

基于盲数和神经网络的电价预测模型

孟凡青, 解大

(上海交通大学电子信息与电气工程学院电气工程系, 上海 200240)

摘要: 利用盲数理论结合经典电价预测方法, 在有限的历史电价、负荷及其他相关数据的基础上对电价进行准确预测。首先提出了基于盲数和神经网络市场出清电价预测模型, 利用BP神经网络对历史数据进行训练学习, 在得到网络学习权重后, 结合盲数理论, 引用盲数代替实数进行价格预测。算例结果表明, 模型消除不确定性因素对预测结果的影响, 实际历史电价都很好地落在了预测结果最大置信度的置信区间中, 较好地完成了预测任务, 证实了设计的可行性和模型的可靠性。

关键词: 电力市场; 电价预测; 盲数; 人工神经网络

Model of price forecasting based on blind number and artificial neural networks

MENG Fan-qing, XIE Da

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The paper utilizes blind number theory with classical price forecasting ways to forecast electrical price accurately which is based on limited historical electrical prices, loads and other related data. It proposes model of market clearing price forecasting which is based on blind number and artificial neural networks. This model uses BP neural networks to train and learn from historical data. After getting weights of networks, networks use blind number instead of real number to forecast price. The results of examples show that the model can eliminate the influence of uncertain factors to forecasting result, as well as historical prices are all in the believable inter zone which has the biggest belief of forecasting results. The model completes the forecasting mission well which proves the feasibility of design and reliability of model.

Key words: electricity market; forecasting price; blind number; artificial neural networks

中图分类号: TM73; F123.9 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)16-0011-05

0 引言

电价理论是电力市场的核心理论之一。电价体系的研究是电力市场理论的价格基础, 目标是将电力系统中的一切活动行为都用价格作为衡量标准, 并将电价作为引导市场成员行为的主要手段^[1]。电价的变化既具有一定的周期性, 又具有随机性。它与政府政策取向和所采取的措施、与市场性质、气象条件以及发电商的心理等众多的因素有着极为复杂的关系。一方面, 电价按一定趋势有规律地发展变化; 另一方面, 电价受众多因素的影响, 随时都可能发生一定的波动。在进行电力系统电价预测时, 针对电价变化的这些特点, 既要充分分析、掌握并利用其规律性, 又要兼顾各种因素的影响。只有充分了解和掌握电价特点、制定方法及变化规律等, 才能建立符合实际情况的预测模型, 提高预测精度。

目前各国学者提出了各种方法来对电价的预测, 这些方法按照它们的理论基础体系来划分,

主要有两大类^[2,3]: 模拟法和数学分析法。模拟法, 即数学仿真的方法, 就是通过程序模拟整个系统的实际运行状况。预测的精确与否主要取决于数据是否充分和详细。数学分析法, 即基于历史数据的数学处理的方法, 一般事先设定一个数学模型, 利用历史数据确定各个参数建立各前向的曲线, 然后再预测未来的数值。目前主要采用的有时间序列法、基于结构型计量学的方法以及神经网络方法等。

但是传统的基于神经网络的电价预测方法, 由于在选取输入目标, 确定网络层数及其各层节点数等方面存在不确定性, 因此往往预测的效果并不理想。近年来, 国内外的学者在这个方面进行了多方面的研究和探索, 采用了各种算法来改进和提高神经网络的预测效果。文献[4]采用了回归神经网络、文献[5]和文献[6]采用了径向基函数(RBF)神经网络、文献[7]采用了自适应神经网络、文献[8]采用了递归神经网络、文献[9]采用了模块神经网络, 文献

[10]采用了小脑模型关节控制器(CMAC)神经网络,进行电价预测的尝试,取得了一些效果。

但面对电价预测的多信息不确定性,上述方法仍显不足。基于此原因,采用盲数来描绘和处理不确定性信息,可有效、直观地得到电价预测的区间分布,较为详细、客观地反映预测结果和实际情况之间的关联程度。本文采用人工神经网络和盲数理论相结合的方法,以概论区间的新方式预测电价的分布情况,并通过加州 1998 年 4 月至 2000 年 6 月的历史电价数据验证了方案的可行性和准确性。

1 预测模型设计

经典的人工神经网络都是对实数序列进行训练,得出其各项权重系数。但由于在电价预测过程中存在着大量的不确定性因素,而实数序列不能很好地反映这个问题,因此,本文设想采用盲数代替实数的方法,对市场出清电价进行人工神经网络预测。

1.1 建立 BP 网络模型

采用一个 N 层结构的 BP 神经网络构建预测模型,其中每个神经元对应的传递函数如式(1)。

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

(1) 确定神经网络输入神经元^[11]

由于 BP 网络是非线性的网络结构,因此确定其输入节点及其个数就至关重要。在预测市场出清电价 $p(d,t)$ (即神经网络的输出点)的神经网络的输入点的选择中,考虑以下因素(其中: d 表示日历日; t 表示时段):

A. 历史 MCP: 预测时段前一时段的电价 $p(d,t-1)$; 预测时段所在日前一日同一时段的电价 $p(d-1,t)$; 预测时段所在日前一星期同一时段的电价 $p(d-7,t)$ 。

B. 系统负荷: 预测时段所在日的系统实际负荷 $L(d,t)$, 可通过短期负荷预测得到, 或对市场公布的预测负荷修正后得到; 预测时段前一时段的负荷 $L(d,t-1)$; 预测时段所在日前一日同一时段的负荷 $L(d-1,t)$; 预测时段所在日前一星期同一时段的负荷 $L(d-7,t)$ 。

(2) 确定神经网络隐含层神经元

理论上讲,可以任意选取隐含层的数目,隐含层的增加虽然能减少各隐含层的节点数目,但却增加了算法落入局部极小的可能性,因此其收敛速度不一定很快。网络隐含层节点数的选择是一个比较复杂的问题,目前还没有很好的理论公式来确定。节点数的选择经验公式如式(2)。

$$H = 2N + 1$$

$$H = \sqrt{M + N} + a$$

$$0.02N < H < 4N$$

(2)

$$H = \log_2 N$$

其中: H 为隐含层节点数, N 为输入层节点数, M 为输出层节点数。一般地,对于有 N 个输入节点的 BP 网, $(2N+1)$ 个隐含节点将在网络容量和训练时间之间取得良好的折衷。本文选择 3 层 BP 网络结构,其隐含层的节点个数为 15 个。

(3) 确定误差函数

本模型采用能量误差函数,其表达式如式(3)。

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_j (y_{jk} - O_{jk})^2 \quad (3)$$

其中: E_k 是第 k 个表征矢量的误差, y_{jk} 是第 j 个输出神经元的期望值(即训练集值), O_{jk} 是第 j 个输出神经元的实际值。

1.2 盲数理论应用

盲数的定义^[12]: 对于具有不确定性的对象,其实际值并不总是可能落在某个点上,应该是该点附近的某个区域。设 R 为实数集合, \bar{R} 为未确知有理数集, $g(I)$ 为区间型灰数集, $a_i \in g(I)$, $\alpha_i \in [0,1]$, $i=1,2,\dots,n$, $f(x)$ 为定义在 $g(I)$ 上的灰函数,且:

$$f(x) = \begin{cases} \alpha_i & x = a_i (i=1,2,\dots,n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

若当 $i \neq j$ 时, $a_i \neq a_j$, 且 $0 \leq \sum_{i=1}^n \alpha_i = \alpha \leq 1$, 则

称函数 $f(x)$ 为一个盲数。称 α_i 为 $f(x)$ 取 a_i 值的可信度, α 为 $f(x)$ 的总可信度, n 为 $f(x)$ 的阶数。所以盲数的实质可认为是区间分布的可信度函数。其分布如图 1。

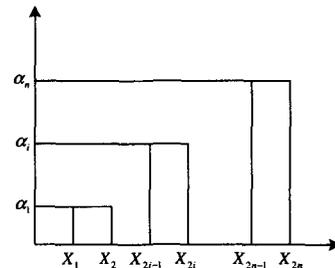


图 1 盲数可信度分布图

Fig.1 Distributed chart of reliability of blind number

盲数的运算和一般实数运算略有差别, 设盲数 A 、 B 分别为:

$$A = [[x_1, x_m], f(x)], B = [[y_1, y_n], g(y)]$$

其中:

$$f(x) = \begin{cases} \alpha_i, x = x_i (i=1, 2, \dots, m) \\ 0, \text{ 其它} \end{cases} \quad (5)$$

$$g(y) = \begin{cases} \beta_i, y = y_i (i=1, 2, \dots, n) \\ 0, \text{ 其它} \end{cases}$$

设 * 表示一种运算, 图 2 称为 A 关于 B 的可能值带 * 矩阵, x_1, x_2, \dots, x_m 和 y_1, y_2, \dots, y_n 分别是 A 与 B 的可能值序列。第一象限元素构成的 $m \times n$ 阶矩阵叫做 A 关于 B 在 * 运算下的可能值 * 矩阵, 简称可能值 * 矩阵。

x_1	$x_1 * y_1$	\dots	$x_1 * y_j$	\dots	$x_1 * y_n$
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
x_i	$x_i * y_1$	\dots	$x_i * y_j$	\dots	$x_i * y_n$
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
x_m	$x_m * y_1$	\dots	$x_m * y_j$	\dots	$x_m * y_n$
*	y_1	\dots	y_j	\dots	y_n

图 2 盲数 “*” 运算的可能值矩阵

Fig.2 Possible matrix of operation “*” in blind number

图 3 称为 A 关于 B 的可信度带边积矩阵, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 和 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 分别是 A 和 B 的可信度序列。第一象限元素构成的 $m \times n$ 阶矩阵叫做 A 关于 B 的可信度积矩阵, 简称可信度积矩阵。

α_1	$\alpha_1 \beta_1$	\dots	$\alpha_1 \beta_j$	\dots	$\alpha_1 \beta_n$
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
α_i	$\alpha_i \beta_1$	\dots	$\alpha_i \beta_j$	\dots	$\alpha_i \beta_n$
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
α_m	$\alpha_m \beta_1$	\dots	$\alpha_m \beta_j$	\dots	$\alpha_m \beta_n$
*	β_1	\dots	β_j	\dots	β_n

图 3 盲数运算的可信度积矩阵

Fig.3 Product matrix of reliability in operation of blind number

A 关于 B 的可能值 * 矩阵与可信度积矩阵中元素 $a_{ij}, b_{ij} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n)$ 叫做相应元素。其所在的位置称为相应位置。

A 关于 B 的可能值 * 矩阵中元素, 按相同的合并成一个排成一列 $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_k$, 若 \bar{x}_i 在可能值 * 矩阵中有 S_i 个不同位置, 将可信度积矩阵中相对应的 S_i 个位置上的元素之和记为 \bar{r}_i 可得序列 $\bar{r}_1, \bar{r}_2, \dots, \bar{r}_k$ 。这样就可以得到运算后新的盲数。

2 算例分析

本文选取的是加州市场的历史数据, 由于加州在 2000 年下半年发生了电力危机, 造成电价飞涨, 故本文选取的是 1998 年 4 月至 2000 年 6 月前的历史数据。

2.1 计算步骤

整理历史电价和负荷数据, 按 7 天、每天 24 个时间点分类, 得到各由 24×7 组盲数表达的 $p(d, t), L(d, t)$; 确定训练误差 e 和学习次数 N , 将整理好的盲数数据代入 BP 网络模型进行训练, 直至满足误差或学习次数超过 N 时训练结束, 得到网络实数权重; 将盲数的历史数据和训练好的权重重新代入 BP 模型进行计算, 得到电价预测结果, 对比新的历史数据验证预测的可靠性和精确性。

其计算流程图如图 4。

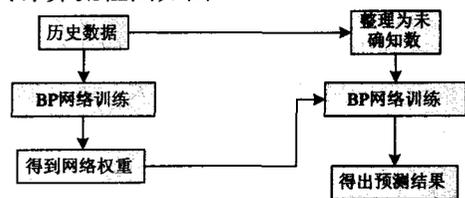


图 4 基于盲数和人工神经网络的日前市场出清电价预测模型流程图

Fig.4 Flow chart of clearing price forecasting in daily market based on blind number and artificial neural networks

其中 BP 网络模型的训练程序流程图如图 5。

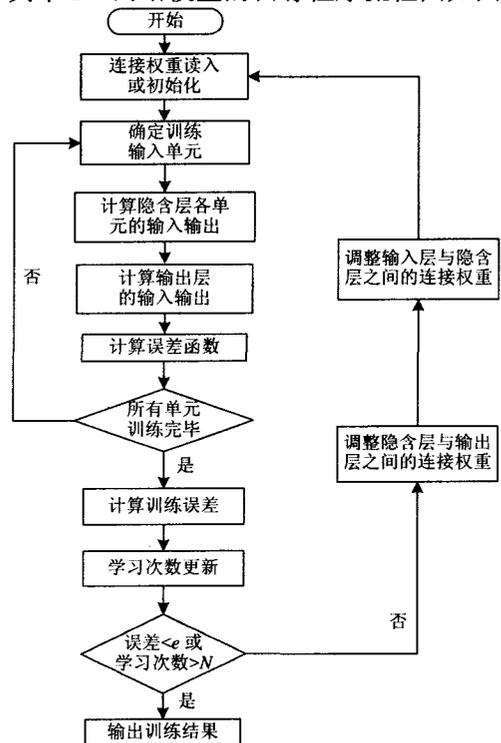


图 5 BP 网络程序流程图

Fig.5 Flow chart of network program

在预测过程中，一些预测模型对电价的突变反映非常敏感，易造成预测误差偏差变大。而在理智和正常运营的电力市场环境下，关于等间隔时间序列的电价序列，具有很明显的周期性，因而连续数日大幅度的突增或突减的情况是不多见的。但是也不可避免地出现电价在某些点大幅度上升或下降的情况，如果将这些点代入到预测模型中，将使得电价预测工作变得困难，如果不对这些特殊的点进行单独的处理和预测，那么整个电价预测的准确性就会降低，这些点被称为“价格钉”^[13]。为了消除价格钉对预测精度的影响，提高预测的可靠性，故需要对数据进行预处理。

(1) 缺失电价数据的填补

如果某一天的数据出现大量缺失或不良数据，这一天就可以认为是数据缺损，对于缺失数据的处理通常可以利用相邻几天的正常数据进行填补。由于不同日类型的电价数据差异较大，因此修补数据时一定要采用相同日期类型的数据，并用式(6)进行加权平均处理。

$$x(d,t) = w_1 x(d_1,t) + w_2 x(d_2,t) \quad (6)$$

式中： $x(d,t)$ 是第 d 天第 t 小时的电价值， $x(d_i,t)$ 是与第 d 天具有相同日期类型，且距离该天最近的两个 t 时刻电价值。 w_1, w_2 则是加权平均的权重，在这里 $i = 1, 2$ 。

(2) 平滑历史数据

在历史电价序列中，由于随机性因素的影响，电价会在一天内某段时间产生不同于以往运行方式的异常电价点，称为异点。这些异点掺入到正常的电价序列中，会使电价序列的整体噪声增大，降低了电价曲线的相似性，增加了电价的不可预测性，须进行异点数据的剔除与电价曲线的平滑处理。

由于电价是有周期性的，进行电价数据预处理时首先要考虑其 24 小时的小周期，即认为不同日期的同一时刻的电价应该具有相似性，同时刻的电价应维持在一定的范围内，对于超出范围的不良数据可进行修正。

设 $x(d,t)$ 为第 d 天 t 时刻的电价， $\theta(t)$ 为阈值， $\bar{x}(t)$ 为待处理数据最近同类型几天 t 时刻电价的平均值，即：

$$\bar{x}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(d_i,t) \quad (7)$$

$$\text{如果 } \left| x(d,t) - \bar{x}(t) \right| > \theta(t)$$

则当 $x(d,t) > \bar{x}(t)$ 时

$$x(d,t) = \bar{x}(t) + \theta(t) \quad (8)$$

当 $x(d,t) < \bar{x}(t)$ 时

$$x(d,t) = \bar{x}(t) - \theta(t) \quad (9)$$

利用上式对原始数据进行处理后，原始数据中空穴数据和较明显的异常数据得到了初步的预处理，电价的原序列更加趋于合理。其中对于阈值的选择现在还没有行之有效的理论方法，只能凭经验来选取，需要在实验中进行多次尝试和验证。

2.2 算例及分析

选取 2000 年 5 月 1 日至 7 日（周一至周日，每天 24 小时）的加州历史电价数据作为检验预测结果的对比值，其部分历史电价数据如下：

表 1 加州电网历史电价数据

Tab.1 Historical price data of Californial electrical network

时间	1	2	3	4	5	6	7
0	20.800 9	26.997	29.324 4	23.344 1	21.001 2	20.626 3	17.596 4
1	16.077 7	20.536 3	28.000 2	15.610 8	14.996 4	12.248 6	12.008 4
2	10.501 8	14.991 5	21.555 5	10.211 6	9.994 6	8.914 9	8.742 7
3	11.019	13.652 9	18.019 4	9.991 1	9.608 8	8.582 4	8.740 5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
21	37.403 2	39.750 9	45.031 6	35.15	34.109 3	29.003 3	32.466
22	33.680 3	32.973 6	35.057 8	31.047 7	28.256 4	25.01	28.897 2
23	26.995 2	27.756 4	29.993 6	26.509 5	23.355 4	18.913 4	23.750 5

所有结果限于篇幅不能全部列出，现截取其中

一天（周一）的部分预测结果如表 2。

表 2 基于盲数和神经网络市场出清电价预测模型结果
Tab.2 Result of market clearing price forecasting based on blind number and artificial neural networks

时刻	实际值	置信度	置信区间
0	20.8009	0.144 128	[0.336675,7.72653]
		0.149 673	[7.72653,15.1164]
		0.530 811	[15.1164,34.9569]
		0.166 876	[34.9569,53.3598]
		0.008 512	[53.3598,71.7627]
		0.128 052	[0.30294,5.99938]
1	16.0777	0.217 705	[5.99938,11.6958]
		0.440 057	[11.6958,22.1386]
		0.185 225	[22.1386,30.0179]
		0.028 961	[30.0179,37.8971]
⋮	⋮	⋮	⋮
22	33.6803	0.068 519	[0.830353,12.6928]
		0.320 076	[12.6928,24.5553]
		0.505 025	[24.5553,42.8315]
		0.103 688	[42.8315,54.728]
		0.002 692	[54.728,66.6246]
		0.142 058	[1.76099,10.8733]
23	26.9952	0.253 032	[10.8733,19.9857]
		0.475 732	[19.9857,36.2035]
		0.123 565	[36.2035,48.1743]
		0.005 613	[48.1743,60.1451]

从结果中可看出历史出清电价检验值都较好地落在了预测结果所呈现的 5 维盲数中,且在大多数时间点处其置信度都明显高于其他维的置信度,预测效果比较理想;但是仍然有少部分时间点历史电价所处维数的置信度没有明显区别于其它维数。

由于历史电价的波动性,虽然本模型已经对历史数据进行了前期处理,平滑了大多数的“价格钉”,但由于平滑后的价格仍是平均值加上最大阈值或减去最小阈值,相对其它自然平滑的历史数据,仍对后期的预测结果造成一些影响。此外,本文以预测模型的最值和检测电价的历史值作为确定盲数的边界条件,而由于选取的检验数据本身可能就存在着某些不确定性的因素,所以在以此为划分区间的边界条件,有可能造成预测结果区间的偏离,导致历史电价所处的置信区间的置信度下降,而其他区间的置信度上升。

3 结论

本文提出了基于盲数和神经网络市场出清电价

预测模型,引用盲数代替实数进行价格预测,在有限的历史电价、负荷及其他相关数据的基础上对电价进行了预测研究。仿真结果表明,模型能够消除大部分不确定性因素对预测结果的影响,实际历史电价很好地落在了预测结果最大置信度的置信区间中,较好地完成了预测任务,证实了设计的可行性和模型的可靠性。

参考文献

- [1] 顾庆雯,陈刚.短期边际电价预测模型研究[D].重庆:重庆大学,2005.
GU Qing-wen,CHEN Gang. Research of Models on Short Time Electric Marginal Price Forecasting[D]. Chongqing: Chongqing University, 2005.
- [2] 王锡凡,王秀丽.随机生产模拟及其应用[J].电力系统自动化,2003,27(8): 10-16.
WANG Xi-fan, WANG Xiu-li. Probabilistic Production Simulation Method and Its Application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(8): 10-16.
- [3] 张少华,李渝曾.电力市场短期发电边际成本的概率学预测[J].中国电机工程学报,2000, 20(10): 19-26.
ZHANG Shao-hua, LI Yu-zeng. Probabilistic Forecasting of Short Run Marginal Cost of Power Generation Under Electricity Market[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(10): 19-26.
- [4] HONG Ying-yi, Hsiao Chuan-yo. Locational Marginal Price Forecasting in Deregulated Electricity Markets Using Artificial Intelligence[J]. IEE Proc-Gener, Transm and Distrib, 2002, 149(5): 621-626.
- [5] Guo Jau-jia, Luh P B. Selecting Input Factors for Clusters of Gaussian Radial Basis Function Networks to Improve Market Clearing Price Prediction[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3): 665-672.
- [6] 夏吉广,张维存,尹怡欣.基于 RBF 网络的电力市场清算电价预测[J].中国制造业信息化,2005, 34(5):138-140.
XIA Ji-guang, ZHANG Wei-cun, YIN Yi-xin. The Power Market Clearing Price Forecasting Based on RBF Network [J]. Mie of China, 2005, 34(5): 138-140.
- [7] Yamin H Y, Shahidepour SM, Li Z. Adaptive Short-term Electricity Price Forecasting Using Artificial Neural Networks in the Restructured Power Markets[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2004, 26(8): 571-581.
- [8] 杨洪明,段献忠.电价的混沌特性分析及其预测模型研究[J].电网技术,2004, 28(3): 60-64.
YANG Hong-ming, DUAN Xian-zhong. Research on Chaotic Characteristics of Electricity Price and Its Forecasting Model[J]. Power System Technology, 2004, 28(3): 60-64.
- [9] 杨莉,黄民翔,邱家驹.基于模块网络的市场清算价格预测模型[J].中国电机工程学报,2002, 22(8):44-48.

(下转第 28 页 continued on page 28)

的气象信息数据仍为传统的日气象信息预测值，只有全天的数据，并没有精确到时段，而且其本身与真实值就存在一定误差，这对短期负荷的预测带来一定负面影响。随着气象部门技术和服务的改进，时段气象信息的取得已经成为可能，如果可以利用这些更加精确的气象信息，短期及超短期负荷预测工作仍将会进一步发展和改进。

参考文献

[1] 康重庆, 夏清, 刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007

[2] 贺蓉, 曾刚, 姚建刚, 等. 天气敏感型神经网络在地区电网短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(9):32-35.
HE Rong, ZENG Gang, YAO Jian-gang, et al. Application of Weather Sensitivity Neural Network Model in Short-Term Load Forecasting on Area[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(9):32-35.

[3] 鞠平, 姜巍, 赵夏阳, 等. 96 点短期负荷预测方法及其应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(11):32-36.
JU Ping, JIANG Wei, ZHAO Xia-yang, et al. Ninety-Six Points Short-Term Load Forecasting—Theory & Applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(11):32-36.

[4] 徐进东, 丁晓群, 邓勇. 基于相似日的线性外推短期负荷预测[J]. 继电器, 2005, 33(7):37-39.
XU Jin-dong, DING Xiao-qun, DENG Yong. Short-term Load Forecast Using Linear Extrapolation Based on Similar Historical Day Data [J]. Relay, 2005, 33(7):37-39.

[5] 胡江林, 陈正洪, 洪斌, 等. 华中电网日负荷与气象

因子的关系[J]. 气象, 2002, 28(3):14-18.
HU Jiang-lin, CHEN Zheng-hong. A Relationship between Daily Electric Loads and Meteorological Elements in Central China[J]. Meteorological Monthly, 2002, 28(3):14-18.

[6] 陆建宇, 王亮, 王强, 等. 华东电网气象负荷特性分析[J]. 华东电力, 2006, 34(11):38-41.
LU Jian-yu, WANG Liang, WANG Qiang, et al. Characteristic Analysis of Weather Loads for East China Power Grid[J]. East China Electric Power, 2006, 34(11):38-41.

[7] 陈亚红, 穆刚, 段方丽. 短期电力负荷预报中几种异常数据的处理[J]. 东北电力学院学报, 2002, 22(2):1-5.
CHEN Ya-hong, MU Gang, DUAN Fang-li. Identification and Management to Anomalous Data in Short-term Load Forecasting[J]. Journal of Northeast China Institute of Electric Power Engineering, 2002, 22(2):1-5.

[8] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.

[9] 陈祥光, 裴旭东. 人工神经网络技术及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2003.

收稿日期: 2008-08-30; 修回日期: 2008-09-16

作者简介:

陈根永 (1964-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事电力系统运行与规划, 继电保护, 电能计量领域的教学与研究;

史敬天 (1983-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行与规划; E-mail: smmjt@163.com

(上接第 15 页 continued from page 15)

YANG Li, HUANG Min-xiang, QIU Jia-ju. A Market Clearing Price Predictor Based on Modular Networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(8): 44-48.

[10] 陈建华, 周浩. 基于小脑模型关节控制器神经网络的短期电价预测[J]. 电网技术, 2003, 27(8): 16-20.
CHEN Jian-hua, ZHOU Hao. Short-term Electricity Price Forecasting Using Cerebellar Model Articulation Controller Neural Network[J]. Power System Technology, 2003, 27(8): 16-20.

[11] 谢培元, 曾次玲. 基于神经网络的短期电价预测[J]. 湖南电力, 2004, (2).
XIE Pei-yuan, ZENG Ci-ling. Short-Term Electricity Price Forecast Using Neural Network[J]. Hunan Electric Power, 2004, (2).

[12] 刘开第, 吴和琴, 庞彦军. 不确定信息数学处理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999. 163-165.

LIU Kai-di, WU He-qin, PANG Yan-jun. Mathematic Processing and Application of Uncertain Message[J]. Beijing: Science Press, 1999. 163-165.

[13] 柯于刚, 顾洁. 基于区域电力市场的市场出清电价预测[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
KE Yu-gang, GU Jie. Market Clearing Price Forecasting Based on Regional Power Market[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2007.

收稿日期: 2008-09-21; 修回日期: 2009-01-23

作者简介:

孟凡青 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为 FACTS, 电力系统仿真与计算; E-mail: seamfq@sjtu.edu.cn

解大 (1969-), 男, 副教授, 主要研究方向为 FACTS, 电力系统仿真与计算。