

UDC 621:004.8

*D.V. Lazarenko*National Technical University "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Ukraine
37, Peremohy av., Kyiv, 03056**USAGE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN THE ENERGY SECTOR***Д.В. Лазаренко*Національний технічний університет
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Україна
пр. Перемоги, 37, м. Київ, 03056**ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В
ЕНЕРГЕТИЦІ**

The work covers non-traditional methods of forecasting, in particular, methods using artificial neural networks. The article considers such vital moments as: neural network configuration, normalization of input data, also random factors which have influence on the accuracy of load forecasts, are taken into account. Comparative characteristics of effectiveness of artificial neural networks and artificial neural networks with fuzzy logic are given.

Keywords: artificial neural networks, energy, fuzzy logic, short-term forecasting.

В роботі розглянуто нетрадиційні методи прогнозування, а саме методи, що використовують штучні нейронні мережі. Проаналізовано такі ключові моменти, як: вибір конфігурації нейронної мережі, нормування вхідних даних, а також до уваги взято випадкові фактори, які мають вплив на точність прогнозування навантаження. Наведено порівняльну характеристику ефективності роботи звичайних нейромережевих моделей та мереж з нечіткою логікою.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, енергія, нечітка логіка, короткострокове прогнозування.

Introduction

Energy market is at the core of the world economy and politics. That is why the accuracy of forecasts in this area is vital. However, there is another interesting property of energy market prediction: on the one hand all the forecasts are widely presented, duplicated, promoted and advertised, on the other - all of their methodical parts are carefully hidden from the general public, including the scientific community.

There are different methods of extrapolation: index method, exponential smoothing method, regression models and others. However, the main defect of these methods is that they do not take the feedback into account. Therefore, in this article I want to consider models that take the mutual relations between many variables into account, namely artificial neural network (ANN).

The history and structure of ANN is featured in many publications, so I do not see any reason to repeat, even in general terms. I offer to figure out details of the application of ANN to solve the problem of short-term forecasting in energy sector. Interesting results on the application of neural network in the energy were obtained in these works [1-3].

Short-term load forecasting plays a key role in providing cost-effective and safe operation of the power system. Most energy companies to the fullest degree rely upon the operator's experience in solving problem of forecasting the load with interval of anticipation from one hour to several days. Therefore, ANN, which does not require human experience and studies on data of energy consumption, is determined. All well-known development are based on neural networks perceptron's type.

During the study, of course we will have to get answers to the following fundamental questions:

- what variables must be submitted to the input of an artificial neural network;
- how many neurons in the hidden layer are able to provide the required accuracy of the predictor;
- shall we seek from one universal network high-precision prediction of power consumption for all modes of operation of the power system or the task must be divided between multiple networks;
- How much data (and over which period of time) is required to train the neural network

It is known that neural networks are successfully used to solve optimization problems [4-6].

Let's consider two models of daily load forecasting to identify the characteristics of each, and the prospects for their further use. As shown in [7] the first model uses regular artificial neural networks, the second - combines ANN with the elements of fuzzy logic [8-10].

Daily load forecasting model using ANN

The developed ANN configuration for the daily load forecasting is shown in Figure 1. It is a three-layer perceptron with weights connection w_{ij} and w_{kj} ($i = 1, 2, \dots, 48$; $j = 1, 2, \dots, 5$; $k = 1, 2, \dots, 24$) between neurons corresponds to the input, hidden and output layers. In the input layer of neuron network there are 48 neurons (the number of input variables) in the hidden layer - 5 (determined experimentally), in output layer - 24 (corresponding to the number of hours in a day). The input variables are hourly load values P_i ($i = 1, \dots, 48$) for days prior to the predicated (24 values), and for the day a week ago (24 values). For network training we used back propagation algorithm. When training the network properly takes working days, weekends and holidays into account. For work days, we only use hourly power load measurements from other days as inputs. For Monday as the load values are taken variables for the last Friday, because it is its previous working day.

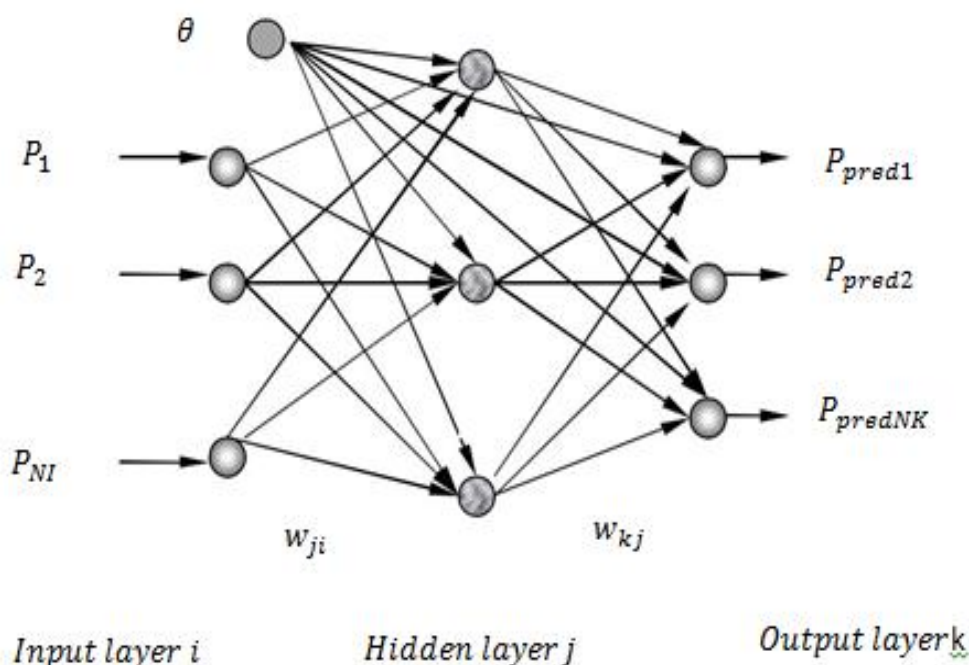


Fig.1. ANN structure for daily load

Daily load forecasting model using ANN with the elements of fuzzy logic

Developed configuration of a network with fuzzy logic for the daily load forecasting is presented in Figure 2. The network consists of three layers: input, hidden (layer with rules IF - THEN) and output layer. Neurons in the form of circles represent one node, and neurons in the form of squares contain more nodes. The input variables are the hourly load values P_i ($i = 1, \dots, 48$) days prior to the predicted (24 values), and for the day a week ago (24 values). The input layer is normalized.

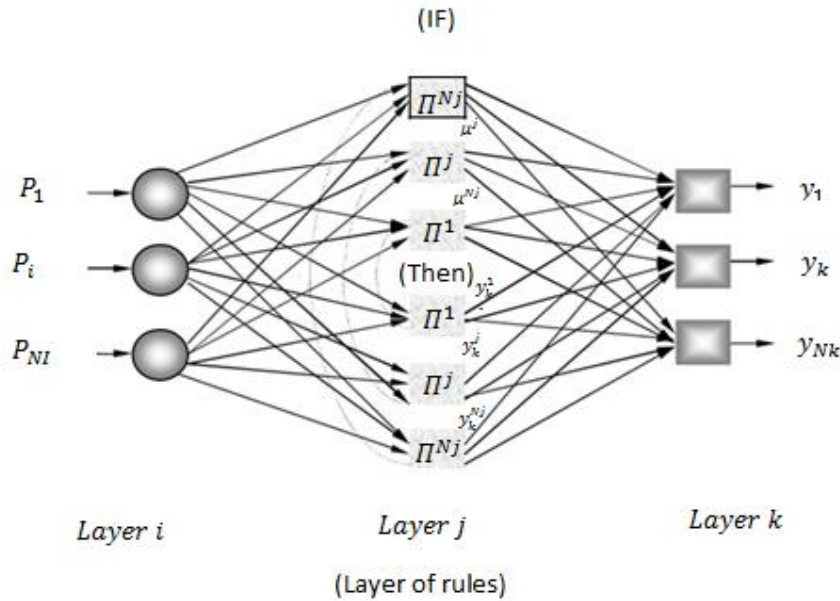


Fig.2. ANN with the elements of fuzzy logic structure for daily load forecasting

Each pair of neurons in the hidden layer is a fuzzy rule. Having chosen the following form of rules, so that fuzzy sets are only included in the introductory part of the rules:

$$\Pi^j : IF x_1 = A_1^j, x_2 = A_2^j, \dots, x_i = A_i^j, THEN y_k^j = C_{0k}^j x_1 + \dots + C_{ik}^j x_j \quad (1.1)$$

where Π^j - j-th rule; x_i - the input variables; y_k^j - the value of the k-th output, calculated from the j-th rule; A_i^j - logical terms, characterized by features μ_{ij} accessories.

The sub layer "IF" the value of the function is calculated for each input variable using the formula:

$$\mu_i^j = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - x_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right] \quad (1.2)$$

The resulting value of the function for each rule is defined as:

$$\mu^j = \min_i(\mu_i^j) \quad (1.3)$$

Neuron j in the sub layer "THEN" is a two-layer neural network with weights C_{ik}^j coefficients of equation (1.1), and C_{0k}^j - shift factor. Output neuron j in this sub layer is:

$$y_k^j = C_{0k}^j x_1 + \dots + C_{NIk}^j x_{NI} \quad (1.4)$$

In the output layer, based on the results obtained by the rule layer, we form a clear output as a weighted average:

$$y_k = \frac{\sum_1^M (y_k^j \mu^j)}{\sum_1^M \mu^j} = P_{pred}^k \quad (1.5)$$

Results

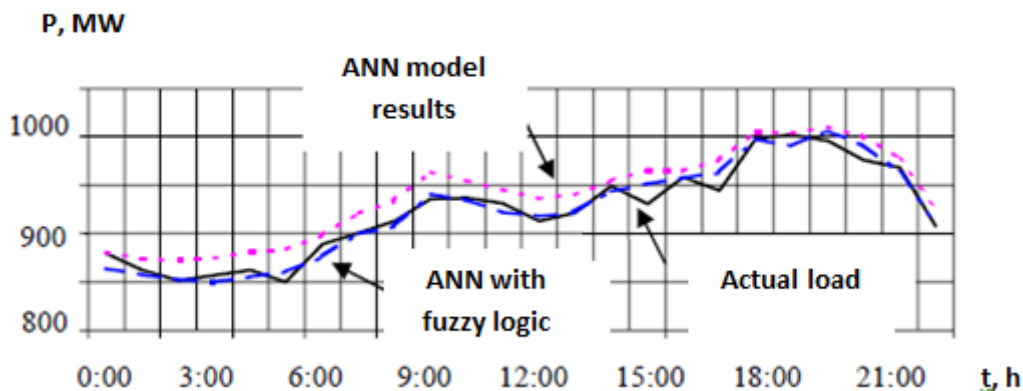


Fig.3. Graph of actual load and prediction received from ANN and ANN with fuzzy logic

One prediction result is presented in Figure 3. As you can see from the figure, the load curve obtained by the ANN model with fuzzy logic is closer to the actual load schedule than the graphic of load forecast the ANN model.

Comparison of daily load prediction with ANN and ANN with the elements of fuzzy logic:

Day of the week	ANN		ANN with fuzzy logic	
	Mean error (%)	MSE* (%)	Mean error (%)	MSE* (%)
Su.	3.43	4.49	2.92	3.23
Mo.	1.3	1.58	1.19	1.41
Tu.	1.86	2.27	1.33	1.69
We.	1.89	2.16	1.15	1.45
Th.	1.77	2.19	1.67	2.11
Fr.	1.61	1.88	2.12	2.63
Sa.	1.56	1.91	1.81	2.17

*MSE – mean square error

Conclusion

High electricity market requirements for quality of predictive calculations (accuracy, reliability, speed, etc.) ensure the reliability of power systems and force to look for new approaches to forecast loads that would allow to take into account the current level of information supply.

Artificial neural networks perform as a universal tool to solve of problems of modeling and control. The development of this direction will open true opportunities for the new, more sophisticated approaches and will allow consumers to make energy supply more high-quality and cost-effective.

References

1. Petrashev S.M., development and implementation of technologies neural mathematical modeling to solve applied problems of heating, 1997, Odessa state. Polytechnic University, Odessa, 17 p.
2. Kovalenko M.V., short-term forecasting coherent fuel and energy resources in the domestic sector in period heating season, 2005, NTU "HPI", Kharkov, 20 p.
3. Danyluk O.V., theoretical foundations and modeling of power systems based on the technology of artificial neural least 2003, Institute of Electrodynamics of NAS of Ukraine, Kyiv, 36 p.
4. Abbass H.A., Pareto euro-evolution: constructing ensemble of neural networks using multi-objective optimization, 2003, Proceedings of CEC'03, N3, 2074-2080 p.
5. Alotto P. & Nervi, M.A. An efficient algorithm for the optimization of problems with several local minima, 2001, International Journal for Numerical Methods in Eng., N50, 847-868 p.
6. Bao-Liang Lu, Kita H. & Nishikawa Y. Inverting feed forward neural networks using linear and nonlinear programming, 1999, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, N 6, 1271 – 1290 p.
7. Shumilova G.P., Gotman N.E., Startseva T.B. Electrical loads prediction in operational control electric power system structures based on neural network, 2008. Syktyvkar, 78 p.
8. Hsy Y., Ho K. Fuzzy expert systems: An application to short term load forecasting, 1992, IEE Proceedings, Vol. 139, No 6., 471-477 p.
9. Bakirtzis A.G., Theocharis J.B., Kiartzis S.J. Satsios K.J. Short term load forecasting using fuzzy neural networks, 1995, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No 3, 1518 – 1523 p.
10. Srinivasan D., Liew A.C. Chang C.S. Forecasting daily load curves using a hybrid fuzzy-neural approach, 1994, IEE Proc - Generat. Transmiss. Distrib., Vol. 141, No 6., 561 -567 p.

РЕЗЮМЕ

Д.В. Лазаренко

Використання штучних нейронних мереж в енергетиці

Дана стаття присвячена вивченню нейромережевих методів короткострокового прогнозування навантажень в енергетичних системах. Узагальнено досвід авторів в області електричних навантажень електроенергетичних систем. В роботі розглянуто нетрадиційні методи прогнозування, а саме методи, що використовують штучні нейронні мережі. Перевага таких моделей обумовлена тим, що дані моделі мають високу швидкість та стійкість до шуму, а також те, що працездатність не втрачається навіть за неповноти вхідної інформації. Серед моделей найбільший інтерес представляє модель з нечіткою логікою, яка вважається однією з найдосконаліших та перспективних.

Після аналізу існуючих підходів, основна увага приділяється нейромережевим моделям, що дозволяють виконувати короткострокове прогнозування навантажень в енергетичних системах. Короткострокове прогнозування електричного навантаження є основною інформацією для прийняття рішень в процесі планування режимів енергетичних систем. Тому в комплексі задач, які вирішуються для управління енергетичними системами, короткострокове прогнозування посідає ключове місце.

В статті розглянуто такі ключові моменти, як: вибір конфігурації нейронної мережі, нормування вхідних даних, а також до уваги взято випадкові фактори, які мають вплив на точність прогнозування навантаження. Наведено порівняльну характеристику ефективності роботи звичайних нейромережевих моделей та мереж з нечіткою логікою. З чого можна бачити, що нейромережеві моделі прогнозування електричних навантажень, поряд з іншими перевагами, дають ще досить прийнятну точність прогнозу.

Тематика даної роботи є досить актуальною, адже точність прогнозу по навантаженнях може мати вирішальне значення на живучість енергетичної системи та економічну доцільність її експлуатації. Високі вимоги ринку електроенергії до показників якості прогнозування (точність, достовірність, швидкість і т.п.), забезпечують надійність енергосистем та спонукають до пошуку нових підходів прогнозування.

Надійшла до редакції 29.11.2016