

一种用于短期电价预测的分时段时间序列传递函数模型

陈友, 王 晔, 李渝曾

(上海大学自动化系, 上海 200072)

摘要: 在电力市场环境下, 准确的价格预测可为市场参与者制定合理的竞争策略提供重要信息。本文提出了一种基于时间序列法的分时段传递函数模型来预测短期电价, 该模型考虑了负荷因素对电价的影响, 同时利用累积式自回归滑动平均模型 (ARIMA) 对电价序列和负荷序列的非平稳性进行处理, 并且对一天 24 个小时时段分别建立了预测模型。采用加州历史电价数据进行算例研究, 结果表明, 利用本文模型进行电价预测能够提高预测的准确性。

关键词: 电力市场; 电价预测; 时间序列法; 传递函数模型

Electricity price forecasting based on transfer function models for period-decoupled time series

CHEN You, WANG Xian, LI Yu-zeng

(Department of Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: In electricity markets, accurate price forecasting provides crucial information for market participant to make reasonable competing strategies so as to maximize their benefits. This paper presents a price forecasting model based on Transfer Function Models for period-decoupled time series. The effect of the load on the electricity price can be fully taken into account. The ARIMA model is employed to deal with the nonstationary price and load series, and forecasting models for every hour period are developed independently. The numerical example based on the California market data shows that the proposed model could improve the accuracy of forecasting.

Key words: electricity markets; electricity price forecast; time series analysis; transfer function model

中图分类号: TM73 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2008)16-0001-04

0 引言

世界范围的电力市场化改革使得电力行业逐渐由垄断转向竞争。作为电力市场的参与者, 每个发电商和用户都希望获得最大利益。如果能够准确地预测电价, 市场参与者就能制定相应的最优策略, 从而在竞争中保持优势。同时, 市场的监管者也需要准确的电价预测, 为其制定有效的市场规则, 促使市场健康、稳定、有序地竞争和发展。因此, 电价预测是电力市场相关研究的热点问题之一^[1,2]。

电价是电力市场供求平衡的结果, 影响电价的因素包括电力需求、价格弹性、电力生产成本、发电商策略性报价、输电网络约束, 以及市场规则等众多方面。由于实际电力市场的价格呈现强烈的跳跃、波动等特性, 因此准确的预测电价是一个充满挑战的研究课题^[3]。

近年来人们提出了不少电价预测方法, 大体可分为市场模拟法和基于历史数据的方法^[3]。市场模拟方法通过模拟电力市场的竞争运营来预测市场出

清价, 现有的方法大多基于随机生产模拟技术和寡头竞争均衡模型或智能代理仿真模型。这种方法主要适用于中长期电价预测。基于历史数据的方法利用电价历史数据的时序相关性, 首先建立反映影响电价的各因素与电价之间关系的数学模型, 然后利用这种模型进行电价预测。这种方法主要适用于短期电价预测。

现有的短期电价预测方法主要有神经网络法^[4-11], 时间序列法^[12-17]。神经网络预测电价已经有了大量的研究, 文献[4,5]用三层 BP 人工神经网络, 分别预测了维多利亚市场、西班牙和加州市场的次日电价。文献[6,7]指出高斯径向基函数网络比传统的神经网络规模更大, 学习更快, 逼近更优。文献[8~11]在神经网络模型中分别结合了模糊逻辑法、小波分解、混沌理论和支持向量机, 表明混合预测方法比单独使用神经网络的方法效果更好。

由于利用时间序列法进行预测时, 需要的历史数据相对较少、计算速度快, 同时能反映电价变化的连续性, 因此该方法在电价预测上也得到不少应

用。文献[12,13]将电价序列作为一个平稳的随机过程(均值和方差是常数)来处理。文献[12]利用自回归(AR)模型和自回归滑动平均(ARMA)模型预测了德国莱比锡电力市场电价,而文献[13]利用一个传递函数模型,考虑了对电价具有重大影响的负荷因素,以其作为传递函数模型的输入,预测了西班牙和加州电力市场的次日电价,但该模型中假设电价和负荷时间序列都是平稳的随机过程。而实际电价和负荷均为非平稳的随机过程(均值和方差随时间变化),因此文献[14~16]分别利用处理非平稳时间序列的累积自回归滑动平均(ARIMA)模型进行市场电价预测研究。其中文献[15,16]分别将预测误差校正和小波变换与ARIMA模型相结合,取得了较好的预测效果。而文献[17]认为电价自身具有非线性,利用广义自回归条件异方差(GARCH)模型对非平稳的电价时间序列建模,对加州市场2000年中12个月各取一个星期进行了预测,其中对3月一周的误差达到了5.76%,考虑负荷需求的情况下的周平均误差为5.33%。此外,文献[12]注意到不同时段也是一个影响电价的重要因素,对电价序列进行分时段建模预测,由于对预测日电价进行了细分,对“价格飞升(price spikes)”的预测准确度有很大的提高,具有很重要的实际意义。以上这些基于时间序列法的电价预测,没有同时考虑电价序列的非平稳性质、时段因素和外界因素(如负荷)对电价的影响。

本文提出了一种基于时间序列分析的分时段传递函数模型用于短期电价预测。其中,假设负荷和电价序列均为非平稳的随机过程。该方法计入了负荷这一电价的主要影响因素,并同时考虑时段因素的影响。算例采用加州2000年3月份历史电价数据,实验结果表明本文方法能提高预测精度,特别是对于高峰负荷时段的电价预测。

1 模型介绍

电价时间序列预测技术是根据电价的历史资料设法建立一个时间序列的数学模型,用这个模型一方面来描述电价这个时间序列变化过程的规律性,另一方面在该模型的基础上建立电价的数学表达式,对未来的电价进行预测。其基本假定是:电价过去的变化规律会持续到将来,即未来是过去的延续。时间序列方法的主要难点在于如何选择恰当的模型,如果模型选择不准确,则即使参数估计再准确,预测的效果也不会好。以下首先介绍两种时间序列模型,一种是可以用来描述非平稳随机时间序列的ARIMA模型,另一种是能考虑外界影响因素

的传递函数模型,然后给出本文采用的分时段时间序列传递函数模型。

1.1 累积自回归滑动平均(ARIMA)模型

电价是一个具有周期性的非平稳时间序列,因此考虑采用ARIMA模型,该模型通过差分运算,将非平稳的电价时间序列中的增长趋势和周期性消除,使之变成平稳的时间序列,再用ARMA模型来拟合。典型的 $(p,d,q) \times (P,D,Q)$ 阶ARIMA模型可描述为:

$$\phi(B)\Phi(B^s)\nabla^d\nabla_s^D y_t = \theta(B)\Theta(B^s)\alpha_t \quad (1)$$

其中: y_t 为 t 时段的电价, α_t 是白噪声序列, B 是时间后移算子, ∇ 为差分算子符号, $\nabla y_t = y_t - y_{t-1} = (1-B)y_t$,具有变化周期为 s 的周期性差分算子, $\nabla_s = 1 - B^s$, d 阶差分序列, $\nabla^d = (1-B)^d$, $\nabla_s^D = (1-B^s)^D$,

$$\Phi(B^s) = 1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\Theta(B^s) = 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_q B^{qs}$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

这里 d 和 D 为 y_t 增长趋势的阶次, $\phi_1 \dots \phi_p, \theta_1 \dots \theta_q$ 是待估计的参数,模型阶数表示为 $(p,d,q) \times (P,D,Q)$,可利用电价历史负荷数据进行自相关函数(ACF)和偏相关函数(PACF)的统计分析来确定。

一般来说,电价序列的ARIMA模型是一个参数时变的预测模型,它的参数都必须用更新的数据去辨识估计,从而可提高电价预测的精度。

1.2 传递函数模型

利用传统的时间序列模型(包括上述的ARIMA模型)能够动态地预测电价序列,但是它们不能考虑外界因素对电价的影响。事实上影响电价的因素很多,采用时间序列的传递函数模型则可将一些诸如负荷等因素作为外部输入信号,电价作为输出信号,通过建立输入与输出间的关系即传递函数来描述负荷对电价的影响,其数学表达式为:

$$y_t = \frac{H(B)}{G(B)} X_t + N_t \quad (2)$$

其中: y_t 是电价序列, X_t 是负荷序列, $G(B)$ 、 $H(B)$ 都是后移算子 B 的多项式, N_t 是噪声序列,

可用 ARMA 模型描述为:

$$N_t = \frac{C(B)}{D(B)} \alpha_t$$

式中: $C(B)$ 、 $D(B)$ 是 B 的多项式, α_t 是白噪声序列。

1.3 分时段时间序列传递函数模型

上述传统的传递函数模型中假设电价序列和负荷序列都是平稳的时间序列,但实际上它们均为多周期并具有一定增长趋势的非平稳时间序列,所以本文提出的传递函数模型中首先采用 ARIMA 模型消除电价和负荷序列的非平稳性,然后再代入传统的传递函数模型式(2)中。另外,考虑到分时段建模能够提高电价预测精度^[12],减小对“价格飞升”的预测误差,因此本文对每小时的电价预测分别建立传递函数模型,即采用如下形式的基于时间序列的分时段传递函数模型:

$$\nabla^d \nabla_s^D y_t = \frac{H(B)}{G(B)} \nabla^r \nabla_s^R X_t + \frac{C(B)}{D(B)} \alpha_t \quad (3)$$

另外,考虑到对随机序列进行对数变换处理可以减小预测方差^[13],可进一步建立经过对数处理的改进的分时段传递函数模型(以下简称对数传递函数模型):

$$\nabla^d \nabla_s^D \log(y_t) = \frac{H(B)}{G(B)} \nabla^r \nabla_s^R \log(X_t) + \frac{C(B)}{D(B)} \alpha_t \quad (4)$$

本文采用推广的递推最小二乘算法来估计传递函数模型中的参数,然后通过模型验证,检验正确后再进行实际预测。

本文采用了平均绝对百分比误差 MAPE (Mean Absolute Percent Errors) 度量预测的误差,其表达式如下:

$$\text{MAPE} = \text{ABS} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{p}_i - p_i) / \hat{p}_i \right] \quad (5)$$

其中: \hat{p}_i 为第 i 时段的预测电价, p_i 表示相应的实际电价, N 是预测电价的数目。

2 算例

本文对加州电力市场 2000 年 3 月最后一周电价进行分时段建模预测,原始数据从加州大学伯克利分校网站获得。加州市场每小时出清一次,即每天有 24 个出清价,形成了 24 个不同的电价序列。本

文对 24 个时段电价序列进行分别建模,在此基础上完成对全天 24 时段的电价预测。为了保证训练数据的适时性,用来训练的数据截至到预测电价前一天。

图 1 给出了采用分时段传递函数模型的预测结果,并与实际电价的比较,可以看出能较准确的预测次日电价;图 2 给出了采用对数处理的改进传递函数模型的预测结果。

表 1 中第二列给出了用传递函数模型预测 24 个时段的平均绝对百分比误差。各时段的 MAPE 差异较大,误差较大的时段主要分布在 1 点到 6 点和 23、24 点,其主要原因是负荷相对较低,各发电商采用不同的策略,使市场出清价非常不稳定。最大误差均不超过 5.9%,低于文献[14]中的 8.46%;在较高负荷时段的 MAPE 大多在 3.5% 以下,具有较高的预测精度。此外,即使是在电力需求较高的时段(8 至 22 时段),误差也全部在 3.8% 以下,本文的分时段建模避免了许多文献对高峰时段电价预测误差较大的现象。

表 1 加州电力市场 24 个时段的平均绝对百分比误差

Tab.1 MAPE of 24 hour periods in California market

时段	传递函数模型	对数传递函数模型
1	3.4098	3.4852
2	3.1069	4.5559
3	3.9803	5.0561
4	4.7881	5.4921
5	5.4196	6.0418
6	4.4327	5.1197
7	2.5968	3.2914
8	3.3569	3.7750
9	3.4240	3.4034
10	3.0711	2.9266
11	2.4619	2.5104
12	3.4247	2.14
13	2.9512	1.6635
14	2.7445	2.1264
15	2.1298	1.7924
16	2.104	1.7459
17	3.1061	1.6345
18	2.894	2.3066
19	3.8291	2.6488
20	3.1772	2.4337
21	3.7421	2.0916
22	3.1637	3.0561
23	4.6808	3.3921
24	5.851	4.465
平均	3.4936	3.2147

采用对数传递函数模型预测的各时段 MAPE 如表 1 中第三列所示。误差较大的时段仍然集中在深夜和凌晨时段,在低负荷时,此方法存在较大误差,也表明了低负荷时电价的不稳定性很强,这些时段部分天数负荷较低,而其价格变化却不是很大,此严重影响了以负荷为输入的预测的准确性。而在腰荷和高负荷时,误差大多低于 3.3%,特别是对高负荷时段(10 点~21 点,此时间段也是一天中负荷和电价较高的时间段)的电价预测误差都低于平均误差,显示出了分时段建模的优点。

表 1 的最后一行给出了单独使用两种预测模型的一周平均误差,分别为 3.4639% 和 3.2147%,表明对数传递函数模型的预测精度相对较高。比较表 1 的两种方法的预测误差可知,传递函数预测模型在低负荷时(1 到 8 点)的平均预测误差相对较小,对数传递函数模型在高负荷时(9 点到 24 点)的预测平均误差相对较小,对数处理在高负荷高电价时段具有明显效果。根据两种模型预测的特点,对每个时段的预测,选取一个误差较小的预测方法,以本文预测的一周电价为例,平均误差能进一步减小到 3% 以下,最大误差也可减小到 5.42%。

以上实验仿真均在 PC CPU AMD AT3000+ 1.8 GHz, RAM 512M 上运行,整个过程,包括回归分析、预测,总时间不超过 1 min。

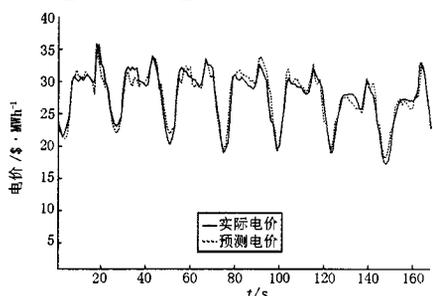


图 1 分时段传递函数模型预测加州电力市场 3 月第四周

Fig.1 Forecasting results of 4th week, Mar. in California market by TF models for period-decoupled time series

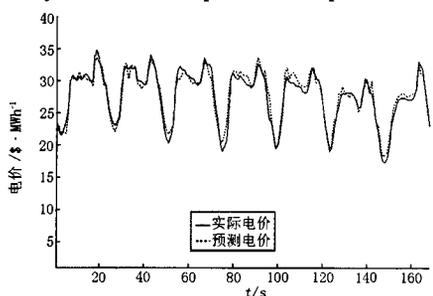


图 2 对数传递函数模型预测加州电力市场 3 月第四周

Fig.2 Forecasting results of 4th week, Mar. in California market by logarithmic TF models

3 结语

本文提出了一种用于短期电价预测的分时段时间序列传递函数模型,利用 ARIMA 模型来处理电价、负荷原始数据的非平稳性,并计入了负荷和时段因素对电价的影响。算例表明,本文模型能够提高预测精度。而且,通过对历史数据进行对数预处理,可进一步提高预测精度。特别是通过在不同的时段选取合适的预测模型(低负荷时选取传递函数模型,高负荷时进行对数处理),能够将平均误差减小到 2.97%,远低于文献[17]中 5.76% 的平均误差。

本文所提的方法模型还需要进一步扩展到考虑其它影响电价的因素(比如温度、发电商的策略等),这些工作正是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] 周佃民,等. 电力系统负荷预测与电价预测[J]. 继电器, 2000, 28(10):31-33.
ZHOU Dian-min, et al. Electric Power System Load Forecast and Electricity Price Forecast[J]. Relay, 2000,28(10):31-33.
- [2] 陈思杰,周浩. 电力市场电价预测方法综述[J]. 继电器, 2006, 34(11): 54-60.
CHEN Si-jie, ZHOU Hao. Electricity Price Forecast Method of Electricity Market[J]. Relay, 2006,34(11): 54-60.
- [3] 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.
ZHANG Xian, WANG Xi-fan. Review of the Short-term Electricity Price Forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006,34(11):54-60.
- [4] Szkuta B R, et al. Electricity Price Short-term Forecasting Using Artificial Neural Networks[J]. Electric Power System Research, 1999, 14(3):851-857.
- [5] Catalao J P S, et al. Short-term Electricity Prices Forecasting in a Competitive Market: a Neural Network Approach[J]. Electric Power System Research, 2007, 77:1297-1304.
- [6] GUO Jau-Jia, et al. 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(2):665-672.
- [7] 张显,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, et al. Short-term Electricity Price Forecasting Based on Period-decoupled Price Sequence[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(15):1-6.

(下转第 102 页 continued on page 102)

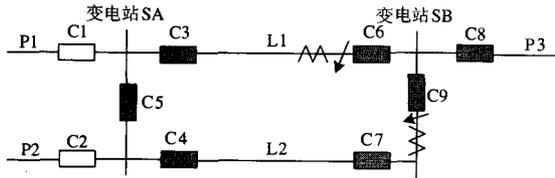


图4 断路器与流变之间故障示意图

Fig.4 Diagram of fault position between circuit breaker and transformer

3.4 扩展的功能

按以上探讨进行改进后的备投, 虽然有许多不尽人意的地方, 但实现了我们提高图1系统供电可靠性和供电线路自动切换功能的目标。同时还有一个扩展功能, 就是实现各自的运行 SA 变电站、SB 变电站的自动切换到同一电源系统运行方式的功能, 该扩展的功能的实现步骤这里从略。

这个扩展的功能有时会很有用, 如当 L1 单线运行、该线路故障, 或 L1、L2 并列运行、双线同时故障后, 备投动作后 SA、SB 会运行于不同的电源上。当线路故障消除后, 如果想将系统恢复到原来的运行方式, 就可以通过这个功能, 自动快速地实现, 而不必采用冷倒的方法。

4 几点结论

(1) 图1系统的供电可靠性较差的问题可以

通过利用备用电源自动投入装置功能得以解决, 并能实现运行方式的自动切换, SA、SB 分别运行时间向同一系统运行的自动切换。

(2) 当备投应用于该系统时, 应对接入两侧备投装置的各参量按要求进行完善。

(3) L1、L2 线路必须装设有具有弱馈功能的快速纵差保护, 以防止 L1、L2 双线同时故障时备投合闸于故障线路的可能; 两侧母线, 也应装有母线差动保护, 以提高备投成功率。

(4) 此系统中一次系统的运行方式必须满足一定的条件后, 备投装置才能投入。

(5) 备自投动作后, 应及时退出。当确认系统中一次系统的运行方式必须满足一定的条件后, 再将其投入。

(6) 备投装置的跳合闸时间应有一个明确的级差。

(7) 当上述备投运行时, 还存在着一定的风险, 这就需要权衡得失, 进行综合比较。

(8) 必须完成周密的调试与试验。

收稿日期: 2008-03-26

作者简介:

徐建良 (1962-), 男, 长期从事电力系统自动装置运行管理。E-mail: zdxj1001@126.com

(上接第4页 continued from page 4)

- [8] Rodriguez C P, et al. Energy Price Forecasting in the Ontario Competitive Power System Market[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2004, 19(1):366-374.
- [9] 魏平等. 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, et al. Forecasting MCP Using a Wavelet-improved Neural Network Method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(11):17-21.
- [10] 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 Characteristics of Electricity Price and Its Forecasting Model[J]. Power System Technology, 2004, 28(3):59-64.
- [11] Fan S, et al. Next-day Electricity-price Forecasting Using a Hybrid Network [J]. IEE Gener, Transm, and Distrib, 2007, 1(1):176-182.
- [12] Cuaresma J C, et al. Forecasting Electricity sSpot-prices Using Linear Univariate Time-series Models[J]. Applied Energy, 2004, 77:87-106.
- [13] Nogales F J, Contreras J, Conejo A J, et al. Forecasting Next Day Electricity Prices by Time Series Models[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2002, 17(2):342-348.
- [14] 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):1011-1020.

- [15] 周明, 等. 含误差预测校正的 ARIMA 电价预测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(12):63-68. ZHOU Ming, 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.
- [16] Conejo A J, Plazsa 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.
- [17] Carcisa R C, et al. A GARCH Forecasting Model to Predict Day-ahead Electricity Price[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(2):857-874.

收稿日期: 2008-05-05

作者简介:

陈友 (1984-), 男, 硕士研究生, 从事电力市场价格预测方面的研究;

王晔 (1970-), 女, 博士, 副教授, 主要从事电力市场经济调度、博弈分析研究;

李渝曾 (1947-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电力市场输电定价与电力市场的研究工作。E-mail: yzli@mail.shu.edu.cn