

REȚELE NEURONALE CU ÎNVĂȚARE NESUPRAVEGHEATĂ DE TIP KOHONEN. PROFILAREA SARCINII

Utilizarea RNA pentru rezolvarea unor probleme practice necesită parcurgerea, unei etape esențiale - etapa de *învățare* sau *antrenare*. În majoritatea cazurilor, antrenarea unei RNA constă în determinarea ponderilor conexiunilor sinaptice dintre neuroni w_{ij} și a pragurilor fiecărui neuron θ_i , care asigură performanțele optime ale rețelei, în sensul în care, pentru un set de date aplicat la intrare, rețeaua oferă la ieșire răspunsul cel mai apropiat de soluția exactă a problemei studiate. Din punctul de vedere al metodei de antrenare, rețelele neuronale pot fi clasificate în două mari categorii: rețele cu antrenare *supravegheată* și rețele neuronale cu antrenare *nesupravegheată*.

Perceptronul multistrat este cea mai reprezentativă și des utilizată rețea neuronală cu antrenare supravegheată. Din a doua categorie, fac parte rețelele Hopfield și Kohonen.

Rețele neuronale artificiale de tip Kohonen

Rețelele SOFM – hărți de trăsături cu auto-organizare (în engleză *Self-Organizing Feature Maps*) au fost inspirate după organizarea creierului uman, în care relații spațiale sau de alt tip între stimuli corespund unor relații spațiale între neuroni, iar cortexul cerebral are forma unei pânze subțiri care înfășoară suprafața creierului, realizând prin modul de dispunere a centrilor nervoși o proiecție deformată a întregului corp.

Pe baza acestor observații, Kohonen a construit rețelele SOFM, ce au fost concepute pentru învățarea nesupravegheată, deseori numită și *auto-organizare*. Dacă în cazul învățării supravegheate setul de antrenare conținea perechi intrare-ieșire dorită, iar rețeaua neuronală trebuia să realizeze maparea intrărilor către ieșiri, la învățarea prin auto-organizare setul de antrenare conține numai mărimi de intrare, iar rețeaua SOFM încearcă să învețe structura datelor de intrare, chiar și în cazul inexistenței vreunei informații despre această structură. Rețeaua învață singură, fără a i se indica răspunsul corect pentru un model prezentat la intrare. Altfel spus, ea descoperă trăsături caracteristice ale datelor de intrare, fără a folosi valori cunoscute sau dorite la ieșire. Informațiile despre aceste trăsături caracteristice se creează în procesul de învățare și sunt memorate în ponderile conexiunilor sinaptice, sub forma unor așa-numite prototipuri. În orice moment, ieșirile rețelei descriu relația dintre intrarea curentă și prototipurile memorate în rețea.

În studiul de caz realizat, s-a folosit principiul învățării competitive, care extrage din datele de intrare un set de prototipuri sau vectori centru asociați unor zone din spațiul datelor de intrare. Fiecare prototip este memorat ca un vector de ponderi. Numărul prototipurilor este independent de dimensiunea spațiului de intrare. O hartă de trăsături se obține dacă la neuronii dintr-o rețea cu învățare competitivă se adaugă o formă de organizare topologică

Rețeaua SOFM folosește dispunerea neuronilor în nodurile unei grile, de obicei, dar nu obligatoriu, bi-dimensională. În această lucrare, s-a folosit o grilă unidimensională (Fig.1). Un neuron din grila-suport este asociat unei clase, fiind numit *neuron-clasă*. Fiecare dintre aceștia este caracterizat de poziția sa în grilă și un anumit prototip.

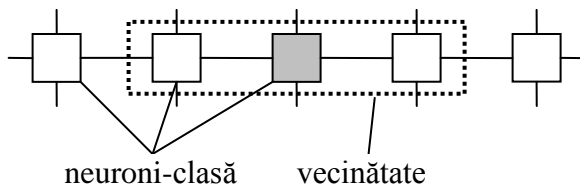


Fig. 1 Structura rețelei Kohonen cu grilă unidimensională.

De fiecare dată când rețelei i se prezintă un model de intrare, se calculează distanțele euclidiene între modelul respectiv și prototipurile neuronilor-clasă. Dintre aceste distanțe se alege cea cu valoare minimă, iar neuronul-clasă asociat acesteia va purta numele de neuron câștigător. După prezentarea unui număr de modele de intrare, rețeaua încearcă să proiecteze grila-suport

în spațiul datelor de intrare, astfel încât fiecare vector de intrare să fie cât mai apropiat de un anumit prototip, iar proiecția grilei să fie cât mai puțin deformată.

Principala particularitate a rețelelor SOFM este aceea că adaptarea ponderilor prototipurilor nu are loc numai pentru neuronul-clasă câștigător, ci și pentru neuronii-clasă aflați în apropierea sa. Vecinătatea neuronului clasă c , care îl include întotdeauna și este centrată pe acesta, este definită ca fiind mulțimea neuronilor-clasă dispuși în nodurile grilei-suport la o distanță față de neuronul c mai mică decât o anumită valoare-prag.

Într-o rețea SOFM, toți neuronii-clasă concurează pentru dreptul de a învăța. Fiecare vector din setul de antrenare, notat $x^{(m)}$, este comparat cu prototipurile w_c asociate neuronilor clasă. Neuronul câștigător este acela pentru care distanța $\|x^{(m)} - w_c\|$ este minimă. După stabilirea neuronului câștigător c , acesta își adaptează prototipul alături de toți neuronii-clasă aflați în vecinătatea sa, notată V_c . În aplicația realizată, s-au folosit vecinătăți continue, ce sunt caracterizate de o funcție de formă gaussiană:

$$V_c = e^{\frac{-\rho_c^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

unde σ^2 este dispersia, care descrie împrăștierea distribuției gaussiene, iar ρ_c este distanța dintre neuronul-clasă c și neuronul câștigător c_{cs} , măsurată prin diferența dintre pozițiile celor doi neuroni pe grila-suport:

$$\rho_c = |P_c - P_{cs}| \quad (2)$$

Vecinătatea neuronului câștigător este definită de dispersia σ^2 . Cu cât gradul de împrăștiere pentru un neuron este mai mare, cu atât vecinătatea sa este mai largă. În cursul antrenării rețelei, vecinătățile neuronilor trebuie îngustate, pentru a se evita blocarea în minime locale. Inițial, se pornește, în principiu, de la vecinătăți foarte largi (practic, vecinătatea unui neuron cuprinde toți neuronii-clasă din rețea). În prima etapă (ordonarea) are loc organizarea brută a hărții de trăsături și ordonarea primară a caracteristicilor datelor de intrare. Prototipurile multor neuroni-clasă sunt asemănătoare. În etapa a doua (convergența), vecinătățile se îngustează treptat, până ajung la 0 și are loc diversificarea prototipurilor.

În ceea ce privește prototipurile, acestea sunt inițializate în general aleatoriu, cu valori din intervalul (0,1). Se consideră apoi fiecare model de intrare $x^{(m)}$, pentru care se face adaptarea unilaterală a prototipurilor neuronilor-clasă, astfel: după determinarea neuronului câștigător c_{cs} , se face adaptarea ponderilor numai pentru neuronii din vecinătatea sa, prin apropierea prototipurilor de modelul curent. Restul neuronilor nu își modifică ponderile. Matematic, se poate scrie:

$$\begin{aligned} w_c &= w_c + \eta(x^{(m)} - w_c) & c \in V_{cs} \\ w_c &= w_c & c \notin V_{cs} \end{aligned} \quad (3)$$

unde η este rata de învățare.

Un domeniu în care rețelele neuronale cu învățare nesupravegheată își găsesc o largă aplicabilitate îl reprezintă recunoașterea formelor. Proprietățile asociative ale RNA Kohonen sau Hopfield sunt utilizate în variate aplicații, pornind de la recunoașterea optică a caracterelor (OCR) până la studii de profilare a sarcinii în energetică.

Profilarea sarcinii

Metodele ce pot fi folosite pentru dezvoltarea unei metodologii de profilare a sarcinii diferă, în funcție de datele pe care le are la dispoziție furnizorul și de efortul financiar pe care acesta este apt a-l depune. Astfel, tehnica denumită *profilarea sarcinii* reprezintă un set de proceduri care permite transformarea istoricului de consum al unor consumatori, care nu sunt echipați cu contoare electronice, într-o serie de curbe de sarcină estimate, pentru o anumită categorie de consum, profilate orar, denumite frecvent *grafice* sau *curbe tip de sarcină*.

O *Curbă* sau un *Grafic Tip de Sarcină* descrie o estimare a tiparului mediu de consum al unui grup de consumatori, în care variația sarcinii se indică la nivel orar sau la nivelul unei subdiviziuni corespunzătoare (de exemplu la sfert de oră). Curbele tip de sarcină se exprimă de

regulă în unități relative ; de exemplu, diagrama de mai jos indică un asemenea grafic tip de sarcină.

01:00	02:00	03:00	04:00	05:00	06:00	07:00	08:00	09:00	10:00	11:00	12:00
0.55	0.40	0.35	0.34	0.34	0.39	0.60	1.08	1.06	0.93	0.88	0.87

13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00	24:00
0.92	0.86	0.83	0.96	1.36	1.72	1.79	1.67	1.54	1.44	1.23	0.87

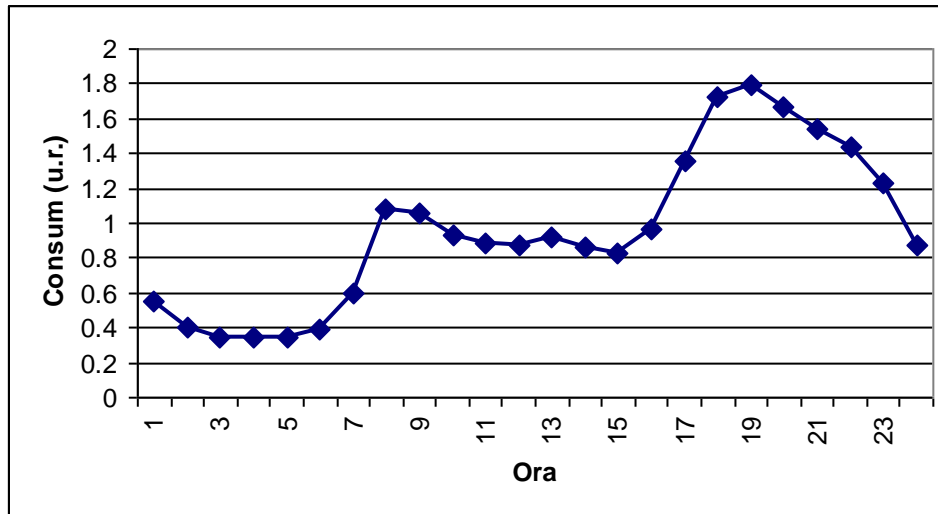


Fig. 2 Exemplu pentru un grafic tip de sarcină exprimat în u.r.

În cele ce urmează sunt descrise succint câteva dintre cele mai cunoscute asemenea metode.

Metoda curbei de sarcină a sistemului

Această metodă folosește forma curbei de sarcină a sistemului (zona deservită de furnizorul respectiv) pentru modelarea tuturor consumatorilor din sistem. Aceasta este cea mai primitivă formă de profilare a sarcinii. Deși nu presupune costuri adiționale, metoda curbei de sarcină a sistemului se caracterizează prin precizii foarte slabe, deoarece foarte mulți consumatori vor avea curbe de sarcină cu forme total diferite.

Metoda curbei de sarcină nete a sistemului

Această metodă folosește, de asemenea, o curbă unică pentru modelarea tuturor consumatorilor. Curbă unică, de referință, se obține de această dată din curba sistemului, din care se scade curba de sarcină agregată a tuturor consumatorilor prevăzuți cu contoare electronice. Costurile implicate de implementarea acestei metode sunt reduse, însă precizia este încă foarte slabă, chiar dacă poate fi îmbunătățită prin instalarea unui număr sporit de contoare electronice.

Metoda curbelor tip statice

În acest caz, folosind date din istoricul de consum al anumitor categorii de consumatori, se construiesc curbe tip de sarcină pentru diferite tipuri de zile și regimuri sezoniere. Această abordare reprezintă un salt calitativ remarcabil în raport cu cele două metode anterioare, care se traduce prin creșterea substanțială a preciziei de reprezentare. Totuși metoda curbelor tip statice

implică costuri suplimentare, achiziția unor date pentru formarea istoricului de consum și – ceea ce este mai important – nu ia în considerare factorii care pot influența nivelul consumului de energie electrică (de ex. condițiile meteorologice).

Metoda curbelor de sarcină similare

Curbele de sarcină similare se construiesc folosind date corespunzătoare unei zile asemănătoare zilei de calcul conform anumitor criterii. Există o varietate largă de criterii de similitudine ce pot fi folosite, dintre care amintim consumul total de energie din sistem, tipul de zi sau condițiile meteorologice. Această metodă are o precizie comparabilă cu cea a metodei curbelor tip statice, însă necesită un istoric de consum mai restrâns. Totodată, principiul metodei asigură (deși nu într-o formă foarte riguroasă și transparentă) luarea în considerare a factorilor care pot influența nivelul consumului (condițiile meteorologice).

Metoda curbelor tip statice ajustate

Pentru această metodă, curbele tip de sarcină sunt create prin prelucrarea istoricului de date pentru o anumită categorie de consum. Curbele astfel generate sunt ajustate apoi pentru a reflecta influența anumitor factori (de ex. condițiile meteorologice). Din punctul de vedere al tipului de abordare, cele mai răspândite modele pentru această metodă sunt regresia liniară și rețelele neuronale artificiale. Chiar dacă implică costuri suplimentare și necesită existența unui istoric al sarcinii, această metodă se caracterizează printr-o precizie superioară metodelor descrise anterior.

Metoda curbelor tip dinamice

Această metodă presupune instalarea, cu caracter permanent, a unor contoare electronice la o serie de consumatori considerați reprezentativi pentru diferite categorii de consum. În plus, contoarele respective trebuie interogate zilnic, pentru preluarea curbelor de sarcină (teletransmisie). Folosind datele astfel obținute, se generează zilnic noi curbe tip de sarcină pentru fiecare categorie de consum. Totodată, caracterul zilnic al prelucrării curbelor tip face ca acestea să includă într-o formă indirectă și influențele unor factori cum ar fi condițiile meteorologice. În prezent, se consideră că aceasta ar fi cea mai performantă metodă de profilare a sarcinii, care exclude și existența oricărui istoric al consumului. Totuși, costurile antrenate în special de teletransmisia datelor și de achiziționarea contoarelor electronice pentru consumatorii reprezentativi, pot reduce substanțial atractivitatea ei.

Metoda curbelor tip dinamice cu decalaj

Această metodă este asemănătoare metodei dinamice standard, exceptând faptul că interogarea contoarelor electronice instalate la consumatorii considerați reprezentativi nu se mai face zilnic, ci săptămânal sau lunar. Costurile asociate acestei metode se reduc într-o anumită măsură, dar și precizia de modelare are de suferit.

Analiza comparativă a metodelor de profilare

Dintre cele șapte metode de profilare a sarcinii prezentate, primele două – metoda curbei de sarcină a sistemului și metoda curbei nete de sarcină a sistemului – sunt cele mai imprecise și de aceea utilizarea lor nu se recomandă decât în situațiile în care nu există studii prealabile privind profilarea sarcinii. La cealaltă extremă se situează metodele curbelor tip dinamice standard sau cu decalaj, care implică însă costuri foarte mari. Pe de altă parte, metoda curbelor tip statice, deși asigură o precizie relativ bună nu poate fi utilizată decât cu caracter interimar, deoarece nu ia în considerare factorii de influență cum ar fi condițiile meteorologice. În sfârșit, metoda curbelor de sarcină similare și metoda curbelor tip statice ajustate conduc la rezultate similare din punctul de vedere al preciziei. Totuși, prima dintre aceste metode este considerată mult prea simplistă, în principal din punctul de vedere al criteriului de similitudine folosit.

În acest context, majoritatea lucrărilor care abordează problematica profilării sarcinii recomandă profilarea statică ajustată ca fiind cea mai convenabilă în momentul de față. Totodată, având în vedere precizia de calcul sporită, profilarea dinamică a sarcinii rămâne o opțiune atractivă pentru viitor. În Fig. 3 se indică o posibilă etapizare a metodologiei de profilare a sarcinii.

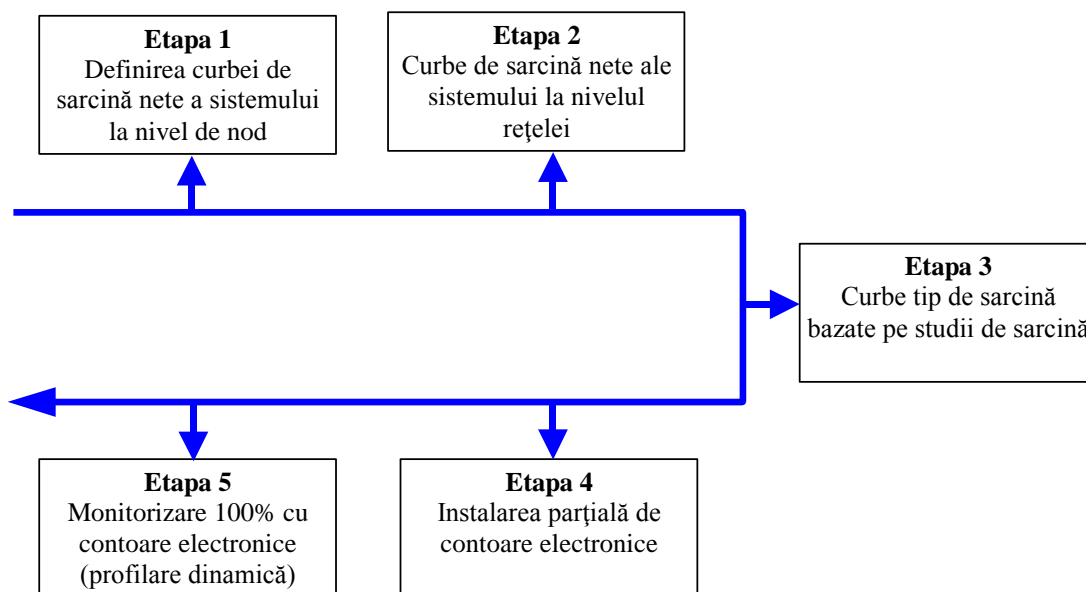


Fig. 3 – Etapizarea profilării sarcinii.

Segmentarea structurii de consum

Indiferent dacă este vorba de abordarea statică sau de cea dinamică, construirea graficelor tip de sarcină presupune parcurgerea anumitor etape, dintre care cea mai sensibilă în raport cu rezultatele profilării este segmentarea. Segmentarea este operația prin care se decide numărul de grafice tip de sarcină ce urmează să descrie consumatorii din categorii reprezentative pentru populația considerată. În general, ca parametri de segmentare se pot folosi individual sau în combinații: activitatea desfășurată de consumator; amplasarea acestuia în cadrul sistemului; tariful aplicat; nivelul de consum apreciat după puterea absorbită, energia consumată sau factorul de putere; tipul zilei și sezonul.

În general, la alegerea numărului de curbe tip de sarcină, pe baza acestor criterii, se recomandă luarea în considerare a următoarelor aspecte:

- Categoriile de consum trebuie să reflecte grupuri de consumatori relativ omogene din punctul de vedere al formei curbei de sarcină.
- Fiecare curbă tip trebuie să difere semnificativ de celelalte curbe.
- Numărul total de curbe tip trebuie să fie cât mai redus.
- Construirea curbelor tip trebuie să se facă urmărind minimizarea dezechilibrului balanței producție/consum (inclusiv pierderi) a sistemului.

Sunt interesant de urmărit soluțiile de segmentare adoptate de diferiți furnizori în lume. De exemplu, compania Illinois Power (S.U.A.) folosește 32 segmente împărțite după nivelul de consum (mai mic sau mai mare de 200 kW), natura consumului (general sau pentru încălzire electrică), natura activității (birouri, comerț cu amănuntul, restaurante, locuințe, școli, etc), precum și 4 segmente speciale, care au în vedere iluminatul public și alți consumatori speciali. O altă companie de electricitate din S.U.A., compania BGE folosește un model de segmentare cu 4 segmente pentru consumul casnic (cu / fără încălzire electrică și cu / fără tarif diferențiat) și 3 segmente pentru consumatorii comerciali (peste 60 kW și tarif diferențiat, respectiv sub 60 kW, cu / fără tarif diferențiat). În sfârșit, Rockland Electric Company folosește o segmentare foarte

„adâncă” și complexă, organizată pe 5 straturi, ajungând în cele din urmă să folosească câte 475 curbe tip în decursul unui an, pentru consumatorii casnici și comerciali.

În momentul de față, în țara noastră ANRE a stabilit următoarele segmente de consum: consumatori casnici, consumatori agenți economici (consumatori industriali, servicii publice, consumatori agricoli, consumatori terțiari) și consumatori atipici.

După cum se constată din parcurgerea acestor exemple, modul de segmentare urmărește în principiu două componente majore – consumatorii casnici și cei comerciali – însă în interiorul fiecărei componente segmentarea diferă substanțial de la un furnizor la altul și nu este într-atât de limitativă cantitativ precum rezultă din cerințele generale ale profilării, menționate mai sus

În acest context, implementarea unor soluții specifice inteligenței artificiale, au ca obiectiv simplificarea etapei de segmentare, asigurând totodată o rezoluție cât mai bună a acestui proces.

APLICAȚIE

După modelele prezentate mai sus, se vor studia curbele de sarcină aparținând mai multor categorii de consumatori, pentru cazul clasificării cu rețeaua Kohonen. Se vor compara rezultatele obținute și se vor trage concluzii referitoare la posibilitățile de folosire a rețelelor neuronale Kohonen în domeniul profilării sarcinii.