

基于BP神经网络的下一交易日出清电价预测

张明光, 李艳

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 利用历史负荷和清算电价对未来时段出清电价采用3层BP神经网络模型进行预测, 将出清电价看成一个多输入单输出系统。把一天中每个小时按输入影响大小分成五类, 然后采用BP网络分别建模预测。并采用美国New England电力市场2002年的电价数据进行了训练和预测分析, 最终得到比较理想的出清电价预测结果。

关键词: 电力市场; 出清电价; BP神经网络

Method for forecasting next-day market clearing prices based on BP neural network

ZHANG Ming-guang, LI Yan

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Forecasting the market clearing price (MCP) is the most essential task and the basis for any decision-making. The paper is to use the the historical load and price to forecast the future price. The structure of the neural network is a three-layer back-propagation(BP)network. The MCP was considered as a multi-input and single-output system. Every hour in one day is divided 5 types according to input's influence, Then, it establishes model and forecasts using BP network. The historical loads and prices of 2002 in next-day America New England energy market are used for training and forecasting. Results show that the proposed method is effective.

Key words: electric power markets; market clearing price; BP artificial neural network

中图分类号: TM73 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)05-0018-04

0 引言

电力市场化是世界电力工业发展的趋势。日前交易作为一种重要的集中交易方式, 一般是指相对实时运行提前一天进行的交易对象为次日24 h电能的交易, 交易时段长度为0.5或1 h。每日参与者向交易中心提交下一交易日各个时段的投标, 交易中心在不考虑电力网络等约束条件的情况下将所提交的每小时的供给曲线和需求曲线分别累加, 交点即为MCP。对出清电价的有效预测可以调整电力的供求关系、保证市场稳定运行、促进电力企业的健康发展。

出清电价预测的研究方法有许多, 概括主要有回归模型、神经网络预测、时间序列、以小波分析预测等。如文献[1]是利用数据挖掘中的时间序列相似性搜索来实现短期电价预测。文献[2,3]是利用自回归集成滑动平均模型(ARIMA)进行短期电价预测。目前, 利用神经网络预测是一个比较好的、也是用得较多的方法。文献[4]采用小波变换对英国电力市场的系统边际电价(SMP)进行了预测。文献[5]尝

试用自适应神经网络进行日前电价预测, 取得了较好的结果。文献[6]提出了用相似性原理和BP神经网络来预测日前市场出清电价的新方法。文献[7]通过ATR网络把输入归类, 再用多层感知器预测电价是一种较新颖的方法。针对BP网络拓扑结构确定困难和全局搜索能力弱的问题, 文献[8]提出了用遗传算法确定BP网络的拓扑结构, 大大提高了BP网络的收敛速度。

影响出清电价的因素很多, 如负荷市场供求关系、对手报价、燃料价格、季节、气候类型、突发事件、供电商投机行为等。因此电价表现出极大的不确定性和系统的难以控制。理论上所有的因素都应考虑, 但实际情况中电力市场只公布电价和负荷值。其他数据是未知的。所以通过分析一些已知的量再加上能反映主要影响因素的量进行预测。人工神经网络适用于处理实际中因不确定性引起的系统难以控制的问题, 映射复杂的输入、输出关系。因此, 本文将输出按输入对其的影响大小进行分类, 把全天24 h分为几类, 再用BP神经网络设计每类的预测模型, 从而达到提高预测精度的目的。

1 BP神经网络在电价预测中的应用

1.1 BP网络的结构

BP神经网络简称BP网络,它由输入层、隐含层和输出层组成。前一层的神元与后一层的神元之间由权值连接。隐层神元映射函数常采用S型激活函数,输出层常采用线性函数可以使整个网络的输出取任意值。BP神经网络算法是一种监督式学习的神经网络,它会将错误的信号反馈回来,以便实时修正权值。网络输入输出关系如式(1)、(2)。最简单的就是隐含层仅有一层的情形,即三层BP网络。其结构如图1所示。

隐层神元采用的激活函数 :

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

整个网络的输出:

$$y_k = \sum_j w_{jk} \cdot f\left(\sum_i w_{ij} x_i\right) \quad (2)$$

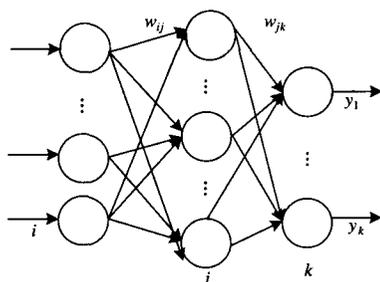


图1 BP神经网络结构

Fig.1 BP neural network structure

1.2 出清电价的BP网络预测模型

1.2.1 网络的输入和输出

电价更多地存在着许多主观的因素,因此电价

表1 预测时段分类

Tab.1 Classification period of time of forecast

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
W																								
M	■	■							■															
L _{max}																						■		
L _{min}								■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
L _{med}								■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■

1.2.2 网络结构

由于预测网络的输入有11项,所以输入层神元数为11个,输出只有预测日t小时出清电价一项,所

预测的难点在于预测输入量的选取。网络的输入量必须选择那些对输出影响大且能够检测或提取的信号,无关的输入变量会造成网络的过拟合^[9]。本文选择6组输入:历史价格及反映供求关系的5个指标(星期数(W)、月(M)、最大负荷(L_{max})、最小负荷(L_{min})、平均负荷(L_{med}))。输入层11个注入元如下选择:如要预测第i日j时段的电价P_{ij},则取第i日, j-3, j-2, j-1时段的电价数据和预测日前4个星期、前一个星期和前一天对应j时段的电价值作为电价输入量,即: P_{i, j-3}、P_{i, j-2}、P_{i, j-1}、P_{i-28, j}、P_{i-7, j}、P_{i-1, j}及当日系统负荷(最大、最小、平均)、月、星期类参与神经网络模型的训练过程。

尽管人工神经网络的最大优越性是不用知道输入与输出之间的内部联系(黑箱模型),但是我们可以预先分析输入指标对输出的影响程度而建立一个“灰箱模型”,它是介于“黑箱模型”(输入和输出之间的任何关联可以被忽略)和“白箱模型”(输入和输出之间的所有关系都必须使用等式表达)的一种模型。通过这个“灰箱模型”可以知道输出受到输入对其的影响程度而可以把输出分成几个时段。方法是对每小时的电价使用BP网络进行训练,训练时每次缺少一组输入指标,观察网络训练误差MSE,若在缺少这组输入指标的情况下MSE较大,则说明这组输入指标对输出(一小时的出清价格)影响较大。最后将得到的输入指标对输出的影响程度按大小排序得表1,输入指数与小时交叉点的地方用黑框表示意味着这一小时的电价受到此类输入指数的影响程度最大。从中可以看出21h的电价主要是受星期类输入指数的影响,一天中的最大负荷一般出现在22h。根据表1可知,一天被分成5个时段,可以分别建立BP网络各时段对应的价格预测模型。

以输出层神元数为1。根据多次试验,当隐含层神元数具有表2神元个数时,具有较好的训练速度和预测结果。

表2 BP网络模型
Tab.2 BP network model

输出	输入-隐层-输出
21 h	11-15-1
1, 2, 9 h	11-3-1
22 h	11-7-1
8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24	11-8-1
3, 4, 5, 6, 7 h	11-6-1

1.2.3 网络训练的算法

本文采用美国New England ISO^[10]公布的2002年历史数据作为预测源数据进行实验分析。表2中第二类采用网络结构(11-3-1)的BP训练算法如下,其余的依次类推。

(i) 正向传播: 计算网络的输出。

$$\text{隐层神经元的输入: } x_j = \sum_{i=1}^{11} w_{ij} x_i \quad (3)$$

$$\text{激活函数: } f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (4)$$

隐层神经元输出:

$$x'_j = f(x_j) = \frac{1}{1+e^{-x_j}} \quad j=1, \dots, 3 \quad (5)$$

$$\text{则 } \frac{\partial x'_j}{\partial x_j} = x'_j(1-x'_j) \quad (6)$$

$$\text{输出层唯一的神经元: } y = \sum_{j=1}^3 w_{j1} x'_j \quad (7)$$

$$\text{误差性能指标函数: } E = \frac{1}{2} e(t)^2 \quad (8)$$

$$\text{期望与实际输出误差: } e(t) = d - y \quad (9)$$

(ii) 反向传播: 根据梯度下降法, η -学习速率。

权值的学习算法如下:

$$\text{输出层权值的调整: } \Delta w_{j1} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{j1}};$$

$$\text{其中: } \frac{\partial E}{\partial w_{j1}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial w_{j1}}$$

$$\text{根据式(8)有 } \frac{\partial E}{\partial y} = \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{2} e(t)^2 \right) =$$

$$\frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{2} (d - y)^2 \right) = -(d - y) = -e(t);$$

$$\text{根据式(7)有 } \frac{\partial y_k}{\partial w_{j1}} = \frac{\partial}{\partial w_{j1}} \left(\sum_j w_{j1} x'_j \right) = x'_j;$$

$$\text{得 } \Delta w_{j1} = \eta \cdot e(t) \cdot x'_j \quad j=1, \dots, 3 \quad (10)$$

$$\text{隐层权值的调整: } \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

$$\text{其中: } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial x_j} \cdot \frac{\partial x_j}{\partial w_{ij}};$$

$$\text{根据式(6)、(7)、(8)有 } \frac{\partial E}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\frac{1}{2} (d - y)^2 \right) =$$

$$-(d - y) \frac{\partial y}{\partial x_j} = -e(t) \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\sum_j w_{j1} x'_j \right)$$

$$\text{根据式(7)有 } \frac{\partial x_j}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \left(\sum_{i=1}^{11} w_{ij} x_i \right) = x_i;$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \cdot e(t) w_{j1} \cdot x'_j (1 - x'_j) \cdot x_i$$

$$i=1, \dots, 11, \quad j=1, \dots, 3 \quad (11)$$

为避免权值的学习过程发生振荡, 收敛速度慢, 考虑加入动量因子 α , $\alpha \in (0, 1)$, 此时 $t+1$ 时刻的权值为:

$$w_{j1}(t+1) = w_{j1}(t) + \Delta w_{j1} + \alpha(w_{j1}(t) - w_{j1}(t-1))$$

$$i=1, \dots, 11, \quad j=1, \dots, 3 \quad (12)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} + \alpha(w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1))$$

$$i=1, \dots, 11, \quad j=1, \dots, 3 \quad (13)$$

1.2.4 训练步骤如下:

I. 初始化权值, 设定学习率 η , 允许误差 ε , 最大迭代次数, 置循环步数 $i=0$ 。

II. 正向计算: 将第 p 个样本 $(X_p = \{x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN}\})$ 顺序输入到网络中, 按式(6)、(7)分别计算隐层和输出层的输出。

III. 按式(8)计算均方误差 E , 若 $E \leq \varepsilon$, 则停止迭代, 否则执行下一步。

IV. 反向计算: 根据式(10)、(11)计算权值的改变量; 再按式(12)、(13)更改权值。

V. 置 $i=i+1$, 返回 II。

2 仿真研究

采用以上算法对2002年10月11日到10月17日的出清电价进行预测, 图2是实际电价和电价的预测值曲线, 为衡量预测效果, 本文采用以下统计学指标: 平均百分比误差 ($\bar{\delta}_{MAPE}$)。其计算公式为:

$$\bar{\delta}_{MAPE} = \frac{1}{24} \sum_{n=1}^{24} \frac{|PR_n - PF_n|}{PR_n}$$

其中: PR_n 为预测日第 n 小时的实际电价值; PF_n 为预测日第 n 小时的预测电价值。表 3 中列出了

2002-10-11/17 每天的 $\bar{\delta}_{MAPE}$ 。

表3 出清电价预测误差

Tab.3 MCP forecast errors

日期	$\bar{\delta}_{MAPE} / (\%)$	日期	$\bar{\delta}_{MAPE} / (\%)$
10.11	8.090 3	10.15	7.605 5
10.12	10.26	10.16	9.655
10.13	9.697	10.17	8.036 3
10.14	9.556 1		

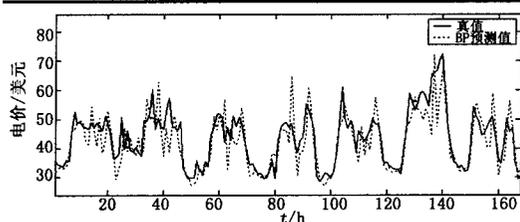


图2 2002-10-11/17预测与实际出清电价

Fig.2 2002-10-11/ 17 forecasted and actual MCP

从以上结果可以看出, 预测结果比较满意, 但还存在一些问题, 比如出现价格尖峰时, 预测值偏离实际结果较大。这与系统的情况(如负荷、市场外机组出力等)变化较大有关。因为影响电价预测的因素较多, 有待进一步深入研究。

3 结论

本文采用 BP 神经网络的方法对美国 New England ISO 市场的 MCP 进行了预测, 针对不同的时间类采用了不同的短期预测模型, 训练数据采用的是市场中的公开数据。文中提出并采用对输出根据输入对其的影响大小进行分类, 将全天 24 个小时分成 5 类, 然后采用 BP 网络分别建模预测, 得到各时间类的网络预测模型。预测模型经过实际数据的检验, 误差在允许的范围内。实践证明了其电力出清价格预测中应用的可行性。

参考文献

- [1] 袁贵川, 程利, 王健全. 利用数据挖掘进行短期电价预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(2):19-23.
YUAN Gui-chuan, CHENG Li, WANG Jian-quan. Electric Price Forecasting Using Data Mining[J]. Proceedings of the CUS-EPSA, 2003, 15(2):19-23.
- [2] Contreras J, Espinola R. ARIMA Models to Predict Next-day Electricity Prices[J]. IEEE Trans on PWS, 2003, 18(3): 1014-1020.
- [3] 周明, 严正, 倪以信, 等. 含误差校正的 ARIMA 电价预测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(12):63-68.
ZHOU Ming, YAN Zheng, NI Yi-xin, et al. A Novel ARIMA Approach on Electricity Price Forecasting with the Improvement of Predicted Error[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(12):63-68.
- [4] Chang L, Yu K, Song Y H. Prediction of System Marginal Price of Electricity Using Wavelet Transform Analysis[J]. Energy Conversion and Management, 2002, 43(14): 1839-1851.
- [5] 占勇, 程浩忠, 丁屹峰. 自适应神经网络在短期负荷预测中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39, 增刊: 15-18.
ZHAN Yong, CHENG Hao-zhong, DING Yi-feng. The Application of Adaptive Neural Network in Short-term Load Forecasting[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(S1):15-18.
- [6] 敖磊, 吴耀武, 姜素华, 等. 用相似性原理及人工神经网络预测电价[J]. 高电压技术, 2006, 32(6): 108-112.
AO Lei, WU Yao-wu, LOU Su-hua, et al. New Method Based on Analogous Theory and Neural Network for Market Clearing Price Forecasting[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(6): 108-112.
- [7] Pino Raúl, Parreno José. Forecasting Next-day Price of Electricity in the Spanish Energy Market[J]. Engineering Applications Text of Artificial Intelligence, 2007, 21(1): 53-62.
- [8] 谢培元, 游大海, 曾次玲, 等. 基于遗传算法优化 BP 网络的提前一天市场清算电价预测[J]. 电力自动化设备, 2004, 24(3):53-56.
XIE Pei-yuan, YOU Da-hai, ZENG Ci-ling, et al. Clearing Price Forecast for Day-ahead Market based on Genetic-algorithm-optimized BP Network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24(3):53-56.
- [9] Pao Hsiao-Tien. Forecasting Electricity Market Pricing Using Artificial Neural Networks Energy Conversion and Management[Z]. 2007. 907-912.
- [10] Historical MCP Files: Available: <http://www.NewEnglandISO.com>[EB/OL].

收稿日期: 2008-04-28; 修回日期: 2008-08-22

作者简介:

张明光(1971-), 男, 硕士, 副教授, 研究方向为控制理论与控制工程, 电力系统及其自动化等;

李艳(1982-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力市场, 电价预测等。E-mail: liyan19820706@163.com