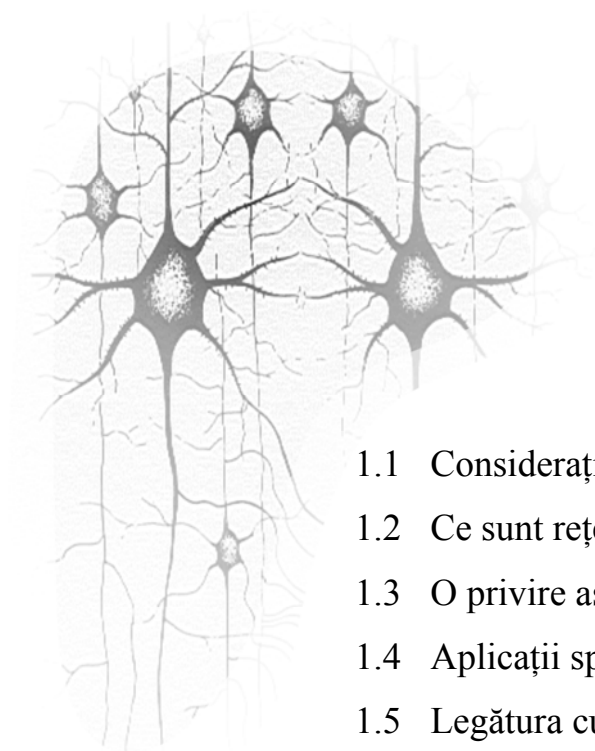


Capitolul 1

Introducere în teoria rețelelor neurale artificiale



- 1.1 Considerații generale
- 1.2 Ce sunt rețelele neurale artificiale ?
- 1.3 O privire asupra creierului uman
- 1.4 Aplicații specifice
- 1.5 Legătura cu alte domenii
- 1.6 Note istorice

Rețele neurale, algoritmi genetici, sisteme fuzzy: iată numai câteva dintre noțiunile care până nu demult păreau mai degrabă desprinse dintr-un roman științifico-fantastic decât din cuprinsul unei publicații științifice. Și totuși în zilele noastre atât cercetători din universități cât și din marile companii utilizează în mod curent astfel de tehnologii, într-un efort susținut de a integra elemente de *inteligență artificială* în proiecte concrete. Fiecare dintre aceste direcții de cercetare utilizează instrumente teoretice și terminologie specifice, prezintă deopotrivă avantaje reale dar și limitări recunoscute și au fost introduse deja cu mai mult sau mai puțin succes în circuitul comercial. În cele ce urmează vom face cunoștință cu subiectul central al acestei lucrări, cel al rețelilor neurale artificiale. Scopul urmărit este de a ilustra motivațiile care justifică interesul pentru această direcție de cercetare, de a introduce primele elemente de terminologie și de a trece în revistă o serie de aplicații. Spre final vom parcurge câteva file de istorie, enumerând principalele momente care au jalonat evoluția acestui domeniu în ultimele decenii.

1.1 Considerații generale

Deși nu există o definiție general acceptată a rețelilor neurale artificiale, majoritatea cercetătorilor sunt de acord că acestea reprezintă ansambluri de elemente de procesare simple, interconectate prin canale de comunicații prin care se propagă informație numerică. Din perspectivă istorică, multe dintre ideile vehiculate în acest context sunt motivate de dorința de a construi sisteme capabile să rezolve cu succes sarcini uzuale pentru creierul uman precum înțelegerea vorbirii sau recunoașterea formelor. În fapt, această abordare s-a dovedit utilă în special pentru probleme dificil de formalizat sub forma unui algoritm (adică a unei “rețete” care să garanteze rezultatul), situație care presupune o înțelegere profundă a aplicației considerate. Astfel de situații nu sunt de loc rare: să ne închipuim numai ușurința cu care reușim să descifrăm scrisul de mână al unei persoane necunoscute sau cea cu care recunoaștem prieteni vechi chiar dacă nu i-am mai întâlnit din școala primară. Majoritatea rețelilor neurale utilizează mecanisme pe baza cărora intensitatea legăturilor dintre neuroni sunt ajustate în funcție de calitatea răspunsului la stimuli externi. Ajungem astfel la principala trăsătură a acestor sisteme, anume capacitatea de a *învăța pe bază de exemple*, folosind “experiența” anterioară pentru a-și îmbunătăți permanent performanțele, dar și de a oferi un anumit grad de generalizare, care se traduce printr-un răspuns adecvat la informații de intrare care nu au fost folosite în faza de “antrenare”. Iată un exemplu foarte simplu: părinții folosesc deseori prilejul unor plimbări prin parc pentru a-i învăța pe copii rasele de câini. După ce va fi înțeles cum arată un dalmățian, copilul

va fi în stare să recunoască un astfel de exemplar chiar și atunci când îl vede în celebrul film de desene animate!

Există câteva motive întemeiate pentru a considera rețelele neurale ca o soluție atractivă într-o serie întreagă de aplicații practice importante, dintre care amintim:

- acestea pot acționa ca module de tip *black-box* în situațiile în care avem la dispoziție un volum mare de date, fără a putea spune prea multe despre procesul care le-a generat. De multe ori, deși identificarea unei dependențe între mărimile de intrare și o anumită informație de interes ar fi extrem de utilă, nu beneficiem de modele adecvate sau de valori ale parametrilor acestora. Un exemplu concludent este oferit de aplicațiile financiare: valoarea unei acțiuni sau a unui indice bursier este în mod evident dependentă de ansamblul informațiilor existente pe piață până la momentul considerat, însă modele analitice pur și simplu nu există. Rețelele neurale sunt capabile să descopere astfel de dependențe “ascunse” pornind numai de la baza de date disponibilă, fără a impune constrângeri de modelare. Scopul este atins folosind algoritmi specifici, care modifică valorile interconexiunilor dintre neuroni astfel încât să “forțeze” ca răspunsul rețelei să se apropie cât mai mult de cel dorit.
- în urma unui proces de învățare reușit, rețelele neurale tolerează în mod remarcabil diferențe (uneori, apreciable) între datele aplicate la intrare în procesul de operare și cele “văzute” în etapa de antrenare. Dar acesta reprezintă și modul natural de funcționare al creierului uman: odată ce am învățat să citim suntem de regulă capabili să înțelegem scrisul de mână al unor persoane necunoscute (chiar și al unui farmacist!). Aceasta reprezintă o consecință a așa-numitei *capacități de generalizare* a rețelelor neurale, care exprimă posibilitatea acestora de a oferi un răspuns corect chiar dacă la intrare se aplică versiuni incomplete, zgomotoase sau distorsionate ale informațiilor folosite în antrenare.
- aplicații extrem de diferite pot fi abordate folosind practic același sistem, fără a fi necesară reproiectarea completă. Mai mult, extinderea acestei tehnologii este facilitată de prezența pe piață a unor circuite integrate specializate și chiar a unor plăci compatibile PC, care oferă performanțe de viteză și precizie suficiente pentru a permite implementarea unor algoritmi de procesare complecși, limitați în trecut numai la utilizarea în programe de simulare dedicate. O serie de aplicații practice realiste, care depășesc cadrul restrâns al așa-numitelor *toy problems*, constituie deja obiectul de activitate al unor firme de mare succes. În paralel, au fost dezvoltate și lansate în circuitul comercial o serie de simulatoare puternice și flexibile, un exemplu concludent în acest sens fiind oferit de produsul firmei americane *NeuroDimension* denumit *NeuroSolutions* [131].

1.2 Ce sunt rețelele neurale artificiale ?

În locul unei definiții academice (în fapt nici nu există una general acceptată) a acestei noțiuni, preferăm să ne plasăm în postura unor spectatori care asistă la o *discuție virtuală* purtată între câțiva dintre cei mai cunoscuți specialiști în domeniu. “Răspunsurile” sunt preluate din cuprinsul unor lucrări de specialitate des citate [76], [79], [103] și ilustrează cu claritate cele două caracteristici de bază ale rețelelor neurale artificiale, anume *structura paralelă distribuită* și *capacitatea de a învăța*. În mod concret, cele expuse în continuare răspund la următoarele întrebări:

1. Ce este o rețea neurală artificială ?
2. Care este legătura cu creierul biologic ?
3. Unde se aplică această tehnologie ?

Teuvo Kohonen (*Helsinki University of Technology, Finland*):

Rețelele neurale artificiale reprezintă ansambluri de elemente de procesare simple (de regulă, adaptive), puternic interconectate și operând în paralel, care urmăresc să interacționeze cu mediul înconjurător într-un mod asemănător creierelor biologice.

Următoarele aspecte sunt comune atât rețelelor neurale artificiale cât și celor biologice:

- *reprezentarea și procesarea informației în formă analogică (care permite desfășurarea în paralel a mai multor procese în mod asincron)*
- *abilitatea de a efectua operațiuni de natură statistică asupra datelor de lucru (operațiuni de mediere, de regulă condiționată)*
- *corecție de erori și degradare graduală a performanțelor la apariția acestora*
- *capacitate de adaptare la un mediu în continuă schimbare*

Rețelele neurale artificiale s-au impus ca instrumente puternice de analiză a unor volume mari de date experimentale, generate de procese fizice ghidate de legi necunoscute, pentru care aceste sisteme pot oferi modele adecvate. Această tehnologie nu își propune ca obiectiv principal obținerea unor circuite motivate anatomic, ci funcțional, astfel încât să beneficiem de metode de procesare eficiente complementare celor tradiționale, disponibile sub formă de algoritmi de calcul și componente hard și soft.

Simon Haykin (Mc Master University, Canada):

O rețea neurală reprezintă un sistem de procesare paralel care prezintă o capacitate naturală de a acumula experiență și de a o folosi. Se aseamănă cu creierul natural sub două aspecte:

- 1. Cunoștințele sunt dobândite în urma unui proces de învățare.*
- 2. Cunoștințele sunt stocate în valorile interconexiunilor dintre neuroni (denumite ponderi, sau sinapse).*

Interesul pentru sinteza unor rețele neurale artificiale este motivat de performanțele creierelor naturale, care oferă dovada concretă că modul de calcul paralel dublat de toleranța la erori este nu numai posibil, dar și rapid și eficient. Astfel, din punct de vedere ingineresc, neurobiologia poate fi privită ca o “pepinieră” de idei noi, posibil de utilizat pentru rezolvarea unor probleme prea complicate pentru metodele tradiționale.

Un exemplu concret de întrepătrundere a abordării strict tehnice cu cea biologică îl constituie implementarea așa-numitelor circuite integrate “neuromorfe”, bazate pe modele ale rețelei sau al urechii interne.

Robert Hecht-Nielsen (University of California at San Diego, USA):

O rețea neurală este o structură de procesare distribuită, operând în paralel, formată din procesoare simple (care posedă memorie locală și efectuează operații dependente de informații localizate spațial) interconectate prin legături unidirecționale. Fiecare procesor elementar are o singură ieșire, care este distribuită către un număr nelimitat de alte asemenea procesoare. Caracterul local al operațiunilor efectuate se referă la condiția ca valoarea instantanee a răspunsului fiecărui neuron elementar să depindă exclusiv de valorile instantanee ale semnalelor de intrare și de valorile interconexiunilor aferente acestora.

Rețelele neurale artificiale oferă o bază solidă pentru proiectarea unor sisteme complexe de prelucrare a semnalelor. Au fost propuse deja o serie întreagă de module funcționale care realizează sarcini precise și care pot fi interconectate sub forma unor arhitecturi flexibile, pot fi supuse unui proces automat de ajustare a parametrilor specifici și testate cu baze de date corespunzătoare unor aplicații practice concrete. Când o astfel de abordare automatizată la nivel de design de detaliu se va impune, rolul proiectantului uman se va concentra pe aspectele globale, la nivel de schemă-bloc ale sistemului.

1.3 O privire asupra creierului uman¹

Creierul uman reprezintă probabil una dintre cele mai complexe structuri cunoscute, capabil de performanțe încă departe de a fi egale de “rudele” sale digitale. Chiar dacă vehiculele moderne pot fi dirijate de pilotul automat sau campionul mondial la șah Garry Kasparov întâmpină deja dificultăți în fața supercomputerelor IBM, este greu de prevăzut orizontul de timp în care un sistem de calcul artificial se va orienta cu aceeași siguranță și precizie precum un om aflat pentru prima oară într-un oraș necunoscut sau va identifica cu acuratețe chipuri, glasuri, atitudini. Rezolvarea fără dificultăți a unor astfel de sarcini complicate este produsul unei evoluții de multe milioane de ani, deși unele structuri cerebrale au apărut relativ recent. Spre exemplu, acum 100000 de ani creierul uman avea o greutate de aproximativ 3 ori mai mică decât în prezent. Diferența provine în mare măsură din dezvoltarea *cortex*-ului, care reprezintă învelișul structurii celei mai evaluate de organizare a creierului (*cerebrum*).

În fapt, acum 5 milioane de ani *cortex*-ul omului primitiv era organizat în regiuni având o lățime mai mică de 1 mm, care conțineau câteva milioane de celule nervoase. Acum 100000 de mii de ani această structură a cunoscut o expansiune rapidă, astfel încât *cortex*-ul omului modern include cam două treimi din numărul total de neuroni și cântărește aproximativ 1,2 kg.

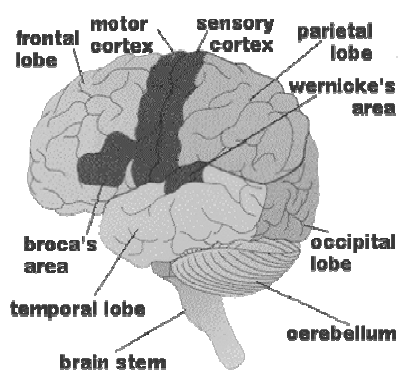
Creierul uman se compune din 3 părți distincte:

- a) *creierul inferior*: controlează respirația, bătăile inimii și digestia, și include cerebelul (creierul mic), “responsabil” pentru simțuri și coordonarea mușchilor.
- b) *creierul mijlociu*: asigură legătura dintre creierul inferior și zonele denumite *thalamus* și *hypothalamus*, cu rol în transmiterea informațiilor și coordonarea acțiunilor. O altă componentă, sistemul limbic, este direct implicată în controlul temperaturii corpului și al emoțiilor, în lansarea unor comenzi, precum și în aspectul fundamental al memoriei, prin regiunea denumită *hippocampus* (leziuni în această zonă conduc la amnezie).
- c) *creierul mare*: este “sediul” funcțiilor de nivel înalt, având zone clar specializate precum centrul vederii sau al celui motor. Este format din două emisfere acoperite de o suprafață cu numeroase circumvoluțiuni (*cortex*-ul), de aproximativ 2 mm grosime și având o arie desfășurată de circa 1,5 m².

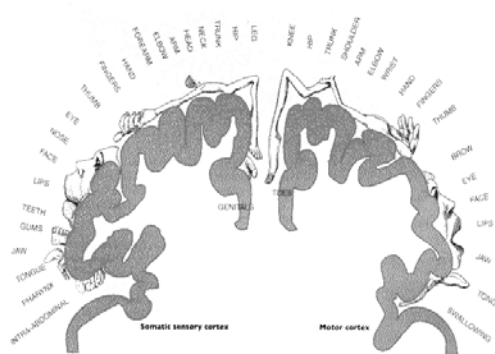
¹ Informațiile din acest paragraf sunt disponibile pe pagina www.brain.web-us.com

Creierul uman poate fi comparat cu un sit arheologic, în care stratul de la suprafață conține structurile cele mai recente (cortex-ul), iar în adâncime regăsim “moștenirea” rezultată din evoluția pe parcursul a milioane de ani. În mare măsură, creierul inferior și mijlociu grupează funcțiuni care se fac “din instinct” (nu trebuie să ne aducem aminte să respirăm!), fără a implica elemente conștiente.

Există o anumită simetrie între cele două emisfere, evidențiată prin prezența a câte 2 lobi occipitali, parietali, respectiv frontali, ca în Fig. 1.1. Simetria nu este însă completă, astfel încât spre exemplu centrul vorbirii apare numai în emisfera stângă. Este interesant de menționat că lobii parietali conțin o “hartă” a întregului corp: grupe formate dintr-un număr variabil de neuroni sunt dedicate unor regiuni distincte, astfel încât este posibil să identificăm comod “atenția” acordată în creier fiecărei zone. Lobii frontali ocupă aproximativ 29% din suprafața cortex-ului (spre deosebire de 3,5% la șobolani sau 17% la cimpanzei) și oferă din acest punct de vedere un indicator al gradului de evoluție a speciei umane. În cele mai multe cazuri, emisfera stângă (care controlează partea dreaptă a corpului) este dominantă în luarea unor decizii în raport cu stimuli provenind din mediul înconjurător. Aceasta controlează vorbirea și funcțiunile care presupun cunoaștere, fiind asociată cu ceea ce este cunoscut drept “conștiință de sine”. Emisfera dreaptă (care controlează partea stângă a corpului) este responsabilă cu “gestionarea” atenției, a orientării, precum și cu detecția semnalelor acustice complexe. Cele două emisfere comunică între ele, însă acționează ca 2 procesoare cu funcțiuni complementare.



a)



b)

Fig. 1.1: a) structura creierului uman; b) harta cortex-ului

“Cărămida” elementară din structura creierului o reprezintă celula nervoasă, denumită pe scurt neuron. În Fig. 1.2 este schițată o astfel de celulă, care include corpul celulei (*soma*), dendritele și axonul. Dendritele recepționează semnalele provenind de la axonii altor neuroni și le conduc spre corpul celulei. Spațiul dintre un axon și o dendrită se numește sinapsă. În creierul uman se găsesc aproximativ 10^{11} neuroni (adică de ordinul de mărime al numărului de stele din Calea Lactee!), iar fiecare neuron poate primi semnale de la 1000-10000 de “vecini”. În funcție de forma acestora se disting 34 de tipuri diferite de neuroni, iar din punct de vedere funcțional regăsim 100 de tipuri. Atunci când semnalul total recepționat de un neuron prin dendritele sale (denumit *activitatea* celulei) depășește o anumită valoare de prag se emite un așa-numit potențial de acțiune (*action potential*), sub forma unui puls electric cu amplitudinea de 70 mV, cu durata de 1 ms, care se propagă de-a lungul axonului cu o viteză de 120 m/s. Când impulsul ajunge în dreptul unei sinapse acesta se transformă într-un set de “semnale” chimice (neurotransmițători) care se propagă prin spațiul care separă cei 2 neuroni, iar la contactul cu membrana “destinatarului” semnalul este reconvertit la forma electrică. Sinapsele pot fi excitatoare, atunci când conduc la creșterea nivelului de activitate intern al celulei, sau inhibitoare în cazul în care reduc acest nivel. Studiile au arătat o comportare binară (de tip comparator) a celulei nervoase: sub un anumit prag de activitate neuronul nu produce nici un semnal, iar peste acest prag emite potențialul de acțiune, după care se “resetează”. Pe măsură ce crește nivelul de activitate potențialul de acțiune își mărește frecvența, nu însă și amplitudinea. La valori foarte ridicate ale activității nu se mai observă creșteri nici ale frecvenței și nici ale amplitudinii. Din punct de vedere matematic, dependența dintre nivelul de activitate și frecvența de emisie a potențialului de acțiune poate fi modelată printr-o funcție denumită *sigmoidală*:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-T)}} \quad (1.1)$$

în care x desemnează activitatea totală, T este valoarea de prag, iar constanta a controlează derivata în origine a funcției $f(x)$. Este important de subliniat că valoarea interconexiunii dintre doi neuroni este “modulată” de comportarea ansamblului acestora. Astfel, o regulă celebră elaborată de către cercetătorul american D. Hebb indică faptul că legătura dintre neuroni devine mai puternică dacă aceștia tind să emită simultan potențialul de acțiune. O observație fundamentală este cea potrivit căreia memorarea informațiilor se face nu prin stocarea la nivelul neuronului elementar, ci chiar în valorile interconexiunilor.

Observație: “Mesajele” dintre neuroni sunt modulate în frecvența de transmitere a pulsurilor, care poate ajunge pînă la câteva sute de Hz. Aceste valori sunt cu câteva ordine de mărime mai mici decât cele disponibile în tehnologiile actuale și totuși sarcini extrem de complicate (de exemplu, identificarea unei persoane cunoscute) sunt rezolvate foarte rapid, de obicei în citeva sute de milisecunde. Pentru ca un “circuit” neural format din “dispozitive” cu viteza de operare de câteva milisecunde să fie capabil de asemenea performanțe este obligatoriu ca acesta să opereze *în paralel* și, în plus, cantitatea de informație transmisă să fie mică. Rezultă de aici că informația semnificativă nu se transmite în mod direct, ci este “stocată” în masa distribuită a interconexiunilor dintre neuroni. Principiul structurii dense a legăturilor dintre neuroni a fost preluat și în teoria rețelelor neurale artificiale, motiv pentru care aceste sisteme sunt denumite și *rețele conexiuniste*. În concluzie, “cheia” rezolvării unor sarcini complicate de către creierul uman constă în utilizarea calculului paralel și a reprezentării distribuite.

Multe dintre caracteristicile creierului uman nu se regăsesc la calculatoarele digitale actuale. Acestea sunt fără îndoială rezultatul îndelungatei evoluții naturale și includ capacitatea de a învăța din experiență și de a folosi cunoștințele acumulate în contexte noi, procesarea paralelă și reprezentare distribuită a informației, toleranța “defecțiunilor” și consumul energetic redus. În Tabelul 1.1 se prezintă o analiză comparativă a celor două principii de calcul în funcție de principalii factori de interes:

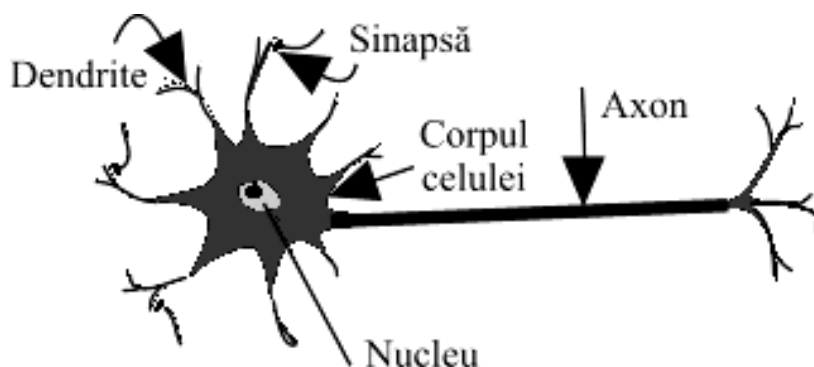


Fig. 1.2: Neuronul elementar

Tabelul 1.1: Comparație între calculatoarele digitale și rețelele neurale

Criteriul	Calculatoare digitale	Rețele neurale
<i>Procesor</i>	Complex, de viteză ridicată, utilizat în arhitecturi care includ un număr redus de astfel de componente	Simplu, de viteză scăzută, prezent în număr foarte mare
<i>Principiu de operare</i>	<i>Deducție:</i> se aplică reguli cunoscute asupra datelor de intrare pentru a obține răspunsul	<i>Inducție:</i> se utilizează datele de intrare și de ieșire pentru a identifica regulile care le unesc
<i>Mod de calcul</i>	Centralizat, sincron și serial	Colectiv, asincron și paralel
<i>Memoria:</i>	Separată de procesor, centralizată și adresabilă prin locație	Integrată în procesor, distribuită și adresabilă prin conținut
<i>Fiabilitate:</i>	Nu tolerează defecțiunile	Tolerează defecțiunile datorită redundanței și a “dispersării” sarcinilor
<i>Viteză de operare</i>	Ridicăta (microsecunde).	Scăzută (fracțiuni de milisecundă).
<i>Aplicabilitate</i>	Utilizabile numai dacă există algoritmi (“rețete” de rezolvare) bine definiți și datele de intrare sunt precise	Utilizabile chiar în absența unor algoritmi, sau folosind date incomplete, zgomotoase sau distorsionate

Multe elemente de terminologie specifice au fost preluate în mod natural și în literatura dedicată sistemelor artificiale. Este totuși important să subliniem cu claritate diferențele care separă principiile de funcționare ale creierelor naturale de cele ale calculatoarelor digitale clasice [102]:

- rețelele neurale biologice *nu* utilizează principiile de calcul ale calculatoarelor digitale. După cum se știe calculul digital poate fi sincron sau asincron. Dacă creierul ar funcționa asincron ar trebui ca durata impulsurilor emise de neuroni să fie variabilă, pentru ca nivelele logice să poată fi menținute pe durate nedefinite de timp, fapt care

nu se observă în practică. Dacă funcționarea ar fi sincronă ar fi necesar un "ceas" global, care de asemenea nu a fost pus în evidență. Observația fundamentală este că funcționarea neuronilor reali nu oferă precizia și stabilitatea necesare pentru a defini funcții logice, deci creierul este de fapt un "calculator" analogic.

- rețelele neurale biologice *nu* utilizează algoritmi de calcul sau coduri de control. Un algoritm exprimă în mod uzual un calcul recurent, care presupune menținerea definiției unor funcții pentru o perioadă oarecare de timp. Datorită problemelor de stabilitate amintite anterior asemenea instrucțiuni sau coduri nu ar putea fi menținute pe durate de timp mari. Rezultă de aici că principiile de calcul inspirate de funcționarea creierului pot constitui o *alternativă la calculul algoritmic actual*.

1.4 Aplicații specifice

Se pot identifica două direcții distincte înspre care este canalizată atenția cercetătorilor din domeniul rețelelor neurale. Prima o reprezintă identificarea unor modele plauzibile din punct de vedere biologic pentru neuronii elementari și structura de interconexiuni dintre aceștia. Interesul este justificat de preocupările pentru studierea creierelor naturale și de nivelul tehnologic actual, în speranța că într-o zi vom putea reproduce artificial performanțele remarcabile ale acestora. Cea de-a doua, pe care am putea-o denumi "inginerească", își propune un scop mai puțin ambițios dar la fel de necesar, anume **identificarea unor principii de procesare suficient de simple și robuste, dependente de un număr relativ restrâns de parametri și care să poată fi folosite pentru rezolvarea unor probleme concrete.**

Gama aplicațiilor în care se utilizează rețelele neurale artificiale este extrem de vastă, extinzându-se mult în afara preocupărilor legate de tehnică în general și de electronică în particular. În ultimii ani au fost raportate rezultate foarte încurajatoare privind folosirea acestora în medicină, finanțe sau construcția de automobile și viitorul va demonstra cu siguranță înmulțirea și diversificarea acestor exemple. Această abordare s-a dovedit utilă și în cazul unor probleme "clasice", ca de exemplu conversia analog-numerică sau calculul de transformate liniare. În Fig. 1.3 și Tabelul 1.2 prezentăm câteva categorii de aplicații în care rețelele neurale au fost utilizate cu succes, dovedindu-se superioare soluțiilor clasice, cu observația că cele mai multe dintre acestea vor fi ilustrate prin exemple concrete pe parcursul capitolelor următoare:

- **Clasificare:** o problemă de clasificare urmărește încadrarea unei anumite informații de interes într-o categorie dintr-o listă predefinită. Exemple practice întâlnim în recunoașterea caracterelor scrise de mână, în analiza semnalelor biomedicale, în prelucrarea semnalelor radar. Diversele clase sunt separate de așa-numite *suprafețe de decizie*, ale căror forme pot fi foarte complicate. Aplicațiile

de clasificare presupun două etape: reprezentarea convenabilă a informațiilor de intrare (extragerea de trăsături semnificative, neredundante) și luarea propriu-zisă a deciziei de alocare a “etichetei” corespunzătoare.

- **Aproximare funcțională:** având la dispoziție un set *limitat* de perechi de date intrare-ieșire generate de o funcție necunoscută scopul urmărit constă în estimarea cât mai exactă a dependenței funcționale care exprimă legătura dintre aceste informații. În statistica matematică această aplicație este denumită *regresie* și beneficiază de unele rezultate importante în special în cazul dependențelor liniare. În mare măsură abordarea neurală se bazează pe existența unor teoreme de aproximare universală specifice anumitor tipuri de rețele și oferă cadrul de rezolvare al unor categorii importante de aplicații precum cele de identificare de sistem, clasificare sau predicție.
- **Predicție:** scopul unei aplicații de predicție este de a pune la dispoziție o valoare viitoare a unei informații de interes folosind date cunoscute numai până la momentul de timp considerat. În această categorie sunt incluse aplicațiile financiare, analiza fenomenelor meteorologice, studiul consumului energetic. Unul dintre motivele care justifică abordarea neurală este că tehnicile de predicție liniară prezentate pe larg în literatură nu conduc la rezultate satisfăcătoare în astfel de aplicații importante.
- **Optimizare:** numeroase probleme concrete necesită identificarea unui set de valori ale unor parametri astfel încât o anumită informație de interes (denumită funcție obiectiv sau funcție de cost) să atingă valori extreme. Astfel de aplicații pot fi extrem de dificile, în special dacă funcția de optimizat este supusă unor constrângeri sau dacă problema poate avea mai multe soluții. Un caz particular îl reprezintă așa-numitele probleme de optimizare *combinatoriale*, la care setul de parametri poate căpăta numai valori discrete, dintr-un set predefinit. În unele situații este suficient ca soluția obținută, deși suboptimală, să asigure un compromis rezonabil între calitate și timpul de calcul necesar.
- **Memorie asociativă:** în memoriile clasice conținutul unei locații este accesat prin adresa corespunzătoare, care nu are nici o legătură cu informația stocată. În plus, orice eroare în precizarea adresei are ca efect recuperarea unei informații complet diferite. Spre deosebire de acest caz, o memorie asociativă este *adresabilă prin conținut*, în sensul că recuperarea informației de interes se face furnizând nu o adresă, ci o versiune incompletă, distorsionată sau zgomotoasă chiar a informației stocate.

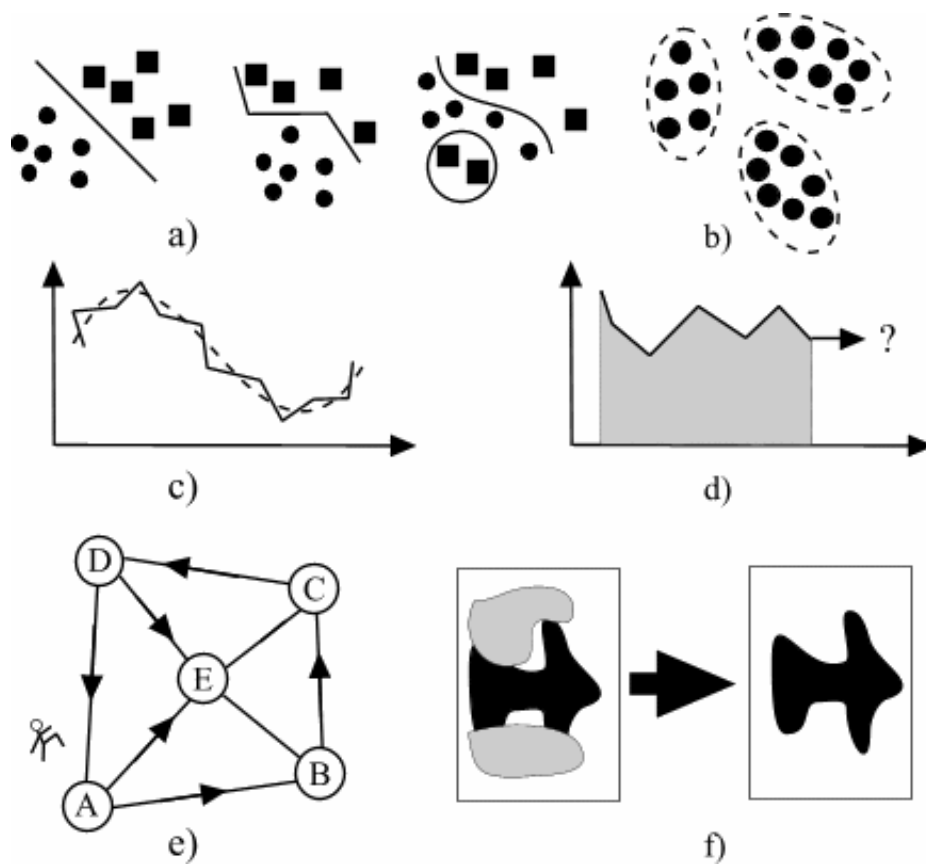


Fig. 1.3: Aplicații ale rețelelor neurale artificiale: a) clasificare; b) grupare (*clusterizare*); c) aproximare funcțională; d) predicție; e) optimizare; f) memorie asociativă

Tabelul 1.2: Principalele tipuri de rețele neurale artificiale

Denumirea rețelei	Tipul arhitecturii	Algoritm de învățare	Tipul variabilelor	Aplicații specifice
Perceptron	FF	S	A, D	Clasificare
Perceptron multistrat	FF	S	D	Recunoaștere de forme, modelare de sistem
ART	REC	N	A, D	Prelucrarea semnalelor radar
Hopfield	REC	fără învățare	A, D	Optimizare, Conversie A/D
Kohonen	FF	N	D	Prelucrare de vorbire
BAM	REC	fără învățare	A, D	Memorie asociativă
Madaline	FF	S	D	Prelucrare adaptivă de semnal
Mașina Boltzmann	FF	S	D	Recunoaștere de forme
Neocognitron	FF	S	D	Recunoaștere de caractere scrise de mână
Hamming	FF+REC	fără învățare	D	Optimizare
RBF	FF	S	D	modelare de funcții neliniare, egalizare

Legenda: FF - *feedforward*; S - învățare supravegheată; A - analogic
REC - recurentă; N - învățare nesupravegheată; D - discret
ART – Adaptive Resonance Theory; BAM – Bidirectional Associative Memory;
RBF – Radial Basis Functions

În pofida entuziasmului legat de acest domeniu manifestat mai ales în ultimii 10 ani, care uneori tinde să ne ducă cu gândul mai degrabă la literatura științifico-fantastică, este important să subliniem că această tehnologie nu este general aplicabilă și rezultatele obținute într-o problemă concretă nu sunt neapărat superioare unei tratări "ortodoxe", prin metode clasice (de exemplu, statistice). Mai mult, există situații în care tratarea clasică și punctul de vedere "neural" sunt intim legate, ca de exemplu în cazul rețelelor recurente de tip gradient (în care se utilizează intensiv stabilitatea în sens Liapunov) sau în prelucrarea de semnal vocal, unde clasificatoare neurale utilizează informații oferite de modele Markov ascunse (*Hidden Markov Models - HMM*).

Observația fundamentală care se poate face în legătură cu acest domeniu este că rețelele neurale sunt utile în aplicații pe care le-am putea denumi "orientate pe date", adică la care beneficiem de un volum mare de rezultate experimentale de genul unor perechi intrare-ieșire, fără să putem spune prea multe despre sistemul sau procesul care le-a generat. Din acest punct de vedere, unele operații de prelucrare intermediară a datelor, ca de exemplu normalizări, extragere de trăsături semnificative (*feature extraction*), grupări (*clustering*) pot conduce la îmbunătățiri sensibile ale performanțelor. De asemenea, în cazul modelării/identificării de sisteme a căror natură are un aspect neliniar intrinsec, abordarea "neurală" conduce la rezultate net superioare tratării liniare (de exemplu în cazul egalizatoarelor de canal în transmisii de date sau în analiza seriilor de timp, în particular a celor haotice). În unele aplicații de prelucrare de imagine sau de control rețelele neurale pot înlocui algoritmi de calcul complicați sau nu suficient de rapizi. În recunoașterea de forme, mai ales în cea a caracterelor scrise de mână și, respectiv, în recunoașterea vorbirii, rețelele neurale se dovedesc indispensabile în obținerea unor rezultate semnificative.

Deși în majoritatea lucrărilor apărute în literatura de specialitate se utilizează intensiv simularea pe calculator este important să subliniem că un beneficiu real se poate căpăta numai prin implementarea soluțiilor propuse, folosind circuite VLSI sau optice. O problemă majoră o constituie din acest punct de vedere modalitatea de a asigura compatibilitatea cu *hardware*-ul existent.

Prezentăm în continuare câteva aplicații concrete care ilustrează aria largă de aplicabilitate a acestei tehnologii, cu mențiunea că un număr special al *IEEE Transactions on Neural Networks* apărut în iulie 1997 a fost dedicat acestui subiect:

- detecția utilizării frauduloase a cărților de credit [54]: din 1996 funcționează în Spania sistemul Minerva, care înglobează un clasificator neural capabil să identifice cu mare probabilitate operațiunile frauduloase desfășurate cu cărți de credit VISA. Sistemul face față cu succes celor două cerințe specifice acestei aplicații, anume timpul mic de răspuns și volumul imens de tranzacții ce trebuie

analizate. Suportul teoretic este oferit de varianta neliniară a așa-numitei analize discriminatorii de tip Fisher.

- aplicații financiare [131]: firma americană *NeuroDimension* a elaborat produsul software denumit *TradingSolutions* destinat unei categorii largi de aplicații din domeniul financiar precum predicția indicatorilor bursieri, a valorii acțiunilor cotate sau a dobânzilor, alcătuirea unui portofoliu de investiții și elaborarea unei strategii de acțiune la bursă. Produsul este bazat pe utilizarea simulatorului *NeuroSolutions*, care înglobează o paletă extrem de largă de arhitecturi și algoritmi de antrenare incluși într-un mediu de operare flexibil, intuitiv și simplu de manevrat.
- procesarea peliculelor de film [186]: firma americană *Silicon Recognition* produce un circuit VLSI specializat în operații de prelucrare de imagine cu performanțe remarcabile. Acest circuit reprezintă materializarea conceptului denumit ZISC (*Zero Instruction Set Computer*) și include în structura sa o rețea neurală denumită RBF (*Radial Basis Functions*) cu 36 de neuroni, expandabilă nelimitat prin simpla interconectare a unor circuite similare. Conceptul, considerat revoluționar, asigură o viteză de operare de 8,6 GB/s, o frecvență de lucru redusă (33 MHz) și compatibilitate cu *hardware*-ul uzual. Circuitul a fost utilizat cu succes în prelucrarea peliculelor de film deteriorate, în aplicații de recunoaștere de caractere scrise de mână, precum și de control al calității fabricării circuitelor integrate.
- industria alimentară [32]: o rețea neurală cu rol de clasificator a fost utilizată pentru analiza cleiului de stejar folosit în industria viticolă pentru etanșizarea sticlelor de vin. Aplicația este extrem de dificilă deoarece trebuie identificată cu precizie prezența oricăror crăpături, găuri sau eventuale insecte și încadrarea corectă a probei analizate într-una dintre cele 8 categorii acceptate. În aceeași arie de interes se încadrează și sistemul realizat de către firma *Hecht-Nielsen Corporation* folosit la sortarea automată a merelor pe categorii de calitate.
- navigare automată: sistemul ALVINN (*Autonomous Land Vehicle In a Neural Network*) [144] primește drept intrare imagini ale traseului de urmat și furnizează drept ieșire direcția pe care trebuie să se miște vehiculul considerat. Este folosită o rețea multistrat având 1217 neuroni pe stratul de intrare, 29 de neuroni pe stratul ascuns și 46 de neuroni de ieșire. Baza de date de antrenare a constat din 1200 de imagini reprezentând diverse combinații de trasee, curbe, condiții de iluminare și nivele de distorsionare. Rezultatele raportate au fost comparabile cu cele obținute de cele mai performante sisteme de navigare automată tradiționale, cu avantajul unei durate a procesului de antrenare incomparabil mai reduse și cu posibilitatea îmbunătățirii performanțelor în urma constatării unor erori de navigare.

Rețelele neurale și politica

În campania pentru alegerile prezidențiale din Statele Unite din 1968, cu ocazia Convenției Partidului Democrat desfășurată la Chicago au avut loc confruntări violente între poliție și un grup de demonstranți, generate în principal de comportamentul agresiv al unor ofițeri. Pentru a preveni repetarea unor incidente asemănătoare, în preajma Convenției similare desfășurate în 1996, Departamentul de Poliție din Chicago a utilizat o rețea neurală pentru a identifica polițiști capabili de a provoca conflicte. Iată un citat din ziarul *Scientific American*, din decembrie 1994:

“The (neural network) program forecasts whether each of the 12,500 officers on the force is likely to behave in a manner similar to nearly 200 colleagues who were dismissed or resigned under investigation during the last five years for actions ranging from insubordination criminal misconduct.”

Un total de 91 de ofițeri au fost identificați și îndrumați spre un program de reeducare. Sindicatul polițiștilor a contestat concluziile studiului deoarece rețea neurală nu oferea în mod explicit nici o motivație asupra rezultatului furnizat.

1.5 Legătura cu alte domenii de cercetare

Rețelele neurale artificiale sunt parte componentă a așa-numitelor *sisteme cognitive*, care reprezintă o colecție de tehnologii informatice *inspirate* de mecanismele care sunt utilizate de creierul uman în prelucrarea semnalelor recepționate, în procesul gândirii, în luarea unor decizii, precum și de principiile evoluției naturale. În aceeași categorie sunt incluse sistemele *fuzzy*, algoritmi genetici și sistemele expert (Fig. 1.4).

Pe de altă parte teoria rețelelor neurale artificiale reprezintă un exemplu de arie de cercetare interdisciplinară. Un studiu aprofundat al acestui domeniu este de neconceput fără cunoștințe de neurofiziologie, psihologie, matematică, fizică statistică, informatică, teoria sistemelor, microelectronică. Toate aceste discipline comunică activ cu teoria rețelelor neurale, oferind suport teoretic și experimental și

beneficiind de instrumentele de analiză proprii tehnologiilor inteligente. O imagine intuitivă asupra legăturii cu alte domenii de cercetare se prezintă în Fig. 1.5.

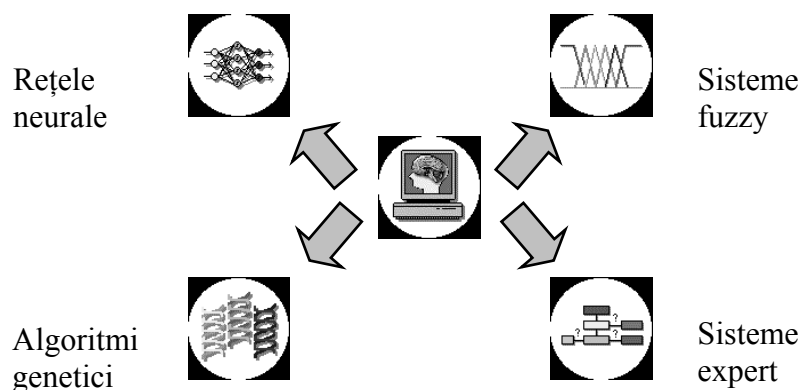


Fig. 1.4: Sisteme cognitive

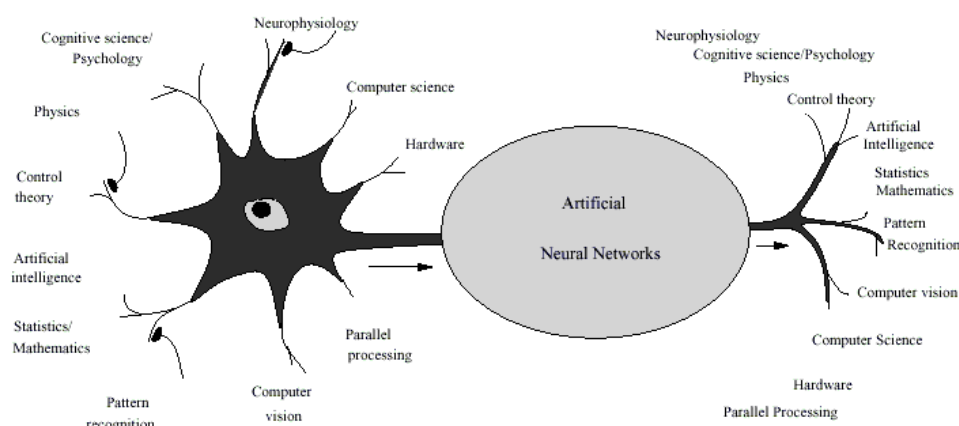


Fig. 1.5: Relația dintre rețelele neurale și alte domenii de cercetare

O analiză critică a teoriei rețelelor neurale artificiale dezvoltată până în prezent ilustrează câteva dezavantaje ale acestora, printre care:

- lipsa unei tratări teoretice unitare: de multe ori soluțiile propuse se potrivesc numai aplicației concrete ilustrate, fiind dificilă adaptarea comodă la o alta, diferită
- lipsa unor informații referitoare la arhitectura necesară într-o aplicație dată, sub forma unor reguli de construcție clare (de exemplu, număr de straturi și număr de neuroni pe fiecare strat, rețea cu reacție sau fără reacție)
- structuri de multe ori "stufoase", ridicând probleme deosebite în implementare, mai ales dacă este necesară învățarea *on-line*. În plus, depanarea este practic imposibilă, deoarece calculul este distribuit în toată masa rețelei și nu este posibilă localizarea "componentei" care conduce la funcționare eronată la un moment dat. Totuși, acest aspect are și un efect binefăcător, conferind rețelei un grad sporit de robustețe, în sensul că defectarea unor "neuroni" nu conduce la degradarea dramatică a performanțelor globale ale rețelei.
- deși nu constituie neapărat un dezavantaj, unele rețele neurale artificiale nu sunt plauzibile biologic, de exemplu cele care folosesc algoritmi de învățare supravegheată (care beneficiază de existența în fiecare moment a unui răspuns dorit). În plus, este posibil ca unele teorii bazate pe concepte aflate conjunctural "la modă" (holografia, sistemele haotice) să nu se dovedească până la urmă corecte în explicarea mecanismelor de funcționare a creierului.

1.6 Note istorice

Preocupări privind studiul alcătuirii și funcționării creierului uman au apărut încă de la sfârșitul secolului trecut, remarcabile fiind rezultatele lui Ramón y Cajál (câștigător, alături de Camillo Golgi, al premiului Nobel pentru medicină în 1906) [153], creditat cu descoperirea rețelei dense de interconexiuni din cortex. Epoca modernă este marcată de următoarele momente semnificative:

- **1943:** apare lucrarea "*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*" a cercetătorilor americani McCulloch și Pitts, în care este introdus un model matematic pentru neuronul elementar. Deși caracterizat prin limitări majore, acest model permitea explicarea funcționării unor *ansambluri* de neuroni elementari.
- **1949:** cartea *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory* a americanului D.O. Hebb prezintă modalitatea explicită de modificare a legăturilor dintre neuronii elementari, deschizând calea elaborării unei game largi de algoritmi de învățare.

- **1958:** Rosenblatt introduce *perceptronul* ca model util în rezolvarea problemelor de clasificare și demonstrează o binecunoscută teoremă de convergență a algoritmului de adaptare corespunzător.
- **1969:** Minski și Papert demonstrează riguros în lucrarea *Perceptrons* că arhitecturile cu un singur strat formate din neuroni elementari de tip perceptron au limitări majore. Lansarea ideii (dovedite mai târziu a fi false) că aceste limitări se "transferă" și la arhitecturile de tip multistrat avea să "înghețe" interesul cercetătorilor din acest domeniu pentru mai mult de un deceniu.
- **1982:** cercetătorul american J.J. Hopfield publică lucrarea "*Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities*" în care introduce un punct de vedere elegant asupra funcționării rețelelor neurale recurente cu conexiuni simetrice. Această lucrare și cele care vor apare în anii imediat următori reprezintă în fapt momentul de reluare cu asiduitate a cercetării în acest domeniu.
- **1986:** Rumelhart, Hinton și Williams prezintă algoritmul de adaptare cunoscut sub numele *back-propagation* (cu propagarea inversă a erorii), utilizat pentru antrenarea rețelelor de tip perceptron multistrat. Acest algoritm, descris pentru prima dată de fapt în teza de doctorat a lui P.J. Werbos (1974), constituie și în prezent soluția cea mai des utilizată în aplicații dintre cele mai diverse.
- **1987:** se desfășoară la San Diego (SUA) prima conferință internațională consacrată rețelelor neurale artificiale. În următorii câțiva ani apar primele reviste specifice acestui domeniu (*IEEE Transactions on Neural Networks*, *Neural Networks*, *Neural Computation*), precum și unele organizații de profil (*International Neural Networks Society*, *Neural Networks Council* din cadrul IEEE).