6.4. ROZPOZNAWANIE STANU

W rozdziale 4 omówiliśmy najważniejsze modele diagnostyczne obiektów mechanicznych dające przyporządkowanie „symptom$\rightarrow$stan". W modelu niejawnym typu obrazu omówiliśmy geometryczne metodę rozpoznawania stanu przez konstrukcji hiperpowierzchni decyzyjnej. Oprócz tej metody rozpoznawania istnieją jeszcze: metody minimalno - odległościowe, metody probabilistyczne i lingwistyczne [82]. Wydaje się więc, że warto tu pokrótce zarysować podstawy metod minimalno - odległóściowych, które mogą znaleźć zastosowanie w diagnostyce maszyn (patrz np. [83]).

Wyobraźmy sobie, że mamy dwa zbiory wektorów symptomów tworzące macierze:

- zbiór trenujący - uczący ze znanym przyporządkowaniem stanu k-obiektów,

$$\left\{S_{ir}^{u}\right\}, \quad r=1,\ldots,k, \quad u=\begin{cases} z-zdatny \\ n-niezdatny \end{cases}$$

- zbiór n-obiektów - do rozpoznania ich stanu:

$$\left\{S_{ij}\right\}, \quad j=1,\ldots,n, \tag{6.14}$$

gdzie i=l,,..,s to składowe wektora obserwacji każdego obiektu, ze zbioru trenującego r=l,...,k oraz dla rozpoznawanego zbioru j=l,...,n.

Chcąc obecnie rozpoznać stan j-jtego obiektu obliczalny jego odległość d_{rj} od każdego obiektu zbioru uczącego. Na podstawie znajomości tych odległości możemy sądzić o podobieństwie rozpoznawanego obiektu do swego najbliższego sąsiada $\left(\underset{r}{Min}\, d_{jr}\right)$ lub do innego wzorca stanu.

Istnieje wiele definicji odległości (dobry przegląd zagadnienia można znaleźć w pracy habilitacyjnej Cholewy [833]), zaś jedna z najogólniejszych, odległość Minkowskiego, została już tu wykorzystana przy definicji miar sygnału WA (patrz p. 3. 5) i do naszych celów można ją zapisać następująco:

$$d_{rj}^{\mu}=\left[\sum_{i=1}^{s}\left|S_{ij}-S_{ir}^{u}\right|^{\mu}\right]^{\frac{1}{\mu}}, \quad u=z:n \tag{6.15}$$

przy czym z uwagi na różnoimienność symptomów S_i i różne skale dobrze jest znormalizować cechy dzieląc je przez odchylenie standardowe na rozpatrywanym zbiorze

$$\sigma_i=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\left(S_{ij}-\overline{S}_i\right)^2}, \quad \sigma_i^u=\sqrt{\frac{1}{k}\sum_{r=1}^{k}\left(S_{ir}^u-\overline{S}_i^u\right)^2} \tag{6.16}$$

gdzie $\overline{S}_i, \overline{S}_i^u$ to wartości średnie symptomów

$$\overline{S}_i=\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}S_{ij}, \quad \overline{S}_i^u=\frac{1}{n}\sum_{r=1}^{k}S_{ir}^u$$

Wybór wykładnika μ podyktowany jest naszymi potrzebami; jeśli chcemy uwzględnić jednako wszystkie cechy, to $\mu=1$, jeśli zaś chcemy uwzględnić bardziej większe różnice w cechach, to należy przyjęć $\mu>1$, zaś dla $\mu\rightarrow\infty$ otrzymujemy $d_{rj}^{u}=\underset{i}{Max}\left|S_{ij}-S_{ir}^{u}\right|$

Odległość d_{rj} jest miarą bliskości obiektów i miara ta może już być podstawą rozpoznania stanu. Zakładając np, że j-ty obiekt ma taki stan jak jego najbliższy sąsiad możemy przyjąć następującą regułę decyzyjną $D\left(S_j\right)$:

$$D(S_j) = \begin{cases} z, \text{ jeśeś } \; \underset{r}{Min}\, d_{rj}^{z} < \underset{r}{Min}\, d_{rj}^{n} \\ n, \text{ jeśeś } \; \underset{r}{Min}\, d_{rj}^{n} < \underset{r}{Min}\, d_{rj}^{z} \end{cases} \tag{6.17}$$

to znaczy przyjmujemy decyzje o zdatności j-tego obiektu, jeśli jego najbliższy sąsiad jest zdatny i odwrotnie.

Jak widać, reguła decyzyjna jest prosta, lecz każdorazowo wymaga obliczenia odległości od wszystkich obiektów zbioru trenującego $S_{ir}^{u}, r = 1,...,k$. Istnieje wiele alternatyw zmierzających do zmniejszenia ilości obliczeń przy zachowaniu bądź nawet poprawności poprzedniej jakości klasyfikacji.

Poprzestając jednak na zaprezentowaniu ogólnej idei klasyfikacji minimalno - odległościowych i metody najbliższego sąsiada nie będziemy się dalej w to wgłębiać, tym bardziej w metody probabilistyczne lub lingwistyczne. Zainteresowanych odsyłamy do literatury [82,83,84], a także[119].

Na zakończenie warto wspomnieć o udanej próbie klasyfikacji silników spalinowych wprost za pomocą skończonych realizacji sygnałów z przetworników zamontowanych na silniku pokazanej przez Gerscha, Brothertona i Brauna [55]. Tutaj użyto metody najbliższego sąsiada, a jako miary użyto diwergencji Kulbacka, patrz wzór (3.18), która ma tę zaletę, że pozwala wyliczać od razu prawdopodobieństwo błędnej klasyfikacji.