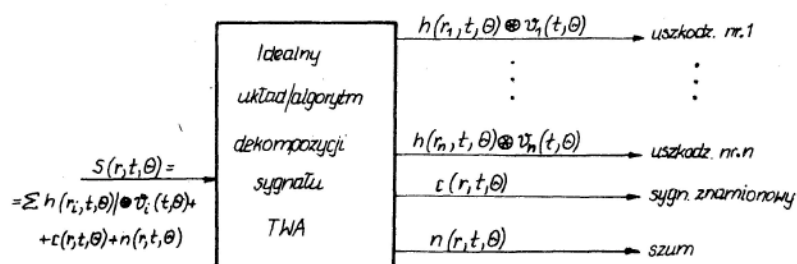


3.4.5. Dekompozycja sygnałów i okresowa filtracja adaptacyjna

W poprzednim punkcie 3.4.3 poświęconym selekcji widmowej wykazaliśmy, że w pewnych przypadkach celowe jest widmowe rozłożenie sygnału na składowe względem pewnych pasm. Celowe będzie nawet rozłożenie na składowe okresowe jeśli znamy a priori sekwencję i okres T_0 zdarzeń, bądź pasmo diagnostyczne naszego sygnału TWA. Nasuwa się myśl, czy taki rozdział lub lepiej dekompozycja sygnału TWA nie może odbywać się automatycznie przy pomocy pewnych urządzeń lub algorytmów komputerowych po sprecyzowaniu kryteriów dekompozycji. Biorąc pod uwagę najogólniejszy model sygnału TWA w postaci (3.2) mamy w znanych oznaczeniach

$$s(r, t, \Theta) = \sum_{i=1}^n h_r(i, t, \Theta) \otimes V_i(t, \Theta) + c(r, t, \Theta) + n(r, t, \Theta) \quad (3.37)$$

Wynikający stąd idealny układ (algorytm) dekompozycji tego sygnału przedstawia rysunek 3.19.



Rys.3.19. Koncepcja idealnej dekompozycji sygnału TWA

Jeśli teraz potrafimy sprecyzować cechy wspólne i różniące poszczególnych składowych można będzie pomyśleć o zasadzie dekompozycji. Pierwszą nasuwającą się myślą jest możliwe założenie o braku ich wzajemnej korelacji, tzn.:

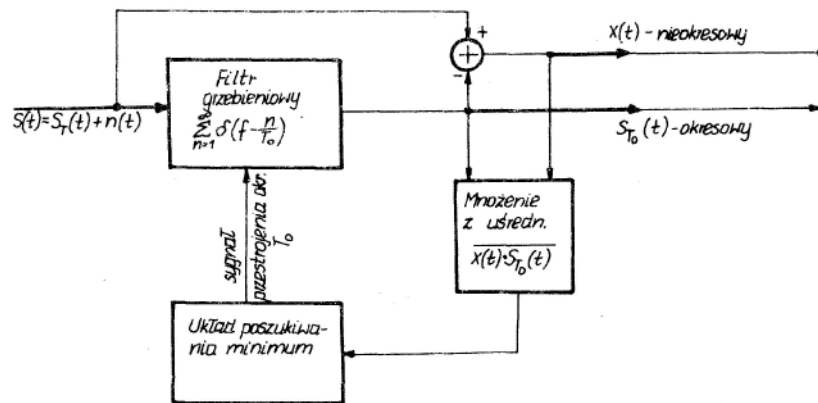
$$E_t[V_i V_j] \cong 0; E_t[n V_j] \cong 0; E_t[c n] \cong 0; E_t[c V_j] \cong 0;$$

$$i, j = 1, \dots, n, \quad (3.38)$$

gdzie $E_t[\cdot]$ oznacza operator wartości średniej po czasie t .

Pierwsze dwa założenia o niezależności pierwotnych procesów TWA od siebie i od szumu są prawie oczywiste lecz niezależność roboczego procesu znamionowego $c(r, t, Y)$ może budzić dla pewnych maszyn zastrzeżenia. Przyjmijmy jednak, że tak jest, to przywołując na pomoc swą wiedzę z teorii sygnałów i teorii estymacji możemy przedstawić co najmniej trzy algorytmy dekompozycji wg rysunku 3.19 mogące prowadzić do podobnych wyników. Deutsch [63, str.64] podaje algorytm ortogonalizacji Grama-Schmidta w uproszczonej wersji Camerona, który z dowolnego zbioru procesów (układu wektorów losowych) tworzy zbiór procesów ortogonalnych, a więc np. naszych pierwotnych procesów TWA $V_i(t, Y)$. Kłopot polega tu na tym, że nie dysponujemy zbiorem wyjściowym, lecz łatwo możemy temu zaradzić tworząc do tego celu z procesu oryginalnego $s(r, t, Y)$ procesy różniczkowe $s^{(m)}(r, t, Y)$ i całkowe $s^{(-m)}(r, t, Y)$, a następnie dokonać dekompozycji (tutaj indeks potęgowy $(-m)$ oznacza rząd całkowania, zaś (m) różniczkowania). Druga możliwość przy takich samych danych wyjściowych tkwi, jak się wydaje, w koncepcji funkcji koherencji cząstkowej wyższego rzędu zaproponowanej przez Doddsa i Robsona [64]. Nie jest to jednak zagadnienie rozpracowane do tej pory. Trzecia możliwość dekompozycji tkwi w metodzie Karhunen-Loeve [62, rozdz.5], gdzie cząstkowe procesy zdekomponowane znajduje się jako rozwiązanie zagadnienia własnego funkcji korelacji sygnału $s(r, t, Y)$. Zarysowując jedynie te możliwości odłożymy je na później do rozdziału 6, gdy przejdziemy do zagadnień zaawansowanych. Tutaj jedynie zwracamy

uwagę na wspólną cechę tych technik dekompozycji. Ich dane wyjściowe, np. $V_i(t, Y)$, zmieniają się wraz ze zmianą wejścia $s(t, Y)$. Wobec tego wspomniane procedury dekompozycji muszą mieć charakter adaptacyjny, przeciwnie niż przy rozkładzie procesu na składowe widma Fouriera z ustalonymi „sztywno” funkcjami bazowymi: $\sin 2\pi f_n t$; $\cos 2\pi f_n t$. Na pograniczu tych dwu przeciwstawnych możliwości, tzn. sztywnych harmonicznych funkcji bazowych i funkcji bazowych wyprowadzanych z analizowanego procesu, można umieścić okresową filtrację adaptacyjną. Filtrację okresową omówiliśmy już i opisaliśmy za pomocą transmitancji idealnego filtru grzebieniowego (3.26), potrzebny jeszcze jest sygnał do automatycznego dostrajania filtru do okresu analizowanego sygnału. Można to wykonać badając bieżącą korelację sygnału oryginalnego i różnicowego po filtracji, tak jak na rysunku 3.20.



Rys.3.20. Koncepcja adaptacyjnego filtru okresowego dla wstępnej selekcji sygnału na część okresową i nieokresową

Jak pokazano na rysunku, sygnał wejściowy jest T -okresowy zaś filtr wstępnie ustawiony jest jako T_0 -okresowy. Biorąc różnice sygnałów na wyjściu mamy:

$$x(t) = s(t) - s_{T_0}(t) = s_T(t) + n(t) - s_{T_0}(t) \quad (3.39)$$

i obliczając korelację sygnałów wyjściowych dla czasu opóźnienia $\tau = 0$ uzyskamy:

$$\begin{aligned} R_{x s_{T_0}} &= E_t [x(t) s_{T_0}(t)] = E_t \left\{ [s_T(t) + n(t) - s_{T_0}(t)] s_{T_0}(t) \right\} = \\ &= E_t [s_T(t) s_{T_0}(t)] + E_t [n(t) s_{T_0}(t)] - \overline{s_{T_0}^2(t)} \end{aligned}$$

Biorąc pod uwagę własności funkcji korelacji [51, rozdz.3] i brak korelacji szumu $n(t)$ z każdym z procesów mamy jako niezerowe człony pierwszy i ostatni. Zniósą się one wzajemnie, jeśli układ poszukujący minimum dostroi okresowość filtra – T_0 do T -okresowości sygnału, gdyż

$$\lim_{T_0 \rightarrow T} R_{x s_{T_0}} = \left\{ E_t [s_T(t) s_{T_0}(t) - \overline{s_{T_0}^2(t)}] \right\}_{T=T_0} = 0 \quad (3.40)$$

Widać więc, że filtr okresowy z rysunku 3.20 potrafi się zaadaptować do nieznanego okresu sygnału na wejściu i tym samym dokonać dekompozycji sygnału na składowe T -okresową i nie T -okresową. W wielu przypadkach sygnał wejściowy może być poliokresowy, o czym już wspomniano w [7], proponując specjalną analizę synchroniczną. Nie będziemy się jednak w te kwestie zagłębiać, a do dalszych możliwości adaptacyjnych filtracji sygnałów przez cyfrowe filtry adaptacyjne (opisany wyżej

może być realizowany również analogowo) powrócimy w rozdziale szóstym przy omawianiu zaawansowanych problemów diagnostyki WA.

Na zakończenie rozważań o wstępnej selekcji sygnałów WA pokażmy jej potrzebę w kategoriach ilości informacji. Wracając do wzoru Shanona [53] podanego już relacją (3.15), zapiszmy go dla ogólnego typu sygnału TWA, (3.36) przy założeniu, że poszukujemy sygnału pierwotnego k-tego uszkodzenia $h(r_k, t, \Theta) \otimes V_k(t, \Theta)$. Przystosowując wzór (3.15) do tych warunków znajdziemy:

$$\begin{aligned}
 I &= \frac{1}{2} \lg_2 \left[1 + \frac{[h(r_k, t, \Theta) \otimes V_k(t, \Theta)]^2}{[s(r, t, \Theta) - h(r_k, t, \Theta) \otimes V_k(t, \Theta)]^2} \right] \approx \\
 &\approx \frac{1}{2} \lg_2 \left[1 + \frac{[h(r_k, t, \Theta) \otimes V_k(t, \Theta)]^2}{[s(r, t, \Theta)]^2 - 2s(r, t, \Theta)h(r_k, t, \Theta) \otimes V_k(t, \Theta) + [h(r_k, t, \Theta) \otimes V_k(t, \Theta)]^2} \right]
 \end{aligned}
 \tag{3.41}$$