

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210504

基于 TGARCH-VineCopula 的电价波动分析及风险度量研究

谢航¹, 赖春羊¹, 曾宏¹, 马光文¹, 陈仕军^{1,2}, 王建华³

(1. 四川大学水利水电学院/水力学与山区河流开发保护重点实验室, 四川 成都 610065;
2. 四川大学商学院, 四川 成都 610065; 3. 国家能源大渡河公司, 四川 成都 610041)

摘要: 在市场化交易中, 计及电价波动信息的风险度量可以帮助市场利益相关者规避风险。为此, 结合 TGARCH 与 VineCopula 理论, 提出一种电价波动分析及风险度量的新方法。该方法用 TGARCH 建立日前、实时及辅助服务交易电价边缘分布, 通过 VineCopula 拟合各交易电价的多维相依结构。基于得到的相关系数与尾部关系分析各交易电价之间的动态波动规律, 并测度电价动态波动风险。实证分析证明, 该方法不仅可以捕捉负荷容量比和可再生能源渗透率作用下价格波动的变化, 还可以较为准确地描述各交易电价的非线性关联结构, 进而捕获日前、实时、辅助服务交易电价之间逐时动态波动特征。此外, 与其他方法相比还能更有效地降低组合波动风险。

关键词: 电价分析; TGARCH; VineCopula; 风险度量

Fluctuation analysis and risk measurement of electricity pricing using TGARCH and VineCopula

XIE Hang¹, LAI Chunyang¹, ZENG Hong¹, MA Guangwen¹, CHEN Shijun^{1,2}, WANG Jianhua³

(1. College of Water Resources and Hydropower/State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. Business School, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
3. Dadu River Company, China Energy Corporation, Chengdu 610041, China)

Abstract: In a market-oriented transaction, risk measurement of electricity price fluctuation contributes to conduct risk management for market stakeholders. This paper proposes a new method for analyzing electricity price fluctuation and measure risk. It combines TGARCH and Vinecopula. This method applies TGARCH to establish the margin distribution of day-ahead, real-time and ancillary service transaction electricity prices, and uses Vinecopula to fit the multi-dimensional dependent structure of each transaction electricity price. Based on the Kendall rank correlation and tail correlation calculated from the method, the dynamic fluctuation characteristic between each transaction price is analyzed, and its risk is measured. Empirical analysis shows that this method can not only capture the change of price fluctuation under the combined action of load/capacity ratio and renewable energy penetration rate, but can also accurately describe the nonlinear correlation structure of each transaction price. This can capture the dynamic fluctuation characteristics of day-ahead, real-time and ancillary service transaction price. Also, it can more effectively reduce portfolio volatility risk in comparison to other methods.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB0905204).

Key words: analysis of electricity price; TGARCH; VineCopula; risk measurement

0 引言

电价是电力市场的支点, 是电网公司、发电企业、市场监管部门在评估、决策、监督时参考的关键指标^[1-4]。随着国内新一轮电力体制改革工作的推

进, 国内已有 8 个区域开始现货市场试点运行^[5], 电价风险管理对参与现货交易的相关者显得尤为重要。现阶段, 国内外针对电价风险管理的研究, 按关键风险信息的角度可分为 2 类: 1) 基于电价水平信息, 设计风险管理机制和决策方法^[6]; 2) 基于电价波动信息, 进行风险度量^[7]、评估^[8]与预警^[9], 其中, 风险度量是后两者的基础。对于风险度量, 研

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2018YFB0905204)

究人员较常使用金融风险领域的参数法和半参数法计算风险的大小^[10], 它们的重点在于选择准确的模型对电价波动拟合, 这突显了价格波动分析的重要性。

已有研究表明电价波动主要呈现“均值回复”、“极值跳跃”和“杠杆效应”等规律^[11-13]。文献[14-16]发现结合广义自回归条件异方差模型(Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH)^[17]与自回归移动平均模型(Auto-Regressive Moving Average Model, ARMA)^[18]或自回归积分滑动平均模型(Auto-Regressive Integral Moving Average Model, ARIMA)^[19], 可以较好地描述电价波动的均值回复及异方差性。文献[20-21]指出 EGARCH 与 TGARCH 模型还适合刻画电价波动的杠杆效应。文献[22-23]构建了考虑电价水平与负荷容量比、可再生能源渗透率等外生因素的 TGARCH 模型, 其比 EGARCH 能更合理地解释电价波动的杠杆效应。但上述研究对日前或实时交易电价的波动特性研究的较多, 较少关注辅助服务以及多个交易品种电价间的关联性。事实上, 同国外 PJM、Nord Pool 等电力市场一样, 国内广东、四川等试点省份的市场交易规则均指出市场主体有参与辅助服务交易的义务^[24-25]。文献[26]研究了负荷与日前、实时和辅助服务交易电价之间的波动关系, 但缺乏定量的分析。VineCopula 理论广泛应用于多变量间非线性相关结构的研究, 比如文献[7]运用 VineCopula 捕获了多个发电商损益间的尾部关联性。

关于电价波动风险度量方面, 通常应用风险价值(Value at Risk, VaR)作为度量风险的指标^[27]。文献[20]证明了 Copula-VaR 模型度量风险的效果较好, 并且在度量组合风险上优势显著。文献[7]证明了适用于 Copula-VaR 与电力市场有关的动态风险度量。

综上, 本研究在借鉴已有研究基础上, 提出一种电力交易价格波动分析与 VaR 度量的新方法。结合 TGARCH 门限模型刻画逐时刻日前、实时与辅助服务交易电价的波动特征, 并分析各交易电价波动特征; 引入 VineCopula 理论构建日前、实时和辅助服务市场交易电价的 0~23 时(h)多维相依模型, 进而定量分析不同交易价格波动之间的关联; 计算三种置信度(即 0.90、0.95、0.98)下电价与组合电价的动态波动风险曲线; 最后通过实例证明本研究所提方法的可行性。

1 研究模型

1.1 动态波动分析

1.1.1 边缘分布建模

如引言所述, GARCH 族是刻画电价波动特征的

有力工具, 其中引入外部门限变量的 TGARCH(1,1) 很适合描述它的杠杆效应。对服从某种分布的某时刻电价时序数据 $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN}\}$ 可描述如下:

$$X_{it} = c_i + \sum_{p=1}^p \phi_p B_p X_{it} + \sum_{q=1}^q \varphi_q \varepsilon_{i(t-q)}, \quad t = 1, \dots, N \quad (1)$$

$$\delta_{it} = w_i + a_i |\varepsilon_{it-1}| - a_i \gamma_i \varepsilon_{it-1} + \zeta_i I_{it} + \beta_i \delta_{it-1}^2 \quad (2)$$

$$\varepsilon_{it} = \delta_{it} z_{it} \quad (3)$$

$$z_{it} \sim i.i.d.g(\psi_i)$$

$$I_{it} = \begin{cases} 1, & I_{it}^1 < I_{it} \cap I_{it}^2 \leq I_{it}^2 \\ 0, & \text{etc} \end{cases} \quad (4)$$

$$I_{it}^1 = L_{d_{it}} / N_{u_{it}} \quad (5)$$

$$I_{it}^2 = G_{re_{it}} / L_{d_{it}} \quad (6)$$

式(1)为描述电价日周期回复性的均值方程, 是 ARIMR(p, d, q), 滞后阶数 p 、 q 据 AIC(n) 准则确定, d 是差分阶数, 通过 ADF 检验确定。其中: B_p 为滞后算子; ϕ_p 为 AR(p) 系数; φ_q 为 MR(q) 系数; c_i 为常数项系数。式(1)系数应用非线性最小二乘法估计。式(2)一式(6)为描述电价日周期波动过程的条件标准差方程, 即 TGARCH(1,1)。其中: δ_{it} 是条件标准差; ε_{it} 为残差项, z_{it} 为标准化残差, $g(\psi_i)$ 为零均值、单位方差的连续分布, ψ_i 为分布的参数; I_{it}^1 、 I_{it}^2 为门限变量, I_{it}^1 衡量需求的变化, I_{it}^2 衡量风、光等可再生能源发电对电价的影响; $L_{d_{it}}$ 为负荷需求; $N_{u_{it}}$ 为可用容量; $G_{re_{it}}$ 为可再生能源发电量; I_{it}^1 、 I_{it}^2 为门限值; a_i 、 β_i ($a_i + \beta_i \leq 1$) 分别为 ARCH、GARCH 项系数; γ_i ($|\gamma_i| \leq 1$) 是杠杆效应系数; ζ_i 表示门限变量对电价波动性的影响。令 $\theta_i = \{w_i, a_i, \gamma_i, \zeta_i, \beta_i\}$, 其估计值可通过求解模型的对数似然函数得出, 表达式为

$$\ln LT(\theta_i) = \sum_{t=1}^N \left\{ \log(g(\varepsilon_{it})) \right\} \quad (7)$$

考虑价格序列一般为“尖峰厚尾”、“偏斜”等特点, 选择偏态分布、偏正态分布, 与常用的学生 t 分布、正态分布拟合序列 $\{z_{i1}, \dots, z_{iN}\}$ 。 $g(\varepsilon_{it})$ 具体如式(8)所示。

$$\text{if } z_{it} \sim i.i.d.N(0,1)$$

$$g(\varepsilon_{it}) = \frac{1}{\delta_{it}} \left(\frac{e^{-0.5\varepsilon_{it}^2 / \delta_{it}}}{\sqrt{2\pi}} \right)$$

$$\text{or } z_{it} \sim i.i.d.SN(\lambda)$$

$$\begin{aligned}
g(\varepsilon_{it}) &= \frac{2}{\delta_{it}} \left(\frac{e^{-0.5\varepsilon_{it}^2/\delta_{it}}}{2\pi} \right) \int_{-\infty}^{\lambda\varepsilon_{it}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx \\
&\text{or } z_{it} \sim i.i.d.t(v_i) \\
g(\varepsilon_{it}) &= \frac{1}{\varepsilon_{it}} \frac{\Gamma((v_i+1)/2)}{\sqrt{(v_i-2)\pi}\Gamma(v_i/2)} \left(1 + \frac{\varepsilon_{it}^2}{\delta_{it}^2(k-2)}\right)^{-\frac{(v_i+1)}{2}} \\
&\text{or } z_{it} \sim i.i.d.GH \text{ Skew-}t(v'_i, \xi_i) \\
g(\varepsilon_{it}) &= \frac{2^{\frac{(1-v'_i)}{2}} \delta_{it}^{v'_i} |\xi_i|^{\frac{(v'_i+1)}{2}} K_{\frac{(v'_i+1)}{2}}(\sqrt{\xi_i^2(\delta_{it}^2 + (\varepsilon_{it})^2)}) \exp(\xi_i \varepsilon_{it})}{\Gamma(v'_i/2) \sqrt{\pi} \left(\sqrt{\delta_{it}^2 + (\varepsilon_{it})^2}\right)^{\frac{(v'_i+1)}{2}}}
\end{aligned} \quad (8)$$

式中: λ 为偏正态分布的偏度系数; v_i 为学生 t 分布的自由度; ξ_i 、 v'_i 分别为偏态分布非对称参数、自由度。

求解 θ_i 最优值是一个逐步寻优的过程, 其发生在式(1)系数确定和残差分布假定后, 并受到门限值 $I_{h_i}^1$ 、 $I_{h_i}^2$ 的网格搜索步长 $s_{step_i^1}$ 、 $s_{step_i^2}$ 与范围的影响, 具体寻优过程为: 1) 选定门限值的初始值; 2) 代入式(2)一式(8)求解对应的极大似然值和 θ_i ; 3) 重复步骤 2) 计算 $I_{h_i}^1 + s_{step_i^1}$ 与 $I_{h_i}^2 + s_{step_i^2}$, 直到达到搜索范围 \mathcal{Q} 边界, 步长与范围设置如式(9)所示; 4) 选取既有最优极大似然值, 也满足式(10)的 $\hat{I}_{h_i}^1$ 、 $\hat{I}_{h_i}^2$ 与 $\hat{\theta}_i$ 。

$$\begin{cases} s_{step_i} = \{0.1, 0.01\} \\ \mathcal{Q}_i = \{I_{it} \mid \min(I_{it}) \leq I_{it} \leq \max(I_{it})\} \end{cases} \quad (9)$$

$$\hat{\theta}_i(\hat{I}_{h_i}^1, \hat{I}_{h_i}^2) = \arg \max_{\theta \in \Theta} T^{-1} \ln LT(\theta_i) \quad (10)$$

寻优结束得到的 $\hat{\gamma}_i$ 、 $\hat{\zeta}_i$ 将作为衡量第 i 时刻某个交易品种的价格波动的杠杆效应、供需变化及可再生能源占比对其冲击程度的指标。对每个时刻的电价都构建边缘分布模型, 得到 $\{\hat{\gamma}_0, \dots, \hat{\gamma}_h\}$ 和 $\{\hat{\zeta}_0, \dots, \hat{\zeta}_h\}$, 实现对各交易价格波动的动态分析。

实际应用中依据 Copula 函数的定义, 需要通过基于概率积分变换(Probability Integral Transform, PIT)的评估方法对构建模型的残差序列进行检验。首先通过经验累积分布函数实现 $\varepsilon_{it}/\delta_{it} \sim u_{it}$ 的变换, 然后利用 Ljung-Box 检验和 ARCH-LM 检验经过变换后映射到区间 $U[0,1]$ 的 PIT 序列, 即 $y_i = \{u_{i1}, \dots, u_{in}\}$ 。Ljung-BoxQ 是检验 PIT 序列的随机性, 从而保证 PIT 序列具有独立性; ARCH-LM 则是用于判断 PIT 序列是否消除了条件异方差。

1.1.2 联合分布建模

Copula 函数在捕捉变量之间非对称和非线性相关关系方面优势显著^[28]。进一步发展的 Pair-Copula

方法更可以对多维变量间的复杂尾部相关性进行准确的刻画, 其原理是基于一定的层次结构将多维联合分布 $f(y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,n})$ 降维分解成一系列二元(条件)Copule 密度函数 $c_{\downarrow}(\cdot, \cdot)$ 与边缘分布密度函数 $f(\cdot)$ 的乘积^[29]。通过 VineCopula 的 Vine 结构则可以更为灵活地构建多维相依结构^[30]。实际应用中较常使用的 Vine 结构有 C-Vine、R-Vine、D-Vine。考虑到 D-Vine 适合描述电价的“厚尾”特征, 选择 D-Vine 构建某时刻 n 个交易电价序列之间的相依结构:

$$\begin{aligned}
f_i(y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,n}) &= \\
&\prod_{m=1}^n f_{i,m}(y_{i,m}) \prod_{m=1}^n \prod_{j=i+1}^n c_{mj|(j+1)m, \dots, nm}(F_{m|(j+1)m, \dots, nm}(y_m | y_{(j+1)}, \dots, y_n), \\
&F_{j|(j+1)m, \dots, nm}(y_j | y_{(j+1)}, \dots, y_n))
\end{aligned} \quad (11)$$

式中: $f_{i,m}(\cdot)$ 为 $y_{i,m}$ 的密度函数; $F_{\downarrow}(\cdot | \cdot)$ 为条件分布函数; $c_{\downarrow}(\cdot, \cdot)$ 是在利用 MST-PRIM 算法与 Kendall 秩相关系数 τ_i 确定 D-Vine 最优结构后, 通过 AIC(n) 准则从 t-Copula、Gumbel Copula、Clayton Copula、Frank Copula 等常用的二元 Copula 函数中选出, 它们均可以有效地捕捉到上、下尾的相关性。选定的 Copula 函数参数则是由极大似然估计得出, 计算式为

$$\ln LT(\omega_i) = \log f_i(y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,n}) \quad (12)$$

式中, ω_i 为 Copula 函数参数集合, 包含尾部相关系数 $\{\omega_i^L, \omega_i^R\}$, 其结合 τ_i 可以测度各电价序列之间波动变化的联系。对每个时刻各个交易电价的波动构建联合分布模型, 可得到每个时刻的 Kendall 秩相关系数与尾部相关系数, 达到对各个交易品种价格波动关联性的动态分析的目的。

1.2 波动风险度量

VaR 是广泛得到应用的风险度量指标^[31], 能有效反映价格波动剧烈时可能导致的最大损失, 具体数学表达式为

$$P(-R_{it} > VaR_i) \leq \alpha_R \quad (13)$$

式中, α_R 为置信度。

VaR 计算的关键是依赖于 1.1 节构建的联合分布。由于将 D-Vine 作为联合的方法后构造的多元 Copula 无明确表达式, 需要借助蒙特卡洛法预测 Var^[32]。具体步骤为: 1) 应用蒙特卡洛法产生服从 n 维 VineCopula 结构的随机向量矩阵 $[y_{i,1}^*, \dots, y_{i,n}^*]$; 2) 对矩阵中每个变量实行逆变化, 并利用式(1)一式(8)模拟 n 个未来电价序列 $X_i^* = \{X_{i(t+1)}^*\}$; 3) 计算 n 个

X_i^* 的波动率序列 $\{r_{i(t+1)}\}$ 以及可能的组合波动率 $\{R_{i(t+1)}\}$, 见式(14)一式(15); 4) 根据式(13)计算 VaR。

$$r_{i(t+1)} = \ln(x_{i(t+1)}^* / x_{it}^*) \quad (14)$$

$$R_{i(t+1)} = \sum_{m=1}^n \{w_m r_{i(t+1)}\}_m \quad (15)$$

式中, w_i 为 $r_{i(t+1)}$ 在组合中的权重。

同理, 计算未来一天的 VaR, 实现对电价波动的动态风险度量。

1.3 TGARCH-VineCopula 模型的构建

基于 TGARCH-VineCopula 的动态波动分析及风险度量模型构建流程如图 1 所示。

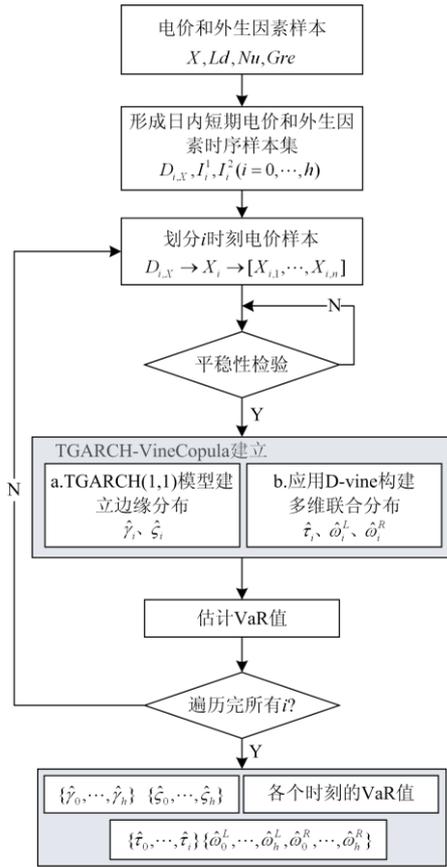


图 1 TGARCH-VineCopula 的建模流程

Fig. 1 Flow chart of TGARCH and VineCopula model

建模步骤如下。

步骤 1 原始数据预处理。将收集的原始数据以相似特征分类汇总成日内短期时序样本集 $D_{i,T}$ ($i=0, \dots, h; T = X, L_d, N_u, G_{re}$), 并从中提取 $D_{i,Ld}$ 、 $D_{i,Nu}$ 、 $D_{i,Gre}$ 构成外生因素时序样本集 I_i^1 与 I_i^2 ($i=0, \dots, h$)。

步骤 2 提取 $D_{i,X}$ 在第 i 时刻电价数据 X_i 按交易品种为特征划分成 i 时刻各交易电价数据集 $[X_{i,1}, \dots, X_{i,n}]$ 。

步骤 3 平稳性检验。对各电价序列 $X_{i,p}$ 进行 ADF 检验, 若存在单位根, 则逐步差分处理序列, 直到平稳, 并得到差分阶数 d 。

步骤 4 构建边缘分布模型。按照 1.1.1 节所提方法对各交易电价序列 $X_{i,p}$ 分别进行 TGARCH(1,1) 建模, 计算得到 $\hat{\gamma}_i$ 与 $\hat{\zeta}_i$ 。

步骤 5 应用 D-Vine 构建多维联合分布。应用上文所提基于 PIT 的评估方法对各电价序列边缘分布的残差序列 $\{\varepsilon_{i1}, \dots, \varepsilon_{in}\}$ 进行检验, 有未通过检验的模型, 返回步骤 4 重新建模。检验通过后, 按照 1.1.2 节所述方法构建各电价序列的相依模型, 得到 $\hat{\tau}_i$ 、 $\hat{\omega}_i^L$ 、 $\hat{\omega}_i^R$ 。

步骤 6 依据 1.2 节所述方法估计 VaR 值。

步骤 7 重复步骤 2—6, 直到全部时刻均建模完成, 得到 $\{\hat{\gamma}_0, \dots, \hat{\gamma}_h\}$ 、 $\{\hat{\zeta}_0, \dots, \hat{\zeta}_h\}$ 、 $\{\hat{\tau}_0, \dots, \hat{\tau}_i\}$ 、 $\{\hat{\omega}_0^L, \dots, \hat{\omega}_h^L, \hat{\omega}_0^R, \dots, \hat{\omega}_h^R\}$ 以及各个时刻的 VaR。

2 实证分析

2.1 实证数据统计分析

PJM(Pennsylvania-New Jersey-Maryland) 是美国最大区域电力市场, 其市场交易结果都在官网公开^[33]。本研究选择 2019 年 1 月 1 日到 12 月 30 日的日前逐时出清电价(Day-ahead Hourly LMPs, DMP)、实时逐时出清电价(Real-time Hourly LMPs, RMP)、系统负荷(Load, L)、系统容量(System Capacity, C)、风力发电(Wind Power Generation, W), 以及三种辅助服务交易产品, 即补偿性能的调频(Regulation Performance, RP)、补偿容量的调频(Regulation Capability, RC)与里程比(Mileage Ratio, MR), 作为研究数据。研究数据以小时 h 为水平分类汇总成 0~23 h 日内短期时序样本集 $D_{i,T}$ ($i=0, \dots, 24; T = DMP, RMP, RP, RC, MA, L, C, W$)。

对 DMP 等序列进行统计分析, 主要描述统计指标均值、偏度、峰度值和方差计算结果如表 1 所示。由表 1 可知, 各电价序列 0~23 h 的方差平均值从 1.32~924.42, 说明除 RP 以外的电价序列在一天内大部分时段波动性较强。DMP、RMP、RC、RP、MR 偏度的变动范围为 2.23~16.20, 说明各序列样本呈现左偏、右边拖尾的特点。同时, 峰度值变动范围为 21.73~398.98, 呈现“尖峰”的特点。其中, RP、MR 序列的偏度峰度较小。所以, 对逐

时刻各序列边缘分布建模时, DMP、RMP、RC 首先考虑偏态分布、学生 t 、偏正态分布, RP、MR 考虑正态分布, 若波动模型未通过显著性检验则重新选择分布。此外, L/C 与 W/L 均值分别为 0.52 和 0.03, 设为 I_{h^1} 、 I_{h^2} 的初始值。

表 1 主要描述性指标统计

Table 1 Statistics of main descriptive indicators

类型	均值	方差	偏度	峰度
DMP	25.99	66.94	2.99	25.58
RMP	25.98	426.81	16.20	87.67
RC	14.48	924.45	16.61	398.98
RP	1.06	1.32	2.23	21.73
MR	4.68	22.01	6.58	21.88
L/C	0.52	0.005	—	—
W/L	0.03	0.000 6	—	—

注: 上表列出的是 0~23 h 的各序列的平均值。

2.2 动态波动特征分析

应用 1.1.1 节所述方法构建 DMP、RMP、RC、RP、MR 序列的边缘分布模型, 附表 1—附表 5 列出了式(1)一式(3)部分系数的估计值。由附表 1 知: 对于 0~23 h DMP 样本数据来说, 残差服从偏态分布时, 波动模型的 $\hat{\alpha}$ 与 $\hat{\beta}$ 之和小于或等于 1, 说明模型稳定; 0~23 h 模型的 $\hat{\gamma}$ 均小于 0, 说明一天的日前电价波动受电价正变化的影响更大, 即日前电价具有负杠杆效应, 这与文献[20]研究一致; $\hat{\zeta}$ 估计值均接近于 0, 表明 $I^1 < \hat{I}_{h^1} = 0.58$ 且 $I^2 < \hat{I}_{h^2} = 0.06$ 时, 日前电价波动受两者的冲击较小。由附表 2 知: 对于 0~23 h RMP 数据, 残差服从学生 t 分布时, $\hat{\alpha} + \hat{\beta} \leq 1$; 0~23 h 的 $\hat{\gamma}$ 均小于 0, 具有负杠杆效应; 2 h 的 $\hat{\zeta}$ 估计值为 0.13, 说明 2 h 实时电价在 $\hat{I}_{h^1} = 0.58$ 、 $\hat{I}_{h^2} = 0.06$ 两端呈现不同的波动变化情况, 在 $I^1 < \hat{I}_{h^1} = 0.58$ 、 $I^2 < \hat{I}_{h^2} = 0.11$, 波动变化更剧烈。附表 3 显示: 对于 0~23 h RC 数据, 残差服从偏正态分布时, $\hat{\alpha} + \hat{\beta} \leq 1$; 3~6 h、8~12 h、17~19 h、22~0 h 的 $\hat{\gamma}$ 小于 0, 说明其余时刻电价的波动受电价负变化的影响较大, 即有杠杆效应; 5 h、10~12 h、19 h 的 $\hat{\zeta}$ 较大, 可见在这 5 个时刻, 当 $I^1 < \hat{I}_{h^1} = 0.58$ 、 $I^2 < \hat{I}_{h^2} = 0.06$ 时波动程度更剧烈, 即电价受到冲击。附表 4 显示: 对于 RP 数据, 0~3 h、6~15 h、19~23 h 服从学生 t 分布, 4~5 h、16~18 h 服从正态分布, 各时刻 $\hat{\alpha} + \hat{\beta} \leq 1$; 2~3 h、7~9 h、12~14 h、18~23 h 的 $\hat{\gamma}$ 小于 0, 存在负杠杆效应, 其

余时刻 $\hat{\gamma}$ 大于 0, 存在杠杆效应; 8 h 的 $\hat{\zeta}$ 为 0.4, 说明当 $I^1 < \hat{I}_{h^1} = 0.58$ 、 $I^2 < \hat{I}_{h^2} = 0.11$ 时, 电价波动变化幅度较大, 即受负荷容量比、风电渗透率的冲击较大。如附表 5: 对于 MR 数据, 12 h 残差服从偏正态分布, 其余时刻服从正态分布, $\alpha + \beta \leq 1$; 0 h、3 h、6 h、9 h、11~13 h、17~19 h、21~0 h 的 $\hat{\gamma}$ 小于 0, 存在负杠杆效应, 其余时刻 $\hat{\gamma}$ 大于 0, 存在杠杆效应; $\hat{\zeta}$ 估计值均接近于 0, 受到冲击较小。总体上看: 0~23 h 日前、实时电价有负杠杆效应, 而三种辅助服务电价波动在一天既有负杠杆效应, 又有杠杆效应; 调频电价波动在负荷需求不大、风电占比较低时波动更为明显。

图 2 点绘了 DMP 等序列 0~23 h 边缘分布对应残差的 LJung-Box 和 ARCH-LM 检验结果。如图 2 所示, LJung-Box 和 ARCH-LM 检验的 P 值均高于 5%, 表明所有边缘分布对应的残差序列经过 PIT 变换后均服从 $U[0,1]$ 分布。因此, 可以根据构建的 DMP 等序列的边缘分布模型, 通过 VineCopula 构造 0~23 h DMP~RMP、RMP~RC、DMP~RMP~RC~RP~MR 等多维相依结构, 对各序列的波动特征进行深入分析。

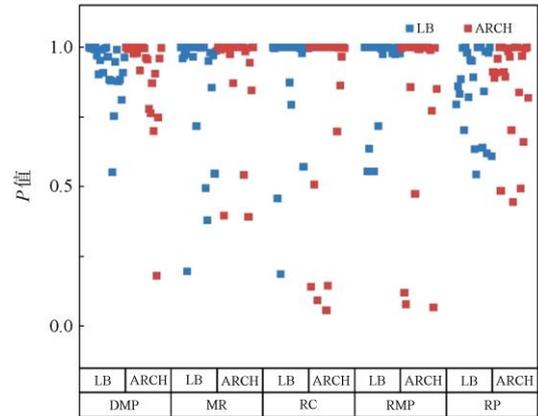


图 2 LJung-Box、ARCH-LM 检验结果

Fig. 2 Results of LJung-Box and ARCH-LM test

图 2 表示各交易电价序列之间的相依关系, 其中 1、2、3、4、5 分别表示 DMP、RMP、RC、RP、MR 序列, “1, 3; 2” 是指在给定条件序列 2(RMP) 情况下分析序列 1 和 3(DMP 和 RC)。由图 3 知, DMP 和 RMP、RMP 和 RC 之间表现出较大的正相依性、厚尾性、时变以及一定的非对称性(即上下尾部相依性存在差异)。具体而言, 图 3(a)反映的一天内 DMP 和 RMP、RMP 和 RC 的 Kendall 秩相关系数普遍在 0.32~0.5 范围内, 说明一天内 DMP 和

RMP、RMP和RC序列具有同方向波动变化的可能。比较图 3(b)和图 3(c)可知，DMP 和 RMP 序列在 5 h、10 h、12~13 h、22 h 上下尾相依性不等，其中 10、12 h 呈现强下尾关系(下尾相关性大于 0.5)，说明在这些时间 DMP 向下波动的同时，有一定可能导致 RMP 也向下波动；DMP 和 RMP 序列在 10、12 h 呈现强下尾关系(下尾相关性大于 0.5)；在其他时刻 DMP 和 RMP 上下尾关系相同或不存在，说明 DMP 和 RMP 在一天不同时刻具有不同的波动变化关系，呈现出时变波动的特性。相同，由图 3(b)和图 3(c)可知，与 DMP 和 RMP 序列相反，RMP 与 RC 序列主要表现出强上尾关系，其中 12 h、22 h~0 h 存在较强的上尾相关性，说明 RMP 与 RC 序列在这些时刻同时向上波动的可能性较大，并且依据之前的分析，两者的波动可能会较为剧烈。此外，DMP 与 RMP、DMP 与 RP、MR 与 RP、RMP 与 MR 序

列呈现出较弱的负相依性、上下尾关系以及时变性。图 3(a)显示 RP 与 DMP、RC、MR，及 RMP 与 MR 序列的 Kendall 秩相关系数绝对值集中在 0.1~0.2 范围内。图 3(b)和图 3(c)表示 3~4 h RP 与 MR 与序列存在一定的上尾关系。

进一步分析高维结构下 DMP 等序列表现出的相依性。图 3 表明 DMP 等序列条件相依性较弱 Kendall 秩相关系数与上下尾关系均较弱。具体而言，在第二维 Copula 结构中，给定 RMP 条件下 DMP 和 MR 的 0~23 h Kendall 秩相关系数绝对值均不超过 0.1；给定 DMP 条件下 RMP 与 RP、MR 的 Kendall 秩相关系数绝对值均在 0.1 之下，基本没有上下尾关系。在第三维和最高维 Copula 结构中，DMP 等序列 Kendall 秩相关系数、上下尾相依性均更弱。说明 DMP 等序列之间波动间接影响程度较低。

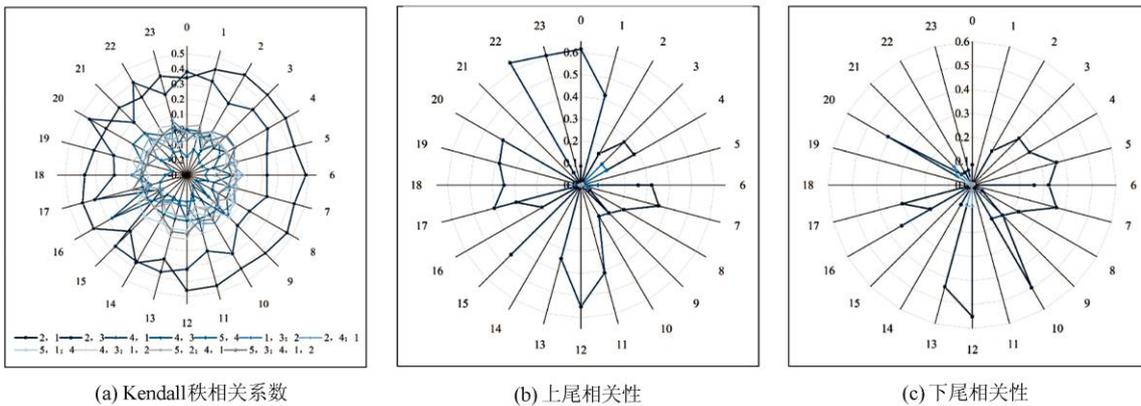


图 3 DMP 等电价序列非线性相依关系

Fig. 3 Nonlinear correlation structure of all electricity price sequences

2.3 动态波动风险分析

采用 1.2 节所述方法分别对 0~23 h 日前、实时、辅助服务等交易电价动态波动风险以及各交易产品组合动态波动风险进行预测，结果如图 4 与图 5 所示。图 4 显示了三个置信度 ξ (0.90、0.95、0.98) 下日前、实时、辅助服务等交易产品 0~23 h 波动 VaR 变化情况。可知各交易产品变化趋势大致相同，在电力需求较高时段(即 11~12 h 与 19~20 h)波动 VaR 较高，其中 DMP 和 RMP 变化曲线有很高的相似性，这与 2.2 节分析一致。对比纵向，随置信度水平逐渐上升，各交易产品的波动 VaR 基本也随之升高。DMP 波动 VaR 相对稳定，而 RC、RP 等辅助服务交易产品波动 VaR 相对较大。对比横

向，DMP、RMP、RC、RP 易在需求高峰 11 h 出现较高波动 VaR。结合 2.2 节分析，即 DMP 与 RMP、RMP 与 RC 于 11 h 有同向波动的可能，说明在一定程度上 11 h RMP、RC 的波动 VaR 值增加分别受到 DMP、RMP 波动 VaR 的影响。DMP、RMP 同样在电力需求高峰 20 h 出现较大波动 VaR，其中 RMP 波动 VaR 为一天的最大值。除此之外，RC 与 RP 均易在夜间 2 h 出现波动 VaR 极值。RC、RP 在 5 h 时不仅波动 VaR 呈现负相关，并且二者的 $VaR_{0.9}$ 与 $VaR_{0.95}$ 均是相等的。

比较图 4 与图 5 可知，第 2)种组合(1,2,3,4,5)波动 VaR 整体低于第 1)种(2,1)组合以及 RMP、RC、RP、MR 波动 VaR。根据现有交易规则，市场成员

不能只参与日前现货交易, 所以各市场成员可以在考虑自身容忍风险水平上, 分析日前、实时、辅助服务交易的关系, 结合单个或组合交易品种一天的电价波动风险, 分散交易风险, 使利益最大化。

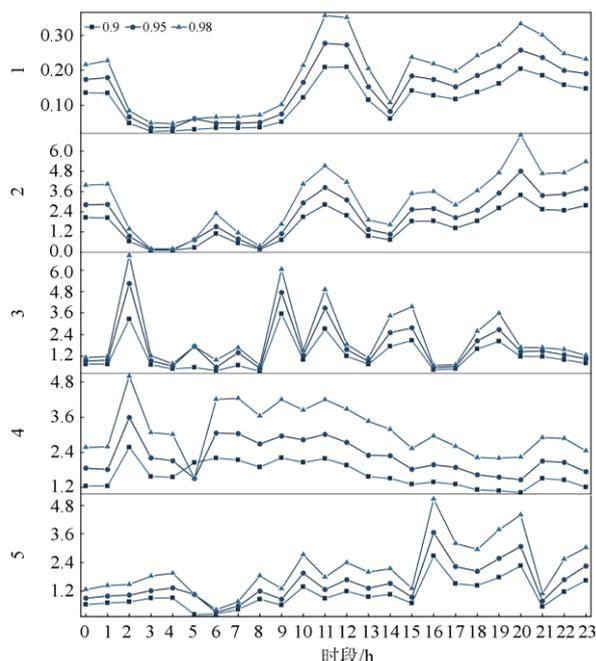


图 4 三种置信度下动态 VaR 的变化曲线

Fig. 4 Performance of dynamic VaR curves under three confidence levels

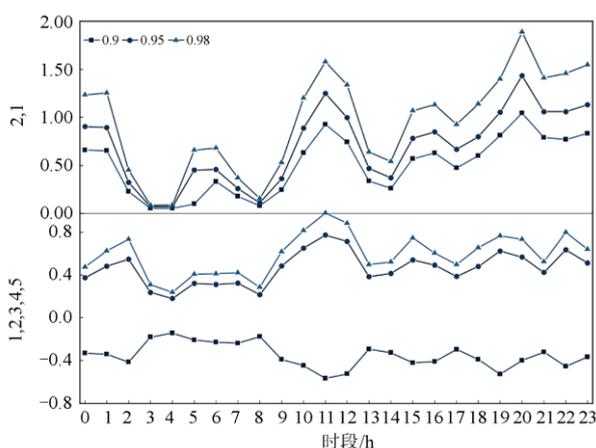


图 5 三种置信水平下动态组合 VaR 的变化曲线

Fig. 5 Performance of dynamic portfolio VaR curves under three confidence levels

图 6 对比了本研究采用的 VineCopula 法与一种常用的 VaR 计算方法-历史模拟法得到的 0~23 h 组合波动 VaR。由图 6 可知, 历史模拟法在 $\xi = 0.95$ 、

0.98 下波动 VaR 变化趋势较为平缓, 与之相比 VineCopula 捕获了包含 15 h 在内的 2 h、21 h、22 h 等多个波动 VaR 的极值变化。此外, $\xi = 0.90$ 下 VineCopula 法与历史模拟法的波动 VaR 大小相差较大, 同时变化趋势也不一样。这可能是因为 VineCopula 法可以准确地刻画 DMP、RMP、RC、RP、MR 序列之间的相依结构, 从而降低组合风险。可见, 在度量各电力市场动态波动 VaR 上, VineCopula 法更具优势。

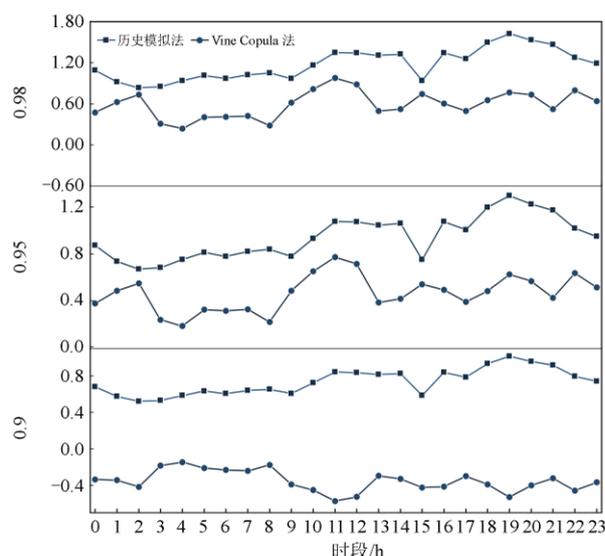


图 6 三个置信度下组合 VaR 曲线

Fig. 6 Portfolio VaR curves on three confidence levels

3 结论

本研究所提方法是在考虑负荷需求和可再生能源两个影响因素基础上利用 TGARCH 模型构建边缘分布模型, 应用 VineCopula 法构建日前、实时现货以及辅助服务交易电价之间非线性相依结构, 结合相依关系深入分析 0~23 h 电价波动规律, 并评估各交易电价动态波动风险。实证研究证明: 1) 0~23 h 日前、实时电价呈现负杠杆效应, 辅助服务电价既有负杠杆效应, 又有杠杆效应, 其中, 调频在负荷需求不大、风电占比较低时波动较大; 2) 本研究的方法可以有效捕捉日前、实时以及辅助服务交易电价的波动特性, 并在分析波动 VaR 时证明了其合理性; 3) 通过对比表明, 基于 VineCopula 度量动态波动 VaR 的方法可以更为准确地评估电价波动风险, 进而能有效地控制风险。

附录

附表 1 0~23 h DMP 序列边缘分布模型系数估计

Attached Table 1 Estimation of marginal distribution model coefficients of 0~23 hrs DMP

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
偏态分布												
$\hat{\alpha}$	0.31	0.12	0.10	0.09	0.08	0.10	0.08	0.08	0.10	0.16	0.06	0.05
$\hat{\beta}$	0.09	0.78	0.90	0.90	0.92	0.83	0.92	0.92	0.85	0.26	0.94	0.95
$\hat{\gamma}$	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(0.99)	(0.58)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)
$\hat{\zeta}$	0.000	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.06$											
	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
偏态分布												
$\hat{\alpha}$	0.06	0.11	0.06	0.24	0.27	0.19	0.13	0.15	0.16	0.17	0.32	0.27
$\hat{\beta}$	0.94	0.76	0.94	0.72	0.00	0.27	0.83	0.85	0.84	0.83	0.10	0.08
$\hat{\gamma}$	(0.99)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(0.56)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.11$											

附表 2 0~23 h RMP 序列边缘分布模型系数估计

Attached Table 2 Estimation of marginal distribution model coefficients of 0~23 hrs RMP

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
学生 t 分布												
$\hat{\alpha}$	0.35	0.65	0.30	0.25	0.27	0.10	0.49	0.20	0.08	0.28	0.97	0.68
$\hat{\beta}$	0.03	0.06	0.70	0.71	0.57	0.88	0.51	0.77	0.86	0.00	0.00	0.32
$\hat{\gamma}$	(1.00)	(1.00)	(0.70)	(0.76)	(0.14)	(0.85)	(0.62)	(1.00)	(0.99)	(1.00)	(0.48)	(0.07)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.00	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.11$											
	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
学生 t 分布												
$\hat{\alpha}$	0.23	0.03	0.04	0.03	0.48	0.41	0.47	0.50	0.30	0.16	0.64	0.34
$\hat{\beta}$	0.77	0.97	0.96	0.85	0.00	0.42	0.12	0.50	0.70	0.81	0.15	0.66
$\hat{\gamma}$	(0.74)	(1.00)	(1.00)	(0.94)	(1.00)	(1.00)	(0.81)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)	(1.00)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.11$											

附表 3 0~23 h RC 序列边缘分布模型系数估计

Attached Table 3 Estimation of marginal distribution model coefficients of 0~23 hrs RC

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
偏正态分布												
$\hat{\alpha}$	0.06	0.04	0.05	0.50	0.49	0.40	0.19	0.03	0.02	0.07	0.08	0.10
$\hat{\beta}$	0.02	0.85	0.87	0.50	0.51	0.60	0.72	0.87	0.98	0.87	0.72	0.90
$\hat{\gamma}$	(1.00)	1.00	0.61	(0.78)	(0.78)	(0.46)	(1.00)	1.00	(1.00)	(1.00)	(0.86)	(0.80)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.69	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.33
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.06$											
	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
偏正态分布												
$\hat{\alpha}$	0.09	0.00	0.05	0.05	0.03	0.01	0.00	0.00	0.20	0.20	0.14	0.02
$\hat{\beta}$	0.90	0.59	0.91	0.90	0.90	0.99	0.00	0.96	0.80	0.80	0.00	0.16
$\hat{\gamma}$	(1.00)	0.25	0.02	0.27	1.00	(1.00)	(1.00)	(1.00)	0.79	0.79	(1.00)	(1.00)
$\hat{\zeta}$	1.54	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.88	0.00	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.06$											

附表 4 0~23 h RP 序列边缘分布模型系数估计

Attached Table 4 Estimation of marginal distribution model coefficients of 0~23 hrs RP

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
	学生 t 分布			正态分布				学生 t 分布				
$\hat{\alpha}$	0.36	0.43	0.64	(0.90)	0.33	0.10	0.27	0.18	0.27	0.21	0.09	0.00
$\hat{\beta}$	0.60	0.29	0.36	(0.06)	0.57	0.84	0.63	0.72	0.40	0.79	0.89	1.00
$\hat{\gamma}$	0.28	0.06	(0.09)	(0.37)	0.41	0.81	0.25	(0.25)	(0.02)	(0.21)	0.48	1.00
$\hat{\zeta}$	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.06	0.00	0.02	0.40	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.11$											
	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
	学生 t 分布			正态分布				学生 t 分布				
$\hat{\alpha}$	0.15	0.25	0.03	0.04	0.02	0.07	0.03	0.91	0.90	1.00	0.38	0.40
$\hat{\beta}$	0.81	0.41	0.94	0.87	0.89	0.90	0.87	0.08	0.10	0.19	0.50	0.35
$\hat{\gamma}$	(1.00)	(0.49)	(0.82)	1.00	1.00	0.02	(1.00)	(0.35)	(0.24)	(0.15)	(0.03)	(0.23)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.11$											

附表 5 0~23 h MR 序列边缘分布模型系数估计

Attached Table 5 Estimation of marginal distribution model coefficients of 0~23 hrs MR

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
	正态分布											
$\hat{\alpha}$	0.05	0.05	0.00	0.01	0.56	0.00	0.05	0.05	0.02	0.33	0.00	0.00
$\hat{\beta}$	0.95	0.95	0.97	0.96	0.12	0.99	0.95	0.95	0.98	0.15	1.00	0.95
$\hat{\gamma}$	(0.87)	1.00	0.19	(0.90)	0.73	0.54	(0.10)	1.00	1.00	(0.35)	1.00	(1.00)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.06$											
	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
	偏正态			正态分布								
$\hat{\alpha}$	0.15	0.00	0.10	0.02	1.00	0.00	0.02	0.06	0.01	0.00	0.04	0.07
$\hat{\beta}$	0.81	1.00	0.92	0.97	0.83	0.96	0.98	0.94	0.99	0.99	0.95	0.93
$\hat{\gamma}$	(1.00)	(0.15)	0.86	(1.00)	1.00	0.64	(1.00)	(0.06)	1.00	(1.00)	(1.00)	(1.00)
$\hat{\zeta}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00
\hat{I}_h	$\hat{I}_h^1 = 0.58; \hat{I}_h^2 = 0.06$											

注: 括号中的数值为负数

参考文献

- [1] 谢开. 美国电力市场运行与监管实例分析[M]. 北京: 中国电力出版社, 2017.
- [2] 姚星安, 曾智健, 杨威, 等. 广东电力市场结算机制设计与实践[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 76-85. YAO Xing'an, ZENG Zhijian, YANG Wei, et al. Electricity market settlement mechanism design and practice in Guangdong[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(2): 76-85.
- [3] 曾佳妮, 林晓凡, 钟桦, 等. 可再生能源消纳背景下直接交易中的二次出清与定价[J]. 电力建设, 2020, 41(10): 30-37.
- ZENG Jiani, LIN Xiaofan, ZHONG Hua, et al. Secondary clearing rules and price determination in direct electricity trading with renewable energy consumption[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(10): 30-37.
- [4] 杜威, 刘东, 李文云, 等. 基于配网节点电价的综合能源系统随机优化[J]. 电力建设, 2020, 41(12): 141-151. DU Wei, LIU Dong, LI Wenyun, et al. Stochastic optimization of integrated energy system considering distribution locational marginal price[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(12): 141-151.
- [5] 孙可, 兰洲, 林振智, 等. 国际典型电力市场阻塞管理机制及其对中国的启示研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(12): 170-178.

- SUN Ke, LAN Zhou, LIN Zhenzhi, et al. Transmission congestion management mechanism of typical international power markets and possible guidance for China's power market[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(12): 170-178.
- [6] 路嘉琦, 李强, 宋少群, 等. 基于概率边际电价的价格风险管理机制设计[J]. *电网技术*, 2020, 44(12): 65-74.
LU Jiaqi, LI Qiang, SONG Shaoqun, et al. Price risk management mechanism based on probabilistic[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(12): 65-74.
- [7] 谢敏, 胡昕彤, 柯少佳, 等. 基于 vine-Copula 的发电商运营损益动态风险 VaR 评估方法[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(5): 39-45, 52.
XIE Min, HU Xintong, KE Shaojia, et al. vine-Copula based dynamic risk VaR assessment method for operation profit and loss of generation companies[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(5): 39-45, 52.
- [8] 谢敬东, 陆池鑫, 鲁思薇, 等. 基于序关系-熵权法的电力市场风险评估[J]. *中国电力*, 2021, 54(6): 71-78.
XIE Jingdong, LU Chixin, LU Siwei, et al. Evaluation of status of electricity market risk based on order relation-entropy weight method[J]. *Electric Power*, 2021, 54(6): 71-78.
- [9] 黄仁辉, 张集, 张粒子, 等. 整合 GARCH 和 VaR 的电力市场价格风险预警模型[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(19): 85-91.
HUANG Renhui, ZHANG Ji, ZHANG Lizi, et al. Price risk forewarning of electricity market based on GARCH and VaR theory[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(19): 85-91.
- [10] 熊尚飞, 邹小燕. 电力市场价格风险价值与波动预测研究综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(2): 146-153.
XIONG Shangfei, ZOU Xiaoyan. Value at risk and price volatility forecasting in electricity market: a literature review[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(2): 146-153.
- [11] SIMONSEN I. Volatility of power markets[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2005, 355(1): 10-20.
- [12] CHIU H Y, CHEN T F. Impact of volatility jumps in a mean-reverting model: derivative pricing and empirical evidence[J]. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2019, 52: 101-112.
- [13] OTTESEN S Ø, TOMASGARD A, FLETEN S E. Multi market bidding strategies for demand side flexibility aggregators in electricity markets[J]. *Energy*, 2018, 149: 120-134.
- [14] GARCIA R C, CONTRERAS J, AKKEREN M V, et al. A GARCH forecasting model to predict day-ahead electricity prices[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(2): 867-874.
- [15] 王贺. 系统边际电价预测的 GARCH 建模[D]. 北京: 华北电力大学, 2007.
WANG He. GARCH modeling system marginal price forecast[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2007.
- [16] 王瑞庆, 王宏福. 基于 t 分布 GARCH 模型的电价波动时变性研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2011, 39(23): 49-53, 59.
WANG Ruiqing, WANG Hongfu. Investigation on time-varying volatility of electricity price based on GARCH model with student-t distribution[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 39(23): 49-53, 59.
- [17] CHEN H, ZHANG J, TAO Y, et al. Asymmetric GARCH type models for asymmetric volatility characteristics analysis and wind power forecasting[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(4): 356-366.
- [18] HUANG L, YANG Y, ZHAO H, et al. Time series modeling and filtering method of electric power load stochastic noise[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2017, 2(3): 269-275.
- [19] BOWDEN N, PAYNE J E. Short term forecasting of electricity prices for MISO hubs: evidence from ARIMA-EGARCH models[J]. *Energy Economics*, 2008, 30(6): 3186-3197.
- [20] 刘丽燕, 邹小燕. GARCH 族模型在电力市场电价预测中的比较研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(4): 57-63.
LIU Liyan, ZOU Xiaoyan. Comparison of GARCH models in electricity price forecasting[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(4): 57-63.
- [21] 李停. 基于 ARMA-GARCH 模型的电价预测与研究[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2015.
LI Ting. Electricity price forecasting and research based on ARMA-GARCH model[D]. Chongqing: Chongqing Normal University, 2009.
- [22] 熊尚飞. 考虑负荷容量比的电力市场电价波动与风险价值—基于门限四归模型 TGARCH-I[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2014.
XIONG Shangfei. Price volatility and value-at-risk in electricity market considering load/capacity ratio—based on threshold GARCH-I model[D]. Chongqing: Chongqing

- Normal University, 2014.
- [23] 王永茹. 基于 TGARCH 模型的电价波动性分析[D]. 济南: 山东大学, 2020.
WANG Yongru. Analysis of wlectricity price volatility based on TGARCH model[D]. Jinan: Shandong University, 2020.
- [24] 广东调频辅助服务市场交易规则(试行)[EB/OL]. <https://shoudian.bjx.com.cn/news/20180808/919432.shtml>.
Guangdong FM auxiliary service market trading rules (trial)[EB/OL]. <https://shoudian.bjx.com.cn/news/20180808/919432.shtml>.
- [25] 项中明, 石博隆, 吴昌, 等. 考虑无功辅助服务分段报价的多目标无功优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 40-47.
XIANG Zhongming, SHI Bolong, WU Chang, et al. Research on AVC considering quotation rules of reactive power ancillary services in the electricity market[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 40-47.
- [26] 刘德旭, 马光文, 陶春华, 等. PJM 电力市场交易价格分布特征及波动风险度量[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(9): 15-21.
LIU Dexu, MA Guangwen, TAO Chunhua, et al. Electricity prices distribution characteristics and volatility risk measurement in the PJM power market[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(9): 15-21.
- [27] 冯玉明. 基于 VaR 的电力市场价格风险度量[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2012.
FENG Yuming. Electricity market price risk measurement based on VaR[D]. Chongqing: Chongqing Normal University, 2012.
- [28] 贺学强, 易丹辉. 基于动态 Copula 方法的股票组合 VaR 估计[J]. 统计与决策, 2010(17): 11-14.
HE Xueqiang, YI Danhui. Stock portfolio VaR estimation based on dynamic Copula method[J]. Statistics & Decision, 2010(17): 11-14.
- [29] AAS K, CZADO C, FRIGESSI A, et al. Pair-copula constructions of multiple dependence[J]. Insurance Mathematics and Economics, 2007, 44(2).
- [30] 高江. 藤 Copula 模型与多资产投资组合 VaR 预测[J]. 数理统计与管理, 2013, 32(2): 247-258.
GAO Jiang. Vine Copula model and VaR for multi-asset portfolio[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2013, 32(2): 247-258.
- [31] 燕飞. 基于 VaR 和 ES 的分位数损失 QS 的估计[D]. 武汉: 武汉大学, 2017.
YAN Fei. Estimation of the quantile shortfall based on VaR and ES[D]. Wuhan: Wuhan University, 2017.
- [32] 陶荟名. 基于 Copula-VaR 模型在金融风险管理中的应用研究[D]. 昆明: 云南财经大学, 2019.
TAO Huiming. Application of Copula-VaR model in financial risk management[D]. Kunming: Yunnan University of Finance and Economics, 2019.
- [33] PJM. Markets & operations data directory[EB/OL]. (2019-10-18)[2021-03-21]. http://dataminer2.pjm.com/feed/ancillary_services/definition.

收稿日期: 2021-04-29; 修回日期: 2021-07-02

作者简介:

谢航(1996—), 女, 硕士研究生, 研究方向为水电运行管理及电力市场; E-mail: 409367753@qq.com

王建华(1973—), 男, 通信作者, 高级工程师, 研究方向为电力市场. E-mail: 1294331990@qq.com

(编辑 葛艳娜)