

基于时间序列法和神经网络法的短期电价预测及对比分析

陈欢欢

(南京电力工程设计有限公司, 江苏 南京 210009)

摘 要: 准确的短期电价预测可以为市场参与者的竞价策略提供指导, 减少参与者的竞价风险, 为其带来稳定的收益。本文利用美国新英格兰地区的数据, 采用时间序列法和人工神经网络这两种常见的方法建立模型, 对电价进行了预测, 并且对两种方法的预测结果进行了对比分析。

关键词: 电价预测; 时间序列法; 人工神经网络; 对比分析

0 引言

在电力市场环境下, 市场参与者以不断变化的市场电价作为参考进行电能交易结算。电价成为电力市场中所有活动的焦点, 直接影响着市场参与者的收益。然而, 电力市场中的电价具有较高的波动性和随机性, 给交易的收益带来了一定的风险。市场中的各方均希望能够准确预测将来一段时间的电价, 以选择自身交易策略和估算效益。准确的短期电价预测可以为市场参与者的竞价策略提供指导, 减少参与者的竞价风险, 为其带来稳定的收益。

目前, 短期电价预测的方法主要可归纳为时间序列法、神经网络法、小波理论、灰色模型法和组合模型法等五种。

本文选择了时间序列法和神经网络法两种方法, 分别利用 ARMA 模型和 BP 神经网络, 选取美国新英格兰电力市场 2007 年 1 月-4 月的电价数据进行了预测, 并对预测结果进行了误差分析和比较。

1 时间序列法和神经网络法

1.1 时间序列法

时间序列法通过运用历史电价数据建立时间序列模型, 并进行预测。采用统计独立的白噪声 a_t 作为输入激励源, 通过一个线性的动态系统, 将原本不独立或相关的时间序列, 转化为独立或不相关的随机序列来处理, 实现这个动态系统的数学描述就是时间序列模型, 可以表示为:

$$\tilde{Z}_t = a_t + \Psi_1 a_t + \Psi_2 a_{t-2} + \dots = a_t + \sum_{j=1}^{\infty} \Psi_j a_{t-j}$$

其中 $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$ 是偏离均值 μ 的随机变量,

假定过程是平稳的。

线性平稳模型的另外一种表达式为:

$$\tilde{Z}_t = \pi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \pi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots a_t = \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j \tilde{Z}_{t-j} + a_t$$

目前, 最常用的时间序列模型有三类: 自回归模型 (AR)、滑动平均模型 (MA) 和自回归—滑动平均模型 (ARMA)。本文将采用 ARMA 模型, 简记为 ARMA (p,q), 其表达式为:

$$\tilde{Z}_t - \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} - \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} - \dots - \phi_p \tilde{Z}_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

其中 p 和 q 分别是自回归部分和滑动平均部分的阶数, ϕ_i ($i=1,2,\dots,p$), θ_j ($j=1,2,\dots,q$) 分别是自回归系数和滑动平均系数。

1.2 神经网络法

神经网络是由具有适应性的简单单元组成的广泛并行互连的网络, 能够模拟生物神经系统对真实世界物体所做出的交互反应。BP 网络是一种较为常见的神经网络, 一个 3 层的 BP 网络就能实现从输入到输出的任意复杂非线性映射关系, 其网络结构如图 1 所示。

BP 网络有着较为广泛的实际应用, 80%-90% 的神经网络模型采用了 BP 网络或者它的变化形式。BP 网络是前向网络的核心部分, 体现了神经网络中最精华、最完美的内容。

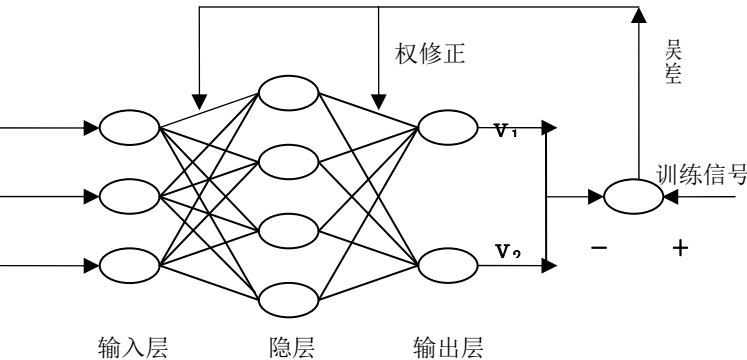


图 1 基于 BP 算法的神经网络结构

2 算例

针对美国新英格兰电力市场 2007 年 1 月-4 月的电价数据，应用分时段电价预测的方法，将电价数据分成工作日和休息日两组，分别运用时间序列法和神经网络法，对 4 月 12 日（星期四）和 4 月 8 日（星期日）的电价进行预测。以 4 月 12 日 1 点的预测过程为例，作详细说明。

2.1 时间序列法的预测过程

2.1.1 数据分析和预处理

选取 2 月 1 日-4 月 11 日（除去休息日）1 点的电价作为电价的历史数据，如图 2 所示。

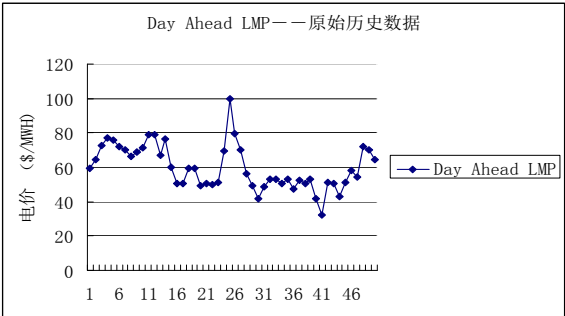


图 2 新英格兰电力市场 2 月 1 日-4 月 11 日（工作日）1 点历史电价原始数据

图 2 中，原始数据序列中出现了跳跃，存在价格尖峰，这对电价预测极为不利。本文采用剔除价格尖峰和 4 期滑动平均的方法，对数据进行预处理，提高了模型的可靠性和置信度。预处理后的历史电价序列如图 3 所示，处理后波动范围明显减小，数据较处理前平滑，未出现明显的价格尖峰。

2.1.2 建立模型

利用计量经济学软件 EVIEWS，选用 ARMA(3,2)模型，可得模型参数，如图 4 所示。

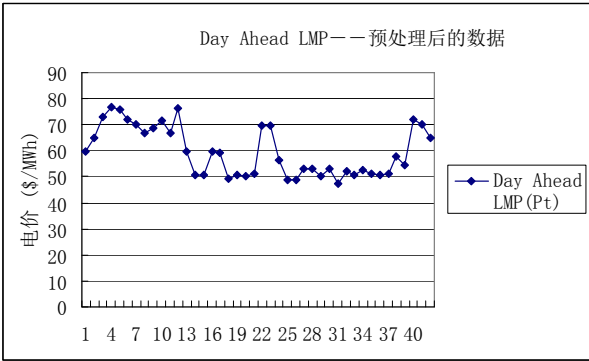


图 3 预处理后的历史电价序列

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	8.886853	4.732747	1.877737	0.0699
CLOCK1(-1)	1.473004	0.158071	9.318640	0.0000
CLOCK1(-2)	-1.123278	0.255698	-4.392995	0.0001
CLOCK1(-3)	0.493998	0.164915	2.995469	0.0053
MA(2)	0.907387	0.061837	14.67381	0.0000

图 4 ARMA(3, 2) 模型的估计结果

通过 Q 统计值（Q-Stat），检验模型对应的残差序列是否满足要求。结果为概率均大于 0.05，说明所有 Q 值都小于检验水平为 0.05 的 X2 分布临界值。可得出结论：模型的随机误差序列是一个白噪声序列，模型检验通过。

2.1.3 模型预测

根据前面的建模，可以得到预测模型的表达式：

$$P_t = 8.89 + 1.47 \times P_{t-1} - 1.12 \times P_{t-2} + 0.49 \times P_{t-3} + 0.91 \times \varepsilon_{t-2}$$

P_t 为 t 时刻的预测电价， ε_{t-2} 为残差。代入相应的数据，得出 4 月 12 日 1 点的预测电价为 52.39 元。

2.2 神经网络法的预测过程

2.2.1 输入向量与输出向量的确定

所有数据可分为两类：训练样本集和测试样本集。训练样本用于对网络进行训练，测试样本用于测试训练好的网络，以检测网络的性能。训练样本由若干个输入—输出对构成，输入是与电价相关的因素，输出就是网络进行训练的目标向量，即某时刻的实际电价。选取 2 月 1 日-4 月 11 日（工作日）的数据作为训练样本，4 月 12 日的数据作为测试样本。

在系统供给曲线给定的情况下，代表需求侧信息的系统负荷就决定了市场出清价。通过对负荷曲线和电价曲线的观察，发现两者有着相近的变化趋势。因此，在选择输入向量时考虑了两个因素：

1) 历史电价。以 $p(d, t)$ 表示预测日预测时段的电价，则将预测日前一天、前两天和前三天该时段的电价 $p(d-1, t)$ 、 $p(d-2, t)$ 和 $p(d-3, t)$ 作为历史电价因素。

2) 系统负荷。将预测日当天该时段的系统负荷 $L(d, t)$ （该值可由短期负荷预测得到），预测日前一天、前两天和前三天该时段的负荷 $L(d-1, t)$ 、 $L(d-2, t)$ 和 $L(d-3, t)$ 作为系统负荷因素。

考虑以上输入因素，每个输入向量由 7 个元素组成，即输入层有 7 个神经元。神经网络预测模型的结构如图 5 所示。

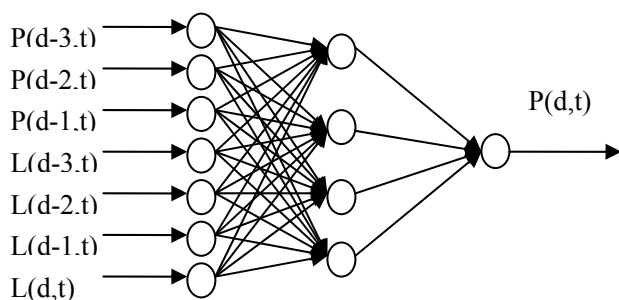


图 5 神经网络预测模型结构图

2.2.2 确立网络结构

采用 3 层 BP 网络，输入层的神经元有 7 个，输出层只有 1 个神经元。经过多次的试验和测试，当隐含层神经元个数为 15 个时，训练速度和效果较为理想。借助 Matlab 神经网络工具箱，隐含层传递函数采用 S 型正切函数 tansig ，输出层传递函数采用 S 型对数函数 logsig 。为了提高训练速度和灵敏性以及有效避开 sigmoid 函数的饱和区，一般要求

输入数据的值在 0-1 之间。因此，要对输入数据进行归一化处理。网络进行测试之后，输出的数据也是在区间[0,1]之间的，需要对其进行反归一化处理。

2.2.3 网络训练

设定训练参数，进行网络训练，如表 1 所示。

表 1 训练参数

训练次数	训练目标	学习速率
2000	0.001	0.1

经过 15 次训练后，网络误差达到要求。

2.2.4 测试

将 4 月 12 日的数据作为测试向量，利用训练好的网络进行测试，得到 4 月 12 日 1 点的预测电价为 41.00 元。

2.2.5 网络改进

利用 BP 网络建模，得出了预测电价为 41.00 元，而该时刻的实际电价为 55.53 元，相对误差为 26.166%。用上述方法预测其余各时段的电价，预测值和相对误差均较大，相对误差的平均水平在 23.76%，最高达到 62.62%。预测结果不太理想，需要对网络进行进一步的改进，以提高预测精度。

改进的方法可以从提高网络的推广能力和调整训练样本数量两方面入手，具体措施为：1) 通过贝叶斯正则化方法，采用 trainbr 函数对 BP 网络进行训练；2) 改变训练样本的数量，对网络进行尝试，选取最有利于提高网络性能的样本数量，提高精度。采用改进后的 BP 网络，4 月 12 日预测结果的相对误差平均水平为 3.74%，预测精度得到了较好的改善。

3 预测的结果比较、分析

3.1 误差定义

令 V_a 为实际值， V_f 为预测值， $\bar{V} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V_a$ ，

则绝对百分比误差 APE 为：

$$APE = \left| \frac{V_f - V_a}{\bar{V}} \right| * 100\%$$

平均百分比绝对误差 MAPE：

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N APE_i$$

3.2 预测结果

分别采用时间序列法和神经网络法，对 4 月 12 日（星期四）和 4 月 8 日（星期日）的电价进行预

测，结果及误差分别如表 2、表 3 所示，实际电价与采用两种方法分别预测的电价曲线图如图 6、图 7 所示。

表 2 4 月 12 日的预测结果及误差

时段	实际电价	预测电价		APE		时段	实际电价	预测电价		APE	
		时间序列法	神经网络法	时间序列法	神经网络法			时间序列法	神经网络法	时间序列法	神经网络法
1	55.53	59.12	57.22	6.47%	2.22%	13	88.38	81.05	83.37	8.29%	6.57%
2	52.1	55.48	49.88	6.49%	2.91%	14	86.63	81.68	84.51	5.71%	2.78%
3	48.4	55.56	48.27	14.79%	0.17%	15	83.51	76.72	80.88	8.13%	3.45%
4	48.09	54.66	48.69	13.66%	0.79%	16	80.57	78.04	85.34	3.14%	6.25%
5	53.56	59.58	53.51	11.24%	0.07%	17	81.87	77.53	86.62	5.30%	6.23%
6	59.82	63.71	57.35	6.50%	3.24%	18	83.31	79.14	78.06	5.01%	6.88%
7	74.19	75.67	74.66	2.00%	0.62%	19	88.47	83.45	81.8	5.67%	8.74%
8	82.9	87.35	79.42	5.37%	4.56%	20	96.53	99.65	89.91	3.23%	8.68%
9	86.54	85.35	87.4	1.38%	1.13%	21	91.87	90.4	89.52	1.60%	3.08%
10	85.16	85.87	81.97	0.83%	4.18%	22	86.81	79.74	87.36	8.14%	0.72%
11	88.51	87.6	86.8	1.03%	2.24%	23	75.82	68.31	77.45	9.91%	2.14%
12	89.4	85.59	90.48	4.26%	1.42%	24	62.95	65.71	66.37	4.38%	4.48%
MAPE（时间序列法）=5.94%						MAPE（神经网络法）=3.48%					

表 3 4 月 8 日的预测结果及误差

时段	实际电价	预测电价		APE		时段	实际电价	预测电价		APE	
		时间序列法	神经网络法	时间序列法	神经网络法			时间序列法	神经网络法	时间序列法	神经网络法
1	70.2	62.91	62.95	9.71%	9.65%	13	82.71	71.92	69.4	14.37%	17.72%
2	64.05	57.59	58.68	8.60%	7.15%	14	79.19	68.51	67.71	14.22%	15.28%
3	62.37	53.66	57.96	11.60%	5.87%	15	74.62	66.43	66.75	10.90%	10.48%
4	64.27	49.57	55.75	19.57%	11.34%	16	71.62	63.34	65.41	11.02%	8.27%
5	65.43	52.48	58	17.24%	9.89%	17	72.78	65.39	71.52	9.84%	1.68%
6	66.1	54.58	59.41	15.34%	8.91%	18	76.46	70.05	67.6	8.53%	11.80%
7	65.83	56.04	60.8	13.03%	6.70%	19	83.04	76.78	74.94	8.33%	10.78%
8	68.96	62.1	62.61	9.13%	8.45%	20	94.06	84.95	84.81	12.13%	12.32%
9	74.71	68.93	70.26	7.70%	5.92%	21	89.36	79.14	83.58	13.61%	7.70%
10	84.14	72.16	76.57	15.95%	10.08%	22	84.66	72.7	74.07	15.92%	14.10%
11	83.9	72.4	75.25	15.31%	11.52%	23	73.6	68.31	66.33	7.04%	9.68%
12	85.08	73.45	73.6	15.48%	15.28%	24	65.42	62.51	64.64	3.87%	1.04%
MAPE（时间序列法）=12.02%						MAPE（神经网络法）=9.65%					

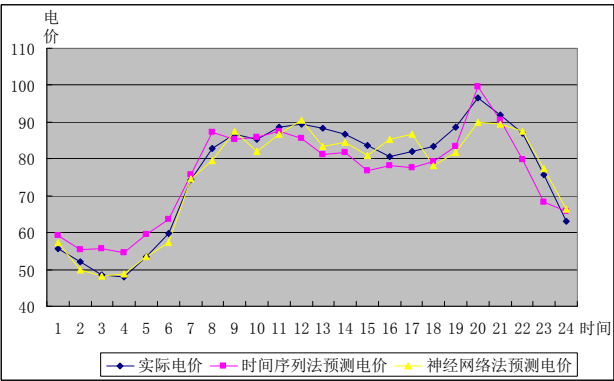


图 6 4 月 12 日实际电价与两种方法的预测电价对比图

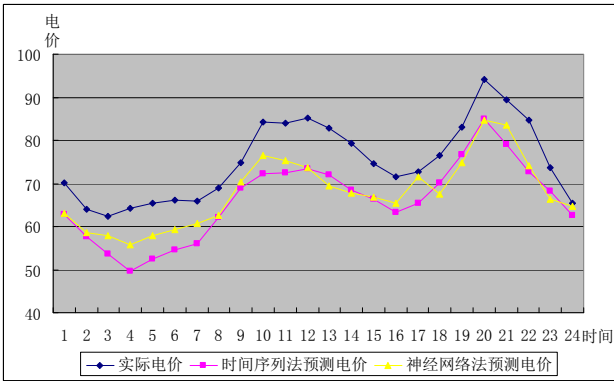


图 7 4 月 8 日实际电价与两种方法的预测电价对比图

3.3 对比分析

分析上述预测结果可见,对于时间序列法,4月8日(周日)的误差明显大于4月12日(工作日)的误差。这是因为周末的负荷比工作日低,电价容易产生波动,跳跃较为明显。而时间序列法仅仅根据历史电价序列来建模,若电价序列波动性过大,势必严重影响到预测结果的准确性,MAPE已经超过10%。同样,在4月12日中,夜间和凌晨时段的误差较大,这些时段全天属于负荷较低的时段,且波动明显。由于电价的随机波动性比较强,一般很难有效地去除电价时间序列的非平稳过程,从而在很大程度上影响了预测的效果,使时间序列方法在电价预测领域没有多少优势。当然,如果能使序列较好的平稳化,时间序列方法也能取得比较好的效果。

相比于时间序列法,神经网络的精度得到了提高。时间序列法仅仅依靠分析电价自身发展规律进行预测,无法将影响电价的各种因素考虑周全,存在一定的片面性。本文中的神经网络模型考虑了与电价关系密切的负荷因素,使网络性能有了提高。但是,由于所能够收集到的数据有限,没有将系统阻塞因素、备用因素纳入神经网络,如果考虑这些因素,预测效果可能会有进一步提高。另外,神经网络本身对大量非结构性、非精确性规律具有自适应功能,能够有效处理多变量和非线性问题。但是,神经网络法对周末的预测效果依然不如对工作日的效果显著,原因可能有以下几点:

1) 收集到的休息日历史数据较少,在一定程度上制约了精度的提高;

2) 周末的电价比工作日的电价具有更大的波动性和随机性;

3) 预测模型没能将影响电价的非确定性因素全部考虑在内。

4 结束语

本文分别用时间序列法和神经网络法建立模型,预测了电价。时间序列法的预测效果不太理想,尤其在预测休息日电价时,电价序列波动较大,导致误差较大。由于电价序列的平稳化比较困难,使得时间序列法在电价预测领域没有多少优势,一般都与其他方法结合使用。

神经网络法的预测效果与时间序列法相比有

了显著的提高。但在预测电价波动较大的休息日电价时,精度依然偏低。这与数据本身数量、波动性和随机性,神经网络的结构,市场参与者的报价策略,以及模型未能将一些非确定性因素,如天气、线路阻塞、备用等有关。在原有BP神经网络的基础上,可以考虑采用在输入层增加特殊的输入向量、用各种方法对电价序列进行预处理、改进神经网络的结构等方法加以改进。

参考文献:

- [1] 杜怀松,文福拴,李扬,等.电力系统的市场化运营——预测、计划与风险管理[M].北京:中国电力出版社,2005.
- [2] 张显,王锡凡.短期电价预测综述[J].电力系统自动化,2006,30(3):92-101.
- [3] Contreras J, Espinola R, Nogales F J et al. ARIMA Models to Predict Next-day Electricity Prices[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3):1014-1020.
- [4] Conejo A J, Plaza M A, Espinola R et al. Day-ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(2):1035-1042.
- [5] Carcia R C, Contreras J, Akkeren M et al. A GARCH Forecasting Model to Predict Day-ahead Electricity Prices[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(2):867-874.
- [6] Wang A, Ramsay B. Prediction of System Marginal Price in the UK Power Pool Using Neural Networks[A]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1997:2116-2120
- [7] Szkuta B R, Sanabria L A, Dillion T S. Electricity Price Short-term Forecasting Using Artificial Neural Networks[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(3):851-857.
- [8] GAO Feng, GUAN Xiao-hong, CAO Xi-ren, Alex Papalexopoulos. Forecasting Power Market Clearing Price and Quantity Using a Neural Network Method[A]. Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference, 2000:2183-2188.
- [9] 张树京,齐立心.时间序列分析简明教程[M].北京:清华大学出版社,北方交通大学出版社,2003.
- [10] 张显,王锡凡,陈芳华,等.分时段的短期电价预测[J].中

国电机工程学报, 2005, 25 (15) : 2-6.

- [11] 张晓桐. 计量经济学软件 EVIEWS 使用指南[M]. 天津: 南开大学出版社, 2004.
- [12] 杨莉, 邱家驹, 江道灼. 基于 BP 网络下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.
- [13] 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]. 电力系统自动化,

2004, 24 (3): 53-56.

作者简介:

陈欢欢 (1984—), 女, 江苏南京人, 助理工程师, 从事变电设计相关工作。