

**Academia  
Oamenilor de Știință  
din România**



**Academy  
of Romanian  
Scientists**

Add: Splaiul Independenței nr. 54 sector 5, 050094, București, ROMANIA, Cod Fiscal: 5091859  
Tel. 00-4021/314.74.91; Fax. 00-4021/314.75.39, Web-site: [www.aos.ro](http://www.aos.ro), E-mail: [aosromania@yahoo.com](mailto:aosromania@yahoo.com)

---

---

**METODOLOGIA CERCETĂRII PENTRU PREDICȚIA DATELOR  
INCOMPLETE DIN SISTEMELE AUTOMATIZATE INDUSTRIALE  
UTILIZÂND REȚELE NEURONALE ARTIFICIALE**

**Autor:**

CS III dr. ing. Alexandru-Daniel **TUFAN** – Academia Oamenilor de Știință din România

**Profesor coordonator:**

Prof. univ. dr. ing. Miron **ZAPCIU** – Universitatea Politehnica București – IMST / Academia Oamenilor de Știință din România

## CUPRINS

<b>CAPITOLUL 1 REȚELE NEURONALE ARTIFICIALE</b> .....	3
1.1 Introducere .....	3
1.2 Conceptul de Rețele Neuronale Artificiale .....	3
1.2.1 Neuronul artificial static.....	5
1.2.2 Funcții de activare a neuronului.....	7
1.3 Modele de neuroni artificiali .....	8
1.4 Tipuri și algoritmi de instruire .....	11
1.5 Rețele neuronale recurente .....	12
1.5.1 RNA cu propagare înapoi .....	12
1.5.2 RNA total recurente de tip Hopfield .....	13
1.5.3 RNA parțial recurente de tip Elman.....	15
1.6 Regresia liniară simplă și corelația.....	16
<b>CAPITOLUL 2 LOGICA FUZZY</b> .....	18
2.1 Introducere .....	18
2.2 Conceptul de logică fuzzy.....	19
2.3 Caracterizarea submulțimilor fuzzy .....	20
2.4 Funcții de apartenență și numere fuzzy.....	21
2.5 Componentele structurii informaționale de bază fuzzy logic.....	22
2.6 Metode de inferență.....	23
2.6.1 Metoda Mamdani .....	23
2.6.2 Metoda Takagi-Sugeno-Kang .....	24
2.7 Metode de defuzzyficare .....	25
2.7.1 Defuzzyficare de tip Mamdani .....	25
2.7.2 Defuzzyficare de tip Takagi-Sugeno-Kang .....	26
<b>CAPITOLUL 3 APLICAREA RNA-BP ÎN CAZUL PREDICȚIEI PARAMETRILOR UNUI SISTEM AUTOMATIZAT INDUSTRIAL</b> .....	26
3.1 Metodologia cercetării.....	26
3.2 Predicția a două variabile de ieșire având o variabilă de intrare.....	29
3.3 Predicția unei variabile de ieșire având o variabilă de intrare.....	33
3.4 Concluzii .....	36

**CAPITOLUL 4 APLICAREA SISTEMULUI ADAPTIV DE INFERENȚĂ NEURO-FUZZY ÎN CAZUL PREDICȚIEI PARAMETRILOR UNEI MESEI ROTATIVE** Error! Bookmark not defined.

- 4.1 Metodologia cercetării.....Error! Bookmark not defined.  
4.2 Analiza și interpretarea rezultatelor .....Error! Bookmark not defined.  
4.3 Concluzii .....Error! Bookmark not defined.

**CAPITOLUL 5 DETERMINAREA VARIANTEI OPTIME A RNA-BP PENTRU OBȚINEREA UNEI PRECIZII RIDICATE DE PREDICȚIE A PARAMETRILOR ÎN CAZUL OȚELULUI UTILIZAT PENTRU ȘINA DE CALE FERATĂ**Error! Bookmark not defined.

- 5.1 Metodologia cercetării.....Error! Bookmark not defined.  
5.2 Predicția parametrilor SLD pe baza SRD .....Error! Bookmark not defined.  
5.3 Predicția parametrilor SLD pe baza SRD .....Error! Bookmark not defined.

**CONCLUZII FINALE**..... 37

**BIBLIOGRAFIE**..... 38

## CAPITOLUL 1 REȚELE NEURONALE ARTIFICIALE

### 1.1 Introducere

Încercarea de a explica despre cum ar funcționa neuronii din creierul uman a fost realizată de W.McCulloch (neurofiziolog) și W.Pitts (matematician). D.Hebb în cercetările efectuate ulterior a sesizat faptul că doi nervi care se declanșează simultan legătura dintre ei se îmbunătățește [1].

Modelul RNA ADELIN (ADAPtive LINear Elements), (B.Widrow și M.Hoff – 1959), a fost realizat pentru a fi capabil să recunoască modele binare iar RNA MADELINE (Multiple ADAPtive LINear Elements) a fost prima rețea neuronală aplicată unei probleme practice.

O problema specială, în dezvoltarea RNA, a constituit-o gestionarea erorilor, problema rezolvată prin modelul de recunoaștere al erorilor care este distribuit în întreaga rețea și creșterea numărului de straturi (peste două straturi), model denumit în prezent RNA cu propagare înapoi (back propagation networks). Modelul de recunoaștere al erorilor este realizat astfel încât nodurile finale de ieșire sunt conectate cu nodurile anterioare având caracteristicile unui sistem extrem de neliniar cu reacție (feedback) [2].

Cu ajutorul RNA pot fi realizate prognoze pentru probleme de clasificare, de căutare, de ordonare, probleme de recunoaștere a formelor obiectelor, înțelegerea vederii și a vorbirii, probleme care tratează date imperfecte, incomplete, vagi (fuzzy) sau probabilistice.

### 1.2 Conceptul de Rețelele Neuronale Artificiale

Rețelele neuronale artificiale (RNA) sunt recunoscute ca modele dominante ale Inteligenței Artificiale (IA) [3].

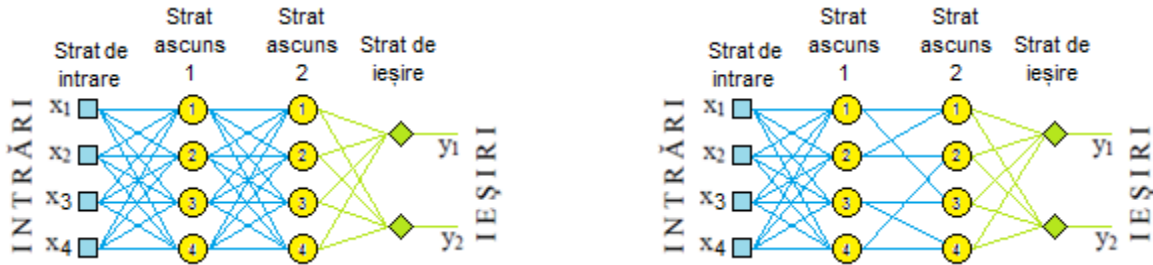
Caracteristicile RNA [3], [4], [5]:

- ✓ învățarea și adaptarea sunt cele mai importante proprietăți;
- ✓ distribuția informației în structura: informația din rețea este stocată în mod distribuit făcând ca efectul unei anumite intrări asupra ieșirii să depindă de restul ponderilor din rețea.
- ✓ capacitatea de generalizare în cazul unor situații neconținute în datele de instruire. Aceasta caracteristică depinde de numărul de ponderi, adică de dimensiunea rețelei. Creșterea dimensiunii rețelei duce la o bună memorare a datelor de instruire, dar scad performanțele asupra datelor de testare fapt ce conduce la pierderea capacității de generalizare de către RNA. Stabilirea numărului optim de straturi ascunse și a numărului de neuroni din fiecare strat ascuns, care este o etapa importantă în proiectarea unei RNA, se realizează alegând valoarea de la care începe să descrească performanța RNA pe setul de testare.
- ✓ toleranța la erori: RNA pot fi instruite, chiar dacă datele sunt afectate de erori, diminuându-se performanța ei.
- ✓ rezistența la distrugerea parțială: datorită reprezentării distribuite a informației, RNA poate opera și în cazul distrugerii unei mici părți a ei.
- ✓ viteză în calcul: RNA consuma mult timp pentru instruire, dar odată antrenate și validate datele vor calcula rapid ieșirea rețelei pentru o anumită intrare.
- ✓ sisteme multivariabile sunt ușor de modelat cu RNA datorită numărului mare de intrări și ieșiri;

Principalele tipuri de RNA sunt: tip perceptron, bazate pe funcții radiale, recurente și cu auto-organizare.

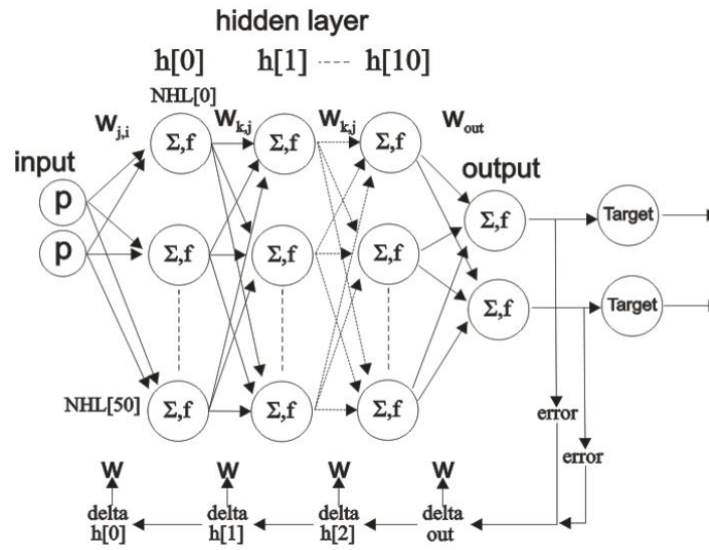
Principalele tipuri de arhitecturi RNA sunt (Figura 1.1):

- *RNA feedforward* (cu propagare înainte) – total sau parțial conectate;
- *RNA feedback* (*recurente*, cu propagare înapoi (backpropagation));



a) RNA cu propagare înainte total conectată

b) RNA cu propagare înainte parțial conectată



c) RNA cu propagare înapoi

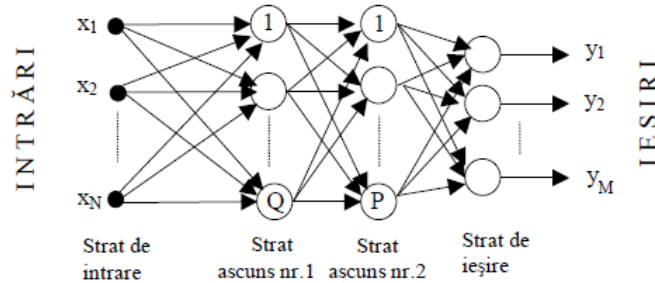
**Figura 1. 1** Tipuri de arhitecturi RNA

Sursa: [6], [7]

Există o mare diversitate de opinii în ceea ce privește modul de clasificare al algoritmilor și tipurilor de învățare.

Perceptronul multistrat (RNA-MLP, Multilayer Perceptron) reprezintă o generalizare a perceptronului simplu fiind o RNA de tip feedforward (cu propagare înainte a semnalului) compusă din (Figura 1.2):

- ✓ strat de intrare;
- ✓ unul sau mai multe straturi ascunse;
- ✓ strat de ieșire.



**Figura 1. 2** Perceptron cu două straturi  
Sursa: [6]

Numărul optim de straturi ascunse și de neuroni/strat ascuns este dificil de precizat apriori [6].

Există anumite estimări, cum ar fi cele ale lui Kolmogorov (1957), care precizează că pentru aproximarea unei funcții de  $n$  variabile, ar fi necesari  $n \cdot (2 \cdot n + 1)$  neuroni în primul strat ascuns și, în cazul utilizării a două straturi ascunse  $(2n+1)$  neuroni. Cercetări mai recente au arătat însă că aceste estimări nu conduc întotdeauna la o soluție optimă [8].

De obicei, un singur strat ascuns e suficient pentru rezolvarea majorității problemelor. În mod excepțional, se pot folosi două, cel mult trei straturi ascunse. De regulă, numărul de neuroni aferenți straturilor de intrare respectiv ieșire este dictat de natura aplicației. Neuronii structurilor ascunse au rolul de a *detecta trăsăturile*, legitățile, regularitățile conținute în tiparele de antrenament.

Un număr prea mare de neuroni ascunși/strat influențează în mod negativ capacitatea de generalizare a RNA. Totodată conduce la sporirea volumului de date care urmează a fi procesat și deci la o durată sporită pentru etapa de instruire. Un număr prea mic de neuroni nu este suficient pentru formarea unei reprezentări interne a datelor adecvată și poate conduce la o eroare medie pătratică mare pe parcursul epocilor de instruire și implicit la o eroare mare corespunzătoare nu numai datelor de test ci și celor de instruire.

**Concluzie 1.1:** numărul optim de neuroni ascunși se determină experimental.

### 1.2.1 Neuronul artificial static

*Neuronul static* este cel mai simplu model de neuron artificial în care ieșirea depinde doar de intrare [9]. Sistemul liniar static intrare/ieșire este de forma:

$$y = a \cdot u \quad a = ct. \quad (1.1)$$

Dacă extindem sistemul la intrări și ieșiri multiple putem utiliza notația vectorială:

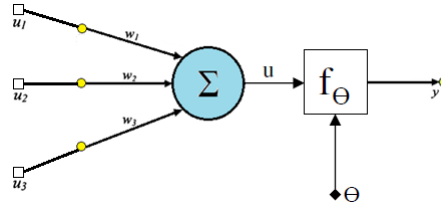
$$Y = A \cdot U \quad (1.2)$$

unde:

- ∞  $Y, U$  sunt vectorii de ieșire și intrare;
- ∞  $A$  - este matricea de transfer (transpusă);

Pentru sistemul static din Figura 1.3 avem relația:

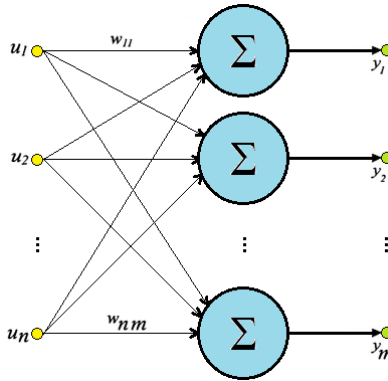
$$y = u_1 \cdot w_1 + u_2 \cdot w_2 + u_3 \cdot w_3 \quad (1.3)$$


**Figura 1. 3** Sistem static liniar

Sursa: [9]

Neuronul artificial prezentat în Figura 1.3 este format din intrările  $u_1, u_2, u_3$  fiecare fiind caracterizată de propria pondere sinaptică  $w_1, w_2, w_3$ . Unificarea intrărilor ponderate se realizează de către sumator iar suma obținută  $u$  (numită intrare netă) se aplică unei funcții de activare care are ca rezultat ieșirea neuronului  $y$ . **Funcția de activare** este conectată la o sursă de semnal,  $\theta$  (polarizare) care arată starea inițială a neuronului [10] și simulează timulii exteriori.

$$y = f(u - \theta) \quad (1.4)$$


**Figura 1. 4** Rețea neuronală artificială liniar asociativă

Sursa: [9]

În cazul în care avem  $n$  ieșiri, deci și  $n$  neuroni putem realiza RNA prezentată în Figura 1.4 iar relația dintre ieșiri și intrări este:

$$y_j = \sum_i w_{ij} u_i \quad (1.5)$$

Pentru  $m$  ieșiri și  $n$  intrări se poate scrie între intrare-ieșire relația următoare:

$$Y = W^T \cdot U \quad (1.6)$$

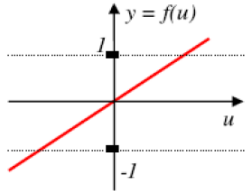
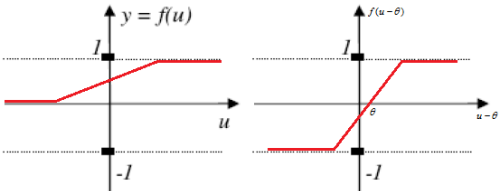
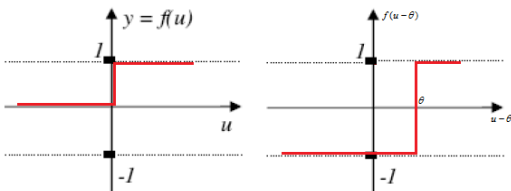
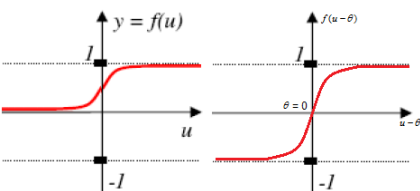
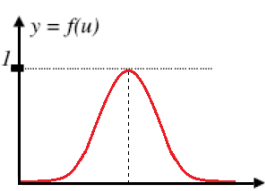
sau sub formă matricială:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \Lambda & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & \Lambda & w_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \Lambda & w_{nm} \end{bmatrix} \quad W^T = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{21} & \Lambda & w_{n1} \\ w_{12} & w_{22} & \Lambda & w_{n2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{1m} & w_{2m} & \Lambda & w_{nm} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

### 1.2.2 Funcții de activare a neuronului

Funcția de activare a neuronului are rolul de a limita domeniul de variație al ieșirii la un domeniu prespecificat. Funcțiile de activare pot fi monotone (foarte utilizate) sau nemonotone (care conduc la performanțe foarte bune) [11]. Funcțiile de activare monotone cele mai utilizate sunt prezentate în Tabelul 1.1 [10], [11], [12], [13].

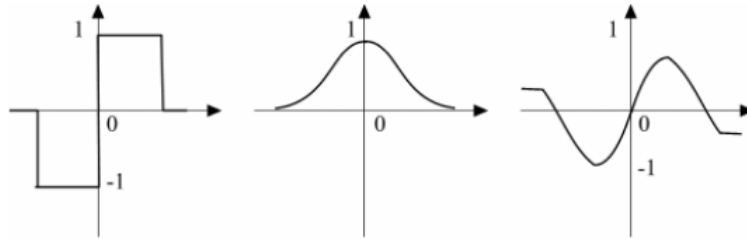
**Tabelul 1. 1 Funcțiile de activare monotone**

Denumire funcție	Reprezentare grafică	Ecuatie
LINIARĂ		$f(u) = k \cdot u$
RAMPĂ (unipolar și bipolar)		$f(u) = \begin{cases} 0, & u \leq 0 \\ u/k, & 0 < u \leq k \\ 1, & u > 0 \end{cases}$
PRAG (unipolar și bipolar)		$f(u) = \begin{cases} 0, & u \leq 0 \\ 1, & u > 0 \end{cases}$
SIGMOIDALĂ (unipolar și bipolar)		$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-k \cdot u}}$
GAUSS		$f(u) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{u - \mu}{\sigma} \right)^2}$

Sursa: [10], [11], [12], [13]

Funcții de activare non monotone, care conduc la performanțe foarte bune, în special la memoriile asociative, sunt prezentate în Figura 1.5 [11], [14], [15].





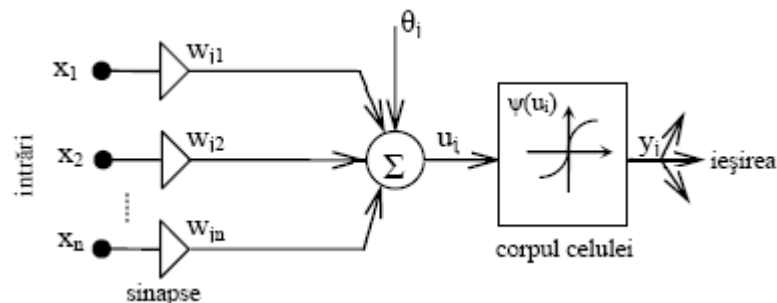
**Figura 1.5** Funcții de activare nonmonotone  
Sursa [11], [14], [15]

Sincronizarea impulsurilor este importantă pentru a explica modul în care se realizează calculele la nivel de neuron [16]. Pentru a se obține precizie în sincronizare se utilizează modele cu **neuroni pulsanți** în locul modelelor tradiționale bazate pe rata impulsurilor fapt ce a condus la dezvoltarea simulatoarelor de rețele neuronale artificiale pulsative (RNAP). Acestea oferă utilizatorului posibilitatea să obțină simulări precise ale unui sistem computațional dat și rezultate într-un timp relativ scurt. RNAP utilizează modele bazate pe conductanță sau modele simple de tipul „integrează și activează” (integrate-and-fire – IF) care sunt atractive pentru simularea rețelelor neuronale la scară mare.

**Concluzie 1.2:** Controlarea unui rețele neuronale artificiale (RNA) de către o rețea neuronală artificială pulsativă (RNAP) conduce la conturarea conceptului de hiper rețea neuronală artificială (HRNA) sau RNA de gradul doi.

### 1.3 Modele de neuroni artificiali

**A. Neuronul McCulloch – Pitts (MCP)** este primul model de neuron artificial cunoscut și sub numele de unitate prag (Threshold Unit). Neuronul primește pe fiecare conexiune de intrare un semnal binar (0 sau 1) și emite la ieșire tot un semnal binar. Conexiunile de intrare pot fi: inhibatoare ( $w_j < 0$ ) și excitatoare ( $w_j > 0$ ) [3], [17]. Modelul neuronului artificial sumează cele  $n$  intrări ponderate (ponderi fiind stabilite de către rețea în timpul procesului de învățare prin algoritmi specifici), apoi sumei obținute  $u_i$  se aplică o funcție de activare (polarizare) și trimite rezultatul printr-o neliniaritate la ieșire.

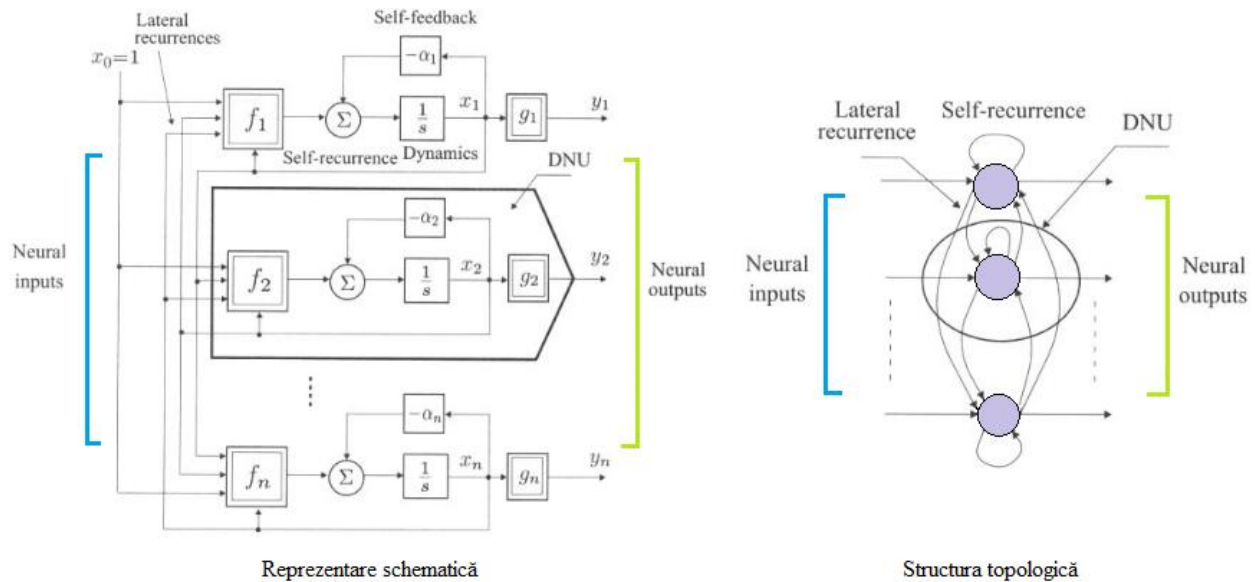


**Figura 1.6** Modelul structural al neuronului McCulloch – Pitts  
Sursa: [6]

Neuronul artificial formal este caracterizat de neliniaritatea și offset ( $\theta_j$ ). Modelul utilizează ca funcție de activare funcția prag binară, care poate fi înlocuită de o funcție neliniară mai generală

iar la ieșirea neuronului poate lua valori într-un set discret  $\{-1,1\}$  sau  $\{0,1\}$  sau poate varia continuu, între două valori limită  $y_{min}$  și  $y_{max}$ , cu condiția  $y_{max} > y_{min}$ .

B. **Neuronul dinamic** are un rol esențial în studiul sistemelor neuronale fiind capabile să primească feedback de la alți neuroni, deci activitatea sa este controlată prin compararea performanței sale efective cu performanțe testate [18], [19]. Unitățile neuronale dinamice (DNU), elementele de bază ale rețelelor neuronale dinamice, primesc nu numai intrări externe, ci și semnale de feedback de la ei și alți neuroni. Conexiunile sinaptice dintr-un DNU conțin o conexiune auto-recurentă care reprezintă un semnal de feedback ponderat al conexiunilor sale de stare și de inhibare laterală, care sunt semnale de feedback de stare de la alte DNU din rețea. Prelucrarea informației cu DNU se bazează pe o prelucrare a cunoștințelor anterioare și stochează informații actuale pentru utilizarea ulterioară. Fiecare DNU are propriul său potențial intern sau stare internă care este folosit pentru a descrie caracteristicile dinamice ale rețelei.



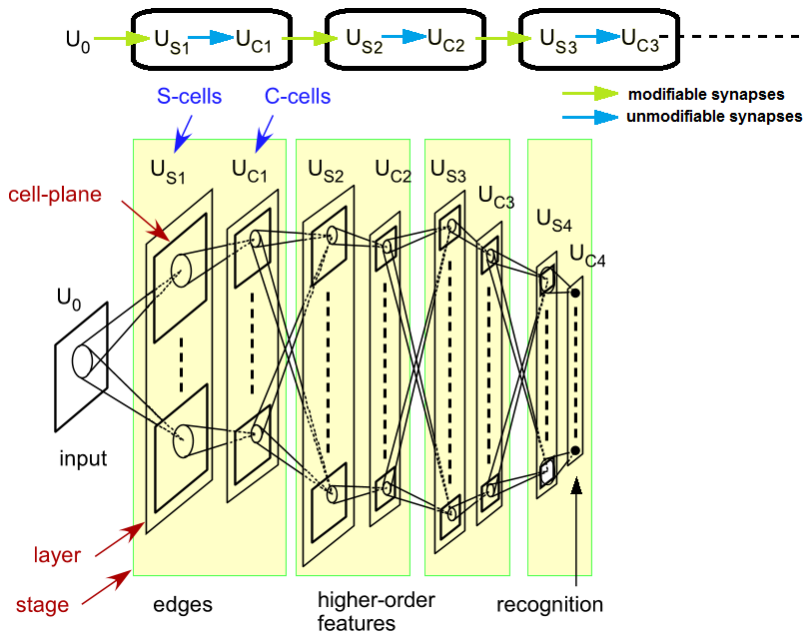
**Figura 1. 7** Conectarea unității dinamice neuronale (DNU) în rețeaua neuronală artificială  
Sursa: [18].

C. **Neuronul Fukushima** – este caracterizat de faptul că ponderile sinaptice pot lua valori pozitive, negative sau zero. La acest model toate ponderile și toate semnalele de intrare/ieșire sunt nenegative iar intrările și ponderile sinaptice corespunzătoare sunt separate în două grupe: excitatorii  $a_{ji}$  și inhibitorii  $b_{ji}$ .

Ieșirea neuronului este descrisă de relația:

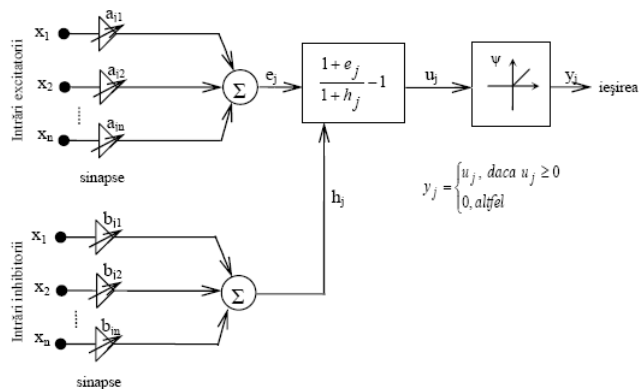
$$y_j = \Psi \left( \frac{1 + \sum_{i=1}^n a_{ji} \cdot x_i}{1 + \sum_{i=1}^m b_{ji} \cdot v_i} - 1 \right) \quad \text{unde} \quad \Psi(u_j) = \begin{cases} u_j, & u_j \geq 0 \\ 0, & u_j < 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

Ponderile sinaptice sunt în general variabile pe parcursul procesului de autoorganizare a RNA.



**Figura 1.8** Structura de rețea ierarhică a Neocognitronului  
*Sursa:* [20], [21], [22]

K. Fukushima a elaborat un sistem de calcul neuronal pentru recunoasterea imaginilor, cu aplicabilitate practică în domeniul recunoașterii caracterelor [23]. Rețeaua neuronală construită, are la baza un sistem performant de recunoaștere a formelor, numit **Neocognitron** (Figura 1.8).



**Figura 1.9** Modelul structural al neuronului Fukushima  
*Sursa:* [3]

Neocognitronul este o RNA cu mai multe straturi ce simulează modul de prelucrare a imaginilor de către cortexul uman. Straturile ascunse succesive de neuroni ale Neocognitronului au rolul de a extrage trăsături definitorii ale imaginii fără a fi influențate de orientare sau distorsiuni. La nivelul stratului de intrare formele sunt unic determinate, o dată cu propagarea informației către stratul de ieșire, activându-se doar anumiți neuroni, care corespund unor trăsături definitorii ale imaginii.

**D. Neuronul ADALINE (Adaptive Linear Element)** poate fi antrenat pentru a realiza diferite funcții logice, ajustând în mod adecvat ponderile sinaptice. Deoarece rețeaua este de tip liniar, are un număr de aplicații restrâns, dar este avantajată de gama largă de algoritmi de învățare

performanți existenți [11]. ADALINE este capabil să realizeze o gamă redusă de funcții logice - funcții logice liniar separabile (AND, NOT, OR). Diferența dintre neuronul ADALINE și perceptronul standard (McCulloch-Pitts) o reprezintă momentul din faza de învățare când ponderile sunt ajustate în funcție de suma ponderată a intrărilor.

#### 1.4 Tipuri și algoritmi de instruire

I. **Învățarea de tip supervizat.** Este un algoritm care cunoaște cu exactitate modul de asociere al intrărilor RNA cu ieșirile acestora și realizează un model pentru a genera predicții rezonabile pentru răspunsul la date noi, deci RNA emulează algoritmul [23].

II. **Învățarea prin întărire (reinforcement).** Este un caz particular al învățării supervizate cu diferența că instruirea semnalează faptul că răspunsul generat de RNA este corect sau nu, fără a cunoaște mărimea acestuia. Acest tip de învățare urmărește maximizarea mărimi scalare (indice de performanță sau semnal de întărire) în urma unei acțiuni efectuate de către sistemul supus învățării. Dacă modificările aduse conduc spre o stare mai bună decât cea precedentă, tendința sistemului de a produce acea acțiune particulară este întărită.

III. **Învățarea de tip nesupervizat (cu autoorganizare).** Este caracterizată de absența unui semnal sau supervisor care să aprecieze corectitudinea asociațiilor intrare-ieșire, deci se bazează pe setul de date disponibil [11]. RNA va descoperi singură legăturile conținute în datele de intrare printr-o reprezentare internă adecvată a trăsăturilor vectorului de intrare, deci organizează singură informația, motiv pentru care acest tip de RNA sunt mai puțin complecși și mai imprecisi. Avantajul învățării nesupervizate este viteza de procesare (în timp real) și învățarea din set de date afectate de zgomot.

IV. **Algoritmi de învățare bazați pe corecția erorii.** Scopul algoritmilor bazați pe corecția erorii este de a minimiza **funcția de cost** utilizând ca și criteriu **eroarea pătratică medie** - care urmărește minimizarea valorii medii pătratice pentru suma erorilor pătratice aferente stratului de ieșire al RNA.

V. **Algoritmi de învățare de tip Boltzmann.** La acest tip de RNA neuronii constituie o structură recurentă caracterizată de funcția energie:

$$E = -\frac{1}{2} \cdot \sum_i \sum_j w_{ji} \cdot s_j \cdot s_i \quad (1.9)$$

unde  $s_i$  reprezintă starea neuronului  $i$ , adică  $+1 = neuron\_activ$  sau  $-1 = neuron\_inactiv$ .

VI. **Algoritmi de învățare de tip hebbian.** Conform postulatului lui Hebb, modificarea ponderii sinaptice  $w_{kj}$  este dependentă de activitatea presinaptică și postsinaptică.

VII. **Algoritmul de învățare de tip competitiv.** Este caracterizat de **competiția** între neuronii de ieșire ai RNA, câștigătorul acestora urmând să fie activat. Spre deosebire de RNA care se bazează pe algoritmi de învățare de tip hebbian și la care există posibilitatea ca mai mulți neuroni să fie activi simultan, la RNA bazate pe algoritmi de învățare de tip competitiv doar un singur neuron este activ la un moment dat.

## 1.5 Rețele neuronale recurente

### 1.5.1 RNA cu propagare înapoi

RNA cu mai multe straturi sunt capabile să computeze o gamă mai largă de funcții booleene decât RNA cu un singur strat, dar creșterea gradului de complexitate al setului de date conduce la mărirea timpului de a găsi combinația corectă de ponderi [24].

#### Cum învață RNA

RNA reprezintă un lanț de compoziții de funcții care transformă o intrare într-un vector de ieșire (numit model). Rețeaua reprezintă o implementare specială a unei funcții compuse din spațiul de intrare în spațiul de ieșire, pe care o numim *funcția rețelei*. Problema de învățare constă în găsirea unei combinații optime de ponderi, astfel încât funcția de rețea  $\varphi$  aproximeze o funcție dată  $f$  cât mai fidel posibil. Funcția  $f$  nu este dată în mod explicit, ci doar implicit prin câteva exemple reprezentate de setul de date de intrare. Considerăm o RNA cu propagare înainte cu  $n$  intrări și  $f$  ieșiri. Acesta poate conține un număr oarecare de unități ascunse și poate prezenta orice tip de conexiune dorită. Se consideră setul de antrenament  $\{(x_1, t_1), \dots, (x_p, t_{p1})\}$  constând din  $p$  ordonate de perechi de vectori  $n$  – și  $m$  – dimensional, numiți modele de intrare și ieșire. Fie ca funcțiile primitive la fiecare nod al rețelei să fie continue și diferențiate. Ponderile marginilor sunt numere reale alese aleator. Atunci când modelul de intrare  $x_i$  din setul de instruire este prezentat RNA, acesta produce o ieșire  $o_i$  diferită în general față de țintă  $t_i$ . Dorim ca  $o_i$  și  $t_i$  să fie identici pentru  $i = 1, \dots, p$  folosind un algoritm de învățare, prin minimalizarea funcției de eroare a RNA, definită ca:

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^p \|o_i - t_i\|^2 \quad (1.10)$$

După minimizarea acestei funcții pentru setul de instruire, noi modele de intrare necunoscute sunt prezentate RNA și ne așteptăm ca aceasta să interpoleze prin faptul că trebuie să recunoască dacă un nou vector de intrare este similar cu modelele învățate și să produce o ieșire similară.

Algoritmul backpropagation este folosit pentru a găsi un minim local al funcției de eroare. Rețeaua este inițializată cu ponderi alese aleatoriu. Gradientul funcției de eroare este calculat și utilizat pentru a corecta ponderile inițiale deci acest gradient recursiv trebuie calculat.

Astfel putem minimiza  $E$  folosind un proces iterativ descendent a gradientului, prin calcularea gradientului:

$$\nabla_{w_i} = \left( \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_i} \right) \quad (1.11)$$

Fiecare pondere este actualizată cu ajutorul incrementului:

$$\Delta w_i = -\gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad i = 1, \dots, l \quad (1.12)$$

unde  $\gamma$  reprezintă constanta de învățare, deci este un parametru de proporționalitate care definește lungimea treptei fiecărei iterații în direcția gradientului negativ.

### Etapele algoritmului de backpropagation

În această etapă formulăm algoritmul propagare înapoi complet și demonstrăm prin inducție că funcționează în rețele arbitrare de transmitere cu funcții de activare diferențiate la noduri în cazul în care avem o RNA cu o singură intrare și o singură unitate de ieșire.

#### Algoritmul de backpropagation

Se consideră o RNA cu o singură intrare reală  $x$  și funcția de rețea  $F$ . Derivata  $F$  este calculată în două etape:

- 1) propagare înainte (feed-forward): intrarea  $x$  este introdusă în rețea. Funcțiile primitive la noduri și derivatele lor sunt evaluate la fiecare nod, derivatele fiind stocate.
- 2) propagare înapoi (backpropagation): constanta 1 este introdusă în unitatea de ieșire și rețeaua este instruită înapoi. Se adaugă informațiile de intrare către un nod, iar rezultatul este înmulțit cu valoarea stocată în partea stângă a unității. Rezultatul colectat la unitatea de intrare este derivata funcției de rețea în raport cu  $x$  și este transmis în stânga unității.

### 1.5.2 RNA total recurente de tip Hopfield

RNA de tip Hopfield (Figura 1.10) reprezintă rețele recurente, simetrice, total conectate și fără autoasocieri [25]. RNA de tip Hopfield a fost realizată astfel încât să nu fie necesară nici o sincronizare, fiecare unitate având un fel de sistem elementar în interacțiune complexă cu restul ansamblului [26].

Simetria conexiunilor se exprimă prin egalitatea:

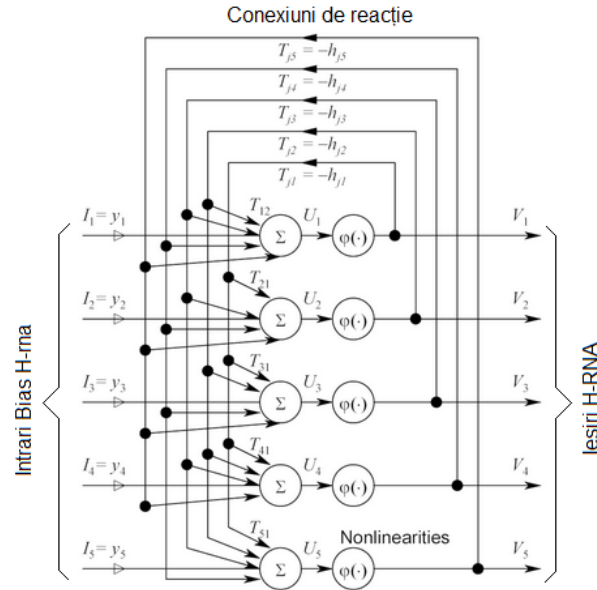
$$w_{ij} = w_{ji} \quad (1.13)$$

unde  $i, j$  reprezintă unități din rețea, iar  $w$  matricea ponderilor conexiunilor din rețea.

Lipsa autoasocierii se exprimă prin:

$$w_{ij} = w_{ji} \quad (1.14)$$

O rețea neuronală recurentă se află într-o stare stabilă atunci când neuronii din rețea acționează unii asupra celorlalți, fără a determina schimbarea valorilor de activare ale unităților.



**Figura 1. 10** RNA Hopfield cu cinci noduri

*Sursa:* [27]

Stabilitatea reprezintă proprietatea unei rețele neuronale recurente de a se stabiliza (de a atinge o stare stabilă) indiferent de starea inițială. Au fost definite mai multe **teoreme de stabilitate**: Cohen-Grossberg, Kosko, Abam. Cohen și Grossberg au demonstrat ca rețelele neuronale recurente sunt stabile dacă și numai dacă sunt îndeplinite (3.34) și (3.35).

Acest tip de RNA poate fi asociată cu o **memorie asociativă** sau **memorie adresabilă prin conținut**, a cărei funcție principală este regăsirea tiparelor stocate în memorie, ca răspuns la prezentarea unui tipar incomplet sau contaminat cu zgomot [3].

Algoritmul RNA Hopfielf este următorul [28]:

1. Atribuirea de ponderi conexiunilor (legăturilor)

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{s=0}^{M-1} w_i^s \cdot w_j^s & i \neq j \\ 0 & i = j \quad 0 \leq i \quad j \leq M-1 \end{cases} \quad (1.15)$$

unde  $w_{ij}$  este ponderea conexiunii dintre nodul  $i$  și  $j$ , iar  $x_i^s$  este elementul  $i$  aparținând modelului de clasă  $s$ , și poate avea valorile:  $+1$  sau  $-1$ . Există  $M$  modele de la  $0$  la  $M-1$ . Pragurile unităților sunt zero.

2. Inițializarea modelului necunoscut

$$\mu_i(0) = x_i \quad 0 \leq i \leq N-1 \quad (1.16)$$

unde  $\mu_i(t)$  este ieșirea nodului  $i$  la momentul  $t$ .

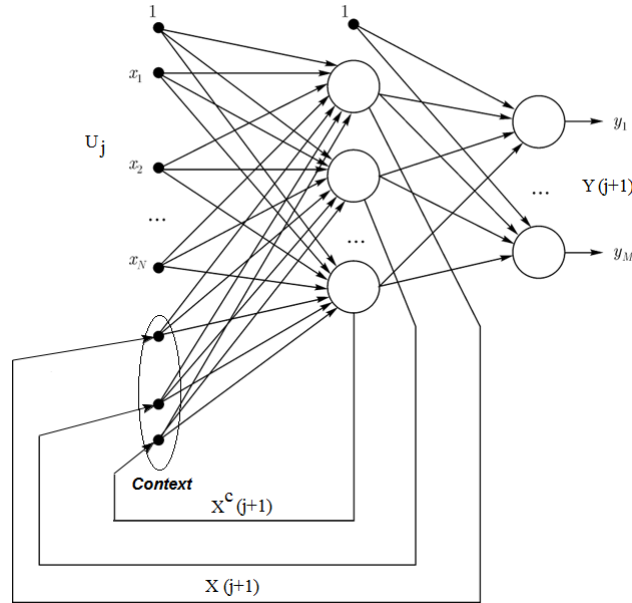
3. Iterarea până la convergență

$$\mu_i(t+1) = f_h \cdot \left( \sum_{j=0}^{N-1} w_{ij} \cdot \mu_j(t) \right) \quad 0 \leq i \leq N-1 \quad (1.17)$$

unde  $f_h$  este o funcție puternic limitată și neliniară, similară cu funcția treaptă. Se repetă iterația până când valorile la ieșirile din noduri rămân neschimbate.

### 1.5.3 RNA parțial recurente de tip Elman

Rețeaua neuronală Elman (Figura 1.11) este una din cele mai simple, putând fi antrenată cu ajutorul algoritmului standard cu propagarea înapoi a erorii [29].



**Figura 1. 11** Rețea neuronală de tip Elman  
Sursa: [30]

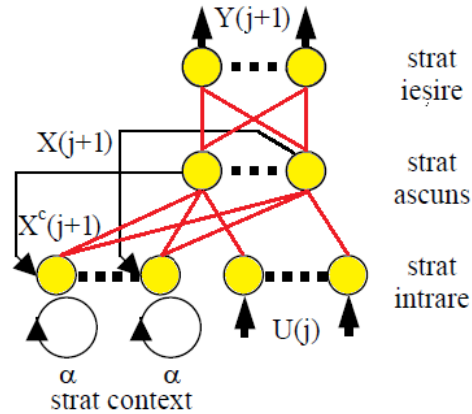
O RNA Elman este constituită din două sau mai multe nivele de unități funcționale în care pe lângă conexiunile specifice rețelelor cu propagare însinte există și conexiuni inverse de la nivelele de unități ascunse către nivelul de intrare [31]. Pentru a ține minte ieșirile unităților ascunse Elman introduce *unități de context* care reprezintă un fel de memorie de scurtă durată (short-term memory) [32]. Unitățile contextuale și conexiunile inverse (starea de la momentul anterior a unităților ascunse ( $s(t-1)$ ) influențează starea curentă ( $s(t)$ )) permit rețelei să detecteze "structura" unor serii temporale. Unitățile ascunse sunt modelate de funcții activare de tip sigmoidal (funcția implicită este tanh) iar unitățile de ieșire au funcții de activare liniare (purelin).

La o RNA Elman neuroni context sunt alimentați de neuroni de ieșire, nu de neuronii ascunși [30] iar numărul de neuroni context și ascunși trebuie să fie același [19]. Principalul avantaj al RNA Elman este faptul că numărul de neuroni de context nu se definește prin numărul de ieșiri ceea ce face rețeaua mai flexibilă [30].

Prin adăugarea la nivelul neuronilor stratului context, a unei conexiuni de autoreacție, ponderată prin intermediul unei valori fixe, subunitare  $\alpha$  se obține RNA Elman extinsă (Figura 1.12) [29], descrisă de ecuația:

$$\frac{\partial x_m(j)}{\partial w_m^{xc}} = X^{cT}(j) = X^T(j-1) + \alpha \cdot \frac{\partial x_m(j-1)}{\partial w_m^{xc}} \quad (1.18)$$





**Figura 1. 12** RNA Elman extinsă  
Sursa: [29]

Se observă că relația (3.50) are aspectul unui răspuns infinit la impuls (IIR), ceea ce implică memorarea unei cantități semnificativ crescute de informație în RNA Elman extinsă, comparativ cu RNA Elman clasică. RNA Elman sunt aproximatori universali, putând fi teoretic antrenate să aproximeze cu o eroare  $\varepsilon$  orice funcție continuă, liniară sau neliniară, mono sau multivariabilă [33].

Aspectele care merită evidențiate la o RNA Elman sunt [34]: unele probleme își schimbă natura atunci când sunt exprimate ca evenimente temporale; semnalul de eroare, variabil în funcție de timp, poate fi folosit ca un indiciu pentru structura temporală; creșterea dependențelor secvențiale dintr-o sarcină nu conduce la performanțe mai slabe;

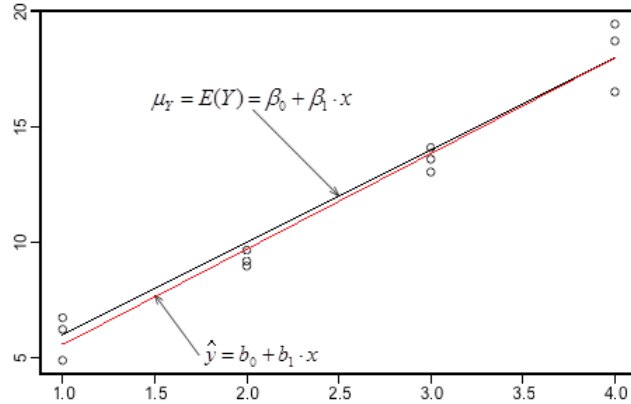
## 1.6 Regresia liniară simplă și corelația

În regresia liniară simplă, estimăm scoruri pentru o variabilă în funcție de o a doua variabilă [35], între cele două variabile existând o corelație foarte puternică [36]. Variabila pe care o prezicem se numește variabila criterială și face referire la  $y$ . Variabila pe care ne bazăm predicțiile se numește variabilă predictor și face referire la  $x$ . Când există doar o variabilă predictivă, metoda de predicție se numește regresie simplă. În regresia liniară simplă predicțiile lui  $y$  când sunt reprezentate în funcție de  $x$  formează o linie dreaptă. O linie de regresie reprezintă o linie care se potrivește cel mai bine datelor (în ceea ce privește distanța maximă cea mai mică de la linie la puncte) prin metoda celor mai mici pătrate.

Termenul de regresie a fost introdus de matematicianul Galton [37]. Metoda constă în determinarea unei funcții liniare:

$$\mu_y = E(Y) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (1.19)$$

care să aproximeze media răspunsurilor  $\mu_y$  (variabila dependentă) prin valorile  $x$  (variabila independentă sau predictor), unde  $x$  și  $\mu_y$  sunt variabile de tip continuu.



**Figura 1. 13** Comparație între linia de regresie utilizând metoda celor mai mici pătrate și linia de regresie a populației  
Sursa: [38]

Prin extinderea metodei de calcul pentru parametrii dreptei de regresie pentru  $i$  respondenți și ținând seama de erorile care apar, relația 3.51 devine:

$$y_i = E(Y_i) + \varepsilon_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i + \varepsilon_i \quad (1.20)$$

unde:  $\beta_0$  – interceptul  $y$ ,  $\beta_1$  – panta liniei,  $\varepsilon_i$  – eroare;

Coefficientul de corelație  $r$  este direct legat de coeficientul de determinare  $r^2$  prin relația:

$$r = \pm\sqrt{r^2} \quad (1.21)$$

Coefficientul de determinare fiind la pătrat,  $r^2$ , este întotdeauna un număr pozitiv și variază între 0 și 1. Cu cât valoarea coeficientului de determinare este mai apropiată de valoarea maximă 1, cu atât variația variabilei de răspuns pot fi explicate prin variabilele explicative, diferența putând fi atribuită unor variabile necunoscute sau variabile inerente [37], [38], [39].

Legătura între coeficientul de corelație  $r$  și panta eșantionului  $b_1$  este dată de relația:

$$r = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \cdot b_1 \quad (1.22)$$

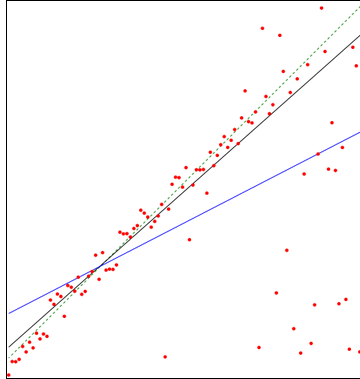
Teoria analizei regresiei indică faptul că cel mai sigur loc pentru obținerea interpolării este mijlocul intervalului valorilor lui  $x$ . Este mai puțin sigură la marginile intervalului deoarece prin extrapolare rezultatele devin din ce în ce mai nesigure pe măsură ce continuă să se depărteze de domeniul valorilor  $x$ .

Modelul **regresie liniară Theil-Sen** propune calculul medianei pantelor tuturor liniilor prin perechi de puncte de eșantioane bidimensionale. În comparație cu estimatorul celor mai mici pătrate, estimatorul Theil-Sen (TS) este robust împotriva valorilor extreme. Are un punct de descompunere de aproximativ 29,3% în cazul unei regresii liniare simple, ceea ce înseamnă că poate tolera date arbitrare de până la 29,3% în cazul bidimensional [40], [42].

Estimatorul Theil-Sen,  $\hat{\theta}_1$ , este dat de relația [41], [42]:

$$\hat{\theta}_1 = \text{med}_{1 \leq i < j \leq n} \frac{y_j - y_i}{x_j - x_i} \quad (1.23)$$

Prin repetarea estimării mediane se poate ajunge la un punct de descompunere de aproximativ 50%, metodă aplicată de Siegel în 1982.



**Figura 1. 14** Estimatorul Theil-Sen  
Sursa [43]

În Figura 1.14 este prezentat estimatorul TS al unui set de puncte de eșantionare cu valori exagerate (linia neagră), comparativ cu linia estimatorului celor mai mici pătrate (non-robustă) pentru același set (linia albastru). Linia verde punctată reprezintă adevărul de la care au fost generate probele.

**Concluzie 1.3:** Dacă setul de date este distribuit în mod normal și sunt de înaltă calitate, estimatorul regresie TS este competitiv cu regresia celor mai mici pătrate, deci generează rezultate superioare evidențiate prin stabilitatea estimărilor și evaluări de bună calitate [44]. Problema ineficienței se elimină folosind metode de eșantionare aleatorie sau metode deterministe [45].

## CAPITOLUL 2 LOGICA FUZZY

### 2.1 Introducere

Logica bazată pe analiza a trei valori (*three-valued logic*) (adevărat, fals și nedeterminat) a intrat în atenția cercetătorilor Jan Lukasiewicz și Alfred Tarski în anii 1920-1930. Cercetările lor

au cunoscut o revigorare în anii 1950-1960 datorită lui **Lotfali Askar Zadeh** [48] (profesor la Universitatea din California, Berkeley) care a introdus termenul de logică fuzzy pentru a explica teoria logicii cu un număr infinit de valori (*infinitely-many valued logics*) [49].

Conceptul de set fuzzy are în vedere o clasa de obiecte cu un continuum de grad de membru astfel încât funcția de apartenență să atribuie fiecărui obiect un grad de apartenență având rangul cuprins între 0 și 1. Incluziunea, reuniunea, intersecția, complementul și convexitatea sunt extinse la întregul set iar varietatea proprietăților acestor noțiuni sunt stabilite în contextul setului fuzzy [48].

## 2.2 Conceptul de logică fuzzy

Realizarea unei metode flexibile de rezolvare a problemelor de incertitudine s-a realizat prin dezvoltarea sistemelor fuzzy, care au la bază logica fuzzy, fiind un caz particular al sistemelor expert [50].

Logica fuzzy operând cu elementele  $A = \{x/x \in [0,1]\}$  atribuie obiectului un grad de apartenență la mulțime. Robustețea logicii fuzzy este evidențiată de controlul simultan de date numerice și cunoștințe lexicale (variabile lingvistice) prin interpretarea termenilor cantitativi în termeni calitativi [51].

**Variabila lingvistică** este o proprietate iar ca structură cuprinde [52]:

1. **Valoarea lingvistică**  $u$  este un adverb, adjectiv asociat variabilei lingvistice, care dă numele mulțimii fuzzy asociate;
2. **Domeniul de reprezentare**  $U$  este o mulțime clasică, pe care se definesc mulțimile fuzzy. Mulțimea  $U$  se mai numește: *domeniu de reprezentare, univers de discurs sau mulțime referențial*.
3. **Funcția de apartenență**  $\mu_F$  asociază fiecărui element  $u$  gradul de apartenență la mulțimea fuzzy  $F$ ;
4. **Gradul de apartenență**  $\mu$  reprezintă măsura în care un element aparține unei mulțimi fuzzy;

Pentru a înțelege teoria logicii fuzzy și a setului fuzzy este necesară prezentarea elementelor pe care aceasta se bazează [53], [54], [55].

Fie  $U$  o mulțime de obiecte notată generic  $\{u\}$ , care poate fi discretă sau continuă.  $U$  se numește domeniu de reprezentare (univers de discurs) iar  $u$  reprezintă elementele generice ale lui  $U$ .

**Definiția 1.** *Set fuzzy:* Un set fuzzy  $F$  inclus în domeniul de reprezentare  $U$  este caracterizat de funcția de apartenență  $\mu_F$  care ia valori în intervalul  $[0, 1]$ , adică  $\mu_F : U \rightarrow [0,1]$ .

Un set fuzzy poate fi interpretat ca o generalizare a conceptului de set comun unde funcția de apartenență poate lua doar două valori  $\{0, 1\}$ . De asemenea setul fuzzy  $F$  inclus în domeniul de reprezentare  $U$ , poate fi reprezentat printr-un set de perechi ordonate ale elementului generic  $u$  și arată gradul de apartenență al funcției.

$$F = \{(u, u_F(u)) \mid u \in U\} \quad (2.1)$$

**Observație:** Definiția propune înlocuirea enumerării mulțimii cu definierea mulțimii prin gradul de apartenență la această mulțime [56].

Pentru perechea ordonată  $(u, \mu_F(u))$  se mai utilizează notația  $\mu(u)/u$  [57].

Dacă  $U$  este *continuă*, setul fuzzy  $F$  poate fi scris ca:

$$F = \int_U \mu_F(u) / u \quad (2.2)$$

Dacă  $U$  este *discretă*, setul fuzzy poate fi reprezentat ca:

$$F = \sum_{i=1}^n \mu_F(u) / u \quad (2.3)$$

Prin  $\int_U$  și  $\sum_{i=1}^n$  nu s-a notat *integrala* și *suma*, ci ele reprezintă relația de corespondență dintre valorile fuzzy și valorile exacte (crisp) ale domeniului de reprezentare (univers de discurs) [58].

**Definiția 2.** *Support, Punct de legătură* (crossover point) și *Fuzzy singleton* (cu un element). *Supportul* unui set fuzzy  $F$  este setul clar al mulțimii obiectelor  $u \in U$  astfel încât  $\mu_F(u) > 0$ . Dacă  $u \in U$  există următoarele cazuri particulare:

a)  $\mu_F = 0,5$  - *punct de legătură*;

$\mu_F = 1$  - *fuzzy singleton* (un singur element) – este setul fuzzy pentru care suportul are un singur punct (element);

### 2.3 Caracterizarea submultimilor fuzzy

*Caracterizarea submulțimilor fuzzy ale lui  $U$  se realizează cu următoarele mărimi* [59], [60], [61]:

a) **Supportul** unei funcții de apartenență pentru un set fuzzy  $U$  este definit ca acea regiune a domeniului de reprezentare care este caracterizată de un membru diferit de zero la setul  $U$ . Suportul mulțimii  $U$  notat  $Supp(U)$  este tăietura strictă de nivel 0 a mulțimii  $U$ :

$$Supp(U) = \{u \in U \mid \mu_A(u) > 0\} \quad (2.4)$$

b) Se numește **tăietura de prag  $\alpha$**  mulțimea valorilor clare:

$$[\mu]_\alpha = \{u \in U \mid \mu_A(u) \geq \alpha\} \quad (2.5)$$

Dacă inegalitatea este strictă se spune că  $\alpha$  - *tăietura* este de tip tare și va fi notată  $[\mu]_{+\alpha}$ .

c) **Nucleul** unei funcții de apartenență pentru un set fuzzy  $U$  este definit ca acea regiune a domeniului de reprezentare care se caracterizează prin aderarea totală la setul  $U$ .

Nucleul mulțimii  $U$  este notat  $Ker(U)$  și cuprinde elementele care satisfac relația:

$$Ker(U) = \{u \in U \mid \mu_A(u) = 1\} \quad (2.6)$$

d) **Înălțimea** mulțimii  $U$  notată  $h(U)$  reprezintă cea mai mare valoare luată de funcția sa de apartenență:

$$h(U) = \sup \{\mu_A(u) \mid u \in U\} \quad (2.7)$$

- e) **Frontiera** (Limita) unei funcții de apartenență pentru un set fuzzy  $U$  este definită ca acea regiune a domeniului de reprezentare care se caracterizează printr-un membru diferit de zero dar care nu aderă în totalitate la setul  $U$ . **Frontiera** mulțimii  $U$  notată  $Fr(U)$  este mulțimea valorilor clare (crisp) a elementelor ce au grad de apartenență intermediar, cu un anumit grad de neclaritate, între 0 și 1:

$$Fr(U) = \{u \in U \mid \mu_A(u) \in (0,1)\} \quad (2.8)$$

## 2.4 Funcții de apartenență și numere fuzzy

Un **număr fuzzy**  $A$  este o submulțime fuzzy a mulțimii numerelor reale, care satisface condițiile: să fie o funcție de apartenență **convexă și continuă** cu suport mărginit [62].

Un număr fuzzy  $A$  se numește **număr fuzzy triunghiular** cu centrul  $c$ , lățimea la stânga  $\alpha > 0$ , lățimea la dreapta  $\beta > 0$ , dacă **funcția de apartenență** are forma:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 - \frac{c-x}{\alpha}, & c - \alpha \leq x \leq c \\ 1 - \frac{x-c}{\beta}, & c < x \leq c + \beta \\ 0, & \text{altfel} \end{cases} \quad (2.9)$$

sau utilizând funcțiile  $\min$  și  $\max$ :

$$\mu_A(x, c, \alpha, \beta) = \max\left(\min\left(\frac{c - \alpha + x}{\alpha}, \frac{c + \beta - x}{\beta}\right), 0\right) \quad (2.10)$$

Semnificația acestei mulțimi fuzzy cu centrul  $c$  este ”  $x$  este aproximativ egal cu  $c$  ”.

Un număr fuzzy  $A$  se numește **număr fuzzy trapezoidal** cu intervalul de toleranță  $[c, d]$ , lățimea la stânga  $\alpha > 0$ , lățimea la dreapta  $\beta > 0$ , dacă are următoarea **funcție de apartenență**:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 - \frac{c-x}{\alpha}, & c - \alpha \leq x \leq c \\ 1, & c < x \leq d \\ 1 - \frac{x-d}{\beta}, & d < x \leq d + \beta \\ 0, & \text{altfel} \end{cases} \quad (2.11)$$

sau utilizând funcțiile  $\min$  și  $\max$ :

$$\mu_A(x, c, d, \alpha, \beta) = \max\left(\min\left(\frac{c - \alpha + x}{\alpha}, 1, \frac{d + \beta - x}{\beta}\right), 0\right) \quad (2.12)$$

Semnificația acestei mulțimi fuzzy cu intervalul de toleranță  $[c, d]$  este ”  $x$  este aproximativ între  $c$  și  $d$  ”.

Funcțiile triunghiulare/trapezoidale sunt generate pe baza funcțiilor liniare pe porțiuni [63].

**Funcția de apartenență gaussiană:** se definește prin intermediul a doi parametrii  $\{c, \sigma\}$  astfel:

$$\mu_A(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (2.13)$$

Parametrul  $c$  se numește centrul funcției de apartenență, iar  $\sigma$  determină lărgimea funcției de apartenență.

**Funcția de apartenență de tip bell (clopot)** astfel:

$$\mu_A(x, \sigma, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{\sigma} \right|^{2b}} \quad (2.14)$$

unde  $c$  - centrul funcției de apartenență,  $\sigma$  - lărgimea funcției de apartenență,  $b$  - panta trecerii de la 0 la 1.

**Funcția de apartenență de tip sigmoidală:** se definește prin intermediul a doi parametri reali  $\{a, b\}$  astfel:

$$\mu_A(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x < a \\ 2 \cdot \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \cdot \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1, & x > b \end{cases} \quad (2.15)$$

Funcția de apartenență de tip sigmoidal poate fi deschisă la stânga sau la dreapta.

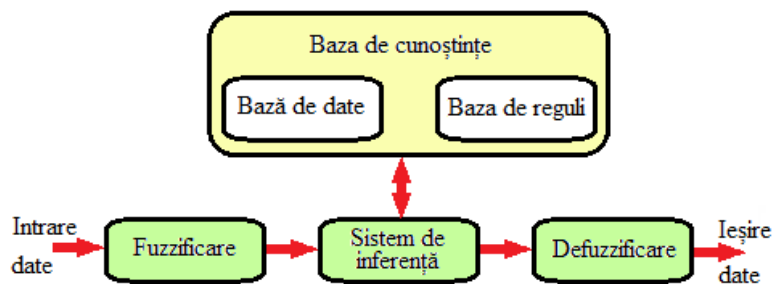
Funcțiile sigmoidale/clopot (bell) sunt generate fie pe baza funcțiilor sigmoidale, fie pe baza funcțiilor polinomiale (pătratice sau cubice) [64].

**Funcția de apartenență de tip singleton** (un singur element) se definește astfel:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x = a \\ 0, & \text{in\_rest} \end{cases} \quad (2.16)$$

## 2.5 Componentele structurii informaționale de bază fuzzy logic

**I. Blocul de fuzzificare** reprezintă blocul de intrare a informației, cu rol de transformare a acestora sub forma variabilelor lingvistice, a termenilor lingvistici și a funcțiilor de apartenență dintr-o valoare numerică.



**Figura 2. 1** Diagrama bloc a unui controler fuzzy logic

Sursa: [64]

Aceste informații fuzzy sunt comparate cu premisele regulilor de tipul "if (dacă) ...then (atunci) ..." cuprinse în baza de reguli și utilizate de mecanismul de inferență pentru activarea și aplicarea acestora [65].

**II. Blocul baza de reguli** conține setul de reguli de tipul "if (dacă) ...then (atunci) ..." stabilite de expert prin corelarea logică a mulțimilor fuzzy asociate variabilelor de intrare și ieșire. Baza de reguli realizează corespondența cu logica fuzzy a descrierii lingvistice. Numărul de reguli ale unei baze de reguli complete este dată de relația [65]:

$$n_{reguli} = \prod_{i=1}^n n_i \quad (2.17)$$

unde:

- ↳  $n_i$  - numărul termenilor lingvistici definiți pentru fiecare variabilă lingvistică de intrare;
- ↳  $n$  - numărul de variabile lingvistice de intrare;

**III. Mecanismul de inferență** sunt strategii de control sau tehnici de căutare, care traversează baza de cunoștințe pentru a trage concluzii [66], altfel spus operația logică care face legătura între o premisă și o concluzie se numește inferență logică [65]. Procesul de inferență manipulează simboluri prin selecția de reguli, potrivit simbolurilor cu faptele și apoi stabilind fapte noi. Cele mai cunoscute metode de inferență sunt:

- a) înlănțuirea înapoi - este un **proces** condus de un **scop** în ordinea în care apare în baza de cunoștințe;
- b) înlănțuirea înainte – este un **proces** condus de **date**. Utilizatorul sistemului trebuie să dea datele disponibile înainte de începerea inferenței. Mecanismul de inferență încearcă să stabilească faptele așa cum apar în baza de date până când ultimul scop este atins.

**IV. Blocul de defuzzificare** asigură faptul că rezultatul obținut din blocul de decizie, o valoare fuzzy, este convertit într-o valoare fizică reală ce se va transmite procesului/elementului de execuție.

Se poate face analogia: codificare (fuzzyficare) – decodificare (defuzzyficare).

Deoarece modelele obținute nu sunt întotdeauna precise este nevoie de asigurarea robusteții astfel încât să se păstreze anumite proprietăți în cazul apariției unor variații între sistemul real și modelul utilizat. Robustețea, proprietate opusă sensibilității, depinde de proprietățile normei triunghiulare (t-normă sau t-conormă) alese, o normă care are proprietatea de absorbție (min-max) fiind mai robustă decât o normă care nu are această proprietate (prod-sum).

## 2.6 Metode de inferență

### 2.6.1 Metoda Mamdani

Această metodă folosește operatorul **min** pentru **implicație** și operatorul **min-max** pentru **compunere** [67], [68].

Regula de inferență,  $R_i$ , este:



„dacă  $u$  este  $A_i$  și  $v$  este  $B_i$  atunci  $w$  este  $C_i$ ” pentru  $(\forall)u \in U, v \in V, w \in W; i = \overline{1, n}$ .

Deci  $R_i = (A_i, B_i) \rightarrow C_i$  este definită de  $\mu_{R_i} = \mu_{(A_i B_i) \rightarrow C_i}(u, v, w)$ .

Dacă fiecare set de date de intrare este definit de o singură funcție de apartenență  $u = u_0, v = v_0$  obținem:

$$\mu_{C_i}(w) = [\mu_{A_i}(u_0), \mu_{B_i}(v_0)] \rightarrow \mu_{C_i}(w) \quad (2.18)$$

Operatorul **min** pentru **implicație** este definit prin relațiile:

$$\begin{aligned} \mu_{C_i}(w) &= \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(w) \text{ unde } \alpha_i = \mu_{A_i}(u_0) \wedge \mu_{B_i}(v_0) \\ \mu_{C'}(w) &= \bigvee_{i=1}^n [\alpha_i \wedge \mu_{C_i}(w)] = \bigvee_{i=1}^n \mu_{C_i}(w) \\ C' &= \bigcup_{i=1}^n C_i \end{aligned} \quad (2.19)$$

Operatorul **min-max** pentru **compunere** este definit prin relațiile:

$$\begin{aligned} \mu_{C_i}(w) &= \min\{\mu_{A_i}(u) \ominus \min_u\{\mu_{A_i}(u), \mu_{C_i}(w)\}, \mu_{B_i}(v)\} \ominus \min_v\{\mu_{B_i}(v), \mu_{C_i}(w)\}\} \\ \Rightarrow \mu_{C_i}(w) &= \alpha \wedge \mu_{C_i}(w) \end{aligned} \quad (2.20)$$

### 2.6.2 Metoda Takagi-Sugeno-Kang

Această metodă a fost propusă de Takagi, Sugeno și Kang (TSK). O regulă fuzzy în acest model are forma:

$$\text{IF } u \text{ is } A \text{ and } v \text{ is } B \text{ THEN } w = f(u, v)$$

unde  $A$  și  $B$  sunt mulțimi fuzzy iar  $f(u, v)$  este o funcție strictă (crisp). Deoarece  $f(u, v)$  este un polinom de variabile  $u$  și  $v$  această metodă necesită intrări impuls (singleton) [68].

În acest caz nu este necesară definirea de termeni lingvistici pentru ieșirea sistemului, iar funcția  $f(u, v)$  este, de cele mai multe ori, o funcție neliniară. În cazul sistemelor liniare, funcția  $f(u, v)$  este o combinație liniară a intrărilor sistemului fuzzy [69].

Fie cele două reguli ale R-bazei cu forma:

$$R_1 : \text{IF } u \text{ is } A_1 \text{ and } v \text{ is } B_1 \text{ THEN } w_1 = f_1(u, v) = p_1 \cdot u + q_1 \cdot v + r_1$$

$$R_2 : \text{IF } u \text{ is } A_2 \text{ and } v \text{ is } B_2 \text{ THEN } w_2 = f_2(u, v) = p_2 \cdot u + q_2 \cdot v + r_2$$

unde:  $p_i, q_i, r_i$  sunt constante.

Valoarea obținută în urma aplicării regulii  $R_i$  pentru intrarea impuls (singleton)  $u_0, v_0$  este obținută valoarea numerică  $f_i(u_0, v_0)$  cu gradul de potrivire  $\alpha_i$ . Rezultatul agregării acestor ieșiri este dat de media ponderată:

$$w_0 = \frac{\alpha_1 \cdot f_1(u_0, v_0) + \alpha_2 \cdot f_2(u_0, v_0)}{\alpha_1 + \alpha_2} = \frac{\alpha_1 \cdot w_1 + \alpha_2 \cdot w_2}{\alpha_1 + \alpha_2} \quad (2.21)$$

## 2.7 Metode de defuzzyficare

Obținerea unei valori stricte (crisp) dintr-o mulțime fuzzy, ca valoare reprezentativă, se realizează prin conversia fuzzy-crisp de către modulul de defuzzyficare. Acțiunea de control fuzzy  $Y$  dedusă din sistemul de control fuzzy este transformată într-o acțiune de control strictă:

$$y_0 = \text{defuzzyfier}(Y) \quad (2.22)$$

unde  $y_0$  este rezultatul controlului nonfuzzy iar  $\text{defuzzyfier}$  este operatorul de defuzzyficare [53], [70].

### 2.7.1 Defuzzyficare de tip Mamdani

Metodele de defuzzyficare de tip Mamdani cele mai utilizate sunt [53], [65], [71]:

#### 1. Centrul ariei (centroid of area – COA)

Metoda de defuzzyficare returnează o ieșire prin calcularea centrului de simetrie al zonei delimitate prin agregarea consecințelor setului fuzzy astfel:

$$y_{COA} = \frac{\int_y y \cdot \mu_Y(y) \cdot dy}{\int_Y \mu_Y(y) \cdot dy} \quad \text{- continuu} \quad (2.23)$$

$$y_{COA} = \frac{\sum_{i=1}^N y \cdot \mu_Y(y) \cdot dy}{\sum_{i=1}^N \mu_Y(y) \cdot dy} \quad \text{- discret} \quad (2.24)$$

#### 2. Bisectoarea ariei (bisector of area – BOA)

Această operație poate fi exprimată astfel:

$$\int_{\alpha}^{y_{BOA}} \mu_Y(y) \cdot dy = \int_{y_{BOA}}^{\beta} \mu_Y(y) \cdot dy \quad (2.25)$$

unde  $\alpha = \min\{u | u \in U\}$ ,  $\beta = \max\{u | u \in U\}$ .

COA și BOA se utilizează în aplicații de control, deoarece nu se produc salturi în suprafața de control [65].

#### 3. Cel mai mic maxim în valoare absolută (smallest of maximum – SOM)

Această metodă generează o ieșire strictă prin luarea celei mai mici valori care să ofere gradul maxim de apartenență setului fuzzy agregat.

$$y_{SOM} = \min\{y | \mu_Y(y) = \max(\mu_Y(y))\} \quad (2.26)$$

#### 4. Cel mai mare maxim în valoare absolută (largest of maximum - LOM)

Această metodă generează o ieșire strictă prin luarea celei mai mari valori care să ofere gradul maxim de apartenență setului fuzzy agregat.

$$y_{LOM} = \max\{y | \mu_Y(y) = \max(\mu_Y(y))\} \quad (2.27)$$

#### 5. Media maximelor (mean of maximum – MOM)

În această defuzzyficare, media maximă este luată ca o ieșire clară.

$$y_{MOM} = \frac{y_{SOM} + y_{LOM}}{2} \quad (2.28)$$

*MOM, LOM, SOM* se utilizează în aplicații de decizie deoarece se pot produce salturi în suprafața de control.

### 2.7.2 Defuzzyficare de tip Takagi-Sugeno-Kang

Metoda permite reducerea numărului de relații liniare și interconectarea lor. Este foarte important reducerea numărului de relații liniare în cazurile multidimensionale. Algoritmul de identificare al implicației este divizat în trei secvențe [72]:

- 1) Alegerea variabilelor de bază;
- 2) Identificarea parametrilor de bază;
- 3) Identificarea consecințelor parametrilor;

În cazul sistemelor fuzzy cu mecanism de inferență TSK, compoziția regulilor se obține cu ajutorul unei funcții, în loc de defuzzyficare deci nu conține defuzzyficator [69].

#### a) *weighted average WA*

Această metodă de defuzzyficare generează rezultatul final pentru o ieșire FIS Sugeno prin metoda ponderării centrelor de greutate ale suprafețelor individuale.

$$y_{WA} = \frac{\sum_{i=1}^M w_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^M w_i} \quad (2.29)$$

#### b) *weighted sum WS*

Pentru a reduce calculul WA, metoda WS are nevoie ca regulă doar de suma ieșirilor ponderate.

$$y_{WS} = \sum_{i=1}^M w_i \cdot y_i \quad (2.30)$$

## CAPITOLUL 3 APLICAREA RNA-BP ÎN CAZUL PREDICȚIEI PARAMETRILOR UNUI SISTEM AUTOMATIZAT INDUSTRIAL

### 3.1 Metodologia cercetării

Acest studiu ia în considerare o masa rotativă care are o singură axă ce poate fi controlată și anume axa de rotație a motorului electric (ME).

*Parametrii* măsurăți sunt prezentați în Tabelul 3.1:

**Tabelul 3. 1** Parametrii măsurăți

Denumire	Simbol	UM
timp	t	[ms]
turatie	n	[rot/min ]
pozitia	$\alpha$	[°]
cuplu	M	[Nm]
putere consumata	P	[kW]
tensiune	U	[V]
frecventa	f	[Hz]
temperatura ME	T	[°C]

Caracteristicile experimentului sunt prezentate în Tabelul 3.2.

**Tabelul 3. 2 Caracteristicile experimentului**

Nr. Măsuratori efectuate	Timp	Greutate Masă Rotativă	Nr. Măsuratori selectate	Nr. balansuri [-20, 20] ale mesei rotative
	[ms]	[gr]		
12891	51560	0	160	2
11786	47140	500	161	2
12275	49096	4500	189	2.5

Seturile de date de intrare selectate (nr. măsurători selectate), pentru fiecare greutate a mesei rotative, sunt din grad în grad. Sistemul de achiziții de date a realizat pentru două grade consecutive între 13 și 1750 măsurători. Numărul de măsurători între două grade consecutive depinde de stabilitatea sistemului reprezentat de greutatea mesei rotative.

Pentru predicție se utilizează softul Visual Gene Developer 1.7 (VGD) [45] – RNA cu propagare înapoi (backpropagation - BP).

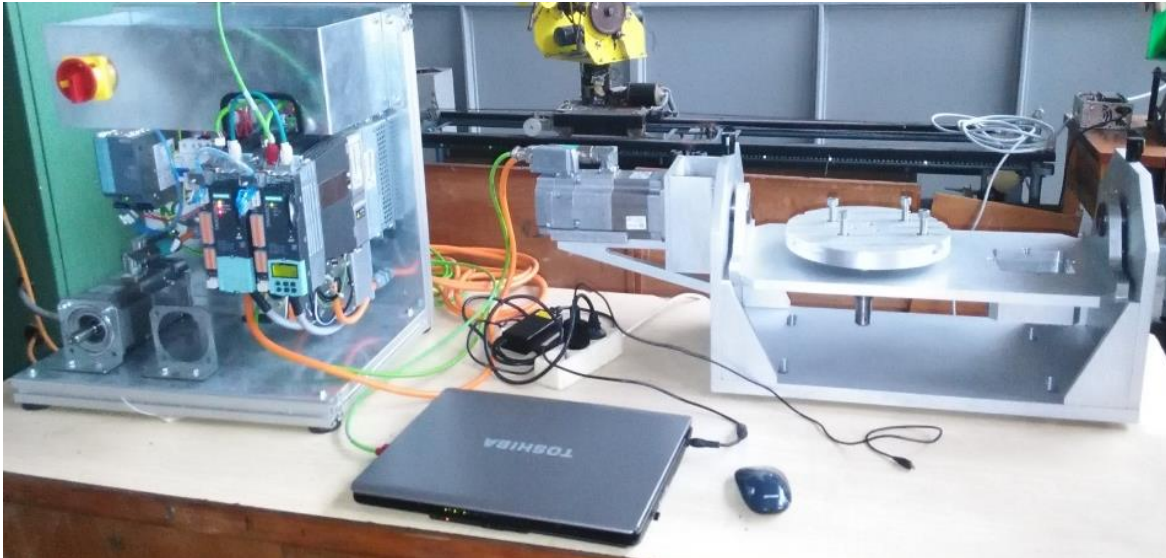
Seturile de date selectate pentru cele 3 greutăți ale mesei rotative sunt utilizate ca și variabile de intrare și ieșire pentru stratul de intrare, respectiv de ieșire al RNA. Dorim să determinăm gradul de generalizare al unei anumite arhitecturi a RNA pentru predicție. De exemplu dorim să aflăm dacă arhitectura specifică a RNA pentru un balans al mesei rotative de 0 [gr] în domeniul  $[0^0, -20^0]$  este valabilă și pentru  $[-20^0, 0^0]$  precum și extinderea la celelalte greutăți ale mesei rotative de 500 [gr] și 4.500 [gr].

În această lucrare este propus un model de predicție utilizând RNA-BP, fiind necesare parcurgerea următoarelor etape:

1. Stabilirea variabilelor de intrare pentru stratul de intrare.
2. Stabilirea variabilelor de ieșire pentru stratul de ieșire pentru care se dorește predicția.
3. Stabilirea caracteristicilor RNA-BP: număr straturi ascunse, număr noduri per strat ascuns, rata de învățare, funcția de transfer, număr de cicluri de instruire (se realizează prin experimentare).
4. Instruirea și validarea arhitecturii RNA-BP.

5. Utilizarea arhitecturii RNA-BP validate în predicția parametrilor la celelate două greutateți ale mesei rotative de 500 [gr] și 4.500 [gr].

S-a realizat un stand experimental alcătuit dintr-o masă rotativă ce cuprinde următoarele elemente: ansamblul mesei rotative, motorul electric Siemens 1FK7042-5AF71-1FH0, convertizorul SINAMICS S120 6SL3040-1LA01-0AA0, sursa SITOP PSU200M 6EP1333-3BA10 și diferite siguranțe [46]. Ansamblul mesei rotative a fost realizat din aluminiu, iar acesta împreună cu motorul electric au o greutate totală de 35 [kg]. Partea mobilă a mesei rotative are 11,5 [kg]. În Figura 3.1 este prezentat standul experimental pe care a fost făcută cercetarea.



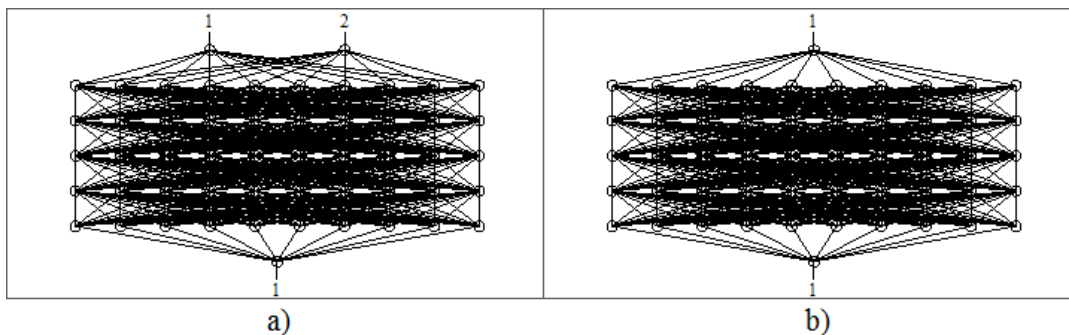
**Figura 3. 1** Standul experimental al mesei rotative

Secvențele de poziție  $\alpha$  sunt următoarele:

- a)  $\alpha$  pentru masă 0 [gr]: -1\_-20\_0\_20\_0\_-20\_0\_20\_0;
- b)  $\alpha$  pentru masă 500 [gr]: 0\_-20\_0\_20\_0\_-20\_0\_20\_0;
- c)  $\alpha$  pentru masă 4.500 [gr]: -9\_-20\_0\_20\_0\_-20\_0\_20\_0\_-18\_-6\_-13;

Predicția se realizează cu următoarele arhitecturi de RNA (Figura 3.2):

- A. o variabilă de intrare și două variabile de ieșire (a);
- B. o variabilă de intrare și o variabilă de ieșire (b)).



**Figura 3. 2** Arhitectura RNA-BP utilizate în experimentul de predicție

**Tabelul 3. 3** Caracteristicile RNA-BP pentru care s-au obținut cele mai bune precizii ale predicției

	Experiment predicție	
	A	B
<b>Tipologia setărilor - Parametrii</b>		
Număr variabile intrare	1	1
Număr variabile ieșire	2	1
Număr straturilor ascunse	5	
Numărul de noduri la primul strat ascuns	10	
Numărul de noduri la al doilea strat ascuns	10	
Numărul de noduri la al treilea strat ascuns	10	
Numărul de noduri la al patrulea strat ascuns	10	
Numărul de noduri la al cincilea strat ascuns	10	
<b>Setările de instruire - Parametrii</b>		
Rata de învățare	0,01	
Momentul de impuls	0,1	
Fucția de transfer	Tangentă Hiperbolică	
Numărul maxim de cicluri de antrenare	175.000	300.000
Eroarea țintă	0,00001	
Metoda de inițializare a pragului	Aleator	
Metoda de inițializare a importanței (greutății)	Aleator	
Intervalul de analiză pentru evoluție (cicluri)	500	
<b>Stările de instruire - Parametrii</b>		
Suma erorilor	0,00332859	0,00047000
Eroarea medie per ieșire per set de date	0,00008321	0,00002350
Timp procesare (sec)	232	873

### 3.2 Predicția a două variabile de ieșire având o variabilă de intrare

Setul de date de intrare este reprezentat de valorile măsurate pentru parametrul *putere consumată* iar pentru tensiunea de alimentare a motorului electric și cuplu dorim să aflăm predicția. Instruirea RNA-BP se realizează pentru setul de date din partea stângă.

**Tabelul 3. 4** Setul de date de intrare și de instruire

Putere consumată [kW]	Tensiune [V]	Cuplu [Nm]	Putere consumată [kW]	Tensiune [V]	Cuplu [Nm]
0.00000000	0.00000000	-0.00036905	0.03425755		
0.00099230	0.06328006	-0.03128152	0.02786221		
0.00121498	0.05120925	-0.03313291	0.02665282		
0.00356930	0.08037100	-0.05088685	0.02119440		
0.00527461	0.06824102	-0.06642690	0.01504110		
0.00631492	0.06855066	-0.07572371	0.01780396		
0.00923714	0.08535340	-0.09858611	0.01440219		
0.01455119	0.10388416	-0.11737162	0.01045006		
0.01462487	0.08717130	-0.12936966	0.01334459		
0.01738447	0.10607197	-0.14048848	0.00677833		
0.01744896	0.10320084	-0.14552225	0.00976990		
0.01517768	0.09230233	-0.13326703	0.00324468		
0.02514975	0.12621210	-0.16965181	0.00493979		
0.02508267	0.11777279	-0.17351912	0.00123903		
0.03309459	0.13318257	-0.20274467	0.00302142		
0.03103888	0.12940058	-0.19771177	0.00004840		
0.04294271	0.16116758	-0.23547153	0.00102315		
0.03566536	0.13826797	-0.20900552	-0.00007276		
0.04985620	0.16050680	-0.24684658			

Setul de date de intrare și de instruire corespunde pentru o deplasare a poziției mesei rotative  $\alpha = [0, \dots, -20]$ , iar predicția se realizează pentru o deplasare a poziției mesei rotative  $\alpha = [-20, \dots, 0]$ .

**Tabelul 3. 5** Comparație între setul de date măsurat și cel predicționat

Măsurat		Predicționat	
Tensiune [V]	Cuplu [Nm]	Tensiune [V]	Cuplu [Nm]
0.134066	-0.212067	0.134489	-0.202501
0.120079	-0.189134	0.122700	-0.180983
0.120977	-0.181048	0.120483	-0.176648
0.115145	-0.161574	0.110484	-0.155619
0.093379	-0.138491	0.098307	-0.127471
0.101379	-0.151713	0.104041	-0.140883
0.108755	-0.136701	0.096875	-0.124143
0.079872	-0.113673	0.086525	-0.101105
0.093904	-0.124415	0.094383	-0.118414
0.074862	-0.085062	0.073200	-0.074743
0.084545	-0.102189	0.084391	-0.096634
0.061025	-0.057589	0.054827	-0.043197
0.082670	-0.073983	0.064467	-0.059192
0.045589	-0.034513	0.041093	-0.021979
0.058479	-0.052878	0.053429	-0.040962
0.043454	-0.009432	0.031597	-0.008117
0.061913	-0.030280	0.039450	-0.019539
0.034408	0.008359	0.030571	-0.006650
<b>1.514503</b>	<b>-1.846382</b>	<b>1.441311</b>	<b>-1.698779</b>

**Concluzie 3.1:**

a) eroarea pentru parametrul **tensiune** între măsurat și predicționat este de **5,08%**.

b) eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este de **8,69%**.

Caracteristicile RNA-BP pentru care s-a obținut această predicție sunt următoarele:

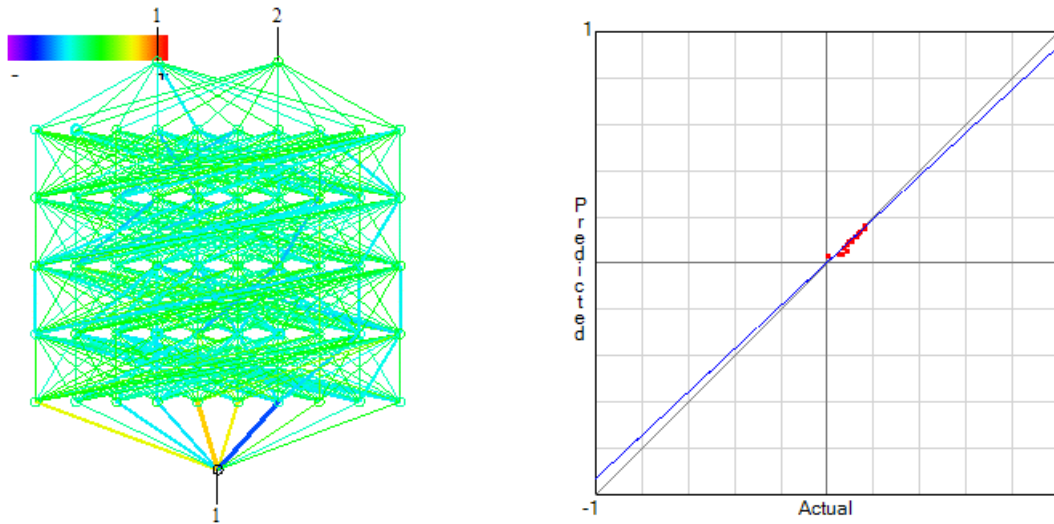
**Tabelul 3. 6** Caracteristicile coeficientului de regresie pentru 0 [gr]

Categorie	Variabila de ieșire	Coef. de regresie	Panta	Interceptarea axei - y
Instruire	tensiune	0,923	0,938249	0,00409611
Instruire	cuplu	0,996	1,010523	0,00473886

Coeficientul de determinare fiind la pătrat,  $r^2$ , este întotdeauna un număr pozitiv și variază între 0 și 1. Cu cât valoarea coeficientului de determinare este mai apropiată de valoarea maximă 1, cu atât variația variabilei de răspuns poate fi explicată prin variabile explicative, diferența putând fi atribuită unor variabile necunoscute sau variabile inerente [47]. Coeficienții de regresie pentru cei doi parametri au valori de peste 0,92 fapt ce denotă că variația variabilei de răspuns poate fi explicată prin variabile explicative într-un procent de peste 92%. Se remarcă faptul că coeficientul de regresie pentru cuplu are o valoare apropiată de 1.

**Concluzie 3.2:** făcând comparație între erori și coeficientul de regresie se observă următoarea situație:

- ↪ Tensiune: eroare 5,08 % cu un coeficient de regresie de 0,923;
- ↪ Cuplu: eroare 8,69 % cu un coeficient de regresie de 0,996.



**Figura 3. 3** Arhitectura RNA-BP, fluxul de date intrare-ieșire și dispunerea setului de date predicționat pe panta de regresie pentru masa rotativă de 0 [gr]

RNA-BP utilizează un flux de date cuprins aproximativ între  $\pm 0,75$ , ( $-0,75$  – flux negativ evidențiat cu albastru și  $0,75$  – flux pozitiv evidențiat cu portocaliu).

**Concluzie 3.3:** pentru predicționarea a două variabile pentru un balans  $\alpha = [0, \dots, -20, \dots, 0]$  al mesei rotative se obține o **precizie de peste 90%** (eroare sub 10%).



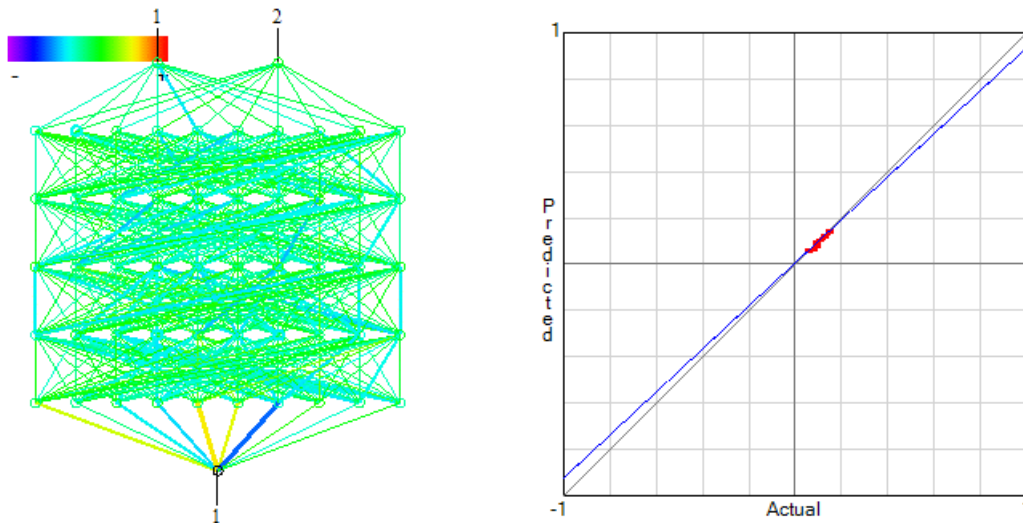
În continuare utilizăm această arhitectură de RNA-BP cu 175.000 de cicluri de instruire pentru predicția *tensiunii* și *cuplului* în cazul meselor de 500 [gr] și 4.500 [gr] pentru același balans, respectiv  $\alpha = [0, \dots, -20, \dots, 0]$ .

**Tabelul 3. 7** Caracteristicile coeficientului de regresie pentru 500 [gr]

Categorie	Variabila de ieșire	Coef. de regresie	Panta	Interceptarea axei - y
Instruire	tensiune	0,9267	0,92971	0,00670843
Instruire	cuplu	0,9957	1,00369	0,00276906

**Concluzie 3.4:**

- eroarea pentru parametrul **tensiune** între măsurat și predicționat este de **12,02%**.
- eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este de **8,51%**.



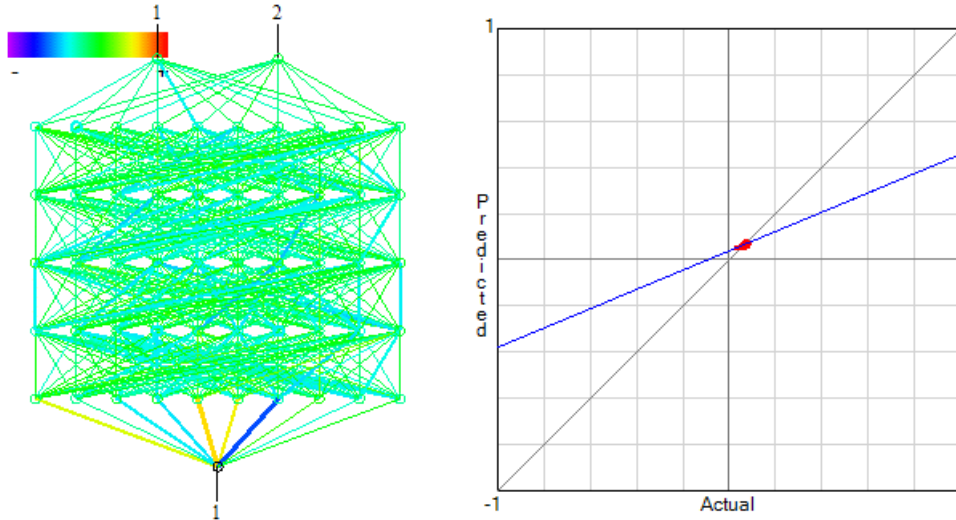
**Figura 3. 4** Arhitectura RNA-BP, fluxul de date intrare-ieșire și disponerea setului de date predicționat pe panta de regresie pentru masa rotativă de 500 [gr]

**Tabelul 3. 8** Caracteristicile coeficientului de regresie pentru 4.500 [gr]

Categorie	Variabila de ieșire	Coef. de regresie	Panta	Interceptarea axei - y
Instruire	tensiune	0,5323	0,41752	0,03875933
Instruire	cuplu	0,1704	0,13223	-0,02502337

**Concluzie 3.5:**

- eroarea pentru parametrul **tensiune** între măsurat și predicționat este de **0,009%**.
- eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este de **1,614%**.



**Figura 3. 5** Arhitectura RNA-BP, fluxul de date intrare-ieșire și dispunerea setului de date predicționat pe panta de regresie pentru masa rotativă de 4.500 [gr]

**Concluzie generală I**, deoarece:

- a) eroarea pentru parametrul **tensiune** între măsurat și predicționat este în domeniul **0,009-12,02 [%]**.
- b) eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este în domeniul **1,614-8,69 [%]**.

putem utiliza aceeași arhitectură de RNA-BP pentru a predicționa tensiunea de alimentare și cuplul pentru o masă rotativă cu o greutate cuprinsă între 0 și 4500 [gr] pentru un balans  $\alpha = [0, \dots, -20, \dots, 0]$ .

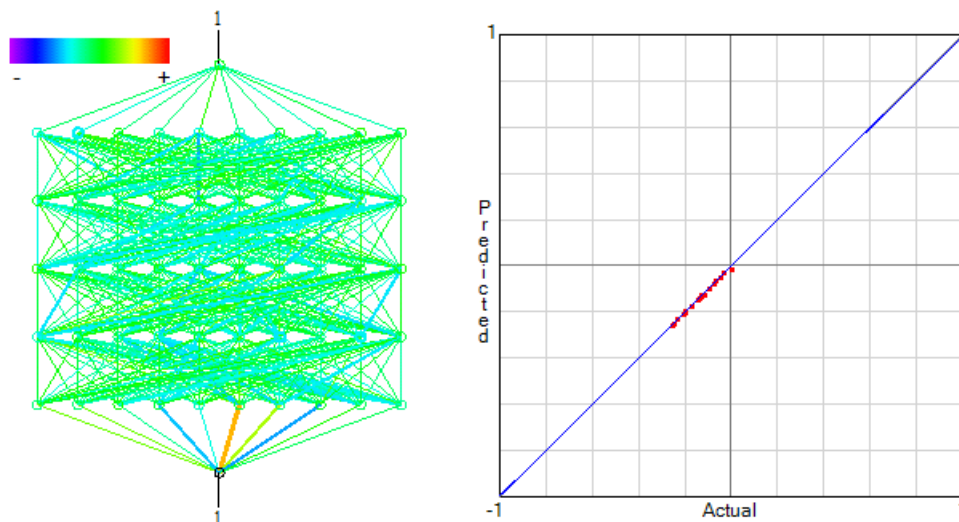
### 3.3 Predicția unei variabile de ieșire având o variabilă de intrare

La setul de date de intrare și instruire prezentat în Tabelul 3.2 și la setul de date de ieșire (predicție) prezentat în Tabelul 3.3 **renunțăm la parametrul tensiune** și utilizăm arhitectura RNA-BP din Figura 3.2 b) cu caracteristicile prezentate Tabelul 3.1 experimentul B.

**Tabelul 3. 9** Caracteristicile coeficientului de regresie pentru 0 [gr]

Categorie	Variabila de ieșire	Coef. de regresie	Panta	Interceptarea axei - y
Instruire	cuplu	0,9957	0,995629	-0,000566475

**Concluzie 3.6:** eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este de **4,6%**.

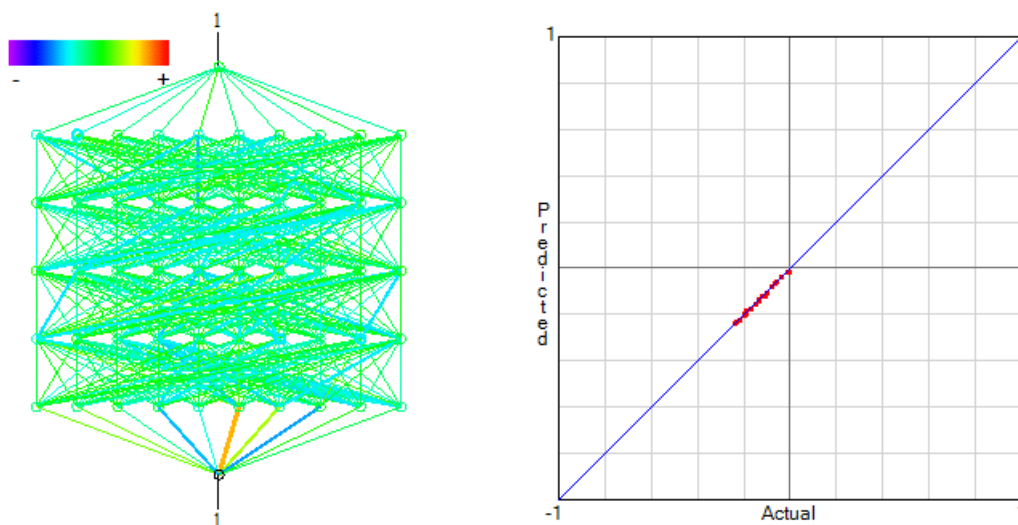


**Figura 3. 6** Arhitectura RNA-BP, fluxul de date intrare-ieșire și dispunerea setului de date predicționat pe panta de regresie pentru masa rotativă de 0 [gr]

**Tabelul 3. 10** Caracteristicile coeficientului de regresie pentru 500 [gr]

Categorie	Variabila de ieșire	Coef. de regresie	Panta	Interceptarea axei - y
Înstruire	cuplu	0.9960	1.001503	0.001661217

**Concluzie 3.7:** eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este de **8,64%**.

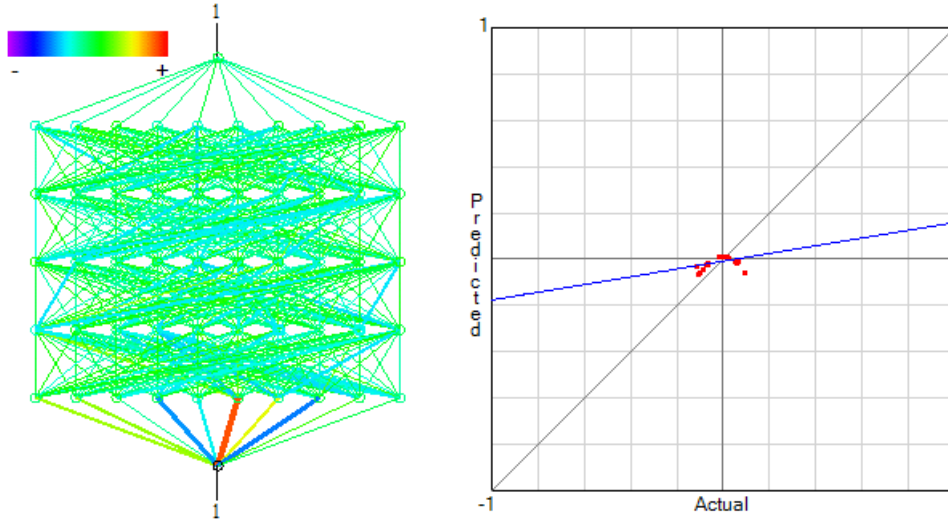


**Figura 3. 7** Arhitectura RNA-BP, fluxul de date intrare-ieșire și dispunerea setului de date predicționat pe panta de regresie pentru masa rotativă de 0 [gr]

**Tabelul 3. 11** Caracteristicile coeficientului de regresie pentru 4500 [gr]

Categorie	Variabila de ieșire	Coef. de regresie	Panta	Interceptarea axei - y
Înstruire	cuplu	0.1720	0.16727	-0.008497994

**Concluzie 3.8:** eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este de **254,54%**.



**Figura 3. 8** Arhitectura RNA-BP, fluxul de date intrare-ieșire și dispunerea setului de date predicționat pe panta de regresie pentru masa rotativă de 4500 [gr]

**De ce apare o eroare foarte mare? Eroarea se datorează faptului că RNA-BP a fost aplicată la  $\alpha$ : -9\_-20\_0\_20\_0\_-20\_0\_20\_0\_-18\_-6\_-13 (4500 [gr])** deci la a doua efectuare de balans și nu la prima efectuare de balans. Se observă că poziția  $\alpha$  (4500 [gr]) pleacă de la (-9) și nu de la 0, motiv pentru care a fost selectată a doua balansare pentru  $\alpha$  0\_-20\_0. Eroarea este susținută de coeficientul de regresie care are o valoare extrem de mică (0,172) și dispunerea finală a valorilor pe panta de regresie (forma de semicerc nu de linie cum este normal). În primul caz utilizarea a doi parametri de ieșire (predicție) a reușit „să tragă” predicția către valorile reale.

**Concluzie generală II:** eroarea pentru parametrul **cuplu** între măsurat și predicționat este în domeniul **4,6-8,64 [%]** pentru o greutate a mesei rotative de 0 [gr] respectiv 500[gr], deci putem utiliza aceeași arhitectură de RNA-BP pentru a predicționa tensiunea de alimentare și cuplul pentru o masă rotativă cu o greutate cuprinsă între 0 și 500 [gr] pentru un balans  $\alpha = [0, \dots, -20, \dots, 0]$ .

### 3.4 Concluzii

Se observă din cazul prezentat că în cazul unui S.A.I. alegerea setului de date supus analizei trebuie să fie realizat de persoane cu o foarte bună experiență în domeniul statistic și al prelucrărilor datelor. Acestea trebuie să înțeleagă interdependențele dintre parametrii, a modului cum se influențează reciproc, astfel încât în momentul în care apar erori mari în analiza datelor să știe motivul apariției (necorelarea pentru situații aproximativ identice) și să le elimine din concluziile generale.

Studiul bazat pe RNA-BP pentru predicția a 1 sau 2 parametrii a demonstrat că poate fi utilizată aceeași arhitectură și caracteristici pentru seturi de date cu valori apropiate pentru aceeași poziție de rotație și greutate diferite ale mesei rotative.

Eroarea obținută în acest studiu este de aproximativ 10% și un coeficient de regresie în majoritatea cazurilor de peste 0,92. Există cazuri când utilizarea unui singur parametru de ieșire (predicție) extras dintr-un set de parametrii aflați într-o interdependență foarte puternică să conducă la erori grosolane așa cum a fost prezentat în exemplul de mai sus. Se evindețiază faptul că în primul caz utilizarea a doi parametrii de ieșire (predicție) a reușit „să tragă” predicția către valorile reale.

## CONCLUZII FINALE

↳ alegerea setului de date supus analizei RNA-BP trebuie să fie realizat de persoane cu o foarte bună experiență în domeniul statistic și al prelucrărilor datelor. Acestea trebuie să înțeleagă interdependențele dintre parametrii, a modului cum se influențează reciproc, astfel încât în momentul în care apar erori mari în analiza datelor să știe motivul apariției (necorelarea pentru situații aproximativ identice) și să le elimine din concluziile generale.

↳ studiul a demonstrat că poate fi utilizată aceeași arhitectură și caracteristici pentru seturi de date cu valori apropiate pentru aceeași poziție de rotație și greutate diferite ale mesei rotative.

↳ eroarea obținută este de aproximativ 10% și un coeficient de regresie în majoritatea cazurilor de peste 0,92. Există cazuri când utilizarea unui sigur parametru de ieșire (predicție) extras dintr-un set de parametri aflați într-o interdependență foarte puternică să conducă la o creștere accelerată a gradului de apariție al erorilor grosolane.

↳ metoda hibridă de analiză abordată de tip ANFIS, este o metodă robustă caracterizată de o precizie a erorii între 5÷10% pentru valori care prezintă interes în predicție.

↳ SRD pe baza SLD în cazul eliminării erorilor grosolane prezintă o precizie globală a predicției mai bună cu aproximativ 25%, ecartul și intervalul erorilor scade semnificativ iar media erorilor individuale scade cu 5%.

↳ SLD pe baza SRD în cazul eliminării erorilor grosolane prezintă o globală a predicției mai scăzută cu aproximativ 25%, ecartul și intervalul erorilor scade foarte mult iar media erorilor individuale în cazul parametrului MEL scade cu aproximativ 50%, fapt ce conduce la creșterea preciziei predicției.

## BIBLIOGRAFIE

- [1] <https://cs.stanford.edu/people/eroberts/courses/soco/projects/neural-networks/History/history1.html>
- [2] D. Michie, D.J. Spiegelhalter, C.C. Taylor, *Machine Learning, Neural and Statistical Classification*, Ellis Horwood, New York, 1994, ISBN 013106360X, 9780131063600, <https://www1.maths.leeds.ac.uk/~charles/statlog/whole.pdf>
- [3] Swati Aggarwal, Ranjit Biswas, A.Q.Ansari, *Neutrosophic Modeling and Control*, International Conference on Computer and Communication Technology, 2010, DOI: 10.1109/ICCCT.2010.5640435, [https://www.researchgate.net/publication/231521008\\_Neutrosophic\\_Modeling\\_and\\_Control](https://www.researchgate.net/publication/231521008_Neutrosophic_Modeling_and_Control)
- [4] Ioan Dzițac, *Inteligență Artificială*, Editura Universității "Aurel Vlaicu", Arad, 2008, ISBN 978-973-752-292-4 004.42, [http://www.uav.ro/files/exacte/cursuri/Inteligenta\\_artificiala\\_Dzitac.pdf](http://www.uav.ro/files/exacte/cursuri/Inteligenta_artificiala_Dzitac.pdf)
- [5] Bălan C. George, [http://www.mrm.ugal.ro/balan\\_site/e-books/miassm-pdf/cap.1.pdf](http://www.mrm.ugal.ro/balan_site/e-books/miassm-pdf/cap.1.pdf)
- [6] Ramin Shamshiri, Wan Ishak Wan Ismail, *Design and Simulation of Control Systems for a Field Survey Mobile Robot Platform*, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 6(13): 2307-2315, 2013, ISSN: 2040-7459; e-ISSN: 2040-7467, [https://www.researchgate.net/publication/259932485\\_Design\\_and\\_Simulation\\_of\\_Control\\_Systems\\_for\\_a\\_Field\\_Survey\\_Mobile\\_Robot\\_Platform](https://www.researchgate.net/publication/259932485_Design_and_Simulation_of_Control_Systems_for_a_Field_Survey_Mobile_Robot_Platform)
- [7] Thiang St, Handry Khoswanto, Rendy Pangaldus, *Artificial Neural Network with Steepest Descent Backpropagation Training Algorithm for Modeling Inverse Kinematics of Manipulator*, World Academy of Science, Engineering and Technology Vol. 60, 2009, [https://www.researchgate.net/publication/43649867\\_Artificial\\_Neural\\_Network\\_with\\_Steepest\\_Descent\\_Backpropagation\\_Training\\_Algorithm\\_for\\_Modeling\\_Inverse\\_Kinematics\\_of\\_Manipulator](https://www.researchgate.net/publication/43649867_Artificial_Neural_Network_with_Steepest_Descent_Backpropagation_Training_Algorithm_for_Modeling_Inverse_Kinematics_of_Manipulator)
- [8] Dosoftei Constantin-Cătălin, *Utilizarea inteligenței computaționale în conducerea proceselor*, Teză de doctorat, Universitatea tehnică Gh.Asachi, Iași, 2009, <http://www.ace.tuiasi.ro/users/103/2009-Dosoftei%20Catalin%20PhD%202009.pdf>
- [9] Uve Windhort, Hakan Johansson, *Modern techniques in neuroscience research*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 1999, ISBN 978-3-642-63643-1, ISBN 978-3-642-58552-4 (eBook), DOI 10.1007/978-3-642-58552-4, <https://books.google.ro/books?id=xfXsCAAQBAJ&pg=PA592&lpg=PA592&dq=Static+neuron+is+the+simplest+model+of+artificial+neuron&source=bl&ots=1uOYwdAvl-&sig=jq20kt30bmtV-UUKBPz4gyg8hqw&hl=ro&sa=X&ved=0ahUKEwjOwsSc5MrVAhUCshQKHf5LAgIQ6AEIWD4H#v=onepage&q&f=false>
- [10] Daniela Danciu, *Probleme calitative în dinamica rețelelor neuronale*, Teză de doctorat, Universitatea din Craiova, 2003, <http://www.automation.ucv.ro/Romana/membri/Daniela%20Danciu/DDRezumat.pdf>

- [11] Ciocoiu Iulian-Aurelian, *Curs, Cap.2 Caracteristici fundamentale ale rețelelor neurale artificiale*, [http://scs.etc.tuiasi.ro/iciocoiu/courses/DSP/course5/capitol2\\_NN.pdf](http://scs.etc.tuiasi.ro/iciocoiu/courses/DSP/course5/capitol2_NN.pdf)
- [12] Klaus Debes, Alexander Koenig, Horst-Michael Gross, *Transfer Functions in Artificial Neural Networks. A Simulation-Based Tutorial*. Supplementary Material for urn:nbn:de:0009-3-1515, <http://www.brains-minds-media.org/archive/151/supplement/bmm-debes-suppl-050704.pdf>
- [13] Laura Dioșan, *Inteligență artificială. Curs 9*, Universitatea Babeș-Bolyai, 2013, [http://www.cs.ubbcluj.ro/~lauras/test/docs/school/IA/lectures2013/lectures/09\\_10\\_ML\\_ANN.pdf](http://www.cs.ubbcluj.ro/~lauras/test/docs/school/IA/lectures2013/lectures/09_10_ML_ANN.pdf)
- [14] Masahiko Morita, Shuji Yoshizawa, Kaoru Nakano, *Memory of Correlated Patterns by Associative Neural Networks with Improved Dynamics*, The International Neural Network Society (INNS), the IEEE Neural Network Council Cooperating Societies ISBN: 978-0-7923-0831-7 (Print) 978-94-009-0643-3 (Online), [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-94-009-0643-3\\_115](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-94-009-0643-3_115)
- [15] <http://www.tc.etc.upt.ro/teaching/or/or.pdf> sau [http://shannon.etc.upt.ro/laboratoare/or/or\\_laborator.pdf](http://shannon.etc.upt.ro/laboratoare/or/or_laborator.pdf)
- [16] László Bakó, *Sisteme adaptive cu rețele neuronale artificiale neuromorfe. Realizări cu dispozitive hardware reconfigurabile*, Teză de doctorat, Universitatea Transilvania din Brașov, 2009, <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.705.8811&rep=rep1&type=pdf>
- [17] Proștean Gabriela Ioana, *Sisteme inteligente în electrotehnică*, [http://www.mpt.upt.ro/doc/curs/gp/Sisteme\\_inteligente\\_in\\_electrotehnica/Inteligenta\\_artificiala\\_si\\_Retele\\_neuronale\\_cap1.pdf](http://www.mpt.upt.ro/doc/curs/gp/Sisteme_inteligente_in_electrotehnica/Inteligenta_artificiala_si_Retele_neuronale_cap1.pdf)
- [18] Madan M. Gupta, Liang Jin, Noriyasu Homma, *Static and dynamic neural networks. From fundamentals to advanced theory*, IEEE Press, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2003, ISBN 0-471-21948-7, <https://doc.lagout.org/science/Artificial%20Intelligence/Neural%20networks/Static%20and%20Dynamic%20Neural%20Networks%20From%20Fundamentals%20to%20Advanced%20Theory%20-%20Madan%20M.%20Gupta%20C%20Liang%20Jin%20C%20Noriyasu%20Homma.pdf>
- [19] Krzysztof Patan, *Artificial Neural networks for the modeling and fault diagnosis of technical processes*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008, ISBN 978-3-540-79871-2, e-ISBN 978-3-540-79872-9, DOI 10.1007/978-3-540-79872-9, [http://lab.fs.uni-lj.si/lasin/wp/IMIT\\_files/neural/doc/Patan2008.pdf](http://lab.fs.uni-lj.si/lasin/wp/IMIT_files/neural/doc/Patan2008.pdf)
- [20] Knapp, *Fuzzy Sets and Pattern Recognition*, Copyright © 1996-2004, <http://www.cs.princeton.edu/courses/archive/fall07/cos436/HIDDEN/Knapp/fuzzy004.htm>
- [21] Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Second Edition, Springer Series in Information Sciences, Vol. 30, 2001, ISSN 0720-678X, ISBN-13: 978-3-540-62017-4, e-ISBN-13: 978-3-642-97966-8, DOI: 10.1007/978-3-642-97966-8, <https://www.scribd.com/document/328251982/Professor-Teuvo-Kohonen-Auth-Self-Organizing-Maps>



- [22] Kuniyiko Fukushima, *Artificial vision by multi-layered neural networks: Neocognitron and its advances*, Neural Networks, Vol.37, pp 103-119, 2013, [www.elsevier.com/locate/neunet](http://www.elsevier.com/locate/neunet), [https://pdfs.semanticscholar.org/a98f/62e544068a6ce03b051387554b6bbd23646a.pdf?\\_ga=2.255846536.1462574674.1502625292-1173714993.1502625292](https://pdfs.semanticscholar.org/a98f/62e544068a6ce03b051387554b6bbd23646a.pdf?_ga=2.255846536.1462574674.1502625292-1173714993.1502625292)
- [23] Enăchescu Călin, [http://upm.ro/intranet/ecalin/cd\\_educational/cd/neuron/cap2/cap2.htm#II.2](http://upm.ro/intranet/ecalin/cd_educational/cd/neuron/cap2/cap2.htm#II.2)
- [24] Raúl Rojas, *Neural Networks, A Systematic Introduction*, Springer-Verlag, Berlin, 1996, <https://page.mi.fu-berlin.de/rojas/neural/neuron.pdf>
- [25] Constanța Bodea, *Optimizarea cu ajutorul rețelelor neuronale recurente de tip Hopfield*, Revista Informatica Economica, nr. 1 (21)/2002, <http://revistaie.ase.ro/content/21/bodea.pdf>
- [26] Lisboa, P. G., S. J. Perantonis, *Complete Solution of the Local Minima in the XOR Problem*, Network – Computation in Neural Systems, Vol. 2, No. 1, pp. 119–124,1991, [https://www.researchgate.net/publication/232050328\\_Complete\\_solution\\_of\\_the\\_local\\_minima\\_in\\_the\\_XOR\\_problem](https://www.researchgate.net/publication/232050328_Complete_solution_of_the_local_minima_in_the_XOR_problem)
- [27] Ebrahim Soujeri, Huseyin Bilgekul, *Multiuser Detection of Synchronous MC-CDMA in Multipath Fading Channels Using Hopfield Neural Networks*, Kluwer Academic Publishers, Neural Processing Letters 18, pp. 49–63, 2003, <https://link.springer.com/content/pdf/10.1023/A:1026215305227.pdf>
- [28] Russell Beale, Tom Jackson, *Neural Computing: An Introduction*, Pub. Taylor& Francis Group, New York, 1990, ISBN: 978-0-85274-262-4, eBook ISBN: 978-1-4200-5043-1, <https://doi.org/10.1201/9781420050431>, <https://bayanbox.ir/view/7901640340179926235/Neural-Computing-An-Introduction.pdf>
- [29] *Rețele neuronale. Modelarea și simularea sistemelor dinamice*, [www.infoap.utcluj.ro/SO/cap2-f.doc](http://www.infoap.utcluj.ro/SO/cap2-f.doc), [www.infoap.utcluj.ro/SO/cap4-f.doc](http://www.infoap.utcluj.ro/SO/cap4-f.doc)
- [30] Vladimir Perervenko, *Third Generation Neural Networks: Deep Networks*, 2015, [https://www.mql5.com/en/articles/1103#1\\_2\\_3](https://www.mql5.com/en/articles/1103#1_2_3)
- [31] Zaharie Daniela, Implementarea memoriilor asociative cu rețele de tip Hopfield.
- [32] Adina Magda Florea, *Sisteme de programe pentru timp real*, Universitatea “Politehnică” din București, 2005, [http://turing.cs.pub.ro/sptr\\_05/SPTR\\_Lect\\_6.ppt](http://turing.cs.pub.ro/sptr_05/SPTR_Lect_6.ppt)
- [33] Ling Li, Zhidong Deng, Bo Zhang, *A Fuzzy Elman Neural Network*, <http://www.work.caltech.edu/~ling/pub/97fenn.pdf>
- [34] Jeffrey L. Elman, *Finding Structure in Time*, Cognitive Science Vol. 14, nr.2, pp. 179-211, 1990, ISSN 1551-6709, doi:10.1207/s15516709cog1402\_1, <http://psych.colorado.edu/~kimlab/Elman1990.pdf>
- [35] David M. Lane et all, *Introduction to Statistics*, Online Edition, [http://onlinestatbook.com/Online\\_Statistics\\_Education.pdf](http://onlinestatbook.com/Online_Statistics_Education.pdf)

- [36] Deborah J. Rumsey, *Statistics For Dummies*, 2nd Edition, ISBN: 978-1-119-29352-1, <http://www.dummies.com/education/math/statistics/how-to-calculate-a-regression-line/>
- [37] [http://www.umfiasi.ro/Rezidenti/suporturidecurs/Facultatea%20de%20Farmacie/Specialitatea%20Farmacie%20clinica/matematica%20si%20biostatistica/biostatistica\\_2.pdf](http://www.umfiasi.ro/Rezidenti/suporturidecurs/Facultatea%20de%20Farmacie/Specialitatea%20Farmacie%20clinica/matematica%20si%20biostatistica/biostatistica_2.pdf)
- [38] <https://onlinecourses.science.psu.edu/stat501/node/253>
- [39] [https://en.wikipedia.org/wiki/Coefficient\\_of\\_determination](https://en.wikipedia.org/wiki/Coefficient_of_determination)
- [40] [http://scikit-learn.org/stable/auto\\_examples/linear\\_model/plot\\_theilsen.html](http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/linear_model/plot_theilsen.html)
- [41] Hanxiang Peng, *The Theil-Sen Estimators In Linear Regression*, 2008, <http://www.math.iupui.edu/~hpeng/Talks/TSETalk.pdf>
- [42] Peter J. Rousseeuw, Annick M. Leroy, *Robust regression and outlier detection*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2003, ISBN 0-47-48855-0, [https://books.google.ro/books?id=IK9gHXwYnqgC&pg=PA67&redir\\_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.ro/books?id=IK9gHXwYnqgC&pg=PA67&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- [43] [https://en.wikipedia.org/wiki/Theil%E2%80%93Sen\\_estimator#CITEREFRousseeuwLeroy2003](https://en.wikipedia.org/wiki/Theil%E2%80%93Sen_estimator#CITEREFRousseeuwLeroy2003)
- [45] Andrew Greatorex, *Linear Regression Sucks*, <https://medium.com/towards-data-science/linear-regression-sucks-27a5215e50c0>
- [44] James A. Ohlson, Seil Kim, *Linear Valuation without OLS: The Theil-Sen Estimation Approach*, 2014, <https://research.mbs.ac.uk/accounting-finance/Portals/0/docs/Linear%20Valuation%20without%20OLS.pdf>
- [45] <http://visualgenedeveloper.net/index.html>
- [46] Alexandru-Daniel TUFAN, *Automatizarea integrată a sistemelor de acționare bazate pe logică programabilă și configurarea parametrilor specifici*, Teză de doctorat, Universitatea politehnică București, Facultatea Ingineria și Managementul Sistemelor Tehnologice, aprilie 2018
- [47] Daniel-Petru GHENCEA, *Modelare-simulare și predicția datelor experimentale specifice sistemelor de fabricație utilizând tehnici hibride bazate pe inteligență artificială*, Teză de doctorat, Universitatea politehnică București, Facultatea Ingineria și Managementul Sistemelor Tehnologice, aprilie 2018
- [48] Lotfali Askar Zadeh, *Fuzzy sets\**, Information and Control, Vol. 8, Issue 3, June 1965, pp.338-353, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001999586590241X?via%3Dihub>
- [49] Francis Jeffrey Peletier, *Metamathematics of Fuzzy Logic*, The Bulletin of Symbolic Logic, Vol. 6, No.3, Sep. 2000, pp. 342-346, <http://www.sfu.ca/~jeffpell/papers/ReviewHajek.pdf>;
- [50] \*\*\* [https://ro.wikipedia.org/wiki/Logic%C4%83\\_fuzzy](https://ro.wikipedia.org/wiki/Logic%C4%83_fuzzy)

- [51] \*\*\*  
[http://www.mpt.upt.ro/doc/curs/gp/Sisteme\\_inteligente\\_in\\_electrotehnica/Sisteme\\_Fuzzy\\_cap2.pdf](http://www.mpt.upt.ro/doc/curs/gp/Sisteme_inteligente_in_electrotehnica/Sisteme_Fuzzy_cap2.pdf)
- [52] Laura-Nicoleta Ivanciu, *Sisteme inteligente de suport decizional*, 2014,  
[http://www.bel.utcluj.ro/dce/didactic/sln/02\\_MultimiFuzzy.pdf](http://www.bel.utcluj.ro/dce/didactic/sln/02_MultimiFuzzy.pdf)
- [53] Chennakesava R. Alavala, *Fuzzy logic and neural networks. Basic concepts & applications*, New Age International Publishers, 2008,  
[http://www.academia.edu/1435724/Fuzzy\\_Logic\\_and\\_Neural\\_Networks\\_by\\_Chennakesava\\_R.\\_Alavala](http://www.academia.edu/1435724/Fuzzy_Logic_and_Neural_Networks_by_Chennakesava_R._Alavala)
- [54] Sorin Georgescu, *Sisteme fuzzy. Fuzzy ARTMAP*, Revista Informatică Economică, Nr.4, 1997,  
<http://revistaie.ase.ro/content/4/5.pdf>
- [55] Chuen Chien Lee, *Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller – Part I*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Volume: 20, Issue: 2, Mar/Apr 1990),  
<http://ieeexplore.ieee.org/document/52551/>
- [56] Răzvan Andone, Angel Cațaron, *Inteligență computațională*, Universitatea "Transilvania" Brasov, 2002, [http://vega.unitbv.ro/~cataron/Publications/curs\\_rn.pdf](http://vega.unitbv.ro/~cataron/Publications/curs_rn.pdf)
- [57] Andreea-Mihaela Roman, *Contribuții la modelarea sistemelor de conducere automată utilizând algoritmi neuro-fuzzy*, Teză de doctorat, Universitatea Tehnică de Construcții București, 2014,  
[http://instal.utcb.ro/Documente\\_Website/teze/Teza\\_Andreea\\_Iftene.pdf](http://instal.utcb.ro/Documente_Website/teze/Teza_Andreea_Iftene.pdf)
- [11] Qiu Jie, *Scheduling flexible manufacturing systems using fuzzy heuristics*, Teză de doctorat, The University of Hong Kong, 2003, <http://hdl.handle.net/10722/35271>, <http://hub.hku.hk/handle/10722/35271>,  
[http://www.researchgate.net/publication/29843232\\_Scheduling\\_flexible\\_manufacturing\\_systems\\_using\\_fuzzy\\_heuristics](http://www.researchgate.net/publication/29843232_Scheduling_flexible_manufacturing_systems_using_fuzzy_heuristics)
- [59] Florin Leon, *Inteligența artificială*, [http://florinleon.byethost24.com/curs\\_ia.htm](http://florinleon.byethost24.com/curs_ia.htm)
- [60] Daniela Popescu, *Tehnici de inteligența artificială. Curs și aplicații*.  
<http://elth.ucv.ro/student1/Cursuri/Popescu%20Daniela/Tehnici%20de%20inteligența%20artificială/Tehnici%20de%20inteligența%20artificială.pdf>
- [61] Timothy J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications, Second Edition*, John Wiley & Sons, Ltd ISBNs: 0-470-86074-X (HB); 0-470-86075-8 (PB),  
[https://www.researchgate.net/publication/309967685\\_Fuzzy\\_Logic\\_with\\_Engineering\\_Applications\\_John\\_Wiley\\_Sons\\_Ltd\\_The\\_Atrium\\_Southern\\_Gate\\_Chichester\\_West\\_Sussex\\_PO19\\_8SQ](https://www.researchgate.net/publication/309967685_Fuzzy_Logic_with_Engineering_Applications_John_Wiley_Sons_Ltd_The_Atrium_Southern_Gate_Chichester_West_Sussex_PO19_8SQ)
- [62] \*\*\* [http://www.ai.pub.ro/resources/files/RNSF/RNSF\\_curs8n.pdf](http://www.ai.pub.ro/resources/files/RNSF/RNSF_curs8n.pdf)
- [63] \*\*\* <https://www.scribd.com/presentation/98961045/Logica-Fuzzy>
- [64] Ramin Shamshiri, Wan Ishak Wan Ismail, *Design and Simulation of Control Systems for a Field Survey Mobile Robot Platform*, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 6(13): 2307-2315, 2013, ISSN: 2040-7459; e-ISSN: 2040-7467,  
[https://www.researchgate.net/publication/259932485\\_Design\\_and\\_Simulation\\_of\\_Control\\_Systems\\_for\\_a\\_Field\\_Survey\\_Mobile\\_Robot\\_Platform](https://www.researchgate.net/publication/259932485_Design_and_Simulation_of_Control_Systems_for_a_Field_Survey_Mobile_Robot_Platform)
- [65] Stelian-Emilian Oltean, *Control inteligent și adaptiv*,  
<http://docshare04.docshare.tips/files/30508/305082796.pdf>

- [66] C.S. Krishnamoorthy, S. Rajeev, *Artificial Intelligence and Expert Systems for Engineers*, CRC Press, CRC Press LLC, ISBN: 0849391253, 1996, [https://doc.lagout.org/science/0\\_Computer%20Science/8\\_Electronics%20%26%20Robotics/Artificial%20Intelligence%20and%20Expert%20Systems%20for%20Engineers.pdf](https://doc.lagout.org/science/0_Computer%20Science/8_Electronics%20%26%20Robotics/Artificial%20Intelligence%20and%20Expert%20Systems%20for%20Engineers.pdf)
- [67] Mihaela Colhon, *Elemente de logică fuzzy*, Craiova, 2012, <http://inf.ucv.ro/~ghindeanu/lab/sicc/carteb5.pdf>
- [68] Chi-Yuan Yeh, *Fuzzy Inference*, [http://itlab.ee.nsysu.edu.tw/ch/chap/99a\\_AI/Fuzzy\\_ch9.ppt](http://itlab.ee.nsysu.edu.tw/ch/chap/99a_AI/Fuzzy_ch9.ppt).
- [69] \*\*\* <https://myslide.es/documents/what-is-fuzzy.html>
- [70] Ion Iancu, *A Mamdani Type Fuzzy Logic Controller*, <http://cdn.intechopen.com/pdfs/34221.pdf>
- [71] Yang Wang, Yanyan Chen, *A Comparison of Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference Systems for Traffic Flow Prediction*, Journal of Computers, Vol. 9, No. 1, January 2014, <http://ojs.academypublisher.com/index.php/jcp/article/view/jcp09011221>
- [72] Tomohiro Takagi, Michio Sugeno, *Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Volume: SMC-15, Issue: 1, Jan.-Feb. 1985), [https://www.scss.tcd.ie/khurshid.ahmad/Teaching/Lectures\\_on\\_Fuzzy\\_Logic/Takagi%20Sugeno%20Modelling.pdf](https://www.scss.tcd.ie/khurshid.ahmad/Teaching/Lectures_on_Fuzzy_Logic/Takagi%20Sugeno%20Modelling.pdf)
- [73] Włodzisław Duch, Rafał Adamczak, Krzysztof Grabczewski, *A new methodology of extraction, optimization and application of crisp and fuzzy logical rules*, IEEE Transactions on neural networks, Vol. 11, no. 2, 2000, <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=624FE672C4F4DBCF77A1622F4E755CCA?doi=10.1.1.212.6305&rep=rep1&type=pdf>
- [74] \*\*\* <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/anfis.html>
- [75] SR EN 13674 – 1/2011.
- [76] SR EN 10002 – 1/1994.
- [77] SR EN 10002 – 5/1995.