

基于加权双高斯分布的广义自回归条件异方差边际电价预测模型

刘西陲, 沈炯, 李益国

(东南大学 能源与环境学院, 江苏省 南京市 210096)

A Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity Model for System Marginal Price Forecasting Based on Weighted Double Gaussian Distribution

LIU Xi-chui, SHEN Jiong, LI Yi-guo

(School of Energy & Environment, Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: The regularity of conditional variance variation and the statistical distribution characteristic of residual error of system marginal price (SMP) in electricity market are researched. On this basis, by means of leading in the generalized auto-regressive conditional heteroskedasticity (GARCH) model a GARCH model based on the assumption of weighted double Gaussian (WDG) distribution is proposed to research the variation regularity of SMP. Taking the actual data from PJM market in USA and NSW market in Australia as samples, both GARCH model and the proposed GARCH-WDG model are tested, the testing results show that the GARCH model can offer good estimation and forecasting results of SMP, and the performance of GARCH model can be further improved by the proposed GARCH-WDG model.

KEY WORDS: system marginal price (SMP); weighed double Gaussian (WDG) distribution; generalized auto-regressive conditional heteroskedasticity (GARCH); electricity price forecasting

摘要: 研究电力市场系统边际电价(system marginal price, SMP)条件方差的变化规律及残差的统计分布特征, 据此引入广义自回归条件异方差(generalized auto-regressive conditional heteroskedasticity, GARCH)模型, 并建立了基于加权双高斯(weighed double Gaussian, WDG)分布假设的GARCH模型(GARCH-WDG)对系统边际电价的变化规律进行研究。美国PJM市场和澳大利亚NSW市场的实际数据表明, GARCH模型对电价的估计和预测均有良好的效果, GARCH-WDG模型则进一步改善了GARCH模型的性能。

关键词: 系统边际电价; 加权双高斯分布; 广义自回归条件异方差; 电价预测

0 引言

在电力市场中, 电价是进行分析、优化和决策

的基础, 是电力市场研究的核心问题。电价研究的一个重要内容是系统边际电价(system marginal price, SMP)的预测。由于电价变化受诸多非确定性因素(如供需变化、燃料价格波动、网络阻塞、市场力等)影响, 这些非确定性因素很难检测和量化, 因此, 建立有效的电价预测模型进行准确预测比较困难。

一般说来, 电价预测的方法主要分为2类^[1-7]: 仿真法和时间序列法。仿真法需要建立详细而严格的模型, 建模需要大量的私有信息, 一般很难获得, 所以仿真法在市场运行和监管领域应用较多; 应用领域大多数研究者采用的是时间序列法。时间序列预测法也可以分为2类: 一类是以差分自回归滑动平均(auto-regressive integrated moving average, ARIMA)模型^[8-14]、自回归条件异方差(auto-regressive conditional heteroskedasticity, ARCH)模型^[15-19]为代表的线性回归方法; 另一类是以神经网络为代表的非线性方法^[20-23]。在这2类方法的基础上, 结合其他理论和数学工具, 可以演绎出各种新的电价预测方法^[23-25]。

从近期文献中的实证结果来看, 无论是上述哪一类方法, 对SMP预测的实际效果都不尽理想, 预测方法(面向公开数据, 且可验证)的平均绝对百分误差(mean absolute percent error, MAPE)大多分布在7%~12%。

在资本市场研究领域, 自回归条件异方差族模型特别是广义自回归条件异方差(generalized ARCH, GARCH)模型反映了方差变化的特点, 广泛应用于股指、期货等时间序列的预测中, 并取得了良好的成果^[26]。本文尝试在分析系统边际电价残差波动特

征的基础上, 建立基于加权双高斯分布假设的 GARCH(GARCH-weighted double Gaussian, GARCH-WDG)模型, 以期改善对系统边际电价的预测效果。

1 GARCH 模型及电价波动特征分析

1.1 GARCH 模型

GARCH 模型是最常用的 ARCH 族模型。ARCH 模型最早由 Engle 提出^[27]: 设残差 ε_t 为一个随机过程; ψ 为 t 时刻所有信息的集合; \mathbf{x} 为外生变量和相关变量的时滞组成的列向量, \mathbf{x}' 是其转置(以下同); $\boldsymbol{\alpha}$ 和 \mathbf{b} 为相关待定系数向量; y_t 为相关内生变量。则 p 阶 ARCH 模型为

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (1)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2)$$

回归模型为

$$\varepsilon_t = y_t - \mathbf{x}' \mathbf{b} \quad (3)$$

式中: $p \geq 0$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0 (i > 0)$ 。

ARCH 族模型的基本思想是: AR 模型(式(3))的条件方差 h_t 并非一成不变(即所谓的条件异方差), 可用 AR 模型来描述(式(2)); 同时假设 AR 回归模型的残差条件分布 $\varepsilon_t | \psi_{t-1}$ 为正态分布(式(1))。依据这 2 点可以构造似然函数(更常用对数似然函数), 根据现有 T 个样本, 利用最大似然估计(maximum likelihood estimation, ML)法估计模型的未知参数($\boldsymbol{\alpha}$ 和 \mathbf{b} 等):

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{t=1}^T \ln \left\{ \exp[-(y_t - \mathbf{x}' \mathbf{b})^2 / h_t] / \sqrt{2\pi h_t} \right\} = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln h_t \quad (4)$$

式中 $\boldsymbol{\theta} = [\mathbf{b}', \boldsymbol{\alpha}']'$ 为待估计参数向量。对条件方差 h_t 采用不同的回归方程, 或者假设残差 ε_t 符合不同的分布, 构成了众多的 ARCH 族模型。本文采用的 GARCH 模型是 Bollerslev 在 Engle 的 ARCH 模型基础上进行扩展, 在 ARCH 方程中增加滑动平均(move average, MA)项而建立的模型^[28]:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i h_{t-i} \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}$ 为新增的 MA 项的待定系数向量, $\beta_i \geq 0$, $q > 0$ 。而当 $\beta_i = 0$ 时, GARCH 模型即退化为标准 ARCH 模型。

如上所述, ARCH 族模型的基本前提是认为 AR 回归模型的条件方差可用一个 AR 或 ARMA 模

型来描述(称之为 ARCH 效应), 并且假设其残差密度分布符合正态分布。因此, 在电力市场中应用 ARCH 族模型前需要考察这 2 个前提假设。

1.2 残差波动 ARCH 效应检验

ARCH 效应检验不需要估计 ARCH 方程的参数, 通常按照 Engle 的建议, 采用拉格朗日乘子法(Lagrange multipliers, LM)^[27]。

首先, 利用 T 个观察值对式(3)进行估计, 这样可得到 ε_t 的估计值 $\hat{\varepsilon}_t$; 然后利用 $\hat{\varepsilon}_t$ 的 p 阶滞后值和一个常数估计 ARCH 方程:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \hat{\varepsilon}_{t-i}^2 + e_t \quad (6)$$

式中 e_t 为 $\hat{\varepsilon}_t^2$ 估计方程的残差。最后利用估计 ARCH 方程的结果检验观察值序列是否具有 ARCH 效应: 如果序列不存在 ARCH 效应, 则回归结果的 TR^2 应收敛于有 p 个自由度的 χ^2 分布, 其中 R^2 为 $\hat{\varepsilon}_t$ 回归方程拟合优度的判定系数, 定义为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (\hat{\varepsilon}_i^2 - \bar{\hat{\varepsilon}}^2)^2}{\sum_{i=1}^T (\hat{\varepsilon}_i^2 - \bar{\hat{\varepsilon}}^2)^2} \quad (7)$$

式中: $\bar{\hat{\varepsilon}}$ 为 $\hat{\varepsilon}_t$ 的均值; $\hat{\varepsilon}$ 为 $\hat{\varepsilon}_t$ 在式(6)下的估计值。

本文采用美国 PJM(Pennsylvania-New Jersey-Maryland)电力市场^[29]和澳大利亚新南威尔士电力市场(New South Wales, NSW)^[30]的日前系统边际电价数据作为样本, PJM 电力市场的数据跨度为 2000 年 6 月 1 日—2006 年 4 月 30 日, 每 h 一个样本, 样本总数 n 为 51840。NSW 市场的数据跨度为 2002 年 1 月 1 日—2006 年 12 月 31 日, 每 h 2 个样本, 样本总数 n 为 87648。PJM 市场的电价单位均为美元(USD/MW·h), NSW 市场的电价单位为澳元(AUSD/MW·h)。

为避免剧烈波动, 电价均采用对数处理, 即

$$y_i = \ln P_i \quad (8)$$

其中 PJM 样本中的 14 个零电价用前后均值代替。

考虑最基本的 AR(1)模型, 其残差序列可表示为

$$\hat{\varepsilon}_t = \ln P_t - b_0 - b_1 \ln P_{t-1} \quad (9)$$

并考虑有 1 阶滞后的 ARCH 方程:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 \quad (10)$$

ARCH 效应检验方程回归分析结果如表 1 所示。

利用 LM 进行 ARCH 效应检验, 其零假设 H_0 为不存在 ARCH 效应, 即在给定的显著性水平和自由度下, TR^2 应小于等于该显著性水平和自由度下 χ^2 分布的分位数。

表 1 ARCH 效应检验结果
Tab. 1 ARCH effect test result

变量	PJM 市场	NSW 市场
b_0	0.199 700	0.236 425
b_1	0.943 193	0.925 421
α_0	0.025 657	0.030 753
α_1	0.327 079	0.147 156
T	51 839	87 647
R^2	0.106 981	0.021 655
TR^2	5 545.665	1 897.955
$\chi^2_{0.95}(1)=3.84$	$\chi^2_{0.99}(1)=6.63$	$\chi^2_{0.995}(1)=7.88$

作为参考, 表 1 最后一行给出了同一自由度下不同显著性水平时(95%、99%及 99.5%) χ^2 分布的分位数值。表 1 结果表明, 即使在 99.5% 的显著性水平下, 2 个市场的检验指标 TR^2 仍远大于 1 个自由度下 χ^2 分布的分位数, 说明原假设不成立, 即序列存在明显的 ARCH 效应。

更高阶的 AR 模型和 ARCH 方程具有同样的结论。因此, PJM 和 NSW 电力市场的日前系统边际电价均存在 ARCH 效应, 具备应用 GARCH 模型分析的前提。

1.3 残差波动分布特征

ARCH 族模型中残差 ε_t 的分布是一个非常重要的假设。在求解 GARCH 模型时, 依据分布模型才能构造似然函数, 分布模型直接决定 GARCH 模型的估计结果。

通常假设残差 ε_t 为一个随机过程, 服从正态分布。表 2 汇总了 PJM 和 NSW 电力市场残差的基本统计特征。从中可以看出, 2 个市场的实际分布并不符合这个假设: 波动的分布不对称(偏度不为 0), 且有尖峰(峰度均大于 3), Jarque-Bera 统计检验(峰度和偏度的联合检验)也表明, 波动分布不符合正态分布。因此, 有必要寻找更合适的分布模型, 以改善 GARCH 模型的性能。

文献[31-33]提出非正态概率模型可以改善对电力市场电价分布的刻画效果, 沿用这一思想, 采用文献[31]提出的加权双高斯模型重新对 2 个市场

表 2 波动统计特征汇总

项目	PJM 市场	NSW 市场
样本数	51 839	87 647
均值	7.72×10^{-16}	-4.16×10^{-15}
中值	-0.016 185	-0.015 876
最大值	3.690 983	5.448 783
最小值	-3.058 601	-5.304 765
标准差	0.195 264	0.189 894
偏度	0.730 938	2.599 058
峰度	21.021 57	134.465 3
Jarque-Bera 统计检验值	706 120.5	63 215 888

的残差分布进行拟合, 拟合结果如表 3 所示。

一般高斯模型为

$$F(x)=\frac{w_1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}}\exp[-(x-\mu_1)^2/\sigma_1^2] \quad (11)$$

加权双高斯模型为

$$F(x)=\frac{w_1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}}\exp[-(x-\mu_1)^2/\sigma_1^2]+\frac{w_2}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}}\exp[-(x-\mu_2)^2/\sigma_2^2] \quad (12)$$

式中: μ_1 、 μ_2 为均值; σ_1^2 、 σ_2^2 为方差; w_1 、 w_2 为高斯模型的系数。

表 3 残差分布拟合结果

Tab. 3 Estimation results of residual error distribution

参数	PJM 市场		NSW 市场	
	WDG 模型	一般高斯模型	WDG 模型	一般高斯模型
T	5.183×10^4	5.183×10^4	8.764×10^4	8.764×10^4
μ_1	-4.615×10^{-3}	5.681×10^{-4}	-1.225×10^{-3}	1.164×10^{-3}
μ_2	-2.934×10^{-3}	—	7.003×10^{-3}	—
σ_1^2	1.578×10^{-3}	0.178 4	8.833×10^{-4}	88.95×10^{-3}
σ_2^2	11.45×10^{-3}	—	10.57×10^{-3}	—
w_1	1 165.83	7 933.1	239.65	3 577.96
w_2	1 359.37	—	604.86	—
R^2	0.998 1	0.984 9	0.999 2	0.957 2
残差平方和	4.516×10^5	3.54×10^6	4.188×10^4	2.215×10^6

作为对比, 表 3 还提供了一个一般高斯模型(式(11))的拟合结果。从结果上看, 即便对应于已经改进的一般高斯模型, 加权双高斯模型仍然有更好的适应度(R^2 大), 同时有更小的偏差——残差平方和(sum of squared error, SSE)小。因此, 加权双高斯模型比正态分布模型更符合残差的实际分布。

2 WDG-GARCH 模型

2.1 模型的定阶

GARCH 模型首先需要确定 AR 回归模型(3)的阶数。AR 模型本质上是用若干阶滞后值的函数来估计当前值, 显然, 某阶滞后值与自身关联性越强, AR 模型的效果越好。因此可以参考电价的自相关系数为 AR 模型定阶^[34]。此外, ARCH 方程(5)的阶数也需要确定。ARCH 方程本质上仍是一种 AR 模型, 因此, 对方差序列做相关性分析也可以确定 GARCH 模型的阶数。

更严格的定阶方法可利用信息估计准则, 例如赤池信息准则(Akaike information criteria, AIC)和施瓦茨准则(Schwarz criteria, SC)等。

AIC 和 SC 准则都是判断模型拟合优度及复杂性之间关系的信息准则, 分别定义为

$$C_{AI} = -2L(\boldsymbol{\theta})/T + 2k/T \quad (13)$$

$$C_S = -2L(\boldsymbol{\theta})/T + 2k \ln(T)/T \quad (14)$$

式中 k 为模型待估计参数个数。 C_{AI} 和 C_S 的数值越小, 表明同样的参数下模型对样本的拟合越优良。不同阶数时 GARCH 模型有不同的似然值和不同数量的待估计参数, 根据最小的信息准则可以决定最优阶数。信息准则判断仅在相同样本下有效, 不同样本间准则数的比较没有意义。

PJM 市场和 NSW 市场中系统边际电价自相关系数如图 1 所示。参考对系统边界电价的相关性分析结果, 同时为统一应用于 2 个市场, 本文采用 AR(1) 作为回归模型。对于 PJM 市场来说, 采用更高阶的 AR 回归模型(例如加入 2、23、24、25 阶滞后值)会改善实际的估计效果, 但是采用 1 阶滞后已经能够得到有足够精度的结果。而对于 NSW 市场来说, 加入更高阶滞后参数的 AR 模型估计精度反而会降低。

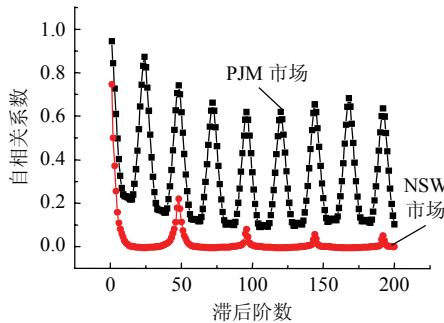


图 1 系统边际电价自相关系数

Fig. 1 Auto-correlation coefficient of SMP

GARCH 模型的定阶同样参考残差的相关性分析, 样本的分析结果表明, 残差的自相关性主要体现在 1 阶, 超过 1 阶后自相关性显著降低, 故采用 GARCH(1,1) 模型已经足够。进一步的研究表明, 在 PJM 和 NSW 电力市场, 更高阶的 GARCH 模型不能明显改善对日前系统边际电价的估计效果。

2.2 模型的求解

GARCH-WDG 模型参数仍采用 MLE 进行估计。对应于分布模型, WDG-GARCH 模型的对数似然函数为

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^T \ln \left\{ w_1 \exp[-(y - \mu_1)^2 / \sigma_1^2] / \sqrt{2\pi\sigma_1^2} \right\} \quad (15)$$

详细算法可参考文献[31]。

需要说明的是, 由于比一般 GARCH 模型多出 6 个待估计参数(2 个子高斯模型的均值、方差及权重), 给实际求解带来困难。考虑到 WDG 的 2 个子

高斯模型是建立在大量数据的统计基础上, 因此, 估计时假定 2 个子模型的均值和方差保持不变, 这样剩余的 2 个权重参数可通过残差的均值和方差方程公式推导出来。对于 WDG 分布, 有

$$E(x) = w_1\mu_1 + w_2\mu_2 \quad (16)$$

式中 $E(\cdot)$ 表示期望。

$$\sigma^2 = E(x^2) - E(x)^2 =$$

$$w_1(\mu_1^2 + \sigma_1^2) + w_2(\mu_2^2 + \sigma_2^2) - (w_1\mu_1 + w_2\mu_2)^2 \quad (17)$$

做变量代换: 令 $(\mu_1^2 + \sigma_1^2) = \rho_1$, $(\mu_2^2 + \sigma_2^2) = \rho_2$, 根式(16)(17)可以解得

$$w_1 = \frac{\mu_2\sigma^2 - \rho_2 E(x) + \mu_1 E(x)^2}{\rho_1\mu_2 - \rho_2\mu_1} \quad (18)$$

$$w_2 = \frac{\rho_1 E(x) - \mu_1 E(x)^2 - \mu_1 \sigma^2}{\rho_1\mu_2 - \rho_2\mu_1} \quad (19)$$

代换后的 WDG-GARCH 模型与一般 GARCH 模型相比仅似然函数形式不同, 没有新的待估计参数, 可直接应用一般 GARCH 模型的求解方法。

3 实证研究

3.1 估计模型

为了检验模型的性能, 需要对模型样本内的估计效果和样本外的预测效果进行实证研究。每个市场的数据都被分成前后 2 部分: 前一部分样本用于 GARCH 模型估计, 以及比较估计性能; 后一部分用于检验上一步估计模型在估计样本外的预测效果。

表 4 是针对 PJM 和 NSW 2 个电力市场系统边际电价, 在正态分布和加权双高斯分布 2 个残差波动分布假设下得到的 GARCH 模型及其拟合优度指标。

为了比较中短期估计和长期估计的差异, 2 个市场采用了不同的估计样本区间。PJM 市场采用区间 [73, 43 080] 内的数据, 共计 43 008 个观察值(1 792 d); NSW 市场采用区间 [68 689, 70 128] 内的数据, 共计 1 440 个观察值(30 d)。为了对模型的估计效果进

表 4 GARCH(1,1) 波动估计模型及拟合优度

Tab. 4 Estimation of GARCH(1,1) fluctuation models and goodness-of-fit statistics

参数	PJM 市场		NSW 市场	
	正态分布	WDG 分布	正态分布	WDG 分布
b_0	0.213 083	0.120 990	0.382 248	0.083 861
b_1	0.933 844	0.961 520	0.867 096	0.971 587
α_0	0.017 665	0.014 438	0.000 543	0.000 309
α_1	0.641 548	0.864 193	1.273 338	2.089 479
β_1	0.051 985	0.054 402	0.282 005	0.326 338
R^2	0.874 265	0.924 940	0.921 428	0.944 048
L	13 002.80	110 517.2	1 384.760	8 774.944
C_{AI}	-0.604 436	-50.245 78	-1.916 335	-12.177 70
C_S	-0.603 429	-50.244 37	-1.898 028	-12.152 07

行比较,采用了4种拟合优度指标对拟合结果进行评价:1)最大似然值 L ,数值越大越好;2)赤池信息准则 C_{AI} ,数值越小越好;3)施瓦茨准则 C_S ,数值越小越好;4)拟合优度系数 R^2 ,数值越接近1越好。

表4表明,从拟合优度系数 R^2 来看,无论是在长期还是中短期情况下,应用GARCH模型对系统边际电价进行估计均有相当的精度,且中短期估计精度要优于长期估计精度,WDG假设下的GARCH模型估计精度优于一般正态假设下的GARCH模型(PJM如果采用高阶AR模型效果会更好)。限于篇幅,本文仅列举了PJM的长期估计和NSW的中短期估计结果,实际研究表明,PJM的中短期估计也明显优于其长期估计。

其它3种指标也均表明,WDG假设下的GARCH模型有更高的似然值和更小的信息准则数,明显优于正态分布假设下的模型。

3.2 预测

为进一步研究模型的推广性能,本节应用上一节的估计模型对估计样本外的系统边际电价进行预测,其中PJM市场预测[43 081, 51 840]区间内共计8 760个点(最后一年)的数据;NSW市场预测[70 129, 70 464]区间内共计336个点(最后一年的第一周)的数据。

表5是2个市场在2种分布假设下应用GARCH估计模型对估计样本外数据进行预测的性能比较,表中采用了3个指标:1)均方根误差(root mean squared error, RMSE);2)平均绝对误差(mean absolute error, MAE);3)平均绝对百分误差MAPE。分别定义为

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\sum_{i=1}^T (\hat{y}_i - y_i)^2 / T} \quad (20)$$

$$E_{\text{MA}} = \sum_{i=1}^T |\hat{y}_i - y_i| / T \quad (21)$$

$$E_{\text{MAP}} = 100 \sum_{i=1}^T \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| / T \quad (22)$$

表5 预测性能比较

Tab. 5 Comparison of forecasting performance

项目	PJM 市场		NSW 市场	
	正态分布	WDG 分布	正态分布	WDG 分布
预测点数	8 760	8 760	336	336
b_0	0.213 083	0.120 990	0.213 083	0.120 990
b_1	0.933 844	0.961 520	0.933 844	0.961 520
E_{RMS}	0.178 647	0.174 952	0.146 414	0.145 534
E_{MA}	0.126 829	0.123 293	0.098 682	0.096 986
E_{MAP}	3.256 178	3.183 939	2.603 829	2.567 038

结果表明,无论在中短期预测还是长期预测情况下,GARCH模型均有良好的性能。同时,GARCH-WDG模型的预测性能要优于正态分布假设下的GARCH模型,但由于GARCH模型本身预测精度较高,因此改善程度并不是很大。

4 结论

本文对PJM和NSW 2个电力市场系统边际电价条件方差的变化规律及残差分布模型进行了初步研究,结果表明:电力市场中也存在类似于资本市场的ARCH效应,且残差分布具有“尖峰、有偏”的特点,应用加权双高斯模型可以比传统的正态分布假设更好地符合残差的实际分布。基于此,本文建立了加权双高斯分布假设下的GARCH预测模型GARCH-WDG。

PJM和NSW电力市场的实证研究表明,无论是中短期还是长期的估计和预测,应用GARCH模型都有良好的效果,这表明GARCH模型是电力市场中进行分析的一种有效手段。本文进一步探索了电力市场中应用GARCH模型的改进思路:即通过改进条件残差分布模型的方式来改善GARCH模型对系统边际电价的估计和预测精度。2个市场的实证结果也表明,本文以条件残差的实际分布分析为基础所建立的GARCH-WDG模型可以改进对电力市场系统边际电价的估计和预测效果,模型改进思路可行。

参考文献

- [1] 吴兴华,周晖.基于残差周期修正的灰色电价预测模型[J].电网技术,2008, 32(8): 67-70.
Wu Xinghua, Zhou Hui. A grey model of electricity price forecasting based on period residual modification[J]. Power System Technology, 2008, 32(8): 67-70(in Chinese).
- [2] 牛东晓,刘达,邢棉,等.基于自组织映射支持向量机的日前电价预测[J].电网技术,2007, 31(18): 15-18,22.
Niu Dongxiao, Liu Da, Xing Mian, et al. Day-ahead electricity price forecasting using support vector machines based on self-organizing map[J]. Power System Technology, 2007, 31(18): 15-18,22(in Chinese).
- [3] 王绵斌,谭忠富,李雪,等.供电公司实行峰谷分时电价的风险价值计算模型[J].电网技术,2007, 31(9): 43-47.
Wang Mianbin, Tan Zhongfu, Li Xue, et al. Value of risk calculation model for power supply company adopting time-of-use electricity pricing[J]. Power System Technology, 2007, 31(9): 43-47(in Chinese).
- [4] 曾鸣,冯义,刘达,等.基于证据理论的多模型组合电价预测[J].中国电机工程学报,2008, 28(16): 84-89.
Zeng Ming, Feng Yi, Liu Da, et al. Electricity price forecasting based on multi-models combined by evidential theory[J]. Proceedings of the

- CSEE, 2008, 28(16): 84-89(in Chinese).
- [5] 周明, 严正, 倪以信, 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, Yan Zheng, Ni Yixin, 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(in Chinese).
- [6] Niimura T. Forecasting techniques for deregulated electricity market prices[C]. Power Engineering Society General Meeting, Montreal, 2006.
- [7] Gonzalez A M, Roque A M S, Garcia-Gonzalez J. Modeling and forecasting electricity prices with input/output hidden Markov models [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(1): 13-24.
- [8] Zareipour H, Canizares C A, Bhattacharya K, et al. Application of public-domain market information to forecast Ontario's wholesale electricity prices[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(4): 1707-1717.
- [9] 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.
- [10] Conejo A J, Plazas 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.
- [11] Conejo A J, Contreras J, Espinola R, et al. Forecasting electricity prices for a day-ahead pool-based electric energy market [J]. International Journal of Forecasting, 2005, 21(3): 435-462.
- [12] Garcia M P, Kirschen D S. Forecasting system imbalance volumes in competitive electricity markets[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(1): 240-248.
- [13] Garcia-Martos C, Rodriguez J, Sanchez M J. Mixed models for short-run forecasting of electricity prices: application for the Spanish market[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(2): 544-552.
- [14] Xu H, Niimura T. Short-term electricity price modeling and forecasting using wavelets and multivariate time series[C]. IEEE Power Systems Conference and Exposition, New York, 2004.
- [15] Zheng H, Xie L, Zhang L Z. Electricity price forecasting based on GARCH model in deregulated market[C]. Power Engineering Conference, Singapore, 2005.
- [16] Garcia R C, Contreras J, van 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.
- [17] 余帆, 沈炯, 刘西陲. 基于不同分布假设条件的自回归条件异方差族模型在评估日前电力市场风险价值中的应用比较[J]. 电网技术, 2008, 32(17): 23-28.
- Yu Fan, Shen Jiong, Liu Xichui. Comparative research on application of autoregressive conditional heteroskedasticity family model based on distributional assumption conditions in evaluation of risk at value of day-ahead electricity market[J]. Power System Technology, 2008, 32(17): 23-28(in Chinese).
- [18] 谢品杰, 谭忠富, 尚金成, 等. 基于小波分析与广义自回归条件异方差模型的短期电价预测[J]. 电网技术, 2008, 32(16): 96-100.
- Xie Pinjie, Tan Zhongfu, Shang Jincheng, et al. Short-term electricity price forecasting based on wavelet transform and generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model[J]. Power System Technology, 2008, 32(16): 96-100(in Chinese).
- [19] 余帆, 沈炯, 刘西陲. 基于自回归条件异方差-反向传播网络模型的日前边际电价预测[J]. 电网技术, 2008, 32(8): 63-66.
- Yu Fan, Shen Jiong, Liu Xichui. Day-ahead marginal price forecasting based on autoregressive conditional heteroskedasticity-back propagation network model[J]. Power System Technology, 2008, 32(8): 63-66(in Chinese).
- [20] Ranjbar M, Soleymani S, Sadati N, et al. Electricity price forecasting using artificial neural network[C]. Power Electronics, Drives and Energy Systems, New Delhi, 2006.
- [21] Xu Y Y, Hsieh R, Lu Y L, et al. Forecasting electricity market prices: a neural network based approach[C]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Budapest, 2004.
- [22] Rashidi-Nejad M, Gharaveisi A A, Khajehzadeh A, et al. Electricity price forecasting using WaveNet[C]. Large Engineering Systems Conference on Power Engineering, Halifax, 2006.
- [23] Mandal P, Senju T, Uezato K, et al. Several-hours-ahead electricity price and load forecasting using neural networks[C]. IEEE Power Engineering Society General Meeting, San Francisco, 2005.
- [24] Azevedo F, Vale Z A. Forecasting electricity prices with historical statistical information using neural networks and clustering techniques [C]. IEEE Power Systems Conference and Exposition, Atlanta, 2006.
- [25] Amjadi N. Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(2): 887-896.
- [26] Gujarati D N. 计量经济学[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2000: 427-433.
- [27] Engle R F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation [J]. Econometrica, 1982, 50(4): 987-1007.
- [28] Karsaz A, Mashhadi H R, Eshraghnia R. Cooperative co-evolutionary approach to electricity load and price forecasting in deregulated electricity markets[C]. IEEE Power India Conference, New Delhi, 2006.
- [29] PJM. PJM locational marginal pricing[EB/OL]. [2006-05-01]. <http://www.pjm.com/pub/account/lmpgen/lmppost.html>.
- [30] NEMMCO . NEM operational market data[EB/OL]. [2006-05-01]. http://www.nemmco.com.au/data/market_data.htm.
- [31] 刘西陲, 沈炯, 李益国. 系统边际电价概率分布检验及模型研究 [J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 72-77.
- Liu Xichui, Shen Jiong, Li Yiguo. Study on probability distribution and model of system marginal price[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(4): 72-77(in Chinese).
- [32] 郑华, 张粒子, 谢莉, 等. 关于电力市场上系统边际价格概率模型的新研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(11): 74-79.
- Zheng Hua, Zhang Lizi, Xie Li, et al. Study on the probability model of system marginal price in electricity market[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(11): 74-79(in Chinese).
- [33] 郑华, 谢莉, 张粒子, 等. 系统边际价格概率分布的实证分析[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(3): 43-47.
- Zheng Hua, Xie Li, Zhang Lizi, et al. Positivism analysis on the probability distribution of system marginal price[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(3): 43-47(in Chinese).
- [34] Hamilton J D. Time series analysis[M]. New Jersey: Princeton University Press, 1994: 53-59.

收稿日期: 2009-10-10。

作者简介:

刘西陲(1975—), 男, 博士研究生, 研究方向为电力市场及电厂仿真优化, E-mail : liuxichui@gmail.com;



刘西陲

沈炯(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为先进控制理论在热工过程控制中的应用及电力市场;

李益国(1973—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为热工过程控制及电力市场。

(责任编辑 沈杰)