

## **METODE DE PRELUARE A EXPERIENȚEI OPERATORULUI UMAN PENTRU CONDUCEREA PROCESELOR INDUSTRIALE**

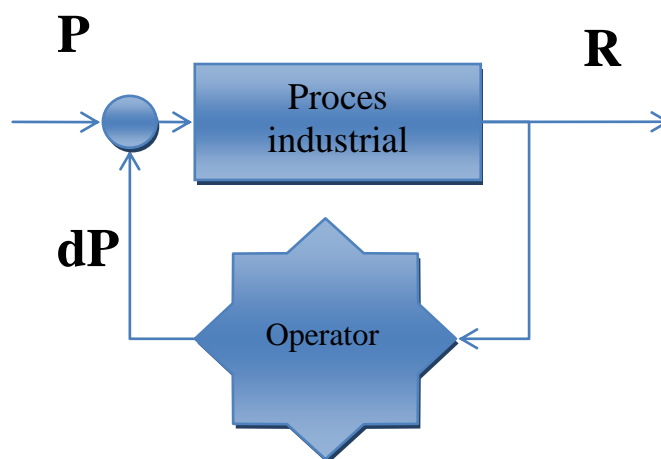
**GUȚULEAC Emilian**, doctor habilitat, **ZAPOROJAN Sergiu**, doctor,  
**MORARU Victor**, doctor, **PLOTNIC Constantin**, lector superior universitar,  
**CĂRBUNE Viorel**, lector superior universitar,  
Universitatea Tehnică a Moldovei

### **INTRODUCERE**

Modelarea procesului de turnare a microfirului magnetic, este un proces destul de complex, multi-parametric și prezintă anumite dificultăți esențiale. Practica arată că abordările clasice pentru reprezentarea acestor clase de sisteme nu asigură o precizie necesară, fie din cauza complexității modelelor sistemului, fie din cauza aproximărilor făcute în lipsa informației despre corelarea dintre parametrii acestuia sau despre ponderea impactului acestor parametri asupra ieșirilor.

Modelele elaborate se dovedesc a fi foarte generale sau au un spectru îngust de utilizare și denotă un comportament ce depinde foarte mult de factori externi, condiții inițiale etc. Aceste modele nu corespund cererilor de robustețe și de stabilitate și nu pot generaliza întreg procesul de turnare a

microfirului magnetic **Fig.1**. Dimpotrivă, acest proces e văzut deseori ca un set de subprocese mai simple care oferă anumite soluții particulare, dar care de asemenea sunt supuse influenței unor factori externi, cum ar fi temperatura, fluxul aerului din încăperea, zgomotul, vibrațiile stației de turnare. Calitatea microfirului depinde chiar și de operatorul uman care deservește instalația respectivă și care ar trebui de asemenea să facă parte din modelul sistemului. Prin urmare, urmărindu-se scopul automatizării procesului de turnare a microfirului, este necesară elaborarea unui număr mare de modele simple și independente pentru a reprezenta acest proces sau elaborarea unui model complex care ar lua în calcul un număr mare de parametri, ceea ce nu ar garanta un răspuns în timp real. O altă soluție ar fi un compromis dintre aceste două metode clasice, însă această metoda duce la apariția altor probleme cum ar fi determinarea punctului de echilibru. Un răspuns la această întrebare îl putem avea doar elaborând un număr mare de modele și comparându-le reciproc cu scopul identificării celor care satisfac cel mai bine cerințele.



**Fig.1 Schema structurii procesului industrial de turnare a microfirului magnetic cu implicarea unui operator uman în bucla de reacție**

Din cele expuse anterior putem concluda că problema respectivă devine extrem de complicată și că soluția teoretică care poate fi obținută devine inutilizabilă, fie din cauza complexității sistemului de calcul, fie din cauza costului și a performanței acestuia, fie din cauza schimbării nesemnificative a parametrilor sistemului. Din această cauză se propune abordarea problemei dintr-un alt punct de vedere și anume de a valorifica experiența și potențialul operatorului uman prin includerea acestuia în procesul de descriere a modelului. Faptul că operatorul uman reacționează doar intuitiv la schimbările sistemului este elementul cheie care oferă posibilitatea de a evita etapa de identificare a modelului procesului de turnare a microfirului. Se poate observa faptul că operatorul uman reprezintă un “regulator” care deja răspunde cerințelor de calitate. Așadar, problema se reduce la faptul de a elabora un model care ar repeta comportamentul operatorului uman prin captarea și reutilizarea experienței acestuia în procesul de turnare automată.

### **1. Analiza comportamentului operatorului uman în timpul controlării procesului de turnare a microfirului magnetic**

Analizând comportamentul operatorului în procesul de turnare a microfirului magnetic putem cu certitudine menționa următoarele particularități:

- Operatorul uman nu ia decizii bazate pe algoritmi sofisticăți sau pe metode matematice;
- Operatorul uman utilizează un număr mic de calificative în procesul decizional;
- Operatorul uman folosește un set redus de date de intrare/ieșire.

Pentru a identifica un model care ar descrie adecvat comportamentul operatorului uman se vor urma etapele clasice incluse în procesul de identificare a sistemelor dinamice:

#### **1. Proiectarea experimentului și achiziția datelor (intrare - ieșire)**

Pentru o descriere cât mai bună a sistemului s-a decis de a se colecta doar date valide de la diferite stații de turnare, de la operatori mai experimentați, pentru microfibre magnetice de diferite

tipuri. Cu acest scop s-au grupat datele după categoriile menționate și s-a ales un set de date colectat de la cel mai experimentat operator pentru microfir cu rezistența de 5-10 $\Omega$ .

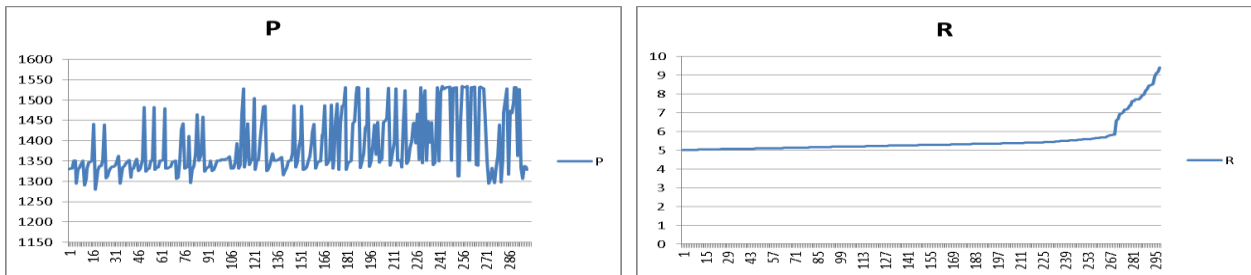
## 2. Analiza și preprocesarea datelor

La etapa de analiză a datelor s-au observat depășiri ale intervalului de 5-10 $\Omega$  impus de cerințele de calitate. Cu scopul de a nu influența distructiv modelul procesului de luare a deciziilor, aceste valori au fost eliminate din setul de date pentru a obține un set de valori care descrie cât se poate de bine natura procesului.

În procesul de achiziție a datelor a fost observată tendința operatorilor de a utiliza preponderent presiunea ca parametru de reglare în detrimentul celorlalte intrări de control. Ca urmare comportamentul operatorului uman poate fi descris ca un sistem cu o intrare ( Rezistența/Diametrul microfirului magnetic ) și o ieșire ( Presiunea în tubul de sticlă )  $P = f(R)$ .

Analiza setului de date evidențiază faptul că operatorul uman nu operează cu valori numerice concrete în procesul decizional, dar cu calificative pentru presiunea din tubul de sticlă. În același timp, pentru variabila de ieșire ( Rezistența microfirului ) mai comodă este reprezentarea numerică a datelor. Astfel putem spune că operatorul reglează procesul de turnare variind parametrul de intrare al sistemului condus și respectiv cel de ieșire pentru sine. În acest caz operatorul poate fi descris astfel:  $\Delta P = f(R)$ .

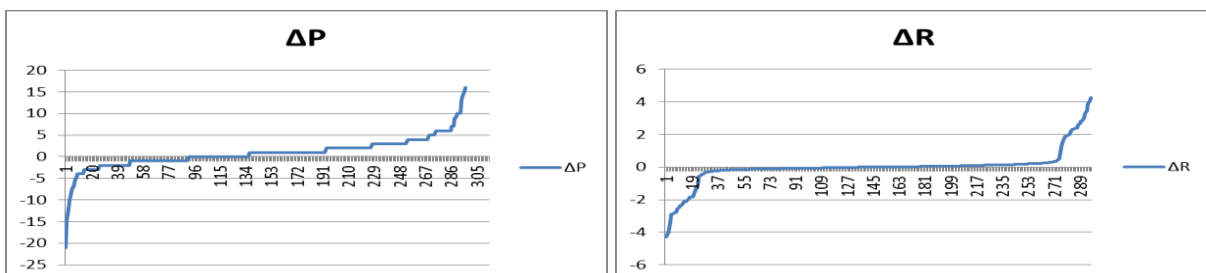
Din graficele de mai jos în care sunt prezentate valorile pentru perechile de date R și P sortate după R **Fig.2a,b** se observă că creșterea lui P duce la creșterea lui R și invers.



**Fig. 2a** Date filtrate pentru P sortate după R      **Fig. 2b** Date filtrate și sortate pentru R

Ulterior este nevoie de a calcula setul de date  $\Delta P$  pentru datele de intrare. Aici însă se poate calcula direct  $\Delta P$  utilizând direct datele colectate și filtrate sau utilizând setul de date sortat crescător [1]. Deoarece se propune ca scop obținerea unui model care ar prelua cât mai exact experiența operatorului uman, se vor utiliza în calcule datele nesortate, apoi, pentru a fi mai sugestiv, setul de date  $\Delta P$  se sortează crescător **Fig.3a**.

Cu scop informativ, pentru a identifica modul de luare a deciziilor al operatorului s-a calculat și sortat și setul de date  $\Delta R$  **Fig.3b**.



**Fig. 3a** Date sortate crescător pentru  $\Delta P$       **Fig. 3b** Date sortate crescător pentru  $\Delta R$

Din analiza datelor procesate se observă o asemănare a graficelor celor doi parametri  $\Delta R$  și  $\Delta P$ , o simetrie oarecare și deci o corelare evidentă în ceea ce ține de dependența dintre acestea. Așadar din ambele grafice pentru  $\Delta P$  și  $\Delta R$  se evidențiază câteva zone de interes:

- zona liniară;
- zona neliniară;
- Estimarea și validarea modelelor (modelarea sistemelor)  $\Delta P = f(R)$ .

Avînd la dispoziție setul de date colectate pentru R și setul de date calculate pentru  $\Delta P$  se evidențiază 2 perspective:

1. metoda clasică de substituție a operatorului uman printr-o funcție  $\Delta P = f(R)$  utilizînd una din metodele numerice de interpolare;

2. metode specifice de substituție a operatorului uman, prin preluarea experienței acestuia și utilizarea metodei pentru a obține modele comportamentale generice.

Analizînd aceste 2 metodologii putem evidenția atît avantaje cît și neajunsuri. Metoda matematică clasică este relativ simplă în utilizare și poate fi automatizată. O problemă gravă în acest sens îl reprezintă natura datelor colectate și anume faptul că operatorul uman pentru aceleași valori ale variabilelor de intrare R poate lua o mulțime de decizii diferite  $\Delta P = \{ \Delta P_1, \Delta P_2, \dots, \Delta P_n \}$ . Aceste ambiguități reprezintă rezultatul raționamentelor incerte ale expertului uman care nu neapărat sunt eronate. Astfel pentru a obține perechile de valori R,  $\Delta P$  mediu se poate calcula  $\Delta P_{\text{mediu}} = (\Delta P_n + \Delta P_1)/2$  sau  $\Delta P_{\text{mediu}} = (\Delta P_1 + \Delta P_2 + \dots + \Delta P_n)/n$ . Acest fapt face posibilă utilizarea metodelor clasice de interpolare pentru a obține funcția  $\Delta P = f(R)$ .

Metodele specifice necesită o structurare adăugătoare a datelor și poate fi automatizată parțial, iar modelele obținute nu au comportament atît de evident și deci, fiecare model necesită o analiză comparativă însoțită de eventuale transformări. Metodele specifice pot avea cîteva abordări:

- utilizarea Rețelelor Neuronale cu scopul de a modela comportamentul operatorului uman.
- utilizarea logicii Fuzzy pentru modelarea procesului decizional al operatorului uman;

Utilizarea Rețelelor Neuronale presupune construirea și învățarea unei rețele neuronale utilizînd seturile de date obținute la etapele precedente. Pentru a oferi cît mai bună concordanță cu sistemul modelat, este necesar foarte mult timp și foarte multe seturi de date pentru a antrena rețeaua neuronală. Acest specific al metodei devine nesemnificativ în momentul implementării unui astfel de sistem, deoarece rețelele neuronale sunt foarte dependente de resurse hardware, ceea ce duce la costuri mari sau timp de răspuns inacceptabil [2].

Utilizarea logicii Fuzzy presupune identificarea numărului de calificative cu ajutorul cărora operează expertul uman și identificarea regulilor de inferență pentru a obține logica de luare a deciziilor în procesul de turnare a microfirului magnetic. Deoarece logica fuzzy descrie cît se poate de bine procesul decizional uman, ulterior vom încerca să o aplicăm anume pe ea în procesul de modelare [2][3].

Făcînd o introducere în principiile logicii fuzzy, putem spune că logica vagă nu ne oferă soluția numerică optimă, ci o soluție aproximativă, ceea ce în cazul lipsei totale de soluții este un avantaj semnificativ [3].

## 2. ELABORAREA MODELULUI BAZAT PARȚIAL PE EXPERIENȚA OPERATORULUI UMAN

Utilizînd datele colectate în procesul de turnare de la operatorul uman și aplicîndu-le asupra modelului ideal intuit la etapa anterioară, s-a obținut un model specific pentru operatorul uman **Fig.4a**. Acest model utilizează datele despre limitele intervalelor specifice calificativelor pentru a aduce comportamentul procesului cît mai aproape de comportamentul decizional al operatorului de la care au fost colectate datele statistice.

Se evidențiază o caracteristică decizională a operatorului ceretat și anume asimetria în procesul decizional. Se vede clar că operatorul preferă să utilizeze intervalul rezistențelor mai mici și le evită pe cele mari. Acest fapt se poate explica, de exemplu, prin aceea că operatorul încearcă să evite ruperea microfirului magnetic prin menținerea diametrului la valori mai mari.

Utilizînd același set de date, după o preprocesare s-a obținut următorul grafic pentru funcțiile de apartenență ale calificativelor variației presiunii în tubul de sticlă prezentat în **Fig.4b**.

Avînd la dispoziție setul de date colectate pentru R și setul de date calculate pentru  $\Delta P$  se evidențiază 2 perspective:

1. metoda clasică de substituție a operatorului uman printr-o funcție  $\Delta P = f(R)$  utilizînd una din metodele numerice de interpolare;

2. metode specifice de substituție a operatorului uman, prin preluarea experienței acestuia și utilizarea metodei pentru a obține modele comportamentale generice.

Analizînd aceste 2 metodologii putem evidenția atît avantaje cît și neajunsuri. Metoda matematică clasică este relativ simplă în utilizare și poate fi automatizată. O problemă gravă în acest sens îl reprezintă natura datelor colectate și anume faptul că operatorul uman pentru aceleași valori ale variabilelor de intrare R poate lua o mulțime de decizii diferite  $\Delta P = \{ \Delta P_1, \Delta P_2, \dots, \Delta P_n \}$ . Aceste ambiguități reprezintă rezultatul raționamentelor incerte ale expertului uman care nu neapărat sunt eronate. Astfel pentru a obține perechile de valori R,  $\Delta P$  mediu se poate calcula  $\Delta P_{\text{mediu}} = (\Delta P_n + \Delta P_1)/2$  sau  $\Delta P_{\text{mediu}} = (\Delta P_1 + \Delta P_2 + \dots + \Delta P_n)/n$ . Acest fapt face posibilă utilizarea metodelor clasice de interpolare pentru a obține funcția  $\Delta P = f(R)$ .

Metodele specifice necesită o structurare adăugătoare a datelor și poate fi automatizată parțial, iar modelele obținute nu au comportament atît de evident și deci, fiecare model necesită o analiză comparativă însoțită de eventuale transformări. Metodele specifice pot avea cîteva abordări:

- utilizarea Rețelelor Neuronale cu scopul de a modela comportamentul operatorului uman.
- utilizarea logicii Fuzzy pentru modelarea procesului decizional al operatorului uman;

Utilizarea Rețelelor Neuronale presupune construirea și învățarea unei rețele neuronale utilizînd seturile de date obținute la etapele precedente. Pentru a oferi cît mai bună concordanță cu sistemul modelat, este necesar foarte mult timp și foarte multe seturi de date pentru a antrena rețeaua neuronală. Acest specific al metodei devine nesemnificativ în momentul implementării unui astfel de sistem, deoarece rețelele neuronale sunt foarte dependente de resurse hardware, ceea ce duce la costuri mari sau timp de răspuns inacceptabil [2].

Utilizarea logicii Fuzzy presupune identificarea numărului de calificative cu ajutorul cărora operează expertul uman și identificarea regulilor de inferență pentru a obține logica de luare a deciziilor în procesul de turnare a microfirului magnetic. Deoarece logica fuzzy descrie cît se poate de bine procesul decizional uman, ulterior vom încerca să o aplicăm anume pe ea în procesul de modelare [2][3].

Făcînd o introducere în principiile logicii fuzzy, putem spune că logica vagă nu ne oferă soluția numerică optimă, ci o soluție aproximativă, ceea ce în cazul lipsei totale de soluții este un avantaj semnificativ [3].

## 2. ELABORAREA MODELULUI BAZAT PARȚIAL PE EXPERIENȚA OPERATORULUI UMAN

Utilizînd datele colectate în procesul de turnare de la operatorul uman și aplicîndu-le asupra modelului ideal intuit la etapa anterioară, s-a obținut un model specific pentru operatorul uman **Fig.4a**. Acest model utilizează datele despre limitele intervalelor specifice calificativelor pentru a aduce comportamentul procesului cît mai aproape de comportamentul decizional al operatorului de la care au fost colectate datele statistice.

Se evidențiază o caracteristică decizională a operatorului ceretat și anume asimetria în procesul decizional. Se vede clar că operatorul preferă să utilizeze intervalul rezistențelor mai mici și le evită pe cele mari. Acest fapt se poate explica, de exemplu, prin aceea că operatorul încearcă să evite ruperea microfirului magnetic prin menținerea diametrului la valori mai mari.

Utilizînd același set de date, după o preprocesare s-a obținut următorul grafic pentru funcțiile de apartenență ale calificativelor variației presiunii în tubul de sticlă prezentat în **Fig.4b**.

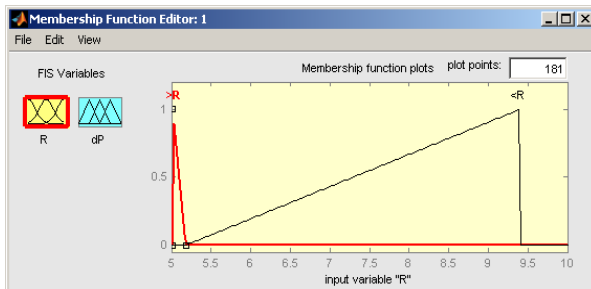


Fig.4a Funcțiile de apartenență pentru R

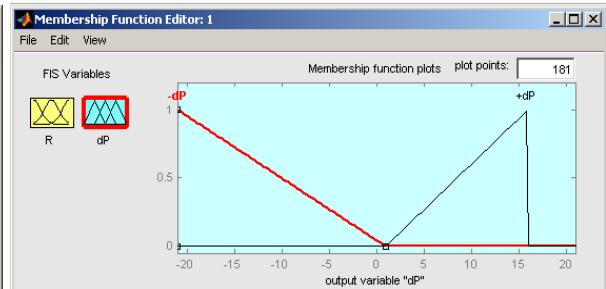


Fig.4b Funcțiile de apartenență pentru ΔP

Se observă ca graficul funcțiilor de apartenență pentru variația presiunii de asemenea este asimetric, însă se află preponderent în spațiul valorilor negative ceea ce este evident atât din specificul procesului de turnare cât și din relația variabilelor ce descriu acest proces.

În motorul de inferență pentru acest model sunt utilizate regulile de inferență din Fig.5a. Din Fig.5b se observă că modelul obținut își menține specificul decizional moștenit de la operatorul uman, iar modelul procesul decizional obținut se realizează preponderent în intervalul de valori negative ale creșterii presiunii în tubul de sticlă.

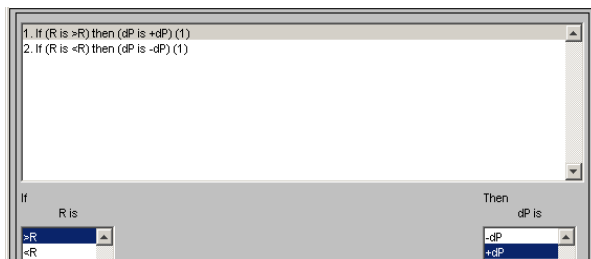


Fig.5a. Reguli de inferență

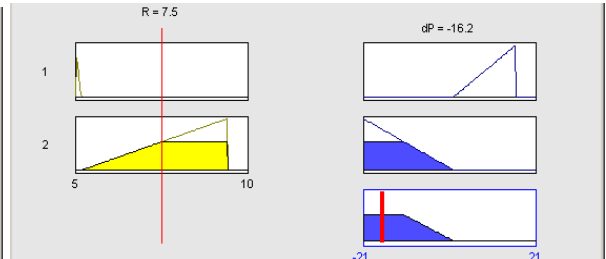


Fig.5b. Rezultatele procesului de inferență

Graficul din Fig.6a ne oferă o imagine mai clară referitoare la divizarea domeniului valorilor admisibile în zona centrală a bunei funcționări și zonele periferice, care sunt caracterizate de pante abrupte, ceea ce înseamnă că valorile variabilelor de reglare în aceste intervale au o influență extremă asupra valorilor parametrilor de ieșire și deci erorile comise pe aceste intervale au impact semnificativ asupra parametrilor de calitate ai microfîrului magnetic. De asemenea, trebuie remarcat faptul că domeniul central utilizat preponderent de către operator este destul de larg și permite o manevrare liberă în cadrul acestuia cu scopul de a regla procesul de turnare.

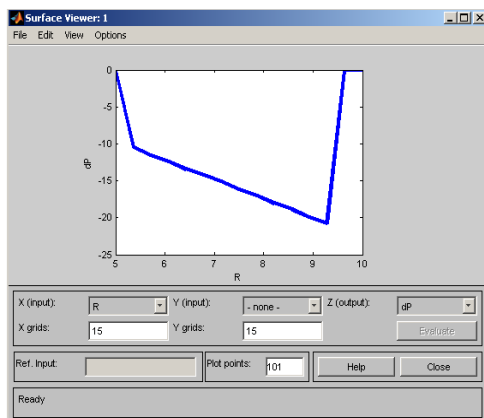


Fig. 6a. Graficul dependenței intrărilor de ieșiri obținut conform procesului de inferență

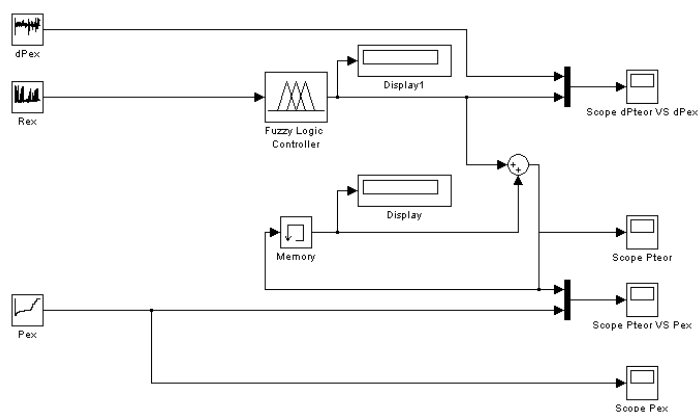


Fig. 6b Schema de simulare comparativă a comportamentului operatorului și a modelului de preluare a experienței umane

### 3. CONCLUZII

Făcînd o concluzie referitoare la modelul obținut și testat în **Fig.6b**, se poate argumenta posibilitatea preluării experienței expertului uman cu scopul utilizării acestei experiențe în procesele de reglare automată. Astfel, s-a elaborat un model care dă dovadă de comportament apropiat de cel uman în procesul decizional specific turnării microfîrului magnetic. Acest comportament se datorează preluării informației specifice despre intervalele de lucru și modurile lor de utilizare de către expertul uman. Așadar, modelul obținut nu este nici pe departe un model optimal pentru automatizarea procesului de turnare, dar poate servi ca o alternativă mai mult sau mai puțin efectivă pentru substituția expertului uman. Modelul obținut este o primă versiune în care la bază se află încercarea de a prelua experiența decizională a operatorului uman în procesul de turnare a microfîrelor.

#### Bibliografie:

1. Yvonne C. Lucero, Patricia A. Nava, A Method for Membership Function Generation from Training Samples <http://wwwold.ece.utep.edu/research/webfuzzy/docs/electro99/electro-99.html>
2. Kosko, Bart, Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Approach to MachineIntelligence, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1992.
3. Hong, Tzung-Pei and C. Lee, Induction of fuzzy rules and membership functions from training examples, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 84, pp. 33-47, Nov. 1996.