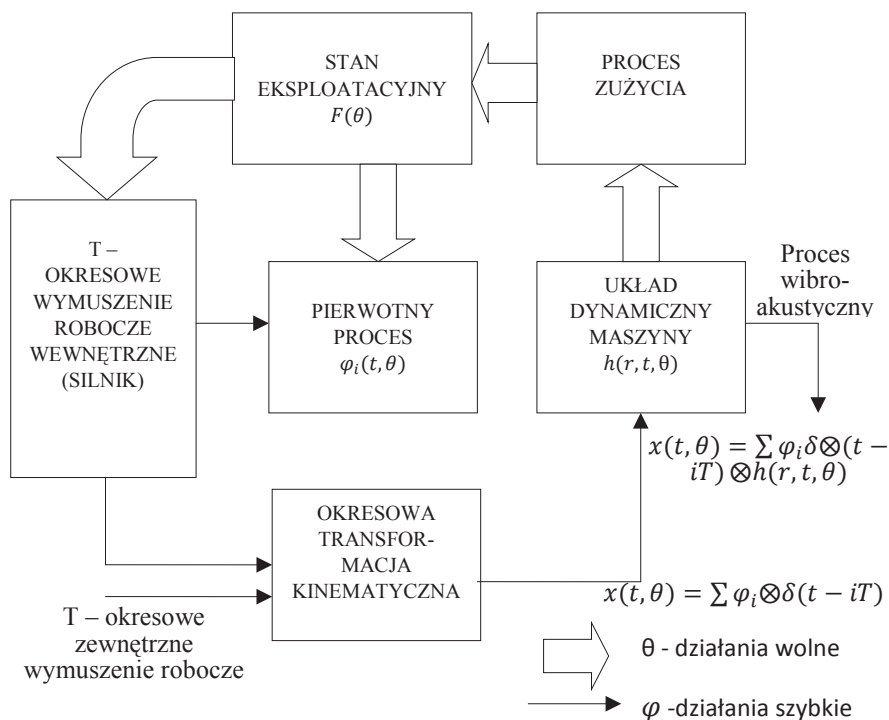
$u(t)$ - zarejestrowany sygnał wibroakustyczny,

$u_d(t)$ - składowa zdeterminowana sygnału,

$u_l(t)$ - składowa losowa sygnału.

Na to jaką wartość, z punktu widzenia diagnostyki, będzie miał pozyskany sygnał wpływa szereg czynników. Może to być obecność sygnałów wibroakustycznych, których źródłem jest inny niż diagnozowany proces, pojawiające się w sposób przypadkowy zdarzenia w obserwowanym procesie. Aby ocenić wagę tego problemu dla użyteczności sygnału wprowadza się pojęcie stacjonarności i ergodyczności obserwowanych procesów.²⁹

²⁹ Lipski J., Bepalko D.: *Obrabotka wibro-akustycznej sygnału połączeniowo przy rzeźnieniu*, w: Świć A. (red.), *Projektowanie procesów i systemów technologicznych*, Monografia, Wyd. LTN 2003.



Rys. 5.1. Schemat cybernetyczny zużyciowego modelu generacji zjawisk wibroakustycznych w maszynach³⁰

Diagnostowane maszyny technologiczne generują drgania harmoniczne o częstotliwościach związanych z liczbą obrotów lub innych ruchów okresowych. Jednak amplitudy tych drgań podlegają silnym zmianom. Jest to spowodowane losowością obciążeń roboczych oraz niewielkimi zmianami częstotliwości tego ruchu. Ponadto rejestracja sygnału wibroakustycznego ma miejsce w pewnej odległości od źródła w wybranym punkcie układu dynamicznego maszyny. Układ dynamiczny maszyny (korpus i podzespoły z nim związane) charakteryzują się wielorezonansową transmitancją i małym tłumieniem. Oznacza to, że nawet małe zmiany amplitud wymuszeń mogą generować znaczne zmiany w okolicy punktu pomiarowego. Dodatkowo do tego punktu docierają sygnały wibroakustyczne z wielu zespołów roboczych danej maszyny a nawet z innych maszyn i urządzeń zaimplementowanych w procesie technologicznym. Z punktu widzenia zadań diagnostyki są to sygnały zakłócające. Obecność szumu w rejestrowanym sygnale wibroakustycznym jest spowodowane głównie zjawiskami tarciovymi w parach kinematycznych ale także przepływem cieczy i wymuszonego ruchu powietrza (np. efekty wibroakustyczne procesów chłodzących).

³⁰ Cempel C.: *Diagnostyka wibroakustyczna maszyn*. WNT Warszawa 1989.

Cybernetyczny model generacji zjawisk wibroakustycznych w maszynach generujących ruch okresowy, w sposób precyzyjny, przedstawił Cempel³¹. Schemat funkcjonalny tego modelu przedstawiono na rys. 5.1.

Stan maszyny technologicznej może być określony jednoznacznie przez sygnał charakterystyczny $\varphi_1(t, \theta)$, gdy czas bieżący zmienia się od 0 do $t=T$, a θ od 0 do wartości czasu wystąpienia awarii θ_{aw} . Sygnał ten ulega zmianom szybkozmiennym w czasie t oraz wolnozmiennym w czasie życia obiektu θ . Sygnał charakterystyczny $\varphi_1(t, \theta)$ jest sygnałem złożonym, zgodnie ze wzorem 5.9, z części zdeterminowanej i losowej. Intensywność udziału tych składowych i ich charakterystyki określają stan obiektu. W wyniku ruchu obrotowego (lub innego kinematycznego ruchu cyklicznego) sygnał stanu jest transformowany w ciągły sygnał:

$$x(t, \theta) = \sum \varphi_i \otimes \delta(t - iT) \quad 5.10$$

gdzie:

- \otimes – oznacza funkcję splotu,
- $\delta(t-iT)$ – okresowa dystrybucja Diraca.

Dynamiczne odwzorowanie stanu obiektu $x(t, \theta)$ wymusza drgania układów masowo-sprężystych obiektu, czyli układu dynamicznego maszyny. Rejestrowany przez czujniki drgań sygnał stanowi odpowiedź układu dynamicznego o charakterystyce impulsowej $h(r, t, \theta)$ na wymuszenie $x(t, \theta)$. Wprowadzona współrzędna r jest odległością od punktu pomiarowego do punktu pobudzenia przez $x(t, \theta)$. Sygnał zarejestrowany w wyniku monitorowania procesu można zapisać:

$$y(r, t, \theta) = \sum \varphi_i(t, \theta) \otimes h(r, t, \theta) \otimes \delta(t - iT) \quad 5.11$$

Proces drgań elementów maszyny wpływa, w pewnym stopniu na proces zużycia a więc w rezultacie na eksploatacyjny stan maszyny $F(\theta)$, przez dodatnie sprzężenie zwrotne. Powoduje to powolne zmiany (w przedziale czasu $0 < \theta < \theta_{aw}$) sygnału charakteryzującego proces pierwotny $\varphi_1(t, \theta)$.

W praktyce, rejestruje się sygnał wibroakustyczny w pewnym oknie czasowym, którego długość jest skończona i zależy od charakteru procesu, w tych warunkach to obserwator ma do dyspozycji i realizacji. Z każdej z tych realizacji można wyznaczyć wartość średnią względem czasu oraz względem realizacji dla wybranego czasu t_n . Jeżeli każda z tych wielkości będzie dążyć w granicy do wartości stałej to można powiedzieć, że obserwowany proces jest stacjonarny, czyli:

$$E \{u_i(t)\} = const \quad 5.12$$

³¹ C. Cempel: *Diagnostyka wibroakustyczna Maszyn*. PWN 1989.

oraz

$$E\{u_i(t_n)\} = const \quad 5.13$$

Dodatkowo, należy sprawdzić czy proces jest ergodyczny to znaczy taki, dla którego wartość średnia, wariancja i funkcja autokorelacji są równe wartościom tych parametrów z jego dowolnej realizacji czasowej. Warunek ergodyczności można zapisać:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} E \left\{ \left[\frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} u(t) dt - m_u \right]^2 \right\} = 0 \quad 5.14$$

gdzie:

T – długość przedziału uśredniania,

t_0 – dowolna chwila procesu uśredniania,

m_u – wartość oczekiwana procesu u .

W praktyce przemysłowej obserwator rejestrujący sygnał wibroakustyczny ma do czynienia z procesami okresowo powtarzalnymi w czasie. Okres powtarzalności jest zazwyczaj wielokrotnie dłuższy od okna obserwacji. Okno to może być umieszczone w stałym (istotnym dla procesu technologicznego) punkcie w czasie cyklu. Jeżeli cykl będzie idealnie powtarzalny to n realizacji zarejestrowanego sygnału powinno spełniać warunki 5.12, 5.13. Istotne zmiany w procesie generowania lub propagacji sygnału wibroakustycznego spowodują zróżnicowanie wartości policzonych w kolejnych cyklach. Może to sygnalizować zmiany w obserwowanym procesie produkcyjnym.

5.2. Metody analizy sygnałów wibroakustycznych stosowane w systemach diagnostycznych

Opis procesów dynamicznych, do których zalicza się generowanie fal wibroakustycznych, jest możliwy w dziedzinie czasu i dziedzinie częstotliwości. Zarówno jeden jak i drugi sposób opisu znajduje zastosowanie w budowie systemów diagnostycznych.

Podstawową charakterystyką procesu wibroakustycznego jest jego zapis w funkcji czasu. Pozwala to na skorelowanie w czasie zdarzeń, które są źródłem sygnału wibroakustycznego. Nałożenie charakterystyki czasowej innych parametrów mierzonych w procesie (np. sił lub naprężeń) może pomóc w identyfikacji tych źródeł. Przykładowo powtarzające się charakterystyczne zmiany sygnału w okresie

odpowiadającym czasowi obrotu wału z kołem zębatym może umożliwić wykrycie uszkodzeń zębów.

Porównanie wibroakustycznych przebiegów czasowych jako odpowiedzi układów masowo-sprężystych na wymuszenia siłowe generowane w procesach technologicznych mogą dostarczyć informacji o zmianach ich parametrów konstrukcyjnych na skutek zużycia. Automatyzacja interpretacji informacji zawartej w takich charakterystykach może być oparta na metodach rozpoznawania obrazów. Metody te omówiono w rozdziale 4.6.

W przypadku obserwacji procesów okresowych można zastosować T okresowe uśrednianie synchroniczne³². Proces ten polega na sumowaniu N kolejnych zsynchronizowanych realizacji procesu w okresie T . Rezultatem tego działania jest sygnał okresowego procesu, w którym wszystkie składowe nieokresowe (w tym szumy) są eliminowane. Polepszenie stosunku sygnału do szumu może być wyznaczone jako:

$$\frac{u_d(t)_{RMS}}{u_l(t)_{RMS}} = \sqrt{N} \quad 5.15$$

gdzie:

$u_d(t)_{RMS}$ – skuteczna wartość amplitudy składowej zdeterminowanej sygnału,

$u_l(t)_{RMS}$ – skuteczna wartość amplitudy składowej losowej sygnału,

N – liczba zsumowanych T -okresowych realizacji sygnału.

Wykorzystując sygnał wibroakustyczny do celów diagnostycznych należy zawsze upewnić się, zwłaszcza w warunkach przemysłowych, w jakim stopniu jest on superpozycją przypadkowego szumu i sygnału zdeterminowanego. Metodą, która pozwala na takie badanie w dziedzinie czasu jest analiza funkcji korelacji. Obliczając wartość tej funkcji znajduje się spójność czasową kolejnych fragmentów procesu przesuniętych o odcinek czasu τ . Funkcję korelacji można zapisać następująco:

$$K_{uu} = \frac{1}{T} \int_0^T u(t)u(t+\tau) dt \quad 5.16$$

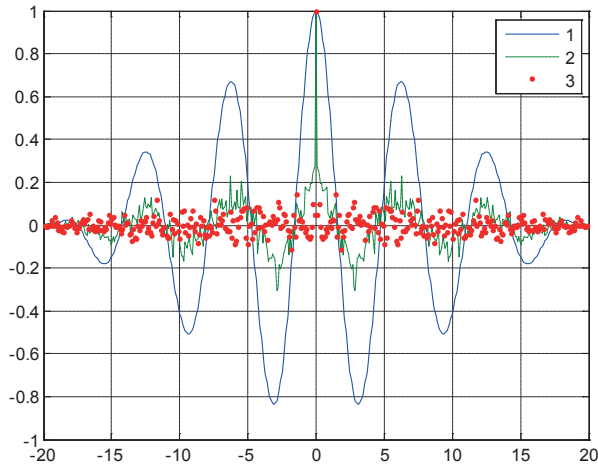
gdzie:

$u(t)$ – sygnał wibroakustyczny w chwili t ,

$u(t+\tau)$ – sygnał wibroakustyczny w chwili $t+$,

T – odcinek czasu uśredniania.

³² Cempel Cz.: *Wibroakustyka stosowana* PWN Warszawa 1989.



Rys. 5.2 Funkcja korelacji własnej dla trzech zarejestrowanych sygnałów wibroakustycznych: 1 – funkcja harmoniczna, 2 – funkcja harmoniczna z szumem, 3 – szum biały.

Na rys. 5.2 przedstawiono trzy przypadki analizy sygnałów przy pomocy funkcji autokorelacji. Widać, że im większa zawartość szumu w sygnale wibroakustycznym tym szybciej zanika wartość tej funkcji. Zilustrowane na rysunku funkcje zostały znormalizowane w odniesieniu do mocy procesu czyli autokorelacji dla $\tau=0$, czyli $K_{uu}(0)$.

Funkcja korelacji może być także wykorzystana do oszacowania wzajemnej spójności między obserwowanymi procesami w tym samym przedziale czasu T np. naprężenia w wybranym elemencie maszyny i zarejestrowany sygnał wibroakustyczny, czyli funkcja korelacji wzajemnej:

$$K_{up} = \frac{1}{T} \int_0^T u(t) p(t+\tau) dt \quad 5.17$$

gdzie:

- $u(t)$ – sygnał wibroakustyczny w chwili t ,
- $p(t+\tau)$ – sygnał z innego procesu w chwili $t+$,
- T – odcinek czasu uśredniania.

Wykrycie wystarczająco dużej korelacji dwu przebiegów czasowych może dać podstawę do decyzji o wykorzystaniu do celów diagnostycznych sygnału łatwiej pozyskanego w miejsce sygnału trudniej dostępnego w obserwowanym procesie. Innym zastosowaniem tej metody analizy jest poszukiwanie źródła charakterystycznych przebiegów czasowych w celu lokalizacji miejsc uszkodzeń.

W celach wstępnej identyfikacji stanów awaryjnych lub kwantyfikacji zjawisk reprezentowanych przez informację zawartą w sygnale przydatne są wielkości skalarne możliwe do bieżącego wyznaczenia z ciągu czasowego o długości T . Do takich wielkości należą:

- średnia amplituda sygnału:

$$\bar{u} = \frac{1}{T} \int_0^T |u(t)| dt \quad 5.18$$

- skuteczna wartość sygnału:

$$u_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T u^2(t) dt} \quad 5.19$$

Obliczone z powyższych wzorów wartości otrzymuje się w wyniku uśredniania, stąd są one mniej wrażliwe na informacje zawarte w sygnale o wyższych częstotliwościach. Skuteczna wartość sygnału odwzorowuje moc lub energię zjawiska co w wielu prostych zadaniach diagnostycznych może okazać się wystarczające, lecz w bardziej złożonych za mało selektywne.

Informacją użyteczną pozyskiwaną wprost z rejestrowanego sygnału jest chwilowa wartość szczytowa i jej odniesienie do wartości maksymalnej przyjętej dla obserwowanych zdarzeń. Przekroczenie tej granicy nie musi być jednak zawsze przyczyną alarmu. Ważny jest, i możliwy do obliczenia, stosunek sumy czasu przekroczeń do czasu obserwacji procesu:

$$P(u) = \frac{\sum_{i=1}^j \Delta t_i}{T} \quad 5.20$$

gdzie:

$P(u)$ – prawdopodobieństwo, że obserwowany proces wygeneruje amplitudę sygnału wibroakustycznego większą niż przyjęta jako krytyczna,

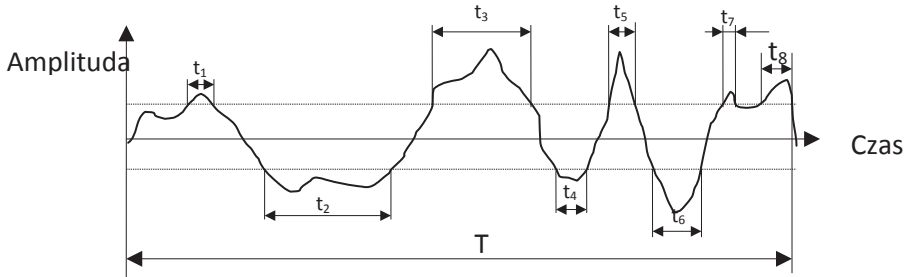
Δt_i – suma czasów przekroczenia wartości krytycznej amplitudy,

j – liczba przekroczeń w czasie obserwacji T .

Jeżeli występują pojedyncze przekroczenia w czasie obserwacji T to wskaźnik $P(u)$ będzie mały. Sposób wyznaczenia czasów przekroczeń przedstawiono na rys. 5.3. Stopniowy wzrost sumarycznego czasu przekroczeń może świadczyć o wchodzeniu diagnozowanego procesu w stan niesprawności.

Diagnozowane procesy często wykazują znaczną dynamikę zmian symptomów to też w przypadku wykorzystania sygnału wibroakustycznego, wartości jego amplitudy mogą gwałtownie narastać lub zmniejszać się. Obserwacja takich zdarzeń

jest możliwa w dziedzinie czasu. Po odfiltrowaniu z sygnału wyższych częstotliwości można poddać obserwowany sygnał operacji różniczkowania po czasie, otrzymując przebieg prędkości zmian poziomu sygnału.



Rys. 5.3. Oszacowanie prawdopodobieństwa stanów przekroczenia wartości krytycznej amplitudy sygnału wibroakustycznego

Większą ilość informacji o diagnozowanym procesie można uzyskać analizując sygnał wibroakustyczny w dziedzinie częstotliwości. Sygnały wibroakustyczne pochodzące z procesu technologicznego lub generowane przez pary kinematyczne maszyny technologicznej, nie mają charakteru czysto harmonicznego o jednej częstotliwości, lecz złożony z nakładających się sygnałów o różnych częstotliwościach i amplitudach. Dekompozycja takiego sygnału jest możliwa po zastosowaniu transformacji Fouriera:

$$\mathcal{F}(u) = \int_{-\infty}^{\infty} u(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad 5.21$$

gdzie: \mathcal{F} – transformata Fouriera sygnału wibroakustycznego.

Zarejestrowany sygnał wibroakustyczny, w komputerowych systemach rejestracji danych ma postać cyfrową, dlatego wykorzystuje się w analizie tzw. Dyskretną Transformację Fouriera (DFT). W tym przypadku zakłada się, że dany jest wektor N wymiarowy u , którego elementy reprezentują dyskretne wartości ciągu czasowego $u(n)$ zawarte w oknie pomiarowym o długości $T_{np} = NT_p$, gdzie T_p jest okresem próbkowania. DFT przekształca ciąg wartości $u(n)$ w ciąg wartości zespolonych $U(k)$ dla $k=0,1,2,\dots,N-1$ zgodnie z wzorem:

$$U(k) = \sum_{n=0}^{N-1} u(n) e^{-j2\pi n k / N} \quad 5.22$$

Liczba próbek $U(k)$ jest równa liczbie zadanych do obliczeń wartości wektora $u(n)$. Transformacja Fouriera jest odwracalna co w pewnych przypadkach analiz stosowanych w diagnostyce może być przydatne (np. obserwacja sygnału w dziedzinie czasu po zaawansowanej filtracji cyfrowej). Odwrotną transformację Fouriera sygnału w postaci cyfrowej można wykonać stosując zależność:

$$u(n) = \sum_{k=0}^{N-1} U(k) (e^{-j2\pi/N})^{-kn} \quad 5.23$$

Ponieważ praktyczne obliczenia oparte na wzorze 5.22 wymagają N^2 mnożeń przy obliczaniu transformaty sygnału zawierającego N próbek, to stosowana jest metoda tak zwanej szybkiej transformaty Fouriera (FFT) pozwalająca na wyznaczenie tej transformaty przy wykonaniu tylko $\frac{1}{2}N \log_2 N$ mnożeń. W tym przypadku liczba próbek wektora $u(n)$ powinna być wielokrotnością 2.

Transformata DFT Fouriera przekształca N wartości zarejestrowanych próbek sygnału $u(t)$ w N wartości zespolonych $U(k)$. Każdej wartości k można przypisać konkretną wartość częstotliwości f_k określoną wzorem:

$$f_k = f_p \frac{k}{N} \quad 5.24$$

dla $k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2}$ (N parzyste)

W wyniku DFT energia sygnału jest rozdzielona między częstotliwości dodatnie i ujemne. Oczywiście tylko częstotliwość dodatnia ma znaczenie fizyczne. Każdej z częstotliwości dodatniej odpowiada harmoniczna $u_k(t)$. Amplitudę k -tej harmonicznej i fazę można wyznaczyć ze wzorów:

$$|u_k| = \frac{2|U(k)|}{N} \quad 5.25$$

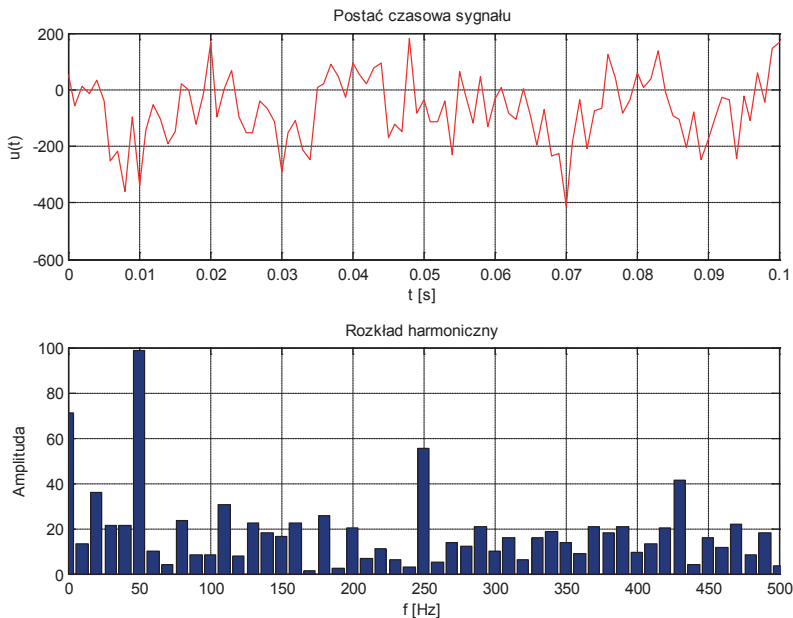
$$\varphi_k = \arg(U(k)) \quad 5.26$$

Każdą harmoniczną od zerowej (składowa stała sygnału) do Nyquista ($f_p/2$) można zapisać wzorem:

$$u_k(t) = |U_k| \cos(2\pi f_k t + \varphi_k) \quad 5.27$$

Prawidłowa analiza z wykorzystaniem FFT wymaga spełnienia warunku, aby rozkład harmonicznych w zakresie dodatnich częstotliwości nie nakładał się na zakres częstotliwości ujemnych. Warunek ten jest spełniony, gdy najwyższa częstotliwość w analizowanym sygnale nie przekracza częstotliwości Nyquista ($f_p/2$). Dla zbyt małej częstotliwości próbkowania następuje nałożenie widma dodatniego i ujemnego. Zjawisko to nosi nazwę *aliasingu*. Aby zapobiec takiej niekorzystnej sytuacji, sygnał transformowany powinien być uprzednio poddany filtracji analogowej, w wyniku której zostają odfiltrowane wszystkie częstotliwości powyżej granicznej istotnej dla analizy obserwowanych zjawisk. Stosuje się w tym celu filtry wyższych rzędów dolnoprzepustowe o stromych zboczach charakterystyki. Wyfiltrowany sygnał można próbkować z częstotliwością nie mniejszą niż podwójna maksymalna częstotliwość zawarta w sygnale.

Ponieważ transformacja DFT jest dyskretnym obrazem ciągłej transformaty Fouriera to dodatkowym warunkiem poprawności analiz przy pomocy tego narzędzia jest taki dobór długości okna obserwacji sygnału, aby był on wielokrotnością okresu harmonicznej podstawowej. Przy niespełnieniu tego warunku może występować zafałszowanie rzeczywistego rozkładu. Przykład wyznaczenia spektrum częstotliwościowego sygnału harmonicznego z zakłóceniem losowym przedstawiono na rys. 5.4.



Rys. 5.4. Wynik analizy FFT sygnału harmonicznego z szumem o charakterze losowym

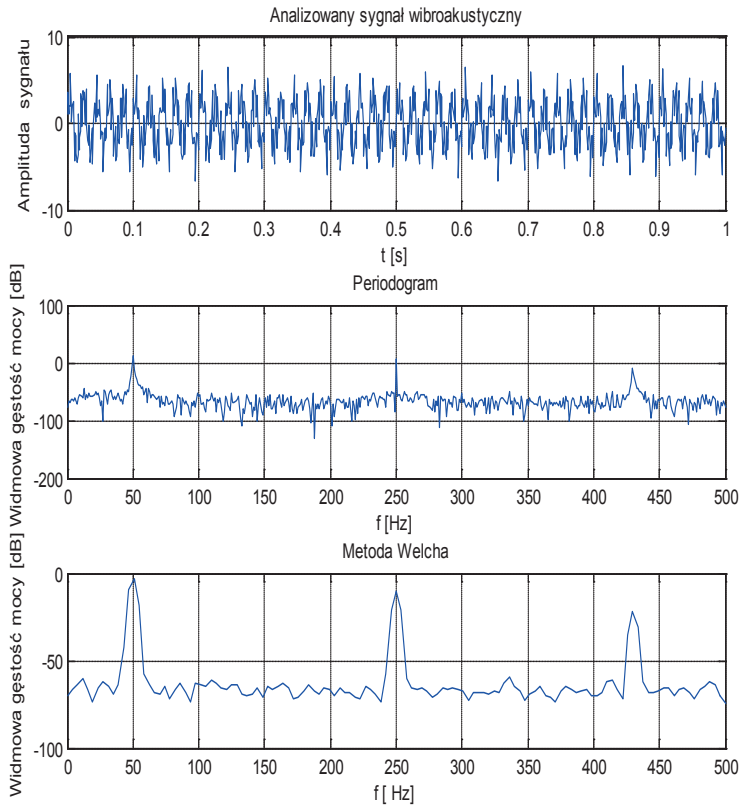
Przykładowy sygnał zawierał trzy przebiegi harmoniczne o częstotliwościach 50, 250 i 430 Hz oraz szum i był zarejestrowany w czasie 0,1 sekundy z częstotliwością próbkowania 1000Hz.

Wykorzystując szybką transformację Fouriera można wyznaczyć jeszcze inną charakterystykę zawierającą informację o źródle i kanale transmisji drgań wibroakustycznych, jest to spektrum mocy:

$$S_{uu}(f) = \frac{|U(f)|^2}{N} \quad 5.28$$

gdzie:

$U(f)$ - transformata Fouriera sygnału $u(t)$.



Rys. 5.5. Wyznaczenie widmowej gęstości mocy sygnału wibroakustycznego zawierającego szum: a) metoda obliczenia periodogramu ze wszystkich próbek sygnału, b) metoda Welch

Spektrum mocy sygnału odniesione do częstotliwości próbkowania występuje w literaturze³³ pod nazwą gęstości mocy:

$$P_{uu}(f) = \frac{S_{uu}(f)}{f_p} \quad 5.29$$

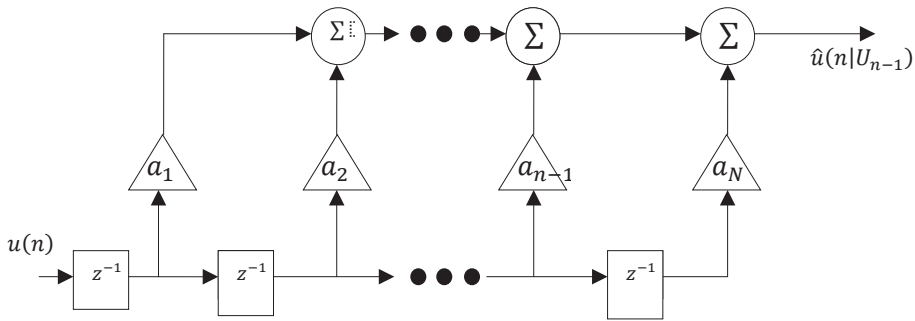
Wynik tej funkcji można interpretować jako rozkład mocy sygnału na jednostkę częstotliwości. Obliczony periodogram jest zazwyczaj obarczony znaczną wariancją zależną od zawartości szumu w sygnale. Wariancję tą można zmniejszyć stosując technikę podziału ciągu czasowego $u(t)$ na kilka mniejszych fragmentów zachodzących na siebie, obliczyć transformaty Fouriera dla każdego z nich. Należy także zastosować np. okno Hamminga w miejsce prostokątnego okna obserwacji. Przykładową analizę gęstości mocy sygnału wibroakustycznego pokazano na rys. 5.5.

Z punktu widzenia praktycznego wykorzystania informacji zawartych w funkcji widmowej gęstości mocy istotną operacją jest wyznaczenie wartości skalarnej jaką jest moc przenoszona w określonym przedziale częstotliwości i w całym obserwowanym paśmie. Jeśli znane jest źródło generowania częstotliwości w określonym zakresie to można w ten sposób monitorować wartości energii emitowanej przez ten obiekt w procesie eksploatacji maszyny, a także w odniesieniu do całej energii zarejestrowanej w obserwowanym paśmie. Ponieważ w większości obserwowanych przypadków zużyciu lub uszkodzeniu diagnozowanego obiektu towarzyszy wzrost energii emitowanej w charakterystycznym dla tego obiektu paśmie, to metoda oparta na analizie widmowej gęstości mocy może być przydatna do selektywnego określania stanu zdolności diagnozowanego procesu.

Ponieważ sygnał wibroakustyczny jest klasycznym przykładem sygnałów dynamicznych, a więc zależnych od czasu, to opisane w tym rozdziale metody analizy sygnałów są aplikowalne dla innych wielkości fizycznych niż drgania cząsteczek ciała stałego lub płynu, dających się przedstawić w formie ciągów czasowych. Interpretacja wyników tych analiz powinna dotyczyć konkretnych zjawisk fizycznych i ich wpływu na wyniki diagnozy.

Rejestracja ciągów czasowych w dłuższym przedziale czasu pozwala na implementację funkcji prognozy. Predykcja stanów przyszłych diagnozowanego obiektu może uchronić maszynę technologiczną lub narzędzie przed zniszczeniem w efekcie zdarzeń katastroficznych. Zazwyczaj rozwiązując ten problem obserwator dysponuje N – wymiarową przestrzenią wektorową próbek $u(n-1)$, $u(n-2)$, ..., $u(n-N)$.

³³ Osowski S., Cichocki A., Siwek K.: *Matlab w zastosowaniu do obliczeń obwodów i przetwarzania sygnałów*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2006.



Rys. 5.6. Jednokrokowy predyktor „w przód” z N wagami³⁴

Na rys. 5.6 przedstawiono schemat funkcjonalny jednokrokowego predyktora „w przód”, którego zadaniem jest wygenerowanie wartości przewidywanej procesu w chwili n :

$$\hat{u}(n|U_{n-1}) = \sum_{k=1}^N a_k u(n-k) \quad 5.30$$

gdzie:

$\hat{u}(n|U_{n-1})$ – wartość przewidywana sygnału w chwili n ;

a – nieznaną wektor N wag.

Błąd predykcji jest równy różnicy między rzeczywistą wartością próbki $u(n)$ a jej wartością przewidywaną $\hat{u}(n|U_{n-1})$:

$$f_N(n) = u(n) - \hat{u}(n|U_{n-1}) \quad 5.31$$

Rząd predyktora N jest zdefiniowany jako liczba elementów opóźniających niezbędnych do zapamiętania próbek użytych do wykonania predykcji. Wektor wag a powinien być tak dobrany, aby zminimalizować miarę błędu zdefiniowaną następująco:

$$E[f_N^2(n)] = E\left[\left(u(n) - \hat{u}(n|U_{n-1})\right)^2\right] \quad 5.32$$

gdzie:

$E[f_N^2(n)]$ – średniokwadratowy błąd predykcji.

³⁴ Rutkowski L.: *Filtry adaptacyjne i adaptacyjne przetwarzanie sygnałów*. WNT Warszawa 1994.

Przyjmując, że dla tak uwarunkowanego problemu da się wyznaczyć wagi minimalizujące średniokwadratowy błąd predykcji (5.32) jako wektor $\mathbf{a}^T = [a_1^*, \dots, a_N^*]$, można wyznaczyć odpowiadający im minimalny błąd średniokwadratowy predykcji:

$$Q_N^f = E \left[\left(u(n) - \sum_{k=1}^N a_k^* u(n-k) \right)^2 \right] \quad 5.33$$

Jeżeli można przypisać do wybranych charakterystycznych przebiegów zawartych w ciągu czasowym stanów obserwowanego obiektu, to można metodami sztucznej inteligencji prognozować pojawienie się podobnych stanów w przyszłości na podstawie analizy historycznych danych. Warunkiem jest nauczenie sieci neuronowej sekwencji wartości sygnału zarejestrowanego w zapisanym ciągu czasowym. Budowę takich sieci pokazano na rys. 4.8. Równoległa architektura sieci NARX w rozdziale 4.2.

Otrzymana prognoza wartości kolejnych próbek sygnału może być skojarzona z zaobserwowanym w przeszłości stanem awaryjnym diagnozowanego obiektu jedną z metod opisanych w rozdziale 4.5. Odpowiednio szybka reakcja systemu sterowania umożliwi uniknięcie zidentyfikowanego zagrożenia.

Poważnym problemem w projektowaniu systemów zbierania informacji w formie ciągów czasowych jest obecność sygnałów zakłócających pomiar wielkości mierzonej. W rzeczywistych warunkach przemysłowych do umieszczonego, w okolicach przestrzeni roboczej diagnozowanej maszyny czujnika dochodzą zarówno sygnały niosące informację o bieżącym stanie procesu. A także i te, które muszą towarzyszyć operacjom na danej maszynie, niezależnie od jej obciążenia (np. drgania spowodowane pracą zasilaczy hydraulicznych, silników elektrycznych, szumu generowanego przez inne niż diagnozowany procesy technologiczne). Stanowią one tło wibroakustyczne utrudniające obserwację i analizę sygnału z obiektu będącego przedmiotem procesu diagnostycznego. Problem ten, w wielu przypadkach, można rozwiązać stosując adaptacyjne metody tłumienia szumów.

Jeżeli pożądany sygnał jest zakłócony addytywnym szumem tła to w celu zastosowania tej metody musi być możliwość niezależnej rejestracji zarówno szumu jak i obserwowanego sygnału. Zakłócony sygnał można zapisać jako:

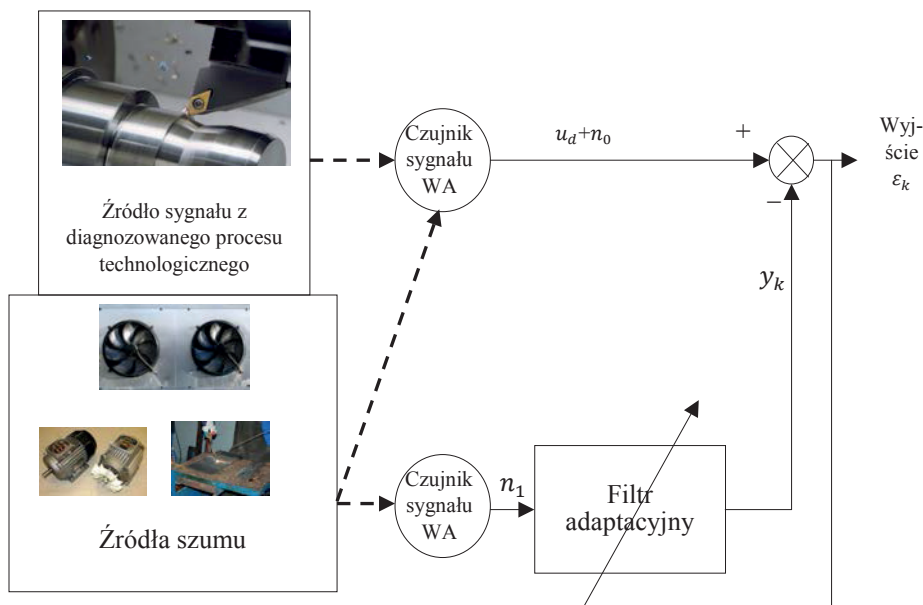
$$u(t) = u_d(t) + n_0(t) \quad 5.34$$

gdzie:

$u(t)$ – sygnał zarejestrowany w obecności szumu tła,

$u_d(t)$ – sygnał obserwowany jako źródło informacji,

$n_0(t)$ – sygnał szumu.



Rys. 5.7. System tłumienia szumu z filtrem adaptacyjnym

W większości przypadków sygnał szumu $n_0(t)$ jest niedostępny, lecz jeżeli można pozyskać skorelowany z nim sygnał szumu $n_1(t)$ to można utworzyć $n_0(t)$ filtrując $n_1(t)$. Ponieważ jednak potrzebna w tym przypadku funkcja filtracji jest nieznaną to rozwiązaniem jest zastosowanie filtru adaptacyjnego. Sygnały są przetwarzane w domenie czasu lecz w postaci cyfrowej z czasem dyskretnym, stąd w dalszych rozważaniach pominięto oznaczenie (t) . Przyjmuje się, że sygnały u_d , n_0 , n_1 oraz y są statystycznie niezmiennie i mają zerowe wartości średnie. Dodatkowo zakłada się, że sygnał u_d nie jest skorelowany z n_0 , n_1 . Natomiast n_1 jest skorelowany z n_0 . Koncepcję adaptacyjnego układu tłumienia szumów przedstawiono na rys. 5.7.

$$\varepsilon = u_d + n_0 - y \quad 5.35$$

oraz

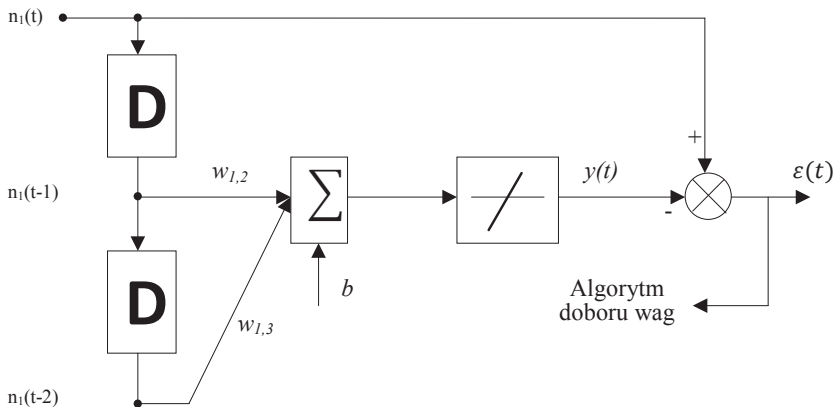
$$\varepsilon^2 = u_d^2 + (n_0 - y)^2 + 2u_d(n_0 - y) \quad 5.36$$

Można wyznaczyć wartości oczekiwane przy założeniu, że u nie jest skorelowany z sygnałami n_0 i y :

$$E[\varepsilon^2] = E[u_d^2] + E[(n_0 - y)^2] + 2E[u_d(n_0 - y)] = E[u_d^2] + E[(n_0 - y)^2] \quad 5.37$$

Wynika z tego, że adaptacji filtru przez minimalizację błędu średniokwadratowego $E[\varepsilon^2]$ (mocy sygnału wyjściowego) można dokonać przez minimalizację wyrażenia $E[(n_0 - y)^2]$. Człon $E[u_d^2]$ nie jest zależny od działania filtru. Oznacza to, że sygnał wyjściowy jest najlepszą estymatą nieznanego składnika n_0 reprezentującego szum. Odejmując ten składnik od zakłóconego sygnału otrzymuje się „oczyszczony” z szumu sygnał użyteczny u_d .

Praktyczne wykorzystanie tej metody wymaga zastosowania dwu czujników tak rozmieszczonych, aby jeden rejestrował sumę sygnałów $u_d(t) + n_0(t)$, jednakże najbliższej źródła sygnału u_d natomiast drugi powinien rejestrować głównie tło wibroakustyczne.



Rys. 5.8. Filtr adaptacyjny z zastosowaniem liniowej sieci neuronowej i elementów opóźniających **D**³⁵

Filtr adaptacyjny może być zrealizowany w postaci adaptacyjnej liniowej sieci neuronowej. Sygnałem wejściowym do takiej sieci jest sygnał szumu generowanego w procesie stacjonarnym n_1 natomiast wyjściem przewidywane wartości kolejnych próbek sygnału y . Sieć taka jest zaprezentowana na rys. 5.8 .

Innym istotnym problemem podczas pomiarów sygnału generowanego przez proces technologiczny jest fakt rejestracji sygnału za pośrednictwem toru transmisji o określonych własnościach dynamicznych. W rezultacie rejestruje się sygnał, który jest splotem sygnału wygenerowanego przez proces i odpowiedzi impulsowej tego toru:

$$u(t) = e(t) \otimes h(t) \quad 5.38$$

gdzie:

$u(t)$ – sygnał zarejestrowany przez czujnik,

$e(t)$ – sygnał pobudzenia generowany przez obserwowany proces;

$h(t)$ – odpowiedź impulsowa toru transmisji między punktem pobudzenia a czujnikiem.

³⁵ Stranneby D.: *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów*. Wyd. btc Warszawa 2004.

Odpowiedź impulsowa toru transmisji zawarta w mierzonym sygnale może być estymowana za pomocą metody RDT (Random Decrement Technique) lub niekiedy odtworzona doświadczalnie. Ekstrakcja z sygnału odpowiedzi impulsowej toru transmisji nie jest możliwa w dziedzinie czasu jednak można tą operację przeprowadzić w dziedzinie cepstrum stosując analizę cepstralną:

$$C_u(\tau) = FFT^{-1} \left[\log(U(f)) \right] \quad 5.39$$

gdzie:

$C_u(\tau)$ – cepstrum sygnału $u(t)$;

$U(f)$ – widmo sygnału $u(t)$.

Cepstrum zespolone transformuje operację splotu w dziedzinie czasu w operację dodawania w dziedzinie quefreny (odpowiednik czasu w dziedzinie cepstrum)³⁶:

$$C_u(\tau) = C_e(\tau) + C_h(\tau) \quad 5.40$$

gdzie:

$C_e(\tau)$ – cepstrum sygnału $e(t)$;

$C_h(\tau)$ – cepstrum sygnału $h(t)$.

Proces wymuszeń $C_e(\tau)$, w dziedzinie quefreny może być łatwo obliczony:

$$C_e(\tau) = C_u(\tau) - C_h(\tau) \quad 5.41$$

Stosując transformatę odwrotną można z cepstrum zespolonego otrzymać oczyszczony sygnał wymuszenia dobrze charakteryzujący diagnozowany proces. Operacja zwana filtracją homomorficzną pozwala na selektywne wykrycie zmian stanu procesu technologicznego, gdy zdefiniowane są relacje między zmianami w sygnale wymuszeń a zdefiniowanymi stanami obserwowanego procesu. W wielu zastosowaniach diagnostycznych możliwy jest powrót przez transformację składowej jedynie do dziedziny częstotliwości. Porównując odfiltrowane widmo sygnału dla dwu uprzednio nierozróżnialnych stanów można w wielu przypadkach podjąć decyzje diagnostyczne.

³⁶ Lipski J.: *Nadzorowanie procesów skrawania metodami analizy cyfrowej sygnału wi-broakustycznego*. Prace Naukowe Politechniki Lubelskiej 1992, ss. 120.

6. Diagnostyka procesów technologicznych obróbki skrawaniem

Procesy technologiczne obróbki skrawaniem, jak się szacuje, stanowią około 60% czasu zużytego w celu wytworzenia wyrobów z segmentu rynku elektro-maszynowego. Jednocześnie systematycznie wzrastają wymagania co do dokładności i powtarzalności cech wyrobów uzyskiwanych tymi metodami. Także nie maleje, a wręcz wzrasta, presja użytkowników obrabiarek na konstruktorów i producentów, aby produkować wydajniejsze i bardziej niezawodne maszyny. Podobne postulaty są wysuwane pod adresem producentów narzędzi. Powinny one charakteryzować się znaczą trwałością i odpornością na czynniki destrukcyjne w warunkach obróbki szybkościowej. Trzecim elementem mającym równie duże znaczenie są systemy sterowania i diagnozowania procesów technologicznych. Obecnie stosowane komputerowo zintegrowane systemy wytwarzania (CIM) wymuszają przepływ informacji dotyczący już nie jednej operacji lecz całego ciągu zdarzeń, w wyniku których powstaje produkt.

Z punktu widzenia sterowania procesem technologicznym obróbki skrawaniem, system diagnostyczny jest jednym ze źródeł istotnych informacji, które muszą być uwzględnione w tym procesie. Spośród tych informacji można wydzielić następujące grupy tematyczne:

- informacje o stanie technicznym podzespołów roboczych i systemu sterowania obrabiarki,
- informacje prognostyczne dotyczące koniecznych przerw w pracy obrabiarki na wykonanie prac obsługowych i naprawczych,
- informacje o stanie technicznym urządzeń współpracujących z obrabiarką (przyrządy ustalająco-mocujące, podajniki, urządzenia podająco-orientujące, manipulatory, roboty, urządzenia pomiarowe, itp.),
- informacje z weryfikacji ustalenia i mocowania półfabrykatu w przestrzeni roboczej obrabiarki,
- informacje o stanie narzędzi w trakcie kontaktu z przedmiotem obrabianym (w czasie obróbki),
- informacje o zmianie własności obróbkowych półfabrykatu (diagnostyka własności obróbkowych materiału obrabianego),
- informacje prognostyczne dotyczące prognozowanej trwałości poszczególnych narzędzi dla zdefiniowanych warunków skrawania,
- informacje o stanie narzędzi gotowych do użycia w magazynie obrabiarki.

Wszystkie te informacje zebrane z poszczególnych stanowisk są potrzebne do racjonalnego sterowania procesem wytwarzania na poziomie wydziału a także całego przedsiębiorstwa produkcyjnego. Informacje o stanie technicznym podzespołów roboczych i systemu sterowania obrabiarki są niezwykle ważne dla służb utrzymania ruchu. Poziom ich szczegółowości, a tym samym użyteczności, może być różny. Informacja o uszkodzeniu podzespołu i unieruchomieniu obrabiarki pozwoli na szybką identyfikację uszkodzenia i naprawę, jednakże nie zmienia to faktu, że wydajność całego systemu wytwarzania zostanie zmniejszona na czas naprawy. Wysoki koszt zakupu zaawansowanych technologicznie maszyn technologicznych powoduje naturalne dążenie do intensywnego ich wykorzystania. Intensywnie wykorzystywana maszyna wymaga jednak wykonywania czynności obsługowych i bieżących naprawczych. Zaniedbanie tych czynności prowadzi do przyspieszonego zużycia podzespołów i współpracujących elementów. Jednakże planowe czynności naprawcze i obsługowe wymagają wyłączenia maszyny z pracy co generuje straty a nawet dodatkowe koszty. Podczas tych przeglądów i czynności obsługowych są wymieniane elementy konstrukcyjne według zaleceń producenta, czasami niezależnie od stopnia ich zużycia i roli jaką odgrywają w sprawności technologicznej maszyny.

Ekonomicznie racjonalnym rozwiązaniem wydaje się być zastosowanie wieloparametrycznej diagnostyki maszyny, pozwalające na określeniu zgodności lub rozbieżności istotnych jej parametrów ze stanem nowej maszyny zadeklarowanym przez producenta. Producent powinien określić zakres odstępstw od stanu wzorcowego i przekroczenie tej granicy powinno generować potrzeby naprawcze zdefiniowane przez producenta. Można oczekiwać, że opisany sposób postępowania wydłuży czas między przeglądami i naprawami okresowymi dla obrabiarek mniej obciążonych oraz zapewni ich ciągłą gotowość do pracy oraz stabilność parametrów roboczych. Taki tryb organizacji procesu remontowego wymaga jednak kompleksowego wdrożenia, dla obrabiarek, metod diagnostycznych stosowanych już obecnie w innych dziedzinach np. diagnostyka pojazdów lub samolotów. Gdy system diagnostyczny ma funkcję predykcji stanu odpowiedzialnych podzespołów, to sygnalizując zwiększone prawdopodobieństwo awarii, może uruchomić procedury organizacyjne przekierowania zadań produkcyjnych na inne stanowisko i obsłużyć żądanie naprawy zanim nastąpi awaria.

Analiza informacji przekazanych przez systemy diagnostyczne z całego zakładu produkcyjnego pozwoli, w dłuższej perspektywie czasowej, dokonać statystycznej oceny częstości awarii i ich przyczyn. Dane te mogą być użyte do podejmowania racjonalnych decyzji o wielkości zapasów części i podzespołów, do posiadanego parku maszynowego, oraz dają przesłanki przy podejmowaniu decyzji inwestycyjnych. Przykład ten pokazuje jak ważne, z punktu widzenia całej organizacji przedsiębiorstwa, są informacje generowane przez systemy diagnostyczne zainstalowane na poszczególnych stanowiskach roboczych.

MASZYNA TECHNOLOGICZNA



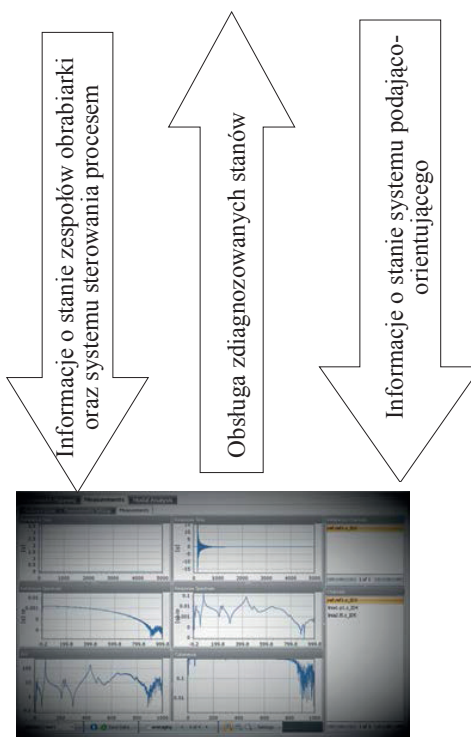
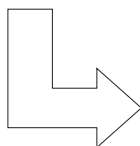
URZĄDZENIA PODAJĄCO -
ORIENTUJĄCE



NARZĘDZIA SKRAWAJĄCE



Informacje
o stanie narzędzi



CENTRUM DIAGNOSTYCZNE

Rys. 6.1. Źródła informacji diagnostycznej w procesach obróbki skrawaniem

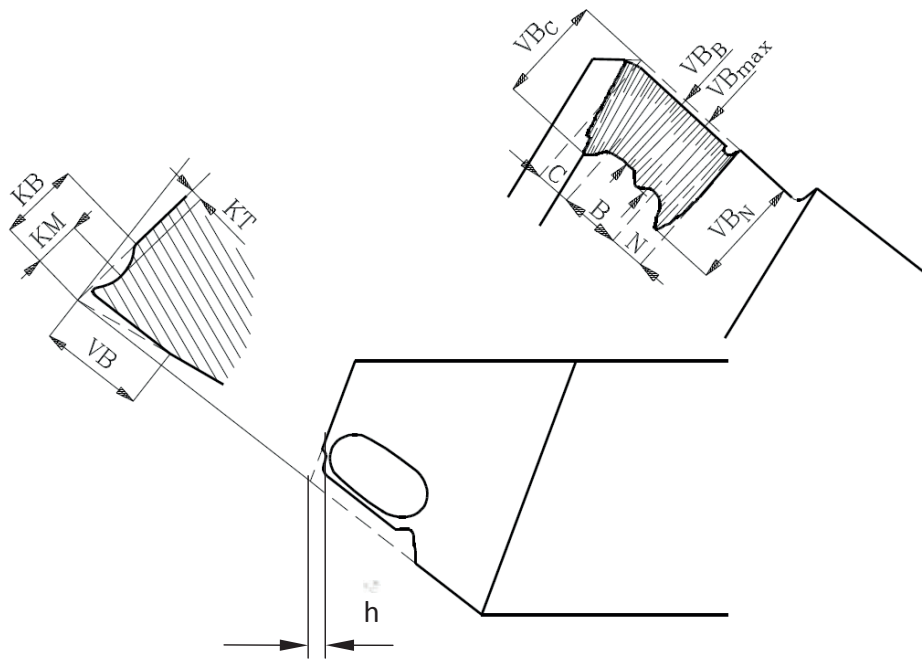
O użyteczności maszyny technologicznej decyduje stan sprawności urządzeń współpracujących z nią (przyrządy ustalająco-mocujące, podajniki, urządzenia podająco-orientujące, manipulatory, roboty, urządzenia pomiarowe, itp.). Obrabiarka nie będzie mogła wykonywać poprawnie zadań technologicznych jeżeli nie

zostanie zgodnie z technologią usytuowany w jej przestrzeni roboczej przedmiot obrabiany i zabezpieczony przed przemieszczeniem pod wpływem sił skrawania. Oczywiście to zadanie można powierzyć człowiekowi obsługującemu obrabiarkę, jednakże w systemach zautomatyzowanych, np. elastycznych systemach wytwórczych, proces ustalania i mocowania przedmiotów odbywa się automatycznie. Automatyzacja procesu połączona z diagnostyką położenia i mocowania daje powtarzalność parametrów tych czynności, co może mieć wpływ na powtarzalność wyników obróbki zwłaszcza elementów małosztywnych. Informacja o niesprawnościach, w tym zakresie, pozwala na szybkie ich usunięcie a także chroni przed awaryjnym uszkodzeniem narzędzia lub elementów obrabiarki. Na przykład, jeżeli na skutek awarii urządzenia orientującego, w przestrzeń roboczą obrabiarki zostanie wprowadzony przedmiot źle zorientowany, to jego poprawne mocowanie zazwyczaj nie będzie możliwe. Takie zdarzenie powinno spowodować przerwanie cyklu obróbczego i zgłoszenie konieczności naprawy urządzenia orientującego.

W konstrukcji narzędzi skrawających stosuje się coraz doskonalsze materiały charakteryzujące się znaczną odpornością na ścieranie i wytrzymałością. Jednakże stale rosnące parametry skrawania powodują wzrost prawdopodobieństwa uszkodzenia narzędzia w trakcie obróbki. Wykrycie takiego zdarzenia i natychmiastowe przerwanie obróbki może uchronić przedmiot obrabiany oraz elementy obrabiarki przed awaryjnym zniszczeniem. Jest to pierwszy, i w zautomatyzowanych obrabiarkach najważniejszy, cel wprowadzenia w tym miejscu systemu diagnostycznego. Wystarczająca szybkość działania i wrażliwość na symptomy katastroficznego zużycia narzędzia pozwalają bez większych strat i w krótkim czasie zapewnić ciągłość pracy na obsługiwanym stanowisku. Odrębnym zagadnieniem jest identyfikacja przyczyny zaistniałej awarii. Jeżeli była to tylko losowa wada materiałowa narzędzia to, biorąc pod uwagę zasady rachunku prawdopodobieństwa, podobne zdarzenie dla takiego samego narzędzia, w tym samym punkcie cyklu obróbkowego, na takiej samej przygotówce nie powinno się zdarzać zbyt często. Jeżeli jednak takie zjawisko ma miejsce, to przyczyną może być miejscowa zmiana warunków skrawania (np. lokalnie zwiększony naddatek na obróbkę w wyniku wady odlewniczej lub wtrącenie niemetaliczne). Takie sytuacje można zdiagnozować rejestrując przebieg zmian wartości symptomów towarzyszących skrawaniu i porównując je synchronicznie z wartościami granicznymi określonymi doświadczalnie lub obliczeniowo. Taka dodatkowa funkcja systemu diagnozującego pracę narzędzia może przerwać proces skrawania zanim nastąpi awaria. Trzeba tu jednak podkreślić, że ustalenie granicznych parametrów zmian symptomów możliwej awarii narzędzia jest trudne i zaaplikowanie tej funkcji może prowadzić do nadmiernej liczby fałszywych alarmów skutkujących nieuzasadnionym przerywaniem cyklu obróbczego. Strategia automatycznej obsługi zdarzeń zdiagnozowanych jako zagrożenie dla trwałości ostrza narzędzia może polegać na automatycznym zmniejszeniu parametrów skrawania bez przerywania obróbki. System chroniąc narzędzie przed

zniszczeniem adaptuje parametry obróbki do dopuszczalnego poziomu, powracając do zadanych parametrów po ustąpieniu zagrożenia.

Oprócz ochrony przed zdarzeniami katastroficznymi, technolog stawia przed konstruktorem systemu diagnostycznego bardziej ambitne zadanie. Diagnostując narzędzie w czasie rzeczywistym, chce wiedzieć jaki jest stan zużycia technologicznego i wymiarowego narzędzia i ile czasu (lub cykli roboczych) pozostało do jego wymiany lub ostrzenia. Oszacowanie tych parametrów na drodze zbierania danych pomiarowych z wielu cykli i ich obróbka statystyczna, może dostarczyć pewnych informacji, jednak ma sens dla konkretnego cyklu obróbczego, w którym narzędzie pracuje ze stałymi parametrami. W systemach elastycznych to samo narzędzie może wykonywać w czasie swojego życia różne operacje na różnych przedmiotach i z różnymi parametrami.



Rys. 6.2. Wskaźniki technologicznego zużycia ostrza skrawającego

VB_c – zużycie naroża ostrza, VB_N – wyżłobienie, VB_B – szerokość starcia w środkowej części czynnej głównej krawędzi skrawającej, VB_{max} – maksymalna wartość szerokości starcia w strefie zużycia B, KT – zużycie na powierzchni natarcia, KB – szerokość rowka na powierzchni natarcia, KM – położenie osi symetrii rowka na powierzchni natarcia, C,B,N – szerokości stref klasyfikacyjnych rodzaju uszkodzeń na powierzchni przyłożenia, h – skrócenie wymiaru ostrza w osi narzędzia spowodowane zużyciem wymiarowym

W tych przypadkach pozostaje opracowanie strategii diagnostycznej bazującej na symptomach pozwalających rozróżnić, z pewnym poziomem selektywności, stany zużycia ostrza narzędzia. Trzeba tutaj zaznaczyć, że są dwa obszary zużycia narzędzi skrawających rys. 6.2.:

- technologiczne zużycie ostrza – oznacza wzrost charakterystycznych ubytków materiału na powierzchni przyłożenia mierzalnych metodami optycznymi i oznaczanych jako VB,
- wymiarowe zużycie ostrza – zmiana wymiaru ostrza (na skutek zużycia) wpływająca na zmianę kształtowanego wymiaru w procesie skrawania.

W pierwszym przypadku narzędzie może pracować do pewnej umownej granicy VB_{Bgr} , powyżej której następuje pogorszenie parametrów powierzchni obrabianej i zwiększone ryzyko wykruszenia krawędzi skrawającej. Ponieważ granica ta jest umowna, można ją określić tylko na podstawie wielokrotnych pomiarów cech powierzchni obrobionych dla zmierzonego VB_B przy tych samych warunkach skrawania. System diagnostyczny, o ile będzie w stanie przypisać do jednego z przedziałów zakresu VB_B wartości symptomu wygenerowanego z sygnałów dostępnych podczas skrawania, będzie w stanie spełnić oczekiwania technologa. Oznacza to także pewną możliwość prognozowania pozostałego czasu trwałości ostrza. Z punktu widzenia ekonomii procesu skrawania jest to bardzo ważna i oczekiwana właściwość systemu diagnostycznego. Pozwala na zaplanowanie wymiany narzędzi po pełnym cyklu pracy, oraz zaplanowanie racjonalne potrzeb narzędziowych.

W drugim przypadku problem jest prostszy do zdiagnozowania i obsługi diagnozowanego zdarzenia. Systemy sterowania CNC są wyposażone w korektory wymiaru. Zużycie wymiarowe narzędzia może być obserwowane przez diagnostyczny system pomiarowy po każdym cyklu (lub po kilku cyklach roboczych). Po przekroczeniu wartości zagrażającej wyjściu kształtowanego wymiaru poza pole tolerancji następuje faza korekcji programu sterującego obrabiarką.

Zestaw narzędzi, przewidzianych przez technologa do wykorzystania w trakcie obróbki przedmiotu obrabianego, znajduje się przeważnie w magazynie bębnowym, koronowym lub w głowicy rewolwerowej w pobliżu strefy skrawania. Taka organizacja udostępniania narzędzi przyspiesza wymianę oraz umożliwia diagnostykę tych narzędzi, które dopiero mają być wprowadzone do pracy. W bezobsługowym centrum obróbkowym jest potencjalnie możliwa sytuacja, że w poprzednim cyklu pracy narzędzie ulegnie uszkodzeniu w końcowej fazie pracy i nie zostanie zarejestrowane przez system diagnostyczny. Dotyczy to szczególnie wiertel o małych średnicach, gwintowników, wytaczadeł i innych narzędzi wrażliwych na działanie sił i momentów skręcających. Uszkodzone narzędzie może być zweryfikowane w magazynie przed ponownym użyciem i wymienione na rezerwowe. Jednocześnie powinien ten fakt spowodować blokadę wykonywania następnych operacji na powierzchniach, na których wystąpiło awaryjne zużycie narzędzia. Mogłoby to wywołać następne awarie, jeśli część uszkodzonego narzędzia pozostała w przedmiocie obrabianym.

Wszystkie wymienione cele diagnostyczne są osiągalne, przy zastosowaniu dostępnych obecnie metod pozyskiwania informacji i jej komputerowego przetwarzania w zakresie ekstrakcji symptomów oraz klasyfikacji, opisanych w poprzednich rozdziałach. Jednakże decyzje o wyborze metod i konkretnych rozwiązań technicznych muszą być poprzedzone analizą prawdopodobieństwa zdarzeń destrukcyjnych i ich potencjalnego wpływu na koszty wytwarzania. Przykłady konkretnych rozwiązań systemów diagnostycznych opracowanych dla zapewnienia bezawaryjnej realizacji procesów obróbki skrawaniem opisano w rozdziałach 6.1, 6.2.

6.1. Diagnostyka obrabiarek skrawających

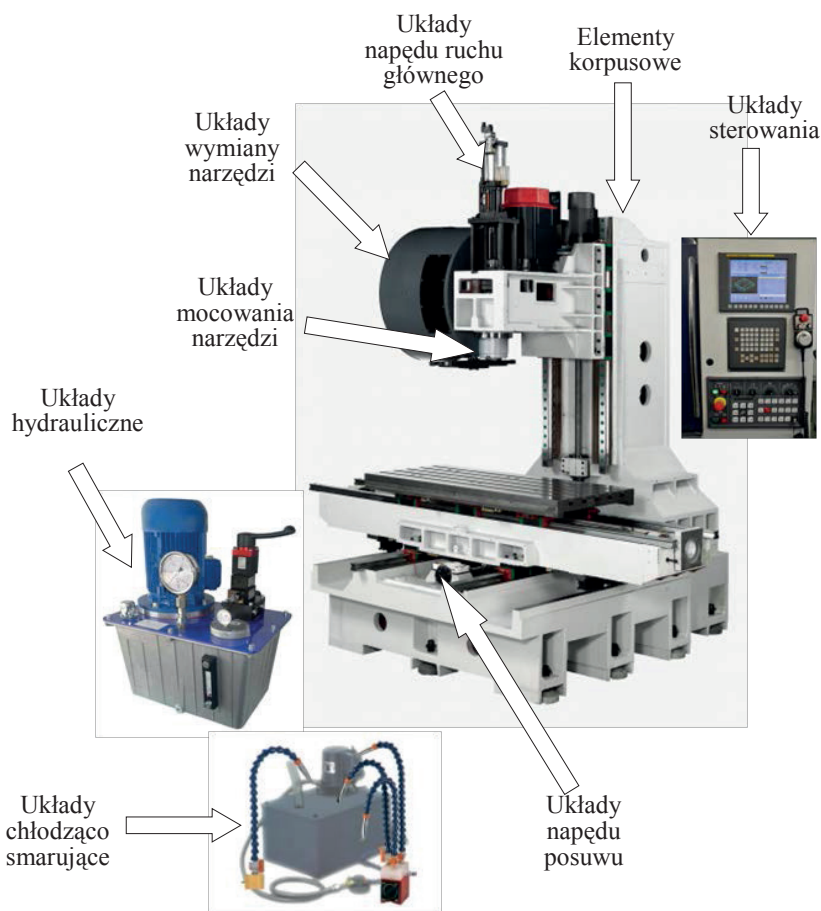
Obrabiarki skrawające są obecnie konstruowane jako systemy mechatroniczne³⁷. Oznacza to, że funkcje jakie mają spełniać są realizowane zarówno technikami z obszaru technologii mechanicznej jak i elektroniki i automatyki a także w znacznym stopniu informatyki. Taki sposób konstruowania ułatwia działania systemów diagnostycznych, ponieważ te wykorzystują sygnały reprezentujące bieżące stany obiektów, najlepiej w formie cyfrowej. Sygnały te, w większości, są rejestrowane dla celów sterowania. Systemy sterowania obrabiarek mają charakter wyspecjalizowanych komputerów czasu rzeczywistego zwanych systemami wbudowanymi. Komputery te do wykonania swoich zadań potrzebują informacji, która może być wykorzystana dodatkowo przez algorytmy realizujące diagnostykę. Większość firm produkujących zaawansowane konstrukcje obrabiarek wbudowuje w ich systemy sterowania procedury diagnostyczne zabezpieczając je już w trakcie uruchamiania przed eksploatacją w stanach awaryjnych. Wbudowane systemy diagnostyczne potrafią wykryć nieprawidłową pracę systemów zasilania zarówno elektrycznego jak i hydraulicznego, niesprawność zespołów podawania, ustalania i mocowania narzędzi czy niesprawność układów pomiarowych. Oczywiście, jak większość współczesnych komputerów, diagnozują także poprawność swojego działania. Nie dopuszczają do eksploatacji obrabiarki i wyświetlają odpowiednie komunikaty wspomagające identyfikację uszkodzenia.

Przemysłowe systemy działają także, w wielu konstrukcjach, w sposób ciągły podczas pracy obrabiarki chroniąc jej zespoły przed uszkodzeniem. Spadek ciśnienia w systemie hydraulicznym odpowiedzialnym za mocowanie przedmiotu obrabianego, lub narzędzia, niewykryty w ułamku sekundy, może być przyczyną poważnej awarii.

³⁷ Lipski J.: *Mechatronika jako nowa koncepcja rozwiązywania problemów w procesach obróbki skrawaniem* [W:] Prace Wydziału Mechanicznego Politechniki Lubelskiej: Oferta wdrożeń niektórych osiągnięć naukowych, 1998, Lublin: Politechnika Lubelska, 1998, s. 61-64.

Podobnie brak potwierdzenia właściwej (zgodnej z programem) pozycji narzędzia i zablokowania w tej pozycji może skutkować zniszczeniem narzędzia i oprawki.

Błędy w programie sterującym obróbką mogą powodować kolizje, charakteryzujące się nagłym wzrostem momentu w zespole napędu posuwu. We wszystkich podobnych przypadkach, z reguły, działają algorytmy diagnostyczne. Na rys. 6.3 pokazano typowe obszary zastosowania systemu diagnostycznego w konstrukcji obrabiarki.



Rys. 6.3. Typowe zespoły obrabiarek będące przedmiotem diagnostowania

Diagnostykę obrabiarek można podzielić, z punktu widzenia czasu w którym następuje rejestracja symptomów i podjęcie decyzji diagnostycznej, na:

- Diagnostowanie okresowe mające na celu weryfikację stopnia zużycia podzespołów mających wpływ na dokładność i powtarzalność wykonywanych operacji technologicznych. W wyniku diagnozy następują decyzje o regulacjach, kompensacjach programowych, wymianie zużytych elementów (np.

zespołów napędu posuwu, segmentów prowadnic itp.). Proces diagnostyczny przeprowadza się po wyłączeniu obrabiarki z procesu produkcyjnego przy użyciu specjalistycznych narzędzi pomiarowych.

- Diagnostowanie podczas rozruchu maszyny. Wbudowane systemy diagnostyczne kontrolują podstawowe parametry zarówno systemu sterowania jak i stan wyposażonych w czujniki systemów funkcjonalnych obrabiarki (np. zespoły napędowe, parametry zasilania elektrycznego, parametry zasilania hydrauliki, prawidłowego położenia i zablokowania narzędzia itp.)
- Diagnostowanie ciągle mające cechy monitorowania sprawności wybranych zespołów obrabiarki, których awaria może być przyczyną przerwania produkcji, lub może znacząco wpływać na jakość przedmiotów obrobionych (np. wzrost poziomu drgań spowodowany uszkodzeniami mechanicznymi w zespołach napędowych).

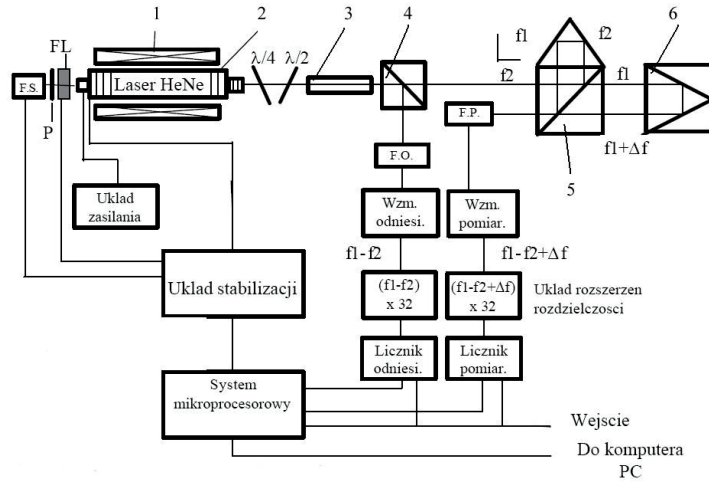
Celem **diagnostowania okresowego** jest najczęściej wykrycie problemu osiągnięcia zadanej dokładności wykonania przedmiotów po obróbce. Współcześnie stosowane dokładności pozycjonowania narzędzia na poziomie 5 μm wymagają bardzo dokładnych przyrządów pomiarowych do diagnostowania błędów geometrii wzajemnych przemieszczeń narzędzia i przedmiotu obrabianego. Sytuację komplikuje możliwość programowalnych ruchów w wielu osiach. Takim zadaniom mogą sprostać interferometryczne systemy laserowe.

Zasadę interferencji światła jako narzędzia pomiarowego znano już w latach osiemdziesiątych dziewiętnastego wieku. Chociaż od tamtej pory technologia rozwinęła się, została utrzymana podstawowa zasada wykorzystania fali świetlnej o bardzo małej, stabilnej i precyzyjnie zdefiniowanej długości, jako jednostki miary.

Interferometry wykorzystują zjawisko interferencji dwóch fal i zjawisko Dopplera. Fala odbita od poruszającego się obiektu różni się częstotliwością od fali wzorcowej. Ta różnica częstotliwości jest miarą prędkości obiektu, a także pozwala ocenić odległość obiektu od źródła fal. Zastosowanie głowic laserowych w interferometrii pozwoliło na uzyskanie przyrządów pomiarowych o bardzo dużej dokładności i bardzo szerokim zakresie pomiarowym (do kilkudziesięciu metrów). Są to więc przyrządy nie tylko laboratoryjne najwyższej klasy. Interferometry laserowe jedno- i dwuczęstotliwościowe potrafią dokonywać pomiarów odległości wynoszących nawet setki metrów z dokładnością milionowych części metra. Dokonuje się tego przy przyjęciu długości fali lasera jako wzorca. Długość fali lasera jest znana z wystarczającą dokładnością, aby dokonywać pomiaru z dokładnością do dziesięciomilionowej części.

Laserowy system pomiarowy LSP-30 którego schemat pokazano na rys. 6.4. jest interferometrem dwuczęstotliwościowym, głównie służącym do pomiaru odległości. System ten jako wzorca używa fali światła lasera HeNe małej mocy. System ten składa się z głowicy laserowej, stacji meteorologicznej, komputera PC

oraz opcjonalnego oprzyrządowania. Głowica laserowa zawiera automatycznie stabilizowany laser Zeemana HeNe, który generuje koherentny, stabilizowany, dwuczęstotliwościowy strumień światła o długości fali 0.63 mm.



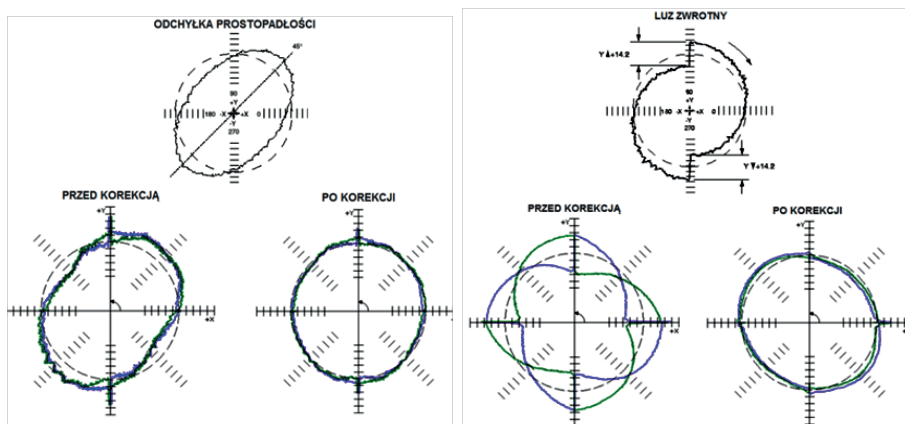
Rys. 6.4. Schemat blokowy interferometru laserowego: 1 – magnes, 2 – grzejnik, 3 – teleskop, 4 – dzielnik, 5 – interferometr, 6 – retropryzmat; P – polaryzator, F.S. – detektor układu stabilizacji, F.P., F.O. – detektory

Tabela 6.1. Parametry laserowego systemu pomiarowego przyrządu LSP-30

Parametr	Zakres
Typ lasera	HeNe laser ze stabilizacją częstotliwości
Dokładność długości fali	$\pm 0.005 \text{ ppm}$
Stabilizacja krótkoterminowa	$\pm 0.001 \text{ ppm}$
Stabilizacja długoterminowa	$\pm 0.001 \text{ ppm}$
Moc wyjściowa	$900 \mu\text{W}$
Maksymalna odległość	80m
Maksymalna prędkość	$\pm 7 \text{ m/s}$ (linear optics)
Rozdzielczość	100 pm
Trwałość lasera MTBF	20000 h
Kompensacja warunków środowiska pomiarowego	Kompensacja w czasie rzeczywistym z użyciem zdalnych sensorów: 1x sensor temperatury powietrza 1x sensor wilgotności 1x sensor ciśnienia powietrza 3x sensory temperatury materiału
Wymiary	45mm x 70mm x 255mm – głowica laserowa 30mm x 60mm x 145mm – zasilacz
Waga	1200g – głowica laserowa 500g – zasilacz

Podstawowe parametry laserowego systemu pomiarowego dla przyrządu LSP-30 zamieszczono w tabeli 6.1³⁸.

Wykryte błędy geometrii ruchów kształtowania, w większości zaawansowanych systemów CNC, mogą być korygowane³⁹. Pozwala to na przywrócenie pełnej dokładności obrabiarki na podstawie danych diagnostycznych zarejestrowanych podczas testującego pomiaru. Przykładowy efekt takich działań przedstawiają wykresy z pomiarów diagnostycznych wykonanych na obrabiarce niepełnosprawnej i po dokonaniu korekcji programowej (rys. 6.5).



Rys. 6.5. Przykład korekcji programowej geometrii obrabiarki na podstawie danych diagnostycznych

Ważnym, z punktu widzenia sprawności podzespołów przenoszących znaczne obciążenia, jest ich temperatura. Pomiar tego parametru, szczególnie w odniesieniu do łożysk, może dawać istotne informacje o ich stanie lub sprawności systemu smarowania. Pomiar temperatury węzłów obrabiarki w stanie obciążonym może być wykonany przy pomocy kamery termowizyjnej lub przy pomocy sensorów temperatury umieszczonych w niewrażliwych dla danej konstrukcji miejscach. Pierwsza metoda nadaje się do diagnozowania okresowego, gdyż kamery termowizyjne są, podobnie jak i interferometry laserowe drogie i wymagają kompetentnej obsługi oraz przeprowadzenia analiz i wyciągnięcia wniosków. Natomiast dostarczają pełniejszej informacji niż punktowy pomiar temperatur⁴⁰.

³⁸ Instrukcja obsługi interferometru laserowego LSP30 Compact. 2006. firmy LA-SER-TEX (www.lasertex.com.pl).

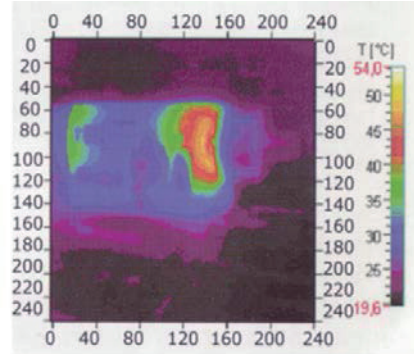
³⁹ Shin Y. C.: *Laser assisted machining*. Industrial Laser Solutions, nr 26/1, 2011 r., s. 18-22.

⁴⁰ Madura H.: *Pomiary termowizyjne w praktyce*. Agenda Wydawnicza PAKu, 2004.

Kamery termowizyjne działają w zakresie długości fali poza zakresem promieniowania widzialnego dla ludzkiego oka (około 0,38–0,78 μm), zwanym promieniowaniem podczerwonym. Budowane kamery działają w dwóch zakresach długości fali 2–5 μm (tzw. kamery krótkofalowe SW) lub 7,5–8 μm (kamery długofalowe LW). Promieniowanie z badanej powierzchni, przez system optyczny, oświetla zainstalowany w kamerze detektor promieniowania. Detektory do kamer termowizyjnych budowane są jako matryce pojedynczych detektorów. Każdy z pojedynczych detektorów przetwarza padające na niego promieniowanie na sygnał pomiarowy, w oparciu o który wyznaczana jest temperatura badanego obszaru powierzchni, z którego zostało wyemitowane to promieniowanie.

Aby przedstawić wizualnie wyniki pomiarów, wyznaczonej temperaturze przypisywany jest odpowiedni kolor z ustalonej palety kolorów. W ten sposób otrzymuje się jeden punkt pomiarowy. Układając otrzymane punkty w identycznej kolejności jak odpowiadające im piksele, otrzymuje się kolorowy obraz (zdjęcie termowizyjne, termogram), który stanowi wynik pomiaru. Równocześnie z termogramem tworzona jest skala, na której przedstawione są kolory użytej palety kolorów (występujące na termogramie) wraz z odpowiadającymi im wartościami temperatury, rys. 6.6.

Wynikiem pomiaru termowizyjnego jest informacja o rozkładzie temperatury na powierzchni obserwowanego obiektu. Na jakość wyniku termowizyjnego pomiaru temperatury ma wpływ jednak kilka czynników. Najważniejszym z nich jest współczynnik emisyjności. Dokładne określenie wartości tego współczynnika, jak również wartości innych parametrów mających wpływ na wynik pomiaru, umożliwia otrzymanie wartości temperatury o dokładności gwarantowanej przez producenta kamery. Ten typ pomiarów zalicza się do tzw. termografii ilościowej, ponieważ celem takiego pomiaru jest otrzymanie informacji o wystarczająco dokładnych wartościach temperatury. Najczęściej w typowej diagnostyce wystarczająca jest informacja o przybliżonym rozkładzie temperatury lub informacja, gdzie występują nadmierne i nieuzasadnione spiętrzenia termiczne, albo tylko informacja o występujących różnicach temperatury na powierzchni badanego obiektu. Tego typu badanie zalicza się do tzw. termografii jakościowej. W tym przypadku nie jest istotna wartość temperatury, a jedynie informacja o jakościowym jej rozkładzie.



Rys. 6.6. Pomiar rozkładu temperatur na powierzchni wrzeciennika obrabiarki zarejestrowany przy pomocy kamery termowizyjnej

Na rysunku 6.6 pokazano przykładowy obraz zarejestrowany przez kamerę termowizyjną wrzeciennika tokarki po 120 minutach pracy pod obciążeniem. Widoczny jest na skali definiującej kolory w funkcji temperatury dosyć istotny jej wzrost w okolicach zespołu łożysk wrzeciona obrabiarki.

Jednakże do podjęcia decyzji o niesprawności należy porównać historyczny zapis rozkładu temperatur wykonany w tych samych warunkach obciążeń. Oprogramowanie kamer termowizyjnych umożliwia wiele działań wspomagających wykorzystanie zarejestrowanych obrazów, między innymi:

- definiowanie dowolnych obszarów wewnątrz obrazu termograficznego (punkt, odcinek, prostokąt, elipsa, obszar ograniczony łamaną).
- wyszukiwanie temperatur minimalnych i maksymalnych wewnątrz dowolnego obszaru,
- wyznaczanie wartości średnich temperatur wewnątrz dowolnego obszaru,
- wyświetlanie przebiegu temperatury wzdłuż dowolnej linii zaznaczonej na obrazie,
- wyświetlanie histogramów rozkładu temperatury,
- wyświetlanie linii trendu dla temperatur minimalnych, maksymalnych i średnich,
- użycie zestawu filtrów używanych do wyznaczania temperatury i wyświetlania mapy rozkładu temperatur,
- możliwość wyświetlania szybkiego podglądu wszystkich zarejestrowanych w pliku danych pomiarowych,
- wyświetlanie danych pomiarowych w formie tabeli,
- eksport danych pomiarowych do pliku graficznego lub tekstowego.

Do okresowego diagnozowania stanów obrabiarki mogą mieć zastosowanie także metody wibroakustyczne. Poszczególne zespoły obrabiarki transmitując energię mechaniczną od silników elektrycznych do strefy skrawania generują

szereg wymuszeń licznych układów masowo-sprężystych, model tego zjawiska został opisany w rozdziale 5.1. Analiza widmowa tych sygnałów, a zwłaszcza analiza porównawcza z użyciem operacji filtrowania pozwala na wczesne wykrycie uszkodzeń w węzłach kinematycznych obrabiarek (łożyskowania wrzecion, przekładnie itp.).

Jedną z metod bazujących na obserwacji i analizie sygnału wibroakustycznego jest śledzenie procesu rozruchu wrzecion obrabiarki. Stosuje się przy tym tzw. analizę synchroniczną. Drgania generowane przez wirujące elementy obrabiarki zależą od prędkości obrotowej. Gdy, podczas rozruchu, prędkość ta zmienia się, częstotliwość sygnału wymuszenia transmitowana przez kolejne elementy obrabiarki także ulega zmianie. Prowadzi to do rozmywania widma i uniemożliwia analizę częstotliwościową. Aby uniknąć efektów tego zjawiska stosuje się próbkowanie sygnału co stały kąt obrotu wrzeciona. Sygnał synchronizujący można uzyskać z przetwornika obrotowo-impulsowego sprzęgniętego z wrzecionem. W efekcie uzyskuje się jednakową liczbę próbek na jeden obrót wrzeciona i stałe położenie charakterystycznych linii w sygnale widma. Linie widmowe wskazują teraz nie częstotliwości, ale harmoniczne (zwane też rzędami, ang. *order*).

Porównanie takich obrazów widm zarejestrowanych w różnym czasie w odniesieniu do obrazu widma dla obrabiarki nowej może pozwolić na wnioskowanie o stanie zespołu wrzecionowego.

Diagnostyka łożysk tocznych w obrabiarkach może także wykorzystywać metody wibroakustyczne. Mechanizm uszkodzeń łożysk tocznych polega najczęściej na pojawianiu się ubytków materiału w bieżni łożyska. Element toczny, okresowo, napotykać na ten ubytek generuje impulsowe wymuszenie. Elementy łożyska i obrabiarki generują drgania wibroakustyczne zależne od wielu czynników w zakresie kilku kiloherców. Wraz z wielkością wykruszeń bieżni wartości wymuszeń rosną a wraz z nimi amplitudy drgań wymuszonych.

Pasma częstotliwości charakterystycznych, w których można poszukiwać symptomów określonych defektów łożyska można wyznaczyć z wzorów⁴¹:

- uszkodzenie bieżni pierścienia zewnętrznego

$$f = 0,5kf_r \left(1 + \frac{d}{D} \cos^2 \right) \quad 6.1$$

- uszkodzenie bieżni pierścienia wewnętrznego

$$f = 0,5kf_r \left(1 + \frac{d}{D} \cos \beta \right) \quad 6.2$$

⁴¹ Honczarenko J.: *Elastyczna automatyzacja wytwarzania*. WNT, Warszawa 2000.

- uszkodzenie elementów tocznych

$$f = 0,5kf_r \left(1 + \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \beta \right) \quad 6.3$$

- uszkodzenie koszyka

$$f = 0,5kf_r \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right) \quad 6.4$$

gdzie :

k – liczba elementów tocznych;

f_r – liczba obr./s między pierścieniem zewnętrznym a wewnętrznym;

d – średnica element tocznego;

D – średnica podziałowa;

β – kąt działania.

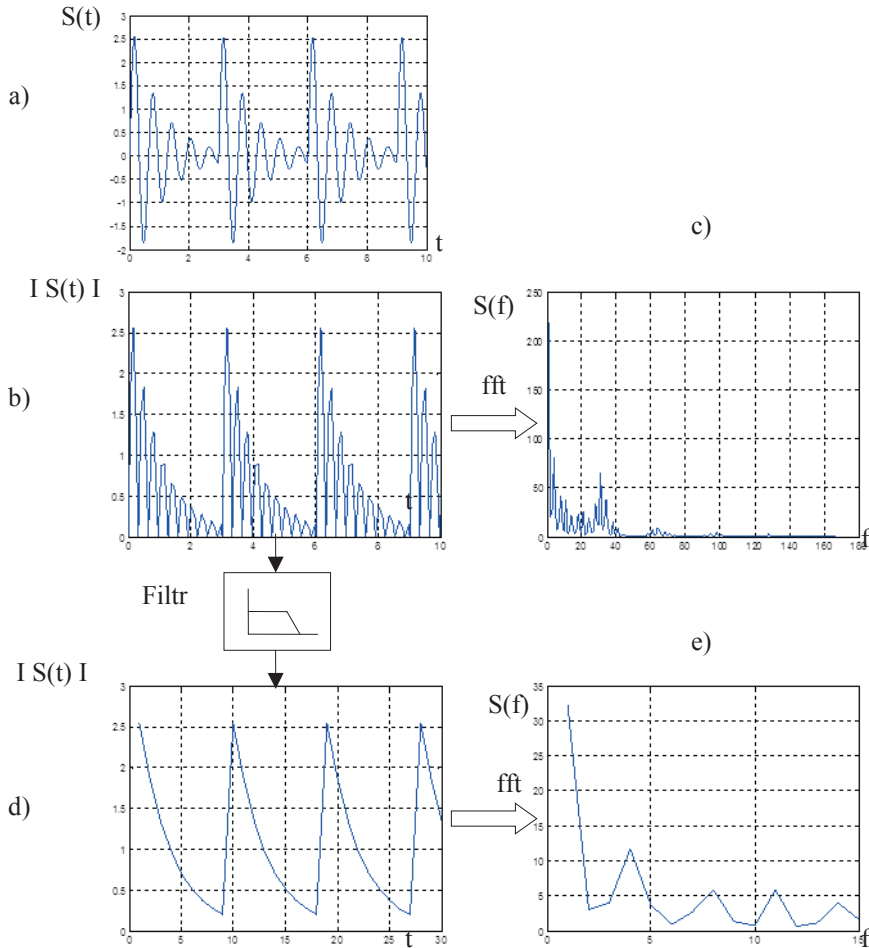
Szereg firm oferuje urządzenia do diagnostyki wibroakustycznej łożysk tocznych. najważniejsze parametry tych urządzeń podano w tabeli 6.2.

Tabela 6.2. Parametry urządzeń do diagnostyki wibroakustycznej łożysk

Typ urządzenia	Prędkość obrotowa łożyska <i>obr/min</i>	Zakresy pomiarowe <i>Hz</i>	Obciążenia <i>N</i>	Mierzony parametr drgań	Wielkość mierzonych łożysk <i>mm</i>
Bendi USA	1800	50÷300 300÷1800 1800÷10000		Prędkość	$d > 3$ $8 < D < 150$
NSK Japonia	1800	jw.	140÷60	Prędkość	$d > 4$
MEB-17A MVH- -90B SKF Szwecja	1800	jw.	0÷250	Prędkość	$D < 170$
SM-4, MGG-10 MGG-11 FAG Niemcy	1650	40÷300 300÷1800 1800÷10000		Prędkość	$D < 90$
GPA, GPH Steyr Waltzlager Austria		30÷300 300÷1800 1800÷10000		Prędkość	$3 < d < 100$
GPW-6 Viennatone Austria	1800	70÷360 360÷1900 1900÷10000		Prędkość Przyspieszenie	

Biorąc pod uwagę, że w paśmie generowanych drgań są obserwowalne inne zjawiska i szумы identyfikacja oparta na analizie widmowej jest utrudniona. Jednakże indywidualną cechą obserwowanego sygnału destrukcji łożyska jest jego

okresowość. Jeżeli poddać go filtracji filtrem dolnoprzepustowym to otrzyma się sygnał obwiedni, którego amplituda i częstotliwość identyfikuje zjawisko zużycia łożyska. Przykład takiej analizy pokazano na rys. 6.7.

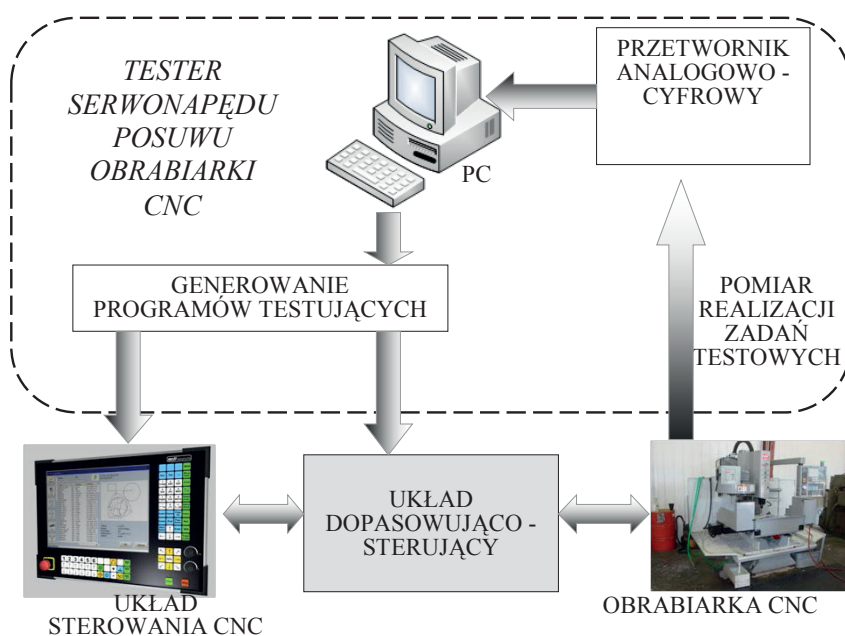


Rys. 6.7. Wyznaczanie obwiedni sygnału wibroakustycznego i jej widma w celach diagnostycznych

Sygnał wibroakustyczny zawierający kolejne odpowiedzi na wymuszenie impulsowe (rys. 6.7a) został przekształcony do wartości bezwzględnej sygnału (rys. 6.7b) z której wygenerowano widmo (rys. 6.7c) stosując przekształcenie FFT. W widmie tym dominują amplitudy w obszarze niskich częstotliwości. Filtrując sygnał (rys. 6.7b) dobranym filtrem dolnoprzepustowym otrzymano obwiednie sygnału uwypuklającą zjawisko okresowości pobudzenia impulsowego. Dodatkowo

widoczna jest pierwsza i następane harmoniczne wymuszenia na wykresie widma sporządzonego z tak spreparowanego sygnału (rys. 6.7e). Diagnostyka okresowa stanu obrabiarki obejmuje także serwonapędy posuwu. Stan tych napędów w dużej mierze decyduje o dokładności i szybkości realizacji ruchów roboczych i ustawczych przyspieszonych. Układy sterowania serwonapędów są systemami cyfrowymi, dlatego do diagnostyki ich działania można wykorzystywać sygnały z systemu sterowania.

Efektem diagnostyki w tym obszarze powinna być taka optymalizacja parametrów regulatora cyfrowego, aby napędzany serwonapędem zespół (stół lub suport obrabiarki) realizował zadane przemieszczenie z zadaną stabilną prędkością przy zachowaniu minimum przeregulowania i minimalnym czasie rozruchu i hamowania. W celu przeprowadzenia badań diagnostycznych podłącza się zewnętrzny system testujący tak jak na rys. 6.8 .



Rys. 6.8. System diagnostyczny do testowania serwonapędów w obrabiarkach CNC

Przedstawiony system po podłączeniu do układu sterowania obrabiarki i układu dopasowująco sterującego przejmuje kontrolę nad ruchami zespołów obrabiarki napędzanymi serwowotorem. Wysyłając zadania kontrolne śledzi ich wykonanie na obrabiarce. Identyfikacja własności dynamicznych serwonapędu umożliwia dostrojenie parametrów regulatora lub identyfikację wadliwych komponentów układu.

Diagnozowanie ciągle ma na celu monitorowanie stanów wszystkich podzespołów obrabiarki oraz współpracujących urządzeń, których awaria może być przyczyną przerwania produkcji, lub znacząco wpływać na jakość przedmiotów obrabianych. Do takich urządzeń należą:

- systemy smarowania węzłów kinematycznych obrabiarki,
- układy uzdatniania cieczy chłodząco smarującej,
- zasilacze hydrauliczne lub pneumatyczne urządzeń orientująco-podających,
- zespoły napędowe i sterowania urządzeń orientująco-podających,
- roboty przemysłowe współpracujące z obrabiarką.

Większość działań diagnostycznych sprowadza się do dwustanowej identyfikacji parametrów newralgicznych dla działania tych urządzeń. Zidentyfikowany brak ciśnienia w układach hydraulicznych lub pneumatycznych lub ciśnienie zbyt niskie, zmierzone w instalacji urządzenia, powoduje przejście całego systemu w stan awaryjny i generuje odpowiedni, identyfikujący przyczynę, komunikat dla operatora systemu. Zbyt niski poziom cieczy chłodząco smarującej lub oleju w systemach hydraulicznych również może generować początkowo sygnał ostrzegawczy, wzywający obsługę do usunięcia przyczyny alarmu, a następnie zrealizować procedurę wyłączenia maszyny w sposób niezagrażający bezpieczeństwu. Brak sygnałów potwierdzających właściwą orientację i pozycjonowanie przedmiotu obrabianego powinno uniemożliwiać próby jego mocowania oraz uruchomienie cyklu obróbkowego. Takie zdarzenie generuje komunikat o niesprawności systemu orientująco-podającego. Informacja o orientacji i położeniu półfabrykatu w strefie skrawania może być pozyskana przez śledzenie stanu sond pomiarowych rozmieszczonych na elementach bazujących przedmiot obrabiany lub paletę z nim, w strefie obróbki. Identyfikacja poprawnej orientacji jest także możliwa przez mechaniczne urządzenia orientujące w obszarze magazynu przedmiotów lub z zastosowaniem robota i kamery cyfrowej, z której obraz jest analizowany przez algorytmy rozpoznawania. Czynności orientujące i ustalające, w przestrzeni roboczej obrabiarki, wykonuje chwytak robota w wyniku analizy obrazu.

6.2. Diagnostyka narzędzi skrawających

Narzędzia skrawające spełniają bardzo odpowiedzialną rolę w procesie zmiany kształtu i wymiarów a także uzyskania założonej struktury powierzchni obrabianych przedmiotów. Powierzchnie narzędzi przejmują obciążenie zarówno o charakterze statycznym jak i dynamicznym generowane w procesach rozdzielania spójności materiału i tworzenia wióra. Zadania te mobilizują konstruktorów narzędzi do stosowania odpornych na naciski i zużycie cierne twardych materiałów takich jak: stale wysokostopowe szybko tnące, węgliki spiekane, ceramika a nawet diament. Równocześnie jednak z postępowaniem w zakresie doboru materiałów na ostrza narzędzi

dzi rosną parametry ich eksploatacji. Obróbka szybkościowa wymaga koncentracji w strefie skrawania bardzo dużych mocy, co skutkuje wzrostem temperatur i sił skrawania. Oznacza to zwiększone ryzyko zużycia narzędzia. Zużycie narzędzia, z punktu widzenia systemów diagnozujących można podzielić na⁴²:

- **katastroficzne stopienie ostrza (KSO)**, mające charakter nagły i niosące ze sobą zagrożenie uszkodzenia przedmiotu obrabianego oraz elementów obrabiarki. Wymaga natychmiastowego przerwania obróbki;
- **zużycie eksploatacyjne**, charakteryzujące się zmianami geometrii ostrza pokazanymi na rys. 6.2. Zmiany te podczas normalnej eksploatacji narastają do chwili, gdy następuje tak duże osłabienie krawędzi ostrza, że ulega ona wykruszeniu. Towarzyszą temu znaczne zmiany warunków skrawania. Do takiego stanu zużycia narzędzia nie wolno dopuścić.

Zdefiniowane stany zużycia narzędzi determinują zastosowanie metod diagnostycznych⁴³, które mogą skutecznie je wykrywać. Można tu wyróżnić grupę metod stosowanych w przerwach między cyklami pracy narzędzia, oraz metody, które mogą mieć zastosowanie w trakcie trwania obróbki. Do wykrywania katastroficznego zużycia narzędzia mają zastosowanie praktyczne te drugie.

Inny podział metod diagnozowania narzędzi klasyfikuje je z punktu widzenia rodzaju symptomu, który przyjęto jako dobrze skorelowany ze stanem narzędzia. Symptomy te mogą dotyczyć mierzalnych cech narzędzia takich jak np. jego aktualna geometria oraz parametry śladów zużycia (jak na rys. 6.2). Do tej grupy można zaliczyć także weryfikację wymiarów narzędzia lub nawet sprawdzenie jego obecności w oprawce (wiertła, rozwiertaki, gwintowniki itp.). Metody te należą do grupy **bezpośrednich** w odróżnieniu od metod **pośrednich**, które wykorzystują do oceny stanu narzędzia sygnały generowane przez zjawiska towarzyszące skrawaniu. Gdy nie zachodzi skrawanie symptomy te są niedostępne. Zakłada się przy tym, że stan narzędzia wpływa na charakter obserwowanych zjawisk⁴⁴.

⁴² Jemielniak K., Kosmol J.: *Diagnostyka narzędzi i procesu skrawania – stan aktualny i kierunki rozwoju*. Mechanik nr 10, 1996.

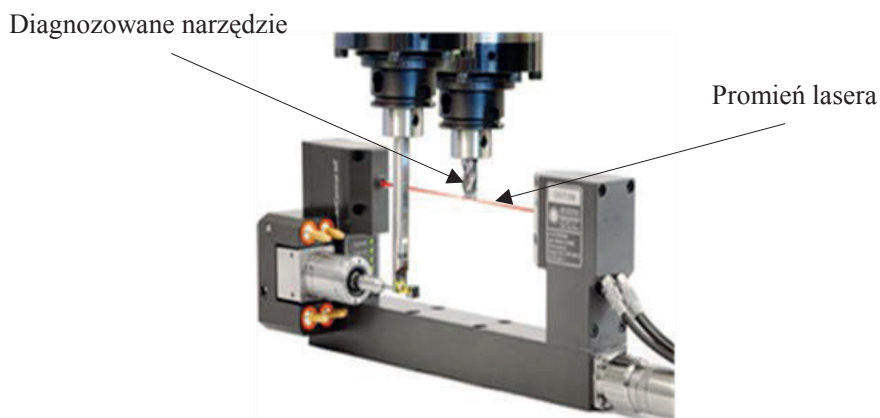
⁴³ Lipski J., Świć A., Zaleski K.: *Diagnozowanie stanu narzędzi skrawających w czasie trwania procesu skrawania*. Sprawozdanie z praca badawczej realizowanej w ramach CPBP 02.04 w latach 1987-1990, 59 s.

⁴⁴ Lipski J., Zaleski K.: *System diagnostyczny narzędzi skrawających w procesie obróbki stopów tytanu*, Zeszyty Naukowe Politechniki Rzeszowskiej, Nr 227, Mechanika, z. 66, „Wytwarzanie elementów maszyn ze stopów metali o specjalnych właściwościach”, Rzeszów 2006.

W pomiarach wymiarów charakterystycznych narzędzi a także geometrii krawędzi ostrza najlepiej sprawdzają się systemy laserowe. Dokładność pomiarów osiągnięta przez te systemy diagnostyczne jest rzędu $1\ \mu\text{m}$. Do pomiaru stanu w grupie metod **diagnozowania bezpośredniego** najczęściej są stosowane metody wymagające przerwania procesu skrawania. Polegają one najczęściej na:

- pomiary ręcznym lub zautomatyzowanym wartości śladów zużycia na powierzchni przyłożenia ostrza VB_B lub VB_C przy pomocy metod optycznych i rozpoznawania obrazów,
- pomiary wymiarów charakterystycznych ostrza (np. h – skrócenie narzędzia), w trakcie zaprogramowanego cyklu pomiarowego z użyciem czujnika umieszczonego w pobliżu strefy obróbki,
- weryfikacja obecności narzędzia lub tylko jego ostrzy przy wprowadzaniu do strefy skrawania i przy wychodzeniu z tej strefy po zabiegu.

Nawet narzędzia o skomplikowanym zarysie mogą być metodą laserową zwerifikowane przed każdym cyklem pracy. Systemy te pozwalają na szybkie bezdotykowe skanowanie różnych narzędzi i weryfikację geometrii ich ostrzy. Pomiary mogą być wykonywane bezpośrednio na obrabiarce w pobliżu strefy skrawania. Na rys. 6.9 pokazano zasadę weryfikacji narzędzia na tokarko-frezarce.

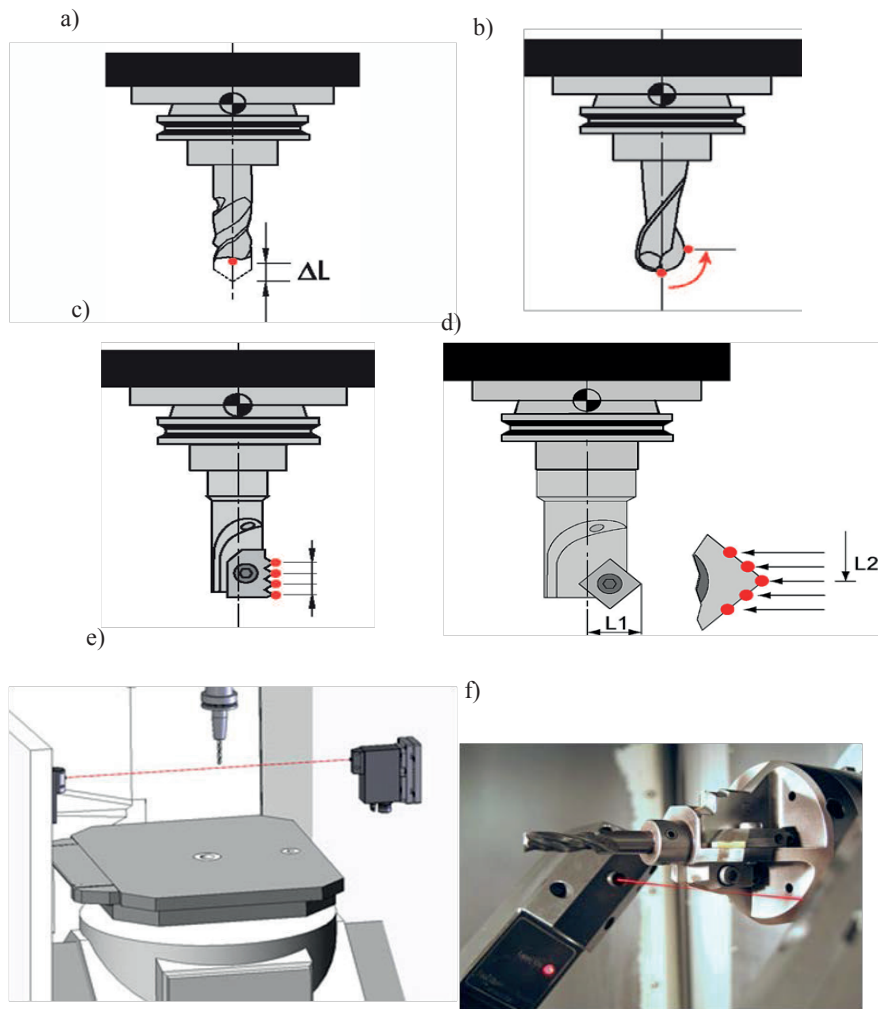


Rys. 6.9. Diagnostyka narzędzi metodą laserową na tokarko-frezarce

Mikrowykruszenia krawędzi większe od $5\ \mu\text{m}$ są identyfikowane w kilka sekund. Pozwala to na podejmowanie decyzji o wymianie narzędzia w pobliżu rzeczywistego czasu żywotności.

W przypadku narzędzi obrotowych (frezy, wiertła, rozwiertaki) dodatkowo system pomiarowy wykrywa błędy mocowania i bicie. Ponadto system laserowy umożliwia diagnostykę narzędzi obrotowych w trakcie obrotów nominalnych, co skraca czas pomiaru, gdyż nie wymaga wyłączenia obrotów wrzeciona. Zintegrowany z miernikiem laserowym mikrokontroler weryfikuje indywidualnie każdą

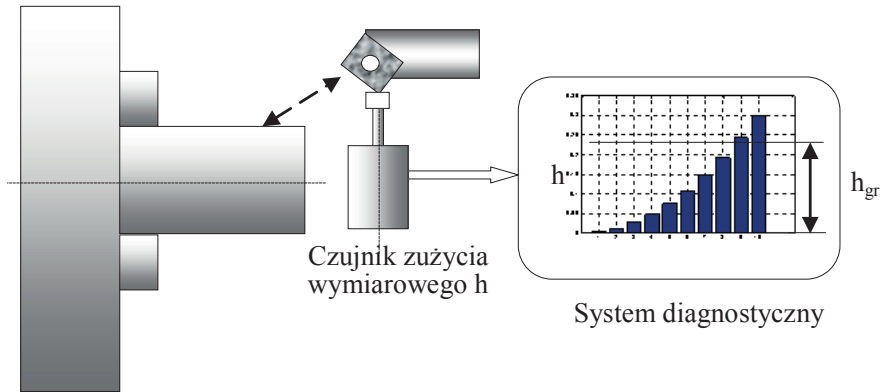
krawędź skrawającą przy pełnej prędkości wrzeciona⁴⁵. Możliwości wykorzystania systemu do diagnostyki narzędzi skrawających pokazano na rys. 6.10.



Rys. 6.10. Możliwości diagnostyczne laserowego systemu diagnostycznego: a) wykrycie awaryjnego skrócenia narzędzia, b) pomiar stanu krawędzi skrawającej wiertła, c) weryfikacja narzędzia do obróbki gwintów, d) weryfikacja zużycia ostrza wytaczadła, e) Usytuowanie laserowego systemu pomiarowego na obrabiarce, f) Precyzyjna weryfikacja wymiarowego zużycia ostrza narzędzia zespolonego. (źródło <http://www.blum-novotest.de/measuring-components/>)

⁴⁵ Pawłowski M., Jarosiewicz D.: Dokładność pomiaru położenia i geometrii ostrza narzędzia z wykorzystaniem optycznego przyrządu pomiarowo-ustawczego. Materiały konferencji „Metrologia w Technikach Wytwarzania”, 23-25 września 2009 r., Żerków, s. 343-347.

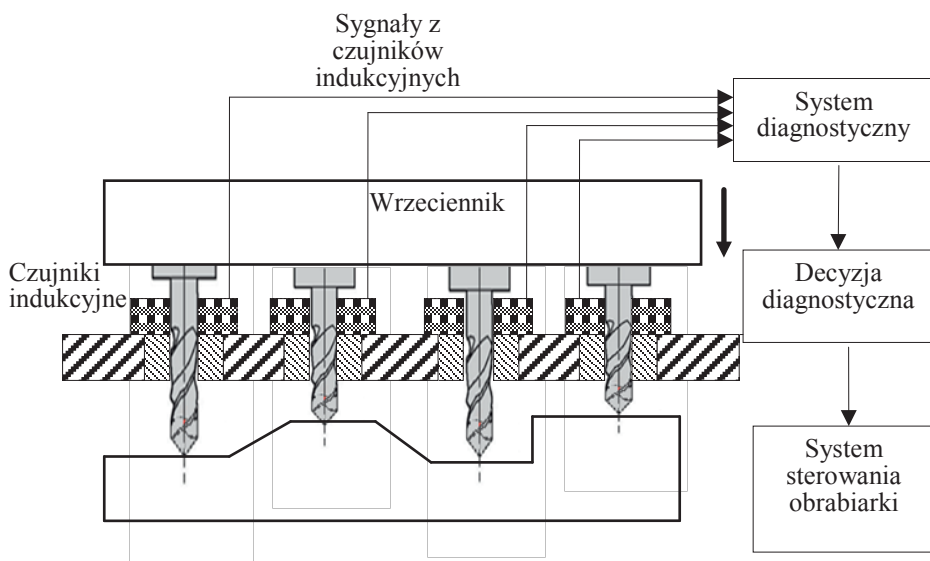
Diagnozowanie bezpośrednio jest możliwe przy użyciu czujników dotykowych. Wiele firm produkuje obecnie zestawy pomiarowe pozwalające na ocenę zmian charakterystycznego wymiaru narzędzia w przerwach między zabiegami. W tym celu należy zaprogramować cykl pomiarowy najazdu na czujnik. System pomiarowy pamięta kolejne wartości pomiaru i może wyświetlić zmiany w formie wykresu a także obliczając trend tych zmian prognozować osiągnięcie zadanej wartości krytycznej dla diagnozowanego narzędzia lub zabiegu obróbkowego. Schemat takiego rozwiązania pokazano na rys. 6.11.



Rys. 6.11. Pomiar zużycia wymiarowego narzędzia po kolejnych zabiegach obróbkowych

W wielu przypadkach proces diagnozowania narzędzia sprowadza się do potwierdzenia jego obecności. Narzędzia obrotowe o małych średnicach (wiertła, rozwiertaki, gwintowniki maszynowe itp.) często ulegają zniszczeniu w wyniku przekroczenia dopuszczalnego momentu skręcającego. W takim przypadku część narzędzia pozostaje w materiale przedmiotu obrabianego a część chwytowa nadal jest w oprawce. Identyfikacja takiej sytuacji jest możliwa przy pomocy lasera (jak na Rys. 6.10a) lub za pomocą zbliżeniowych czujników indukcyjnych umieszczonych na płycie wiertarskiej w okolicy tulejek prowadzących narzędzie (w przypadku obrabiarek wielorzecionowych). W obrabiarkach, w których zastosowano systemy wymiany narzędzi z magazynu, albo przez zmianę pozycji głowicy rewolwerowej, czujnik umieszcza się na drodze narzędzia (z pozycji roboczej do magazynu) po wykonanym zabiegu obróbkowym.

System diagnostyczny sprawdza czy wszystkie czujniki, w chwili rozpoczęcia ruchu roboczego, potwierdzają obecność sprawnych narzędzi we wrzecionach, a także podczas ruchu powrotnego. Zarówno w pierwszym jak i drugim przypadku stwierdzenie braku sygnału potwierdzającego obecność narzędzia powoduje zatrzymanie obrabiarki i wygenerowanie sygnału błędu. Schemat funkcjonalny takiego systemu pokazano na rys. 6.12.



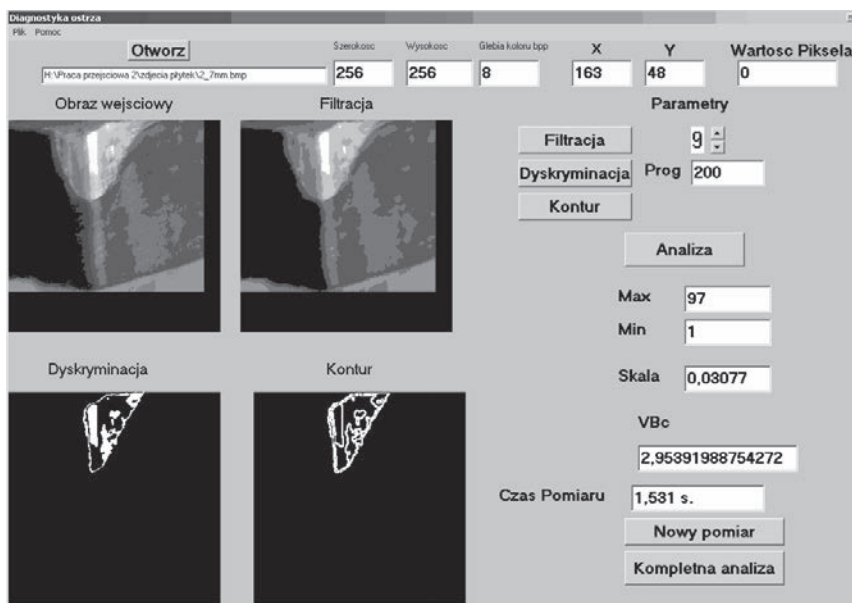
Rys. 6.12. Diagnostowanie stanu wielu narzędzi obrotowych za pomocą czujników indukcyjnych

Do bezpośrednich metod diagnostowania stanu narzędzi skrawających można także zaliczyć metody oparte na analizie obrazu zarejestrowanego kamerą cyfrową o dużej rozdzielczości. Kamera rejestruje powiększony optycznie obraz powierzchni przyłożenia co kilka zaprogramowanych cykli roboczych narzędzia. Na rys. 6.13 pokazano przykład interfejsu systemu diagnostycznego realizującego algorytm rozpoznawania stanu ostrza narzędzia na podstawie zarejestrowanego obrazu⁴⁶.

Ze względu na wymóg optycznego dostępu do ostrza np. gdy narzędzie jest na pozycji wymiany, wizyjny system diagnostyczny dysponuje ściśle określonym czasem, w którym musi nastąpić przechwycenie, przechowanie w buforze pamięci oraz przetworzenie pozyskanej informacji. W ten sposób czas przechwycenia klatki obrazu oraz jego przetworzenia, ma krytyczne znaczenie dla celu diagnostycznego. W prezentowanym systemie przechwycony obraz zużycia ostrza podlega przetwarzaniu w kolejnych czterech fazach przedstawionych na rys. 6.14. W fazie wstępnej obraz jest filtrowany z zastosowaniem filtra uśredniającego (gausowskiego), którego celem jest wygładzenie obrazu dla usunięcia przypadkowych pikseli o parametrach zdecydowanie różniących się od pikseli sąsiednich. Faza dyskryminacji obejmuje przekształcenie obrazu RGB na obraz bitowy, na tym etapie wybiera się próg dyskryminacji jako ustalonej wartości w 256 stopniowej skali

⁴⁶ Kudelski R.: *Efektywność systemu do automatycznej oceny zużycia technologicznego ostrzy narzędzi skrawających*, V Krakowska Konferencja Młodych Uczonych, Kraków 2010.

szarości. Przyjęcie wartości progowej dyskryminatora wymaga znajomości cech obrazu wyrażonych histogramem lub w postaci statystyk jak np. średnia wartość piksela bądź odchylenie standardowe. Kolejnym krokiem przetwarzania obrazu jest wykrywanie konturu do czego wykorzystano konturowy filtr Prewitt'a. W tej fazie analizy zostaje wyznaczony wskaźnik zużycia VBc w postaci różnicy współrzędnych piksela oznaczonego jako *min*, znajdującego się na górnej krawędzi ostrza oraz piksela *max* znajdującego się na końcu starcia naroża.

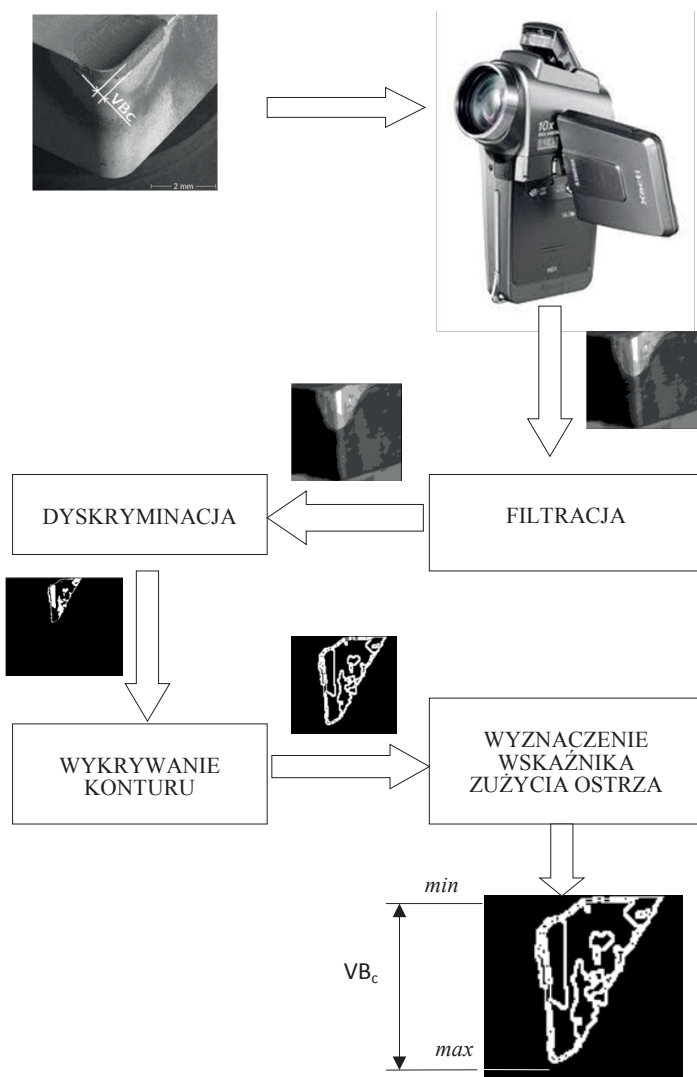


Rys. 6.13. Interfejs systemu diagnostycznego zużycia ostrza skrawającego na podstawie zarejestrowanego cyfrowego obrazu powierzchni przyłożenia

Cały proces jest zautomatyzowany. W rezultacie analizy zarejestrowanego obrazu lub parametrów obliczonych na jego podstawie, następuje porównanie kolejnych stanów ostrza. Na drodze doświadczalnej można określić jakie cechy uszkodzeń zarejestrowane na obrazie dyskwalifikują narzędzie jako sprawne. Na tym etapie mogą być wykorzystane metody rozpoznawania obrazów opisane w rozdziale 4.5.

Metody bezpośrednie diagnozowania narzędzi, mimo że są niezawodne w zakresie wykrywania stanów całkowitej destrukcji narzędzia (po zakończeniu procesu) oraz pomocne przy ocenie jego bieżącego stanu, nie mogą uchronić obrabiarki i przedmiotu obrabianego przed skutkami katastroficznego zniszczenia narzędzia podczas obróbki. Specyfika procesu skrawania uniemożliwia bezpośrednią obserwację ostrza w czasie trwania tego procesu. Dodatkowo stosując te metody należy się liczyć ze wzrostem czasu przygotowawczo zakończeniowego, gdyż wykonywanie pomiarów i analiz ostrzy narzędzi zmniejsza czas dysponowany obrabiarki.

Biorąc pod uwagę, że cykli diagnostycznych w czasie trwałości narzędzia może być kilkadziesiąt, (przy kilkunastu narzędziach biorących udział w obróbce) nawet jeżeli czas ich trwania liczy się w sekundach, to takie operacje znacznie zmniejszają wydajność stanowiska produkcyjnego. Z tych powodów kontynuowane są w laboratoriach naukowych i przemysłowych prace zmierzające do usprawnienia metod pośrednich diagnostyki ostrzy narzędzi skrawających zwłaszcza podczas obróbki wysoko wydajnej stosującej bardzo duże prędkości skrawania.



Rys. 6.14. Proces wyznaczania wskaźnika zużycia ostrza VB_c z cyfrowego obrazu powierzchni przyłożenia

Metody pośrednie diagnozowania stanu ostrza narzędzia skrawającego wykorzystują różne zjawiska towarzyszące procesowi skrawania. Do zjawisk, w mniejszym lub większym stopniu, skorelowanych ze zużyciem ostrza skrawającego należą:

- Działanie sił i momentów wynikające z wykorzystania energii ruchu głównego w procesach naruszania spójności materiału obrabianego. Stawia się hipotezę, że zmiana geometrii narzędzia pod wpływem destrukcyjnych zjawisk w strefie skrawania wpływa na wartości tych wielkości fizycznych i jest obserwowalna;
- Moc dostarczana do procesu skrawania – źródłem energii w procesie skrawania jest zazwyczaj silnik elektryczny, którego moc chwilową pobieraną z sieci energetycznej łatwo zmierzyć i zarejestrować. Jednakże wrażliwość tego parametru na zmiany mocy pobieranej dodatkowo w wyniku zużycia narzędzia jest bardzo mała, gdyż przyrost ten stanowi niewielki procent mocy zainstalowanej do napędu ruchu głównego. Ponadto przekładnie łączące silnik z wrzecionem obrabiarki stanowią filtr dolnoprzepustowy dla szybkich informacji o zmianie stanu narzędzia w sytuacjach katastroficznych. Oznacza to, że sygnał zmiany poboru mocy będzie zaobserwowany ze znacznym opóźnieniem co wyklucza jego użycie do bezpiecznego i szybkiego wyłączenia obrabiarki.
- Temperatura w strefie skrawania – jest parametrem zależnym od wielu czynników. Energia dostarczona do procesu skrawania zamienia się częściowo na ciepło powodując wzrost temperatury zarówno przedmiotu obrabianego jak i narzędzia oraz wiórów tworzonych w czasie skrawania. Procesy cieplne mają charakter inercyjny o długim czasie ustalania. Oznacza to, że zmiany temperatury mierzone nawet w pobliżu ostrza narzędzia, będą reakcją na zużyciowe zmiany geometrii ostrza dopiero po dłuższym czasie. Wyklucza to wykorzystanie temperatury strefy skrawania do diagnozowania stanów katastroficznych. Natomiast dla długotrwałych procesów skrawania z ustalonymi parametrami możliwe jest pomocnicze wykorzystanie trendu zmian temperatury ostrza dla oceny stopnia destrukcji krawędzi skrawającej.
- Emisja akustyczna (AE) – emisja materiałowa polegająca na generowaniu przez poddany wytężeniu materiał impulsowych pobudzeń w zakresie ultradźwiękowym. Ocenia się, że im większa jest destrukcja wewnętrzna materiału na granicach ziaren, tym większa jest liczba pobudzeń impulsowych w jednostce czasu. Parametr ten może stanowić dobry symptom stanu materiału ostrza narzędzia.
- Sygnały akustyczne i wibroakustyczne – procesom skrawania towarzyszą silne efekty akustyczne. Wymuszenia powstające w wyniku procesów dynamicznych rozdziałania materiału powodują propagację fal dźwiękowych zarówno w powietrzu (sygnał akustyczny) jak i w elementach konstrukcyj-

nych narzędzia i obrabiarki (sygnał wibroakustyczny). Zmiana geometrii narzędzia w sposób niewątpliwy wpływa na parametry dynamiczne generacji tych drgań takich jak tłumienie czy sztywność w strefie skrawania oraz na parametry kanału dystrybucji (od źródła do czujnika). Jednak proces skrawania jest tylko jednym z wielu źródeł drgań rejestrowanych przez czujniki podczas pracy obrabiarki. Powstaje, wobec tego problem takiej obróbki zarejestrowanego sygnału, aby uzyskać sygnał o parametrach zależnych głównie od stanu ostrza narzędzia. Szybkość propagacji sygnałów wibroakustycznych jest wystarczająco duża do zastosowań w zakresie diagnostyki stanów katastroficznych.

Praktyczne znaczenie dla konstruowania systemów diagnostycznych ostrzy skrawających w czasie trwania obróbki mają trzy symptomy z wymienionych: siły i momenty rejestrowane w czasie skrawania, sygnał emisji akustycznej (AE) oraz sygnał wibroakustyczny. We wszystkich przypadkach obowiązuje zasada akwizycji sygnału w stałym punkcie położonym możliwie najbliżej strefy skrawania.

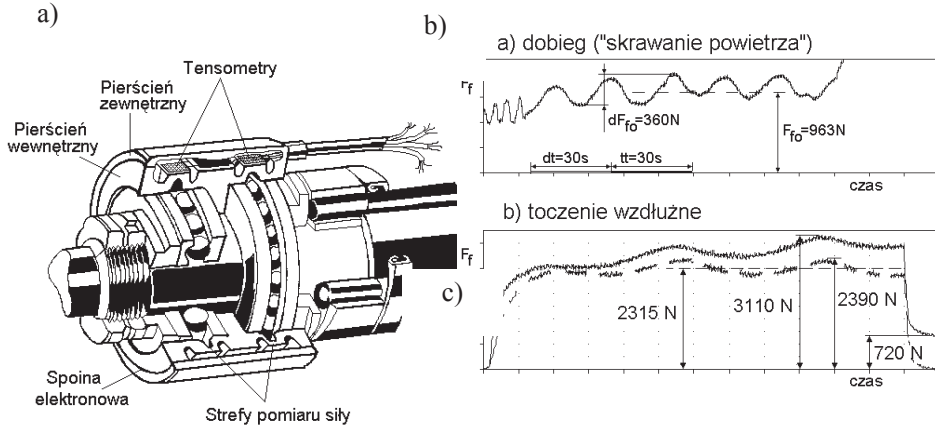
6.2.1. Diagnostyka stanu narzędzia z wykorzystaniem sił i momentów w procesie skrawania

Pomiar składowych sił skrawania lub momentów skręcających spowodowanych pracą narzędzia może być realizowany wieloma metodami. Część z nich ma jeszcze zastosowania laboratoryjne, jednakże wiele z nich jest już oferowane jako opcjonalne wyposażenie obrabiarek produkcyjnych.

Jednymi z pierwszych rozwiązań konstrukcyjnych, do pomiaru sił skrawania, były siłomierze tensometryczne. Wykorzystuje się w nich zjawisko zmiany rezystancji przewodnika prądu podanego odkształceniu sprężystemu. Jeżeli taki przewodnik zostanie przymocowany (naklejony) na powierzchnię, której odkształcenia są mierzone to sygnał elektryczny w obwodzie tensometru będzie odzwierciedlał te zmiany. Ponadto jeżeli zmiany odkształceń są proporcjonalne do sił (lub momentów) je wywołujących, to sygnał elektryczny także będzie proporcjonalny do tych sił. W celu zwiększenia czułości takich układów i zapewnienia kompensacji termicznej, wykorzystuje się strukturę mostka pomiarowego, w gałęzie którego najczęściej podłączone są dwa tensometry aktywne (reagujące na odkształcenia) i dwa pasywne (spełniające rolę kompensatorów zmian temperatury).

Doświadczenia pokazują, że w procesach skrawania, największą wrażliwość na zmiany stopnia zużycia ostrza narzędzia wykazuje składowa posuwowa siła skrawania. Pomiar tej składowej jest możliwy przez zamontowanie czujników tensometrycznych w specjalnie skonstruowanych ułożyskowaniach śrub pociągowych napędu suportu lub stołu obrabiarki.

Czujnik składa się z dwu współosiowych pierścieni. Profil wewnętrznego pierścienia zawiera dwie strefy pomiarowe, na których naklejone są tensometry⁴⁷ (rys. 6.15).



Rys. 6.15. Przykład rozwiązania pomiaru składowej posuwowej siły skrawania zaproponowany przez SANDVIK COROMANT; a) zespół pomiarowy, b) sygnał siły podczas dobiegu bez skrawania, c) sygnał w trakcie toczenia wzdłużnego

Rys. 6.15b pokazuje typowy sygnał z czujnika siły w czasie dobiegu narzędzia do przedmiotu z zaprogramowanym posuwem. Charakterystyczne sinusoidalne wahania sygnału wynikają z zasady działania czujnika. Przejście elementu tocznego nad tensometrem wywołuje lokalne odkształcenia. Czujnik współpracujący z mostkiem tensometrycznym generuje sygnał sinusoidalnie zmienny generowany przez łożysko i nie mający odpowiednika w sile skrawania, która jest równa zero. Składowa stała tego sygnału niesie informację o oporach ruchu suportu. Podobne wahania w sygnale obserwuje się podczas toczenia wzdłużnego ze stałymi parametrami skrawania, kiedy to rzeczywista wartość siły skrawania jest praktycznie stała (rys. 6b)⁴⁸. Właściwością tego rozwiązania jest stosunkowo mała czułość na zmiany składowej siły skrawania spowodowane zużyciem technologicznym ostrza. Wykorzystanie tego rozwiązania do diagnostyki zdarzeń katastroficznych ma również pewne ograniczenia, ponieważ czujnik jest znacznie oddalony od strefy skrawania i transmisja sygnału nagłych zmian w strefie skrawania będzie zachodziła z opóźnieniem.

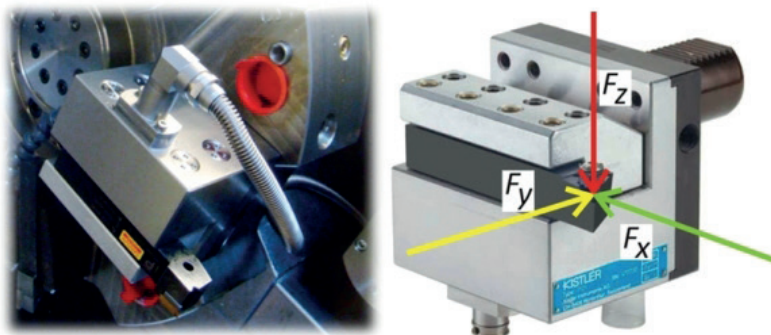
⁴⁷ SANDVIK COROMANT: *Materiały informacyjne i reklamowe*, 1992.

⁴⁸ Jemielniak K., Niedbała M.: *Investigation of Tool Monitoring System in FMS T50*, Proc. Conf. "Forum Prac Badawczych – Kształtowanie części maszyn przez usuwanie materiału", Koszalin 1994, pp. 99-108.

Z punktu widzenia zasad pomiarów tensometrycznych, najbardziej efektywnym rozwiązaniem byłoby umieszczenie siłomierza w oprawce narzędziowej, tak aby, był najbliżej ostrza narzędzia. Jednakże, takie rozwiązania nie sprawdzają się w praktyce, ponieważ wprowadzają do masowo sprężystego układu OUPN (obrabiarka, uchwyt, przedmiot, narzędzie) dodatkowy element sprężysty o stosunkowo małej sztywności (im mniejsza sztywność tym większa czułość siłomierza). Oznacza to, zmniejszenie całkowitej sztywności obrabiarki i zagrożenie wejściem w obszar niestabilnego skrawania.

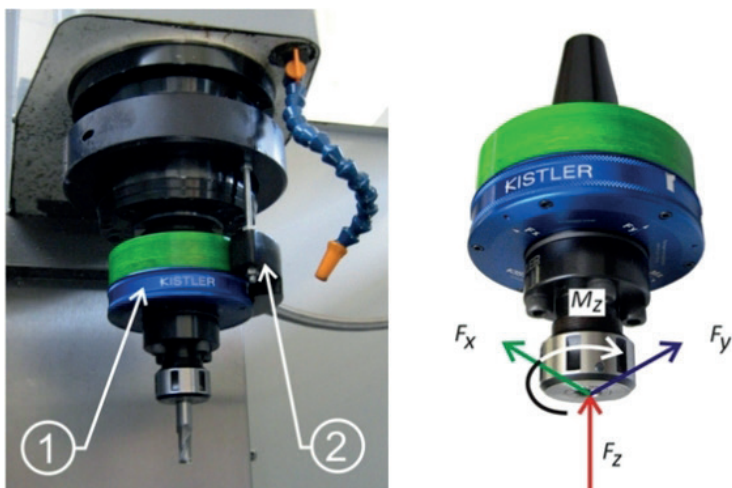
Najmniejsze zmiany sztywności statycznej i dynamicznej powodują czujniki sił oparte na zasadach piezoelektrycznych. Produkowane są one w formie płytek mocowanych między elementem bezpośrednio obciążonym siłami np. głowicą rewolwerową a górną powierzchnią sań suportu poprzecznego. Płytkę zajmuje niewielką część powierzchni styku połączonych elementów i nie zmniejsza, w znaczący sposób sztywności połączeń. Przykładowe rozwiązanie siłomierza do pomiaru składowych sił skrawania przy toczeniu pokazano na rys. 6.16. W tym rozwiązaniu płytkę siłomierza jest wmontowana w strukturę oprawki nożowej.

Do monitorowania i diagnozowania procesów skrawania narzędziami obrotowymi budowane są siłomierze, które mierzą 3 składowe siły F_x , F_y , F_z oraz moment obrotowy na wrzecionie. Przykład takiego siłomierza pokazano na rys. 6.17. Siłomierz piezoelektryczny jest tu wbudowany w oprawkę narzędziową ustaloną i mocowaną we wrzecionie obrabiarki. Oprawka składa się z dwóch części, ruchomej wirującej wraz z wrzecionem i stałej odbierającej sygnał z siłomierza zamontowanego wewnątrz oprawki.



Rys. 6.16. Trójskładowy piezoelektryczny siłomierz tokarski⁴⁹

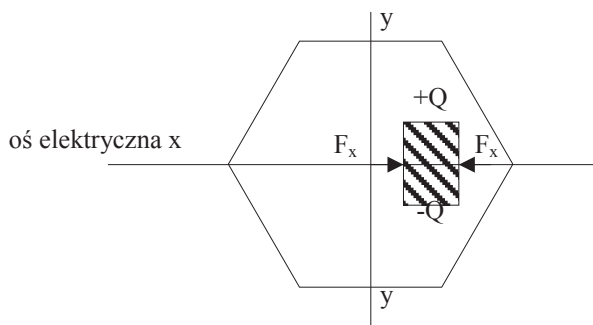
⁴⁹ Materiały reklamowe firmy: Kistler Instrumente AG Winterthur, CH-8408 Winterthur, Switzerland.



Rys. 6.17. Czteroskładowy siłomierz piezoelektryczny do pomiaru sił skrawania dla narzędzi obrotowych⁵⁰, 1) część obrotowa, mocowana w gnieździe wrzeciona obrabiarki, 2) część stała, mocowana do obudowy wrzeciona.

Zjawisko piezoelektryczne polega na powstawaniu ładunków elektrycznych na powierzchniach ograniczających niektóre rodzaje kryształów przy ich rozciąganiu lub ścisaniu wzdłuż określonych osi.

Własności piezoelektryczne, odkryte w 1880 r. przez braci Curie, wykazują takie naturalne kryształy jak np. kwarc SiO_2 , turmalin i sztuczne np. tytanian baru BaTiO_3 .



Rys. 6.18. Układ osi w kryształach kwarcu

Praktyczne zastosowanie w siłomierzach mają kryształy kwarcu ze względu na dużą wytrzymałość i sztywność. Wycięta z kryształu kwarcu płytka prostokątnej (rys. 6.18), której krawędzie są odpowiednio równoległe do osi optycznej,

⁵⁰ Materiały reklamowe firmy: Kistler Instrumente AG Winterthur, CH-8408 Winterthur, Switzerland.

elektrycznej oraz mechanicznej, poddana obciążeniu wzdłuż którejkolwiek osi prostopadłej do osi optycznej wykaże na płaszczyznach prostopadłych do kierunku obciążenia ładunki elektryczne.

Przy działaniu obciążenia wzdłuż osi optycznej z-z (prostopadłej do płaszczyzny x-y) ładunki nie powstaną. Ładunki elektryczne powstają tylko przy działaniu obciążenia w kierunkach osi x-x, tj. osi elektrycznej oraz osi y-y tj. osi mechanicznej. Wartość ładunków powstających na powierzchniach prostopadłych do osi x-x pod wpływem działania siły skierowanej wzdłuż osi elektrycznej nie zależy od wymiarów geometrycznych płytki:

$$Q = kF_x \quad 6.5$$

gdzie:

Q – ładunek na powierzchni prostopadłej do osi elektrycznej,

k – moduł piezoelektryczny (dla kwarcu $k=2,3 \cdot 10^{-12}$ [As/N],

F_x – siła zgodna z kierunkiem osi elektrycznej.

W budowie przetworników piezokwarcowych siły, wykorzystuje się głównie podłużne zjawisko piezoelektryczne. Płytki kwarcowe wykonywane są w postaci walców, w których wysokość jest mniejsza od średnicy, przy czym osią walca jest oś x-x kryształu kwarcu. Przy wykorzystaniu zjawiska podłużnego, aby zwiększyć ładunek buduje się stosy płytek nakładanych jedna na drugą i połączonych ze sobą równolegle. Sumuje się w ten sposób wszystkie pojawiające się ładunki dodatnie i ujemne, co umożliwiło powiększenie czułości przetwornika. Zjawisko piezoelektryczne jest w granicach odkształceń sprężystych proporcjonalne do nacisku. Jeśli ta zależność nie jest spełniona, w przeważającej liczbie przypadków jest to spowodowane przez mechaniczną stronę konstrukcji przetwornika bądź przez kanał pomiarowy. Nieliniowość przetwornika nie powinna przekraczać w całym zakresie pomiarowym $\pm 1\%$. Przy szczególnie starannym wykonaniu i selekcji płytek można ją zmniejszyć do $\pm 0,2\%$.

Przetwornik piezokwarcowy siły, po umieszczeniu na jego powierzchniach metalowych elektrod, w obwodzie elektrycznym będzie zachowywał się jak kondensator o pojemności C ze zgromadzonym ładunkiem Q . Po przyłożeniu siły F_x pojawi się różnica potencjałów którą można wyznaczyć z zależności:

$$U = \frac{Q}{C + C_0} = \frac{kF_x}{C + C_0} \quad 6.6$$

gdzie:

U – napięcie na okładkach przetwornika,

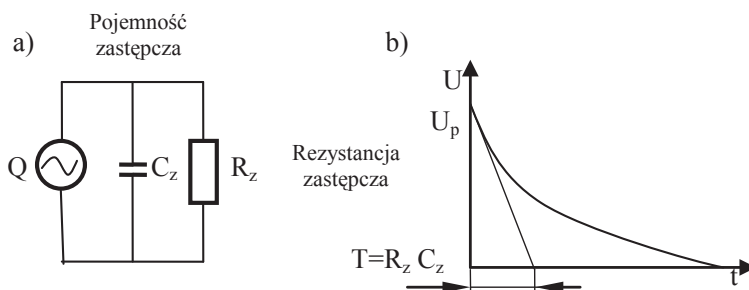
C – pojemność przetwornika,

C_0 – pojemność układu pomiarowego.

Obliczając pochodną powyższej zależności po dF_x otrzymano zależność określaną jako czułość przetwornika piezoelektrycznego:

$$S = \frac{dU}{dF_x} = \frac{k}{C + C_0} \quad 6.7$$

Z otrzymanej zależności wynika, że czułość ta zależy w dużym stopniu od pojemności układu pomiarowego C_0 . Przetwornik jest podłączony do wzmacniacza o pewnej rezystancji wejściowej R_z tak jak na schemacie rys. 6.19.



Rys. 6.19. Wpływ zjawiska upływności na wskazania piezoelektrycznego przetwornika siły, a) Schemat zastępczy przetwornika i układu pomiarowego, b) Zmiana napięcia z przetwornika w czasie statycznego obciążenia.

Ładunek elektryczny powstający na jego powierzchniach w chwili przyłożenia siły F_x zachowuje się tak długo, jak długo działa ta siła pod warunkiem, że nie ma upływu. W rzeczywistości jednak ulega rozładowaniu poprzez oporność R_z . Napięcie na elektrodach przetwornika będzie malało zgodnie z zależnością:

$$U = U_p e^{-\frac{t}{T}} \quad 6.8$$

gdzie:

U_p – napięcie początkowe = Q/C_z ;

T – stała czasowa $T=R_z C_z$;

t – czas.

Ponieważ funkcję $e^{-\frac{t}{T}}$ można rozwinąć w szereg potęgowy, to biorąc dwa pierwsze wyrazy szeregu można napisać:

$$e^{-\frac{t}{T}} \cong 1 - \frac{t}{T} \cong 1 - \frac{t}{R_z C_z} \quad 6.9$$

stąd

$$U = U_p \left(1 - \frac{t}{R_z C_z} \right) = U_p \left(1 - \frac{t}{T} \right) \quad 6.10$$

Z przeprowadzonej analizy wynika, że pomiary sił wolnozmiennych mogą być obarczone błędem zależnym od czasu trwania obciążenia. Przy założeniu pojemności zastępczej przetwornika $C_z=100\text{pF}$ oraz, że po 60 sekundach dopuszczalny jest spadek napięcia na obciążonym przetworniku siły o 1% wartości początkowej napięcia U_p można obliczyć pożądaną stałą czasową z równania (6.10) wstawiając $U=0,99U_p$. Otrzymana wartość stałej czasowej przy tych założeniach to $T=6000\text{s}$. Oznacza to, że układ wzmacniacza pomiarowego musi mieć rezystancję wejściową nie mniejszą niż $R_z = \frac{T}{C_z} = 6 \cdot 10^{13} \Omega$. Tak duże wymagania wpływają na złożoność

rozwiązań torów pomiarowych dla tych czujników. Ponadto duża precyzja konieczna przy obróbce kryształów kwarcu i montażu czujników sprawiają, że cena ich jest kilkukrotnie większa niż rozwiązań tensometrycznych. Dodatkowo pewną wadą czujników zbudowanych z kryształu kwarcu jest wrażliwość na przeciążenie. Przekroczenie dopuszczalnego zakresu pomiarowego, co jest możliwe w warunkach kolizji, przeważnie skutkuje zniszczeniem przetwornika. Dla celów przemysłowych stosuje się zabezpieczenia natury konstrukcyjnej, polegające na takim usytuowaniu przetwornika, aby nie był obciążony pełną siłą działającą między dwoma elementami konstrukcyjnymi, oraz aby w przypadkach skrajnego obciążenia, było ono przejmowane przez inne elementy obrabiarki.

Na podstawie publikowanych wyników badań prowadzonych w wielu ośrodkach badawczych w WZL TH Aachen⁵¹, Instytucie Technologii Mechanicznej PW⁴⁸ można zaobserwować strategię wykorzystania zmierzonych składowych sił skrawania do diagnozowania stanu narzędzia. Wszystkie źródła wskazują na dobre skorelowanie składowej posuwowej F_f siły skrawania ze wskaźnikami zużycia ostrza narzędzia VB_C na powierzchni przyłożenia. Przyjęcie jednak bezwzględnej wartości tej składowej siły jako symptomu stanu narzędzia jest niepraktyczne. Lepszym rozwiązaniem jest śledzenie zmian wartości F_f w odniesieniu do jej wartości początkowej, gdy narzędzie było ostre ($VB_C=0$). Taki wskaźnik proponuje K. Jemielniak⁵²:

⁵¹ Köning W., Klufft W.: *Processbegleitendes Erkennen von Werkzeugbruch und Verschleisswertgrenzen*. Industrie Anzeiger, vol.104, No 96, 23, 1982.

⁵² Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.

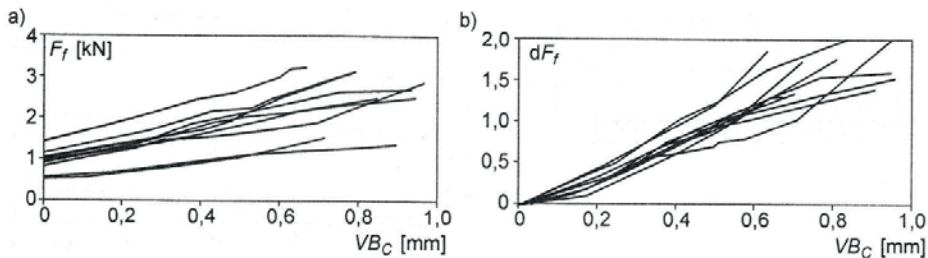
$$dF_f = \frac{F_f - F_{f0}}{F_{f0}} \quad 6.11$$

gdzie:

dF_f – względna zmiana posuwowej składowej siły skrawania,

F_{f0} – pierwsza zmierzona wartość posuwowej składowej siły skrawania.

Wyniki prób skorelowania wprost składowej F_f oraz jej względnego przyrostu przedstawia rys. 6.20⁵³.



Rys. 6.20. Badanie stopnia skorelowania składowej posuwowej ze stopniem zużycia narzędzia. a) Zależność składowej posuwowej siły skrawania F_f od stopnia zużycia narzędzia mierzonego wskaźnikiem VB_C , b) Zależność miary względnej składowej siły skrawania F_f od stopnia zużycia narzędzia mierzonego wskaźnikiem VB_C

Wyniki przedstawione na rys. 6.20 zostały uzyskane podczas toczenia dwóch różnych materiałów obrabianych oraz dla dwóch geometrii ostrza i czterech rodzajach materiału ostrza. Poprawa skupienia wykresów dla poszczególnych prób dla dF_f (rys. 6.20b) w odniesieniu do wykresów dla F_f (rys. 6.20a) jest, zdaniem badacza, wyraźnie widoczna i pozwala na wykorzystanie związków z rys. 6.20b do diagnozowania stopnia zużycia narzędzia pracującego w różnych warunkach skrawania. Stwierdzenie to jest prawdziwe pod warunkiem rejestracji siły skrawania F_f zawsze w tym samym punkcie toru narzędzia i z tymi samymi parametrami co pomiar siły F_{f0} .

W literaturze⁵⁴ można zauważyć sugestie, aby zamiast podstawiać do wzoru wartość składowej F_f wstawić iloraz tej siły przez składową główną F_C :

⁵³ Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.

⁵⁴ Choudhury S.K., Kishore K.K.: *Tool wear measurement in turning using force ratio*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, vol.40, 899-909, 2000.

$$F_{f/c} = \frac{F_f}{F_c} \quad 6.12$$

otrzymując

$$dF_{f/c} = \frac{(F_f / F_c) - (F_{f0} / F_{c0})}{(F_{f0} / F_{c0})} \quad 6.13$$

Składowa F_c w niewielkim stopniu zależy od zużycia ostrza. Natomiast obliczony względny przyrost $dF_{f/c}$ ma większą dynamikę i skalę względną.

W literaturze⁵⁵ można znaleźć próby uwzględnienia składowej zmiennej sił skrawania do budowy miar skorelowanych ze zużyciem. Zaobserwowano, że wraz ze zużyciem narzędzia rośnie wartość odchylenia standardowego siły F_c , F_f oraz F_d . Wartość tego odchylenia standardowego S może być przyjęta za miarę zużycia. Wyznaczono także miarę V , która stanowi odniesienie odchylenia standardowego do średniej wartości składowej siły skrawania zwaną współczynnikiem zmienności:

$$V = \frac{S}{\bar{F}} \quad 6.14$$

gdzie:

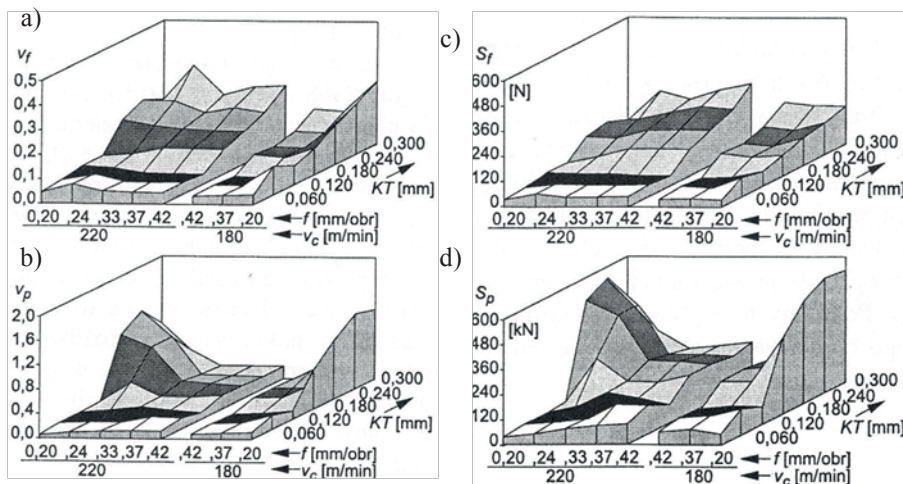
\bar{F} – średnia wartość siły,

S – odchylenie standardowe.

W procesie zużycia narzędzia, korelowano wartości miar F_c , S_c , V_c , F_f , S_f , V_f , F_p , S_p , V_p dla kolejnych stanów ostrza reprezentowanych przez głębokość krateru na powierzchni natarcia KT. Przykładowe zależności dla materiału ostrza S30S pokazano na Rys. 6.21. W tabeli 6.3⁵⁶ pokazano współczynniki korelacji między wymienionymi miarami generowanymi z pomiarów składowych sił skrawania podczas eksperymentów toczenia.

⁵⁵ Mackinnon R., Wilson G.E., Wilkinson A.J.: *Tool condition Monitoring Using Multi-component Force Measurements*. Proc. 26-th Int. MTRDR Conf., 317, 1986.

⁵⁶ Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.



Rys. 6.21. Rezultat obserwacji miary V i S w funkcji głębokości krateru KT . a) Miara V_f wyznaczona dla składowej F_f ; b) Miara V_d wyznaczona dla składowej odporowej F_p ; c) Miara S_f wyznaczona dla składowej F_f ; d) Miara S_f wyznaczona dla składowej F_d (wg Jemielniaka⁵⁷)

Tabela 6.3. Korelacja miar zużycia ostrza wygenerowanych ze składowych sił skrawania⁵⁸

S30S	F_c	S_c	V_c	F_f	S_f	V_f	F_p	S_p	V_p
r	0,087	0,797	0,427	0,173	0,727	0,729	0,590	0,598	0,476

Widoczne jest dobre skorelowanie miary odchylenia standardowego S_c dla składowej F_c , której składowa stała jest słabo skorelowana. Jednocześnie zauważa się dobre skorelowanie miar względnych zależnych od odchylenia standardowego zarówno S_f jak i V_f .

Podczas prac nad modelami sił skrawania w procesie frezowania wskazano również na możliwość korelacji pomiędzy siłami skrawania a stanem narzędzia, jego zużyciem i złamaniem. Słuszność postawionej tezy potwierdziły prace Akgerman i Frisch⁵⁹ oraz Choudhury i Ramesh⁶⁰.

⁵⁷ Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.

⁵⁸ Tamże.

⁵⁹ Akgerman N., Frisch J.: *The use of cutting force spectrum for tool wear compensation during turning*, in: Proc. 12th Int. Mach. Tool Des. Res. Conf., UMIST, Manchester, pp. 517-526, 1991.

⁶⁰ Choudhury S. K., Ramesh S.: *On line tool wear sensing and compensation in turning*, J. Mater. Process. Technol. 49 (3-4), 247, 1995.

Lin i Yang⁶¹ zaproponowali system monitorowania trwałości narzędzia w operacjach frezarskich używając sił skrawania. Układ wykorzystuje statystyczną metodę wyznaczania wartości sił skrawania w oparciu o dane z obróbki zarówno narzędziem nowym jak i o różnym stopniu zużycia. Aktualny stan narzędzia jest opisany wektorem wartości trzech składowych sił skrawania zmierzonych na stałym odcinku toru narzędzia zawsze dla tych samych parametrów. Autorzy w trakcie eksperymentów stosowali miary odległości między wektorem składowych sił oszacowanym statystycznie i reprezentującym określony stopień zużycia ostrzy frezu a aktualnym z pomiarów. Na tej podstawie określano było zużycie narzędzia. Autorzy nie podają skuteczności zaproponowanego rozwiązania.

Również Elbestawi⁶² przedstawił strategię monitorowania trwałości narzędzia w procesie frezowania z wykorzystaniem sił skrawania. Autor podjął próbę korelacji widma mocy sił skrawania ze stopniem zużycia narzędzia, wykorzystując w ten sposób informację zawartą w składowej zmiennej sygnału siły. Widma sygnału składowych x i y sił skrawania były reprezentowane jako wektory liczbowe o przypisanych wartościach parametrów geometrycznego zużycia. Stosując metryki odległościowe (opisane w rozdziale 4.7) porównywano te wektory z zarejestrowanymi w trakcie obróbki doświadczalnej (uczącej) przypisując odpowiedni przedział zużycia ostrzy frezu.

Diagnozowanie stanu narzędzi obrotowych wielostrzowych takich jak wiertła, rozwiertaki, w oparciu o miary sygnału składowych sił skrawania i momentu obrotowego ma większe zastosowanie w zakresie identyfikacji stanów katastroficznych niż bieżącego zużycia.

Zastosowanie sygnału siły lub momentu skręcającego (w przypadku narzędzi obrotowych) do diagnozowania stanów katastroficznych i poprzedzających takie stany nabrało praktycznego znaczenia po pojawieniu się, nieco tańszych, rozwiązań siłomierzy piezoelektrycznych w wykonaniach przemysłowych.

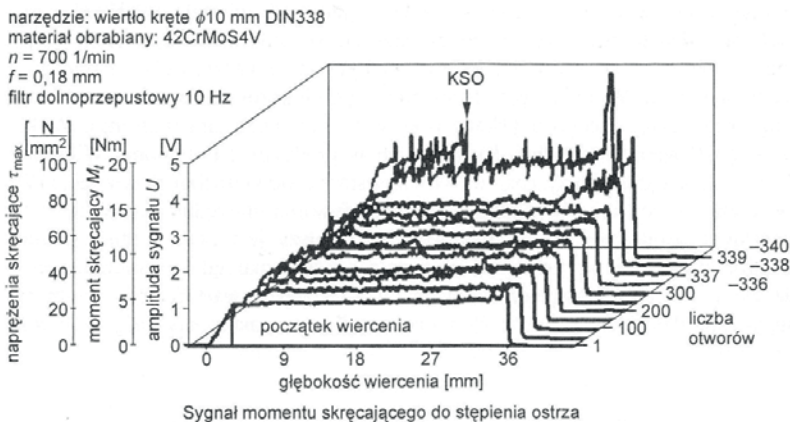
W przypadku operacji wiertarskich, w zautomatyzowanych systemach obróbkowych, wykrycie stanu katastroficznego wykruszenia ostrza wiertła oznacza konieczność przerwania cyklu obróbkowego i obsługi takiego zdarzenia. Przeważnie fragmenty wiertła pozostają w przedmiocie obrabianym a wiertło musi zostać wymienione co wymaga interwencji operatora. Podejmowane są próby wykrywania w sygnale momentu skręcającego symptomów świadczących o zbliżającym się końcu trwałości ostrza wiertła. Takim symptomem podawanym (wg Tönshoff 'a⁶³)

⁶¹ Lin S. C., Yang R. J.: *Force – based model for tool wear monitoring in face milling*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, 35, pp. 1201-1211, 1995.

⁶² Elbestawi M. A., Papazafriou T. A., Du R. X.: *In process monitoring of tool wear in milling using cutting force signature*. International Journal of Machine and Tools Manufacturing 31, 55-73, 1991.

⁶³ Tönshoff H. K., Brinksmeier E., Husen H.: *Berührungslose Messerung des dynamischen Bearbeitungsmoments zur Überwachung schlanker rotierender Werkzeuge*. El-ektro-technik und Informationstechnik, vol. 108, No 6, 252-257, 1991.

jest szybkość narastania momentu skręcającego zwłaszcza w końcowej fazie wykonywania otworu. Sygnał momentu podawany analizie powinien być przefiltrowany filtrem dolnoprzepustowym o częstotliwości granicznej od kilku do kilkunastu Hz, ponieważ zawiera zakłócenia o wyższych częstotliwościach mogące być źródłem fałszywych alarmów. Silne przyspieszenie narastania momentu skręcającego ma miejsce w różnej odległości w czasie od właściwego zniszczenia ostrza, toteż wskazane jest przerwanie obróbki po przekroczeniu przyjętej doświadczalnie szybkości narastania sygnału. Na rys. 6.22 zamieszczono wynik przeprowadzonych prób wiercenia otworów wiertłem o średnicy 10 mm w stali 42CrMoS4V z parametrami $n=700$ obr/min oraz posuwem $f=0,18$ mm/Obr. Z przedstawionego wykresu momentu skręcającego widać, że przez cały okres życia narzędzia zmieniał się on w niewielkim stopniu, mimo że ostrze od pierwszego do 340 otworu musiało ulegać systematycznemu technologicznemu zużyciu. Oznacza to, że przyjęty symptom nie nadaje się do oceny bieżącego zużycia. Natomiast nagły wzrost momentu pod koniec wiercenia 338 otworu powinien uruchomić system diagnostyczny i zapobiec zniszczeniu narzędzia, które nastąpiło w czasie obróbki następnego otworu.

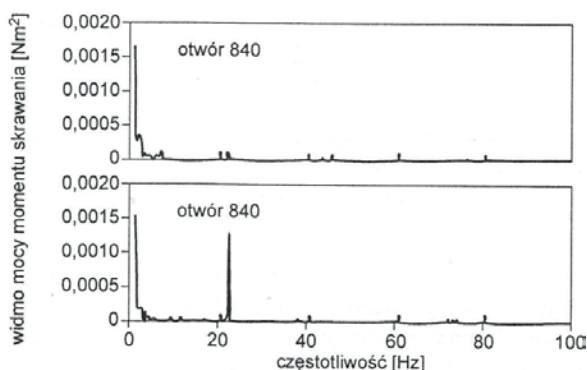


Rys. 6.22. Wyniki obserwacji momentu skręcającego podczas wiercenia wiertłem krętym kolejnych otworów o głębokości 36 mm (wg Tönshoff'a)⁶⁴

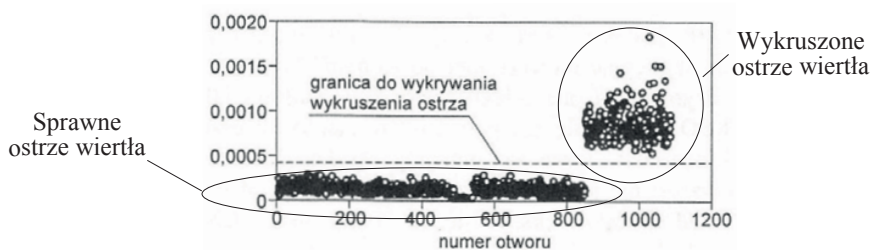
Oprócz prędkości narastania niskoczęstotliwościowych składowych sygnału momentu skrawania, dosyć obiecujące rezultaty osiągnięto obserwując widmo mocy tego sygnału dla częstotliwości odpowiadających prędkości obrotowej wiertła. Okazało się, że amplituda dla tej częstotliwości gwałtownie rośnie w przypadku wykrycia destrukcji narzędzia. System diagnostyczny oparty na tej zasadzie

⁶⁴ Tönshoff H. K., Brinksmeier E., Husen H.: *Berührungslose Messung des dynamischen Bearbeitungsmoments zur Überwachung schlanker rotierender Werkzeuge*. El-ektronik und Informationstechnik, vol. 108, No 6, 252-257, 1991.

pozwoił na wyraźne rozróżnienie stanu zdolności narzędzia do pracy i stanu wykruszenia. Odpowiednio szybka reakcja systemu sterowania obrabiarki może w tym przypadku uchronić przed ukłuciem wiertła. Na rys. 6.23 przedstawiono obserwację widma sygnału momentu skrawania podczas wiercenia w paśmie od 0 do 100 Hz dla 840 otworu przed i po wykruszeniu ostrza. W paśmie tym widoczne jest widmo mocy sygnału dla 21,7 Hz co odpowiada prędkości obrotowej wrzeciona $n=1300$ obr/min. Na rysunku rys. 6.24 pokazano zbiory wartości tej wielkości w funkcji kolejno obrabianych otworów. Widać wyraźne pogrupowanie zbiorów wartości odpowiadających obróbce ostrym narzędziem i narzędziem wykruszonym.



Rys. 6.23. Widmo mocy sygnału momentu skrawania podczas wiercenia w stali wiertłem HSS o średnicy 5 mm, $n=1300$ obr/min, $f=0,1$ mm/obr. (wg Ohzeki H., Suda I., Mashine A.)⁶⁵

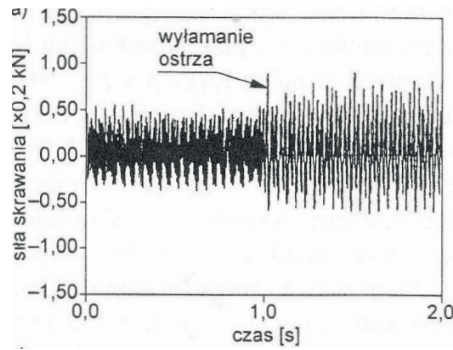


Rys. 6.24. Zbiory wartości widma mocy sygnału momentu skrawania dla stanów sprawnego ostrza i stanu katastroficznego w funkcji numeru kolejno obrabianych otworów (wg Ohzeki H., Suda I., Mashine A.)⁶⁶

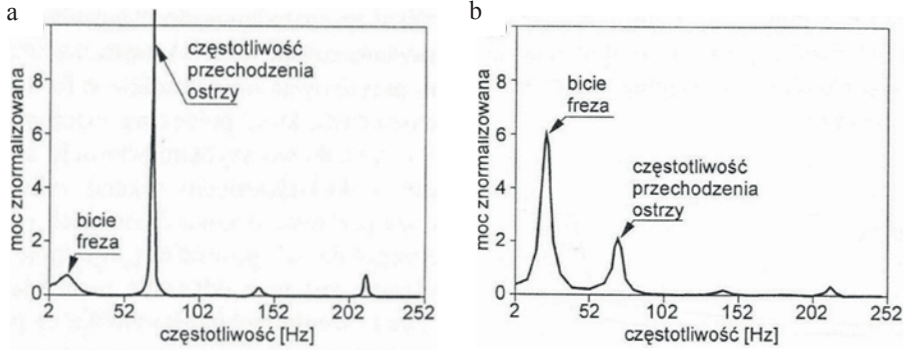
⁶⁵ Ohzeki H., Suda I., Mashine A.: *Monitoring of tool failure in drilling by utilizing magnetostrictive torque sensor*. Proc. of the Second Int. Workshop of Intelligent Manufacturing Systems, Leuven, Belgium, 787-794, 1999.

⁶⁶ Tamże.

Również w zastosowaniu do obróbki frezarskiej duże znaczenie ma wczesne wykrycie stanów wykruszenia narzędzia. Ponieważ frezy są narzędziami wielo-
ostrzowymi to skrajnie większe zużycie jednego ostrza w porównaniu z innymi
musi powodować zmiany w sygnale sił skrawania. Na tym założeniu oparli
koncepcję diagnozowania stanu frezu Ko T.J., Cho D.W., Jung M.Y.⁶⁷ Stwierdzili,
że wykruszeniu ostrza frezu towarzyszy zmiana amplitudy i charakteru sygnału
składowej zmiennej siły skrawania. Zjawisko to pokazano na rys. 6.25.



Rys. 6.25. Zmiana amplitudy i charakteru sygnału składowej zmiennej siły skrawania po
wykruszeniu ostrza frezu (wg Ko T.J., Cho D.W., Jung M. Y)⁶⁸



Rys. 6.26. Analiza widmowa przebiegu czasowego przed (a) oraz po wyłamaniu ostrza frezu
(b) (wg Ko T.J., Cho D.W., Jung M. Y)⁶⁹

Analiza widmowa przebiegu czasowego przed oraz po wyłamaniu ostrza poka-

⁶⁷ Ko T.J., Cho D.W., Jung M. Y.: *On Line monitoring of tool breakage in face milling using self-organized neural network*. Journal of Manufacturing Systems, vol. 14, No 2,80-90, 1995.

⁶⁸ Tamże.

⁶⁹ Tamże.

zuje spadek wartości widma mocy w zakresie częstotliwości przechodzenia ostrzy przez materiał obrabiany, natomiast rośnie wartość widma dla częstotliwości korespondującej z biciem frezu (rys. 6.26). Takie symptomy mogą posłużyć do jednoznacznej diagnozy o wykruszeniu ostrza i konieczności przerwania obróbki.

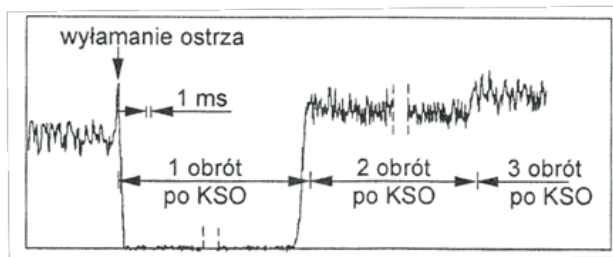
W pracy⁷⁰ Lin i Yang przedstawili inteligentny system monitorowania zużycia narzędzia on – line i procesu skrawania frezami o zakończeniu kulistym. System gromadzący dane z czujników mierzących siły skrawania zbudowany został w oparciu o oprogramowanie LabVIEW. Czujnik siły został umieszczony między przedmiotem obrabianym i stołem. Mierzył siłę skrawania w trzech wzajemnie prostopadłych kierunkach, osi X, Y i Z. Na podstawie tak zmierzonej wartości składowych siły, system określał stopień zużycia narzędzia. Narzędziem decyzyjnym układu monitorowania i optymalizacji parametrów skrawania był algorytm genetyczny. Aby zapewnić prace układu w czasie rzeczywistym system monitorujący został podłączony przez szeregowy port R232 do modułu procesora głównego obrabiarki CNC.

Przedstawione rozwiązanie przez Tansel, Mekdeci, McLaughlin pozwala jedynie na wykrywanie wykruszenia narzędzia⁷¹. Przetwarzanie sygnału siły w trakcie monitorowania zrealizowano w dwóch krokach poprzez użycie transformacji wavelet i zastosowanie sieci neuronowych (WT – NN). W pierwszym kroku, uzyskane siły skrawania zostały poddane kompresji przy użyciu transformacji wavelet. W drugim kroku, parametry transformacji wavelet były klasyfikowane przy użyciu sieci neuronowej (Adaptive Theory Resonance (ART2 – samoucząca sieć neuronowa) i na ich podstawie oceniano dwustanowo stan narzędzia. W celu diagnozowania jednego ostrza skrawającego autorzy przeprowadzili eksperyment, który polegał na prowadzeniu obróbki ostrym frezem czteroostrzowym a następnie drugim trzostrzowym. Porównanie otrzymanych przebiegów sił pozwoliło na określenie wartości sił pojedynczego ostrza. Układ został przetestowany w 171 przypadkach a uzyskane w ten sposób dane posłużyły jako zbiór wartości uczących sieci neuronowej. Badania wykazały, że sieci neuronowe mogą poprawnie sklasyfikować parametry transformacji wavelet z dokładnością do około 95%. System WT – NN jest zdolny rozpoznawania awaryjnego zużycia narzędzia do 1000 razy szybciej niż układy bez sztucznej inteligencji. Oznacza to wyższy stopień bezpieczeństwa procesu wytwarzania. Główną zaletą proponowanego systemu jest szybkość działania, skuteczność użycia oraz łatwość dostosowania do różnych operacji skrawania poprzez trening sieci neuronowych na danych eksperymentalnych w miejscu zainstalowania systemu. Wadą natomiast brak monitorowania zużycia

⁷⁰ Lin S. C., Yang R. J.: *Force – based model for tool wear monitoring in face milling*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, 35, s. 1201-1211, 1995.

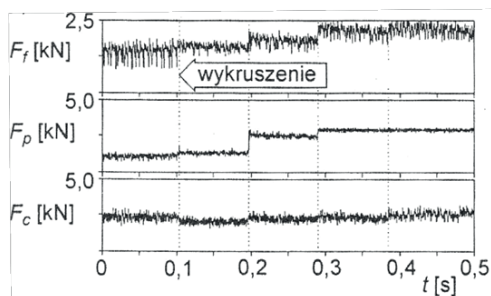
⁷¹ Tansel I. N., Mekdeci C., McLaughlin C.: *Detection of tool failure in end milling with wavelet transformations and neural networks (WT – NN)*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, Volume 35, Issue 8, August 1995, s. 1137-1147.

technologicznego narzędzia. Znacznie łatwiejsze jest diagnozowanie stanów katastroficznych oraz poprzedzających je symptomów w obróbce tokarskiej jednym narzędziem. Prowadzone badania⁷² pokazały, że sygnał składowych sił F_f oraz F_p charakteryzuje się szczególnym charakterem przed i w czasie przyspieszonego zużycia. W pierwszej fazie, towarzyszy temu zdarzeniu, szybki wzrost wartości sił a następnie równie szybki spadek do zera lub do małych wartości. Przeważnie uszkodzenie krawędzi skrawającej nie przekracza wartości posuwu na jeden obrót przedmiotu. Oznacza to powtórny kontakt uszkodzonego narzędzia po jednym obrocie i kontynuację skrawania zniszczoną krawędzią o przypadkowo uformowanej w czasie awarii geometrii. W zależności od losowego kształtu tej krawędzi wartość siły szybko osiąga i przekracza wartości z fazy przed wykruszeniem. Jeżeli proces skrawania będzie trwał dalej to po każdym obrocie przedmiotu będzie występował skokowy wzrost wartości sił spowodowany napotkaniem przez krawędź progu ukształtowanego na powierzchni obrabianej w wyniku wykruszenia i zmiany wymiarów ostrza. Proces ten zanika ustalając wartości składowych sił na wyższym, nieraz znacznie poziomie. Skrawanie realizowane zniszczoną krawędzią powoduje silną koncentrację energii cieplnej w strefie skrawania i dalszą szybką destrukcję. Przykładowy przebieg zmian składowej F_f w czasie wyłamania ostrza w skali czasu odpowiadającej trzem obrotom wrzeciona (wg WZL TH Aachen) pokazano na rys. 6.27. Natomiast przebieg zmian wszystkich trzech składowych siły podczas awaryjnego wykruszenia ostrza (wg ITM PW) można zaobserwować na rys. 6.28.



Rys. 6.27. Przykładowy przebieg zmian składowej F_f w czasie wyłamania ostrza (wg WZL TH Aachen)

⁷² Köning W., Ketteler G.: *Research on Tool Condition Monitorig in Europe – State of the Art and Future Prospects*. Proc. Third Meeting of the CIRP Working Group on TMC, Paris, 8-29, 1994.



Rys. 6.28. Przebieg zmian trzech składowych siły skrawania podczas awaryjnego wykruszenia ostrza (wg ITM PW)⁷³

Na podstawie przytoczonych wyników badań można wnioskować, że system diagnostyczny mający chronić przed daleko idącymi skutkami awaryjnego uszkodzenia krawędzi skrawającej powinien identyfikować ten stan możliwie w chwili początkowej. Trudność polega na tym, że nie we wszystkich przypadkach obserwuje się w pierwszej fazie zdarzenia nagły wzrost składowych sił skrawania, co mogłoby pozwolić na dyskryminację prędkości narastania i wyciągnięcie wniosków diagnostycznych o wykruszeniu. Drugi symptom, gwałtowny spadek wartości składowych siły skrawania jest stałym elementem zdarzenia i można go wykorzystać do stwierdzenia stanu awaryjnego. Powstaje jednak, w praktycznym zastosowaniu, kwestia ustalenia czy jest on symptomem awarii czy naturalnego wyjścia narzędzia z materiału po obróbce ciągłej powierzchni lub w trakcie skrawania powierzchni przerywanej. Pozostawienie tej kwestii bez rozwiązania wiązałoby się z dużą liczbą fałszywych alarmów. Można ten problem uwzględnić w strategii synchronizując działanie systemu diagnostycznego z programem obróbkowym, tak aby reagował on na gwałtowne spadki składowych sił skrawania tylko na tych odcinkach toru narzędzia, na których powinno mieć kontakt z przedmiotem obrabianym. Innym rozwiązaniem może być analiza logicznej koniunkcji kolejności zaobserwowanych (zgodnie z rys. 6.27.) zdarzeń przy uwzględnieniu, że po czasie (od wykruszenia krawędzi) nie mniejszym niż okres jednego obrotu, siły gwałtownie rosną przekraczając wartości z przed wykruszenia. Przy przyjęciu tego drugiego wariantu, wprawdzie szansa na fałszywe alarmy maleje lecz czas na reakcję (przerwanie obróbki) również jest bardzo mały. Trzeba tutaj zauważyć, że dążenie możliwie do szybkiego zdiagnozowania stanów wykruszenia krawędzi skrawającej wynika nie z potrzeby chronienia już i tak zniszczonej płytki narzędziowej (i stosunkowo taniej), ale z konieczności ochrony, często drogiego, przedmiotu obrabianego. W czasie skrawania niesprawnym narzędziem mogą wystąpić nienaprawialne formy uszkodzeń przedmiotu. Ponadto w krańcowych wypadkach zniszczeniu ulega oprawka narzędziowa.

⁷³ Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.

6.2.2. Diagnostyka narzędzi z wykorzystaniem sygnału emisji akustycznej (AE)

Sygnały emisji akustycznej (AE od ang. Acoustic Emission) po raz pierwszy użyto podczas badań nad procesami zmęczenia i pęknięcia materiałów a od niedawna również w diagnostyce stanu narzędzi skrawających i procesu skrawania. Użyteczny zakres częstotliwości wynosi od 50 kHz do 1 MHz. Podobnie jak w przypadku sił skrawania, emisja akustyczna może być wykorzystywana do diagnostyki zużycia i stanów katastroficznych narzędzia⁷⁴.

Emisja akustyczna definiowana jest, jako fala wygenerowana przez szybkie uwolnienie energii ze zlokalizowanego źródła albo źródeł w materiale poddanym wyężeniu⁷⁵. Ten wybuch energii łączony jest z nagłą zmianą wewnętrznych struktur materiału w wyniku zjawisk zachodzących w procesie skrawania: tarcia i łamanie wióra, tarcia między narzędziem i przedmiotem obrabianym, zużycia i wykruszenia krawędzi narzędzia, mikroskopijnych deformacji plastycznych. Przez wewnętrzną zmianę struktury materiału należy rozumieć procesy związane z ruchem dyslokacji, pełzaniem, poślizgiem na granicy ziarna, odkształceniem trwałym materiału, transformacjami fazy międzykrystalicznej, połączeniem wakuatu i dekohezji wtrąceń lub przełomu, oraz pękaniem materiału. Z wymienionych procesów wyłącznie odkształcenie trwałe i pęknięcia są ważne z punktu widzenia diagnostyki obróbki skrawaniem.

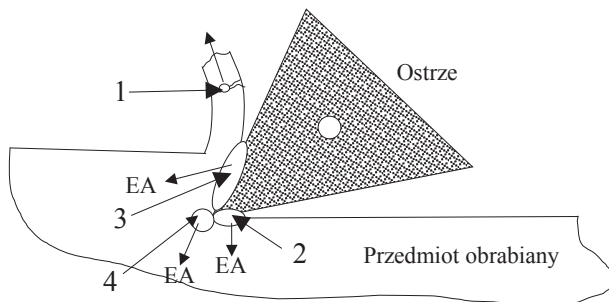
Wg Liang i Dornfelda⁷⁶ najistotniejszymi źródłami emisji akustycznej podczas procesów skrawania są (rys. 6.29):

- odkształcenia plastyczne zachodzące w materiale obrabianym podczas procesu skrawania (4),
- odkształcenia plastyczne w wiórze (1),
- tarcie między powierzchnią przyłożenia narzędzia a przedmiotem obrabianym (2),
- tarcie między powierzchnią natarcia narzędzia i wiórem (3),
- kolizja między wiórem i narzędziem,
- łamanie wióra,
- wykruszenie ostrza narzędzia.

⁷⁴ Rice J. A., Wu S. M.: *On the feasibility of catastrophic cutting tool fracture prediction via acoustic emission analysis*, Trans. ASME J. Eng. Ind. 114, 400-403, 1992.

⁷⁵ Ravindra H. V., Srinivasa Y. G., Krishnamurthy R.: *Acoustic emission for tool condition monitoring in metal cutting*, Wear 212, 78-84, 1997.

⁷⁶ Liang S., Dornfeld D.: *Tool wear detection using time series analysis of acoustic emission*, J. Eng. Ind. Trans. ASME 111 (3), 199-205, 1989.

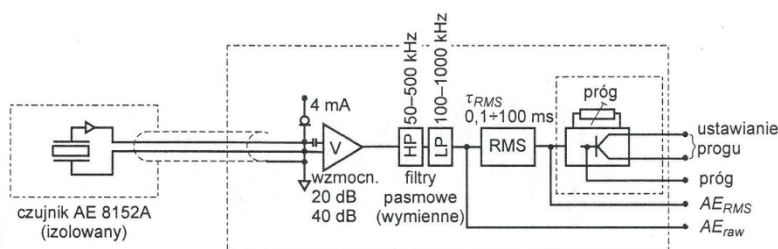


Rys. 6.29. Najważniejsze źródła emisji akustycznej w procesie skrawania (wg Dornfelda)

Z wielu cech sygnału emisji akustycznej, najistotniejsze są:

- źródło sygnału emisji akustycznej,
- czas narastania – czas potrzebny do osiągnięcia wartości szczytowej amplitudy od pierwszego wstępnie wyznaczonego progu sygnału,
- amplituda szczytowa, wiąże się z intensywnością źródła generującą sygnał emisji akustycznej w materiale,
- wartość skuteczna sygnału (RMS – Root Mean Square).

Biorąc pod uwagę, że obserwowany sygnał jest generowany z bardzo dużymi częstotliwościami (praktycznie wykorzystywany przedział od 100 kHz do 1 MHz), rejestracja a następnie analiza cyfrowa takiego sygnału jest trudna i wymaga dużej mocy obliczeniowej. Z tych powodów zakłada się, że analiza może dotyczyć zjawisk o wartościach uśrednionych w czasie. W tym celu sygnał oryginalny jest poddawany operacji uśredniania lub obliczania wartości skutecznej. Operacje te są nazywane demodulacją sygnału AE. Operacja demodulacji odbywa się metodą sprzętową. Schemat urządzenia do akwizycji i demodulacji sygnału emisji akustycznej firmy Kistler przedstawia rys. 6.30.



Rys. 6.30. Urządzenie do pomiaru i demodulacji sygnału AE Kistler⁷⁷. Za parametry sygnału emisji akustycznej, które wykorzystuje się najczęściej w diagnostyce narzędzia, należy uznać: liczbę zliczeń sygnałów powyżej przyjętego poziomu dyskretnego oraz amplituda, czas trwania, czas narastania i energia sygnału.

⁷⁷ Materiały prospektowe firmy Kistler.

Jedną z pierwszych prac na temat wykorzystania emisji akustycznej w procesach skrawania była praca Grabeca i Leskovara⁷⁸. Analizowali oni dźwięk wyemitowany przez proces skrawania stopu aluminium. Wykazali, że słyszalne spektrum częstotliwości jest dyskretne wtedy, gdy sygnał emisji akustycznej jest ciągły. Dalsze prace⁷⁹ potwierdziły możliwość korelacji pomiędzy zmianą w tempie zużywania się ostrza skrawającego a zmianami widma sygnału emisji akustycznej. Badania zawartości informacyjnej sygnału w zakresie obserwacji procesu skrawania wskazują na najkorzystniejszy zakres częstotliwości.

Według Bluma i Inasaki⁸⁰ odpowiednim przedziałem w ocenie relacji pomiędzy warunkami skrawania a zmianami w widmie sygnału emisji akustycznej jest zakres od 100 do 300 kHz.

W wyniku badań w ITM PW⁸¹ podczas skrawania z wiórem ciągłym amplituda zdemodulowanego sygnału przez uśrednienie rośnie liniowo wraz ze wzrostem charakterystycznych śladów na powierzchni przyłożenia.

W wyniku badań opisanych przez Jemielniaka⁸² podczas skrawania z wiórem ciągłym amplituda zdemodulowanego przez uśrednienie sygnału ciągłego AE rośnie liniowo wraz ze wzrostem charakterystycznych śladów na powierzchni przyłożenia i prędkości skrawania. Przy czym nieznacznie zależy od przekroju warstwy skrawanej.

Badania K. Jemielniaka wykazały, że wprawdzie istnieje korelacja między wartością skuteczną sygnału AE_{RMS} a bieżącym stanem zużycia ostrza narzędzia, jednakże zależy także od parametrów skrawania. Przykładowe zależności pokazano na rys. 6.31.

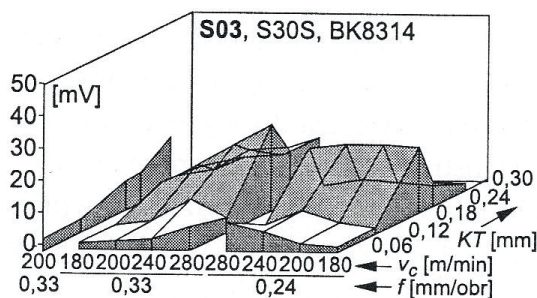
⁷⁸ Grbec P., Leskovar P.: *Acoustic emission of a cutting process*, Ultrasonics 15 (1), 17-20, 1977.

⁷⁹ Blum T., Suzuki I., Inasaki I.: *Development of a condition monitoring system for cutting tools using an acoustic emission sensor*, Bulletin of the Japanese Society of Precision Engineering 22 (4), 301-308, 1988; Susic E., Grabec I., *Application of a neural network to the estimation of surface roughness from AE signals generated by friction process*. Int. J Mach Tools Manuf. 35(8):1077-1086, 1995.

⁸⁰ Blum T., Suzuki I., Inasaki I.: *Development of a condition monitoring system for cutting tools using an acoustic emission sensor*, Bulletin of the Japanese Society of Precision Engineering 22 (4), 301-308, 1988.

⁸¹ Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.

⁸² Tamże.



Rys. 6.31. Przykładowa zależność między wartością skuteczną sygnału $AE_{RMA, sr}$ a bieżącym stanem zużycia ostrza narzędzia KT dla różnych parametrów skrawania i narzędzia ostrza z węglika S30S (wg K. Jemielniaka)

Wynika stąd, że w praktycznym zastosowaniu tej metody diagnozowania stopnia zużycia ostrza, trzeba stosować zasadę pobierania próbek diagnostycznych w tych samych punktach cyklu obróbczego i przy tych samych parametrach podobnie jak przy zastosowaniu sygnału sił skrawania. Równocześnie jednak wykorzystywane miary AE takiej jak wartość skuteczna AE_{RMS} i średnia $S_{AE,RMS}$ oraz liczba wybuchów na sekundę l_i wykazywały bardzo dobrą korelację z wartościami głębokości żłobka na powierzchni natarcia ostrza KT .

Wartości korelacji przy pewnych zestawach warunków skrawania (materiał ostrza i jego geometria, materiał przedmiotu) przekraczały $r=0,9$. Można ten fakt przypisać pewnej izolacji sygnału AE od zakłóceń w paśmie akustycznym. Jednakże pasmo częstotliwości w którym poszukiwano symptomów zużycia ostrza także nie jest wolne od zakłóceń. Choudhury w pracy⁸³ przedstawił możliwe zakłócenia sygnału emisji akustycznej, które powstają w sposób „naturalny” i mogą ograniczyć stosowanie w dziedzinie monitorowania narzędzia AE. Uznał, że zakłócenia powstające w ten sposób to m.in.: oddziaływanie innych maszyn i napędy własne obrabiarki. Również Yao, Li, Yuan⁸⁴ uważają, że uzyskanie czystego od zakłóceń sygnału emisji akustycznej jest niemożliwe.

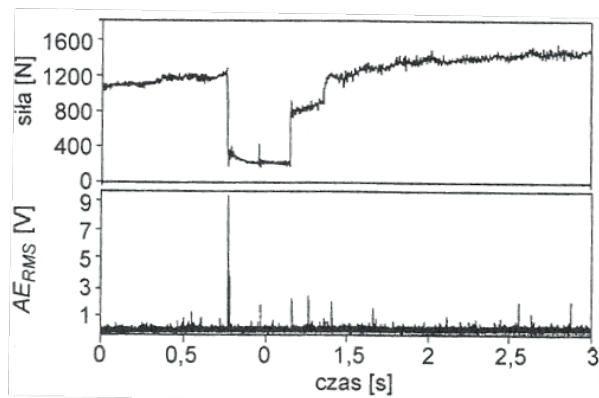
Znaczna liczba badań doświadczalnych, których rezultaty zostały opublikowane⁸⁵ wskazuje jednak na przydatność emisji akustycznej do skutecznego wykrywa-

⁸³ Choudhury S. K., Ramesh S.: *On line tool wear sensing and compensation in turning*, J. Mater. Process. Technol. 49 (3-4), 247, 1995.

⁸⁴ Yao Y., Li X., Yuan Z.: *Tool wear detection with fuzzy classification and wavelet fuzzy neural network*, International Journal of Machine Tools and Manufacture 39, s. 1525-1538, 1999.

⁸⁵ Rangwala S., Dornfeld D.: *A study of acoustic emission generated during orthogonal metal cutting – 1: energy analysis*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, s. 471-487, 1991; Moriwaki T.: *Detection of cutting tool fracture by acoustic emission measurement*, Annals CIRP, 29, s. 35-40, 1980.

nia wykruszenia narzędzia. Zniszczenie ostrza narzędzia można zidentyfikować, ponieważ w jego trakcie następuje nagły wybuch sygnału emisji akustycznej powodując duże zmiany w intensywności sygnału⁸⁶. Przykładowy obraz sygnału AE_{RMS} w momencie wykruszenia ostrza pokazano na rys. 6.32. Dla porównania zarejestrowano przebieg zmian składowej siły skrawania w tym samym czasie.



Rys. 6.32. Charakterystyczny „wybuch” sygnału AERMS w momencie wykruszenia ostrza narzędzia i odpowiadający temu przebieg składowej siły skrawania (wg Emel E., Kannatey – Asibu E. Jr.)⁸⁷

Trzeba jednak zauważyć, że w zastosowaniu do wykrywania katastroficznych uszkodzeń ostrza należy, podobnie jak dla sygnału siły, uwzględnić symptomy w sygnale AE towarzyszące naturalnemu poprawnemu procesowi skrawania takie jak wchodzenie narzędzia w materiał i wychodzenie a także możliwość obróbki na powierzchniach przerywanych. Procesowi wchodzenia narzędzia w materiał towarzyszą wybuchy w sygnale AE_{RMS} spowodowane procesem kształtowania się wióra często o wartościach większych niż podczas wykrycia uszkodzenia ostrza. Podejmowane są próby użycia bardziej złożonych miar dla rozwiązania tego problemu wyliczanych z AE np. przebiegu skrośności i kurtozy rozkładu zamieszczonych przez Kannatey-Asibu i Dornfelda⁸⁸.

Zastosowanie emisji akustycznej do monitorowania zużycia narzędzia podczas frezowania jest mniejsze, niż przy toczeniu. Powodem jest to, że proces frezowania ma charakter przerywany, a impuls sygnału emisji akustycznej jest generowany

⁸⁶ Emel E., Kannatey-Asibu E. Jr.: *Tool fracture monitoring in turning by pattern recognition analysis of AE signals*, ASME Journal of Engineering for Industry, 110, s. 137-145, 1988.

⁸⁷ Tamże.

⁸⁸ Kannatey-Asibu E., Dornfeld D.A.: *A study of Tool Wear Using Statistical Analysis of Metal Cutting Acoustic Emission*. Wear, vol. 78, 247, 1982.

podczas każdego wejścia i wyjścia ostrza do/z materiału obrabianego. Sygnał taki może być uznany przez układ diagnozujący jako symptom zużycia katastroficznego.

Ciągłe monitorowanie trwałości i zużycia narzędzia, także jest trudniejsze z powodu konieczności synchronizacji pobierania sygnału diagnostycznego z fazą współpracy frezu z przedmiotem w celu pobierania próbek sygnału AE w stałych punktach dla ustalenia warunków pomiaru.

6.2.3. Diagnostyka stanu narzędzi z wykorzystaniem sygnału wibroakustycznego

Problem wyeliminowania w procesach wytwarzania zdarzeń katastroficznych (KSO) spowodowanych nagłym uszkodzeniem narzędzia jest w praktyce niemożliwy do uniknięcia. Zdarzenia te mają charakter losowy, tylko w pewnym stopniu zależny od bieżącego zużycia narzędzia. Jednakże cel ten trzeba zdefiniować w inny sposób. System diagnostyczny powinien wykryć zdarzenie KSO możliwie najszybciej po pojawieniu się pierwszych symptomów a następnie system sterowania obróbką powinien obsłużyć takie zdarzenie, przerywając proces, wymieniając narzędzie i kontynuując obróbkę. Dodatkowy cel to zapewnienie ekonomii procesu. Badania statystyczne dotyczące, zainstalowania systemów diagnozowania narzędzi i ich eksploatacji w Niemczech i USA, pokazują, że są one instalowane głównie w elastycznych systemach produkcyjnych⁸⁹ i w zautomatyzowanych gniazdach produkcyjnych. To znaczy tam, gdzie każda awaria i przestój obrabiarki rzutuje na wydajność całego systemu wytwórczego. Systemy diagnostyczne KSO firmowe (kupowane z obrabiarką) lub instalowane przez inne firmy na obrabiarkach pracujących w systemach konwencjonalnych, są po roku eksploatacji w 50% wyłączane. Podstawową przyczyną jest duża liczba fałszywych alarmów przerywających proces i wymagających obsługi operatora.

Inną barierą rozpowszechniania się tych systemów jest ich cena. Zarówno systemy wykorzystujące siłomierze piezoelektryczne, czujniki emisji akustycznej, jak i systemy laserowe są wraz z aparaturą przetwarzającą sygnały, oprogramowaniem i systemami współpracującymi z układem sterowania obrabiarki, bardzo drogie. Często cena może sięgać kilkunastu procent ceny obrabiarki.

Użytkownicy obrabiarek zautomatyzowanych oczekują na rozwiązania tanie w zakupie i eksploatacji, oraz nie wymagające ingerencji w konstrukcję obrabiarki podczas montażu, a więc dające się łatwo zainstalować na różnych obrabiarkach będących w dyspozycji producenta. Duża dynamika rynku powoduje zróżnicowa-

⁸⁹ Lipski J., Świć A.: *Vibroakustičeskie sistemy režuših instrumentov v gibkih avtomatizirovannyh proizvodstvah*. [V:] Kompleksnoe obespečenie točnosti avtomatizirovannyh proizvodstv: Penza: Sbornik statej, 1995, s. 46-50.

nie charakteru zamówień i szybkie zmiany asortymentu obrabianych części. Dlatego proces instalacji i konfiguracji systemu diagnostycznego powinien być szybki i zautomatyzowany nie wymagający konsultacji i udziału wyspecjalizowanej firmy. Przy spełnieniu tych warunków oczekuje się również skutecznego wykrywania zdarzeń katastroficznych w ich pierwszej fazie a także, w bardziej zaawansowanych rozwiązaniach, informacji o technologicznym zużyciu narzędzia. Informacja ta umożliwi racjonalną gospodarkę narzędziową i oszacowanie czasu wymiany narzędzi.

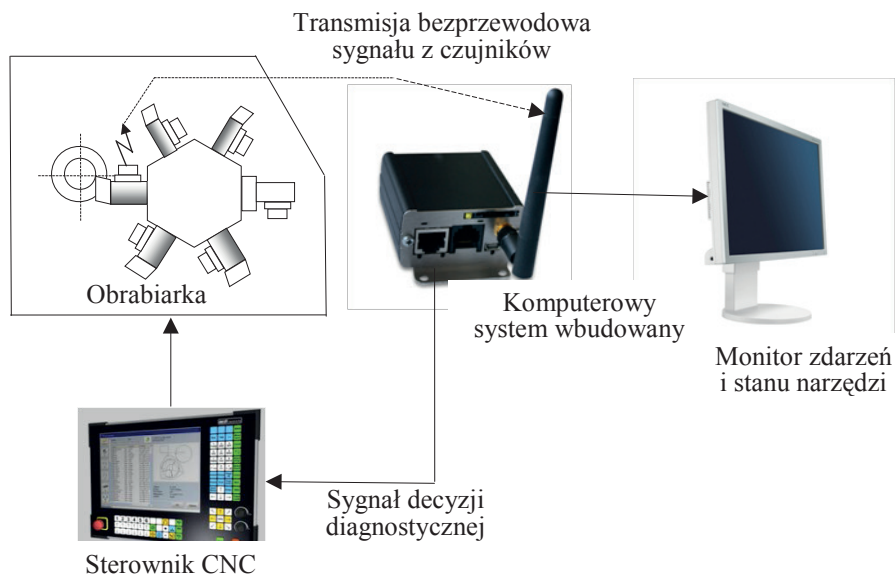
Tak postawione warunki są trudne do spełnienia przez rozwiązania konstrukcyjne opisane w poprzednich rozdziałach. Komponenty do ich konstrukcji są niestety drogie a efekty nie zawsze uzasadniają nakłady inwestycyjne.

Wydaje się jednak, że możliwe jest spełnienie większości oczekiwań producentów stosując zasady projektowania mechatronicznego. Konstrukcja systemu diagnostycznego doskonale się do takiej formy projektowania nadaje. Wyraźnie określone własności produktu, jakim jest system diagnostyczny narzędzia skrawającego, powinny być osiągnięte małym nakładem w zakresie konstrukcji mechanicznej i elektrycznej a większość postawionych celów może być zrealizowana przez oprogramowanie. Jeśli oprogramowanie to i komputer, lecz nie taki jaki stoi na biurku. Komputer wyspecjalizowany do wąskiej grupy zadań przetwarzania sygnałów w czasie rzeczywistym tzw. system wbudowany. Tani jako konstrukcja, lecz o olbrzymich możliwościach zależnych od oprogramowania.

Nawet najlepszy komputer i oprogramowanie nie zrealizuje zadań diagnostycznych bez źródła informacji. Takim źródłem ciągłej informacji o tym co się dzieje w strefie skrawania może być sygnał wibroakustyczny. Rejestracja tego sygnału wymaga niekłopotliwej instalacji miniaturowych czujników przyspieszeń możliwie w pobliżu strefy skrawania. Czujniki te mogą należeć do grupy rozwiązań inteligentnych. Oznacza to, że mają w jednej obudowie bezwładnościowy czujnik przyspieszeń, wzmacniacz dopasowujący, filtr antyaliasingowy, przetwornik analogowo-cyfrowy oraz mikroprocesor sterujący wstępnym przetwarzaniem. Od strony mechanicznej czujniki powinny charakteryzować się łatwością montażu np. mocowanie magnetyczne, obudową odporną na uderzenia wiórów i cieczy chłodząco smarujące.

Cyfrowy sygnał z przetwornika może być przesyłany drogą kablową lub bezprzewodową do wspomnianego systemu wbudowanego. Moc obliczeniowa zainstalowana w systemie wbudowanym musi być tak dobrana, aby podołać obliczeniom potrzebnym dla wygenerowania decyzji diagnostycznych dla kilku przyłączonych i skonfigurowanych czujników. Część obecnie skonstruowanych obrabiarek pozwala na równoczesną pracę kilku narzędzi. System musi być wyposażony w wyjście sterujące standardowe dla większości typowych układów sterowań CNC. Wyjście to ma podstawowe zadanie – żądanie przerwania obróbki po stwierdzeniu, że aktualnie pracujące narzędzie uległo awarii. Dodatkowo

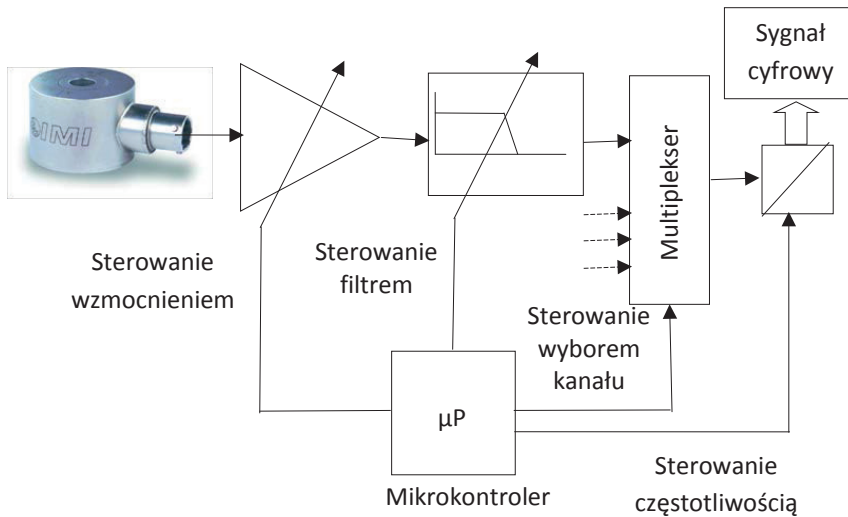
wyjscie informacyjne pozwalające na wyświetlenie na dołączanym monitorze, lub przesłanie do komputera nadrzędnego i bazy danych historii zdarzeń i komunikatów. Schemat rozwiązania sprzętowego systemu diagnostycznego konstruowanego metodami mechatronicznymi przedstawiono na rys. 6.33.



Rys. 6.33. Komputerowy system diagnozowania stanu narzędzia wykorzystujący sygnał wibroakustyczny ze strefy skrawania

Pierwszym elementem toru pomiarowego jest czujnik bezwładnościowy piezoelektryczny przyspieszenia. Czujniki tego typu pozwalają na pomiar amplitudy drgań w zakresie od części Hz do ok. 15 kHz. Jest to zakres wystarczający do zbierania i rejestracji sygnałów wibroakustycznych w procesach skrawania. Czujnik jest umieszczany możliwie blisko krawędzi skrawającej (na nożach tokarskich) lub na wrzecienniku narzędziowym w przypadku narzędzi obrotowych (wiertła, frezy). Przetwornikiem sił bezwładności w czujnikach drgań jest płytka kwarcu. Wykorzystano tu zjawisko piezoelektryczności opisane przy okazji prezentowania czujników siły (rozdział 6.2.1). Sygnał analogowy po wzmacnieniu we wzmacniaczu jest filtrowany filtrem analogowym antyaliasingowym a następnie poddany przetworzeniu na postać cyfrową w przetworniku analogowo-cyfrowym. Jeżeli zastosować opcję inteligentnego przetwornika to parametry wstępnego przetwarzania takie jak współczynnik wzmacnienia, częstotliwość próbkowania, oraz programowe sterowanie procesem akwizycji danych mogą być sterowane wbudowanym mikroprocesorem. Mikroprocesor może obsługiwać kilka kanałów pomiarowych za pośrednictwem multipleksera i jednego szybkiego przetwornika

analogowo-cyfrowego. Rozwiązanie takie pokazano na rys. 6.34. Z przetwornika analogowo cyfrowego sygnał może być przesłany kablem lub drogą radiową do mikrokomputera, którego zadaniem jest przetwarzanie cyfrowe sygnału mające na celu wyznaczenie miar przydatnych do wygenerowania decyzji diagnostycznych.



Rys. 6.34. Schemat blokowy toru pomiarowego sygnału wibroakustycznego

Część programowa systemu diagnostycznego stanowi zbiór procedur zależnych od zastosowanej koncepcji strategii rozpoznawania stanów katastroficznych oraz strategii wyznaczania bieżącego stanu ostrza narzędzia.

W literaturze⁹⁰ spotyka się różne koncepcje wykorzystania sygnału wibroakustycznego do diagnostyki narzędzia. Wstępnie można je podzielić na:

1. Rozwiązania wykorzystujące wprost wartość średnią amplitudy sygnału w domenie czasu bez dodatkowej filtracji sygnału lub wartość średnią obliczoną w oknie czasowym o założonej długości odniesioną względem zarejestrowanego sygnału dla pierwszego cyklu obróbczego.

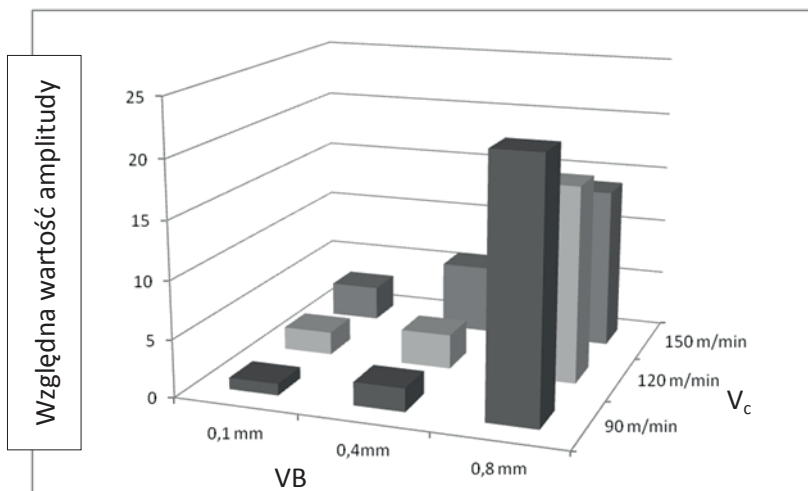
⁹⁰ Dimla D. E. Sr., Lister P. M.: *On - line metal cutting tool condition monitoring. I: force and vibration analysis*, International Journal of Machine Tools and Manufacture 40, 739-768, 2000; Tsai S. Y., Wu S. M., *On - line identification and suppression of time varying machining chatter in turning via dynamic data system (DDS) methodology*. Proceedings of International Conference on Advanced Automation ICAA-83, December 19 25, Taipei, Taiwan, 1983; Lu M. C., Saibu E. K., *Analysis of sound signal characteristics associated with adhesive wear in machining*, in: Transactions of the North American Manufacturing Research Institution of SME, North American Manufacturing Research Conference (NAMRC XXVIII), Lexington, KY, USA, s. 257-262, 2000.

2. Rozwiązania, w których sygnał jest wstępnie filtrowany dodatkowymi filtrami analogowymi na etapie przetwarzania wstępnego lub cyfrowymi po przetworzeniu do postaci cyfrowej. Filtracja ma na celu eliminację tych zakresów częstotliwości, które w małym stopniu lub wcale nie są skorelowane ze zmianami stanu narzędzia lub wręcz są identyfikowane jako zakłócenia. Tak przygotowany sygnał w dziedzinie czasu jest następnie, podobnie jak poprzednio, wykorzystany do względnej oceny zmian stanu ostrza.
3. Systemy przetwarzania wyliczające różne miary z zarejestrowanego sygnału takie jak wartość skuteczna (RMS), odchylenie standardowe, korelacja z sygnałem zarejestrowanym w pierwszym cyklu obróbkowym, oraz widmo amplitudowe i widmo mocy sygnału. Na podstawie tych ostatnich często wyznaczane są zakresy częstotliwości szczególnie wrażliwe na zmiany stanu ostrza. Lub zakresy dla których stosunek wartości widma mocy niesie informację o stopniu zużycia narzędzia. W wynikach wielu badań zaobserwowano wzrost energii generowanej w paśmie 4 do 8 kHz przy jednoczesnym zmniejszeniu się w paśmie od 0 do 4 kHz w ostatniej fazie zużycia narzędzia.
4. Zaawansowane systemy stosujące przekształcenia sygnału wibroakustycznego do postaci widmowej i cepstralnej oraz dokonujące na tak przekształconym sygnale operacji poprawiających skuteczność jego wykorzystania do decyzji diagnostycznych.

Ad. 1.

Informacje na temat wyników badań zależności amplitudy drgań wibroakustycznych od stopnia zużycia narzędzia⁹¹ wskazują na istnienie takiej zależności. Jej charakter jednak jest różny i zależny zarówno od prędkości skrawania jak i posuwu, podobnie jak można było to zaobserwować dla składowych sił skrawania. Dodatkowo obserwowany sygnał zawiera drgania pochodzące z wielu urządzeń i zespołów obrabiarki, na której odbywa się skrawanie a także z sąsiednich maszyn. W zależności od częstotliwości tych zewnętrznych źródeł, mogą one w większym lub mniejszym stopniu wpływać na wynik diagnozy. Ponadto daje się zauważyć stosunkowo małą wrażliwość metody w obszarze niskiego zużycia ostrza. Wzrost zużycia do wartości, które w warunkach obróbki dokładnej, mogą już skutkować istotnym pogorszeniem parametrów powierzchni obrobionej jeszcze nie jest wyraźnie odwzorowana w przestrzeni symptomu jakim jest wartość amplitudy drgań.

⁹¹ Shumsheruddin A., Lawrence J.C.: *In-Process Prediction of Milling Tool*. Wear Proc. 24-th Int. MTDR Conf., 201, 1983.



Rys. 6.35. Zmiany wartości amplitudy sygnału wibroakustycznego podczas toczenia (wg A. Sokołowskiego)⁹²

Dopiero zużycie zbliżone do krańcowego generuje wyraźny sygnał diagnostyczny, który powinien być interpretowany jako przed awaryjny.

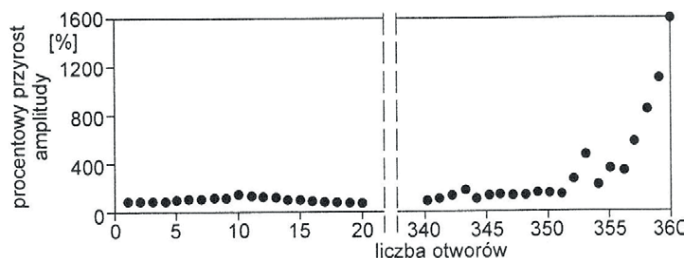
Na rys. 6.35 przedstawiono poglądową zależność (podaną przez A. Sokołowskiego⁹³) między amplitudą drgań odniesioną do poziomu amplitudy w cyklu obróbkowym wykonanym narzędziem ostrym. Widoczny jest gwałtowny wzrost miary obserwowanego symptomu w pobliżu poziomu zużycia $VB=0,8$ mm.

Metoda diagnozy narzędzia na podstawie tylko poziomu drgań sprawdza się także w pewnym stopniu podczas obróbki wiertłami. Zaobserwowano, że powyżej pewnego stopnia zużycia przyrost amplitudy drgań może być nawet kilkunastokrotny w stosunku do obróbki ostrym narzędziem. Wyniki takich prób można znaleźć w pracy Köning i Ketteler⁹⁴. Eksperyment dotyczył wiercenia wiertłem o średnicy 2 mm ze stali szybko tnącej otworów o głębokości 8 mm. Widać jak mała była wrażliwość na niewątpliwe stępienie narzędzia podczas wiercenia pierwszych 340 otworów. Dopiero po przekroczeniu 352 operacji następuje gwałtowny wzrost amplitudy oceniany przez autora na poziomie kilkuset procent wartości początkowej.

⁹² Sokołowski A.: *Nadzorowanie stanu ostrza skrawającego z zastosowaniem sieci neuronowej*. Rozprawa doktorska, Politechnika Śląska, Gliwice, 1994.

⁹³ Tamże.

⁹⁴ Köning W., Ketteler G.: *Research on Tool Condition Monitoring in Europe – State of the Art and Future Prospects*. Proc. Third Meeting of the CIRP Working Group on TMC, Paris, 8-29, 1994.



Rys. 6.36. Procentowy przyrost amplitudy drgań podczas wiercenia w funkcji liczby wykonanych otworów (wg Köning W., Ketteler G.)⁹⁵

Zależność tą pokazano na rys. 6.36. Na tym przykładzie widać, że bezpośrednie wykorzystanie amplitudy sygnału wibroakustycznego może być przydatne do wykrywania stanów przed awaryjnych. Należy jednak w każdym indywidualnym przypadku dobrać próg dyskryminacji sygnału, powyżej którego ryzyko dalszej obróbki jest nieakceptowane. Zaletą diagnostyki opartej na sygnałach wibroakustycznych jest szybkość rozchodzenia się informacji o zmianach w strefie skrawania, ponieważ w ich transmisji do czujnika pośredniczą ciała stałe (oprawka nożowa, imak) w których drgania rozchodzą się szybko. Stąd reakcja na zdarzenia przed awaryjne lub awaryjne pozwala na zachowanie odpowiedniego marginesu bezpieczeństwa.

Ad 2.

W przypadku rejestracji sygnałów drgań, do celów diagnostycznych, pojawia się problem selekcji tych przedziałów częstotliwości, dla których istnieje związek przyczynowo skutkowy między pozyskaną miarą a rzeczywistym stanem ostrza narzędzia. Jak pokazano na modelu powstawania drgań i ich transmisji w rozdziale 5.1, sygnał, który rejestruje czujnik jest splotem (5.11). Dynamiczne odwzorowanie stanu obiektu $x(t, \theta)$ (narzędzia) wymusza drgania układów masowo-sprężystych maszyny. Rejestrowany przez czujniki drgań sygnał stanowi odpowiedź układu dynamicznego o charakterystyce impulsowej $h(r, t, \theta)$ na wymuszenie $x(t, \theta)$. Wprowadzona współrzędna r jest odległością od punktu pomiarowego do punktu pobudzenia przez $x(t, \theta)$. Stąd sygnały zbierane przez czujnik nie są addetywne w domenie częstotliwości. Oznacza to, że filtracja sygnału wibroakustycznego w pasmach częstotliwości, w których można spodziewać się sygnałów niezwiązanych z procesem destrukcji narzędzia, wprawdzie może zwiększać wyrazistość pewnych miar pozyskiwanych z tak przetworzonego sygnału. Jednak może także usuwać istotne informacje o stanie narzędzia. Ponieważ jednak działania zmierzające do zmniejszenia wpływu zakłóceń na sygnał diagnostyczny są zawsze pożądane oraz stosunkowo łatwo wykonalne (filtry sprzętowe i programowe) są stosowane, pod warunkiem precyzyjnego zdefiniowania stałych zakłóceń sygnału.

⁹⁵ Tamże.

Ad 3.

Postęp w zakresie szybkości przetwarzania umożliwia generowanie przebiegu funkcji widma amplitudowego lub widma mocy, w czasie rzeczywistym. Pozwoliło to na podejmowanie prób budowania miar zużycia ostrza jako metryk odległości dwu wektorów. Wektora widma uzyskanego i zapamiętanego dla obróbki ostrym narzędziem i wektora widma z wyznaczonego bieżącego sygnału.

Prostszą metodą, ale dla wybranych zastosowań, jest identyfikacja stanów przed awaryjnych przez wyznaczenie stosunku wartości widma mocy w przedziale częstotliwości 4 do 8 kHz i od 0 do 4 kHz. Stwierdzono, bowiem, analizując widma sygnału zużywającego się ostrza narzędzia, że pod koniec jego trwałości radykalnie zwiększa się energia emitowana w paśmie wyższym. Na tej podstawie budowane są miary destrukcji ostrza narzędzia.

Prowadzone próby dla obróbki tokarskiej potwierdziły możliwość wykorzystania tej miary, lecz selektywność metody jest ograniczona do rozpoznawania końcowej fazy życia narzędzia. Na rys. 6.37 pokazano wyniki prób toczenia stali 45 płytka z węgla spiekane S30S. Narzędzie było tępiące z różnymi parametrami, jednak na odcinku pomiarowym zachowano stałe parametry $V=246$ m/min, $f=0,2$ mm/obr, $a=2$ mm. Sygnał próbkowano z częstotliwością 20 kHz a filtr analogowy dolnoprzepustowy był dostrojony na częstotliwość 8100 Hz.

Kontrolowano wskaźnik zużycia VB_c metodą pomiaru na mikroskopie. oraz obliczono dla każdej próby wskaźnik W_{VB} :

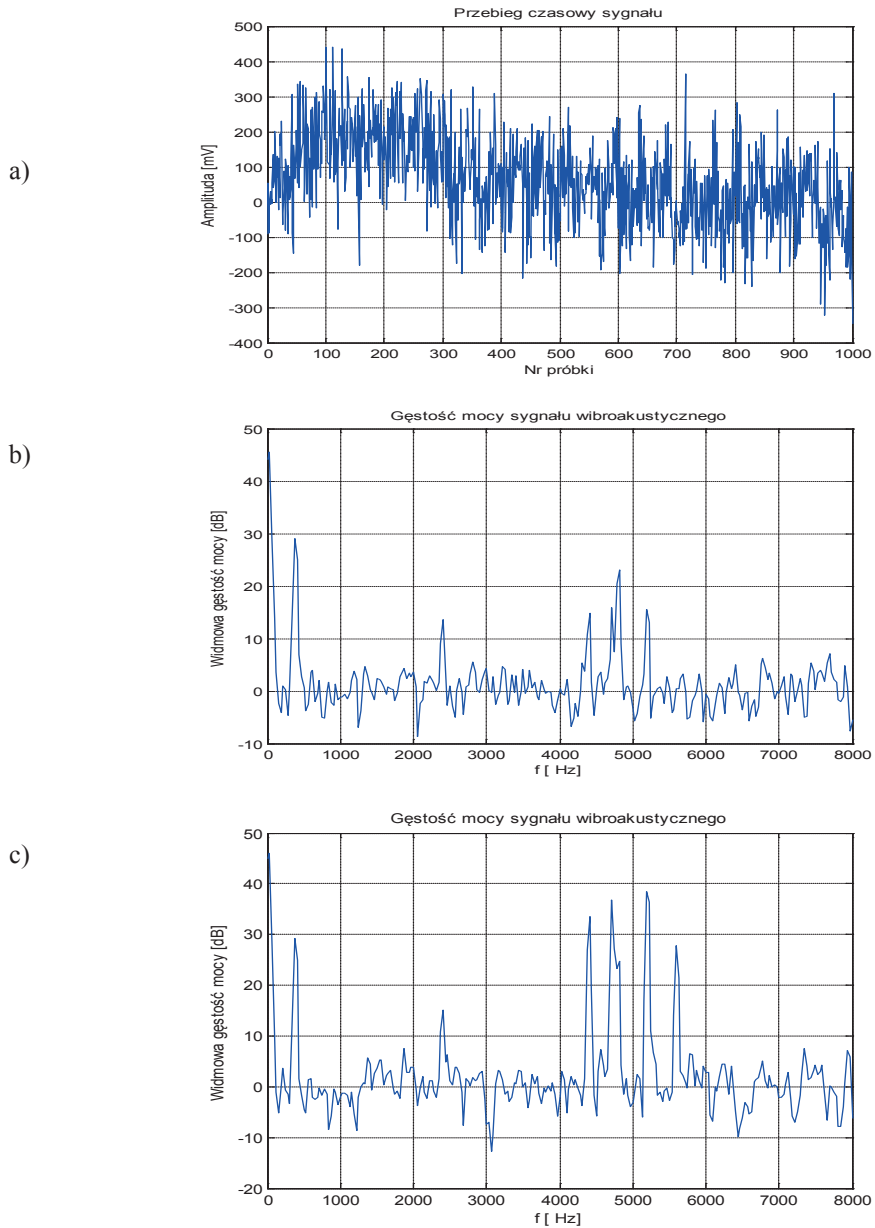
$$W_{VB} = \frac{E_{4001,8000}}{E_{0,4000}} \quad 6.15$$

gdzie:

E_{4000} – energia generowana w paśmie częstotliwości od 0 do 4000 Hz,

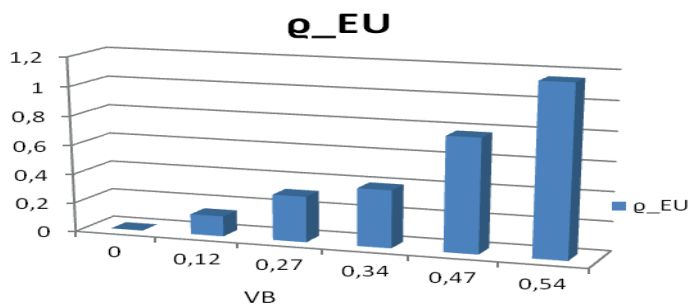
$E_{4001,8000}$ – energia generowana w paśmie częstotliwości od 4001 do 8000 Hz.

Wskaźnik ten zmieniał się początkowo w niewielkim stopniu do chwili, gdy pojawiły się wyraźne ślady wykruszeń na krawędzi skrawającej i ślad na powierzchni przyłożenia VB osiągnął wartość 0,5 mm. Jednocześnie w zakresie częstotliwości wysokiej od 4000 do 8000 Hz rosła wartość spektrum mocy. Obliczony z wzoru (6.15) wskaźnik osiągnął wartość 1,04 podczas, gdy dla narzędzia ostrego jego wartość była na poziomie 0,8. Zakres zmian 0,24 w większości prób był podobny odpowiadał zakresowi zmian VB od 0 do 0,6 mm.



Rys. 6.37. Zmiany gęstości mocy sygnału wibroakustycznego w czasie skrawania. a) sygnał próbkowany z częstotliwością 20 kHz, b) widmo gęstości mocy dla obróbki narzędziem w stanie ostrym, c) widmo gęstości mocy dla narzędzia ze śladami wykruszeń na krawędzi ostrza.

Podobną analizę przeprowadzono w oparciu o metodę poszukiwania odległości euklidesowej. Zastosowano uogólnioną metrykę Euklidesową (4.50) do dwu wektorów spektrum amplitud – dla ostrego narzędzia oraz bieżącego stanu narzędzia. Dla przypadku zużycia przed katastroficznego ($VB=0,5$) metryka Euklidesowa osiągnęła wartość 1,16. Zakres zmienności tej miary był znacznie większy niż w poprzedniej metodzie analizy sygnału, gdyż odległość Euklidesowa dla widma reprezentującego ostre narzędzie miała wartość 0.



Rys. 6.38. Zmiana wartości odległości Euklidesowej wektora widma amplitudowego sygnału względem wektora widma dla narzędzia ostrego

Wartości tej miary ulegały zmianie wraz ze wzrostem VB, wprawdzie obserwowalnie, lecz w niewielkim stopniu dla małych wartości zużycia. Dopiero w obszarze parametrów $VB > 0,4$ ρ_{EU} dosyć szybko rosło. Dodatkowo zaobserwowano dla zakresu niskiego poziomu zużycia duże odchylenie standardowe obliczone z kilku prób stępienia. Malowało ono jednak wraz ze wzrostem wartości miary.

Ad 4.

Przydatność miar generowanych z sygnału wibroakustycznego do diagnostyki stanu narzędzi jest ograniczona na tyle, na ile sygnał rejestrowany przez czujnik jest zakłócony obecnością innych sygnałów stanowiących tło wibroakustyczne. Źródłem tych zakłóceń są silniki elektryczne napędu ruchów głównych i posuwowych, przekładnie zębate, łożyska, zasilacze hydrauliczne oraz strumień cieczy chłodząco smarującej. Biorąc pod uwagę niskie tłumienie w metalu, dla większości sygnałów, są one wyraźnie obserwowalne w analizie spektralnej. Zmiany widma sygnału generowanego przez zjawiska rozdzielania materiału i tarcia ostrza o powierzchnię przedmiotu i wióra są na tym tle słabo obserwowalne. Nasilenie się efektów wibroakustycznych w ostatniej fazie życia narzędzia jest bardziej widoczne, gdyż charakter ich widma (zakres częstotliwości) bardziej odróżnia się od tła.

Filtracja widm sygnałów tła z globalnie zarejestrowanego sygnału wibroakustycznego jest niemożliwa ponieważ nie są one adetywne lecz stanowią spłot sygnałów:

$$x(r, t, \theta) = \sum \varphi_i(t, \theta) \otimes h(r, t, \theta) \otimes \delta(t - iT) \quad 6.16$$

Rejestrowany przez czujniki drgań sygnał stanowi spłot odpowiedzi układu dynamicznego o charakterystyce impulsowej $h(r, t, \theta)$ na i -te wymuszenie $\varphi_i(t, \theta)$.

Jest jednak metoda pozwalająca na rozplatanie tak zdefiniowanych sygnałów. Analiza cepstralna jest techniką umożliwiającą transformację spłotu sygnałów do relacji addytywnej. Cepstrum, można zdefiniować jako:

$$C_x(t) = FFT^{-1} \left[\log \left(FFT \left(|x(t)| \right) \right) \right] \quad 6.17$$

gdzie:

$FFT^{-1}[\cdot]$ – oznacza odwrotną transformatę Fouriera.

W dziedzinie Cepstrum sygnał tła i sygnał generowany w procesie skrawania można zapisać:

$$C_x(t) = C_u(t) + C_t(t) + h(t) \quad 6.18$$

Jeżeli założyć, że znana jest transformata całkowitego sygnału zarejestrowanego przez czujnik w czasie skrawania oraz transformata tła wibroakustycznego zarejestrowanego bez skrawania to w dziedzinie Cepstrum te dwa sygnały można odjąć:

$$C_{u(t)} = C_x(t) - (C_t(t) + C_h(t)) \quad 6.19$$

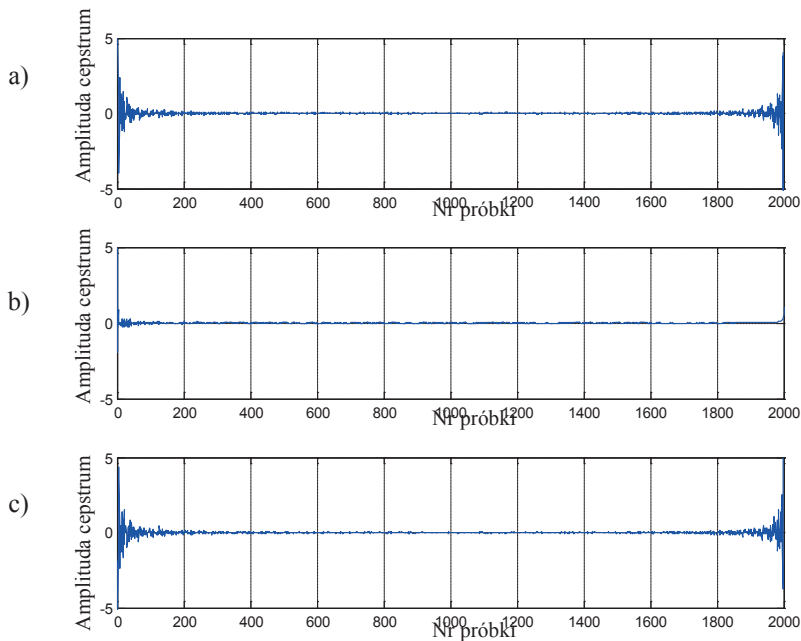
Precyzja tych działań zależy od znajomości lub aproksymacji funkcji $h(t)$ toru transmisji, lecz w każdym przypadku poprawia wyrazistość zmian sygnału korespondującego ze stanem narzędzia. W wyniku odwrotnej transformacji cepstralnej można otrzymać sygnał pozbawiony tych składowych, które stanowiły stałe tło związane z działaniem mechanizmów obrabiarki. Jeżeli z transformaty cepstralnej powróć tylko do widma sygnału $U(f)$ to otrzymana miara widmowa stanu narzędzia może być efektywniej użyta do diagnozowania jego bieżącego stanu.

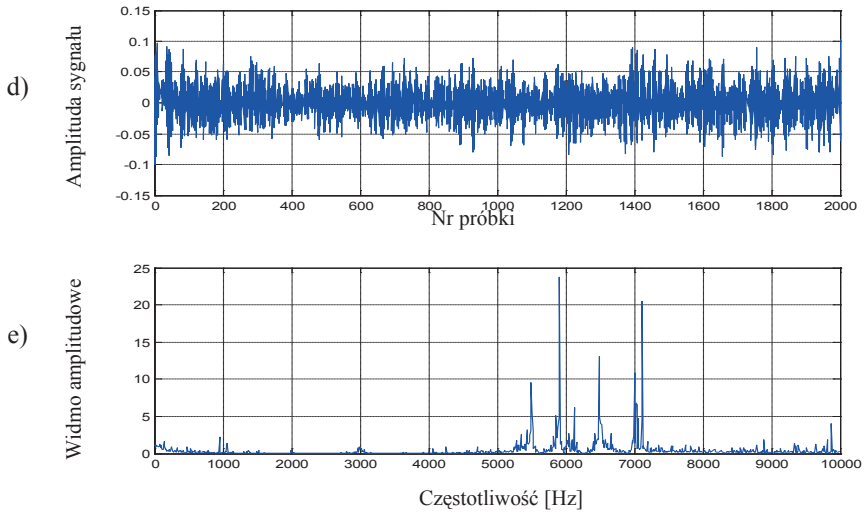
Własności transformaty Cepstrum można wykorzystać wprost do filtracji homomorficznej⁹⁶ sygnału reprezentującego narzędzie ostre z bieżącego sygnału generowanego przez proces skrawania. Można więc zapisać:

$$C_r = C_z - C_o \quad 6.20$$

⁹⁶ Lipski J., Płaska S., Łagowski Z., Zaleski K.: . Praca naukowo-badawcza, sprawozdanie z realizacji projektu KBN. 1989, ss. 72.

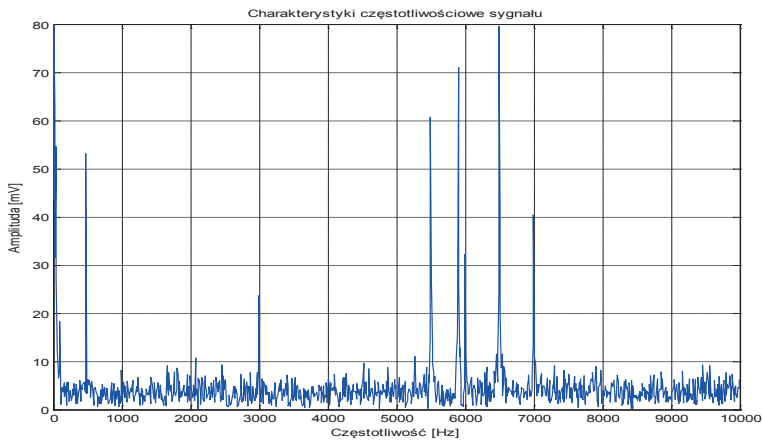
Dla obu tych sygnałów odpowiedź impulsowa $h(t)$ kanału transmisji jest jednako-
kowa, przy założeniu jednakowych parametrów skrawania, sygnał zakłóceń także
jest taki sam, zmiany w cepstrum przefiltrowanym C_r są rezultatem wyłącznie zja-
wisk związanych ze zużyciem krawędzi skrawającego ostrza narzędzia. Poddając
cepstrum C_r odwrotnej transformacji można otrzymać sygnał, którego widmo
nie zawiera informacji niezwiązanych z procesem zużycia. Przykład zastosowania
filtracji homomorficznej (cepstralnej) w celu poprawy zawartości informacyjnej
sygnału pokazano na rys. 6.39. W pierwszym etapie poddano sygnał drgań, zareje-
strowany podczas toczenia ostrym narzędziem, transformacji cepstralnej zgodnie
z zależnością (6.17). Podobnie po częściowym stępieniu narzędzia, zarejestrowano
(w tych samych warunkach skrawania) sygnał drgań i dokonano transformacji
cepstralnej. Obydwa te sygnały stały się addytywne w domenie cepstrum i można
było je odjąć. Stosując transformację odwrotną znaleziono spektrum przefiltrowa-
nego sygnału. W obrazie tego spektrum wyraźnie brak jest prążków reprezentują-
cych niskie częstotliwości w zakresie, których można było zidentyfikować sygnały
generowane przez silnik, wrzeciono, przekładnie i inne źródła szumu nie związane
z mechanizmami destrukcji narzędzia w strefie skrawania.





Rys. 6.39. Filtracja homorficzna sygnału wibroakustycznego reprezentującego stan procesu skrawania. a) cepstrum sygnału generowanego przez narzędzie ostre, b) cepstrum sygnału generowanego przez narzędzie stępione, c) różnica sygnałów cepstrum, d) sygnał uzyskany po transformacji odwrotnej, e) widmo amplitudowe odfiltrowanego sygnału

Dla porównania pokazano na rys. 6.40 widmo amplitudowe sygnału reprezentującego narzędzie stępione bez filtracji. Widoczny jest szum tła oraz prążki reprezentujące wymuszenia niezwiązane ze zjawiskami w strefie skrawania oraz prążki, które pojawiły się wraz ze zużyciem ostrza w wyższym paśmie częstotliwości.



Rys. 6.40. Widmo amplitudowe sygnału dla narzędzia stępionego zawierające wszystkie sygnały rejestrowane przez czujnik umieszczony na oprawce narzędzia

Diagnostyczne systemy wykorzystujące sygnał wibroakustyczny dzięki ciągle rozwijanym metodom szybkiej i skutecznej analizy sygnałów, mogą stanowić alternatywę dla metod opartych na pomiarze sił skrawania i emisji akustycznej⁹⁷. Coraz częściej w raportach z prowadzonych badań spotyka się udane aplikacje takich rozwiązań. K. Ait Sghir, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet⁹⁸ przedstawili metodę identyfikacji stanu narzędzia podczas frezowania stosując sygnał wibroakustyczny jako źródło informacji. Autorzy zastosowali, oprócz transformacji cepstralnej, technikę transformacji odpowiedzi na wymuszenia losowe w odpowiedź impulsową, zwanej RD (ang. Random Decrement technique). Została ona opracowana przez H.A. Coles'a⁹⁹ z NASA w celu wykrycia uszkodzeń struktury na podstawie zarejestrowanej odpowiedzi systemu.

Funkcja RD jest definiowana jako wartość średnia procesu stochastycznego dla określonego warunku T. Przy założeniu, że proces (w czasie pomiaru) był stacjonarny i ergodyczny można go zdefiniować następująco:

$$D_{XX}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(t_i + \tau) \Big|_{T_{x(t_i)}} \quad 6.21$$

gdzie:

N – liczba punktów w których proces spełnia dwustanowy warunek,

$x(t)$ – jest realizacją $X(t)$,

$T_{x(t_{i+1})} = \{x(t_{i+1}) > 0 > x(t_i)\}$.

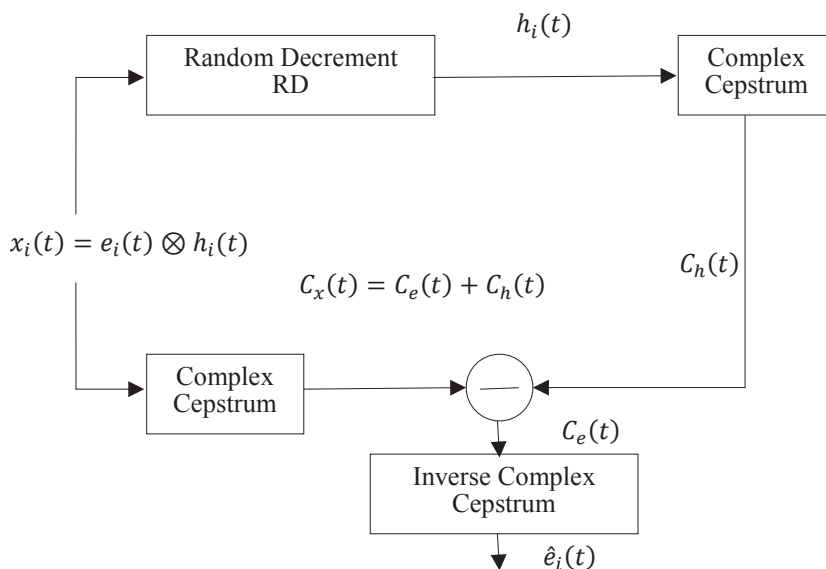
Podstawową zasadą, na której opiera się często proces detekcji uszkodzenia, jest wykrycie wczesnych zmian sztywności i tłumienia diagnozowanej struktury.

Zmiany te mogą być trudno zauważalne podczas analizy widmowej sygnału. Autorzy zaproponowali zastosowanie filtracji homomorficznej w celu odfiltrowania z sygnału wibroakustycznego odpowiedzi impulsowej toru transmisji $h(t)$. Schemat przetwarzania sygnału pokazano na Rys. 6.41.

⁹⁷ Lipski J.: *Wykorzystanie transformaty homomorficznej sygnału wibroakustycznego do określenia stanu procesu technologicznego* [w:] Strategie informatyzacji . Zdzisław Szyjewski, Jerzy S. Nowak, Janusz K. Grabara [Red.].- Katowice : Polskie Towarzystwo Informatyczne – Oddział Górnośląski, 2006, s. 259-265.

⁹⁸ Ait Sghir K, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet: *Milling Cutting Tool Diagnosis Using Comparisons of the Excitation Identified by Cepstral Techniques*. 5 th Australasian Congress on Applied Mechanics, ACAM 2007 10-12 December 2007, Brisbane, Australia.

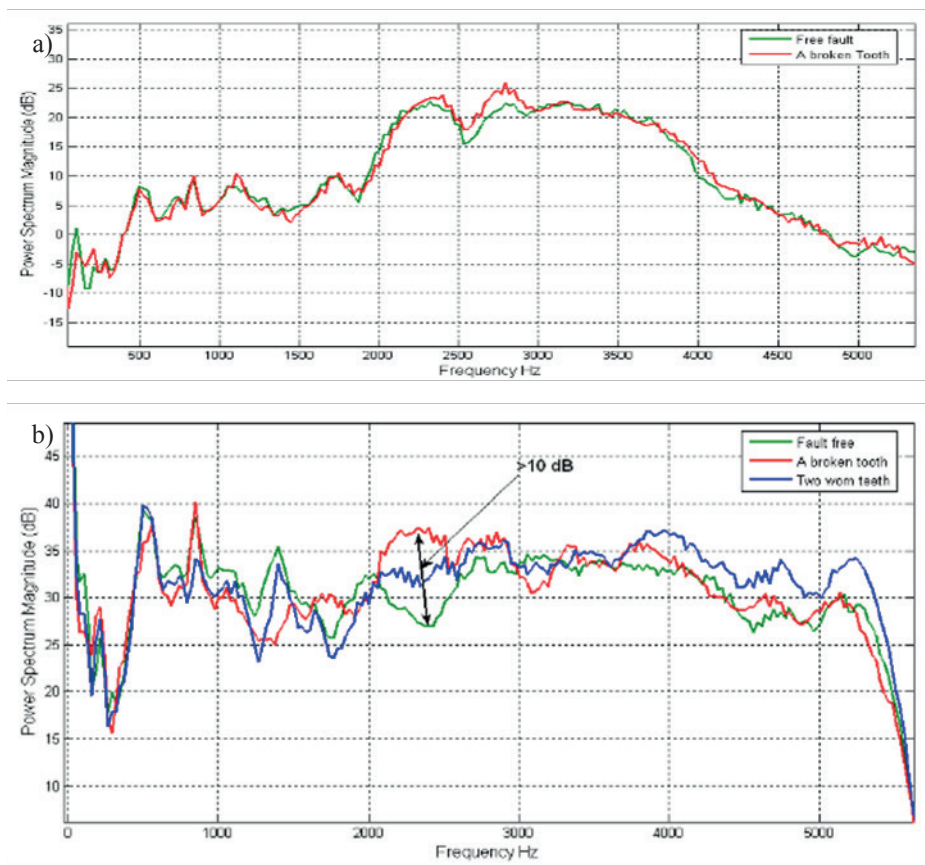
⁹⁹ Coles H. A.: *On-line Analysis of Random Vibrations*, AIAA Paper No.68-288,AIAA/ASME Structures, Structural Dynamics and Materials Conference, Palm Springs,1968.



Rys. 6.41. Schemat algorytmu przetwarzania sygnału diagnostycznego (wg Ait Sghir K, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet)¹⁰⁰

Efektom wykorzystania opisanych metod filtracji i analizy sygnałów wibroakustycznych było rozpoznanie stanów awaryjnych i przed awaryjnego zużycia ostrzy głowicy frezowej. Analiza widmowa sygnału, bez filtracji homomorficznej, nie wskazywała na istniejące uszkodzenie narzędzia Rys. 6.42. Jednak w widmie otrzymanym po odfiltrowaniu odpowiedzi impulsowej $h(t)$ na charakterystykach widmowych można wyraźnie odnaleźć miejsca istotnie różniące się od widma reprezentującego ostre narzędzie. Różnice te wskazywały na znaczne zużycie dwu ostrzy i wyłamanie jednego.

¹⁰⁰ Ait Sghir K, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet: *Milling Cutting Tool Diagnosis Using Comparisons of the Excitation Identified by Cepstral Techniques*. 5 th Australasian Congress on Applied Mechanics, ACAM 2007 10-12 December 2007, Brisbane, Australia.



Rys. 6.42. Widmo mocy sygnału wibroakustycznego zarejestrowanego podczas procesu frezowania, a) bez filtracji homomorficznej, b) z zastosowaniem filtracji homomorficznej (wg Ait Sghir K, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet)¹⁰¹

¹⁰¹ Ait Sghir K, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet: *Milling Cutting Tool Diagnosis Using Comparisons of the Excitation Identified by Cepstral Techniques*. 5 th Australasian Congress on Applied Mechanics, ACAM 2007 10-12 December 2007, Brisbane, Australia.

7. Wykorzystanie informacji diagnostycznych w sterowaniu procesami technologicznymi

Zmienność parametrów systemów wytwórczych, spowodowana zużyciem lub czynnikami losowymi staje się zagrożeniem dla stabilności realizowanych procesów wytwarzania. Pod pojęciem stabilności należy tu rozumieć przekroczenie przez istotne mierzalne parametry dopuszczalnych granic. Granice te wyznacza zarówno konstruktor wyrobu wytwarzanego metodami obróbki skrawaniem (definiując graniczne uzyskiwane w procesie wartości cech wyrobu) jak i technolog w odniesieniu do granicznych parametrów narzędzi, maszyn technologicznych i oprzyrządowania. Zazwyczaj, przekroczenie tych granic powoduje lawinowe niekorzystne zmiany skutkujące wyprodukowaniem braków lub zdarzeniem katastroficznym.

Naruszenie stabilności procesów obróbki skrawaniem, w zdefiniowanym sensie, może mieć znaczące skutki dla ekonomii oraz bezpieczeństwa tych procesów. W tej sytuacji projektant procesów wytwarzania może przyjąć jedną z dwu strategii. Pierwsza możliwość, to znacząco zaniżyć stosowane parametry procesu oraz zwiększyć nadzór operatora maszyny. Oznacza to wzrost kosztów wytwarzania spowodowany obniżeniem wydajności i rezygnacją z obsługi wielostanowiskowej, najczęściej zautomatyzowanego procesu obróbki. Jest to strategia obniżenia ryzyka wystąpienia niestabilności procesu skrawania przy jednoczesnym założeniu, że nadzór człowieka nad zautomatyzowanym procesem będzie wystarczająco szybki dla wyeliminowania zdarzeń katastroficznym (losowych), co nie zawsze niestety jest możliwe.

Konstruując systemy diagnostyczne procesów wytwarzania, należy mieć na uwadze, główny cel produkcji. Celem nadrzędnym jest wytworzenie wyrobu mającego cechy zapisane w dokumentacji konstrukcyjnej, przy pomocy zadeklarowanych w technologii zasobów produkcyjnych. Sprawność tych zasobów jest w sposób ciągły lub dyskretny potwierdzana przez systemy diagnostyczne. Przy czym w całym procesie obowiązuje zasada minimalizacji nakładów. Aby zrealizować ten cel, wprowadza się w przemyśle, coraz bardziej zaawansowaną automatyzację czynności związanych z procesem wytwarzania. Dotyczy to także diagnostyki, ponieważ prawidłowa realizacja procesów diagnostycznych w istotny sposób powinna wpływać na takie parametry produkcji jak wydajność, koszty i jakość.

Z zainstalowanych w wybranych miejscach procesu technologicznego urządzeń diagnostycznych pozyskuje się informację, która powinna być wykorzystana do:

- zezwolenia na rozpoczęcie lub kontynuację procesu technologicznego na diagnozowanym stanowisku;
- wskazania źródła niesprawności stanowiska;
- wskazania przyczyn nieosiągnięcia parametrów wyrobu wytworzonego na diagnozowanym stanowisku.
- przewidywanie przyszłych stanów diagnozowanego obiektu.

Adresatem informacji na podstawie, których mogą być podjęte działania zmierzające do uzdrowienia poszczególnych etapów procesu wytwarzania może być człowiek lub system informatyczny.

W pierwszym przypadku, rolą człowieka jest wdrożenie procedur przypisanych do wyników diagnozy. Źródłem tych procedur jest doświadczenie operatorów maszyn i urządzeń produkcyjnych. Muszą być one tak sformułowane, aby człowiek obsługujący maszynę, łatwo identyfikował ich treść i sposób wykonania a także był w stanie zdążyć przed dalszymi skutkami wskazywanej niesprawności. Zazwyczaj są to lampki kontrolne, kody lub napisy na wyświetlaczach alfanumerycznych. Wskazanie źródła niesprawności ułatwia operatorowi, wykrycie przyczyny alarmu i jej usunięcie. W celu wykorzystania informacji z systemu diagnostycznego do wskazania przyczyn nieosiągnięcia zadanych parametrów wyrobu, operator musi skonfrontować dwie informacje: wyniki pomiaru zadanych cech wyrobu i wyniki diagnoz systemu wytwórczego. W tym przypadku do wyciągnięcia wniosków potrzebna jest specjalistyczna wiedza i doświadczenie. W tej opcji wykorzystania informacji diagnostycznej to operator człowiek spełnia rolę regulatora i wykonawcy podjętych decyzji sterujących.

W przypadku wykorzystywania informacji diagnostycznych przez system informatyczny informacja ta stanowi uzupełnienie innych informacji związanych z procesami sterowania automatycznego wytwarzaniem. Większość zautomatyzowanych procesów technologicznych odbywa się w stałych powtarzalnych cyklach. Jeśli system diagnostyczny wykryje kolizję, lub niepoprawność stanu podzespołu maszyny to wysyła sygnał do układu sterowania maszyną z żądaniem przerwania cyklu. Na tym kończy się, w większości prostych systemów diagnostycznych, ich rola. System sterowania powinien mieć wbudowane procedury obsługi takiego zdarzenia zależne od aktualnego stanu maszyny. Procedury te mogą żądać dodatkowych informacji diagnostycznych lokalizujących przyczynę w celu sprawdzenia możliwości jej usunięcia. Jeżeli zdiagnozowana przyczyna jest na liście procedur naprawy, to system sterowania podejmuje próbę wykonania programu naprawczego. Przykładowo, jeżeli system diagnozujący narzędzia wskazuje stan przed awaryjny lub wykruszenie jednego z nich to system sterujący przerywa obróbkę, sprowadza stan maszyny do pozycji początkowej, uzyskuje informację o kodzie zużytego narzędzia i przeszukuje magazyn w celu wymiany narzędzia na

zastępcze. Po wymianie powraca do zabiegu przerwane przez awarię i kończy rozpoczęty cykl. Alternatywnie, gdy rodzaj awarii uniemożliwia kontynuację (np. zniszczone wiertło pozostało w materiale) – żąda wymiany przedmiotu obrabianego i po wymianie startuje obróbkę od pierwszego zabiegu. Informuje jednocześnie nadrzędny system informatyczny o wykorzystaniu narzędzia zastępczego o określonym kodzie, co powinno skutkować uzupełnieniem magazynu. Można zauważyć, że takie samo działanie musiałby podjąć operator po otrzymaniu informacji z systemu diagnostycznego. Różnica polega jednak na szybkości realizacji poszczególnych etapów usprawnienia procesu. Już na pierwszym etapie, należy się liczyć z opóźnieniem reakcji na sygnał stop. Późniejsze czynności także byłyby wykonywane wolniej.

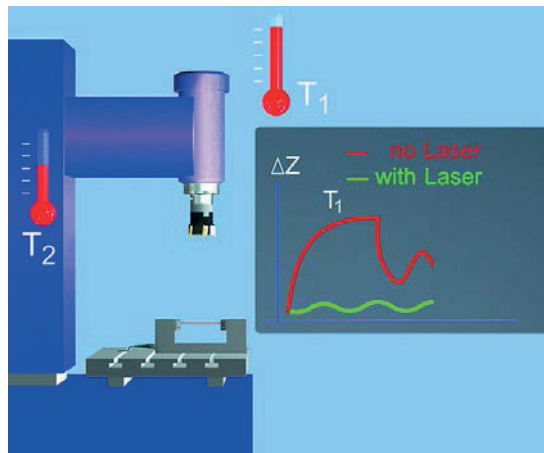
Z analizy możliwych sytuacji zainicjowanych sygnałem z systemu diagnostycznego wynika, że jeżeli wprowadzenie takich systemów ma dawać efekty, to muszą być one zintegrowane z automatycznymi systemami sterowania maszynami technologicznymi a także systemami kontroli parametrów wyrobów.

Działanie poprawne lub nie, niektórych systemów diagnostycznych, może zależeć od wyników kontroli parametrów, na które w istotny sposób wpływają diagnozowane cechy maszyny, narzędzia lub oprzyrządowania. Klasycznym przykładem takiej zależności może być diagnostyka narzędzi skrawających. Konstruuując systemy diagnostyczne w tej grupie zwraca się szczególną uwagę na korelacje między wytypowaną miarą sygnału (wartości składowych sił, liczba wybuchów AE w jednostce czasu, odległość Euklidesowa widm itp.) a mierzalnymi cechami zużycia ostrza VB, KT itp. Jednakże, w celu dostrojenia takiego systemu diagnostycznego, aby był on użyteczny, trzeba znać praktyczne relacje w danym procesie między mierzonym sygnałem diagnostycznym a efektami wykonywanych zabiegów. Narzędzie, które ze względu na stan parametrów geometrycznych (oszacowanych za pomocą symptomów) jest uznane przez system diagnostyczny za dostatecznie sprawne, może kształtować nieprawidłową chropowatość niektórych powierzchni lub przekraczać wąsko tolerowany wymiar. Stan taki, bez uwzględnienia wspomaganie dodatkową informacją systemu diagnostycznego, generuje pewną liczbę braków.

Ponieważ, jednak systemy sterowania, nie dysponują wiedzą i doświadczeniem operatorów, czynione są próby konstruowania i aplikacji systemów eksperckich. Systemy takie po analizie wyników realizacji technologii i informacjach o parametrach procesu (tych zadanych i tych pozyskanych z systemów diagnostycznych) są w stanie podejmować poprawne decyzje sterujące zarówno wymianą narzędzi jak i działaniami korekcyjnymi stabilizującymi proces produkcyjny.

Działania korekcyjne mogą być także podejmowane na poziomie maszyny technologicznej z wykorzystaniem wyników okresowej diagnozy rozbieżności parametrów od stanu nominalnego. Przykładem może być automatyczne wprowadzenie korekcji programów sterujących na podstawie laserowej diagnozy geometrii obrabiarki. Różnice temperatur elementów obrabiarki, mogą powodować zmiany

jej geometrii, może to skutkować błędami wyrobu. Pomiar i kompensacja odkształceń wpływa na poprawę stabilności parametrów obrabianej części (rys. 7.1.).



Rys. 7.1. Wprowadzenie korekcji odkształceń cieplnych przez pomiar geometrii obrabiarki metodą laserową (źródło: www.blum-novotest.com)

Przestrzeń parametrów determinujących stan wyrobu jest bardzo duża, część z nich jest sterowalna, część można zmienić tylko przez wymianę całego przyrządu lub narzędzia. Ponadto zależności funkcyjne między parametrami wyrobu a parametrami procesów mają, w dużej mierze, charakter nieliniowy. Dlatego optymalizacja parametrów wytwarzania z uwzględnieniem wyników diagnostyki wymaga zastosowania systemów uczących się¹⁰². Można przewidywać w najbliższym czasie, dynamiczny rozwój zastosowań sieci neuronowych jako źródła informacji dla systemu eksperckiego podejmującego decyzje sterujące procesami wytwarzania. Systemy takie z każdym cyklem produkcyjnym będą zdobywały doświadczenie, które wykorzystają do optymalizacji sterowania procesem.

Wdrożenie tych systemów będzie jednak uwarunkowane przygotowaniem infrastruktury informatycznej i monitoringu procesów. Nawet najlepiej opracowane systemy eksperckie¹⁰³ i uczące się nie dadzą oczekiwanych rezultatów jeśli nie będą miały szybkiego i pełnego dostępu do danych charakteryzujących proces wytwarzania i jego rezultaty.

¹⁰² Lipski J., Zaleski K.: *Zastosowanie sieci neuronowych w systemach diagnostycznych narzędzi skrawających*. Przegląd Mechaniczny, Nr 9S/2005, s. 225-228.

¹⁰³ Lipski J., Zaleski K.: *Analiza poprawności prognoz technologicznego systemu eksperckiego*. Przegląd Mechaniczny, 5S/2007, s. 80-82; Lipski J.: *Zastosowanie systemów ekspertowych do sterowania jakością przedmiotów wytwarzanych*, Technologiczne Systemy Informacyjne w Inżynierii Produkcji i Kształceniu Technicznym – Lubelskie Towarzystwo Naukowe – Societas Scientarium Lublinensis, Lublin 2001.

Bibliografia

- Ait Sghir K, R.B. Randall, M. El Badaoui i F. Guillet: *Milling Cutting Tool Diagnosis Using Comparisons of the Excitation Identified by Cepstral Techniques*. 5th Australasian Congress on Applied Mechanics, ACAM 2007 10-12 December 2007, Brisbane, Australia.
- Akgerman N., Frisch J.: *The use of cutting force spectrum for tool wear compensation during turning*, in: Proc. 12th Int. Mach. Tool Des. Res. Conf., UMIST, Manchester, pp. 517-526, 1991.
- Baszura C.: *Komputerowe systemy diagnostyki akustycznej*. WNT Warszawa 1996.
- Berger I.O.: *Statistical decision theory and Bayesian analysis*. Springer Verlag, New York 1985.
- Blum T., Suzuki I., Inasaki I.: *Development of a condition monitoring system for cutting tools using an acoustic emission sensor*, Bulletin of the Japanese Society of Precision Engineering 22 (4), 301-308, 1988.
- Cempel C.: *Podstawy wibroakustycznej diagnostyki maszyn*, WNT, Warszawa 1982.
- Cempel C.: *Wibroakustyka stosowana*. PWN, Warszawa 1989.
- Cempel Cz.: *Diagnostyka wibroakustyczna maszyn*. PWN, Warszawa 1989.
- Choudhury S.K., Ramesh S.: *On line tool wear sensing and compensation in turning*, J. Mater. Process. Technol. 49 (3-4), 247, 1995.
- Choudhury S.K., Kishore K.K.: *Tool wear measurement in turning using force ratio*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, vol. 40, 899-909, 2000.
- Chow E.Y., Willsky A.S.: *Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems*. IEEE Trans. Aut. Contr., Vol. 29, No. 3, s. 603-614, 1984.
- Coles H.A.: *On-line Analysis of Random Vibrations*, AIAA Paper No.68-288, AIAA/ASME Structures, Structural Dynamics and Materials Conference, Palm Springs 1968.
- Dimla D.E. Sr., Lister P.M.: *On - line metal cutting tool condition monitoring. I: force and vibration analysis*, International Journal of Machine Tools and Manufacture 40, 739-768, 2000.
- Dimla D.E. Snr.: *The Correlation of Vibration Signal Features to Cutting Tool Wear in a Metal Turning Operation*, Int J Adv Manuf Technol (2002) 19:705-713.

- Elbestawi M.A., Papazafriou T.A., Du R.X.: *In process monitoring of tool wear in milling using cutting force signature*. International Journal of Machine and Tools Manufacturing 31, 55-73, 1991.
- El-Wardany T. I., D. Gao and M. A. Elbestawi: *Tool condition monitoring in drilling using vibration signature analysis*, Inter. Journal of Machine Tools & Manufacture 36, No. 6, (1996) pp. 687-711.
- Grbec P., Leskovar P.: *Acoustic emission of a cutting process*, Ultrasonics 15 (1), 17-20, 1977.
- Gryllias K.C., I.A. Antoniadis: *A Support Vector Machine approach based on physical model training for rolling element bearing fault detection in industrial environments*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 25(2012).
- Heimann B., Gerth W., Popp K.: *Mechatronika – komponenty metody przykłady*. PWN, Warszawa, 2001.
- Honczarenko J.: *Elastyczna automatyzacja wytwarzania*. WNT, Warszawa, 2000.
- Hsu C.W., Lin C.J.: *A comparison of methods for multi-class support vector machines*. IEEE Trans. Neural Networks 13 (2), 2002, 415-425.
- Instrukcja obsługi interferometru laserowego LSP30 Compact 2006 firmy LASER-TEX (www.lasertex.com.pl)*.
- Iserman R., Balle P.: *Terminology In field of supervision, fault detection and diagnosis – Zaakceptowane propozycje terminologiczne przez IFAC Komitet SAFEPROCESS*.
- Jack L.B., Nandi A.K.: *Fault detection using support vector machines and artificial neural networks, augmented by genetic algorithms*. Mech. Syst. Signal Process. 2002, 16 (2-3), 373-390.
- Jemielniak K., Kosmol J.: *Diagnostyka narzędzi i procesu skrawania – stan aktualny i kierunki rozwoju*. Mechanik nr 10, 1996.
- Jemielniak K., Niedbała M.: *Investigation of Tool Monitoring System in FMS T50*, Proc. Conf. "Forum Prac Badawczych – Kształowanie części maszyn przez usuwanie materiału", Koszalin 1994, pp. 99-108.
- Jemielniak K.: *Automatyczna diagnostyka stanu narzędzia i procesu skrawania*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej 2002.
- Kannatey-Asibu E., Dornfeld D.A.: *A study of Tool Wear Using Statistical Analysis of Metal Cutting Acoustic Emission*. Wear, vol. 78, 247, 1982.
- Ko T.J., Cho D.W., Jung M.Y.: *On Line monitoring of tool breakage in face milling using self-organized neural network*. Journal of Manufacturing Systems, vol. 14, No 2, 80-90, 1995.
- Köning W., Ketteler G.: *Research on Tool Condition Monitoring in Europe – State of the Art and Future Prospects*. Proc. Third Meeting of the CIRP Working Group on TMC, Paris, 8-29, 1994.
- Köning W., Kluft W.: *Processbegleitendes Erkennen von Werkzeugbruch und Verschleisswertgrenzen*. Industrie Anzeiger, vol. 104, No 96, 23, 1982.

- Kudelski R.: *Efektywność systemu do automatycznej oceny zużycia technologicznego ostrzy narzędzi skrawających*, V Krakowska Konferencja Młodych Uczonych, Kraków 2010.
- Kwaśniewski J.: *Wprowadzenie do inteligentnych przetworników pomiarowych*. WNT, Warszawa 1993.
- Liang S., Dornfeld D.: *Tool wear detection using time series analysis of acoustic emission*, J. Eng. Ind. Trans. ASME 111 (3), 199-205, 1989.
- Lin S. C., Yang R. J.: *Force – based model for tool wear monitoring in face milling*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, 35, pp. 1201-1211, 1995.
- Lipski J., Bepalko D.: *Obróbka wibro-akustycznie sygnała połączeniowo przy rzeźnieniu*, w: Świć A. (red.), *Projektowanie procesów i systemów technologicznych*, Monografia, Wyd. LTN, 2003.
- Lipski J., Jacniacka E., Józwiak J.: *Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych do prognozowania dokładności geometrycznej wyrobu*, „Przegląd Mechaniczny”, 4/2005, s. 9-17.
- Lipski J., Płaska S., Łagowski Z., Zaleski K.: *Zastosowanie analizy homomorficznej do diagnozowania stanu narzędzi skrawających*. Praca naukowo-badawcza, sprawozdanie z realizacji projektu KBN. 1989, ss. 72.
- Lipski J., Świć A., Zaleski K.: *Diagnozowanie stanu narzędzi skrawających w czasie trwania procesu skrawania*. Sprawozdanie z pracy badawczej realizowanej w ramach CPBP 02.04 w latach 1987-1990, 59 s.
- Lipski J., Świć A.: *Vibroakustičeskie sistemy režuših instrumentov v gibkih avtomatizirovannyh proizvodstvah*. [w:] Kompleksnoe obespečenie točnosti avtomatizirovannyh proizvodstv: Penza: Sbornik statej, 1995, s. 46-50.
- Lipski J., Zaleski K.: *System diagnostyczny narzędzi skrawających w procesie obróbki stopów tytanu*, Zeszyty Naukowe Politechniki Rzeszowskiej, Nr 227, Mechanika, z. 66, „Wytwarzanie elementów maszyn ze stopów metali o specjalnych właściwościach”, Rzeszów 2006.
- Lipski J., Zaleski K.: *Analiza poprawności prognoz technologicznego systemu eksperckiego*. Przegląd Mechaniczny, 5S/2007, s. 80-82.
- Lipski J., Zaleski K.: *Zastosowanie sieci neuronowych w systemach diagnostycznych narzędzi skrawających*. Przegląd Mechaniczny, Nr 9S/2005, s. 225-228.
- Lipski J.: *Artificial intelligence techniques in manufacturing*; w: Lipski J., Świć A. (editors), *Automation and control in industry*; Lublin University of Technology, Lublin 2008.
- Lipski J.: *Komputerowo zintegrowane systemy wytwarzania* [w:] Organizacja i sterowanie produkcją: Projektowanie systemów produkcyjnych i procesów sterowania produkcją. Red. Marek Brzeziński. Agencja Wydawnicza PLACET, Warszawa, 2002.

- Lipski J.: *Mechatronika jako nowa koncepcja rozwiązywania problemów w procesach obróbki skrawaniem* [w:] Prace Wydziału Mechanicznego Politechniki Lubelskiej: Oferta wdrożeń niektórych osiągnięć naukowych, 1998, Politechnika Lubelska, Lublin 1998, s. 61-64.
- Lipski J.: *Nadzorowanie procesów skrawania metodami analizy cyfrowej sygnału wibroakustycznego*. Prace Naukowe Politechniki Lubelskiej 1992, ss. 120.
- Lipski J.: *Projektowanie komputerowych systemów ekspertowych z wykorzystaniem sieci neuronowych*, w: Grzegórski S., Miłosz M., Muryjas P. (red.), Algorytmy, metody i programy naukowe, Polskie Towarzystwo Informatyczne, Lublin 2004.
- Lipski J.: *Wykorzystanie transformaty homomorficznej sygnału wibroakustycznego do określenia stanu procesu technologicznego* [w:] Strategie informatyzacji. Zdzisław Szyjewski, Jerzy S. Nowak, Janusz K. Grabara [red.]. Polskie Towarzystwo Informatyczne - Oddział Górnośląski, Katowice 2006, s. 259-265.
- Lipski J.: *Zastosowanie systemów ekspertowych do sterowania jakością przedmiotów wytwarzanych*. , Technologiczne Systemy Informacyjne w Inżynierii Produkcji i Kształceniu Technicznym – Lubelskie Towarzystwo Naukowe – Societats Scientarium Lublinensis, Lublin 2001.
- Lu M. C., Saibu E. K.: *Analysis of sound signal characteristics associated with adhesive wear in machining*, in: Transactions of the North American Manufacturing Research Institution of SME, North American Manufacturing Research Conference (NAMRC XXVIII), Lexington, KY, USA, pp. 257-262, 2000.
- Mackinnon R., Wilson G.E., Wilkinson A.J.: *Tool condition Monitoring Using Multi-component Force Measurements*. Proc. 26-th Int. MTRDR Conf., 317, 1986.
- Madura H.: *Pomiary termowizyjne w praktyce*. Agenda Wydawnicza PAKu, 2004.
- Materiały prospektowe firmy Kistler Instrumente AG Winterthur, CH-8408 Winterthur, Switzerland.
- Mel E., Kannatey – Asibu E. Jr.: *Tool fracture monitoring in turning by pattern recognition analysis of AE signals*, ASME Journal of Engineering for Industry, 110, pp. 137-145, 1988.
- Moriwaki T.: *Detection of cutting tool fracture by acoustic emission measurement*, Annals CIRP, 29, pp. 35-40, 1980.
- Narendra K. S., Parthasarathy K.: *Identification and control of dynamical systems using neural networks*. IEEE Trans. Neural Networks, 1990, Vol. 1, s. 4-27.
- Niewiadomski A.: *Methods for the Linguistic Summarization of Data: Applications of Fuzzy Sets and Their Extensions*. Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, 2008.
- Ohzeki H., Suda I., Mashine A.: *Monitoring of tool failure in drilling by utilizing magnetostrictive torque sensor*. Proc. of the Second Int. Workshop of Intelligent Manufacturing Systems, Leuven, Belgium, 787-794, 1999.

- Osowski S., Cichocki A., Siwek K.: *Matlab w zastosowaniu do obliczeń obwodów i przetwarzania sygnałów*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2006.
- Osowski S.: *Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym*. WNT, Warszawa 1996.
- Pawłowski M., Jarosiewicz D.: *Dokładność pomiaru położenia i geometrii ostrza narzędzia z wykorzystaniem optycznego przyrządu pomiarowo-ustawczego*. Materiały konferencji „Metrologia w Technikach Wytwarzania”, 23-25 września 2009, Żerków, s. 343-347.
- Piotrowski J.: *Teoria pomiarów*. PWN, Warszawa 1986.
- Rangwala S., Dornfeld D.: *A study of acoustic emission generated during orthogonal metal cutting – 1: energy analysis*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, pp. 471-487, 1991.
- Ravindra H. V., Srinivasa Y. G., Krishnamurthy R.: *Acoustic emission for tool condition monitoring in metal cutting*, Wear 212, 78-84, 1997.
- Rice J. A., Wu S. M.: *On the feasibility of catastrophic cutting tool fracture prediction via acoustic emission analysis*, Trans. ASME J. Eng. Ind. 114, 400 – 403, 1992.
- Rutkowski L.: *Metody i techniki sztucznej inteligencji*. PWN, Warszawa 2005.
- Rutkowski L.: *Filtry adaptacyjne i adaptacyjne przetwarzanie sygnałów*. WNT, Warszawa 1994.
- SANDVIK COROMANT: *Materiały informacyjne i reklamowe*, 1992.
- Shin Y. C.: *Laser assisted machining*. Industrial Laser Solutions, nr 26/1, 2011, s. 18-22.
- Shumsheruddin A., Lawrence J.C.: *In-Process Prediction of Milling Tool*. Wear Proc. 24-th Int. MTDR Conf., 201, 1983.
- Sokołowski A.: *Nadzorowanie stanu ostrza skrawającego z zastosowaniem sieci neuronowej*. Rozprawa doktorska, Politechnika Śląska, Gliwice 1994.
- Stąpor K.: *Automatyczna klasyfikacja obiektów*. Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2005.
- Stranneby D.: *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów*. Wyd. btc, Warszawa 2004.
- Susic E, Grabec I., *Application of a neural network to the estimation of surface roughness from AE signals generated by friction process*. Int. J Mach Tools Manuf. 35(8):1077-1086, 1995.
- Tadeusiewicz R., Flasiński M.: *Rozpoznawanie obrazów*. Warszawa : Państwowe Wydawn. Nauk., 1991
- Tadeusiewicz R.: *Sieci neuronowe*. Akademicka Oficyna Wydawnicza, Warszawa 1993.
- Tansel I. N., Mekdeci C., Mclaughlin C.: *Detection of tool failure in end milling with wavelet transformations and neural networks (WT – NN)*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, Volume 35, Issue 8, August 1995, Pages 1137-1147.

- Tönshoff H. K., Brinksmeier E., Husen H.: *Berührungslose Messerung des dynamischen Bearbeitungsmoments zur Überwachung schlanker rotierender Werkzeuge*. Elektrotechnik und Informationstechnik, vol. 108, No 6, 252-257, 1991.
- Tsai S. Y., Wu S. M.: *On - line identification and suppression of time varying machining chatter in turning via dynamic data system (DDS) methodology*. Proceedings of International Conference on Advanced Automation ICAA-83, December 19 25, Taipei, Taiwan, 1983.
- Yang, B.-S., Han, T., Hwang, W.-W.: 2005. *Fault diagnosis of rotating based on multi-class support vector machines*. J. Mech. Sci. Technol. 19 (3), 846-859.
- Yao Y., Li X., Yuan Z.: *Tool wear detection with fuzzy classification and wavelet fuzzy neural network*, International Journal of Machine Tools and Manufacture 39, pp. 1525-1538, 1999.

