

Modele Neuronale și Fuzzy în Preluarea Experienței Operatorului Uman

Cărbune Viorel

Departamentul Informatică și Ingineria Sistemelor
Universitatea Tehnică a Moldovei
Chișinău, Moldova
viorel.carbune@calc.utm.md

Calmîcov Igor

Departamentul Informatică și Ingineria Sistemelor
Universitatea Tehnică a Moldovei
Chișinău, Moldova
igor.calmicov@calc.utm.md

Rezumat— Problema automatizării proceselor industriale este cât de actuală atât și de complexă, dar pentru a putea fi rezolvată este necesar de a dezvolta un set de metode care ar asigura procesul de decizional prin utilizarea unor algoritmi inteligenți de conducere a procesului cercetat. În lucrare este prezentată o analiză comparativă a metodelor decizionale elaborate în baza rețelelor neuronale artificiale și în baza logicii fuzzy.

Termeni cheie—Rețea neuronală artificială, sistem fuzzy, operator uman, proces industrial, proces tehnologic.

I. INTRODUCERE

Influența dezvoltării tehnico-științifice asupra dezvoltării societății moderne nu poate fi supraestimată. Una din tendințele moderne o reprezintă automatizarea proceselor industriale. Acest fapt presupune substituirea operatorilor umani, din bucla de reacție, cu un sistem decizional automat. Faptul dat necesită cunoașterea profundă a procesului pentru a obține un model matematic, care l-ar putea descrie conform cerințelor tehnice specificate. Practica însă arată că nu toate procesele pot fi descrise matematic cu gradul necesar de aproximație. Acest fapt se datorează, fie modelelor matematice prea complicate, fie lipsei datelor inițiale. În cazul proceselor complexe, modelele matematice obținute se pot dovedi inaplicabile în timp real din cauza timpului de calcul sporit.

Soluționarea acestei clase de probleme o poate constitui reducerea gradului de aproximare a modelului matematic, sau optimizarea procesului de calcul. În cazul proceselor industriale definite incomplet, obținerea modelelor matematice de comportare a acestora, poate deveni imposibilă. În acest caz se pot obține modele matematice care descriu parțial procesul studiat, sau cu un grad foarte mare de aproximare. Acest fapt poate fi cauzat fie de complexitatea procesului cercetat, fie de natura acestuia. În unele cazuri, inexactitatea în descrierea procesului industrial poate fi cauzată de imposibilitatea elaborării experimentelor, care pot provoca întreruperea procesului de producție, sau chiar distrugerea sistemului cercetat. Acest grup de procese industriale formează o categorie de procese industriale specifice, care pune în fața cercetătorilor o clasă nouă de probleme. Această clasă de probleme se caracterizează prin descrierea parțială a procesului industrial cercetat și ca urmare se obțin modele matematice incomplete, respectiv acestea au un grad foarte mic de aproximare, fapt ce face imposibilă aplicarea acestor modele în procesul de

automatizare a proceselor industriale cercetate. Menționând acest fapt se poate crea impresia greșită că acest tip de probleme nu poate fi rezolvat, dar această afirmație este negată de existența operatorului uman în bucla de reacție care urmînd un algoritm, numai de el cunoscut, totuși participă productiv și în timp real la procesul decizional, asigurînd calitatea produsului finit. Astfel prin existența sa operatorul uman demonstrează încă odată în plus inevitabilitatea soluționării acestei clase de probleme. Axîndu-se atenția asupra operatorului uman se poate face concluzia că acesta deja dispune de una din soluțiile problemei în cauză. Astfel problema poate fi redusă de la descrierea modelului procesului industrial de turnare a microfîrelor magnetice la descrierea modelului procesului decizional al operatorului uman. Dispunînd de o serie de soluții, destul de eficiente, utilizate pe larg în procesul de producție de către echipa de operatori experimentați, se conturează o problemă nouă și anume problema formalizării modelelor de luare a deciziilor a operatorilor umani în procesele industriale.

II. METODE DE SOLUȚIONARE A CLASELOR DE PROBLEME SPECIFICE

Pentru soluționarea acestei clase de probleme se propune abordarea acesteia dintr-un alt punct de vedere și anume se propune de a valorifica experiența și potențialul operatorului uman. Se poate remarca faptul că operatorul uman reprezintă un "regulator" care deja răspunde cerințelor de calitate, Fig.1. Ca rezultat nu este necesar de a urma metoda clasică care constă în identificarea modelului sistemului, apoi proiectarea unui regulator pentru acesta, ci operatorul însuși este privit ca un sistem decizional ce trebuie identificat. Acest model va servi drept regulator pentru procesul de turnare. Astfel operatorul uman devine obiect de studiu, dar nu instalația de turnare. Așadar, problema se reduce la preluarea comportamentului operatorului uman prin captarea și reutilizarea experienței acestuia în procesul de turnare automată. Pentru aceasta mai întîi este nevoie de a cerceta procesul tehnologic cu scopul de a identifica variabilele procesului de turnare care se desfășoară nemijlocit la instalația de turnare a microfîrelor magnetice. Observațiile făcute pe parcursul procesului tehnologic de turnare a microfîrelor magnetice evidențiază faptul că operatorul uman nu operează cu valori numerice directe ale vidului din tubul de sticlă în procesul decizional, dar

cu mărimi relative la valoarea curentă a vidului. În același timp, pentru variabila de ieșire (rezistența liniară a microfirului magnetic), mai comodă pentru operator este reprezentarea numerică relativ la valoarea rezistenței caracteristice care este definită individual de către fiecare operator [1]. Astfel se poate deduce faptul că operatorul reglează procesul de turnare variind parametrul de intrare al sistemului condus și respectiv cel de ieșire pentru sine, Ec. 1. În acest caz procesul decizional al operatorului poate fi descris astfel:

$$\Delta P v_i = f(\Delta R p_i); \quad (1)$$

unde:

$$\Delta R p_i = R p_i - R p_{\text{Caracteristic}}; \quad (2)$$

$$\Delta P v_i = \Delta P v_{i+1} - \Delta P v_i. \quad (3)$$

Variabila $R p_{\text{Caracteristic}}$ este valoarea rezistenței liniare cu cea mai mare frecvență de apariție pe parcursul întregului proces de turnare a microfirului magnetic iar $P v_i$ și $P v_{i+1}$ sînt două măsurări consecutive ale vidului efectuate în procesul de turnare.

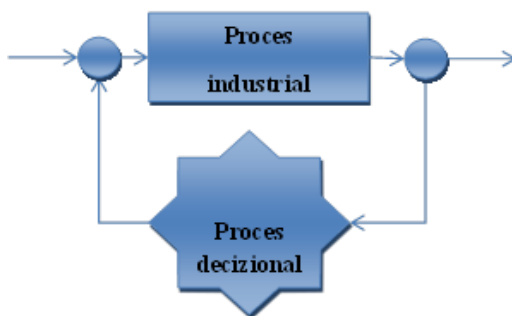


Fig.1 Schema de structură a procesului industrial de turnare a microfirului magnetic.

Pentru determinarea parametrului rezistenței liniare de referință caracteristic $R p_{\text{Caracteristic}}$ a operatorului uman a fost construit graficul repartizării frecvenței de apariție a valorilor rezistenței liniare pe întreaga durată de turnare a microfirului magnetic, Fig.2.

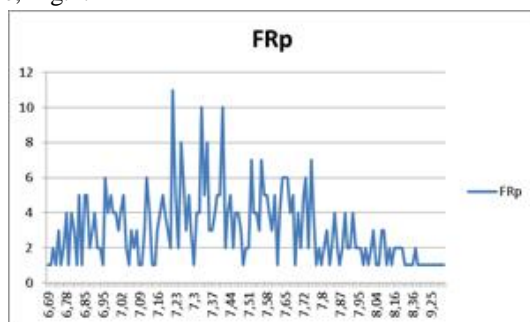


Fig.2 Graficul repartizării frecvenței de apariție a valorilor rezistenței liniare.

Utilizînd valorile de referință a rezistenței liniare caracteristice pentru operatorul cercetat se calculează variația relativă a rezistenței liniare după Ec. 2, Fig.3.

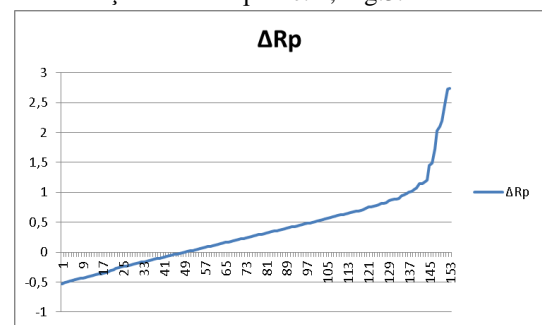


Fig.3 Graficul domeniului de valori pentru variația relativă a rezistenței liniare.

Parametrul $\Delta P v_i$ se calculează păstrînd ordinea și natura datelor experimentale colectate de la operatorul uman, Ec. 3, care au fost supuse procedurii de filtrare pentru a se păstra caracteristica și proprietatea de reacție relativă la valoarea curentă a vidului în tubul de sticlă. Operatorul nu poate indica direct valoarea presiunii în tubul de sticlă care va menține valoarea rezistenței liniare în apropierea valorii caracteristice a rezistenței liniare, dar intuiește măsurile care trebuie luate pentru ca valoarea rezistenței liniare să revină la valoarea caracteristică [1].

Analizînd graficul din Fig.4 se pot identifica următoarele trăsături comportamentale specifice în procesul decizional a operatorului uman : acesta conduce procesul de turnare utilizînd o metodă decizională ce asigură o dependență aproape liniară a vidului în tubul de sticlă și stabilește domeniul de valori pentru vid în intervalul aproape simetric [-10, 11].

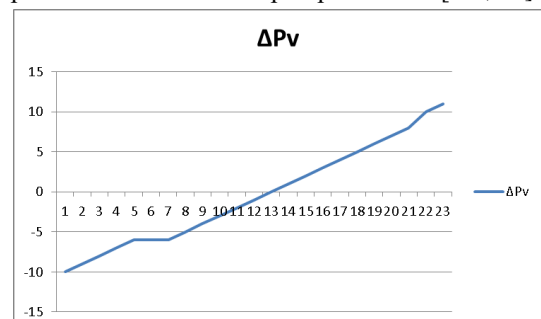


Fig.4 Graficul repartizării domeniului de valori în creștere pentru variația vidului în tubul de sticlă.

Avînd la dispoziție setul de date colectate pentru $R p$ și setul de date calculate pentru $\Delta P v$ se poate elabora o metodă de substituție a operatorului uman prin preluarea experienței acestuia pentru a obține niște modele comportamentale generice [1].

Metodele specifice necesită o structurare adăugătoare a datelor care poate fi parțial automatizată, iar modelele care vor fi obținute nu vor avea un comportament atît de evident și deci, fiecare model necesită o analiză comparativă însoțită de eventuale transformări [1]. Metodele specifice pot avea cîteva abordări:

1. utilizarea Rețelelor Neuronale Artificiale cu scopul de a modela comportamentul operatorului uman;

2. utilizarea logicii Fuzzy pentru modelarea procesului decizional al operatorului uman;

Utilizarea Rețelelor Neuronale Artificiale presupune proiectarea și antrenarea unei rețele neuronale utilizând seturile de date obținute la etapele precedente [1][2]. Pentru a oferi o concordanță cât mai bună cu sistemul modelat, este necesar foarte mult timp și foarte multe seturi de date pentru antrenarea rețelei. Specificul acestei metode este caracterizat de dependența de resursele hardware, fapt ce se caracterizează prin creșterea costurilor sau a timpului de răspuns a sistemului [2][6].

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 [1]. Deoarece logica fuzzy este capabilă să descrie destul de bine procesul decizional uman, se va încerca aplicarea acesteia în procesul de modelare [1][3][4].

Făcând 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 [1][3][4].

III. TESTAREA MODELELOR ELABORATE ÎN BAZA EXPERIENȚEI OPERATORULUI UMAN

Utilizând datele colectate în procesul de turnare de la operatorul uman s-au obținut două modele specifice pentru acesta Fig.5,6. Aceste modele utilizează datele despre limitele intervalelor specifice calificativelor pentru a aduce comportamentul procesului cât mai aproape de comportamentul decizional al operatorului de la care au fost colectate datele statistice [1][3][4].

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 [1].

Pentru testarea și evaluarea proprietăților modelului decizional neuronal a fost elaborată schema de testare în Simulink, Fig.5, în care a fost introdus blocul Function Fitting Neural Network, care implementează procesul decizional elaborat în baza unei rețele neuronale artificiale, antrenarea căreia a fost realizată cu ajutorul parametrilor calculați utilizând experiența operatorului uman [1][2][8].

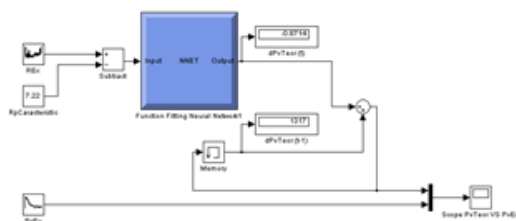


Fig.5. Schema de testare a modelului rețelei neuronale artificiale de preluare a experienței operatorului uman.

Utilizând același set de date, după o preprocesare au fost identificate funcțiile de apartenență ale calificativelor variabilelor de intrare și de ieșire. Acestea au fost utilizate pentru proiectarea motorului de inferență a sistemului decizional în baza logicii fuzzy și pentru a construi regulile de inferență [1][4][5].

Pentru testarea și evaluarea proprietăților modelului decizional fuzzy a fost elaborată schema de testare în Simulink, Fig.6, în care a fost introdus blocul Fuzzy Logic Controller, care implementează procesul decizional elaborat în baza logicii fuzzy. Proiectarea acestui sistem decizional fuzzy a fost realizată cu ajutorul parametrilor calculați utilizând același set de date experimentale caracteristic aceluiași operator uman [1][3][4].

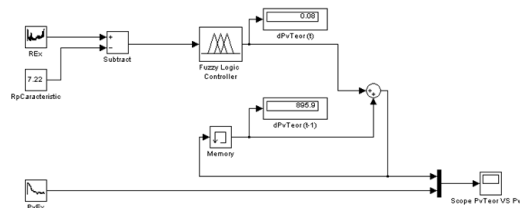


Fig. 6 Schema de testare a modelului fuzzy de preluare a experienței operatorului uman.

În rezultatul testării modelului sistemului decizional la baza căruia se află o rețea neuronală artificială, antrenarea căreia a fost realizată în baza parametrilor calculați utilizând integral experiența operatorului uman, s-a obținut graficul prezentat în Fig.7. În această figura este prezentată grafic evoluția în timp a curbelor PvTeor – vidul în tubul de sticlă calculat și PvEx – vidul în tubul de sticlă preluat experimental. Analizând aceste grafice se poate remarca faptul că curba obținută teoretic pentru vidul în tubul de sticlă, PvTeor, interpolatează aproape liniar curba obținută pe cale experimentală – PvEx, însă asigură o eroare destul de mare în comparație cu comportamentul operatorului uman [2][7].

O concluzie obiectivă asupra eficienței și performanței modelului obținut poate fi enunțată doar în rezultatul testării în condiții reale, însă se cere menționată dinamica pozitivă atât în aplicarea metodei de preluare a experienței operatorului cât și în posibilitatea dezvoltării modelelor decizionale specifice [2][8].

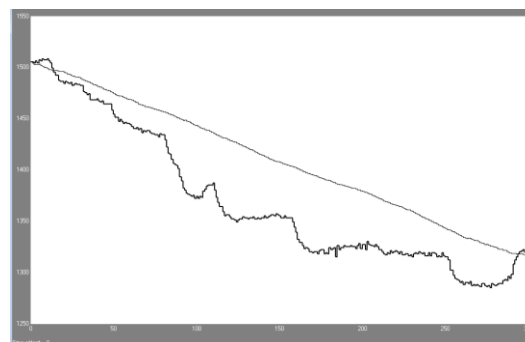


Fig.7. Graficul vidului în tubul de sticlă obținut experimental și calculat teoretic pentru modelul decizional neuronal.

În rezultatul testării modelului decizional la baza căruia se află un sistem fuzzy, proiectarea căruia a fost realizată în baza parametrilor calculați utilizând experiența operatorului uman, s-a obținut graficul prezentat în Fig.8. În această figura este prezentată grafic evoluția în timp a curbelor PvTeor – vidul în tubul de sticlă calculat și PvEx – vidul în tubul de sticlă preluat experimental. Analizând aceste grafice se poate remarca faptul că curba obținută teoretic pentru vidul în tubul de sticlă, PvTeor, interpoalează destul de bine, de la început curba obținută pe cale experimentală – PvEx, însă mai apoi se abate semnificativ de la aceasta, asigurând o eroare destul de mare în comparație cu comportamentul operatorului uman. Acest fapt poate fi explicat prin lipsa conexiunii inverse a sistemului cauzată de natura datelor experimentale colectate, iar creșterea abaterilor de la curba experimentală se datorează acumulărilor multiple a deciziilor de corecție luate de către sistemului de reglare cu scopul de a influența mersul procesului de turnare, efect care capătă caracterul unei avalanșe [1].

Ca și în cazul modelului neuronal, o concluzie obiectivă asupra eficienței și performanței modelului fuzzy obținut poate fi enunțată doar în rezultatul testării în condiții reale cu condiția plasării sistemului de reglare în bucla de reacție a procesului industrial. Aplicarea acestei metode de preluare a experienței operatorului demonstrează odată în plus posibilitatea dezvoltării modelelor decizionale specifice bazate pe experiența acestuia [1][3][5].

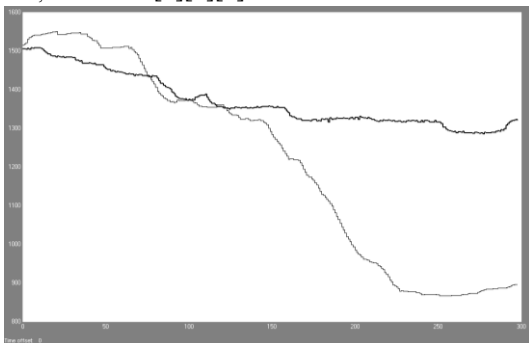


Fig. 8. Graficul vidului în tubul de sticlă obținut experimental și calculat teoretic pentru modelul decizional fuzzy.

În rezultat au fost obținute modele care dau dovadă de un comportamente decizionale asemănătoare cu comportamentul decizional specific uman manifestat în procesul turnării microfirului magnetic. Specificul comportamental al acestor metode este rezultatul aplicării informației extrase din experiența individuală a fiecărui expert uman.

CONCLUZII

Modelele obținute nu sînt nici pe departe modele optime pentru automatizarea procesului de turnare, dar pot servi ca o alternativă mai mult sau mai puțin eficientă pentru substituția expertului uman. Modelele obținute reprezintă o primă tentativă de a prelua experiența decizională a operatorului uman în procesul de turnare a microfirelor. Ca rezultat au fost obținute modele cu comportament mai mult sau mai puțin intuitive și cu un grad mai mare sau mai mic de eroare. Aceste modele demonstrează o dată în plus posibilitatea preluării experienței expertului uman și utilizarea acestor soluții, poate nu optime, pe alocuri imperfecte dar totuși soluții, cu scopul de a înțelege mai bine procesul de turnare a microfirelor. Aplicabilitatea acestor metode poate fi confirmată sau infirmată doar practic. Aceste modele pot fi aplicate la rezolvarea altor clase de probleme specifice pentru care contează mai mult viteza de reacție decît precizia deciziei luate.

BIBLIOGRAFIE

- [1] Sergiu Zaporozhan, Viorel Cărbune, Igor Calmîcov. Fuzzy logic control based on reconfigurable membership tables. XVII International Conference on Systems Science. Wrocław, Polonia, May 31, 2010, pp. 385-390. ISBN 978-83-60434-77-2.
- [2] Cărbune Viorel, Model neuronal decizional în baza experienței operatorului uman, The 9th International Conference on Microelectronics and Computer Science (ICMCS-2017): proceedings, Chișinău, Moldova, October 19-21, 2014. Ch.: Tehnica-UTM, 2017, pp. 202-205. ISBN 978-9975-4264-8-0.
- [3] 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>.
- [4] 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.
- [5] Kosko, Bart, Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Approach to Machine Intelligence, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1992.
- [6] I. Lazaros, Applications of Neural Networks, 14th International Conference, EANN 2013, Halkidiki, Greece, September 13-16, 2013 Proceedings, Part I.
- [7] K. Kaushal, Knowledge Extraction From Trained Neural Networks, October 2012.
- [8] K. Yadav, Selection of most relevant input parameters using WEKA for artificial neural network based solar radiation prediction models, Renewable and Sustainable Energy Reviews, March 2014.