

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211507

考虑日前现货市场风险的电力负荷参与系统调峰控制模型

韩小齐¹, 刘文颖¹, 庞清仑¹, 申自裕¹, 李亚楼²

(1. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京 102206; 2. 中国电力科学研究院, 北京 100192)

摘要: 我国发布的“双碳”政策进一步促进了以风光电为主的新能源发展, 高比例新能源并网的同时带来了系统调峰问题。为增加系统的调峰能力, 将电力可调节负荷逐步纳入系统调峰, 使电力负荷参与现货市场交易可达到间接调峰效果, 但负荷参与现货市场交易存在一定的收益风险。为此, 提出一种考虑日前现货市场风险的电力负荷参与系统调峰控制模型。首先, 分析电力负荷参与系统调峰的作用机理。其次, 在国内日前现货市场交易机制的基础上, 基于 VaR(Value of Risk)法与极值理论, 对电力可调节负荷参与日前现货市场交易风险进行量化分析。基于此, 同时考虑风光电出力与基础负荷的不确定性风险, 建立考虑日前现货市场风险的负荷参与系统调峰双层控制模型, 并通过 KKT 条件转化为单层混合整数线性规划。最后, 通过实例仿真, 验证所提模型的有效性。结果表明, 所提模型在保证日前调峰效果的同时可提高负荷收益, 为现货市场交易环境下的系统日前调峰提供可行的新思路。
关键词: 调峰; 可调节负荷; 日前现货市场; 交易风险; VaR; 极值理论

Peak shaving control model of power load participation system considering day-ahead spot market risk

HAN Xiaoqi¹, LIU Wenying¹, PAN Qinglun¹, SHEN Ziyu¹, LI Yalou²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: The “dual-carbon” policy issued in China has further promoted the development of new energy sources based on wind and photovoltaics. The integration of a high proportion of new energy sources into the grid has also brought about system peak shaving problems. To increase the system's peak-shaving capability, the power adjustable load can be incorporated into the system's peak-shaving gradually, so that power loads can participate in spot market transactions to achieve indirect peak shaving effects. However, there is a certain income risk when participating in the spot market transaction. Therefore, this paper proposes a load-participating system peak shaving control model considering the risk of day-ahead spot market. First, it analyzes the mechanism of the power load participating in the system peak shaving. Secondly, given the current conditions of the domestic electricity spot market transaction mechanism, and based on the VaR method and extreme value theory, the risk of power adjustable loads participating in the day-ahead spot market transaction is analyzed quantitatively. Then, considering the uncertainty risk of wind power, photoelectric and basic load, it establishes a two-level control model of load participating system peak shaving. It considers the risk of day ahead spot market, and then converts it into a single-level mixed integer linear programming problem through KKT condition. Finally, an example simulation is used to verify the effectiveness of the model proposed. It shows that the proposed model can improve the load income while ensuring the peak shaving effect, and provides a feasible new idea for system peak shaving with the background of day-ahead spot market transactions.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFE0208400).

Key words: peak shaving; adjustable load; day-ahead spot market; transaction risk; VaR; extreme value theory

0 引言

随着我国“双碳”目标的提出, 高比例新能源接入电网成为必然发展趋势, 截至 2020 年底, 我国

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2018YFE0208400); 国家电网有限公司总部科技项目资助“面向跨境互联的多能互补新型能源系统关键技术研究”

新能源发电装机总规模达到 9.3 亿 kW, 占总装机的比重达到 42.4%, 且到“十四五”末我国新能源发电装机占电力总装机的比例将超过 50%。同时火电常规机组占比的降低将导致系统调峰能力的下降。为解决高比例新能源并网带来的调峰问题, 亟需寻找适应现状的调峰新途径。

随着电力改革不断深化, 诸多电力负荷积极参与与直接电力交易^[1-3]。一方面, 可连续调节特性使其

成为良好的可控调峰资源；另一方面，改变原生产计划提高的经济收益，为电力负荷参与调峰控制提供了可能性。因此，利用负荷侧资源参与调峰具有一定可行性。

一方面负荷可通过激励响应控制^[4-7]参与系统调峰，文献[8]研究了提高不同电力用户参与调峰积极性的激励策略，并设计了量化的激励合同；文献[9]针对居民用户响应行为多样化造成的限制参与需求响应业务问题，提出了基于神经网络的预测模型；文献[10]提出了改善用户的需求响应偏差的配置方法；文献[11-13]重点探讨用户侧需求响应潜力评估方法以及需求响应资源的有效组织和调控策略。

另一方面负荷可通过参与现货市场交易来间接调峰，文献[14]提出了调峰需求下 PJM 与 NEW 对我国建立需求响应市场化交易的启示；文献[15]根据国内现货市场中用户报量不报价方式下的市场运行特点，提出了现货市场下负荷效益最优需求响应机制。文献[16]针对特定的蓄热式电采暖负荷，设计其参与中长期市场的交易模式；文献[17-18]在分析我国电力市场与需求响应现状后，提出面向国内电力市场的“现货市场+辅助服务”需求响应机制。

上述对负荷参与调峰的研究均从上层设计角度入手，未充分考虑在市场机制下电力负荷作为市场主体参与交易的收益风险。因此本文提出考虑日前现货市场风险的负荷参与系统调峰控制模型。首先分析电力负荷参与系统调峰的作用机理。其次在当前国内日前现货市场交易机制的基础上，基于极值理论与 VaR 法对电力负荷参与日前现货市场交易风险进行量化分析。然后建立考虑日前现货市场风险的负荷参与系统调峰双层控制模型，上层(系统调峰控制层)以系统“下调峰”需求与负荷参与调节量差值最小为优化目标，优化各可调节负荷参与调峰控制量，并将优化结果传递至下层边界条件；下层(负荷参与控制层)以可调节负荷收益最大为优化目标，优化各可调节负荷参与调峰间接控制量与直接控制量，并反馈修正上层控制模型边界条件。而后利用 KKT 条件转化为单层混合整数线性规划问题求解。最后以国内某地现货市场交易数据为背景，验证本文所提模型的有效性 with 优越性，结果表明所提模型在保证调峰效果的同时可提高负荷收益，为现货市场交易环境下的系统调峰提供可行的新思路。

1 电力负荷参与系统日前调峰的作用机理

1.1 高比例新能源接入后系统日前调峰问题

具有随机波动性的高比例风光电机并网后，日前出力预测值可等效为数值为负的负荷功率，本

文将其叠加在负荷曲线上形成等效负荷曲线，以此来分析高比例新能源接入后的系统日前调峰问题。图 1 为高比例新能源接入对系统日前调峰影响示意图。

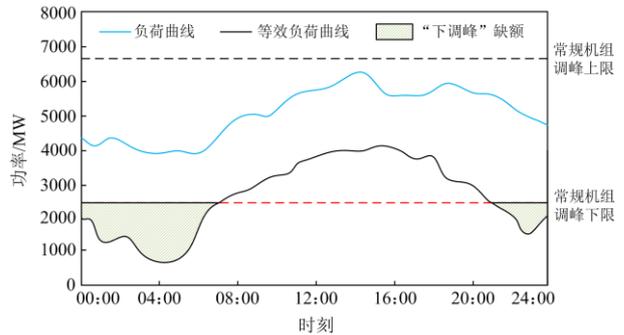


图 1 高比例新能源接入对系统日前调峰影响示意图

Fig. 1 Schematic diagram of system day-ahead peak shaving impact after new energy access

如图 1 所示，在高比例新能源并网后，等效负荷峰谷差较大，反调峰特性显著。由于常规机组接入容量相对降低，造成常规机组“下调峰”能力不足，在新能源高峰时段产生“下调峰”缺额，从而出现新能源受阻，如图 1 中阴影面积所示。

1.2 电力负荷参与系统调峰的作用机理

我国一些大容量电力负荷具有可调节容量大、响应速度快的特点，且响应速度可达秒级，在系统“下调峰”时段增加用电功率，可在一定程度上解决由于高比例新能源接入引起的系统“下调峰”能力不足问题。表 1 为国内某区域可调节电力负荷信息。

表 1 国内某区域可调节负荷信息

Table 1 Adjustable load information of a certain area in China

可调节负荷	额定容量/MW	可上调容量/MW	可持续时间/h
电解铝	700	+5%(35)	8
铁合金	92	+2.1	8
碳化硅	120	+5%(6)	8

图 2 为可调节负荷调节前后对系统调峰影响示意图。可见，大容量电力负荷在不参加调峰控制时，一般在额定用电功率下运行，但对于大容量可调节工业负荷，在短时间内具有 5% 的上调裕度，利用这一调节特性，根据新能源预测功率调整用电计划，在“下调峰”对应的 20:00—06:00 时段提高用电功率，进而减少“下调峰”时段的调峰缺额。

1.3 电力负荷参与系统调峰的市场风险

大容量可调节负荷满足日前现货市场准入条件，可通过日前现货市场交易间接参与系统调峰，由于参与日前现货市场的新能源出力预测误差、市场主体申报等不确定因素，导致市场供需关系存在一定的不确定性，进而导致价格波动，给可调节负

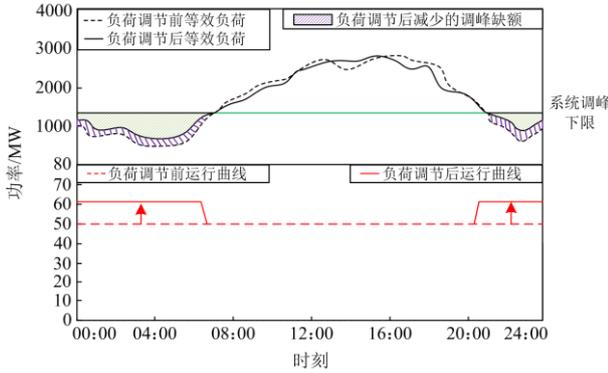


图2 可调节负荷调节前后对系统日前调峰影响示意图

Fig. 2 Schematic diagram of influence of adjustable load on day-ahead peak load regulation before and after regulation

荷带来一定的收益风险。

当可调节电力负荷参与现货市场交易, 依据交易结果调节自身用电行为时, 若参与调节部分电价高于“期望”, 则会给电力负荷企业收益带来风险损失; 若参与调节部分电价低于“期望”, 电力负荷企业获得收益。

2 电力负荷参与日前现货市场交易风险分析

2.1 电力负荷参与日前现货市场交易机制

可调节负荷参与日前现货市场需上报电能量曲线, 需考虑出清电价与购电量两方面因素。依据现有交易机制^[1-3]提出如下假设:

1) 为保障新能源机组发电最大化, 允许新能源场站在日前市场以超低价格进行申报, 本文假设新能源机组现货市场申报出力全部中标, 并以日前预测出力表示其申报出力;

2) 由于国内日前现货市场负荷主体占比小于发电侧, 假设电力负荷中可调节负荷申报电量全部中标;

3) 多地日前现货市场出清采用统一出清价格^[1-3], 出清价格小于中标电力负荷申报电价, 满足负荷预期, 本文假设负荷出清电价即电力负荷申报电价。

2.2 日前现货市场交易风险分析

1) 基于 VaR 理论的风险度量

电力市场现货的价格波动, 实质为新能源预测误差、市场主体申报不确定性等多重因素影响电力供需关系, 与商品相关的市场因子相似。依据市场因子推演的 VaR 计算方法来计算日前现货市场风险, 假设负荷损益服从正态分布。

可调节负荷参与日前现货市场交易, 其出清价格与期望价格的偏差为风险的直接表现。假设在日前现货市场, 可调节负荷参与 n 个时段的申报, t

时段对应购电量为 $W_t (t=1, 2, \dots, n)$, 各时段负荷期望价格为 E_t , E_t 与负荷生产运行成本相关。在 t 时段, 负荷参与交易前对出清电价进行预测, 该时段出清预测价格 R_t 为服从正态分布的随机变量, 即 $R_t \sim N(\mu_t, \sigma_t^2)$, 利用效用函数^[13]与 VaR 模型^[19]表示负荷参与日前现货市场交易风险, 首先提出可调节负荷现货市场购电组合收益 π , 如式(1)。

$$\pi = \mathbf{W}^T (\mathbf{E} - \mathbf{R}) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{W} = [W_1, \dots, W_n]^T$ 为负荷购电量向量, 维度 n 为负荷参与日前现货市场交易申报的时段数量; $\mathbf{E} = [E_1, \dots, E_n]^T$ 为 n 维负荷期望价格向量; $\mathbf{R} = [R_1, \dots, R_n]^T$ 为 n 维负荷出清预测价格向量。

然后计算可调节负荷购电组合收益 π 的期望 μ_π 与方差 σ_π^2 。

$$\mu_\pi = \mathbf{W}^T \mathbf{E} - \mathbf{W}^T \boldsymbol{\mu}_R \quad (2)$$

$$\sigma_\pi^2 = \frac{1}{n} \mathbf{W}^T \mathbf{F}_{\sigma_R^2} \mathbf{W} \quad (3)$$

$$\mathbf{F}_{\sigma_R^2} = \begin{bmatrix} \sigma_{R_1}^2 & & \\ & \mathbf{O} & \\ & & \sigma_{R_n}^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{F}_{\sigma_R^2}$ 为 n 阶出清预测价格方差对角方阵; $\sigma_{R_t}^2$ 为随机变量出清预测价格 R_t 的方差; $\boldsymbol{\mu}_R = [\mu_{R_1}, \dots, \mu_{R_n}]^T$ 为 n 维出清预测价格均值向量, μ_{R_t} 为随机变量 R_t 的均值。

由式(1)可得负荷购电收益 π 服从正态分布 $N(\mu_\pi, \sigma_\pi^2)$, 进一步构建负荷购电收益 π 的风险价值 VaR, 如式(5)所示。

$$V_1(\lambda) = \mu_\pi - \lambda^2 \sigma_\pi^2 = -\frac{\lambda^2}{n} \mathbf{W}^T \mathbf{F}_{\sigma_R^2} \mathbf{W} + \mathbf{W}^T \mathbf{E} - \mathbf{W}^T \boldsymbol{\mu}_R \quad (5)$$

式中, λ 为风险置信概率。

2) 基于极值理论的风险价值 VaR

由于日前现货市场电价存在较大波动幅值的可能, 在考虑极端事件发生的情况下, 引入实际常用的极值理论^[20], 基本思想为: 设定一个阈值 u , 随机变量 x^* , 并满足式(6)的条件。

$$P(x^* \leq x+u | x^* > u) = \frac{P(u < x^* \leq x+u)}{P(x^* > u)} = \frac{P(x^* \leq x+u) - P(x^* \leq u)}{1 - P(x^* \leq u)} \quad (6)$$

可证明 x 服从广义帕累托分布, 如式(7)所示。

$$G_{(\xi, \beta)}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi x}{\beta}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x}{\beta}\right) & \xi = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, ξ 、 β 为帕累托分布特征参数。 β 近似为阈值 u 的线性函数, ξ 为一次项系数, 具体表示如式(8)。 β 、 ξ 与超额均值 $e(u)$ 关系如式(9), $e(u)$ 可通过样本数据分析得到。

$$\beta(u) = \beta(u_0) - \xi(u_0) \cdot (u - u_0) \quad (8)$$

$$e(u) = E(x|x > u) = \frac{\beta}{1 + \xi} \quad (9)$$

应用极值理论计算风险, 结合 VaR 计算方法, 依据置信概率下分位数 c 得到尾部风险 VaR, 如式(10)所示。

$$V(c) = u + \frac{\beta}{\xi} \left[1 - \left(\frac{N}{N_u} (1-c) \right)^\xi \right] \quad (10)$$

式中: N 为总样本容量; N_u 为超过阈值的样本数。

对国内某地日前现货市场某时段的交易数据历史样本进行统计分析, 得到结果如图 3 所示, 包括对负荷收益损失样本统计曲线、样本近似厚尾分布曲线、正态分布曲线。可见, 负荷的收益损失分布不完全符合正态分布, 曲线具有厚尾性, 采用上文引入的极值理论工具, 假设负荷参与日前现货市场具有一定的潜在极端风险, 对负荷在 t 时段的购电量收益损失 $\{B_{t,j}\}_{j=1}^N$ 的历史数据进行统计, 样本数量为 N , 给定阈值 u , 基于所收集日前现货市场交易

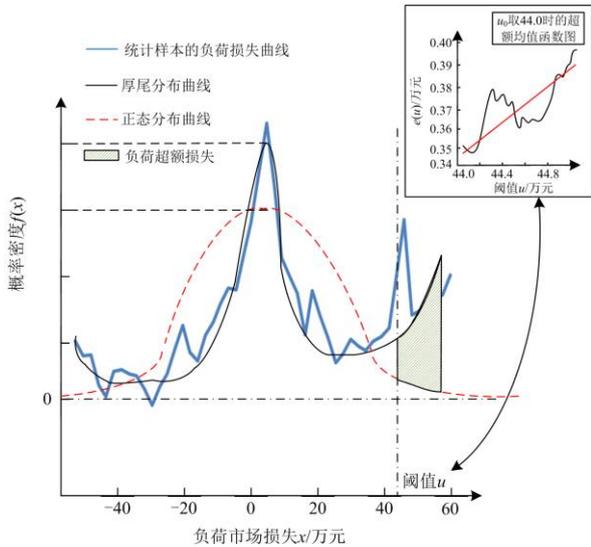


图 3 国内某地日前现货市场某时段的价格样本统计分布
Fig. 3 Statistical distribution of transaction price data of a domestic spot market in a certain period

信息, 对极值理论中参数 β 、 ξ 进行估计, 最后计算尾部风险值。

首先, 参考文献[21]所提 POT 模型选取 t 时段风险阈值 u , 前述超额均值 $e(u)$ 在经济学相关研究中常依据数据统计得到, 样本超额均值 $e(u)$ 为

$$e(u) = E(B_t | B_t > u) \quad (11)$$

式中, B_t 为 t 时段的负荷收益损失。

国内电力负荷参与日前现货市场交易样本少, 此情况下的超额均值函数采用式(12)定义简化。

$$e(u) = \frac{1}{N_u} \sum_{j=1}^{N_u} (B_{t,j} - u)_+ \quad (12)$$

式中: $\sum_{j=1}^{N_u} (B_{t,j} - u)_+$ 为阈值 u 的条件样本余额观测值总和; $B_{t,j}$ 为 t 时段负荷收益损失样本 j 的值。

由点 $(u, e(u))$ 构成的函数曲线图, 利用样本超额均值函数图即图 3 中右上图确定阈值: 若在某个样本观测值 u_0 之后曲线趋于线性, 则观测值 u_0 可作为阈值。

$$e(u_0 + \Delta u) = u_0 + k_{eu-u}(u_0 + \Delta u) \quad (13)$$

式中: k_{eu-u} 为线性回归得到的超额均值函数斜率值; u_0 为选定阈值; Δu 为函数曲线图中阈值任意变化量。

在确定阈值后利用 Dehann 矩估计法对 t 时段的参数 β 、 ξ 进行估计, 将负荷 t 时段的收益损失样本从小到大排列: $B_{t,1}^*$ 、 L 、 $B_{t,N-N_u}^*$ 、 L 、 $B_{t,N}^*$ 。

$$\hat{\xi} = H_{N_u, N} + 1 - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left(1 - \frac{H_{N_u, j}^2}{H_{N_u, j}^{(2)}} \right)^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{\beta} = \rho H_{N_u, N} \quad (15)$$

若 $\hat{\xi} > 0$, 则 $\rho = 1$; 否则 $\rho = 1 - \hat{\xi}$ 。

$$H_{N_u, j} = \frac{1}{N_u} \sum_{k=0}^{j-1} (\ln B_{t, N-k}^* - \ln B_{t, N-N_u}^*) \quad (16)$$

$$H_{N_u, j}^{(2)} = \frac{1}{N_u} \sum_{k=0}^{j-1} (\ln B_{t, N-k}^* - \ln B_{t, N-N_u}^*)^2 \quad (17)$$

式中: $H_{N_u, j}$ 为前 j 个负荷收益损失样本的一阶矩; $H_{N_u, j}^{(2)}$ 为前 j 个负荷收益损失样本的二阶矩; ρ 为参数估计值 $\hat{\beta}$ 与 $\hat{\xi}$ 的关系系数。

在确定参数估计值后, 利用置信概率 λ 对应分位数 c 计算得到 t 时段的尾部风险价值 VaR。

$$V_2(c) = u + \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}} \left[1 - \left(\frac{N}{N_u} (1-c) \right)^{\hat{\xi}} \right] \quad (18)$$

利用帕累托分布即式(7)得到置信概率 λ 对应分位数估计值 \hat{c} , 代入式(18)得到完整的 t 时段对应基于极值理论的风险价值 VaR。

$$\hat{c} = \begin{cases} u - \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}} \left[1 - (-\lg \lambda)^{-\hat{\xi}} \right], & \hat{\xi} \neq 0 \\ u - \hat{\beta} \lg(-\lg \lambda), & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

3 考虑日前现货市场风险的电力负荷参与系统调峰控制模型

3.1 电力负荷参与系统日前调峰控制模型构架

在日前尺度下, 同时考虑系统调峰控制与负荷参与市场交易趋利两方面优化问题, 且本文中负荷参与市场交易结果需服务于调峰控制优化模型, 故采用双层控制模型。可调节负荷参与系统调峰双层控制模型构架如图 4 所示。将可调节负荷参与调峰控制分为直接控制与间接控制两部分, 直接控制部分采用激励响应中的直接控制, 对负荷参与直接控制量进行补贴; 间接控制部分通过市场供需关系引导负荷参与交易, 达到间接调峰的目的。

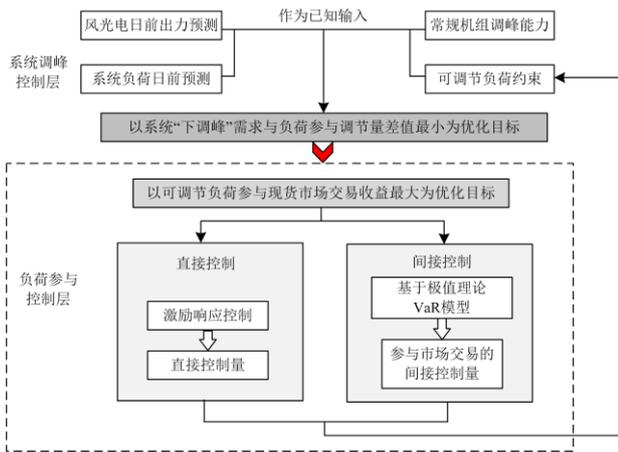


图 4 可调节负荷参与系统日前调峰双层控制模型构架

Fig. 4 Two-layer control model framework for adjustable load participation in system day-ahead peak shaving

由图 4 可知, 在空间层面分为两层, 上层为系统调峰控制层, 下层为负荷参与控制层。上层风光电日前出力预测、系统负荷日前预测、常规机组调峰能力以及可调节负荷运行约束作为模型输入, 以系统“下调峰”需求与负荷参与调节量差值最小为优化目标, 优化变量为各可调节负荷参与调峰控制量; 下层控制模型以可调节负荷收益最大为优化目标, 优化变量为各可调节负荷参与调峰间接控制量与直接控制量。

在时间层面上, 上层控制模型优化“下调峰”时段的变量, 下层模型优化所有时段的变量。

上层模型决策主体为系统侧, 下层模型决策主体为负荷侧, 为实现上下层主体协调统一决策, 引入市场运营机构与负荷代理商^[11]。上层决策主体得到最优可调节负荷参与调峰控制结果, 并上传至市场运营机构, 市场运营机构依据系统侧上传结果修正负荷参与调峰范围, 负荷代理商以此制定下层模型边界条件, 输出各可调节负荷参与调峰直接控制量、间接控制量, 然后由市场运营机构将其反馈至上层系统侧, 修正上层边界条件, 如此迭代至上层控制模型边界条件不再需要修正, 最后实现调峰控制量与可调节负荷利益的均衡。

3.2 上层控制模型

1) 目标函数

系统调峰控制层在“下调峰”时段以系统“下调峰”需求与可调节负荷参与调节量差值最小为优化目标, 优化变量为可调节负荷参与系统调峰控制量。

$$\min f_1 = \Delta t \sum_{t \in T_d} \left[P_{tra,t}^{\min} - P_{equ,t} - \sum_{a=1}^{N_A} P_{A,t,a} \right] \quad (20)$$

$$P_{equ,t}^{\text{day}} = P_{L,t}^{\text{day}} - \sum_{j=1}^{N_w} P_{w,t,j} - \sum_{i=1}^{N_v} P_{v,t,i} \quad (21)$$

式中: T_d 为“下调峰”时段集合; $P_{tra,t}^{\min}$ 为常规机组 t 时段最小技术出力; $P_{L,t}^{\text{day}}$ 为 t 时段基础负荷日前预测值; $P_{w,t,j}$ 为风电机组 j 在 t 时段日前出力预测值; N_w 为风电机组数量; $P_{v,t,i}$ 为光伏机组 i 在 t 时段日前出力预测值; N_v 为光伏机组数量; $P_{A,t,a}$ 为可调节负荷 a 在 t 时段参与系统调峰控制的功率值; N_A 为参与调峰控制的可调节负荷数量。

2) 约束条件

以下约束条件中优化变量 $P_{A,t,a}$ 所属时段 t 均在“下调峰”时段内, 在具体约束条件中不再说明。

(1) 可调节负荷运行功率约束

可调节负荷参与调峰控制时, 运行功率在设备允许范围之内。

$$0 \leq P_{A,t,a} \leq P_{A,a}^{\max} \quad (22)$$

式中, $P_{A,a}^{\max}$ 为可调节负荷 a 最大运行功率。

(2) 负荷爬坡率约束

利用可调节负荷参与系统调峰控制, 由于风光电出力波动造成系统“下调峰”曲线波动, 在“下调峰”时段可调节负荷参与控制来满足系统调峰需

求时,可能也会出现功率波动,调节各时段用电功率需考虑负荷爬坡率。

$$-\Delta P_{A,a}^{\text{down}} \leq P_{A,t,a} - P_{A,t-1,a} \leq \Delta P_{A,a}^{\text{up}} \quad (23)$$

式中, $\Delta P_{A,a}^{\text{up}}$ 、 $\Delta P_{A,a}^{\text{down}}$ 为可调节负荷 a 最大上、下爬坡率。

(3) 可调节负荷收益满意度约束

为使可调节负荷参与调峰控制可行,应保证负荷参与调峰控制后收益大于参与控制前收益,以“全电量”参与调峰直接控制、“全电量”参与调峰间接控制收益均大于零表示,此处收益为负荷参与控制前后的相对收益。

$$\min \left\{ \begin{array}{l} \Delta t \sum_{t \in T_d} P_{A,t,a} \gamma_{A,a}^{T_d} \\ -V_{1,\text{all}}^{T_d}(\lambda), -V_{2,\text{all}}^{T_d}(\lambda) \end{array} \right\} \geq 0 \quad (24)$$

式中: $\gamma_{A,a}^{T_d}$ 为可调节负荷 a 参与调峰直接控制的单位补贴; $V_{1,\text{all}}^{T_d}(\lambda)$ 、 $V_{2,\text{all}}^{T_d}(\lambda)$ 分别为置信概率 λ 下,基于风险 VaR、基于极值理论风险 VaR 计算可调节负荷在“下调峰”时段参与现货市场交易收益损失。为简化模型对式(24)进行线性化处理,推导过程见附录 A。

进一步考虑式(21)中风光出力、基础负荷的不确定性风险,考虑风光荷的预测误差难以用概率分布描述,引入信息间隙决策理论(Information Gap Decision Theory, IGDT)表示其不确定性^[22],对风光荷不确定性首先采用包络约束建模。

$$\left\{ \begin{array}{l} U(\alpha^{\text{wvl}}, P_t^{\text{wvl}}) = \left\{ P_t^{\text{wvl}*} : \left| \frac{P_t^{\text{wvl}*} - P_t^{\text{wvl}}}{P_t^{\text{wvl}}} \right| \leq \alpha^{\text{wvl}} \right\} \\ \alpha^{\text{wvl}} \geq 0 \\ P_t^{\text{wvl}*} \in U(\alpha^{\text{wvl}}, P_t^{\text{wvl}}) \end{array} \right. \quad (25)$$

式中: α^{wvl} 为风光出力以及基础负荷的综合不确定半径,即风光荷实际值 $P_t^{\text{wvl}*}$ 相对于预测值 P_t^{wvl} 的最大波动量; U 为不确定变量实际值取值范围。

考虑决策主体更倾向于有利结果,建立机会模型(Opportunity Model, OM),如式(26)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \alpha^{\text{wvl}} \\ \text{s.t. } \min F(x^*, o) \leq (1 - \beta^{\text{OM}}) F_0 \\ \forall x^* \in U(\alpha^{\text{wvl}}, x) \\ H(o) = 0; G(o) \leq 0 \\ \alpha^{\text{wvl}} = g^{\text{w}} \alpha^{\text{w}} = g^{\text{v}} \alpha^{\text{v}} = g^{\text{L}} \alpha^{\text{L}} \end{array} \right. \quad (26)$$

式中: $F(x^*, o)$ 为上层目标函数; o 为决策变量即可调节负荷参与调峰控制量; x 为风光荷日前预测值; x^* 为风光荷实际值; β^{OM} 为上层决策主体指定的日前调峰偏差因子,表示预期调峰效果低于基准值的可容许程度;调峰偏差因子表示的期望目标为 $(1 - \beta^{\text{OM}}) F_0$; 上层模型无 $H(o) = 0$; 上层模型不等式约束 $G(o) \leq 0$, 取式(22)一式(24); α^{w} 、 α^{v} 、 α^{L} 分别为风电出力、光伏出力、基本负荷的不确定半径; g^{w} 、 g^{v} 、 g^{L} 分别为风电出力、光伏出力、基础负荷的日前预测误差比例系数,为保证 IGDT 机会模型存在唯一解,引入描述风光荷三者预测误差相对关系的等式约束即约束条件第四项,可依据历史数据确定。

将上层确定性模型优化目标转化为求取满足目标调峰差额不大于基准值的最小不确定半径,即在风光荷处于不确定条件下,OM 求得决策值 o , 输入参数 x^* 在 U 内波动都可使上层目标值小于期望目标。当得到的 α^{wvl} 越小,有利结果可能性越大。

3.3 下层控制模型

1) 目标函数

在上层控制模型输出结果 $P_{A,t,a}$ 形成的约束下,负荷参与控制层以可调节负荷收益最大为目标进行优化,收益包括参与直接控制获取的补贴、现货市场交易套利收益,其中负荷参与间接控制的现货市场交易收益部分,由 2.2 节风险分析部分形成。

“下调峰”时段新能源机组出力较大,由 2.1 节市场机制可知此时现货市场竞争空间较小,价格波动较缓,极端风险损失不会出现,此时假设损益服从正态分布,采用 VaR 风险模型计算,如式(28)和式(29)所示;其余时段市场竞争空间较大,易出现极端风险,采取基于极值理论的风险 VaR 模型计算,如式(30)一式(32)所示。

$$\max f_2 = \Delta t \sum_{t \in T_d} P_{A,t,a}^{\text{dc}} \gamma_{A,a}^{T_d} - V_1^{T_d}(\lambda) - V_2^{T_d}(\lambda) \quad (27)$$

$$V_1^{T_d}(\lambda) = -\frac{\lambda^2}{n} \mathbf{W}_a^{\text{T}} \mathbf{F}_{\sigma_R} \mathbf{W}_a + \mathbf{W}_a^{\text{T}} \mathbf{E} - \mathbf{W}_a^{\text{T}} \boldsymbol{\mu}_R \quad (28)$$

$$\mathbf{W}_a = [\mathbf{L} \quad \mathbf{w}_a^{\text{T}} \quad \mathbf{L}]^{\text{T}} = [\mathbf{L} \quad P_{A,t,a}^{\text{dc}} \Delta t \quad \mathbf{L}]^{\text{T}}, t \in T_d \quad (29)$$

$$V_2^{T_d}(\lambda) = \sum_{t \in T_{-d}} \left[u_t + \frac{\hat{\beta}_t}{\hat{\xi}_t} \left[1 - \left(\frac{N_t}{N_{u_t}} (1 - \hat{c}) \right)^{\hat{\xi}_t} \right] \right], t \in T_{-d} \quad (30)$$

$$u_t = u_{0,t} \left(\{B_j^t\}_{j=1}^{N_t} \right) \cdot \frac{P_{A,t,a}^{\text{pic}}}{\frac{1}{N_t} \sum_{t \in T_{-d}^h} P_{A,t,a}^{\text{pic,h}}}, t \in T_{-d} \quad (31)$$

$$B_j^t = w_j^t (R_j^t - E_j^t), t \in T_{-d}^h \quad (32)$$

式中: $P_{A,t,a}^{\text{dc}}$ 为可调节负荷 a 在 t 时段参与系统调峰直接控制功率, 即通过激励响应参与调峰控制量; $P_{A,t,a}^{\text{pic}}$ 为可调节负荷 a 在 t 时段日前现货市场出清电量 w_a^t 的折算功率; Δt 为 t 时段的时间间隔, “下调峰”时段集合 T_{-d} 包括 n 个时段; λ 为置信概率; \hat{c} 为置信概率 λ 下帕累托分布分位数估计值; T_{-d} 为非“下调峰”时段集合; W_a 为“下调峰”时段可调节负荷 a 的 n 维现货市场购电量列向量, 由各时段出清电量 w_a^t 构成; F_{σ_k} 为可调节负荷出清预测价格方差矩阵, 即式(4); $E = [L \ E_a \ L]^T$ 为可调节负荷 a 的 n 维期望价格向量, E_a^t 为可调节负荷 a 在 t 时段的期望价格; $\mu_R = [L \ \mu_{R_k} \ L]^T$ 为 n 维出清预测价格均值列向量, μ_{R_k} 为可调节负荷 a 在 t 时段的出清预测价格均值; B_j^t 为 t 时段样本 j 的负荷收益损失, 由式(32)得到; w_j^t 为 t 时段的样本 j 对应购电量; R_j^t 为 t 时段的样本 j 对应出清电价; E_j^t 为 t 时段的样本 j 对应负荷期望价格; $u_{0,t}$ 为 t 时段历史样本得到的初始阈值, 由式(11)一式(13)计算得到; u_t 为 t 时段风险损失阈值, 可近似通过线性函数即式(31)计算; $\hat{\beta}_t$ 、 $\hat{\xi}_t$ 为 t 时段对应模型参数估计值, 由式(14)一式(17)计算; N_t 、 N_{u_t} 分别为 t 时段统计的样本总数和风险损失超过阈值的样本数量; T_{-d}^h 为历史样本中非“下调峰”时段集合; $P_{A,t,a}^{\text{pic,h}}$ 为历史样本中可调节负荷 a 在 t 时段的购电量折算功率。

2) 约束条件

(1) 上层系统调峰控制层形成约束

在“下调峰”时段, 可调节负荷参与系统调峰控制量包括参与直接控制、间接控制两部分, 如式(33)所示。

$$P_{A,t,a} = P_{A,t,a}^{\text{dc}} + P_{A,t,a}^{\text{pic}}, t \in T_d \quad (33)$$

(2) 可调节负荷运行约束

在约束条件(1)的基础上, 参与系统调峰控制两部分均应满足运行范围:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{A,t,a}^{\text{dc}} \leq P_{A,a}^{\text{max}} \\ 0 \leq P_{A,t,a}^{\text{pic}} \leq P_{A,a}^{\text{max}} \end{cases}, t \in T_d \quad (34)$$

(3) 生产供需平衡约束

可调节负荷用电需满足生产用电需求, 包括“下调峰”时段参与系统调峰控制量、其余时段参与系统调峰的间接控制量即日前现货市场可调节负荷出清电量。

$$\Delta t \sum_{t=1}^{t_1} P_{A,t,a}^{\text{sc,min}} \leq \Delta t \sum_{T_d} P_{A,t,a} + \Delta t \sum_{T_{-d}} P_{A,t,a}^{\text{pic}} \quad (35)$$

式中: $P_{A,t,a}^{\text{sc,min}}$ 为未参与调节时, 为保障正常生产需求, 可调节负荷 a 在 t 时段最小用电功率; t_1 为正常生产时可调节负荷 a 用电结束时段。

(4) 负荷爬坡率约束

在非“下调峰”时段, 负荷参与现货市场交易满足收益的同时, 应考虑负荷爬坡率限制, 由于负荷参与控制的时间尺度均相同, 约束与上层模型爬坡率约束一致。

$$-\Delta P_{A,a}^{\text{down}} \leq P_{A,t,a}^{\text{pic}} - P_{A,t-1,a}^{\text{pic}} \leq \Delta P_{A,a}^{\text{up}}, t \in T_{-d} \quad (36)$$

(5) 负荷调节时间约束

可调节负荷参与调峰控制, 为保证设备寿命、最低生产要求, 可调节负荷运行时间有如下约束。

$$\Delta T_{a,\min}^{\text{sc}} \leq \sum_{t \in T_d} \kappa_{a,t} \Delta t + \sum_{t \in T_{-d}} \psi_{a,t} \Delta t \leq \Delta T_{a,\max}^{\text{sa}} \quad (37)$$

$$\kappa_{a,t} = \begin{cases} 0, & P_{A,t,a} = 0, t \in T_{-d} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (38)$$

$$\psi_{a,t} = \begin{cases} 0, & P_{A,t,a}^{\text{pic}} = 0, t \in T_{-d} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (39)$$

式中: $\Delta T_{a,\min}^{\text{sc}}$ 为可调节负荷 a 的最小生产运行时间; $\Delta T_{a,\max}^{\text{sa}}$ 为可调节负荷 a 最大持续调节时间; $\kappa_{a,t}$ 为“下调峰”时段内, 可调节负荷 a 在 t 时段参与调峰控制的离散变量, 不参与调峰控制时值为 0, 否则为 1; $\psi_{a,t}$ 为非“下调峰”时段内, 可调节负荷 a 在 t 时段参与调峰的间接控制离散变量, 当不参与日前现货市场交易时其值为 0, 否则为 1。

3.4 模型求解

首先, 对确定性双层模型进行求解。上层系统调峰控制层模型见式(20)一式(24), 下层负荷参与控制层模型见式(27)一式(39), 下层控制模型为具有凸函数性质的非线性规划问题, 将负的下层目标函数与约束条件构造成拉格朗日函数, 并转化为 KKT 条件, 利用大 M 法对下层模型不等式约束进行松弛, 然后并入上层控制模型的约束条件, 以此转化为单目标规划问题。

$$\begin{cases}
 \min F_1(X) \\
 \text{s.t. } g_1(X) \geq 0 \\
 h_1(X) = 0 \\
 \frac{\partial(F_2(X,Y,Z) - \chi_1 g_2(X,Y,Z) - \chi_2 h_2(X,Y,Z))}{\partial X} = 0 \\
 \frac{\partial(F_2(X,Y,Z) - \chi_1 g_2(X,Y,Z) - \chi_2 h_2(X,Y,Z))}{\partial Y} = 0 \\
 \frac{\partial(F_2(X,Y,Z) - \chi_1 g_2(X,Y,Z) - \chi_2 h_2(X,Y,Z))}{\partial Z} = 0 \\
 0 \leq g_2(X,Y,Z) \leq M\nu \\
 0 \leq \chi_1 \leq M(1-\nu) \\
 0 \leq \chi_2
 \end{cases} \quad (40)$$

式中： $F_1(X)$ 为上层模型目标函数，即式(20)和式(21)； X 对应上层模型决策变量，即可调节负荷参与调峰的控制量 $P_{A,t,a}$ ； $g_1(X) \geq 0$ 为上层模型不等式约束，即式(22)一式(24)；上层模型无 $h_1(X) = 0$ ； $F_2(X,Y,Z)$ 为负的下层模型目标函数，对应式(27)一式(32)； X 、 Y 、 Z 分别对应下层模型决策变量 $P_{A,t,a}$ 、 $P_{A,t,a}^{\text{dc}}$ 、 $P_{A,t,a}^{\text{ic}}$ ； $g_2(X,Y,Z) \geq 0$ 为下层模型不等式约束，即式(34)一式(37)； $h_2(X,Y,Z)$ 为下层模型等式约束，即式(33)；式(40)约束条件中第三至八项具体推导见附录A； χ_1 、 χ_2 分别为下层控制模型中不等式约束与等式约束的拉格朗日乘子； M 为无穷大数； ν 为辅助二进制变量，当求解拉格朗日乘子 χ_1 为0时， ν 取1，当求解拉格朗日乘子 χ_1 非0时， ν 取0。

形成的单层优化问题本质为单目标混合整数线性规划，可利用Matlab中的YALMIP优化算法包和CPLEX优化算法包进行联合求解。

其次，在求解基于风光荷预测值 x 的确定性模型后，得到上层目标函数最优值 F_0 并设为基准值；设定调峰偏差因子 β^{OM} ，计算期望目标值 $(1-\beta^{\text{OM}})F_0$ ；将上层模型替换为式(26)，计算OM不同偏差因子对应的不确定半径、上下层模型目标函数值。

4 算例仿真

4.1 算例概述

为验证本文所提模型的有效性，算例设置如下4种场景。基于所设场景，首先验证本文所提现货市场风险分析模型的有效性，其次对日前调峰优化结果分析，然后进行不确定风险分析，最后进行模型对比，验证本文所提调峰模型的有效性。

1) 可调节负荷不参与系统日前调峰，负荷用电需求通过现货市场购电满足；

2) 可调节负荷参与系统调峰的情况下，通过现货市场购电间接参与调峰；

3) 可调节负荷参与系统调峰的情况下，通过激励响应参与调峰直接控制，其余供电需求通过常规电网购电满足；

4) 可调节负荷参与系统调峰的情况下，用电需求通过现货市场交易间接调峰、激励响应直接控制调峰两部分满足。

算例以国内北方某省日前现货市场交易数据为背景，可调节负荷历史出清价格曲线、出清电量曲线见附图1、附图2。可调节负荷总容量为650 MW，调节速度为650 MW/h，最大持续时间为10 h。负荷参与调峰直接控制时激励响应单位补贴50元/MWh。并采用该省日前负荷预测曲线、新能源发电机组日前预测出力与日前负荷形成的等效负荷曲线，见附图3。

4.2 基于极值理论 VaR 风险模型有效性分析

文献[19]已证明 VaR 风险模型(模型1)的有效性，本节重点验证本文提出的基于极值理论 VaR 风险模型(模型2)的有效性，以场景1为背景，分别对模型1与模型2风险最小下的购电结果进行分析。

为验证风险模型的可靠性，在风险决策偏向保守的情况下进行计算分析，即取置信概率为99%。利用模型2，依据统计信息计算参数 ξ_i 与 β_i ，参数取 $\xi_i^{\text{min}} = 0.43$ 、 $\beta_i^{\text{max}} = 1.71$ ；可调节负荷“期望”电价信息见附表1；计算得到各时段最优购电量即风险最小值对应购电量，形成的最终日前市场购电结果如图5所示。在假设可调节负荷“全电量”进行日前市场购电的条件下，利用不同风险模型得到可调节负荷购电折算价格(平均购电价格)如表2。

表2 不同风险模型可调节负荷市场购电折算价格对比
Table 2 Comparison of the market electricity conversion price of adjustable load under different risk models

采用模型	“下调峰”时段折算	非“下调峰”时段折算
	购电价格/(元/MWh)	购电价格/(元/MWh)
模型1	87.38	271.46
模型2	98.10	0

由图5可知，对比不同风险模型的风险 VaR，在99%置信概率下，利用模型2计算得到的风险值更贴合电价形态，准确率更高；在低风险即风险值在0值附近的时段，模型1购电量为1194.41 MWh，模型2购电量为1015.49 MWh，由于此时正值新能源出力高峰，出清电价较低且波动较小，因此低风

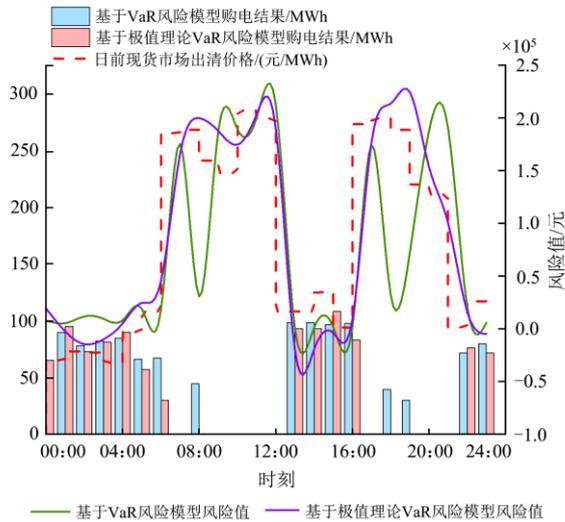


图 5 不同风险模型下可调节负荷日前市场购电结果

Fig. 5 Day-ahead market power purchase of adjustable load under different risk models

险时段利用模型 1 负荷所取得收益更高, 模型 1 更适合“下调峰”时段的风险评估; 在高风险时段, 日前出清价格波动幅度较大, 且出清价格较“下调峰”时段的出清电价偏高, 模型 1 对应购电量 114.01 MWh, 模型 2 对应购电量为 0 MWh, 高风险时段利用基于极值理论 VaR 风险模型负荷可更好规避风险, 在高风险时段即非“下调峰”时段模型 2 适用性更好。

结合表 2 与附表 1, 利用式(1)计算收益。在“下调峰”时段, 利用模型 1 较利用模型 2 增加收益 1918 元; 在非“下调峰”时段, 利用模型 1 较利用模型 2 减少收益 8147 元。

综上所述, “下调峰”时段负荷利用 VaR 风险模型、非“下调峰”时段利用本文所提基于极值理论 VaR 风险模型, 可有效增加负荷日前现货市场收益、减少风险损失。

4.3 日前调峰优化结果分析

以场景 2、场景 3 以及场景 4 为运行背景, 采用本文所提调峰控制模型, 其中场景 2 无调峰直接控制部分, 场景 3 无调峰间接控制部分。在风险模型置信概率 99% 的条件下, 利用本文所提考虑市场风险的负荷参与调峰双层控制模型, 求解得到不同场景下可调节负荷参与调峰控制结果, 如图 6 所示。

将图 6 求解结果叠加至等效负荷, 计算不同场景日前“下调峰”缺额信息, 结果如表 3 所示。

由表 3 可知, 场景 4 “下调峰”缺额较场景 3 减少 467.07 MWh, 较场景 2 减少 1190.13 MWh,

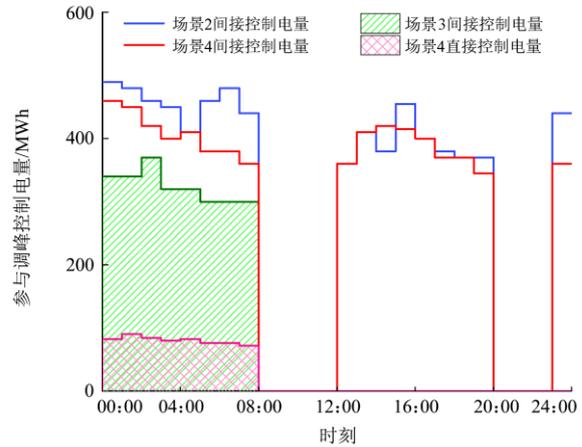


图 6 不同场景可调节负荷参与调峰控制结果

Fig. 6 Results of adjustable load participation in peak shaving control in different scenarios

表 3 不同场景的“下调峰”缺额

Table 3 "Down-peak shaving" gaps in different scenarios

场景	“下调峰”时段	“下调峰”缺额/MWh
2		5159.77
3	00:00—04:45	4436.71
4		3969.64

相比仅考虑调峰间接控制或直接控制部分, 利用本文所提调峰模型计算得到的“下调峰”缺额明显减少, 充分利用了可调节负荷参与系统调峰能力。

4.4 不同市场风险偏好对模型的摄动分析

考虑下层模型决策主体即负荷代理商的不同市场风险偏好, 观察随着风险决策者保守程度变化的模型效果摄动情况。风险模型取不同置信概率时, 模型效果摄动情况如图 7 所示。可见, 随着置信概率提高, 即决策者的市场风险偏好趋向保守时, “下

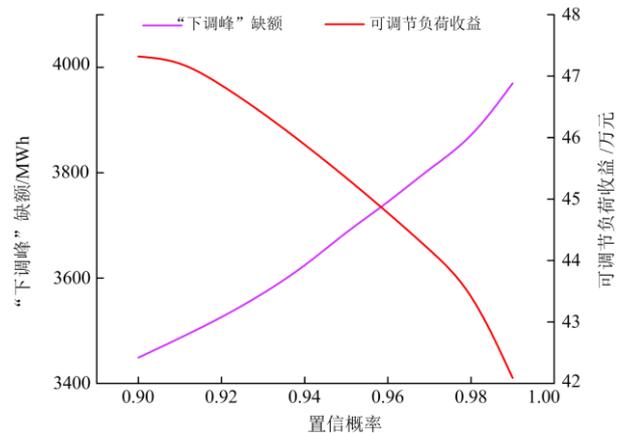


图 7 不同置信概率对模型效果的摄动情况

Fig. 7 Perturbation of different confidence probabilities to model effect

调峰”缺额增大,可调节负荷收益有所下降,这是由于决策者认为市场风险对决策具有消极影响,对市场风险容忍程度降低导致。

4.5 计及风光荷不确定性的风险分析

依据风光荷三者日前预测误差相对大小,取 $\rho^W = 1$ 、 $\rho^V = 1.25$ 、 $\rho^L = 5$; 设定调峰偏差因子 β^{OM} 为 0.01~0.1,以场景 4“下调峰”缺额 3969.64 MWh 为基准值计算期望目标值,求解得到“下调峰”缺额以及风电出力、光伏出力、基础负荷三者不确定半径随 β^{OM} 的变化情况,如图 8 所示;可调节负荷收益与不确定半径随 β^{OM} 的变化情况如图 9 所示。

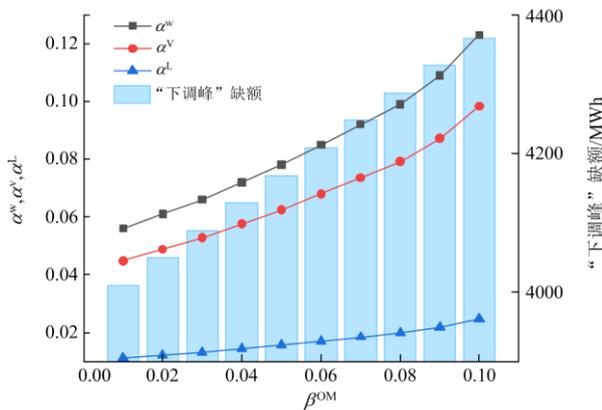


图 8 “下调峰”缺额与不确定半径变化趋势
Fig. 8 Change trend of "down-peak regulation" deficit and uncertain radius

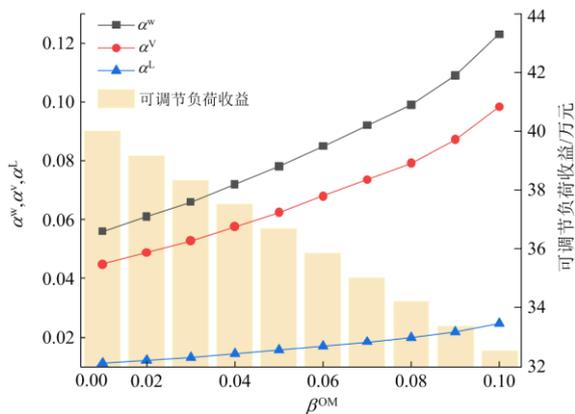


图 9 可调节负荷收益与不确定半径变化趋势
Fig. 9 Change trend of adjustable load gain and uncertain radius

由图 8 与图 9 可知,在利用 IGDT 机会模型进行不确定风险分析时,随着制定的调峰偏差因子增大,“下调峰”缺额增大,可调节负荷收益减少,且风光荷三者不确定半径增大,这是因为 OM 模型中决策主体认为风光荷不确定性会给模型效果带来消极影响,随着上层决策主体允许的偏差空间增大,

其可承担不确定性风险程度增大,造成“下调峰”缺额提高,可调节负荷收益降低。

4.6 模型对比分析

对比激励响应机制下负荷参与日前调峰控制模型^[23](模型 3),以下列条件为前提:(1) 负荷参与调峰控制前系统运行背景相同;(2) 参与调峰控制的可调节负荷相同,包括参与容量、调节速度、最大运行时间等参数;(3) 激励响应中单位补贴相同,均为 50 元/MWh;(4) 负荷参与调峰控制结果需满足负荷生产需求;(5) 本文模型取最保守情况,即置信概率取 99%。

求解不同调峰控制模型的可调节负荷参与调峰控制结果,计算系统“下调峰”缺额,如表 4 所示;结合日前现货市场市场出清价格,计算可调节负荷利用不同调峰控制模型用电费用,如表 5 所示。

表 4 不同模型的“下调峰”缺额对比

Table 4 Comparison of down-peak shaving gaps of different models

模型	“下调峰”时段	“下调峰”缺额/MWh
本文模型		3969.64
模型 3	00:00—04:45	3841.03

表 5 不同模型的可调节负荷用电费用对比

Table 5 Comparison of adjustable load electricity costs of different models

模型	购电费用/万元	补贴费用/万元	用电费用/万元
本文模型	223.37	5.38	217.99
模型 3	267.52	8.12	259.40

可见,两种模型在减少“下调峰缺额”方面相近,但本文模型费用减少 15.96%。由此可知,利用本文所提模型在保证日前调峰效果的条件下,明显减少购电费用,增加负荷收益,具有一定实用价值。

5 结论

本文针对高比例新能源并网带来的调峰问题,结合可调节负荷参与系统调峰的直接控制作用机理、参与系统调峰间接控制的市场交易风险,在不同时间尺度下建立了考虑现货市场风险的负荷参与系统调峰控制模型,并通过实例仿真验证本文所提模型的有效性,并得出如下结论:

1) 日前现货市场交易机制下,负荷参与现货市场交易具有一定的风险,在交易前需要进行风险分析,本文所建立的基于极值理论 VaR 的风险模型可为负荷参与现货市场交易提供有效的风险分析,减少现货市场高风险时段风险损失;

2) 针对负荷参与现货市场交易下的日前调峰

问题, 本文所建立的考虑日前现货市场风险的负荷参与系统调峰控制模型, 充分考虑负荷参与现货市场交易风险, 可有效提高电力负荷收益, 同时有效减少下调峰缺额;

3) 本文所提调峰模型可为可调节负荷容量富裕区域的系统调峰问题提供参考途径, 在后续现货市场陆续开放的环境中, 所提模型可为市场交易环境下的系统日前调峰提供新思路。

附录 A

将式(24)线性化, 得到

$$\begin{cases} \Delta t \sum_{t \in T_d} P_{A,t,a} \gamma_{A,a}^{T_d} \geq 0 \\ \sum_{t \in T_d} \left[\frac{\partial(-V_1^{T_d}(\lambda))}{\partial P_{A,t,a}^{\text{pic}}} \Big|_{(P_{A,t,a}^{\text{pic}})^*} \cdot (P_{A,t,a} - (P_{A,t,a}^{\text{pic}})^*) \right] - \\ V_1^{T_d}(\lambda) \geq 0 \\ \sum_{t \in T_d} [k_{eu-u}^t (P_{A,t,a} - (P_{A,t,a}^{\text{pic}})^*)] - V_2^{T_d}(\lambda) \geq 0 \end{cases} \quad (\text{A1})$$

式中: $(P_{A,t,a}^{\text{pic}})^*$ 为下层控制模型 $P_{A,t,a}^{\text{pic}}$ 的最优解; $V_1^{T_d}(\lambda)$ 即式(28); 式(A1)第二项对应式(24)第二项, 式(A1)第三项对应式(24)第三项; $V_2^{T_d}(\lambda)$ 为“下调峰”时段内利用式(30)一式(32)计算的基于极值理论风险 VaR; k_{eu-u}^t 为式(13)得到的 t 时段超额均值函数斜率。

下层控制模型通过 KKT 条件、大 M 法转化的约束条件如下: 其中式(40)约束条件第三项对应式(A2); 第四项对应式(A3); 第五项对应式(A4)和式(A5), 由于决策变量 Z 存在于日前所有时段, 但负的下层目标函数 F_2 对不同时段 Z 求导结果形式不一致, 于是分别列出 T_{-d} 、 T_d 两种时段集合对应求导结果; 第六项、七项对应式(A6)一式(A23); 第八项对应式(A24)。

$$-\chi_{1,5}^t \Delta t + \chi_{1,2}^t = 0, \quad t \in T_d \quad (\text{A2})$$

$$-\gamma_{A,a}^{T_d} \Delta t - \chi_{1,1}^t + \chi_{1,2}^t - \chi_{1,5}^t = 0, \quad t \in T_d \quad (\text{A3})$$

$$\frac{u_{0,t} \left(\{B_j^t\}_{j=1}^{N_t} \right)}{\frac{1}{N_t} \sum_{t \in T_d^h} P_{A,t,a}^{\text{ic,h}}} - \chi_{1,3}^t + \chi_{1,4}^t - \chi_{1,5}^t \Delta t -$$

$$\chi_{1,6}^t + \chi_{1,7}^t = 0, \quad t \in T_{-d}$$

$$\frac{2\lambda^2}{n} \sigma_{R_t}^2 P_{A,t,a}^{\text{ic}} \Delta t - E_t + \mu_{R_t} - \chi_{1,3}^t - \chi_{1,5}^t = 0, \quad t \in T_d \quad (\text{A5})$$

$$0 \leq P_{A,t,a}^{\text{dc}} \leq M v_1^t \quad (\text{A6})$$

$$0 \leq \chi_{1,1}^t \leq M(1 - v_1^t) \quad (\text{A7})$$

$$0 \leq P_{A,a}^{\text{max}} - P_{A,t,a}^{\text{dc}} \leq M v_2^t, \quad t \in T_d \quad (\text{A8})$$

$$0 \leq \chi_{1,2}^t \leq M(1 - v_2^t) \quad (\text{A9})$$

$$0 \leq P_{A,t,a}^{\text{ic}} \leq M v_3^t \quad (\text{A10})$$

$$0 \leq \chi_{1,3}^t \leq M(1 - v_3^t) \quad (\text{A11})$$

$$0 \leq P_{A,a}^{\text{max}} - P_{A,t,a}^{\text{ic}} \leq M v_4^t, \quad t \in T_{-d} \quad (\text{A12})$$

$$0 \leq \chi_{1,4}^t \leq M(1 - v_4^t) \quad (\text{A13})$$

$$0 \leq \sum_{t \in T_d} P_{A,t,a} \Delta t + \sum_{t \in T_{-d}} P_{A,t,a}^{\text{ic}} \Delta t - \sum_{t=1}^{t_1} P_{A,t,a}^{\text{sc,min}} \Delta t \leq M v_5^t, \quad t \in T_{-d} \quad (\text{A14})$$

$$0 \leq \chi_{1,5}^t \leq M(1 - v_5^t) \quad (\text{A15})$$

$$0 \leq P_{A,t,a}^{\text{ic}} - P_{A,t-1,a}^{\text{ic}} + P_{A,t,a}^{\text{down}} \leq M v_6^t, \quad t \in T_{-d} \quad (\text{A16})$$

$$0 \leq \chi_{1,6}^t \leq M(1 - v_6^t) \quad (\text{A17})$$

$$0 \leq -P_{A,t,a}^{\text{ic}} + P_{A,t-1,a}^{\text{ic}} + P_{A,t,a}^{\text{up}} \leq M v_7^t, \quad t \in T_{-d} \quad (\text{A18})$$

$$0 \leq \chi_{1,7}^t \leq M(1 - v_7^t) \quad (\text{A19})$$

$$0 \leq \sum_{t \in T_d} \rho_{a,t} \Delta t + \sum_{t \in T_{-d}} g_{a,t} \Delta t - \Delta T_{a,\text{min}}^{\text{sc}} \leq M v_8^t \quad (\text{A20})$$

$$0 \leq \chi_{1,8}^t \leq M(1 - v_8^t) \quad (\text{A21})$$

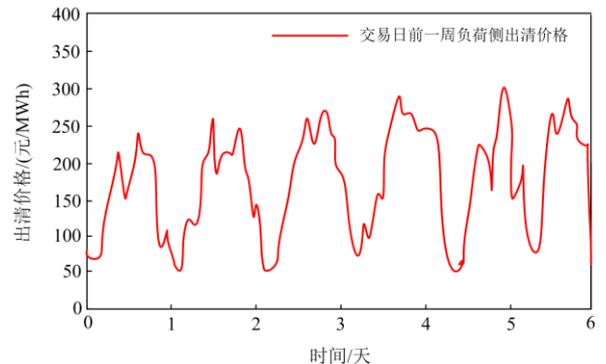
$$0 \leq -\sum_{t \in T_d} \rho_{a,t} \Delta t - \sum_{t \in T_{-d}} g_{a,t} \Delta t + \Delta T_{a,\text{max}}^{\text{sa}} \leq M v_9^t \quad (\text{A22})$$

$$0 \leq \chi_{1,9}^t \leq M(1 - v_9^t) \quad (\text{A23})$$

$$0 \leq \chi_2^t \quad (\text{A24})$$

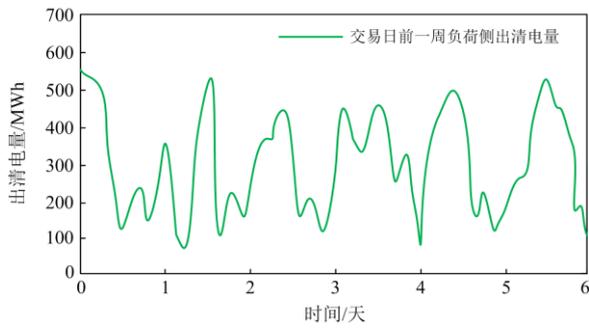
式中, v_1^t 、 $\chi_{1,1}^t$ 、 v_2^t 、 $\chi_{1,2}^t$ 、 v_3^t 、 $\chi_{1,3}^t$ 、 v_4^t 、 $\chi_{1,4}^t$ 、 v_5^t 、 $\chi_{1,5}^t$ 、 v_6^t 、 $\chi_{1,6}^t$ 、 v_7^t 、 $\chi_{1,7}^t$ 、 v_8^t 、 $\chi_{1,8}^t$ 、 v_9^t 、 $\chi_{1,9}^t$ 、 χ_2^t 为二进制变量。其中, 辅助变量 v_i^t 与拉格朗日乘子 $\chi_{1,i}^t$ (i 取 1, 2, ..., 9) 的关系同 3.4 节模型所述一致: 当求解 $\chi_{1,i}^t$ 为 0 时, v_i^t 取 1, 当求解 $\chi_{1,i}^t$ 非 0 时, v_i^t 取 0。

附录 B



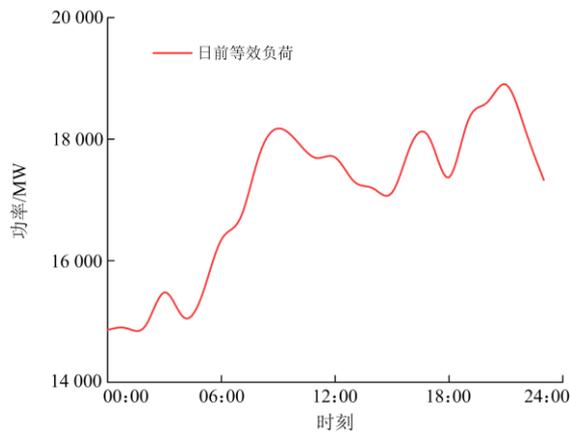
附图 1 可调节负荷历史出清价格

Attached Fig. 1 Adjustable load historical clearing price



附图 2 可调节负荷历史出清电量

Attached Fig. 2 Adjustable load historical clearing power



附图 3 日前等效负荷曲线

Attached Fig. 3 Day-ahead equivalent load curve

附表 1 可调节负荷“期望”电价

Attached Table 1 Adjustable load "expected" electricity price

时段	期望电价/(元/MWh)
20:00—08:00	260
其余时段	200

参考文献

- [1] 广东现货电能市场交易实施细则征求意见稿: 采用全电量申报、集中优化出清[EB/OL]. (2020-08-31) [2019-08-23]. <http://shoudian.bjx.com.cn/news/20180831/924966.shtml>.
Guangdong power spot market trading implementation rules for comments: the use of full power declaration centralized optimization clearance[EB/OL].(2018-08-31) [2019-08-23]. <http://shoudian.bjx.com.cn/news/20180831/924966.shtml>.
- [2] 甘肃日前现货市场交易实施细则(征求意见稿): 日前市场每个运行日包含 96 个交易出清时段[EB/OL]. (2019-09-26)[2020-06-14]. <http://shoudian.bjx.com.cn/html/20190926/1009801.shtml>.
Gansu power spot market trading implementation rules (draft for comments): each operating day in the day-ahead market contains 96 trading clearing periods[EB/OL]. (2019-09-26)[2020-06-14]. <http://shoudian.bjx.com.cn/html/20190926/1009801.shtml>.
- [3] 《山西省日前现货市场交易实施细则》7.0 版发布[EB/OL].[2020-10-28]. <http://www.sxfxer.com/info/news.php?id=819>.
Shanxi power spot market trading implementation rules 7.0 version released[EB/OL]. [2020-10-28]. <http://www.sxfxer.com/info/news.php?id=819>.
- [4] YANG X. 利于系统服务的负荷控制优化及需求响应机制推广[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3608-3614.
YANG X. Optimization of load control and promotion of demand response mechanism for system service[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3608-3614.
- [5] 邓婷婷, 娄素华, 田旭, 等. 计及需求响应与火电深度调峰的含风电系统优化调度[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(15): 34-41.
DENG Tingting, LOU Suhua, TIAN Xu, et al. Optimal dispatch of power system integrated with wind power considering demand response and deep peak regulation of thermal power units[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15): 34-41.
- [6] 廖鑫, 李婧, 徐佳, 等. 基于 MDP 及激励需求响应的电动汽车有序充电控制[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(5): 79-86.
LIAO Xin, LI Jing, XU Jia, et al. Research on coordinated charging control for electric vehicles based on MDP and incentive demand response[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(5): 79-86.
- [7] 宋杰, 张卫国, 李树鹏, 等. 蓄热式电采暖负荷参与风电消纳运行策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 80-87.
SONG Jie, ZHANG Weiguo, LI Shupeng, et al. Research on operational strategy for regenerative electric heating load participating in wind power consumption[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 80-87.
- [8] 李伟, 韩瑞迪, 孙晨家, 等. 基于用电偏好的可平移负荷参与需求响应最优激励合同与激励策略[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(增刊 1): 185-193.
LI Wei, HAN Ruidi, SUN Chenjia, et al. An optimal incentive contract and strategy of shiftable loads participation in demand response based on user electricity preference[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 185-193.
- [9] 孙毅, 刘迪, 崔晓昱, 等. 面向居民用户精细化需求响应的等梯度迭代学习激励策略[J]. 电网技术, 2019, 43(10): 3597-3605.
SUN Yi, LIU Di, CUI Xiaoyu, et al. Equal gradient iterative learning incentive strategy for accurate demand response of resident users[J]. Power System Technology, 2019,

- 43(10): 3597-3605.
- [10] 周欣怡, 齐先军, 吴红斌, 等. 提高需求响应可靠性的储能优化配置研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 107-114.
ZHOU Xinyi, QI Xianjun, WU Hongbin, et al. Research on optimal allocation of energy storage to improve the reliability of demand response[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 107-114.
- [11] 沈瑜, 岳园园, 闫华光, 等. 地区电网需求响应资源聚合与调控策略研究[J]. 电网技术, 2017, 41(10): 3341-3348.
SHEN Yu, YUE Yuanyuan, YAN Huaguang, et al. Research on aggregation and optimization strategies of demand response resources for district power grid[J]. Power System Technology, 2017, 41(10): 3341-3348.
- [12] QI Ning, CHENG Lin, XU Helin, et al. Practical demand response potential evaluation of air-conditioning loads for aggregated customers[J]. Energy Reports, 2020, 6(9): 71-81.
- [13] MING H, XIA B, LEE K, et al. Prediction and assessment of demand response potential with coupon incentives in highly renewable power systems[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 124-137.
- [14] 刘军会, 刘鑫, 李虎军, 等. 国外需求响应市场化实施模式及启示[J]. 电力需求侧管理, 2021, 23(2): 95-100.
LIU Junhui, LIU Xin, LI Hujun, et al. Marketization implementation mode and enlightenment of foreign demand response participating in electricity[J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(2): 95-100.
- [15] 陈雨果, 张轩, 罗钢, 等. 用户报量不报价模式下电力现货市场需求响应机制与方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(9): 179-186.
CHEN Yuguo, ZHANG Xuan, LUO Gang, et al. Demand response mechanism and approach of electricity spot market in bidding mode without price on user side[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(9): 179-186.
- [16] SUN Bo, WANG Fan, XIE Jingdong, et al. Electricity retailer trading portfolio optimization considering risk assessment in Chinese electricity market[J]. Electric Power Systems Research, 2021, 190.
- [17] 魏震波, 张海涛, 魏平桢, 等. 考虑动态激励型需求响应的微电网两阶段优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(19): 1-10.
WEI Zhenbo, ZHANG Haitao, WEI Ping'an, et al. Two-stage optimal dispatching for microgrid considering dynamic incentive-based demand response[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(19): 1-10.
- [18] 孙高星, 华栋, 陈皓勇, 等. 考虑柔性负荷的电能量和备用辅助服务联合市场出清模型[J]. 广东电力, 2020, 33(6): 1-11.
SUN Gaoxing, HUA Dong, CHEN Haoyong, et al. A joint clearing model of power energy and reserve ancillary service market considering flexible load[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(6): 1-11.
- [19] 周明, 聂艳丽, 李庚银, 等. 电力市场下长期购电方案及风险评估[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(6): 116-122.
ZHOU Ming, NIE Yanli, LI Gengyin, et al. Long-term electricity purchasing scheme and risk assessment in power markets[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(6): 116-122.
- [20] 于群, 石良, 曹娜, 等. 广义极值理论在大停电事故损失负荷预测中的应用[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 71-77.
YU Qun, SHI Liang, CAO Na, et al. Application of generalized extreme value distribution in predicting power loss of large-scale blackouts[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 71-77.
- [21] 刘莎莎. POT 模型阈值的选取及应用[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
LIU Shasha. The selection and application of pot model threshold[D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [22] 谢峥, 杨楠, 刘钊, 等. 考虑不确定性和安全效能成本的配电网低电压综合治理方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(9): 36-48.
XIE Zheng, YANG Nan, LIU Zhao, et al. Low voltage comprehensive management method of a distribution network considering the uncertainty and safety efficiency cost[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(9): 36-48.
- [23] 田浩, 刘文颖, 王方雨, 等. 基于负荷参与的源荷互动调峰多目标优化方法[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(11): 32-38.
TIAN Hao, LIU Wenying, WANG Fangyu, et al. Multi-objective optimal method of source-load peaking regulation based on participation of loads[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(11): 32-38.

收稿日期: 2021-11-06; 修回日期: 2022-01-13

作者简介:

韩小齐(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力市场交易、电力系统调度; E-mail: hxq18810790027@163.com

刘文颖(1955—), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统分析与控制及电力系统智能调度等。E-mail: liuwenyings@sina.com

(编辑 周金梅)