Fişa suspiciunii de plagiat / Sheet of plagiarism's suspicion	Indexat la: 0131/01

Opera suspicionată (OS) Suspicious work	Opera autentică (OA) Authentic work

OS	TRIFA, Viorel; GAURĂ, Elena Ioana. *Rețele neuronale artificiale. Arhitecturi fundamentale.* Cluj-Napoca: Mediamira. 1996.
OA	CICHOCKI, A.; UNBEHAUEN, R. *Neural networks for optimization and signal processing*. Chichester, New York: John Wiley & Sons. 1992.

Incidența minimă a suspiciunii / Minimum incidence of suspicion	
p.29: Fig.3.7	p.54: Fig.2.9
p.29:02-p.32:26	p.56:01-p.59:12
p.30: Fig.3.8	p.56: Fig.2.10
p.33:Fig.3.10	p.59:Fig.2.11
Fişa întocmită pentru includerea suspiciunii în Indexul Operelor Plagiate în România de la www.plagiate.ro	

Notă: p.72:00 semnifică textul de la pag.72 de la începutul până la finele paginii.

VIOREL TRIFA
ELENA IOANA GAURĂ

REȚELE NEURONALE ARTIFICIALE

Arhitecturi Fundamentale

EDITURA MEDIAMIRA
1996

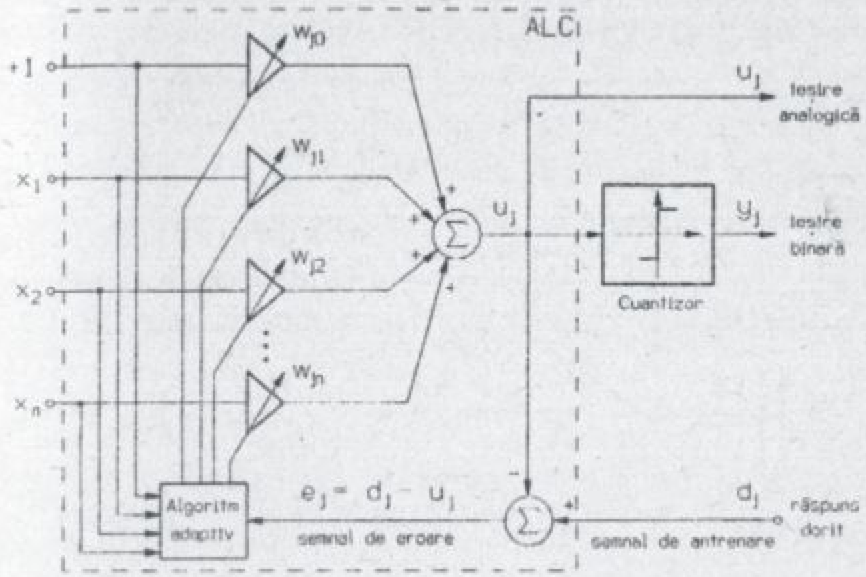

Fig. 3.7.

logice şi anume funcţii logice liniar separabile (AND, NOT, OR) [4].

3.1.6. Modelul Hopfield al neuronului artificial

Astăzi modelul Hopfield al neuronului este probabil cel mai popular model dinamic al celulei neuronale artificiale [6,17,18]. În figurile 3.8a şi b sunt prezentate structura de circuit şi structura funcţională a acestui model neuronal.

Circuitul constă într-un condensator C_j, rezistoare R_{ji} şi un amplificator neliniar cu funcţie de transfer sigmoid. Se presupune că amplificatorul furnizează două ieşiri simetrice (tensiunea v_j şi tensiunea $-v_j$) pentru a ne asigura că toate ponderile sinaptice simulate au valori pozitive. De aici rezultă că o pondere sinaptică pozitivă este realizată prin conectarea rezistorului R_{ji} la $(+v_i)$ iar o pondere negativă prin conectarea lui R_{ji} la $(-v_i)$. Curentul I_j reprezintă biasul (sau semnalul de intrare extern independent).

Neuronul este descris de ecuaţia diferenţială:

$$C_j \frac{du_j}{dt} = -\frac{u_j}{R_j} + \sum_{i=1}^{n} \frac{v_i}{R_{ji}} + I_j \qquad (3.15)$$

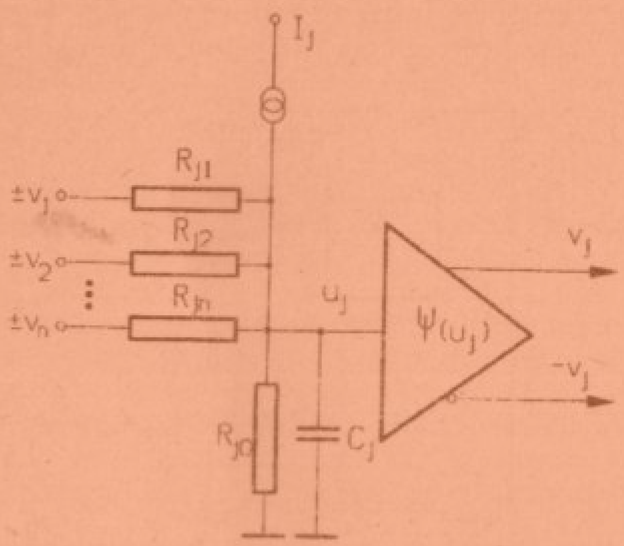

Fig. 3.8a.

unde $v_j=\psi(u_j)$ $(j=1...n)$ este funcţia de activare sigmoid şi:

$$\frac{1}{R_j}=\frac{1}{R_{j0}}+\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{R_{ji}}$$

în care cu G_{ji} s-au notat conductanţele. Varianta normalizată a setului de ecuaţii de mai sus este [33]:

$$\tau_j\frac{du_j}{dt}=-\alpha_j u_j+\sum_{i=1}^{n} w_{ji}x_i+\theta_j$$

$$x_j=\psi(u_j)$$

(3.16)

unde: $x_i=v_i$ $(i=1...n)$ sunt

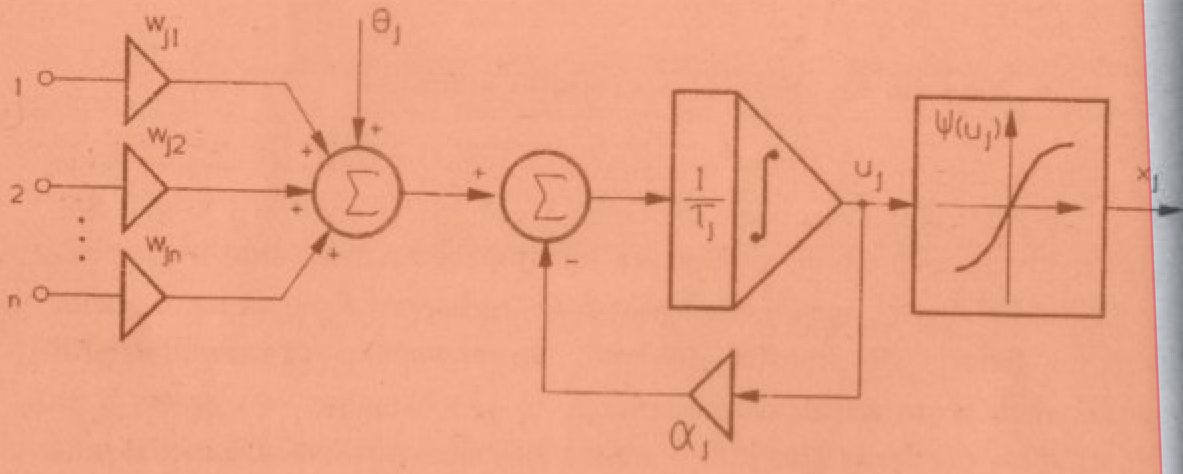

Fig. 3.8b.

semnalele de intrare (tensiuni, potenţiale); u_j este un semnal intern numit potenţial intern, stimul sau potenţial de acţiune; $\tau_j=r_jC_j$ este constanta de timp de integrare; r_j este rezistenţa de scalare; $\alpha_j = r_j / R_j$ este un coeficient de amortizare sau atenuare, factor de scăpări sau uitare,care face semnalul intern u_j zero pentru intrări nule; $w_{ji} = \pm r_j / R_{ji} = \pm r_j G_{ji}$ sunt ponderi sinaptice; $\theta_j = r_j J_j$ este offsetul (semnal extern independent).

Diagrama bloc funcţională din figura 3.9b constă dintr-un sumator cu ponderile sinaptice w_{ji} , un integrator cu amortizare şi un element neliniar de decizie sau limitare (amplificator) cu o funcţie de activare sigmoid. Amplificatorul folosit în modelul Hopfield (cu două ieşiri simetrice $\pm x_j$) este caracterizat de o funcţie monotonă şi diferenţiabilă, descrisă de relaţia:

$$\psi(u_j) = \frac{1}{1+e^{\gamma u_j}} \tag{3.17}$$

sau :

$$\psi(u_j) = \tanh(\gamma u_j) \tag{3.18}$$

unde $\gamma > 0$ determină panta sau rata de creştere, care de obicei nu este fixă, ea fiind variabilă pe parcursul procesului de calcul.

Constantele de timp ale amplificatorului sunt considerate neglijabile. Dinamica întregului neuron este determinată de capacitatea C_j şi rezistenţa R_{ji}. Dinamica poate fi ajustată printr-o scalare corespunzătoare. Ponderile sinaptice sunt determinate de conductanţele de intrare $G_{ji} = \frac{1}{R_{ji}}$ conectate la unul dintre terminalele de ieşire $+v_j$ sau $-v_j$ ale amplificatorului j .

3.1.7. Modelul Grossberg al neuronului artificial

Neuronul artificial dezvoltat de Grossberg poate fi descris matematic de următoarele două ecuaţii [22]:

a) Ecuaţia de stare a neuronului:

$$\tau_j \frac{du_j}{dt} = -\alpha_j u_j + (\gamma_j - \beta_j u_j)\left[\sum_{i=1}^{n} w_{ji}\psi_i(u_i) + \theta_j\right] \tag{3.19}$$

b) Ecuaţia generală de învăţare:

$$\frac{dw_{ji}}{dt} = -[b_{ji} w_{ji} + d_{ji}\Psi(u_i)]h_i(u_i) \tag{3.20}$$

unde u_i este activarea internă a neuronului; starea neuronală de ieşire y_j e legată de activarea internă u_j prin relaţia: $x_j=\psi_j(u_j)$; α_j , β_j , γ_j constantele responsabile de uitare, controlul automat al câştigului, respe activitatea totală de normalizare; $\alpha_j u_j$ reprezintă atenuarea pasivă exponenţia în absenţa intrărilor (atât intrări sinaptice cât şi intrări externe directe); θ_j e intrarea externă directă.

Funcţia $x_i=\psi_i(u_i)$ reprezintă activarea neliniară; în acest model pot folosite funcţii de activare neliniară cu diferite expresii. Coeficienţii w_{ji} su ponderile sinaptice ajustate conform ecuaţiei de învăţare. Coeficientul b_{ji} este termenul de uitare care reprezintă atenuarea pasivă joasă a ponderilor sinaptice dacă b_{ji} este constant. Pierderea memoriei este modulată dacă b_{ji} este variabil în timp. Coeficientul d_{ji} este puterea de învăţare care controlează viteza de învăţare şi reprezintă plasticitatea sinapsei w_{ji}.

Funcţia $\bar{y}_i=\psi_i(u_i)$ este "semnalul de învăţare" neuronal care descrie starea neuronului i în acelaşi mod ca şi $x_i=\psi_i(u_i)$, deşi este permisă utilizarea unor funcţii de activare diferite pentru ieşire şi pentru procesul de învăţare [22]. Funcţia $h_i(u_i)$ este activarea ce reprezintă forma învăţării şi procesul de memorare în sinapsa w_{ji} stimulată de activitatea ce vine spre celulă.

O schemă bloc funcţională simplificată a modelului Grossberg pentru neuronul artificial este prezentată în figura 3.10.

Termenii de sumare din ecuaţia (3.19) sunt de cele mai multe ori împărţiţi în doi termeni separaţi, cu sinapse excitatorii (w_{jiE}) şi inhibitorii (w_{jiI}), adică:

$$\tau_j \frac{du_j}{dt} = -\alpha_j u_j + (\gamma_{jE} - \beta_{jE} u_j)\left[\sum_{i=1}^{n_E} w_{jiE}\psi_{iE}(u_i) + \theta_{jE}\right] - \\ -(\gamma_{jI} + \beta_{jI} u_j)\left[\sum_{i=1}^{n_I} w_{jiI}\psi_{iI}(u_i) + \theta_{jI}\right] \qquad (3.21)$$

Cele mai multe modele ale neuronilor artificiali pot fi considerate cazuri particulare ale acestui model.

3.1.8. Unitatea neuronală dinamică

În literatura de specialitate a fost propusă o nouă arhitectură pentru a modela neuronul biologic, numită unitate neuronală dinamică (Dynamic Neural

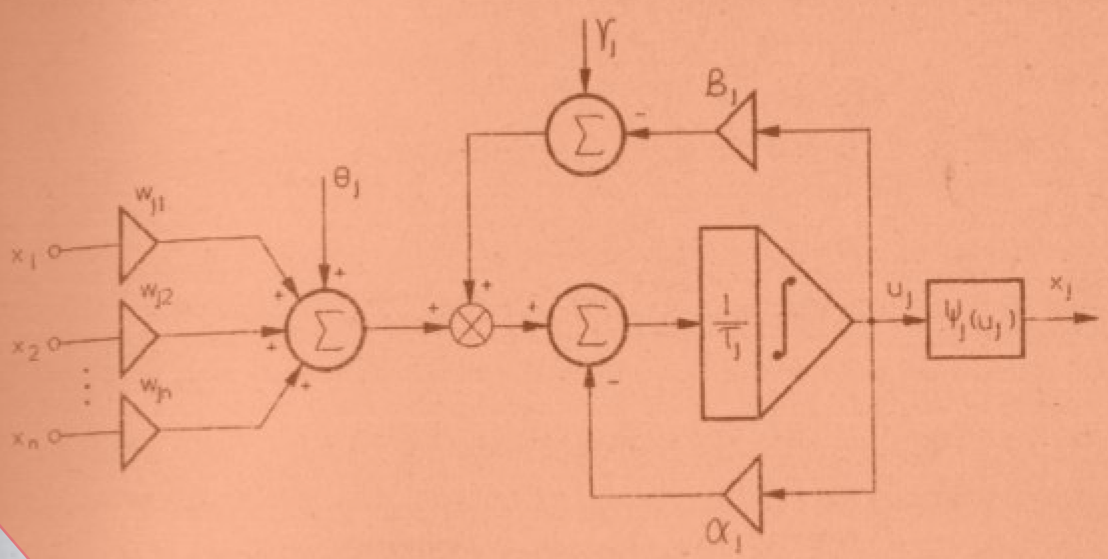

Fig. 3.10.

Unit - DNU), structura ei fiind analogă cu aceea a unui circuit reverberat într-un bazin neuronal al sistemului nervos central [14]. Topologia unităţii neuronale dinamice cuprinde elemente de întârziere, ponderi sinaptice feed-forward şi de reacţie şi un operator neliniar.

Algoritmul de antrenare pentru unitatea neuronală dinamică a fost extins, luând în considerare ideea că principalul corp al neuronului, soma, se poate de asemenea modifica în timpul procesului de învăţare sau adaptare.

A fost dezvoltat un model simplu al învăţării somatice, considerându-se panta operatorului neliniar ca un parametru ajustabil al unităţii neuronale dinamice.

Ca unitate neuronală dinamică izolată, neuronul biologic realizează două operaţii matematice distincte, distribuite asupra sinapsei (punctul de joncţiune dintre un axon şi dendrită) şi asupra somei (principala componentă a neuronului). Cele două operaţii neuronale matematice pot fi numite:

a) operaţia sinaptică

b) operaţia somatică

Din punct de vedere biologic aceste două operaţii sunt fizic separate, dar în modelarea neuronului biologic ele au fost combinate (de exemplu, aplicarea funcţiei prag în soma este transferată operaţiei sinaptice). Vom prezenta detaliile matematice ale unei unităţi neuronale dinamice izolate -

Colecţia : INGINERULUI

ISBN 973-97790-4-2

1800