

Солза Зографска,¹⁾ Златко Зографски²⁾

¹⁾ Центар за информативни системи, ОХИС, Наум Наумовски, 5б, 91000 Скопје

²⁾ Електротехнички факултет, Карпов II, П. Фак 574, 91000 Скопје

КОМ НЕВРОИНФОРМАЦИСКИ СИСТЕМ ЗА ЕКСПЕРТНА ПРОГНОЗА НА ПОТРОШУВАЧКАТА НА ЕЛЕКТРИЧНА ЕНЕРГИЈА

TOWARDS A NEUROCOMPUTING SYSTEM FOR EXPERT FORECASTING OF ELECTRIC POWER CONSUMPTION

СОДРЖИНА - Во овој труд е претставена методологија на конструкција на невроинформациона репрезентација на експертно знаење во прогнозирањето на временски серии карактеристични за потрошувачката на електрична енергија. Програмската имплементација на методологијата е употребена за експерименти во усвојувањето на моделот на потребното знаење и прогнозата врз основа на моделот. Експерименталните резултати укажуваат на ефикасноста на предложената методологија и сугерираат основа за нејзин понатамошен развој и применливост.

ABSTRACT - In this paper a methodology is presented for the construction of a neurocomputational representation of the expert knowledge used in time series forecasting that describe electric power consumption. The implementation of the methodology was used in experiments concerning acquisition of the pertinent knowledge models and its their use in forecasting. The experimental results demonstrate the efficiency of the proposed methodology and suggest a foundation for its further development and application.

1. ВОВЕД - Невроинформационската парадигма, по ренесансата од 80-тите години [1], созрева во технологија погодна за сериозни примени [2]. Формирањето на невроинформационски модели на искусственото, експертно знаење при решавањето на проблеми во одсуство на формални модели е една од потенцијално најинтересните класи на задачи. Тоа е случај, на пример, при прогнозата на еволуцијата на временска серија на податоци добиени со мерење од некој стохастички процес, какви што се сретнуваат во физиката, метеорологијата, сеизмологијата, и други научни дисциплини.

Програмирањето на невроинформациски модели на искусственото знаење се состои во специфицирање на функционалноста на неврокомпјутерскиот систем (најчесто во облик на формална невронска мрежа - ФНМ), со определување на нејзината топологија и параметри. Тој процес се одвива автоматски, со алгоритми на "учење", како нпр. алгоритмот на повратна пропација [3] во повеќеслоен нелинеарен перцептрон (ПНП). Типично, досегашните алгоритми на учење, вклучувајќи го и спомнатиот, имаат недостаток: спората и несигурна конвергенција на процесот на учењето. Обидувајќи се да го отстраниме овој недостаток, развиваме математички модел на процесите на пресметување, учењето, и генерализација во класа на ПНП ([4], [5]). Алгоритмот е реализиран во програмски пакет и успешно применет за усвојување на модели на динамички системи, посебно во роботиката ([6], [7]).

Во остатокот на трудот се претставени резултати од примената на нашата методологија во конструкција на невроинформациски модел на знаењето за прогноза на потрошувачката на електрична енергија. Дефиницијата на проблемот и критериумите за неговото решавање се дадени во вториот оддел. Потоа накучо е опишана постапката на учење во ПНП. Резултатите од експериментите на конструкција на невроинформациска репрезентација на знаење и нејзиното ползување за прогноза се дадени во наредниот оддел. На крајот, во заклучокот се сумирани искуствата од ова истражување и дадени се сугестии за понатамошна работа.

2. ПРОБЛЕМОТ НА ПРОГНОЗА НА ПОТРОШУВАЧКАТА НА ЕЛЕКТРИЧНА ЕНЕРГИЈА

Успешното прогнозирање на потрошувачката на електрична енергија може многу да придонесе кон ефикасното планирање и експлоатација на електроенергетските ресурси [8]. Во отсуство на прецизни математички модели, овој проблем може да се третира со:

а) стохастички пристап - вкупната потрошувачка е сума на индивидуалните потрошувачки (од кои секоја е стохастичка променлива) и таа ја следи Гаусовата распределба. Со корелациона анализа на временската серија се утврдува врската меѓу каузалните фактори и потрошувачката. Овој пристап не ги третира успешно експланаторните променливи како што се денот во неделата и метеоролошките параметри (температурата), за кои се претпоставува дека содржат важна информација,

б) статистички пристап - можно е да се придружи дневната потрошувачка со множеството фактори кои го дефинираат нејзиниот "профил". Со анализа на факторските променливи се добива оперативниот профил на дадениот ден, во кој променливите имаат влијание пропорционално на нивната дисперзија. Прогнозирањето се врши преку правилото на к најблиски соседи: обликот на оперативниот профил се пресликува во репрезентација на денот, а потоа се бараат к најблиски примери до неа. Овој пристап е ефикасен, но бара голема меморија со многу примери; истотака, тој не обезбедува "заборавање" на старите податоци.

в) формирање на невроинформациски модел со учење од примери - знаењето за претходниот поведение на системот, потребно за прогноза, може да се прслика во невронска репрезентација,

односно да се претстави како множество на параметри на ПНП. Свој пристап потенцијално ги има следните предности:

- учењето овозможува моделирање целата историја на системот, како и адаптација на нови податоци,
- експлицитен модел на феноменот не е потребен; во процесот на учење се ползуваат само податоците од временската серија.

3. МОДЕЛ НА ПРЕСМЕТУВАЊЕ, УЧЕЊЕ И ГЕНЕРАЛИЗАЦИЈА ВО ПНП

Разгледуваме повеќеслоен нелинеарен перцептрон (ПНП) со три слоја на невроноравни процесорски единици: влезни, интерни, и излезни. Ако со μ_{ij} и λ_{jk} се означат коефициентите на синаптичките врски помеѓу единиците во различните слоеви, и претпоставувајќи сигмоидни преносни функции на единиците, може да се покаже дека мрежата го пресметува нелинеарното пресликување $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$:

$$y_k = \psi_k \left(\lambda_{ok} + \sum_{j=1}^{n_0} \varphi_j(\mu_{oj}) + \sum_{i=1}^n x_i \mu_{ij} \right) \lambda_{jk} \quad (1)$$

на влезниот вектор x во излезниот y (n, n_0 и m се броеви на единиците во влезниот, интерниот, и излезниот слој, додека μ_{ok} а λ_{ok} се прагови параметри на интерните и излезните единици.

Учењето на нелинеарни пресликувања во ПНП го моделираме како процес на конструкција на интерполациона шема преку адаптивна варијација на коефициентите $\{\lambda, \mu\}$ во текот на презентација на множеството примери на учење P на влезно-излезни двојки:

$$\{x^p, y^p, p = 1, 2, \dots, P\} \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$$

Овие двојки претставуваат точки на графот $\Gamma \subset \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$; интерполирачка површина се конструира така што поминува што е можно поблиску до точките, минимизирајќи ја вкупната квадратична грешка помеѓу стварниот презентираниот излезен вектор y^p и пресметаниот y^p :

$$E = \sum_{p=1}^P \|y^p - \hat{y}^p\|^2 \quad (2)$$

Израдувајќи го y^p преку влезниот вектор x^p , коефициентите $\{\lambda, \mu\}$, и нелинеарните преносни функции, се добива:

$$E = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^m [y_{tk}^p - \psi_k(\lambda_{ok} + \sum_{j=1}^{n_0} \varphi_j(\mu_{oj}) + \sum_{i=1}^n x_{ij}^p \mu_{ij}) \lambda_{jk}]^2 \quad (3)$$

Градиентот на функцијата на грешка E може лесно да се најде, па ползувајќи ја квази-Нутновската метода на минимизација и земајќи го множеството на коефициентите $\{\lambda, \mu\}$ како вектор u на независни променливи, ги добиваме правилата за нивната адаптација во текот на учењето (целосното изведување е дадено во [4]):

$$\text{a) за } u_i = \lambda_{ok} \quad g_i = 1 \quad (4a)$$

$$\text{б) за } u_i = \lambda_{jk} \quad g_i = \delta_k \phi_j \quad (4б)$$

$$\text{в) за } u_i = \mu_{oj} \quad g_i = \phi_j (1 - \phi_j) \sum_{k=1}^m \delta_k \lambda_{jk} \quad (4в)$$

$$\text{г) за } u_i = \mu_{ij} \quad g_i = \phi_j (1 - \phi_j) \times_i \sum_{k=1}^m \delta_k \lambda_{jk} \quad (4г)$$

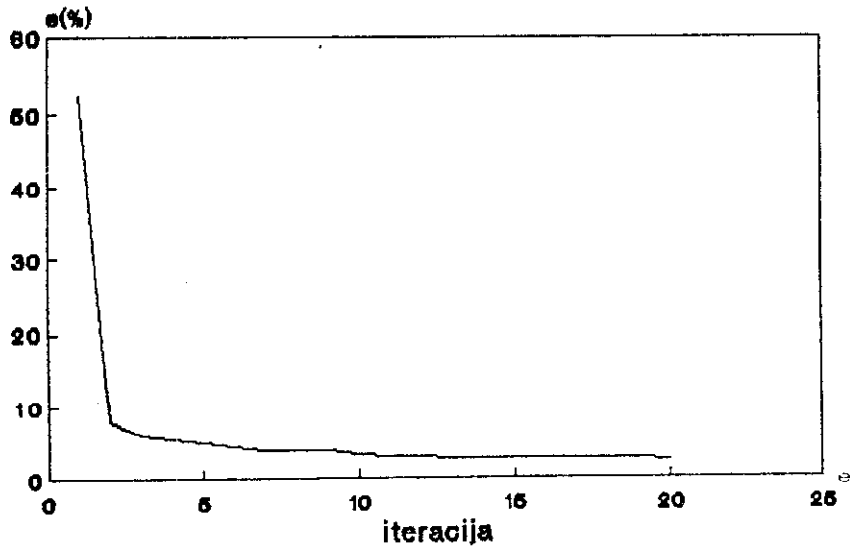
4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛНИ РЕЗУЛТАТИ И ДИСКУСИЈА

А. Методи - Во експериментите е ползувана серија од 24-часовни податоци за потрошувачката на електрична енергија и температурата, добиени од Електростопанството на Македонија. Учењето на ПНП модел е изведено на периодот од 5-8 јануари 1988 (од вторник до петок, заради поголемата критичност на прогнозирање на потрошувачката во работните денови), така што бројот на примери за учење изнесува 96. Целта на експериментот е да се провери квалитетот на научениот модел при прогнозирањето за период од три работни денови во наредната недела.

Одбрана е трослојна ПНП - мрежа со 6 влезни, 10 интерни, и 1 излезна единица. Со оглед дека е цел е да се реализира пресликувањето:

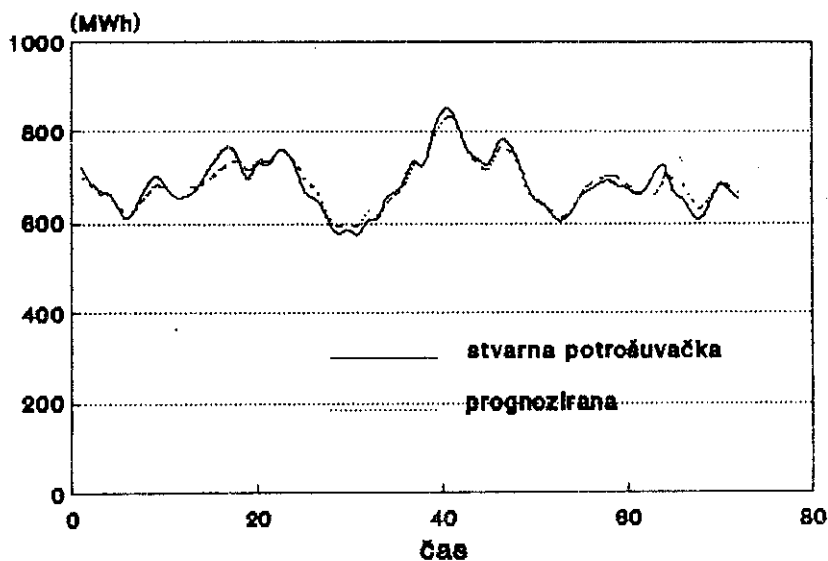
$$P_h = F(h, T_h, P_{h-1}, T_{h-1}, P_{h-2}, T_{h-2})$$

каде h го претставува часот (1-24), а P и T ги означуваат потрошувачката и температурата регистрирани во тој час, влезниот вектор се состои од овие компоненти (свака комбинација на влезни променливи е добиена како најпогодна со експериментирање). Нивните вредности се нормализирани кон интервалот (0,1). Излезната променлива е прогнозираната потрошувачка P .



Слика 1. Брзината на конвергенција на алгоритмот за учење

Б. Резултати - Проценката на ефикасноста на учењето се врши врз основа на средната нормализирана грешка ϵ_n [9] меѓу репродуцираните примери од страна на научениот модел и нивните стварни вредности. Слика 1 покажува како ϵ_n се менува со бројот на итерациите (вкупно 20 итерации се потребни за таа да се спушти од 53.5% до 2.2%. Средното време на итерација е ~50 сек., така што вкупното време на учење е 1100 сек. Ова поведење на алгоритмот беше консистентно забележано во голем број на различно избрани множества на примери.



Слика 2. Прогноза врз основа на научениот модел

Врз основа на научениот модел извршена е прогноза на потрошувачката за период од три дена во наредната недела (11-13 јануари 1988). Споредбата на прогнозираната и вистинската потрошувачка, прикажана на слика 2, покажува висок степен на согласност на двете временски серии. Исто така, се гледа дека прогнозираните вредности добро ја следат дневната (делумна) периодичност на потрошувачката од час во час.

Добиените резултати укажуваат на ефикасноста на применетата метода и невротрформациона архитектура во моделирањето и прогнозата на временски серии, карактеристични за потрошувачката на електрична енергија. Тие сугерираат дека перформансите на нашиот систем се споредливи, или подобри, од сличните во светот, cf. посебно [8]. (Според нашите сознанија, оваа проблематика досега не е обработувана во нашата земја, па немавме можност за споредба со резултати од наши истражувачи). Краткорочната

(24-часовна) прогноза е основа за прогнозирање во подолги интервали, што може да се постигне со едноставно повторување на постапката. Во понатамошните истражувања потребно е да се испита доверливоста на оваа едноставна екстраполација на методата. Исто така, потребно е подетално испитување со цел да се идентификува оптималната комбинација на влезна информација за процесот на учење, наместо емпириски утврдениот избор на променливи ползуван во ова истражување.

5. ЗАКЛУЧОК

Во трудот е демонстрирана применливоста на нашата методологија за проектирање на невроинформациски системи базирани на модели на знаење, во проблемот на прогноза на временски серии, посебно во потрошувачката на електрична енергија. Ефикасноста на методологијата, а посебно на алгоритмот за учење во ПНП, оригинално развиена за примена во роботиката, при примена во сосем различен проблем на прогнозирање на временски серии ги потврдува нашите поранешни претпоставки за нејзината широка применливост [4].

Овие резултати, прелиминарни по карактер, укажуваат на интересни можности за понатамошна работа. Една цел за во иднина е исцрпно теориско и експериментално истражување на овие методи во прогнозирањето, со цел на развој на интегрирани интелигентни информативни системи што содржат мултиформни репрезентации на знаење. Притоа сметаме да се задржиме на конкретниот проблем на потрошувачката на електрична енергија, со оглед на неговото големо значење, и достапноста на експериментални податоци. Но, треба да се одбележи дека успешниот развој на ова поле би бил широко применлив и во други области (медицина, економија, и други научно-технички и индустриски апликации).

5. ЛИТЕРАТУРА

- [1] D. Rummelhart and J. McClelland: *Parallel Distributed Processing*, Vol.1 and 2, Cambridge, MA, MIT Press, 1986.
- [2] IEEE Proceedings, Special Issue on Neural Networks I and II, Vol. 78 No.9, September and October 1990.
- [3] P. Werbos: "Backpropagation through time: What it does and how to do it", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78 No.10, pp. 1559-1560, October 1990.
- [4] Z. Zografski: *Neuromorphic, Algorithmic, and Logic-Based Models for the Automatic Synthesis of Robot Action*. D. Sc. Dissertation, Univerzitet vo Ljubljana, Yugoslavia, 1989.
- [5] Z. Zografski: "A Learning Method for the Construction of Associative Interpolating Memory Models of Robot Dynamics", in *Proceedings of the IEEE International Workshop on Sensory Integration for Industrial Robots*, pp. 306-310, Zaragoza, 1989.

[6] Z. Zografski: "Efficient Learning of Robot Dynamics in a Neuromorphic System", in Proc. International Conference on Neural Networks, pp. 217-220, Kluwer, Dordrecht, 1990.

[7] Z. Zografski: "New Methods for the Construction of Integrated Neuromorphic and Associative Memory Knowledge Bases", to appear in Proceedings of the IEEE '91 Melecon Conference, IEEE Press, New Jersey, 1991.

[8] L. Atlas *et al.*: "A Performance Comparison of Trained Multilayer Perceptrons and Trained Decision Trees", Proceedings of the IEEE, Vol. 78 No.10, pp. 1614-1619, October 1990.

[9] A. Webb, D. Broomhead and D. Lowe: "A Comparison of Nonlinear Optimisation Strategies for Feed-Forward Adaptive Layered Networks", RSRE Memorandum No. 4157, Malvern, UK, 1988.
