

CAPITOLUL 6

STRATEGII EVOLUTIVE DE REÎNNOIRE

6.1. Reînnoirea echipamentelor în context evolutiv

Performanțele de fiabilitate a unui echipament sunt concretizate în faza de proiectare prin alegerea judicioasă a arhitecturii echipamentului, a materialelor, a procesului de fabricație, a componentelor, iar în faza de exploatare prin adoptarea unei strategii optime de mentenanță care să asigure o cât mai mare disponibilitate a echipamentului, la un cost cât mai redus în unitatea de timp. În cazul echipamentelor reparabile, unul dintre principalii factori care contribuie la asigurarea unei disponibilități cât mai ridicate îl constituie efectuarea de *reînnoiri preventive*. Aceste reînnoiri operează la anumite momente de timp prestabilite și conduc la eliminarea totală sau parțială a uzurii acumulate, aducând echipamentul de fiecare dată într-o stare de funcționare caracterizată de lipsa uzurii sau cu o uzură neglijabilă. Stabilirea momentului reînnoirii se poate face utilizând fie modelul de fiabilitate al echipamentului, bazat pe informațiile apriori referitoare la comportarea echipamentului în condițiile de exploatare date, fie utilizând o strategie evolutivă de reînnoire care predictează momentul proximei reînnoiri, utilizând modelul de fiabilitate al echipamentului, actualizat în timp real în funcție de evoluția reală a parametrilor echipamentului. Utilizarea unei strategii evolutive de reînnoire poate conduce atât la creșterea disponibilității echipamentului cât și la minimizarea costului mediu de întreținere în unitatea de timp.

În continuare se prezintă o strategie de *reînnoire ameliorată*, din clasa strategiilor CRP (Continuous Replacement Policy), care vizează:

- utilizarea cât mai completă a informațiilor apriori, privind echipamentul monitorizat, și elaborarea – pe baza acestor informații – a unui model Markov inițial de fiabilitate;
- utilizarea tehnicilor de diagnoză pentru obținerea de informații curente privind starea echipamentului;
- ajustarea automată a parametrilor modelului Markov, pe baza informațiilor furnizate de subsistemul de diagnoză;

- utilizarea tehnicilor de instruire pentru ajustarea modelului Markov, cât și corecția subsistemului de diagnoză în cadrul operațiilor de reînnoire/restabilire.

Această strategie poate sta la baza realizării unui echipament de monitorizare, care să furnizeze în timp real strategia optimală aferentă stării curente a utilajului.

6.1.1. Premizele strategiei evolutive de reînnoire

I. Premize privind elaborarea modelelor de fiabilitate

Cercetările îndelungate și aprofundate privind fiabilitatea elementelor și echipamentelor industriale au dus la creșterea sensibilă a bazei de cunoștințe pe care se pot dezvolta modelele structural-funcționale de fiabilitate, cum sunt cele de tipul modelelor Markov. Aceste modele de fiabilitate sunt fundamentate de:

- structura echipamentului;
- procesele care conduc la modificarea în timp a proprietăților funcționale ale echipamentului modelat.

Ca urmare a cercetărilor efectuate în ultimii ani, s-au acumulat cunoștințe variate, privind următoarele aspecte esențiale ce privesc fiabilitatea echipamentelor:

- 1- caracterizarea și modelarea solicitărilor mixte, de tip: mecanic + termic + electromagnetic. În acest scop sunt utilizate proceduri care îmbină investigația experimentală cu modelarea numerică, utilizând metode de tipul elementului finit;
- 2- caracterizarea și modelarea solicitărilor produse în mașinile electrice, la utilizarea noilor generații de convertoare de frecvență. În cazul mașinilor de curent alternativ, alimentate atât de la convertoarele comandate vectorial, cât și în sistemele de comandă directă a fluxului (DTC – Direct Torque Control), frecvențele înalte de lucru ale invertoarelor, cât și gradientii ridicați de tensiune pun probleme noi privind solicitările mașinilor, ca de exemplu:
 - apariția unor efecte mecanice specifice induse de funcționarea convertorului: oscilații de cuplu, rezonanțe pe frecvențe ridicate în sistemul mecanic;

- accelerarea procesului de degradare a izolației, ca urmare a frecvenței ridicate de comutare și a gradientilor mari de tensiune, în cadrul invertoarelor din compunerea echipamentelor electrice de putere.

Rezultatele acumulate din studiile de tribologie, cât și din practica inginerescă, oferă date suficiente pentru estimarea evoluției proceselor de uzură, în funcție de condițiile (solicitările) de exploatare curente. Aceste condiții se referă la solicitările mecanice, regimul de ungere, solicitările termice etc.

Rezultatele privind evoluția proceselor de uzură/îmbătrânire, sub acțiunea solicitărilor, oferă și informațiile privitoare la mărimile observabile (măsurabile), care reflectă – direct sau indirect – gradul de uzură/îmbătrânire: vibrații, temperaturi, nivelul descărcărilor parțiale etc.

Elaborarea modelului Markov de fiabilitate a echipamentului (figura 6.1) are la bază următoarele operații:

- analiza structurii echipamentului, cu reliefarea componentelor și proceselor asociate, stabilirea factorilor de solicitare, evidențierea interacțiunilor, întrucât comportarea unei componente modifică “mediul” celorlalte componente;

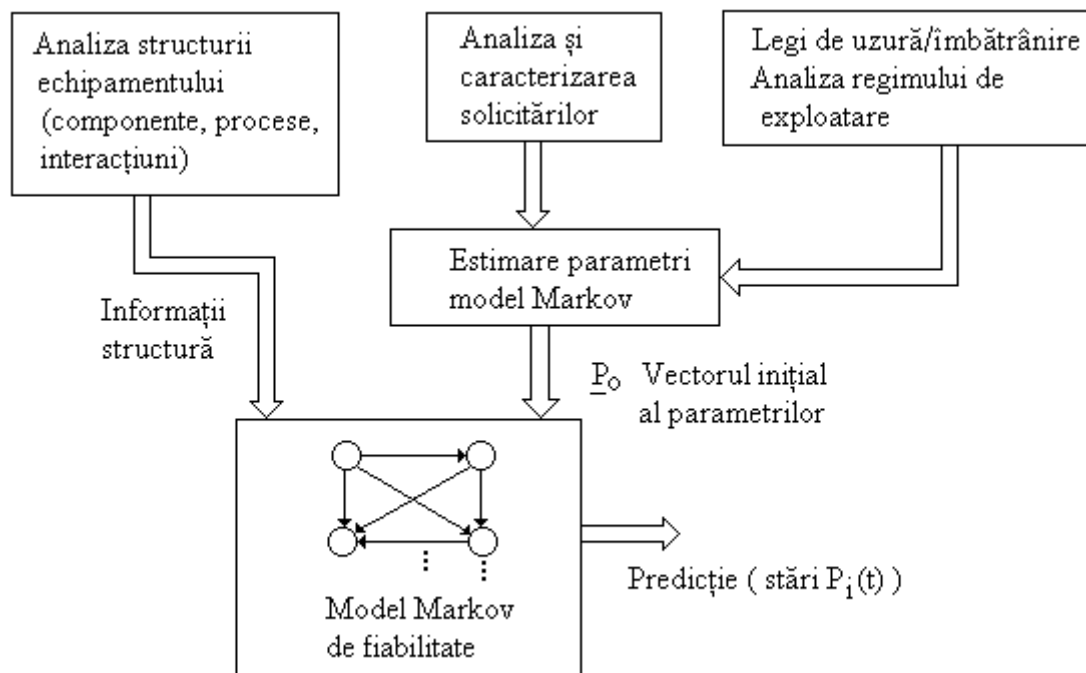


Fig. 6.1. Elaborarea modelului Markov de fiabilitate

- stabilirea structurii de stare (numărul de stări și semnificația acestora);

- fundamentarea politicii de instrumentație, care vizează discernerea “stării” echipamentului în regimul curent de exploatare.

II. Premize privind diagnoza stării echipamentului

Domeniul diagnozei tehnice a avut, în ultimul timp, o dezvoltare deosebită, fiind conturat și susținut de un considerabil suport teoretic și procedural. Principalele metode de diagnoză se pot încadra în două abordări:

A. Abordarea bazată pe analiza de semnal

Prelucrarea seriilor de timp și analiza spectrală în special sunt utilizate de mult timp pentru detectarea nuanțată a defectelor, întrucât metodele numerice de prelucrare a semnalelor oferă posibilități reale de caracterizare a defectelor sau imperfecțiunilor din cadrul echipamentului diagnosticat. În prezent aceste metode utilizează pe scară largă algoritmi neuronali, în toate etapele lanțului de prelucrare, respectiv la:

- modelarea spectrală a semnalului;
- extragerea trăsăturilor pe baza cărora se face diagnoza;
- recunoașterea stării echipamentului diagnosticat.

B. Abordarea bazată pe metode de model

Metodele din această categorie, de dată mai recentă, au numeroase variante și apelează la rezultatele cunoscute din teoria sistemelor și din domeniul identificării sistemelor. În principiu, diferențele dintre echipamentul diagnosticat și modelul său (diferențe legate de existența defectelor sau imperfecțiunilor) stau la baza generării reziduurilor. În problematica generatoarelor de reziduuri sunt avute în vedere și aspectele care introduc limitările de metodă: incidența perturbațiilor nemodelate asupra reziduurilor și problema insensibilizării generatorului de reziduuri în raport cu aceste perturbații. În ceea ce privește prelucrarea reziduurilor, există diverse abordări:

- compararea cu praguri fixe sau cu praguri adaptive (acestea putând fi obținute și prin instruire);
- aplicarea de metode multicriteriale fuzzy etc.

Cele două abordări în diagnoza stării echipamentului pot fi îmbinate într-o structură în care evaluarea probabilităților aferente stărilor diagnosticate

are la bază criterii ce țin cont de totalitatea informațiilor detectabile din echipamentul monitorizat.

6.1.2. Principiul strategiei evolutive de reînnoire

Scopul urmărit este de a evalua în timp real "dinamica" timpului optimal de reînnoire $T^*(t)$. Această "dinamică" trebuie să reflecte efectele condițiilor curente de exploatare, care determină caracterul variant al modelului de fiabilitate. Principiul *strategiei evolutive de reînnoire* este ilustrat în figura 6.2. Structura propusă în [10] conține 3 canale de prelucrare a informației, după cum urmează:

1. **Calea directă.** Aceasta are ca punct de plecare modelul Markov de fiabilitate, având parametri inițializați pe baza datelor menționate anterior. Dacă se utilizează un model Markov cu parametri prestabiliți, se calculează o valoare a timpului optimal de reînnoire. Această valoare se aplică efectiv la ciclul curent al procesului de reînnoire, obținându-se strategia de mentenanță clasică, în care se presupune că modelul de fiabilitate este invariant (neafectat de condițiile de exploatare inerent variabile).

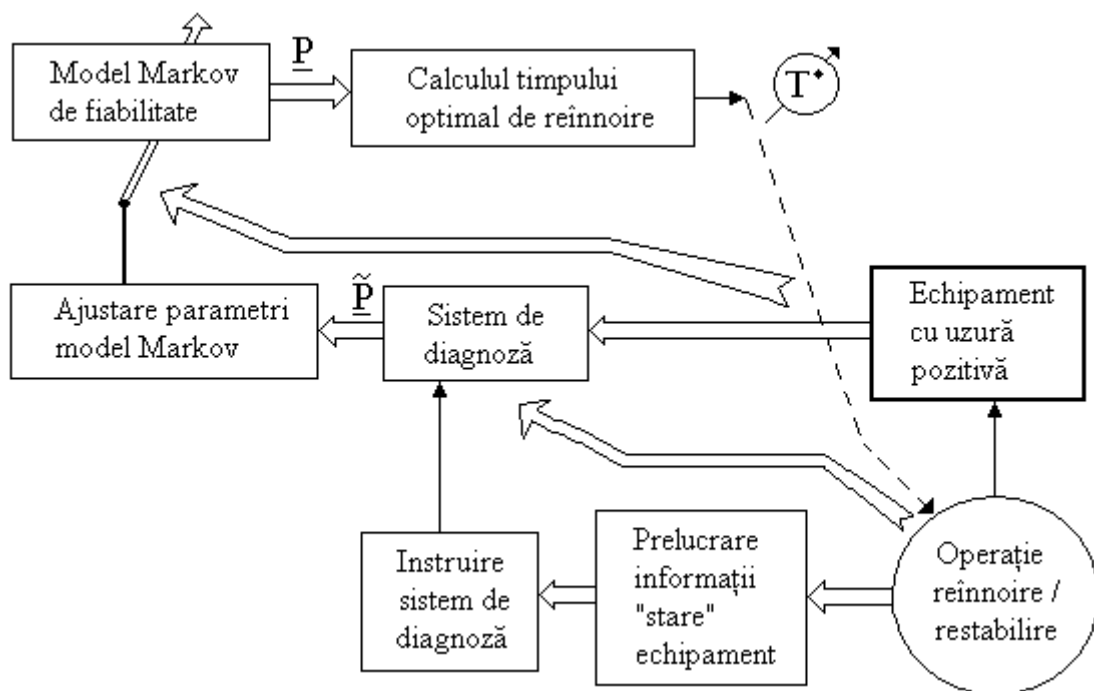


Fig. 6.2. Principiul strategiei evolutive de reînnoire

Un aspect important în conceperea căii directe îl constituie adoptarea structurii modelului Markov de fiabilitate. În funcție de natura și

structura echipamentului considerat, trebuie aleasă dimensiunea vectorului de stare și semnificația stărilor. Variabilele de stare din model trebuie să reprezinte probabilitățile $P_i(t)$, $i=\overline{1,n}$, ca, la momentul curent t , echipamentul să se afle în “stările” prestabilite, S_i , $i=\overline{1,n}$ (“echipament nou/reînnoit”, “uzură incipientă” etc). Aceste stări (ale căror probabilități sunt descrise de model) trebuie astfel adoptate, încât un sistem de diagnoză să le poată discerne.

2. **O cale de reacție rapidă**, care include un sistem de diagnoză și un bloc de ajustare a parametrilor modelului Markov. Sistemul de diagnoză este special conceput pentru a estima măsura probabilistică cu care “regimul curent de fiabilitate” – definit printr-un ansamblu de criterii – aparține stărilor prestabilite, S_i , $i=\overline{1,n}$, admise la construcția modelului Markov.

Sistemul de diagnoză este conceput în abordare statistică și furnizează ciclic valori estimate ale probabilităților stărilor pe baza măsurării unor mărimi caracteristice ale echipamentului supervizat. În esență sistemul de diagnoză este un sistem de recunoaștere a claselor (stărilor) S_i , $i=\overline{1,n}$, pe baza prelucrării unor vectori ai mărimilor măsurate, reprezentând variabilele-criteriu pentru diagnoză. Abordarea statistică a recunoașterii stărilor S_i , $i=\overline{1,n}$, face din sistemul de diagnoză un estimator al probabilităților \tilde{p}_i , ca – la ciclul curent de diagnoză – echipamentul să se afle efectiv în stările prestabilite S_i .

Dacă probabilitățile $P_i(t)$ din modelul Markov se modifică în conformitate cu parametrii modelului Markov și cu inițializarea vectorului de stare, probabilitățile $\tilde{p}(t)$ dau evoluția “regimului de fiabilitate” a echipamentului, așa cum acesta este reflectat de sistemul de diagnoză. Dacă diagnoza s-ar face fără erori, atunci $\tilde{p}_i(t)$ ar fi probabilitățile efective (conform realității fizice) ale stărilor S_i , $i=\overline{1,n}$.

La fiecare ciclu de diagnoză, blocul de ajustare a modelului Markov modifică parametrii acestuia, astfel încât – la momentul respectiv – probabilitățile P_i să fie “cât mai apropiate” (în sensul unui criteriu prestabilit) de probabilitățile \tilde{p}_i , estimate în cadrul operației de diagnoză.

Fie iT_{dac} , $i=1,2,\dots$, momentele discrete în care se realizează operațiile de diagnoză + ajustare parametri + calcul actualizat al timpului optimal de reînnoire, T^* . Diagrama temporală care ilustrează efectul căii de reacție rapidă asupra timpului optimal de reînnoire, T^* , este prezentată în figura 6.3. La momentul $t=0$, modelul Markov stă la baza determinării intervalului de funcționare fără reînnoire $[0, T^*(0)]$. Evident, calculul are la bază ipoteza că în acest interval parametrii modelului de fiabilitate nu se modifică. La momentul T_{dac} se reactualizează modelul Markov, pe baza informațiilor obținute de la sistemul de diagnoză, și se recalculează timpul optimal de reînnoire, $T^*(T_{dac})$. Calculul are la bază ipoteza că în intervalul $[T_{dac}, T^*(T_{dac})]$ nu se modifică parametrii de fiabilitate a echipamentului. În general, pe măsură ce crește indicele i al ciclului de diagnoză+ajustare+calcul al timpului de reînnoire, se reduce durata intervalului $[iT_{dac}, T^*(iT_{dac})]$ în care modelul de fiabilitate se consideră invariant.

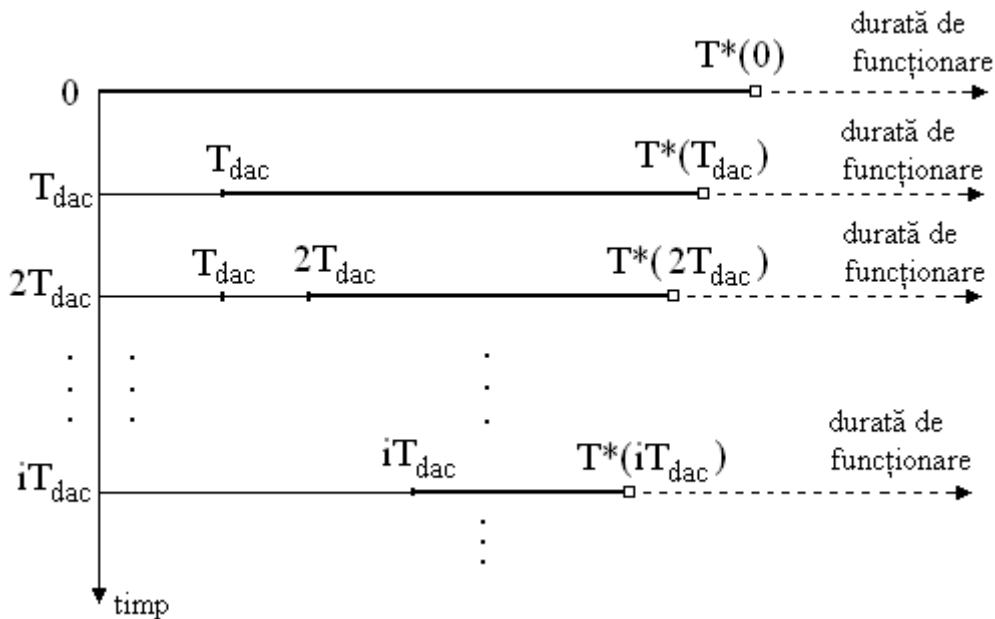


Fig. 6.3. Calculul ciclic al timpului de reînnoire

În figura 6.3, evoluția mărimii intervalelor $[0, T^*(0)]$, $[T_{dac}, T^*(T_{dac})]$, $[2T_{dac}, T^*(2T_{dac})]$... este strict descrescătoare. În principiu, este însă posibilă și o evoluție nemonotonă a mărimii intervalelor menționate.

3. **O cale de reacție lentă.** Structura care ar conține numai căile directă și de reacție rapidă, descrise anterior, admite că sistemul de diagnoză – de tip “pattern recognition” – a fost complet instruit într-un regim preliminar, pe baza unor date culese din regimurile anterioare de

funcționare a echipamentului. Succesiunea reînnoirilor, realizate pe baza strategiei analizate, oferă informații noi care permit continuarea procesului de instruire a sistemului de diagnoză.

La fiecare reînnoire se poate compara răspunsul sistemului de diagnoză cu situația stării fizice a echipamentului, constatată în cursul operației de reînnoire. Pe această bază se completează “lotul de instruire” și – în consecință – se continuă procesul de instruire a sistemului de diagnoză. Aceeași operație se efectuează în cazul restabilirilor, adică al reînnoirilor efectuate în caz de defectare.

Întrucât ajustarea sistemului de diagnoză se face numai în urma reînnoirilor și restabilirilor, frecvența acestora este mult mai redusă decât în cazul reacordării modelului Markov pe calea de reacție rapidă.

6.2. Structura sistemului evolutiv de reînnoire

Schema de principiu a sistemului evolutiv de reînnoire care are la bază principiile menționate în paragraful anterior este dată în figura 6.4.

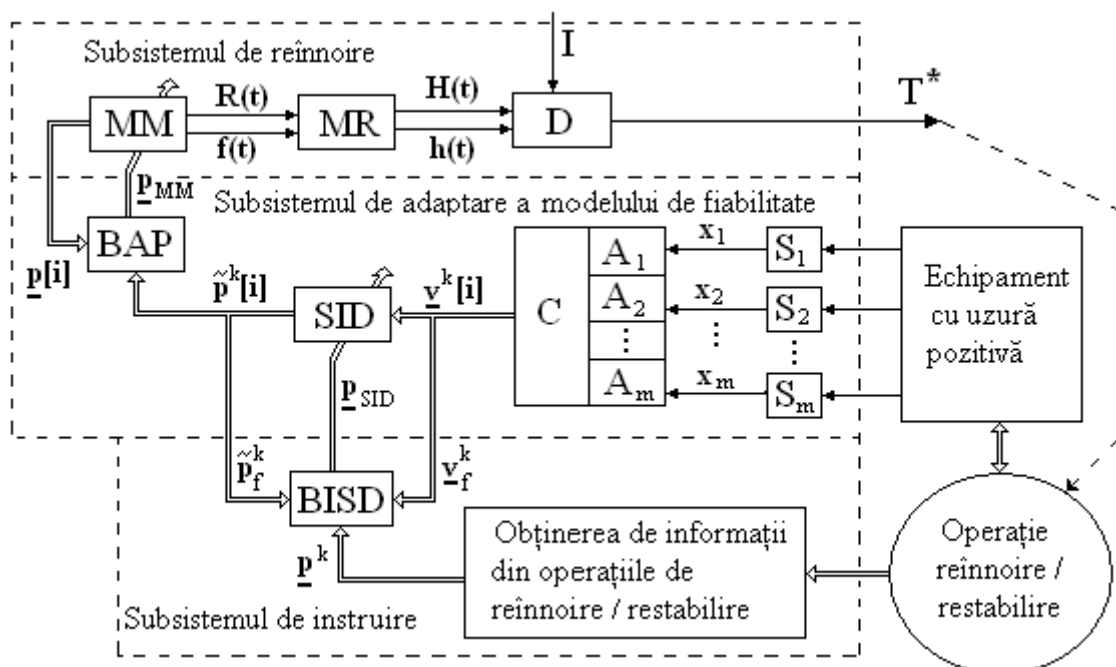


Fig. 6.4. Structura sistemului evolutiv de reînnoire

Principalele subsisteme din cadrul acestei scheme sunt următoarele:

1. Subsistemul de reînnoire (SR). Acesta conține modelul Markov (MM) de fiabilitate, care furnizează evoluția probabilităților stărilor, $\underline{p}(t)$, pe baza integrării ecuațiilor de stare, în care intervin parametrii MM, incluși în vectorul \underline{p}_{MM} . Blocul MM furnizează densitatea de probabilitate a timpului de funcționare $f(t)$ și funcția de fiabilitate a echipamentului, $R(t)$. Blocul MR implementează *modelul de reînnoire* al echipamentului. Primind la intrare funcțiile $R(t)$ și $f(t)$, blocul MR oferă la ieșire *funcția de reînnoire* $H(t)$ și *funcția intensității reînnoirilor*, $h(t)$, ambele aceste funcții fiind implicate în determinarea soluției optime de reînnoire. Această soluție se obține în blocul de decizie D, căruia i se impune criteriul de optimizare I. Rezultatul furnizat de acest bloc este intervalul de timp optimal T^* , până la următoarea reînnoire.

2. Subsistemul de adaptare a modelului de fiabilitate (SAMF), care furnizează parametri curenți ai modelului de tip Markov, prin ajustarea acestora la momentele discrete iT_{dac} . El conține un *sistem instruibil de diagnoză* (SID). Pe baza semnalelor $x_i(t)$, date de senzorii S_i , analizoarele A_i realizează o serie de prelucrări pentru extragerea trăsăturilor necesare detectării situațiilor de diagnoză. Blocul C selectează trăsăturile și formează vectorul $\underline{v}^k[i] = \underline{v}^k(iT_{dac})$, care – reflectând “regimul curent de fiabilitate” – trebuie clasificat la stările (clasele) S_i , $i = \overline{1, n}$. Indicele k denotă ciclul curent de funcționare dintre două reînnoiri.

Structura SID și algoritmul de instruire sunt încadrați abordării statistice, astfel încât rezultatele clasificării vectorilor \underline{v} reprezintă estimatii ale probabilităților stărilor (\tilde{p}_i , $i = \overline{1, n}$), conform datelor reale din echipamentul diagnosticat. La momentele iT_{dac} , vectorul $\tilde{\underline{p}}$ al acestor probabilități trebuie să fie impus modelului Markov, ca “răspuns” pe stare, adică starea \underline{p} a MM trebuie adusă – prin ajustarea parametrilor \underline{p}_{MM} – “cât mai apropiată” de vectorul $\tilde{\underline{p}}$. Figura 6.5 ilustrează principiul de adaptare a modelului Markov, pe baza informațiilor primite de la sistemul de diagnoză.

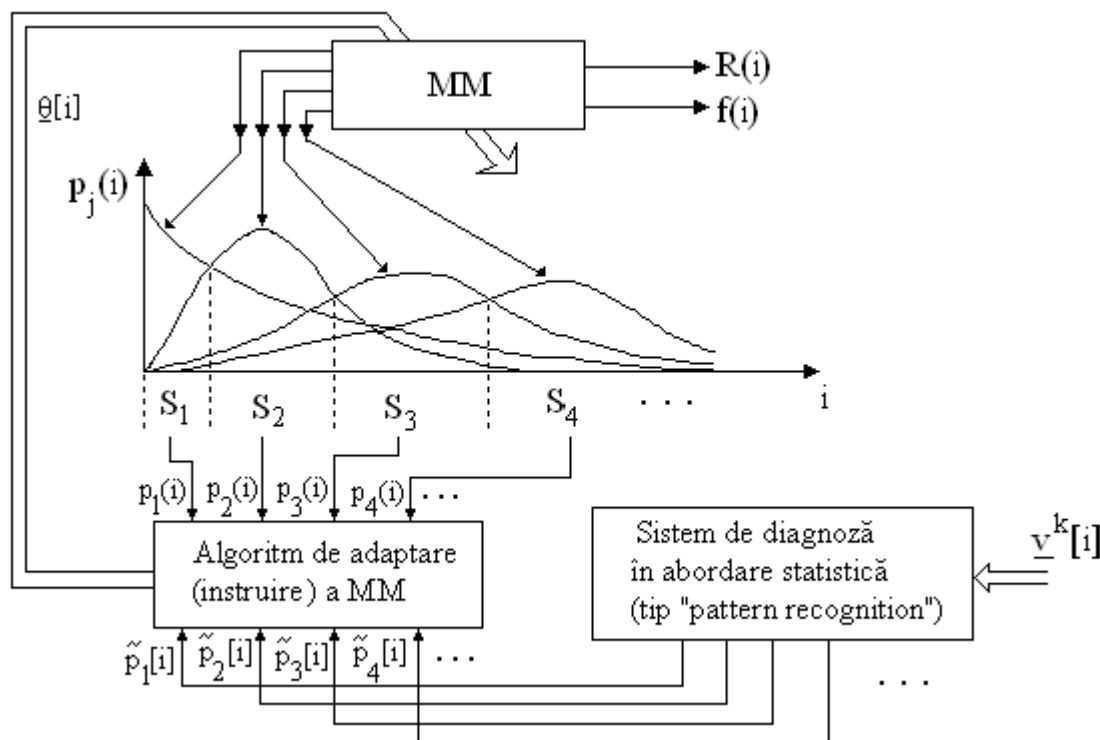


Fig. 6.5. Principiul de adaptare a modelului Markov

3. Subsistemul de instruire (SI) fructifică informațiile care se obțin, privind starea efectivă a echipamentului, la fiecare reînnoire sau restabilire a acestuia. Aceste informații sunt utilizate pentru completarea lotului de date, pe baza căruia se realizează instruirea sistemului de diagnoză. La fiecare reînnoire/restabilire, se rețin datele:

- vectorul \underline{v}_f^k , care reprezintă ultimul vector transmis la intrarea sistemului de diagnoză, în cadrul ciclului k de reînnoire;
- vectorul \underline{p}^k , reprezentând “răspunsul ideal” pe care ar fi trebuit să-l dea sistemul de diagnoză, răspuns obținut pe baza examinării stării fizice a echipamentului, în cursul operației de reînnoire (răspunsul efectiv al sistemului de diagnoză este $\underline{\tilde{p}}_f^k$).

Vectorul \underline{v}_f^k și vectorul \underline{p}^k sunt mărimea de intrare, respectiv mărimea “țintă”, în procesul de instruire care se desfășoară în cadrul blocului BISD. Răspunsul efectiv, $\underline{\tilde{p}}_f^k$, al sistemului de diagnoză la aplicarea vectorului de intrare \underline{v}_f^k , se compară cu mărimea țintă \underline{p}^k și – în funcție de eroarea

rezultată – se ajustează vectorul parametrilor, \underline{p}_{SID} , al sistemului instruibil de diagnoză (SID).

6.3. Metode de evaluare a stării echipamentelor în strategia evolutivă de reînnoire, prin sisteme de diagnoză

6.3.1. Etapele evaluării stării echipamentelor

În scopul realizării unei predicții cât mai exacte a momentului proximei reînnoiri este necesar ca parametrii modelului Markov să fie ajustați periodic (§ 6.1.2), astfel încât să fie cunoscută evoluția reală a stărilor de uzură a echipamentului. Pentru realizarea acestui lucru, este necesar să se definească stările de uzură a echipamentului în corelare cu stările admise de modelul Markov. Stările ce vor caracteriza echipamentul trebuie să fie în același număr cu cele admise de modelul Markov și să aibă aceeași succesiune. Evaluarea stării reale a echipamentului considerat se poate face într-unul dintre modurile următoare:

- a) Analizând mărimile măsurate din proces, mărimi caracterizate de evoluții lente în timp.
- b) Utilizând tehnicile “clasice” de diagnoză, bazate pe metode de prelucrare a spectrelor semnalelor măsurate din proces.
- c) Utilizând metode de diagnoză pe bază de model. În acest caz, se consideră că parametrii identificați în timp real au variații lente, conforme cu evoluția “stării” din modelul Markov de fiabilitate a echipamentului.
- d) Prin tehnici specifice unui echipament / subansamblu dat, cum este de exemplu, metoda impulsurilor de șoc, în cazul lagărelor de rostogolire.

Indiferent de metodologia aleasă pentru evaluarea stării reale a echipamentului, este necesar să se precizeze care este modalitatea de definire a stărilor echipamentului precum și cum se estimează probabilitățile $\tilde{p}_i(t)$ ale acestor stări pe baza datelor măsurate de setul de transductoare adoptat.

În cele ce urmează se va prezenta prima modalitate de evaluare a stării echipamentului: analiza evoluțiilor lente ale unor mărimi măsurate din proces. În principiu, procedura care va fi prezentată în continuare poate fi

aplicată nu numai mărimilor fizice lent variabile măsurate direct din proces, dar și mărimilor rezultate prin aplicarea altor modalități de diagnoză (mărimi de tip “criteriu”, în raport cu care se face diagnoza, abaterile parametrilor identificați, față de cei “normați” – la metode bazate pe model, mărimi rezultate prin analiza reziduurilor etc).

Etapele care trebuie parcurse pentru evaluarea stării echipamentului sunt următoarele:

Etapa 1. Se stabilesc mărimile din proces care se vor utiliza în acest scop. Aceste mărimi se aleg astfel încât să reflecte cât mai bine evoluția uzurii echipamentului respectiv.

Exemplu: Pentru un lagăr se pot măsura: temperatura acestuia, amplitudinea vibrațiilor și/sau nivelul zgomotului produs. În conformitate cu specificațiile tehnice ale echipamentului, pentru fiecare mărime selectată se stabilesc limitele care definesc starea de bună funcționare și fiecare stare de uzură.

Etapa 2. Definirea stărilor ce caracterizează echipamentul. În esență, trebuie să se precizeze combinațiile mărimilor măsurate care definesc o anumită stare. Această operație se poate realiza numai cu o cunoaștere foarte exactă a echipamentului, a cerințelor tehnice și tehnologice impuse și a performanțelor pe care trebuie să le realizeze echipamentul. Problema definirii stărilor este cu atât mai complexă, cu cât numărul mărimilor măsurate este mai mare și cu cât numărul domeniilor de variație considerate la aceste mărimi, pentru caracterizarea stării de uzură, este mai mare. Cazul cel mai simplu, când există o singură mărime măsurată, x , se rezolvă imediat, definindu-se stările cu relațiile următoare:

$$\text{dacă } x_{i \min} \leq x \leq x_{i \max} \Rightarrow \text{starea } S_i, i=0, 1, 2, \dots, m \quad (6.1)$$

Numărul de subdomenii în care se împarte domeniul mărimii măsurate, x , va fi egal cu numărul stărilor modelului Markov. În cazul în care avem deja două mărimi măsurate, problema definirii stărilor se complică. În ipoteza că fiecare dintre cele două mărimi sunt caracterizate de câte trei domenii de funcționare:

- D_1 - funcționare corectă;
- D_2 - funcționare cu uzură;
- D_3 - stare de defectare,

atunci, stările echipamentului se pot defini astfel:

- starea S_0 - de funcționare corectă – pentru:

$$x_1 \in D_1^1 \text{ și } x_2 \in D_1^2 \quad (6.2)$$

- starea S_1 - de funcționare cu uzură gradul I – pentru:

$$x_1 \in D_2^1 \text{ și } x_2 \in D_1^2 \quad \text{sau} \quad x_1 \in D_1^1 \text{ și } x_2 \in D_2^2 \quad (6.3)$$

- starea S_2 - de funcționare cu uzură gradul II – pentru:

$$x_1 \in D_2^1 \text{ și } x_2 \in D_2^2 \quad (6.4)$$

- starea S_3 - de defectare, pentru:

$$x_1 \in D_3^1 \text{ și } x_2 \in D_i^2, i=1,2,3 \quad \text{sau} \quad x_1 \in D_i^1, i=1,2,3 \text{ și } x_2 \in D_3^2 \quad (6.5)$$

În cazul prezentat este necesar ca și modelul Markov să admită același număr de stări și în aceeași ordine. Dacă modelul Markov ar admite o singură stare de uzură, atunci stările S_1 și S_2 de mai sus ar fuziona, modelul Markov rezultând mai simplu.

Etapa 3. Evaluarea probabilităților aferente stărilor echipamentului, pe baza mărimilor măsurate, și în conformitate cu definirea stărilor de la punctul anterior. Pentru realizarea acestei operații, în cele ce urmează se propun proceduri bazate fie pe rețele neuronale, fie pe tehnici fuzzy.

6.3.2. Tehnici neuronale de evaluare a stării echipamentelor

Scopul urmărit este obținerea unor estimări ale probabilităților aferente fiecărei stări a modelului Markov. Aceste probabilități se estimează printr-o rețea neuronală, având următoarele proprietăți:

- numărul de intrări este egal cu numărul de mărimi măsurate;
- numărul de ieșiri este egal cu numărul stărilor corespunzătoare modelului Markov;
- funcțiile de activare ale stratului de ieșire trebuie să permită evaluarea nuanțată a gradelor de apartenență la stările S_i . În acest sens, soluția firească o reprezintă stratul de ieșire cu funcții de activare liniare;
- straturile ascunse trebuie să aibă funcții de activare sigmoide, pentru a permite reducerea erorilor de aproximare a densităților de probabilitate, $p(\underline{x} / S_i)$. Eroarea de aproximare depinde și de arhitectura rețelei neuronale, adică de numărul de straturi ascunse și numărul de neuroni din fiecare strat.

Funcționarea rețelei neuronale în regimul de instruire este ilustrată în figura 6.6. Fiecare vector \underline{x}^k din lotul de instruire are drept componente mărimile măsurate din proces, stabilite conform etapei 1 prezentate în § 6.3.1. Vectorul țintă \underline{t}^k , aferent intrării \underline{x}^k , are structura:

$$\underline{t}^k = (0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T \quad (6.6)$$

\uparrow
0

\uparrow
i

\uparrow
n-1

dacă \underline{x}^k corespunde stării S_i . Corespondența vectorilor \underline{x}^k , din secvența de instruire, la stările S_i , se face conform procedurii aferente etapei 2, prezentate în § 6.3.1.

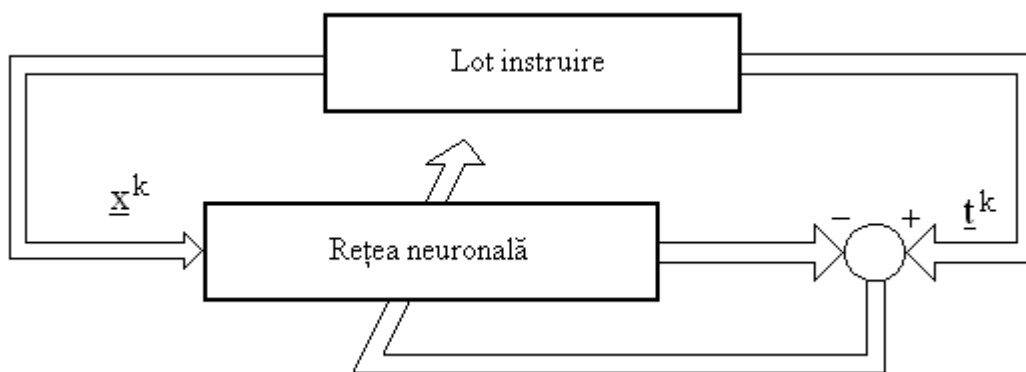


Fig. 6.6. Instruirea rețelei neuronale

O problemă importantă o reprezintă generarea secvenței de instruire. Pentru estimarea funcțiilor $p(\underline{x} / S_i)$, cu niveluri apropiate de eroare, este necesar ca numărul vectorilor din secvența de instruire, aferenți fiecărei stări S_i , să nu difere foarte mult. În consecință, o soluție simplă de formare a secvenței de instruire constă în realizarea următoarelor operații:

- generarea aleatoare, cu distribuție uniformă, a unor valori numerice cuprinse în domeniile D_m^j ale mărimilor x_j , $j=1, \dots, n$, domenii ce definesc starea curentă S_i ;
- formarea numărului propus de vectori din starea S_i ;
- repetarea operațiilor pentru toate stările din modelul Markov;
- organizarea secvenței de instruire $\{ \underline{x}^k, \underline{t}^k; k=1, \dots, n \}$, într-o succesiune aleatoare a vectorilor generați.

După cum este cunoscut, calitatea procesului de instruire - evaluată prin dinamica erorii - se obține, de regulă, prin încercarea mai multor variante de structură a rețelelor neuronale. În regim de funcționare (diagnoză), pentru estimarea probabilităților \tilde{p}_i , $i=0, n-1$, este necesar să se realizeze

normarea ieșirilor rețelei neuronale, astfel încât suma valorilor normate ale ieșirilor să fie egală cu unitatea. Schema de principiu a estimatorului neuronal pentru probabilitățile $p_i^k \equiv p(S_i / \underline{x}^k)$, este dată în figura 6.7.

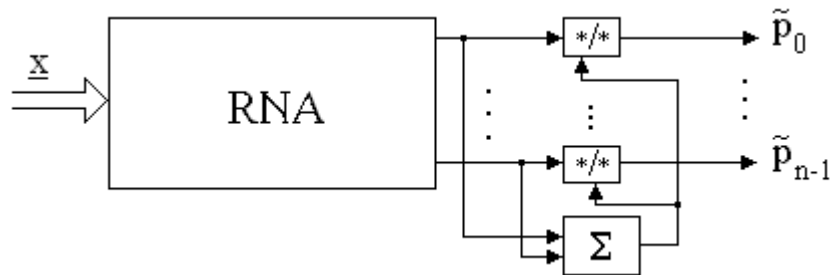


Fig. 6.7. Schema de principiu a estimatorului neuronal

Pentru exemplificarea metodologiei de estimare neuronală a probabilităților stărilor din modelul Markov, a fost considerat cazul unui echipament ce poate admite două stări de funcționare:

S_0 = starea de *bună funcționare*, caracterizată prin apartenența tuturor mărimilor caracteristice la domeniile de funcționare fără uzură;

S_1 = starea de *funcționare cu uzură*, când cel puțin una dintre mărimile caracteristice aparține domeniului de uzură.

Observație: Stările de funcționare cu uzură sunt acceptate atât timp cât ele nu conduc la o alterare a performanțelor echipamentului, încât mărimile de ieșire să iasă din intervalele de toleranță. *Starea de defectare* a echipamentului, notată cu S_2 , corespunde depășirii limitelor de către cel puțin una din mărimile caracteristice. Pentru exemplificare, a fost considerat un echipament caracterizat de două mărimi caracteristice x_1 și x_2 . Mărimile măsurate, x_1 și x_2 , sunt considerate cu variații lente în timp (temperaturi, amplitudini, deplasări etc). S-a considerat că mărimile măsurate se încadrează în limitele:

$$0 \leq x_1 \leq 60 \quad \text{și} \quad 20 \leq x_2 \leq 80 \quad (6.7)$$

Pentru fiecare mărime au fost definite intervalele de funcționare fără uzură și de defectare. Astfel, pentru x_1 , intervalul 0 - 60 a fost împărțit astfel:

Domeniul de variație	Codificare domeniu	Observații
0 – 20	D_1^1	Funcționare fără uzură
20 – 40	D_2^1	Funcționare cu uzură
40 – 60	D_3^1	Defectare

iar pentru mărimea x_2 a rezultat:

Domeniul de variație	Codificare domeniu	Observații
20 – 40	D_1^2	Funcționare fără uzură
40 – 60	D_2^2	Funcționare cu uzură
60 – 80	D_3^2	Defectare

Stările ce caracterizează echipamentul considerat pot fi definite astfel:

$$\begin{aligned}
 S_0 : x_1 &\in D_1^1 \text{ și } x_2 \in D_1^2 \\
 S_1 : (x_1 &\in D_1^1 \text{ și } x_2 \in D_2^2) \text{ sau } (x_1 \in D_2^1 \text{ și } x_2 \in D_1^2) \\
 &\text{sau } (x_1 \in D_2^1 \text{ și } x_2 \in D_2^2) \\
 S_2 : (x_1 &\in D_3^1 \text{ și } \forall x_2) \text{ sau } (x_2 \in D_3^2 \text{ și } \forall x_1)
 \end{aligned} \tag{6.8}$$

Rețeaua neuronală utilizată are două straturi ascunse, un strat de intrare format din doi neuroni și un strat de ieșire format din trei neuroni. Instruirea s-a realizat în 5000 de pași, obținându-se o eroare de instruire cu o evoluție dată în figura 6.8.

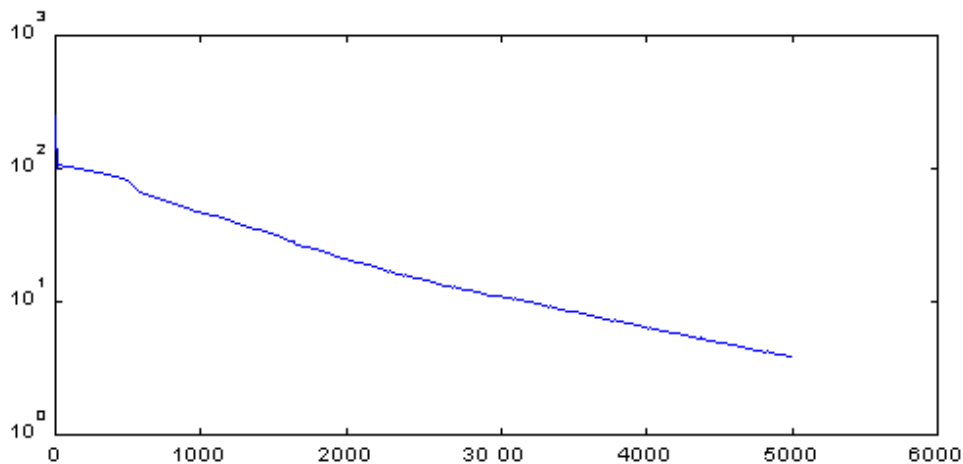


Fig. 6.8. Eroarea de instruire a clasificatorului neuronal

Răspunsul clasificatorului pentru diferite combinații ale mărimilor x_1 și x_2 , este prezentat în figurile 6.9-a ... 6.9-f. Valorile corespunzătoare ale mărimilor de intrare x_1 și x_2 , corespunzătoare situațiilor a, b, ..., f din figura 6.9, sunt cele din tabelul 6.1. Se constată că sistemul de diagnostică răspunde printr-un răspuns nuanțat, oferind evaluări ale probabilităților stărilor $\tilde{p}_0, \tilde{p}_1, \tilde{p}_2$.

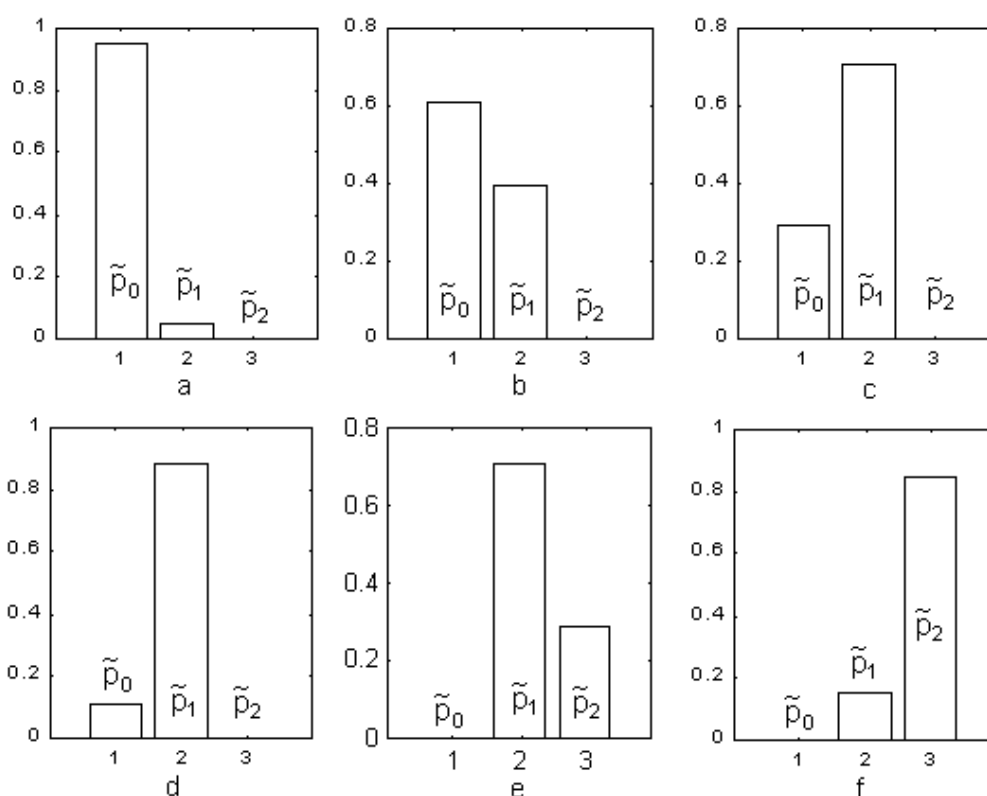


Fig. 6.9. Răspunsul clasificadorului neuronal

Tabelul 6.1

Fig.6.9 Intrare	a	b	c	d	e	f
x_1	5	15	15	20	30	45
x_2	25	35	45	50	55	70

6.3.3. Tehnici fuzzy de evaluare a stării echipamentelor

Diagnosticarea stării echipamentului, caracterizată de vectorul \underline{x} al trăsăturilor, se poate face printr-o procedură similară celei din paragraful anterior, cu deosebirea că extrapolarea informațiilor nu se realizează prin procese de instruire, ci are la bază tehnici fuzzy. Conform metodologiei prezentate în § 6.3.1, mulțimile care se introduc în cadrul primei etape nu se definesc în sens crisp, ci ca mulțimi fuzzy. În consecință, pentru fiecare mărime măsurată, x_i , $i=1, m$, trebuie stabilite următoarele elemente:

- numărul de valori lingvistice, VL_j , $j=1, \overline{N_i}$, prin care se evaluează mărimea respectivă;
- suportul mulțimilor fuzzy, aferente valorilor lingvistice considerate:

$$S_{ij} = \{ x_i \mid x_{ij \min} \leq x_i \leq x_{ij \max} \}, \quad j = \overline{1, N_i}, \quad i = \overline{1, m}$$

- forma și parametrii funcțiilor de apartenență $\mu_j(x_i)$, $j = \overline{1, N_i}$.

În cadrul etapei a doua din metodologie, pe lângă definirea stărilor din MM al echipamentului, trebuie realizată evaluarea lingvistică a probabilității ca echipamentul să se afle în starea S_k , $k = \overline{0, n-1}$. Se adoptă același număr de valori lingvistice, pentru evaluarea tuturor probabilităților $P(S_k/\underline{x})$, universul de discurs fiind mulțimea numerelor din intervalul $[0,1]$. Se adoptă:

- valorile lingvistice, VL_l , $l = \overline{1, r}$;
- suportul mulțimilor fuzzy, aferente valorilor lingvistice considerate: $\forall k; M_l = \{ p_k \mid p_{kl \min} \leq p_k \leq p_{kl \max} \}$, $l = \overline{1, r}$, $k = \overline{0, n-1}$;
- forma și parametrii funcțiilor de apartenență $\mu_l(p_k)$, $l = \overline{1, r}$, unde r este numărul valorilor lingvistice prin care se face evaluarea probabilităților $p_k \equiv P(S_k/\underline{x})$.

Problema cea mai dificilă o constituie deducerea valorilor lingvistice ale probabilităților stărilor, în funcție de mulțimile fuzzy considerate la evaluarea lingvistică a mărimilor măsurate x_i . Această problemă se rezolvă prin elaborarea - pe baza cunoștințelor apriorice - a n seturi de reguli, prin care se face evaluarea tuturor celor n probabilități din MM. Astfel, pentru variabila de stare p_k , setul de reguli are forma:

regula s: IF $x_1 = VL_\alpha$ AND $x_2 = VL_\beta$ AND ... AND $x_m = VL_\sigma$ THEN
 $p_k = VL_\upsilon$

Evaluarea fiecărui set de reguli se poate face prin metodele de inferență uzuale(MAX-MIN; MAX-PROD; SUM-PROD) și are ca rezultat deducerea funcțiilor de apartenență aferente concluziei globale din cadrul setului respectiv de reguli.

Defuzzificarea permite deducerea valorilor crisp, \tilde{p}_k , $k = \overline{0, n-1}$, reprezentând “răspunsul” evaluatorului fuzzy privind estimarea probabilităților p_k .

Pentru a obține ieșiri care să poată fi tratate ca estimări ale probabilităților $P(S_k/\underline{x})$, privind apartenența vectorului \underline{x} la stările S_k , se realizează

normarea ieșirilor evaluatorului fuzzy, ca și în cazul evaluatorului neuronal. Schema de principiu, care ilustrează metoda propusă pentru estimarea stării echipamentului, este prezentată în figura 6.10.

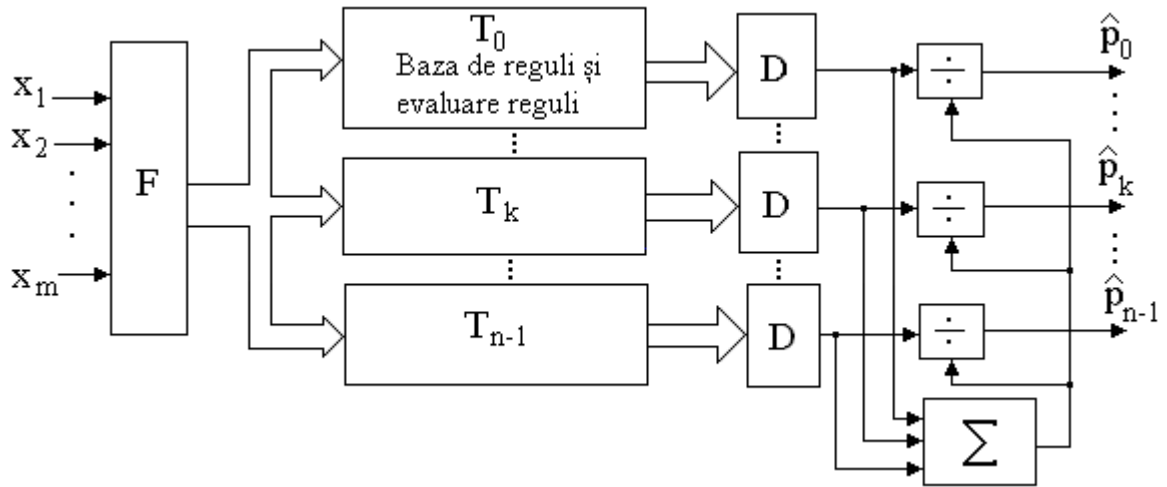


Fig. 6.10. Schema de principiu a clasificatorului fuzzy

Exemplu: Se consideră situația prezentată în paragraful anterior: un echipament caracterizat de două mărimi, x_1 și x_2 , cu domeniile de variație (6.7). Se realizează normarea variabilelor de intrare în domeniile $[-1, +1]$ astfel: $X_1 = 0.03333x_1 - 1$ și $X_2 = 0.03333(x_2 - 20) - 1$.

Fie cazul când se adoptă $N_1 = N_2 = 5$, adică evaluarea mărimilor de intrare se face prin cinci valori lingvistice. Suporturile variabilelor lingvistice NB, NS, Z, PS și PB, prin care se evaluează variabilele normate se aleg, de exemplu, de forma:

$$\begin{aligned} & [-1.0, -a] ; [-b, 0.0] ; [-c, +c] ; [0.0, +b] ; [+a, +1.0] && \text{pentru } x_1 \\ & [-1.0, -a] ; [-b, 0.0] ; [-c, +c] ; [0.0, +b] ; [+a, +1.0] && \text{pentru } x_2 \end{aligned}$$

Funcțiile de apartenență se pot adopta sub diverse forme: triunghiulare, trapezoidale, bazate pe funcții S și Π , singleton etc. De exemplu, în figura 6.11-a și 6.11-b sunt ilustrate funcții de apartenență de formă trapezoidală, respectiv de formă triunghiulară, iar în figura 6.11-c – prin funcții singleton. Evaluarea probabilităților de apartenență la stările $S_0 \dots S_2$ se poate face prin valorile lingvistice Z, Z+, S, M și B, definite prin funcții de apartenență de tip singleton.

Pentru determinarea valorilor lingvistice aferente probabilităților ca MM să se afle în starea S_0 , se poate utiliza tabelul de adevăr 6.2. Pentru stările

S_1 și S_2 , tabelele de adevăr se întocmesc ținând cont de combinațiile mărimilor măsurate x_1 și x_2 .

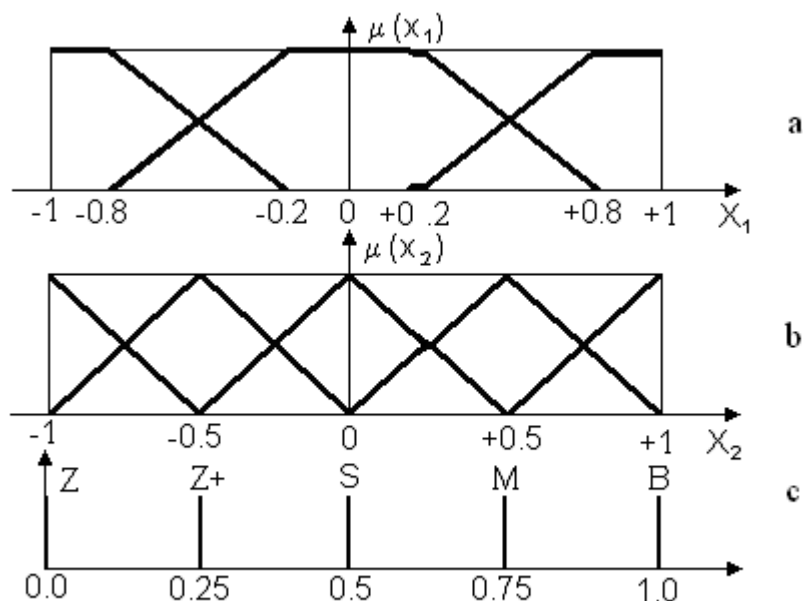


Fig. 6.11. Funcții de apartenență

Tabelul 6.2

$x_2 \backslash x_1$	NB	NS	Z	PS	PB
NB	B	M	S	Z+	Z
NS	M	M	S	Z+	Z
Z	S	S	S	Z+	Z
PS	Z+	Z+	Z+	Z+	Z
PB	Z	Z	Z	Z	Z

Pentru calculul estimărilor probabilităților $\hat{p}_k, k = \overline{0, n-1}$, se pot utiliza facilitățile oferite de mediul “fuzzy” din cadrul MATLAB-ului:

- procesarea simultană, prin tehnici fuzzy, a două mărimi de intrare;
- utilizarea unui număr maxim de 7 valori lingvistice, pentru fiecare mărime de intrare, cât și pentru evaluarea probabilităților stărilor;
- selectarea următoarelor forme pentru funcțiile de apartenență: triunghiulară, trapezoidală, bazate pe funcții S și Π ;
- selectarea următoarelor metode de inferență: MAX-MIN, MAX-PROD, SUM-PROD;

- afișarea “reliefului” variabilei de ieșire, \tilde{p}_k , precum și a “liniilor de nivel” aferente;
- încadrarea blocurilor de estimare fuzzy în mediul MATLAB, permițând generarea unor scheme SIMULINK.

În cazul exemplului considerat, schema de principiu pentru deducerea estimărilor \tilde{p}_1 , \tilde{p}_2 și \tilde{p}_3 este dată în figura 6.12.

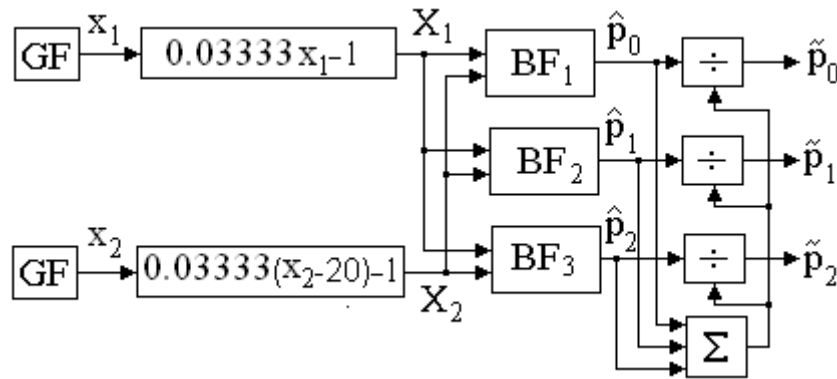


Fig. 6.12. Schema clasificatorului fuzzy

Notațiile din figură au următoarele semnificații:

GF – generator de funcții, care va furniza evoluția mărimii măsurate;

BF₁, BF₂, BF₃ – blocuri fuzzy care furnizează valorile variabilelor \hat{p}_k .

Implementarea schemei din figura 6.12 a condus la schema SIMULINK din figura 6.13. Pentru mărimile de intrare s-au considerat variații de tip rampă, peste care s-a suprapus un zgomot. Blocurile fuzzy au fost definite pe baza datelor cuprinse în tabelele de forma 6.2, fiecare bloc conținând câte 25 de reguli de tipul “IF.....THEN.....”.

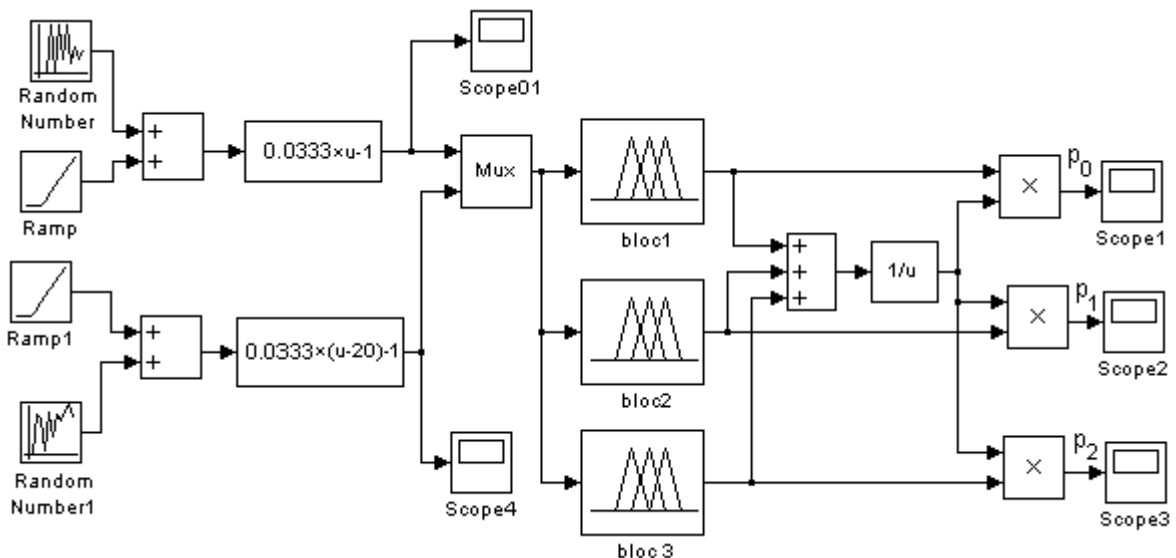


Fig. 6.13. Schema SIMULINK a clasificatorului fuzzy

Pentru îmbunătățirea răspunsului dat de clasificatorul fuzzy, se poate proceda la mărirea numărului de valori lingvistice prin care sunt caracterizate mărimile de intrare. În acest caz va crește numărul de reguli de tipul IF..THEN aferente fiecărui bloc fuzzy, însă probabilitățile de apartenență, \tilde{p}_k , $k = \overline{1,3}$, la stările de uzură ale echipamentului, vor putea fi determinate cu o precizie mai bună.

6.4. Reinstruirea sistemului de diagnoză

Fiecare intervenție de tipul: reînnoire sau restabilire prilejuiește confruntarea stării reale a echipamentului/subansamblului, cu starea prezisă de către subsistemul de diagnoză. În practică pot apare diferențe semnificative, generatoare de reînnoiri premature sau de avarii. Cauzele care determină apariția acestor diferențe sunt:

1 – modelul utilizat de operatorul uman, în baza căruia acesta interpretează datele măsurate și stabilește proprietățile sistemului de diagnoză (loturile de instruire - la utilizarea rețelelor neuronale, respectiv procedura de fuzzificare și baza de reguli – la utilizarea tehnicilor fuzzy), nu corespunde în întregime realității;

2 – modelul inițial utilizat de operatorul uman a fost corect, însă în succesiunea reînnoirilor se produce o derivă a parametrilor modelului de diagnoză. Această derivă poate fi cauzată de un proces de uzură (obținută pe un orizont de timp mai larg) a echipamentului ce conține subansamblul analizat.

Principalii parametri care intervin în modelul decizional de diagnoză, inclusiv în situația când diagnoza este realizată de către un operator uman, au semnificația de *praguri* impuse unor mărimi fizice sau unor parametri.

Exemple:

- *pragurile* mărimilor fizice cu variații lente în timp, pe baza cărora se definesc stările de fiabilitate (în § 6.3.2, aceste praguri delimitau domeniile notate prin D_i^j , $i = \overline{1,3}$, $j = \overline{1,2}$);
- *pragurile* impuse nivelurilor impulsurilor, în cadrul metodei impulsurilor de șoc;
- *pragurile* impuse mărimilor de similaritate a spectrelor, la diagnoza pe baza analizei spectrale a semnalelor;

- *praguri* ale variațiilor parametrilor sistemului identificat sau ai modelului reziduului etc.

Fie p_i , $i = \overline{1, m}$, pragurile care intervin în cadrul modelului decizional adoptat pentru diagnoză. Prin intermediul acestui model decizional, poate fi conceput subsistemul de diagnoză, în varianta neuronală sau în varianta fuzzy. Astfel, în studiile de caz analizate, parametrii p_i determină distribuția datelor din lotul de instruire a rețelei neuronale – la diagnoza neuronală, iar în cazul utilizării logicii fuzzy, ei afectează procedura de fuzzificare (definirea suportului mulțimilor fuzzy aferente valorilor lingvistice considerate).

La constatarea unei neconcordanțe a răspunsului subsistemului de diagnoză, față de realitatea constatată în timpul operației de reînnoire/restabilire, trebuie ajustate pragurile p_i , ale modelului de diagnoză, pentru ca răspunsul acestuia să concorde cu realitatea fizică. Se vor examina, în cele ce urmează, trei situații care pot apare la sfârșitul unui ciclu de reînnoire:

I. Cazul când evaluarea stării fizice la reînnoirea echipamentului corespunde cu răspunsul subsistemului de diagnoză. În acest caz parametrii p_i , $i = \overline{1, m}$ nu se modifică și se continuă ciclul următor de reînnoire, cu aceiași parametri ai subsistemului de diagnoză.

II. Cazul când diagnoza a furnizat o evaluare prea “pesimistă” și – la ciclul respectiv – s-a realizat o reînnoire prematură. Parametrii p_i trebuie ajustați, astfel încât răspunsul subsistemului de diagnoză să corespundă stării reale a echipamentului. De exemplu, în cadrul studiilor de caz analizate, pragurile care delimitează domeniile D_i^j , $i = \overline{1, 3}$, $j = \overline{1, 2}$, trebuie ridicate.

III. Cazul când s-a produs o restabilire, deci diagnoza a fost prea “optimistă”. Parametrii p_i trebuie ajustați în sens invers față de cazul anterior.

În cazurile II și III, modificarea parametrilor p_i trebuie făcută în cadrul unui ciclu iterativ, fiecare iterație realizând următoarele operații:

- corecția parametrilor p_i ;

- reacordarea subsistemului de diagnoză. Această operație este foarte simplă în cazul utilizării variantei ce utilizează logica fuzzy, întrucât pragurile p_i intră ca parametri în procedura de fuzzificare. În cazul variantei neuronale, pe baza noilor valori ale pragurilor, se corectează vectorii \underline{t} din lotul de instruire. Apoi se realizează o ajustare a rețelei neuronale, prin intermediul unui regim de instruire care pornește de la parametrii curenți ai rețelei.
- testarea concordanței răspunsului subsistemului de diagnoză, cu starea fizică a echipamentului, constatată la operația de reînnoire/restabilire. Dacă se constată această concordanță, ciclul iterativ este întrerupt, sistemul fiind pregătit pentru următorul pas din succesiunea reînnoirilor.

La pasul r al ciclului iterativ menționat, corecția parametrilor p_i se poate face conform relației:

$$p_i^r = L_{\pm}\{ p_i^r \} \quad (6.9)$$

unde $L_{+}\{\cdot\}$ și $L_{-}\{\cdot\}$ sunt operatori liniari de “stimulare” (reinforcement), utilizați în domeniul sistemelor instruibile. Acești operatori se pot defini astfel:

$$L_{+}\{ p_i^r \} = p_i^{r-1} + (1 - \lambda) p_i^{r-1} \quad (6.10)$$

$$L_{-}\{ p_i^r \} = \lambda p_i^{r-1} \quad (6.11)$$

unde parametrul λ se alege în domeniul (0,1). Operatorul $L_{+}\{\cdot\}$ determină creșterea valorii pragului p_i iar operatorul $L_{-}\{\cdot\}$ realizează reducerea acestui prag. Parametrul λ determină dinamica procesului de instruire: cu cât λ este mai mare, cu atât viteza de ajustare a pragurilor este mai redusă.