

# ELECTRIC ENERGY FORECAST FOR RESIDENTIAL USERS

JIGORIA-OPREA D.\*, KILYENI S.\*, DAN F.\*\*

\* Politeh. Univ. of Timisoara, Timisoara

\*\* University of Oradea, Universității no.1, Oradea

[florindanro@gmail.com](mailto:florindanro@gmail.com)

**Abstract – Aceasta lucrare se concentreaza asupra prognozei pe termen scurt a consumului de energie electrica a consumatorilor rezidentiali utilizand retele neuronale artificiale. Lucrarea este structurata in 6 parti. In prima parte se prezinta o scruta introducere a problemei analizate. In partea a doua se prezinta baza de date continand seriile de timp cu puterile medii orare ale consumatorilor analizati. Umatoarele doua parti arata descrierea mediului de programare si respectiv, a modelului utilizat. Rezultatele prognozei sunt urmate apoi de concluziile lucrarii.**

**Keywords:** short term load forecast, artificial neural network, residential consumer electric energy load forecast.

## 1. INTRODUCTION

În prognoza consumului pe termen scurt (STLF – short-term load forecasting), sarcina viitoare este prognozată prin extrapolarea unei relații predeterminate între seriile de timp continuând consumurile, și cuantificarea relației prin utilizarea unei tehnici potrivite de estimare a parametrilor.

O condiție prealabilă pentru dezvoltarea unui model precis de prognoză este o înțelegere aprofundată a caracteristicilor consumului care urmează să fie modelat [1-3]. Aceste cunoștințe despre comportamentul de sarcina sunt dobândite din experiența utilizării datelor de consum și prin analiza datelor statistice de consum, din trecut. Consumatori dintr-un mediu economic și climatic similar au, de obicei un comportament de consum asemănător și modele de prognoza a consumului dezvoltate pentru o un tip de consumator pot fi, de obicei, ușor modificate pentru a se utiliza altui tip de consumator [5,6]. Sarcina furnizată de un sistem de distribuție a energiei electrice (EE) are o natură dinamică și reflectă în mod direct activitățile și condițiile din mediul înconjurător[4].

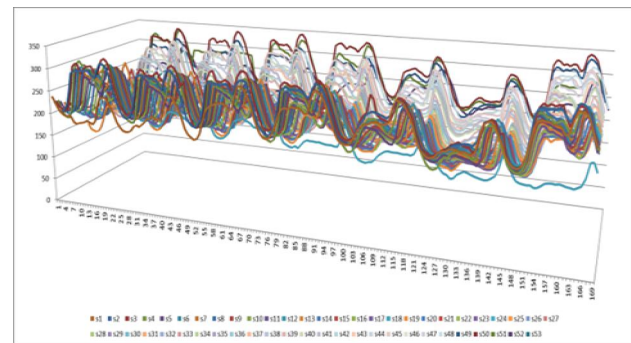
## 2. PREZENTAREA BAZEI DE DATE

Baza de date a fost realizată prin măsurători efectuate la consumatori rezidentiali, în posturile de transformare care deservește utilizatorii. Baza de date este formată din măsurători orare ale puterii medii, în intervale de timp de la câteva zile până la câțiva ani. O parte din măsurători a fost furnizată de către Catedra de Electroenergetica a Facultatii de Electrotehnica și

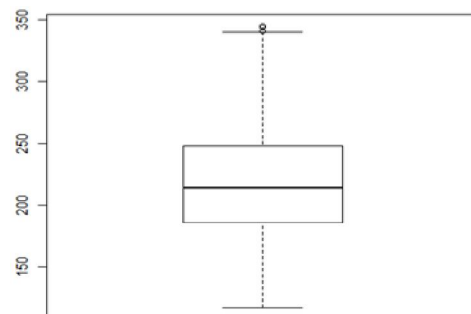
Electroenergetica a Universitatii Politehnica Timisoara, o parte a fost obținută prin măsurători efectuate de către Universitatea din Oradea cu ajutorul echipamentelor profesionale din dotarea Centrului de Cercetare „Managementul Proceselor Energetice”, o alta parte a fost obținută prin bunăvoința conducerii SC Filiala de Distribuție a Energiei Electrice(FDEEO), “Electrica DISTRIBUȚIE. Transilvania Nord” SA, Sucursala Oradea. Datorită clauzelor de confidențialitate dintre FDEE și clienții acestora, datele obținute sunt compuse doar din puterile medii orare și din descrieri sumare ale consumatorilor, sau a grupurilor de consumatori deserviți.

### a)Consumatorul rezidential C1

Consumatorul pe care îl vom analiza este reprezentat de un cartier de blocuri de apartamente dintr-un mic oraș din partea de vest a țării, în care consumul rezidențial este reprezentativ (85% ÷ 90%). Măsurătorile încep de marți - 01.01.2008 și până miercuri - 31.12.2008. Măsurătorile au fost realizate în postul de transformare care deservește cartierul de locuințe.[4]



**Fig. 1. Reprezentarea grafică 3D a consumului orar în serii săptămânale de-a lungul unui an pentru consumatorul C1 (Pmed orară în kW)**



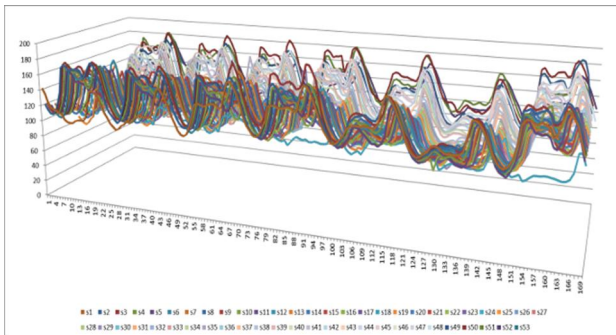
**Fig. 2. Diagrama „box and whisker” pentru consumatorul C1(Pmed orară în kW)**

**Tabelul 1. Descriere statistică a bazei de date C1(P<sub>med</sub>)**

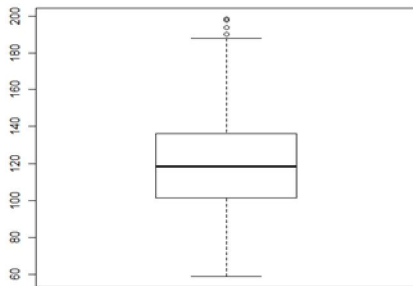
Funcție	Valoarea[kW]
Minimul(min)	116,6
Maximul(max)	345,3
Mediana(median)	214,12
Media aritmetică(mean)	217,8689
Cuartilele(quantile)	q <sub>2</sub> =185,485
	q <sub>3</sub> =247,725
Dispersia(var)	1913,022
Abaterea standard(sd)	43,7381

**b)Consumatorul rezidențial C2**

Consumatorul mixt pe care îl vom analiza este reprezentat de un cartier dintr-un mic oraș din partea de vest a țării, în care ponderea consumul rezidențial față de consumul comercial și industrial este preponderentă, peste 80%. Măsurătorile încep de marți - 01.01.2008 și până miercuri - 31.12.2008. Măsurătorile au fost realizate în postul de transformare care deservește cartierul.[7]



**Fig. 3. Reprezentarea grafică 3D a consumului orar în serii săptămânale de-a lungul unui an pentru consumatorul C2 (P<sub>med</sub> orară în kW)**



**Fig. 4. Diagrama „box and whisker” pentru consumatorul C2(P<sub>med</sub> orară în kW)**

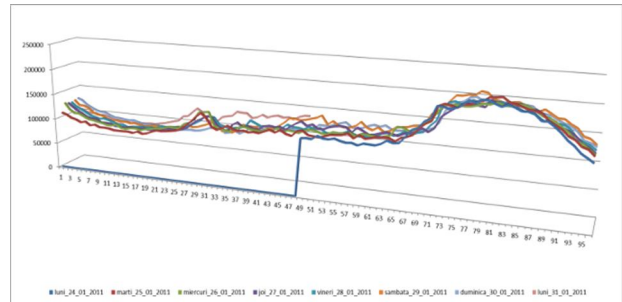
**Tabelul 2. Descriere statistică a bazei de date C2(P<sub>med</sub>)**

Funcție	Valoarea[kW]
Minimul(min)	58,66
Maximul(max)	198,588
Mediana(median)	118,404
Media aritmetică(mean)	120,2795
Cuartilele(quantile)	q <sub>2</sub> =101,556
	q <sub>3</sub> =136,190
Dispersia(var)	565,56
Abaterea standard(sd)	23,78151

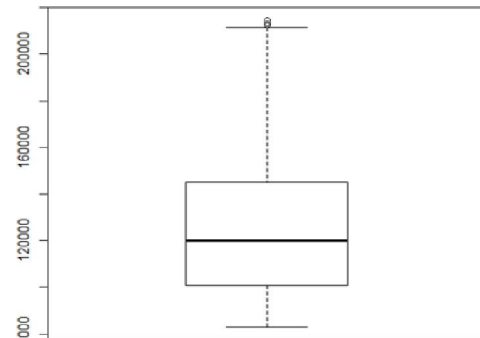
**c)Consumatorul rezidențial C3**

Consumatorul pe care îl vom analiza este reprezentat de mai multe blocuri de apartamente din Oradea, în care consumul rezidențial este reprezentativ (> 90%). Măsurătorile încep de luni - 24.01.2011 ora 12.00 și până luni - 31.01.2011 ora 06:45. Intervalul de măsurare a fost

de 15 min. Măsurătorile au fost realizate în postul de transformare.



**Fig. 5. Reprezentarea grafică 3D a consumului ¼ orar în serii zilnice de-a lungul unei săptămâni pentru consumatorul C3 (P<sub>med</sub> orară în W)**



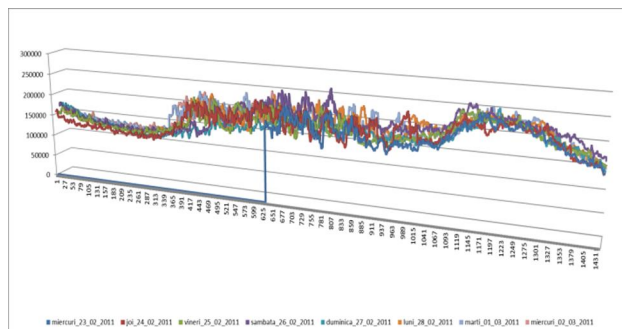
**Fig. 6. Diagrama „box and whisker” pentru consumatorul C3(P<sub>med</sub> orară în W)**

**Tabelul 3. Descriere statistică a bazei de date C3(P<sub>med</sub>)**

Funcție	Valoarea[W]
Minimul(min)	82861,1
Maximul(max)	214741,3
Mediana(median)	120046,8
Media aritmetică(mean)	129099,6
Cuartilele(quantile)	q <sub>2</sub> =100769
	q <sub>3</sub> =145214,1
Dispersia(var)	1313107382
Abaterea standard(sd)	36236,82

**d)Consumatorul rezidențial C4**

Consumatorul pe care îl vom analiza este reprezentat de un grup de consumatori casnici din Oradea, în care consumul rezidențial este reprezentativ (> 90%). Măsurătorile încep de miercuri - 23.02.2011 ora 10:30 și se încheie miercuri - 02.03.2011 ora 10:29. Măsurătorile au fost realizate în postul de transformare care deservește cartierul.



**Fig. 7. Reprezentarea grafică 3D a consumului pe minut în serii zilnice de-a lungul unei săptămâni pentru consumatorul C4 (P<sub>med</sub> orară în W)**

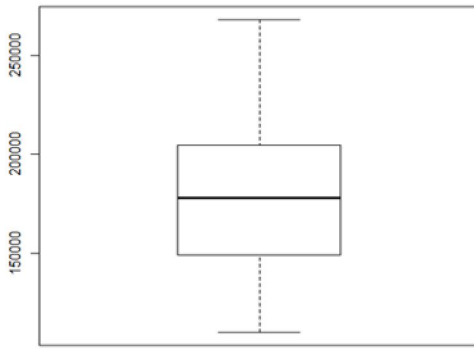


Fig. 8. Diagrama „box and whisker” pentru consumatorul C4(Pmed orară în W)

Tabelul 4. Descriere statistică a bazei de date C4(P<sub>med</sub>)

Funcție	Valoarea[W]
Minimul(min)	109551.1
Maximul(max)	268495.9
Mediana(median)	178025.7
Media aritmetică(mean)	177362.3
Cuartilele(quantile)	q <sub>2</sub> =148873.1
	q <sub>3</sub> =204513.3
Dispersia(var)	1210279173
Abaterea standard(sd)	34789.07

## 2. DESCRIEREA MEDIULUI SOFTWARE UTILIZAT PENTRU IMPLEMENTAREA ANN

R-Statistics este un limbaj și mediu de calcul pentru statistică și grafică. Este un proiect GNU care este similar cu limbajul și mediul S, care a fost dezvoltat la Bell Laboratories (fostul AT & T, acum Lucent Technologies), de John Chambers și colegii.

R-Statistics oferă o varietate largă de statistică (modelare liniare și neliniare, testele clasice statistice, analiza seriei de timp, clasificare, clusterizare, ...) și tehnici grafice, și este foarte extensibil. Limbajul R-Statistics este adesea vehicul de alegere pentru cercetarea în statistică, și R-Statistics oferă o soluție Open Source pentru aceasta.

Unul dintre punctele forte R-Statistics este ușurința cu care generează grafice de calitate, inclusiv simboluri matematice și formule, acolo unde este necesar. [11]

R-Statistics este disponibil ca software liber, sub termenii de Free Software Foundation GNU General Public License sub formă de cod sursă. Se compilează și rulează pe o mare varietate de platforme UNIX și a sistemelor similare (inclusiv FreeBSD și Linux), Windows și MacOS.

Termenul "mediu" este destinat să îl caracterizează ca pe un sistem complet planificat și coerent, mai degrabă decât o acumulare elementară de instrumente foarte specifice și inflexibil, cum este cazul în mod frecvent cu alte software-uri de analiză a datelor.

R-Statistics este conceput în jurul unui limbaj de programare, și le permite utilizatorilor să adauge funcționalități suplimentare prin definirea de noi funcții. O mare parte a sistemului în sine este scris în limbajul de programare S, ceea ce face ușor pentru utilizatori să urmărească alegerile algoritmice făcute. Pentru sarcini de calcul intensiv, codurile C, C++ și Fortran pot fi adăugate ca link și rulate în momentul execuției. Utilizatorii avansați pot scrie cod C pentru a manipula obiectele R-Statistics direct.[12]

## 3. MODELUL MATEMATIC UTILIZAT

Modelul matematic utilizat este o aplicație de rețea neuronală artificială multinivel cu reacție înainte (feedforward) prin aplicarea metodei de coborâre a gradientului (backpropagation) prin minimizarea unei funcții de eroare de tip neeuclidian[11].

Rețelele feedforward multinivel sunt instruite prin metode supervizate, care presupun utilizarea unor instanțe de instruire de forma:

$$(X^p, t^p),$$

unde:

$X^p = (X^p_1, X^p_2, \dots, X^p_N)$  reprezintă vectorul intrărilor pentru instanța de instruire p;

$t^p = (t^p_1, t^p_2, \dots, t^p_M)$  este vectorul outputurilor dorite pentru instanța p;

N este numărul unităților de intrare din cadrul rețelei;

M este numărul unităților de ieșire.

Considerând  $F(X)$  funcția de prelucrare asociată problemei, funcție de calcul a rezultatelor pe baza datelor de intrare,  $X$ , atunci:

$$t^p = F(X^p)$$

Outputul obținut prin prelucrarea datelor de intrare cu ajutorul rețelei neuronale este notat cu:

$$O^p = (O^p_1, O^p_2, \dots, O^p_M)$$

$O^p$  poate fi considerat drept rezultatul prelucrării datelor de intrare,  $X^p$ , cu ajutorul funcției  $F_w(w; X^p)$ , funcție implementată prin rețea, ca o aproximare a lui  $F(X)$ . Prin urmare:

$$O^p = F_w(w; X^p)$$

Eroarea înregistrată la prelucrarea prin rețea a vectorului de intrare  $X^p$ , eroare măsurată la nivelul unei unități de output  $U_j$  și notată cu  $e_j^p$ , se exprimă ca diferență între outputul dorit și cel efectiv obținut, respectiv:

$$e_j^p = t_j^p - O_j^p$$

Eroarea  $E^p$ , înregistrată la prelucrarea prin rețea a vectorului de intrare  $X^p$  și stabilită la nivelul întregii rețele neuronale, se obține prin combinarea erorilor  $e_j^p$ , pe baza unei relații de forma:

$$E^p = \sum_{j=1}^M f(e_j^p) \quad (1)$$

Pentru calculul erorii  $E^p$  se va utiliza funcția eroare Zero Based Log-Sigmoid Function:

$$f(x) = \frac{e^{a+bx}}{1 + e^{a+bx}} \quad (2)$$

Pentru a identifica nivelul de performanță al aplicației de prognoză utilizată vom folosi media absolută procentuală a erorilor (MAPE)(3) și radicalul mediei patratelor erorilor (RMSE)(4).

$$MAPE = 100 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

unde: n – numărul total al valorilor prognozate  
 y – valoarea reala  
 $\hat{y}$  - valoarea prognozata.

Performanța procesului de prognoză este prezentată în tabele și grafice, exemplificând rezultatele prognozei pentru fiecare consumator analizat.

Pentru a putea analiza rezultatele specificăm că, conform ANRE [5,6] eroare de prognoză comunicata, legal maxim admisibilă este egală cu 25%. Insa pornim de la premiza ca o prognoza acceptabila trebuie sa fie sub pragul de 5%.

**4. REZULTATE**

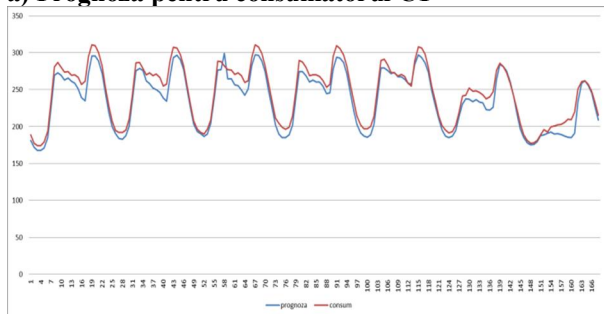
Parametrii de prognoză ai RNA utilizați la fiecare antrenare/prognoză sunt:

- Limita ciclurilor de învățare(epochs) -10000
- Limita minimă a valorii de ponderare delta - 0,0001
- Ponderare inițială – 0,3
- Rata de învățare – 0,3
- Momentum – 0,6
- Neuroni în strat ascuns – 0

Funcția de activare – sigmoid logistic cu baza 0 (sigmoid unipolar)

Acești parametrii au fost selectati in urma mai multor prognoze(>100 prognoze), fiind parametrii cu cea mai buna rata de prognozare pentru tipul de consumatori rezidentiali.

**a) Prognoza pentru consumatorul C1**



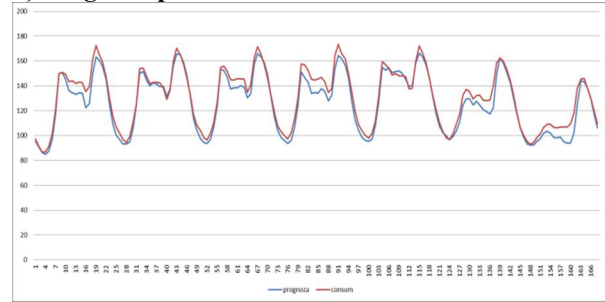
**Fig. 9. Prognoza consumului orar pentru o săptămână pentru C1**

**Tabelul 5. Acuratetea prognozei pe 7 zile inainte pentru consumatorul C1**

	MAPE[%]	RMSE[kW]
24.11.2008-luni	4.55682971	12.61629313
25.11.2008-marti	4.288897015	12.44614283
26.11.2008-miercuri	3.870885164	11.32889093
27.11.2008-joii	4.52945905	11.70518844
28.11.2008-vineri	3.050005917	8.632927989
29.11.2008-sambata	3.611697555	10.16733637
30.11.2008-duminica	4.077218056	11.85733583
	<b>MAPE[%]</b>	<b>RMSE[kW]</b>
	3.997856067	11.25058793

Epochs=10000 Ponderare delta=0,0042

**b) Prognoza pentru consumatorul C2**



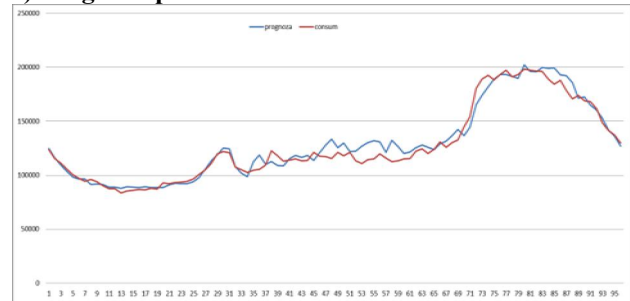
**Fig. 10. Prognoza consumului orar pentru o săptămână pentru C2**

**Tabelul 6. Acuratetea prognozei pe 7 zile inainte pentru consumatorul C2**

	MAPE[%]	RMSE[kW]
24.11.2008-luni	4.036329308	6.804286315
25.11.2008-marti	2.16515544	3.163831105
26.11.2008-miercuri	3.394171172	4.861898922
27.11.2008-joii	5.147495427	7.526714785
28.11.2008-vineri	2.331767668	3.36283977
29.11.2008-sambata	3.941548791	6.601019249
30.11.2008-duminica	5.073423644	7.507766411
	<b>MAPE[%]</b>	<b>RMSE[kW]</b>
	3.72712735	5.689765222

Epochs=10000 Ponderare delta=0,0024

**c) Prognoza pentru consumatorul C3**



**Fig. 11. Prognoza consumului ¼ orar pentru 24 h pentru C3**

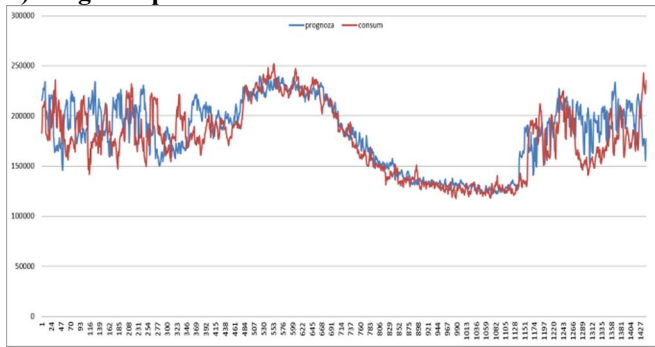
**Tabelul 7. Acuratetea prognozei pentru 24 h inainte pentru consumatorul C3**

	MAPE[%]	RMSE[kW]
27.01.2011-joii-01:00	10.59919333	0.298812838
27.01.2011-joii-02:00	6.150937598	0.177721682
27.01.2011-joii-03:00	4.513790748	0.140221502
27.01.2011-joii-04:00	4.240236127	0.141537919
27.01.2011-joii-05:00	6.546728799	0.202048269
27.01.2011-joii-06:00	9.431161759	0.338922658
27.01.2011-joii-07:00	1.824768892	0.063414566
27.01.2011-joii-08:00	10.59919333	0.298812838
27.01.2011-joii-09:00	6.150937598	0.177721682
27.01.2011-joii-10:00	4.513790748	0.140221502
27.01.2011-joii-11:00	4.240236127	0.141537919
27.01.2011-joii-12:00	6.546728799	0.202048269
27.01.2011-joii-13:00	9.431161759	0.338922658
27.01.2011-joii-14:00	1.824768892	0.063414566
27.01.2011-joii-15:00	10.59919333	0.298812838
27.01.2011-joii-16:00	6.150937598	0.177721682
27.01.2011-joii-17:00	4.513790748	0.140221502
27.01.2011-joii-18:00	4.240236127	0.141537919
27.01.2011-joii-19:00	6.546728799	0.202048269
27.01.2011-joii-20:00	9.431161759	0.338922658
27.01.2011-joii-21:00	1.824768892	0.063414566
27.01.2011-joii-22:00	10.59919333	0.298812838
27.01.2011-joii-23:00	6.150937598	0.177721682
27.01.2011-joii-24:00	4.513790748	0.140221502
	<b>MAPE[%]</b>	<b>RMSE[kW]</b>
	4.111370569	7110.941857

Epochs=498 Ponderare delta=0,0016



**d) Prognostul pentru consumatorul C4**



**Fig. 12. Prognostul consumului la minut pentru 24 h pentru C4**

**Tabelul 8. Acuratetea prognostului pe 24 h inainte pentru consumatorul C4**

	MAPE[%]	RMSE[W]
27.01.2011-joi-01:00	14.18329778	31433.69025
27.01.2011-joi-02:00	17.40409574	34761.69596
27.01.2011-joi-03:00	15.23151802	30518.80994
27.01.2011-joi-04:00	13.80226479	30649.04224
27.01.2011-joi-05:00	16.18308999	34313.48532
27.01.2011-joi-06:00	11.02025157	24658.06645
27.01.2011-joi-07:00	12.61730575	26648.1949
27.01.2011-joi-08:00	7.003627976	14991.63817
27.01.2011-joi-09:00	3.408351845	9193.277975
27.01.2011-joi-10:00	3.34714065	9484.018638
27.01.2011-joi-11:00	3.132972282	8768.454717
27.01.2011-joi-12:00	3.226055643	9273.828021
27.01.2011-joi-13:00	6.016964631	11796.08383
27.01.2011-joi-14:00	5.06807889	8729.584973
27.01.2011-joi-15:00	4.724988042	7701.994278
27.01.2011-joi-16:00	2.571058467	4235.727256
27.01.2011-joi-17:00	4.601197646	6970.536393
27.01.2011-joi-18:00	2.589170321	4127.034809
27.01.2011-joi-19:00	4.60720389	8088.458476
27.01.2011-joi-20:00	15.9140284	29855.33307
27.01.2011-joi-21:00	9.761987521	21294.12478
27.01.2011-joi-22:00	19.90018212	35822.47492
27.01.2011-joi-23:00	15.78591392	31384.83446
27.01.2011-joi-24:00	15.86771505	35951.92015
	<b>MAPE[%]</b>	<b>RMSE[W]</b>
	9.498685872	22779.84826

Epochs=1342

Ponderare delta=0,0001

**5. CONCLUSION**

Prognostul consumului reprezintă principalul element de analiză al acestei lucrări de cercetare, prognostul fiind factorul care influențează elaborarea sau modificarea unor decizii în diferite stadii ale procesului de management al serviciului de furnizare al energiei electrice.

După cum se observă din reprezentările grafice obținute prin suprapunerea curbei de consum real și a curbei de consum prognostat, capacitatea software-ului de a detecta și utiliza trenduri temporare (zilnice, săptămânale, etc.) precum și a trendurilor sezoniere sau pe întreaga serie de timp a consumului este relativ bună, din punctul de vedere al cerințelor ANRE privind auto-prognostul consumului de energie electrică de către consumatori (MAPE<25%). Din punct de vedere al standardelor de prognost a consumului (MAPE<5%), aceste valori ale MAPE sunt acceptabile. Analizând comportamentul consumatorilor putem trage următoarele concluzii, pentru fiecare consumator în parte:

- C1 – deși baza de date este relativ acceptabilă ca

număr de măsurători 8760 de puteri medii orare, de-a lungul unui an, și având în vedere că RNA a procesat destul de greu învățarea, 10000 epochs, MAPE are o valoare bună 3,99%. Erorile nu sunt omogene repartizate de-a lungul săptămânii, prezentând erori mai mari pentru zilele de luni, marți, și joi, și erori semnificativ mai mici pentru celelalte zile.;

- C2 – deși baza de date este relativ acceptabilă ca număr de măsurători 8760 de puteri medii orare, de-a lungul unui an, și având în vedere că RNA a procesat greu învățarea, 10000 epochs, MAPE are o valoare bună 3,72%. Similar consumatorului C1 erorile nu sunt omogene repartizate, ponderea cea mai mare a valorilor ridicate MAPE fiind în zilele de luni, joi și duminică, celelalte zile ale săptămânii având valori acceptabile ale MAPE;

- C3 – deși baza de date este săracă ca număr de măsurători 677 de puteri medii la 15 min, de-a lungul unei săptămâni, RNA a procesat învățarea, relative repede, în 498 epochs, MAPE are o valoare mică având în vedere numărul foarte mic de înregistrări, și lipsa trendurilor lunare, sezoniere și anuale, 4,11%. Având în vedere aceste date putem evidenția dezavantajul unei serii de timp a măsurătorilor, consistentă, lucru evidențiat și de distribuția neuniformă a celor 24 valori MAPE pe durata zilei de analiză;

- C4 - deși baza de date este acceptabilă ca număr de măsurători 10081 de puteri medii la fiecare minut, de-a lungul unei săptămâni, RNA a procesat învățarea în 1342 epochs, MAPE are o valoare mult mai mare față de ceilalți consumatori 9,54%. Observăm însă o distribuție uniformă a valorilor MAPE de-a lungul celor 24 de ore ale zilei de analiză, cu valori relative acceptabile în perioada consumului de zi. Chiar dacă valorile consumului în perioada cu iluminare naturală sunt foarte apropiate de cele prognostate, datorită duratei scurte a seriei de timp, o săptămână, nu putem trage concluzii referitoare la capacitatea de prognost pentru tipul de consumator residential urban casnic.

Rezultatele sunt relativ acceptabile, însă pachetul software necesită îmbunătățiri. Se va încerca ulterior implementarea în pachetul R-Statistics de noi tehnici de prognost, pentru a putea compara și eticheta cel mai bun tip de prognost pentru un anumit tip de profil de curbă de sarcină. Se va încerca realizarea unor îmbunătățiri la pachetul RNA utilizat prin adăugarea particularității de a utiliza și date a-numerice, specifice prognostelor meteo reprezentând direcții ale vântului, fenomene meteorologice speciale, etc.

De asemenea se dorește extinderea prognostelor și asupra mai multor baze de date, continuând valori ale consumului de energie electrică a mai multor consumatori similari, pentru a se putea concluziona metodologic modul cel mai potrivit de realizare a prognostelor.

**REFERENCES**

[1]. M.L. Willis, A.E. Schauer, J.E.D. Northcote, T.D. Vismor, Forecasting distribution system loads using curve shape clustering, IEEE Trans. Power Apparatus Syst. 102 (4) (1983) 893-901.

- [2]. Dan Jigoria-Oprea, Bucur Luștrea, ș.a. – „Human machine interface for daily load short term forecasting using recursive artificial neural network”, Proceedings of the 9<sup>th</sup> WSEAS, Genoa, Italy, 2009
- [3]. Virgil Dumbravă, ș.a. – „Studiu de caz referitor la utilizarea profilelor generice de consum pentru piața de energie electrică din România”, Revista Energetica, anul 56, nr. 4/2008
- [4]. Jigoria-Oprea D., ș.a., „Short term daily load forecast using recursive ANN”, Proceedings of the IEEE International Conference Eurocon 2009, Sankt Petersburg, Russia, p.646 - 651
- [5]. \*\*\* ANRE – „Ordinul 73 din 6 august 2009, pentru aprobarea Procedurii privind prognoza consumului de energie electrică”, M. Of. 591-2009
- [6]. \*\*\* ANRE – „Procedura din 6 august 2009, privind prognoza consumului de energie electrică”, M. Of. 591-2009
- [7]. Kilyeni Șt., ș.a.”Daily load forecasting using recursive Artificial Neural Network vs. classic forecasting approaches” Proceedings of the 5th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI), 2009 Timișoara, România, p.487 - 490
- [8]. Shanti Swarup, K., Satish, B. – Integrated ANN approach to forecast load, IEE Computer Applications in Power, april, 2002, p.46 – 51.
- [9]. Stefan Theußl, Achim Zeileis, „Collaborative Software Development Using R-Forge” The R Journal, Invited paper on “The Future of R”, Volume 1, May2009, p.9–14
- [10]. Paul Murrell, „Drawing Diagrams with R” The R Journal, Invited paper on “The Future of R”, Volume 1/1, May 2009, p. 14 – 21
- [11]. Curs Inteligența Artificială – ASE București – Prof. dr. Constanta Bodea – Catedra de Informatică Economică, Consultat la 01/03/2011