

ALGORITM PENTRU OPTIMIZAREA PROCESELOR TERMODINAMICE PE BAZA TEORIEI REȚELELOR NEURONALE CU FOLOSIREA LOGICII FUZZY

Prof. dr. ing. Gheorghe DUMITRU

UNIVERSITATEA „Dunărea de Jos” Galați

Abstract. In paper there are presented optimization problem of the thermodynamic processes from actual thermodynamic systems considering an increased number of independent variable with using neural network theory and fuzzy logic. There are used as optimization criterion exergetic efficiency or, for complex systems that as energetic systems with machines and thermal equipments, the minimum specific costs in their exploiting. There are presented an algorithm for the learning equivalent neural network and the possibilities to verify experimentally using Disa Elektronik, National Instruments apparatus and PC signal processing.

1. INTRODUCERE

Procesele termodinamice din sistemele termodinamice (S.T.) des întâlnite sunt procese complexe fizice, chimice, și/sau biologice, caracterizate de un număr mare de parametri și anume de un număr infinit de parametri independenți, în cazul considerării sistemului termodinamic care suferă procese în cadrul modelului matematic al mediului continuu compresibil și uneori vâscos [8], [22]. Deseori se consideră sistemele termodinamice în care au loc procese termodinamice caracterizate de un număr finit de parametri independenți, corespunzător contactelor distincte ale acestuia cu exteriorul, S.T. fiind în acest caz de tipul cu *parametri concentrați*, la care perturbațiile transmise din exterior se propagă instantaneu [1]–[3], [12]. În general S.T. trebuie considerate sisteme dinamice infinit dimensionale sau finit dimensionale, avându-se în vedere desfășurarea dinamică a proceselor, care de fapt sunt comandate (conduse) în sensul realizării lor optime. Dacă se consideră noțiunea de S.T. ca fiind o porțiune din univers formată dintr-o mulțime finită de corpuri și câmpuri din el, în interacțiune cu mediul exterior, prin intermediul frontierei înțelegeam prin noțiunea de suprafață geometrică, numită după Ludwig Prandtl *suprafață de control* ce închide spațiul de control sau *volumul de control* al S.T. și care are proprietățile care intră în definiția univocă a S.T., rezultă creșterea numărului de variabile ce influențează procesele termodinamice din S.T. Descrierea proceselor din S.T. poate fi făcută față de sistemele de referință Lagrange și/sau Euler, în cazul valabilității principiului relativității al lui Galileu sau a principiului relativității restrânse al lui Einstein. Pentru evaluarea proceselor termodinamice se pot folosi : • modele deterministe [7], [12], [16], [21]; • modele stocastice [5], [6], [13], [15], [24], [25]; • modele folosite în realizarea sistemelor de inteligență artificială [9], [23]. Primele două tipuri de modele folosesc ecuațiile fizicii matematice bazate pe logica bivalentă, modele rigide și sensibile la perturbații, fiind susceptibile la acumularea de erori în

evaluarea proceselor reale, pe câtă vreme modelele inteligenței artificiale folosesc modelele rețelelor neuronale artificiale fără, sau cu abordarea pe baza logicii fuzzy, modele care conferă „consistența umană” acestora. Procesele termodinamice au loc în cele mai multe sisteme tehnice și în toate sistemele biologice necesitând întotdeauna controlul lor în sensul desfășurării lor optime, în concordanță cu scopul urmărit în funcționarea acestora. Din [10], [11], rezultă avantajele oferite de modelele inteligenței artificiale față de modelele deterministe și stocastice, legate de considerarea unui număr sporit de variabile independente și de folosirea unor algoritmi mai simpli în conducerea lor optimală.

2. ALGORITM PENTRU OPTIMIZAREA PROCESELOR TERMODINAMICE PE BAZA TEORIEI REȚELELOR NEURONALE

Rețelele neuronale artificiale pentru un sistem tehnic oarecare și deci și pentru un sistem termodinamic (S.T.) sunt modele de rețele de neuroni conectați prin intermediul unor sinapse ajustabile numite simplu *rețele neuronale* (R.N.). Instruirea R.N. poate fi realizată supervizată sau nesupervizată, instruire necesară găsirii dependențelor corecte între mărimile de intrare și mărimile de ieșire din rețea. Modelele conexiuniste ale inteligenței artificiale sunt considerate modele de descidere largă. Pe baza lor s-au construit până în prezent algoritmi utilizați în special în controlul optimal al sistemelor de reglare automată [4], [14], [22], [26]. Se consideră cazul rețelei neuronale cu p neuroni, care, în general, sunt conectați fiecare cu ceilalți. Astfel neuronul i are $p-1$ intrări care provin de la $p-1$ neuroni și intrări din exterior în număr de $n-p+1$ intrări. Deci neuronul i are n intrări date sub forma $\vec{x}^i(x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$, cu ponderile $\vec{w}^i(w_1^i, w_2^i, \dots, w_n^i)$, în care $w_j^i > 0, j = 1, n$ – pentru ponderi excitatoare și $w_j^i < 0, j = 1, n$ – pentru ponderi inhibitoare. Starea neuronului i este data de acțiunile celorlalți neuroni și de acțiunile externe:

$$s^i = \sum_{j=1}^n w_j^i x_j^i, \quad j = 1, n. \quad (1)$$

Dacă se notează cu t^i pragul de excitare al neuronului i atunci funcția de răspuns a neuronului de forma $f^i: R \rightarrow R$, se poate scrie:

$$y^i = f^i\left(\sum_{j=1}^n w_j^i x_j^i + t^i\right), \quad j = 1, n; \quad (2)$$

sau cu notațiile $w_{n+1}^i = t^i$, $x_{n+1}^i = 1$, activarea totală a neuronului i devine:

$$s^i = \sum_{j=1}^{n+1} w_j^i x_j^i, \quad j = 1, n; \quad (3)$$

iar funcția de ieșire a neuronului i devine:

$$y^i = f^i(s^i) = f^i(\bar{v}^{iT} * \bar{x}^i), \quad i = 1, p; \quad (4)$$

în care: $\bar{x}^{iT} = [x_1^i, \dots, x_{n+1}^i]^T$ este transpusul vectorului de stare al neuronului i ; $\bar{v}^{iT} = [w_1^i, \dots, w_{n+1}^i]$ – transpusul vectorului pondere asociat neuronului i ; f^i – funcția neuronală, funcția de ieșire sau funcția de activare a neuronului i .

Funcția neuronală poate fi adoptată de diverse forme: funcția prag, în cazul utilizării logicii bivalente; funcția signum, în cazul utilizării logicii bivalente; funcții sigmoideale, folosite în cazul utilizării logicii multivalente (continue), cu formele:

$$\begin{aligned} f(s) &= \frac{1}{1 + e^{-ks}}, \quad k > 0; \\ f(s) &= \frac{2}{1 + e^{-ks}} - 1, \quad k > 0; \\ f(s) &= \frac{e^{ks} - e^{-ks}}{e^{ks} + e^{-ks}}, \quad k > 0. \end{aligned} \quad (5)$$

Rețeaua neurală considerată global reprezintă un sistem dinamic, definindu-se pentru întreaga rețea cu p neuroni matricea de stare și matricea de conexiuni ale rețelei, la timpul considerat, respectiv sub formele:

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1, x_2^1, \dots, x_{n+1}^1 \\ x_1^i, x_2^i, \dots, x_{n+1}^i \\ x_1^p, x_2^p, \dots, x_{n+1}^p \end{bmatrix}; \quad W = \begin{bmatrix} w_1^1, w_2^1, \dots, w_{n+1}^1 \\ w_1^i, w_2^i, \dots, w_{n+1}^i \\ w_1^p, w_2^p, \dots, w_{n+1}^p \end{bmatrix} \quad (6)$$

și transpusul vectorului de activare la momentul considerat: $\bar{S}^T = [s^1, \dots, s^p]$ sau $\bar{S} = W * X^T$. Pentru studiul dinamicii rețelei vom considera ca parametru timpul rezultând: starea de activare totală a neuronului i

la momentul t , $s^i(t) = \sum_{j=1}^{n+1} w_j^i(t) * x_j^i(t)$; mărimea de ieșire (semnalul) a neuronului i la timpul $t + 1$:

$$y^i(t+1) = f^i(s^i(t)) = f^i(\bar{v}^{iT}(t) * \bar{x}^i(t)); \quad i = 1, p. \quad (7)$$

Dacă notăm cu \bar{F} funcția vectorială a rețelei având drept componente valorile funcțiilor neuronale f^i , $i = 1, p$,

putem scrie pentru transpusa funcției vectoriale relația $\bar{F}(\bar{S}) = [f^1(s^1), \dots, f^p(s^p)]^T$ și dacă notăm transpusul vectorului mărimilor de ieșire ale neuronilor cu $\bar{Y} = [y^1, \dots, y^p]$, atunci ecuația de mișcare a rețelei se poate scrie sub forma:

$$\bar{Y}(t+1) = \bar{F}(\bar{S}(t)) = \bar{F}(W(t) * X^T(t)). \quad (8)$$

Rețelele neuronale asociate proceselor termodinamice complexe ce au loc în sistemele termodinamice transformă mărimile de intrare în mărimi de ieșire pentru întregul sistem termodinamic, adică mărimile $x(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $x \in R^n$, în mărimile $y(y_1, y_2, \dots, y_m)$, $y \in R^m$. Adoptarea rețelei neuronale asociate proceselor din sistemele termodinamice este euristică și depinde de scopul urmărit pentru optimizarea acestora, în conformitate cu cele două cazuri care se pot considera: • cazul proiectării optimale a proceselor termodinamice, cu considerarea evidentă și a caracteristicilor incintei (spațiului de control în care au loc), ca variabile independente, ce intră în definirea sistemului termodinamic; • cazul conducerii optimale a proceselor termodinamice (controlului proceselor termodinamice), cu considerarea evidentă și a caracteristicilor date ale incintei (spațiului de control în care au loc), ce intră în definirea sistemului termodinamic. Desigur că, în cele două situații, variabilele independente care determină criteriile de optimizare sunt diferite și trebuie considerate și regăsite corespunzător în rețelele neuronale echivalente ale sistemelor termodinamice luate în studiu. Ca urmare numărul și semnificațiile mărimilor de intrare vor fi diferite, iar mărimile de ieșire vor fi cele date și de contactele distincte admise ca independente ale sistemului termodinamic considerat cu parametri concentrați pe subsistemele acestuia.

Drept criterii de optimizare pot fi adoptate: randamentul exergetic al proceselor din sistemul termodinamic considerat și costurile specifice ale proceselor termodinamice din sistemul termodinamic considerat. Randamentul exergetic al proceselor termodinamice analizate poate fi considerat prin:

$$\eta_{ex} = \frac{\dot{E}_{ex. produsă}}{\dot{E}_{ex. consumată}}, \quad (9)$$

în care: $\dot{E}_{ex. produsă}$ este fluxul de exergie produs în scopul urmărit de procesul termodinamic analizat; $\dot{E}_{ex. consumată}$ – fluxul de exergie consumat în procesul termodinamic analizat.

Costurile specifice ale proceselor termodinamice, în vederea realizării unei optimizări termoeconomice (exergoeconomice) considerând scopul realizării acestora au structura:

$$C = C_c + C_{investiții}; \quad (10)$$

$$C_c = C_{c. fluide consumabile} + C_{c. expl.} + C_{c. am.}; \quad (11)$$

$$C_{c. fluide consumabile} = C_{c. combustibil} + C_{c. ulei} + C_{c. agenți termodinamici} + C_{c. alte fluide}; \quad (12)$$

$$C_{c.exp.} = C_{c.personal \text{ \u00b0 n\u0163tinere}} + C_{c.lucrari \text{ \u00b0 n\u0163tinere}} + C_{c.taxe}; \quad (13)$$

$$C_{c.am.} = C_{c.ini\u0163ial} + C_{c.rep.cap.} * n_{rep.cap.} - C_{rezidual}; \quad (14)$$

\u00een care: $C_{c.fluide \text{ consumabile}}$ - costurile specifice implicate de consumurile de fluide de lucru (combustibili, ulei, agen\u021bi termodinamici, apa etc.); $C_{c.exp.}$ - costurile specifice cu salariile personalului de deservire, cu realizarea lucr\u00e2rilor de mentenan\u021b\u0103 (\u00b0 n\u0163tinere), cu acoperirea unor taxe legale; $C_{c.am.}$ - costurile specifice pentru amortizarea sistemului termodinamic \u00een care au loc procesele considerate; $C_{investi\u021bii}$ - costul specific ce \u021bine cont de investi\u021biile ini\u021biale pentru realizarea sistemului termodinamic ale c\u00e2rui procese termodinamice trebuie optimizate; $C_{c.ini\u021bial}$ - costul specific ini\u021bial, al sistemului termodinamic nou dat \u00een exploatare; $C_{c.rep.cap.}$ - costul specific pentru o repara\u021bie capital\u0103; $n_{rep.cap.}$ - num\u00e2rul de repara\u021bii capitale; $C_{rezidual}$ - costul specific al sistemului termodinamic scos din exploatare \u0219i valorificat.

\u00een rela\u021biile (10)-(13) trebuie s\u0103 se raporteze costurile la exergiile implicate de ac\u021biunile, fluidele folosite etc. Av\u00e2ndu-se \u00een vedere ob\u021binerea unor profituri maxime \u00een orice activitate practic\u0103 uneori se consider\u0103 drept criteriu de optimizare profitul calculat cu rela\u021bia:

$$P_r = C_{v\u00e2nzare} - C; \quad (15)$$

\u00een care: $C_{v\u00e2nzare}$ - costul specific la v\u00e2nzarea produsului realizat conform scopului propus de procesele termodinamice optimizate. Dac\u0103 $C_{v\u00e2nzare}$ este impus de pia\u021b\u0103 \u0219i poate fi considerat constant, C trebuie s\u0103 aib\u0103 valoarea minima C_{min} pentru a ob\u021bine $P_{r,max}$ - profitul maxim.

2.1. Algoritm de c\u0103lire simulat\u0103

Algoritm de c\u0103lire simulat\u0103 se bazeaz\u0103 pe analogia dintre procesul c\u0103lirii aliajelor \u0219i rezolvarea problemelor de optimizare combinatorial\u0103, \u00een care se caut\u0103 punctele de optim ale unor func\u021bii de variabile discrete. \u00een cadrul optimiz\u0103rii proceselor termodinamice se consider\u0103 ca variabile, func\u021bie de situa\u021bia studiat\u0103, a proiect\u0103rii sau pentru un sistem termodinamic dat, urm\u0103toarele: \u2022 particularit\u0103\u021bile constructive \u0219i propriet\u0103\u021bile pere\u021bilor incintei ce constituie frontiera sistemului termodinamic; \u2022 natura \u0219i propriet\u0103\u021bile termodinamice ale fluidelor de lucru; \u2022 contactele distincte ale sistemului termodinamic cu exteriorul, contactul termic, contactul mecanic, contactul electric, contactul magnetic, contactele de schimb de substan\u021b\u0103 cu exteriorul, reac\u021biile chimice independente din fluidele de lucru etc.; \u2022 parametrii termodinamici independen\u021bi care determin\u0103 st\u0103rile fluidelor de lucru ce sufer\u0103 procesele termodinamice ce se optimizeaz\u0103.

Problema optimiz\u0103rii combinatoriale se formuleaz\u0103 \u00een cazul general prin perechea (S,C) \u00een care S este spa\u021biul configura\u021biilor \u0219i C func\u021bia criteriu de optimizare cu $C:S \rightarrow R$, R-mul\u021bimea numerelor naturale. Mul\u021bimea S este o mul\u021bime num\u00e2rabil\u0103 de configura\u021bii. Pentru o configura\u021bie optim\u0103 i^* rezult\u0103:

$$C(i^*) = \min_{j \in S} C(j), \quad (15)$$

sau

$$\eta_{ex}(i^*) = \max_{j \in S} \eta_{ex}(j), \quad (16)$$

pentru a c\u0103ror rezolvare se folose\u0219te algoritmul de c\u0103lire simulat\u0103, care de fapt este o metod\u0103 de calcul probabilistic. Pe cale euristic\u0103 se construie\u0219te re\u021beaua neuronal\u0103 artificial\u0103 care trebuie s\u0103 evalueze procesele termodinamice cercetate, \u00een care spa\u021biul configura\u021biilor corespunde m\u0103rimilor de intrare independente ce depermin\u0103 desf\u0103\u0219urarea procesului cercetat. Trecera de la o configura\u021bie la alta se face probabilistic folosind distribu\u021bia de probabilitate de tip Boltzmann utilizat\u0103 \u00een fizica statistic\u0103 sub forma:

$$p = \frac{1}{Z} e^{-\frac{H}{kT}} = e^{-\frac{H-G}{kT}}; \quad Z = e^{-\frac{G}{kT}}, \quad (17)$$

\u00een care: k - constanta lui Boltzmann; H - entalpia; G - entalpia liber\u0103; Z - func\u021bia de parti\u021bie.

Instruirea re\u021belei prin c\u0103lire simulat\u0103 const\u0103 din: \u2022 se prezint\u0103 re\u021belei vectorul de instruire $\vec{x}^i(x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$ \u0219i se determin\u0103 m\u0103rimile de ie\u0219ire \u0219i valoarea func\u021biei obiectiv; \u2022 se fixeaz\u0103 o valoare pentru parametrul de temperatur\u0103 T_{ip} - temperatur\u0103 ipotetic\u0103 (este ipotetic\u0103 \u0219i nu are leg\u0103tur\u0103 cu temperatura T din (17)); \u2022 se selecteaz\u0103 aleator o conexiune (i, k) \u0219i w_i^k ponderea acestei conexiuni; se calculeaz\u0103 activarea y_k a neuronului k ; \u2022 se genereaz\u0103 aleator o modificare Δw_i^k a ponderii conexiunii selectate; \u2022 se calculeaz\u0103 varia\u021bia ΔC a criteriului de optimizare \u0219i apoi probabilitatea de acceptare a modific\u0103rii Δw_i^k .

$$p_k = e^{-\frac{\Delta C}{T_{ip}}}, \quad (18)$$

\u2022 se recalcul\u0103 activarea neuronului k \u0219i valoarea func\u021biei criteriu corespunz\u0103toare modific\u0103rii ponderii Δw_i^k ; \u2022 dac\u0103 valoarea func\u021biei criteriu se amelioreaz\u0103 (C scade sau η_{ex} scade) atunci se accept\u0103 schimbarea ponderii, adic\u0103 $w_i^k := w_i^k + \Delta w_i^k$, iar \u00een caz contrar se trece la pasul urm\u0103tor: \u2022 se genereaz\u0103 aleator un num\u00e2r r \u00eentr-o distribu\u021bie uniform\u0103 $[0,1]$ a\u0219a \u00eenc\u0103t pentru $p_k > r$ se determin\u0103 $w_i^k := w_i^k + \Delta w_i^k$, iar pentru $p_k \leq r$, conexiunea (i, k) p\u0103streaz\u0103 vechea valoare pentru w_{ik} . Algoritm de c\u0103lire simulat\u0103 prezentat este pentru un T_{ip} dat. La pa\u0219ii urm\u0103tori se mic\u0219oreaz\u0103 temperatura ipotetic\u0103 de exemplu dup\u0103 legi de forme $T_{ip}(t) = T_{ip,0}/(1+t)$ sau $T_{ip}(t) = T_{ip,0}/(1+\ln t)$ \u00een care t este timpul de calcul conform algoritmului \u0219i $T_{ip,0}$ este temperatura ipotetic\u0103 ini\u021bial\u0103 luat\u0103 \u00een aplicarea algoritmului. \u00een acest fel algoritmul de c\u0103lire simulat\u0103 converge asimptotic spre un minim global al problemei de optimizare combinatorial\u0103. Calculele sunt conduse conform topologiei de re\u021bea artificial\u0103 admis\u0103, care poate fi modificat\u0103 \u00een func\u021bie de rezultatele ob\u021binute privind precizia, convergen\u021ba etc. \u0219i confirmarea experimental\u0103.

2.2. Algoritmi de optimizare pe baza logicii fuzzy

Logica fuzzy are la bază teoria mulțimilor nuanțate (vagi) [20], [27], [28] în care o însușire calitativă a unui obiect capătă valori numerice considerând că există dependențe ale funcției de apartenență: $m_F: X \rightarrow [0,1]$, cu $x \in X$, pentru mulțimea fuzzy în X ca rezultat al aplicației $F: X \rightarrow [0,1]$. Funcția de apartenență $m_F(x)$ se poate accepta [23] triunghiulară, trapezoidală, parabolică, de tip armonic, de tip „clopot”, de tip saturație etc. așa încât mărimile precizate vag capătă valori numerice, după importanța lor în formularea problemei, importanță acordată și având un pronunțat caracter „uman”. Instruirea rețelei neuronale artificiale capătă un caracter nuanțat prin mărimile nuanțate introduse și se realizează după metodele obișnuite, cu particularități privind mulțimile mărimilor de ieșire, separarea acestora și evaluarea distanțelor dintre acestea. Pentru studiul optimizării proceselor termodinamice se pot utiliza diverse tipuri de rețele neuronale artificiale nuanțate [9], [17]–[19], la care se aplică algoritmi specifici de învățare și se poate implementa algoritmul de călire simulată arătat mai sus pentru găsirea optimului absolut în mulțimea posibilă a punctelor de optim relative (locale). Se propune utilizarea algoritmului generalizat al Perceptronului nuanțat, [23], numit algoritmul Gallant nuanțat.

3. CONCLUZII

Optimizarea proceselor termodinamice complexe actuale, întâlnite în tehnică și în biologie, nu pot fi rezolvate prin metodele clasice bazate pe modele deterministe și/sau stocastice fără a face apel la metodele de inteligență artificială. În acest fel se pot considera foarte mulți parametri independenți care pot fi cuantificați, în cazul cunoașterii lor calitative, așa cum sunt parametrii de calitate implicați de procese tehnologice de fabricație, montare, reparare, calitatea materialelor și a fluidelor folosite etc., cu ajutorul teoriei mulțimilor fuzzy și a logicii multivalente fuzzy. Utilizarea teoriei rețelelor neuronale conduce la rezultate mai exacte prin folosirea mai multor parametri independenți și a unor algoritmi mai simpli, ce necesită eforturi de calcul mai mici. Modelul de rețea neuronală a Perceptronului [9], și algoritmi propuși, se potrivesc sistemelor termodinamice actuale întâlnite în funcționarea mașinilor și echipamentelor termice de orice tip atât pentru optimizarea acestora cât și pentru diagnoza stării lor tehnice, cu implicații în minimizarea cheltuielilor pentru executarea lucrărilor de mentenanță. Algoritmii arătați mai sus pot fi implementați folosind programul Matlab [23]. Cercetările teoretice pot fi ajutate de cercetările experimentale bazate pe măsurătorile obținute cu aparatura Disa Electronic, Brüel & Kjaer, fabricate în Danemarca și/sau aparatura National Instruments fabricată în SUA [29].

BIBLIOGRAFIE

- [1] Baehr H.D., *Thermodynamik*, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1966.
- [2] Bejan A., *Advanced Engineering Thermodynamics*, A Wiley-Interscience Publication John Wiley & Sons, New York, Chinchester, Brisbane, Toronto, Singapore, 1988.
- [3] Bazarov I.P., *Termodinamica*, Editura Tehnică, București, 1962.
- [4] Belea C., *Teoria sistemelor*, vol. II, Editura Didactică și Pedagogică, București, 1985.
- [5] Bendat, J.S., Piersol, A.G., *Measurement and Analyses of Random Data*, John Wiley, New York, 1966.
- [6] Cox, D.R., Miler, H.D., *The Theory of Stochastic Processes*, London, 1967.
- [7] Dincă G., *Metode variaționale și aplicații*, Editura Tehnică, București, 1980.
- [8] Dragoș L., *Principiile mecanicii mediilor continue*, Editura Tehnică, București, 1986.
- [9] Dumitrescu, D., Costin, H., *Neural Network. Theory and Applications*, Teora Publishers, Bucharest, 1996.
- [10] Dumitru Gh., *Modeling of the Thermodynamic Processes on the Base of Neural Network Theory*, Xth National Conference of Thermotechnics, “Lucian Blaga” University of Sibiu, May, 2000.
- [11] Dumitru Gh., *Optimization of the Naval Energetic Plants on the Base of Neural Network Theory*, The Annals of the University „Dunărea de Jos” of Galatzi, Fascicle IV, Refrigerating Technique, Internal Combustion Engines, Boilers and Turbines, Year XV, 1998-1999, pag. 5-8.
- [12] Gabos Z., *Termodinamică fenomenologică*, Editura Academiei Române, București, 1959.
- [13] Guikhmann I.K., Skovokhod A., *Introduction a la theorie des processus aleatoires*, Edition Mir, Moscou, 1990.
- [14] Ionescu V., *Teoria sistemelor*, vol. I, Editura Didactică și Pedagogică, București, 1985.
- [15] Iosifescu M., Mihoc Gh., Theodorescu R., *Teoria probabilităților și statistica matematică*, Editura Tehnică, București, 1966.
- [16] Karapetiantz M., *Thermodynamique chimique*, Edition Mir de Moscou, 1978.
- [17] Kasko, B., *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1992.
- [18] Moren, A. J., *Handbook of Neural Computing. Applications*, Academic Press, 1990.
- [19] Müller, B., Reinhardt, J., *Neural Networks*, Springer Verlag, 1990.
- [20] Negoită, C.V., Rădescu, D.A., *Mulțimile Fuzzy și aplicațiilor lor*, Editura Tehnică, București, 1983.
- [21] Săcev V.V., *Sisteme termodinamice complexe*, Editura Științifică și Enciclopedică, București, 1982.
- [22] Sedov L., *Mecanique des mileaux continus*, Edition Mir de Moscou, 1975.
- [23] Sofron, E., Bizon, N., Ionita, S., Raducu, R., *Fuzzy Control Systems. Modeling and Computer Aided Design*, All Educational Publishers, Bucharest, 1998.
- [24] Spataru, Al., *Transmission Theory of Information*, Didactic and Pedagogic Publishers, Bucharest, 1979.
- [25] Stanomir, D., Stănășilă, O., *Metode matematice în teoria semnalelor*, Editura Tehnică, București, 1980.
- [26] Todorean, G., Costeiu, M., Giurgiu, M., *Artificial Neural Networks*, Blue Home Publishers, Cluj-Napoca, 1995.
- [27] Zadeh, L.A., *Fuzzy Sets and Systems*, Proc. of the Symposium on System Theory, Polytechnical Institut of Brooklyn, New York, 1965.
- [28] Zimmermann, H.J., *Fuzzy Set Theory and its Applications*, Boston, 1991.
- [29] *** LabVIEW, Function on VI. Reference Manual. National Instruments, Austin, Texas, USA, 1998.