

基于多因素小波分析的神经网络 短期现货电价预测方法

苏 娟,杜松怀,李才华

(中国农业大学 信息与电气工程学院,北京 100083)

摘要:一般采用小波分解的电价预测方法是将历史电价分解后分别预测,预测过程中没有引入其它电价影响因素,或者是直接引入未经小波分解的影响因素。提出一种小波分析与神经网络相结合的预测方法,将历史电价和历史负荷都进行小波多分辨率单尺度分解,分解成概貌电价、细节电价和概貌负荷、细节负荷。在此基础上,用历史概貌电价和概貌负荷序列训练 BP 神经网络,预测出未来的概貌电价;用历史细节电价和细节负荷序列训练 BP 神经网络,预测出未来的细节电价。将概貌电价和细节电价进行重构,得到最终的预测电价。对美国 PJM 电力市场的实际电价(LMP)进行预测,验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: 电价预测; BP 神经网络; 小波分析; 电力市场

中图分类号: TM 715

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2007)11-0026-04

0 引言

在电力市场中,电能交易的效益最终是通过电价体现的,电价预测对于市场参与者而言有着非常重要的现实意义。譬如,发电商可以借助电价预测做出合理的报价策略^[1];用户可以根据电价预测确定合理的购电量和购电时段,降低生产成本;市场运营者可以根据电价预测进行风险管理等。因此,研究和开发精确、可靠的电价预测方法非常必要。

传统的预测方法有时间序列法^[2],比较新的方法有运行仿真法^[3]、模糊建模法^[4]、市场均衡分析法^[5-6]、混沌法^[7-8]、神经网络法^[9-11]以及上述方法的各种组合。随着预测技术的发展,灰色理论、小波分析^[12-13]等数学方法也被应用于电价预测,使电价预测技术有了快速发展。

在现有方法中,人工神经网络(ANN)因模型清晰、容易实现和性能良好而更引人注目。ANN 法虽然能够为实际系统提供简单而强大的预测工具,但是由于电价预测时只能考虑有限的物理影响因素,其预测精度仍有待进一步改进^[14]。在普通神经网络预测方法的基础上,引入被称为“数学显微镜”的小波变换技术,将历史电价信号投影到不同尺度上,由粗及细地进行观察,从而可以更有效地获取电价的变化规律,使预测结果更为准确。

除历史电价外,负荷是影响电价变化的最主要因素之一。因此,在电价预测模型中引入负荷因素能够提高预测精度。一些方法^[12,15]是先将电价序列进行小波分解,然后将影响因素直接引入到分解后的各个电价序列进行预测,经过重构得到预测结

果。而另外一些方法^[16-17]仅采用小波分解,然后分别对各电价分量进行预测,而在模型中没有引入除历史电价外的其它影响因素。如果能够将电价的影响因素(如负荷)也同样进行小波分解,这样分解后的负荷就更能体现分解后电价的波动特性,预测精度就会在一定程度上得到提高。

鉴于此,现提出一种基于多因素小波分析的神经网络预测方法。该方法将电价进行小波分解,同时将负荷序列用小波变换分解成反映负荷概貌的序列和反映负荷细节的序列。由于分解后的负荷序列能够更好地反映与之相对应的电价分解序列的变化规律,所以将电价和负荷的概貌序列输入到神经网络进行训练,建立电价概貌序列的预测模型。同理,再建立电价细节序列的预测模型。最后,将 2 个模型的预测结果求和,得到最终的电价预测结果。文中用多个实际算例对美国 PJM 电力市场的 LMP 电价进行了预测,并且与 2 种模型进行了详细比较。测试结果表明,所提方法的平均预测精度达到 95 % 左右,具有较高的预测精度。

1 小波多分辨率分析概述

多分辨率分析就是随着尺度由大到小的变化,在各尺度上由粗及细地观察目标,其定义为

$$V_0 = V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_2 \oplus W_1 = \dots \quad (1)$$

式中 V_0 为零尺度空间; V_j ($j=1,2,\dots$) 为尺度为 j 的尺度空间; W_j ($j=1,2,\dots$) 为尺度为 j 的小波空间。

对于任意函数 $f(t) \in V_0$, 可以将它分解为细节部分 W_1 和大尺度概貌部分 V_1 , 然后将大尺度概貌部分 V_1 进一步分解。如此重复就可得到任意尺度上的

概貌部分和细节部分。则对于任意设定的尺度 J , 有

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^J \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{J,k} \psi_{J,k}(t) \quad (2)$$

式中 $d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle$ 为小波展开系数; $c_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle$ 为尺度展开系数。

式(2)等号右侧第 1 项为重构后的各细节序列, 第 2 项为重构后的概貌序列^[18-19]。

2 预测模型

设历史电价序列为 C , 历史负荷序列为 L 。从降低累积误差的角度看, 对于电价分解的尺度不宜过高。因此, 只对历史数据进行单尺度分解。

设分解后电价的概貌序列为 C_a , 细节序列为 C_d , 则有 $C = C_a + C_d$; 负荷的概貌序列为 L_a , 细节序列为 L_d , 则有 $L = L_a + L_d$ 。

概貌序列 C_a 反映了电价波动的周期性规律, 细节序列 C_d 反映了电价波动的细节规律。对于 C_a 和 C_d 分别建立神经网络模型预测, 更能有效地获取电价的变化规律。

负荷是影响电价变化的最主要因素之一。因此, 在电价预测模型中引入负荷因素能够提高预测精度。所提出的基于多因素小波分析的神经网络短期现货电价预测模型, 是将电价进行小波分解, 同时将负荷序列也用小波变换分解成反映负荷概貌的序列 L_a 和反映负荷细节的序列 L_d 。由于 L_a 能够体现 C_a 的变化规律, L_d 能够体现 C_d 的变化规律, 因此在 C_a 的预测模型中引入影响因素 L_a , 在 C_d 的预测模型中引入影响因素 L_d 。 C_a 、 C_d 的预测采用相同的 BP ANN 模型, 见图 1。将 C_a 和 C_d 2 个分量的预测结果相加, 即可获得最终的电价预测结果。仿真结果表明, 将负荷序列分解成概貌序列 L_a 和细节序列 L_d , 可以提高该模型的整体预测精度。

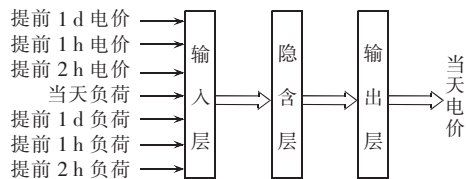


图 1 电价预测模型

Fig.1 Electricity price forecast model

图 1 的 ANN 模型, 由输入层、隐含层和输出层组成。算例中, 输入层和隐含层的神经元个数为 7, 输出层的神经元个数为 1。设第 d 预测日、第 t 预测时段的概貌电价序列为 $C_a(d, t)$ 、细节电价序列为 $C_d(d, t)$, 则预测概貌电价序列 $C_a(d, t)$ 的 7 个神经元分别为: 提前 1 d 电价 $C_a(d-1, t)$ 、提前 1 h 电价 $C_a(d, t-1)$ 、提前 2 h 电价 $C_a(d, t-2)$ 、当天负荷 $L_a(d, t)$ 、提前 1 d 负荷 $L_a(d-1, t)$ 、提前 1 h 负荷 $L_a(d, t-1)$ 、提前 2 h 负荷 $L_a(d, t-2)$, 预测细节电价序列 $C_d(d, t)$ 的 7 个神经元分别为: $C_d(d-1, t)$ 、 $C_d(d, t-1)$ 、 $C_d(d, t-2)$ 、 $L_d(d, t)$ 、 $L_d(d-1, t)$ 、 $L_d(d, t-1)$ 、 $L_d(d, t-2)$ 。

最终的预测结果 $c(d, t)$ 为预测概貌电价序列 $C_a(d, t)$ 与预测细节电价序列 $C_d(d, t)$ 之和, 即

$$c(d, t) = C_a(d, t) + C_d(d, t)$$

3 算例分析

研究对象: 美国 PJM 电力市场 LMP 提前 1 d 电价 (数据来源于 Eastern Hub)^[20]。

历史数据: 2004 年 4 月 1 日~4 月 30 日, 每日 24 h 的历史 LMP 序列 (共 720 个时刻的电价数据) 及其对应的历史负荷序列。

预测日期及时段: 滚动预测 2004 年 5 月 1 日~5 月 31 日, 每日 24 h 的电价。

分 3 步进行预测。

第 1 步 用 db3 小波对历史电价和历史负荷进行单尺度分解并重构, 结果见图 2、3, 其中, 原始电价 C 及 C_a 、 C_d 单位均为 $\$/(\text{MW} \cdot \text{h})$ 。

第 2 步 将分解后的概貌电价和概貌负荷序列输入到神经网络模型中, 经过训练, 预测出概貌电价 $C_a(d, t)$; 再将细节电价和细节负荷序列输入到神经网络模型中, 经过训练, 预测出细节电价 $C_d(d, t)$ 。

第 3 步 分量求和, $c(d, t) = C_a(d, t) + C_d(d, t)$, 得到最终预测结果。

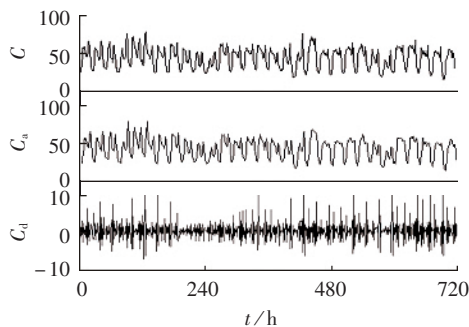


图 2 历史电价的单尺度分解

Fig.2 Decomposition of historic prices by multi-resolution analysis

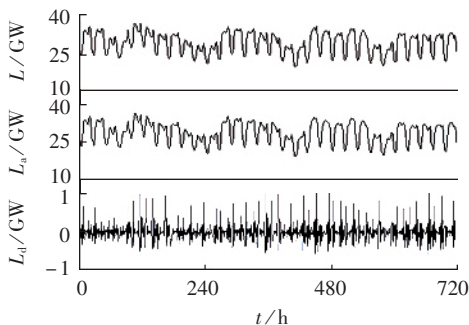


图 3 历史负荷的单尺度分解

Fig.3 Decomposition of historic loads by multi-resolution analysis

预测误差的确定采用绝对百分比误差 APE 和平均绝对百分比误差 MAPE。定义如下:

$$\text{APE} = \frac{|\text{实际电价} - \text{预测电价}|}{\text{实际电价}} \times 100\% \quad (3)$$

MAPE = \frac{1}{N_h} \sum APE \tag{4}

式中 N_h 是预测周期中的小时(时段)数。

为了检测本文方法的预测精度,将其与 2 种模型进行了比较。一种是普通神经网络模型(以下称为模型 1),对历史电价和历史负荷未进行小波分解,而是直接输入到网络中进行预测,网络结构与本文方法的结构相同。另一种比较模型(以下称为模型 2)是将历史电价序列进行小波分解,负荷序列直接输入到神经网络中,作为电价的影响因素。

3 种模型在 2004 年 5 月 1 日 24 个时段 的电价预测结果的比较见表 1。可以看出,本文方法的预测精度较 2 种比较模型有了很大的提高。与模型 1 相比,其平均绝对百分比误差从 4.576 %大幅下降到 2.789 %,整体预测效果明显提高。而模型 2 较模型 1 的精度提高不大。从对这 3 种模型的比较中可以发现,小波分析技术起到了重要的作用,它使得电价的变化规律和层次特性更加清晰。负荷也同样进行小波分解后能够更好地反映电价的变化规律。

总体而言,本文方法的预测效果较好,平均预测精度高达 97.211 %。但是,仍然存在个别点预测误差偏大的现象,如算例中(表 1)第 24 个时段,其最大绝对百分比误差达到 12.975 %。

表 2 是 2004 年 5 月 3 种模型的预测结果。模

表 1 2004 年 5 月 1 日预测结果比较
Tab.1 Comparison among forecasted and
real prices of 1,May,2004

时段	c_0	模型 1		模型 2		本文方法	
		c'	APE/%	c'	APE/%	c'	APE/%
1	22.20	22.96	3.431	21.90	1.358	22.84	2.880
2	17.77	19.59	10.255	19.96	12.333	18.44	3.762
3	16.76	15.98	4.640	17.73	5.781	16.66	0.610
4	16.04	15.41	3.930	16.27	1.408	15.27	4.828
5	15.96	16.14	1.128	17.17	7.602	16.86	5.648
6	18.24	17.52	3.960	18.56	1.757	17.94	1.649
7	20.00	21.18	5.888	19.56	2.215	20.74	3.721
8	27.11	26.72	1.434	26.49	2.276	26.37	2.736
9	34.15	32.17	5.812	32.90	3.661	32.52	4.786
10	41.88	39.13	6.571	39.95	4.597	41.03	2.034
11	47.78	43.63	8.693	48.23	0.944	47.02	1.589
12	47.23	48.22	2.087	47.33	0.207	46.36	1.844
13	48.97	47.58	2.828	48.70	0.544	48.45	1.055
14	47.63	49.46	3.843	48.78	2.421	47.60	0.055
15	44.73	47.03	5.140	45.69	2.153	44.77	0.099
16	44.10	43.82	0.641	45.00	2.047	44.46	0.823
17	42.19	46.44	10.073	44.41	5.263	44.05	4.398
18	40.95	43.06	5.157	42.86	4.656	41.93	2.393
19	39.77	39.73	0.111	38.63	2.859	38.26	3.797
20	39.82	40.73	2.285	40.97	2.890	40.11	0.737
21	51.59	48.62	5.753	53.28	3.280	52.40	1.578
22	44.03	47.43	7.716	43.41	1.416	43.81	0.491
23	33.11	35.75	7.975	36.70	10.835	33.99	2.669
24	26.00	25.87	0.482	31.68	21.836	29.37	12.975
MAPE/%		4.576		4.347		2.798	
最大 APE/%		10.255		21.836		12.975	

注: c_0 、 c' 分别为实际电价及其预测值,单位为 $\$/(\text{MW}\cdot\text{h})$ 。

型 1 的 MAPE 为 5.216 %,模型 2 的 MAPE 为 4.469 %,而本文基于多因素小波分析的短期现货电价预测模型的 MAPE 为 3.723 %,预测精度有了很大的提高,且本文方法的最大绝对百分比误差也由模型 1 的 36.088 %、模型 2 的 34.927 %,下降到了 24.711 %。

为进一步验证所提出的方法对于不同时间段和不同运营情况下的预测精度,随机抽取 2004 年 2 月、5 月、8 月和 11 月份的电价分别进行预测,并与 2 种比较模型进行对比,预测误差见表 3。由表 3 可知,模型 2 的预测误差小于模型 1,本文方法的预测误差又小于模型 2,其预测效果最好。

表 2 2004 年 5 月预测结果比较
Tab.2 Comparison among forecasted and
real prices of May,2004

预测 时段	模型 1		模型 2		本文方法	
	MAPE	最大 APE	MAPE	最大 APE	MAPE	最大 APE
05-01	4.576	10.255	4.347	21.836	2.798	12.975
05-02	4.672	14.644	5.564	16.048	4.655	13.635
05-03	3.473	10.107	3.549	12.286	3.114	12.851
05-04	3.761	14.261	4.201	11.089	2.623	11.225
05-05	7.493	36.088	7.378	29.165	4.757	19.754
05-06	5.547	19.968	5.817	16.497	4.328	12.695
05-07	4.867	24.022	4.847	18.296	4.027	8.629
05-08	5.996	21.733	6.553	34.927	4.931	21.233
05-09	4.879	14.639	4.414	17.834	4.300	17.867
05-10	2.971	9.772	3.513	10.219	2.433	8.081
05-11	7.249	23.932	3.892	12.902	4.063	14.277
05-12	5.908	24.186	6.110	26.645	4.529	22.218
05-13	6.114	28.576	5.717	28.865	4.340	15.365
05-14	4.339	16.271	4.230	17.896	2.165	4.481
05-15	6.249	27.306	4.778	13.205	3.566	13.258
05-16	5.935	17.571	6.925	27.951	5.524	24.711
05-17	5.918	28.800	4.619	16.730	5.084	20.793
05-18	4.719	15.096	3.733	20.270	3.154	15.226
05-19	5.026	14.838	3.473	12.500	3.622	12.913
05-20	6.327	26.027	5.605	13.193	4.104	10.180
05-21	5.215	22.697	3.490	11.138	2.270	6.133
05-22	4.595	18.160	3.660	14.521	2.952	12.737
05-23	5.153	17.945	3.121	6.615	2.652	6.588
05-24	5.414	20.349	4.079	11.940	3.464	12.403
05-25	5.019	17.258	4.582	14.976	4.638	20.246
05-26	4.498	16.283	3.590	13.963	2.936	15.834
05-27	4.916	13.193	3.780	10.496	2.196	6.073
05-28	5.391	20.093	3.866	14.947	3.760	11.564
05-29	4.680	11.756	4.462	26.360	3.508	15.710
05-30	4.785	12.608	5.408	21.100	3.819	15.198
05-31	6.010	15.888	4.962	10.862	4.585	13.582
平均 MAPE	5.216		4.694		3.723	
最大 APE	36.088		34.927		24.711	

表 3 各方案平均绝对百分比误差比较
Tab.3 Comparison of MAPE among
different methods

月份	模型 1	模型 2	本文方法
2	7.106	6.691	5.202
5	5.216	4.694	3.723
8	5.163	4.388	4.071
11	5.650	5.540	4.886

4 结论

一般采用小波分解技术的电价预测方法都是将历史电价进行小波分解,再将分解后的电价分别进行预测,在预测过程中没有引入电价的其它影响因素,或者只是引入了影响因素的原始序列,却未进行小波分解。而本文提出的基于多因素小波分析的神经网络短期现货电价预测方法的创新之处就在于,将历史电价序列和负荷序列分别进行小波分解,分解成概貌电价和细节电价、概貌负荷和细节负荷。然后,将概貌电价和与之对应的概貌负荷输入神经网络预测未来的概貌电价;同理,将细节电价和与之对应的细节负荷输入神经网络预测未来的细节电价。最后,将预测得到的概貌电价和细节电价求和,得到最终的预测电价。

对美国 PJM 电力市场的实际 LMP 电价进行大量仿真,并把预测结果与 2 种比较模型进行了详细的对比。结果表明,采用小波分析技术可使电价的变化规律和层次特征更加清晰,同时也使分解后的负荷更能体现分解后的电价的波动;所构建的基于多因素小波分析的神经网络短期现货电价预测模型能够显著降低预测误差,提高预测精度。

参考文献:

- [1] 杜松怀,温步瀛,蒋传文. 电力市场[M]. 北京:中国电力出版社, 2004.
- [2] 黄日星,康重庆,夏清. 电力市场中边际电价预测[J]. 电力系统自动化,2000,24(22):9-12.
HUANG Ri-xing,KANG Chong-qing,XIA Qing. System marginal price forecasting in electricity market[J]. Automation of Electric Power Systems,2000,24(22):9-12.
- [3] BASTIAN J,ZHU J,BANUNARAYANAN V,et al. Forecasting energy prices in a competitive market[J]. IEEE Computer Application in Power,1999,12(3):40-45.
- [4] ZHANG Ping-an,GUAN Xiao-hong. Fuzzy modeling for electricity market price forecasting[C]//Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). Hefei,China:Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc,2000: 2262-2266.
- [5] SHANTZE P,ILIC M,CHAPMAN J. Stochastic modeling of electric prices in multi-market environment[C]//IEEE Power Engineering Society Winter Meeting,IEEE. Singapore:PESW,2000: 1109-1114.
- [6] 黄民翔,赵学顺,倪波,等. 市场电价的实证分析及预测建模[J]. 电力系统自动化,2003,27(19):16-20.
HUANG Min-xiang,ZHAO Xue-shun,NI Bo,et al. Forecasting on market-clearing price based on bidding curve driven model[J]. Automation of Electric Power Systems,2003,27(19):16-20.
- [7] 刘广建,胡三高,戴俊良. 电力系统边际电价的混沌特性及预测[J]. 中国电机工程学报,2003,23(5):6-8,175.
LIU Guang-jian,HU San-gao,DAI Jun-liang. The chaotic property of system marginal price and its forecasting[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(5):6-8,175.
- [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):59-64.
YANG Hong-ming,DUAN Xian-zhong. Research on chaotic cha-

- acteristics of electricity price and its forecasting model[J]. Power System Technology,2004,28(3):59-64.
- [9] 刘正国,付祥明,高伏英,等. 基于神经网络的浙江发电市场清算电价预测方法[J]. 电力系统自动化,2002,26(9):49-52.
LIU Zheng-guo,FU Xiang-ming,GAO Fu-ying,et al. Forecasting market-clearing price in Zhejiang generation market using neural network[J]. Automation of Electric Power Systems,2002,26(9): 49-52.
- [10] 杨莉,邱家驹,江道灼. 基于 BP 网络的下一交易日无约束市场清算价格预测模型[J]. 电力系统自动化,2001,25(19):11-14.
YANG Li,QIU Jia-ju,JIANG Dao-zhuo. BPN based day-ahead unconstrained market clearing price forecasting model[J]. Automation of Electric Power Systems,2001,25(19):11-14.
- [11] 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.
- [12] 魏平,李均利,陈刚,等. 基于小波分解的改进神经网络 MCP 预测方法及应用[J]. 电力系统自动化,2004,28(11):17-21.
WEI Ping,LI Jun-li,CHEN Gang,et al. Forecasting MCP using a wavelet-improved neural network method[J]. Automation of Electric Power Systems,2004,28(11):17-21.
- [13] 张显,王锡凡,陈芳华,等. 分时段短期电价预测[J]. 中国电机工程学报,2005,25(15):1-6.
ZHANG Xian,WANG Xi-fan,CHEN Fang-hua,et al. Short-term electricity price forecasting based on period-decoupled price sequence[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(15):1-6.
- [14] SHAHIDEHPOUR M,YAMIN H,LI Zu-yi. Market operations in electric power systems[M]. New York:A John Wiley & Sons,Inc., 2002.
- [15] 谢宏,陈志业,牛东晓,等. 基于小波分解与气象因素影响的电力系统日负荷预测模型研究[J]. 中国电机工程学报,2001,21(5):5-10.
XIE Hong,CHEN Zhi-ye,NIU Dong-xiao,et al. The research of daily load forecasting model based on wavelet decomposing and climatic influence[J]. Proceedings of the CSEE,2001,21(5): 5-10.
- [16] 周明,聂艳丽,李庚银,等. 基于小波分析的短期电价 ARIMA 预测方法[J]. 电网技术,2005,29(9):50-55.
ZHOU Ming,NIE Yan-li,LI Geng-yin,et al. Wavelet analysis based ARIMA hourly electricity prices forecasting approach[J]. Power System Technology,2005,29(9):50-55.
- [17] 邵能灵,侯志俭,李涛,等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2003,23(1):45-50.
TAI Neng-ling,HOU Zhi-jian,LI Tao,et al. New principle based on wavelet transform for power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(1):45-50.
- [18] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京:科学出版社,1999.
- [19] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京:科学出版社, 1999.
- [20] 佚名. Hourly integrated day-ahead LMP values[EB/OL]. [2004-06-04]. <http://www.pjm.com/markets/jsp/lmpmonthly.jsp>.
(责任编辑:李育燕)

作者简介:

苏娟(1980-),女,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,主要研究方向为电力系统自动化和电力市场(E-mail:sujuancau@yahoo.com.cn);

杜松怀(1963-),男,河南孟州人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统自动化和电力市场;

李才华(1983-),男,山东济宁人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统自动化和电力市场。

(下转第 33 页 continued on page 33)

Neural network short-term spot price forecast based on multi-factor wavelet analysis

SU Juan, DU Song-huai, LI Cai-hua

(China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The common electricity price forecast method based on wavelet analysis decomposes the historic prices and forecasts respectively, without introducing the influencing factors of price to the forecast model, or introducing the influencing factors of price undecomposed by wavelet analysis. A method combining wavelet analysis and neural network is proposed, which decomposes both historic prices and loads into approximate price series, detailed price series, approximate load series, and detailed load series by multi-resolution wavelet analysis. The BP neural network is trained by the approximate price series and approximate load series to forecast the future approximate price and by the detailed price series and detailed load series to forecast the future detailed price. The final forecasted price is the reconstruction of the forecasted approximate price and the forecasted detailed price. The simulation of PJM power market's LMP verifies the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Key words: electricity price forecast; BP neural network; wavelet analysis; power market