

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240373

# 考虑风电爬坡备用需求的风电高渗透电力系统优化调度方法

张野<sup>1</sup>, 李凤婷<sup>1</sup>, 张高航<sup>1</sup>, 肖忠杰<sup>2</sup>

(1. 新疆大学电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830017; 2. 国网新疆电力有限公司, 新疆 乌鲁木齐 830036)

**摘要:** 准确描述风电出力预测误差特性有助于合理配置系统备用容量, 优化日前调度计划, 提出了一种考虑风电爬坡备用需求的电力系统日前优化调度方法。首先, 基于风电爬坡段提取爬坡特征, 建立爬坡幅值-预测功率二维区间, 采用自适应核密度估计方法拟合风功率预测误差概率分布。其次, 基于风电预测误差分布确定系统备用需求, 以含备用成本和风险成本的系统综合运行成本最小为目标, 建立连续时间日前优化调度模型。然后, 采用Bernstein多项式插值解空间变换进行模型转换求解, 优化备用容量、机组组合及出力计划。最后, 通过算例验证了建立的风电预测误差分布模型能更准确地描述风电随机波动特性, 提出的日前调度方法可以合理配置系统备用容量, 保证运行安全性和经济性。

**关键词:** 预测误差分布; 爬坡特征; 自适应核密度估计; 连续时间模型; 风险成本

## Optimization and scheduling methods for wind power high-penetration power systems considering wind power ramping reserve requirements

ZHANG Ye<sup>1</sup>, LI Fengting<sup>1</sup>, ZHANG Gaohang<sup>1</sup>, XIAO Zhongjie<sup>2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

2. State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830036, China)

**Abstract:** Accurately describing the error characteristics of wind power output prediction is helpful for the rational allocation of system reserve capacity and the optimization of day-ahead scheduling plans. This paper proposes a day-ahead optimization scheduling method for power systems considering wind power ramping reserve requirements. First, based on the wind power ramping segment, the ramping characteristics are extracted, and a two-dimensional interval of ramping amplitude-predicted power is established. The adaptive kernel density estimation method is used to fit the probability distribution of wind power prediction errors. Then, based on the distribution of wind power prediction errors, the system reserve requirements are determined. Looking for minimal comprehensive operating costs of reserve costs and risk costs, a continuous-time day-ahead optimization scheduling model is established. Next, the Bernstein polynomial interpolation solution space transform is adopted to complete model conversion, thereby optimizing reserve capacity, unit combination, and output plans. Finally, a case study verifies that the established wind power prediction error distribution model can accurately describe the stochastic characteristics of wind power. The proposed day-ahead scheduling method can effectively allocate system reserve capacity, ensuring operational safety and economic efficiency.

This work is supported by the Key R&D Program of Xinjiang Uygur Autonomous Region (No. 2022B01016).

**Key words:** forecast error distribution; ramping feature; adaptive kernel density estimation; continuous-time model; risk cost

## 0 引言

随着“双碳”目标的推进, 大规模风电的波动性和不确定性给新型电力系统安全稳定和经济运行带来挑战<sup>[1-4]</sup>。提高风电预测精度并充分利用预测

信息是优化机组组合、预留合理备用容量的重要依据<sup>[5]</sup>。仅依靠风电预测难以精确估计风电波动范围<sup>[6]</sup>描述风电不确定性, 并影响系统日前备用容量及调度计划制定的合理性<sup>[7-8]</sup>。因此, 充分考虑风电出力典型特征以准确刻画其随机波动特性, 合理制定调度计划是保证新型电力系统安全经济运行的关键。

风电出力预测误差分布具有明显的尖峰厚

基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发项目资助(2022B01016)

尾、偏峰特性,在不同风电预测出力特性下存在差异<sup>[9-11]</sup>,故需要充分考虑风电出力条件分布特性。文献[12]分析了风电预测值和实际值的联合概率分布,确定了不同预测出力水平下预测误差分布情况。文献[13]划分了风电出力区间,确定了风电预测误差分布,建立了考虑运行风险和风电误差边界的机组组合模型,动态调整并网风电有效降低了系统运行风险和成本。同时当风能波动剧烈时,风电功率预测误差随爬坡发展而快速增大<sup>[14]</sup>,因此考虑风电爬坡程度的风电预测误差分布有助于更准确地描述误差分布特性<sup>[15-16]</sup>。文献[17]建立了基于风电功率波动分段的区间预测方法,综合了不同波动程度功率误差特点,提高了风电预测精度,但分段标准复杂,区间划分忽略时序特性,预测结果仍不够精准。文献[18]提出了一种考虑爬坡特征的风电功率预测误差区间预测方法,采用二维核密度估计拟合风电功率分区内不同风电爬坡率对应预测误差分布,但模型中未考虑不同爬坡特征下误差分布规律。以上文献从不同角度开展了风电预测误差分布的研究工作,但没有综合考虑风电的功率和爬坡特性。

针对风电高渗透系统优化调度问题,目前已有研究在日前调度优化问题中考虑风电误差分布特性,以提高系统应对风电不确定性的能力。文献[19]采用高斯概率分布描述风电出力不确定性,提出了一种风电备用可靠性的备用优化模型。文献[20]基于边缘计算的框架提出了一种并行分布式优化方法,用于求解含有海量可再生能源的微电网的复杂优化经济调度问题,有效提升问题求解效率。文献[21]考虑风电爬坡事件的时序爬坡量的概率分布,提出了一种应对风电爬坡事件的备用需求分析方法和预防控制策略,但依据运行风险概率评估系统风险,忽略风险和备用的耦合关系,导致备用区间灵活性不足。文献[22]考虑多风电场出力预测误差相关性和条件分布特性建立了日前随机机组组合模型,引入风电出力区间边界的系统备用和网络安全约束,实现运行经济和风险的协同优化,但分析风电误差分布时仅考虑风电出力水平的影响,使系统备用约束不够合理。上述文献在调度策略中引入预测误差模型,但对风电出力影响预测误差分布考虑较为简单,难以准确地刻画风电随机波动特性,影响了备用计划的制定,同时采用离散化的优化模型难以考虑风电和负荷的连续随机变化,降低了调度计划的灵活性。

为提高系统调度计划的有效性,有必要利用风

电连续波动预测信息<sup>[21]</sup>,目前有学者提出采用连续时间优化调度模型以提高调度灵活性,更好地应对风电不确定性。文献[23-24]提出了一种基于连续时间优化调度模型,协同优化平衡电量和确定灵活爬坡备用产品需求。文献[24]引入储能协调机组参与提供备用容量,文献[25]利用连续时间优化理论建立考虑风险应对的机组组合模型,提高爬坡资源的利用率。文献[26]建立连续时间鲁棒经济调度模型充分计及超分辨率风电出力不确定性。上述文献论证了连续时间模型能够描述次小时级源荷功率变化,但未深入研究连续时间下的风电随机波动特性。

本文针对风电高渗透系统的优化调度问题,基于风电爬坡-功率特征建立了预测误差分布模型,确定系统备用需求,提出了风电爬坡备用需求的连续时间优化调度方法。首先,建立考虑爬坡-功率特征的风电预测误差模型,进而确定一定置信水平下的系统备用需求。在此基础上,基于条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)理论量化风电不确定性给系统带来的运行风险,以系统综合运行成本最优为目标,基于连续时间优化理论建立优化调度模型,通过备用与风险成本博弈,优化系统备用容量和爬坡能力,保证系统安全经济运行。最后,通过算例验证了本文所提调度方法的可行性。

## 1 基于风电爬坡及功率特征的备用需求量化方法

风电爬坡时出力具有更显著的不确定性和波动性,影响其预测精度<sup>[16]</sup>,导致风电预测误差分布变化,对系统备用容量优化提出了更高要求。因此,计及风电爬坡特征及预测功率特征,形成爬坡幅值-预测功率二维区间,采用非参数核密度估计方法拟合不同预测条件下的预测误差分布函数,准确地刻画风电随机波动特性,进而基于给定置信水平确定系统备用容量需求。

### 1.1 风电爬坡特征

风电爬坡事件是指短时间内风电功率的剧烈变化。将两个相邻极值点间的部分定义为风电爬坡段,如图1所示,其中 $\overline{M_p M_{p+1}}$ 为风电爬坡段。风电爬坡特征包括开始时间 $T_{s,p}$ 、爬坡持续时间 $D_p$ 、爬坡幅值 $p_{p,q}^{\text{ramp}}$ 及爬坡率 $R_{p,q}^{\text{ramp}}$ <sup>[27]</sup>。

如图1所示,针对风电爬坡段 $\overline{M_p M_{p+1}}$ ,基于预测及调度步长 $T$ 将其划分为 $N_p$ 个爬坡时段, $d_q$

为爬坡时段序号, 能够表征当前时段对应的爬坡持续时间。由于预测及调度步长  $T$  固定, 单个时段的爬坡幅值能够反映爬坡率信息, 故仅选择爬坡幅值作为爬坡特征。以上爬坡段为例, 随着爬坡持续时间增加, 单个时段爬坡幅值越大, 风电随机波动越强烈, 预测误差分布特性也发生改变。

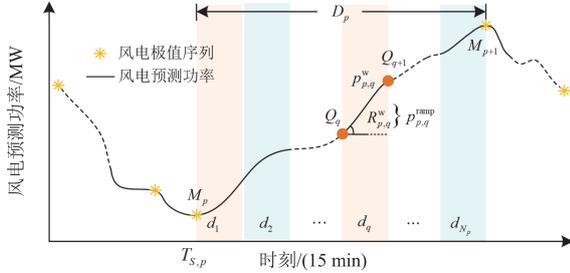


图 1 风电爬坡段示意图

Fig. 1 Schematic diagram of wind ramping

综上, 本文选取爬坡时段序号和单时段爬坡幅值(后续采用爬坡幅值表示)表征风电爬坡特征。

### 1.2 爬坡幅值-预测功率二维区间建立

基于历史风电数据并针对不同爬坡时段序号, 建立爬坡幅值-预测功率二维区间, 以刻画不同爬坡特征、功率条件特征下的风电预测误差分布特性。

首先, 基于历史风电数据提取风电极值点序列, 并确定风电爬坡段, 提取爬坡特征(爬坡时段序号和爬坡幅值)、功率特征(预测功率)及预测误差。采用风电相对预测误差  $e^w$  表示误差偏离程度, 以图 1 中的  $Q_q$  点为例进行分析, 其风电相对预测误差  $e_{p,q}^w$  为

$$e_{p,q}^w = \frac{\hat{p}_{p,q}^w - p_{p,q}^w}{p_{w,d}^{\max}} \quad (1)$$

式中:  $p_{w,d}^{\max}$  为日前预测功率最大值;  $\hat{p}_{p,q}^w$ 、 $p_{p,q}^w$  分别为  $Q_q$  点风电实际功率和预测功率。

进而, 将相同爬坡时段序号的历史数据进行聚合, 形成各爬坡时段序号的数据集。由于不同爬坡段的持续时间不同, 使得爬坡时段序号越大, 对应数据集的数据量越小, 因此为保证拟合效果, 将不满足拟合需求的时段序号数据集与相邻时段数据集进行合并。对数据集前 90% 的数据按照对应时段序号进行划分, 对后 10% 的数据按照数据量合并相邻时段数据集, 保证风电预测误差分布拟合效果。

最后, 针对各爬坡时段序号对应的数据集, 对爬坡幅值和预测功率等间隔划分, 形成爬坡幅值-预测功率二维区间。以爬坡幅值划分为例, 第  $n$  个幅值区间为  $[f_L, f_H]$ , 区间边界计算如式(2)所示。

$$\begin{cases} f_H = P_{\min}^{\text{ramp}} + n \frac{P_{\max}^{\text{ramp}} - P_{\min}^{\text{ramp}}}{N_{\text{ramp}}} \\ f_L = P_{\min}^{\text{ramp}} + (n-1) \frac{P_{\max}^{\text{ramp}} - P_{\min}^{\text{ramp}}}{N_{\text{ramp}}} \\ n = 1, 2, \dots, N_{\text{ramp}} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $N_{\text{ramp}}$  为爬坡幅值区间数;  $P_{\max}^{\text{ramp}}$  和  $P_{\min}^{\text{ramp}}$  分别为最大和最小爬坡幅值。

等间隔划分集合难以保证每个区间数据的充裕性, 无法准确地描述区间内预测误差分布情况, 因此将数据量不足的区间与相邻区间合并, 保证了区间内样本量满足拟合需求。

综上, 基于历史风电数据, 每个爬坡时段序号均建立了爬坡幅值-预测功率二维区间, 实现了不同爬坡特征和功率特征下的数据集划分, 为后续拟合风电预测误差分布模型提供基础。爬坡时段序号为  $d_q$  时的爬坡幅值-预测功率二维区间  $\Pi_{d_q}$  可表示为

$$\Pi_{d_q} = \begin{bmatrix} \tilde{e}_{1,1} & \tilde{e}_{1,2} & \dots & \tilde{e}_{1,\omega} & \dots & \tilde{e}_{1,N_w} \\ \tilde{e}_{2,1} & \tilde{e}_{2,2} & \dots & \tilde{e}_{2,\omega} & \dots & \tilde{e}_{2,N_w} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \tilde{e}_{\mu,1} & \tilde{e}_{\mu,2} & \dots & \tilde{e}_{\mu,\omega} & \dots & \tilde{e}_{\mu,N_w} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \tilde{e}_{N_{\text{ramp}},1} & \tilde{e}_{N_{\text{ramp}},2} & \dots & \tilde{e}_{N_{\text{ramp}},\omega} & \dots & \tilde{e}_{N_{\text{ramp}},N_w} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $N_{\text{ramp}}$ 、 $N_w$  分别为爬坡幅值和预测功率区间个数;  $\mu \in N_{\text{ramp}}$ ;  $\omega \in N_w$ ;  $\tilde{e}_{\mu,\omega}$  表示爬坡幅值在第  $\mu$  区间, 预测功率在第  $\omega$  区间的风电预测误差集合。

### 1.3 风电预测误差概率分布模型

考虑到风电预测误差分布具有明显偏度、尖峰厚尾的特性, 采用高斯分布、Beta 分布、Logistic 分布等单一分布模型无法合理拟合风电预测误差概率分布<sup>[28]</sup>。因此, 本文采用非参数核密度估计, 从风电数据本身特征出发分析其分布特性<sup>[29]</sup>。核密度估计函数  $f(\cdot)$  为

$$f(e^w) = \frac{1}{mh} \sum_{x=1}^m K\left(\frac{e^w - e_x^w}{h}\right) \quad (4)$$

式中:  $h$  为带宽;  $m$  为样本个数;  $K(\cdot)$  为核函数;  $e_x^w$  为第  $x$  个风电相对预测误差。

带宽选取对拟合的准确性至关重要, 带宽过小易导致估计结果过于敏感, 带宽过大会导致估计结果丧失部分数据细节。由于二维区间内风电预测误差数据并非均匀分布, 为保证误差概率分布拟合效果, 引入自适应算法进行带宽选取, 基于积分均方误差, 计算各样本点的最优带宽值。选用高斯核函

数, 自适应核密度估计函数  $\hat{f}(\cdot)$  为

$$\begin{cases} \hat{f}(e^w) = \frac{1}{m} \sum_{x=1}^m \frac{1}{\varphi_x h_x} K\left(\frac{e^w - e_x^w}{h_x}\right) \\ \varphi_x = (g^{-1} \hat{f}(e_x^w))^{-\alpha} \\ g = \sqrt[m]{\prod_{x=1}^m \hat{f}(e_x^w)} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $h_x$ 、 $\varphi_x$  分别为样本  $x$  的带宽及权重;  $\alpha$  为灵敏因子, 取 0.5。

基于建立的风电预测误差集合, 利用式(5)计算各二维区间对应的风电预测误差概率密度函数。

#### 1.4 基于风电预测误差概率分布的备用需求量化

首先, 根据风电日前预测数据提取各预测时刻的爬坡时段序号, 并判断爬坡幅值和预测功率所对应的二维区间, 确定对应其爬坡和功率特征的预测误差概率分布。

对概率密度函数进行积分, 给定置信度  $1 - \sigma$  ( $0 < \sigma < 1$ ), 求解风电相对误差置信区间  $\Omega$ 。

$$\begin{cases} \Omega = \{[e^w, \bar{e}^w] | \Pr(e^w \leq e \leq \bar{e}^w)\} \geq 1 - \sigma \\ \Pr(e^w \leq e \leq \bar{e}^w) = \int_{e^w}^{\bar{e}^w} \hat{f}(e^w) de^w \end{cases} \quad (6)$$

取满足式(6)的最小区间  $[e^w, \bar{e}^w]$  作为风电相对预测误差置信区间。基于  $t$  时刻的相对预测误差置信区间  $[e_t^w, \bar{e}_t^w]$ , 根据式(7)确定预测误差置信区间  $[\Delta \hat{p}_t^w, \Delta \bar{\hat{p}}_t^w]$ , 进而根据式(8)量化备用需求。

$$\begin{cases} \Delta \hat{p}_t^w = e_t^w \times p_{w,d}^{\max} \\ \Delta \bar{\hat{p}}_t^w = \bar{e}_t^w \times p_{w,d}^{\max} \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} B_t^u = \max\{0, \Delta \hat{p}_t^w\} \\ B_t^d = \max\{0, -\Delta \bar{\hat{p}}_t^w\} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $B_t^u$  和  $B_t^d$  分别表示系统向上和向下备用需求。

由式(8)可知, 若置信区间均落在坐标轴一侧, 系统无需预留上(下)运行备用。

## 2 考虑风电爬坡备用需求的连续时间优化调度模型

本文基于连续时间优化理论, 考虑运行风险和运行成本, 建立考虑风电爬坡备用需求的连续时间优化模型, 模型均采用连续时间变量。

### 2.1 连续时间日前调度模型

#### 2.1.1 风险成本模型

为量化预留备用不足导致系统弃风、切负荷造成的系统运行风险, 基于 CVaR 理论对风险成本进行建模<sup>[29]</sup>。图 2 为风电  $t$  时段预测误差概率密度曲线, 风电预测误差在置信区间内, 则没有弃风、切

负荷风险; 风电预测误差超出置信区间下界, 系统预留上备用不足, 面临削减负荷风险; 当预测误差超出置信区间上界, 下备用预留不足, 需弃风保证系统安全运行。

CVaR 成本包含切负荷与弃风风险成本, 其表达式分别为

$$C_{CVaR,t}^{LC} = c_{LC} \int_{\Delta \hat{p}_t^{w,\min}}^{\Delta \hat{p}_t^w} (\Delta \hat{p}_t^w - \Delta \hat{p}_t^w) \hat{f}(\Delta \hat{p}_t^w) d\Delta \hat{p}_t^w \quad (9)$$

$$C_{CVaR,t}^{WC} = c_{WC} \int_{\Delta \bar{\hat{p}}_t^w}^{\Delta \hat{p}_t^{w,\max}} (\Delta \hat{p}_t^w - \Delta \bar{\hat{p}}_t^w) \hat{f}(\Delta \hat{p}_t^w) d\Delta \hat{p}_t^w \quad (10)$$

式中:  $C_{CVaR,t}^{LC}$ 、 $C_{CVaR,t}^{WC}$  分别为系统在  $t$  时刻的切负荷、弃风风险成本;  $c_{LC}$ 、 $c_{WC}$  分别为切负荷、弃风成本系数;  $\hat{f}(\Delta \hat{p}_t^w)$  为  $t$  时刻风电预测误差概率密度函数;  $\Delta \hat{p}_t^{w,\max}$ 、 $\Delta \hat{p}_t^{w,\min}$  分别为误差上下界。

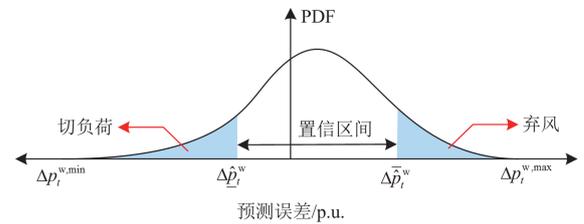


图 2 预测误差概率密度函数曲线

Fig. 2 Prediction error probability density function curve

#### 2.1.2 优化调度目标函数

本文采用 CVaR 量化系统运行风险, 量化备用容量与风险成本之间的动态权衡。建立计及风电风险成本和系统安全约束的日前调度模型, 其目标函数为

$$\min \int_H \left( \sum_{i \in N_G} (C_{i,t}^G + C_{i,t}^{SU} + C_{i,t}^{SD} + C_{i,t}^{u,b} + C_{i,t}^{d,b}) + C_{CVaR,t}^{WC} + C_{CVaR,t}^{LC} + C_t^{chr} + C_t^{dis} \right) dt \quad (11)$$

式中:  $H$  为调度总时段,  $t \in H$ ;  $N_G$  为机组个数;  $C_{i,t}^{SU}$ 、 $C_{i,t}^{SD}$  分别为机组  $i$  的开、关机成本;  $C_{i,t}^{u,b}$ 、 $C_{i,t}^{d,b}$  分别为机组  $i$  的上、下备用成本;  $C_t^{chr}$ 、 $C_t^{dis}$  分别为储能充、放电成本;  $C_{i,t}^G$  为机组  $i$  的燃料成本函数, 本文进行分段线性化处理, 如式(12)所示。

$$C_{i,t}^G \geq m_{i,\varphi} I_{i,t} + n_{i,\varphi} G_{i,t}, \varphi \in 1, 2, \dots, \Phi \quad (12)$$

式中:  $G_{i,t}$  为机组  $i$  的计划发电量;  $I_{i,t}$  为机组  $i$  运行状态的二元变量(1 为开机状态, 0 为关机状态);  $\Phi$  为分段数量;  $m_{i,\varphi}$  和  $n_{i,\varphi}$  分别为机组  $i$  的分段函数截距和斜率。

#### 2.1.3 约束条件

##### 1) 系统平衡约束

$$P_t^L = \sum_{i \in N_G} G_{i,t} + P_t^w + p_t^{dis} - p_t^{chr} \quad (13)$$

式中:  $P_t^L$  为负荷预测功率;  $P_t^w$  为风电预测功率;  
 $p_t^{\text{chr}}$ 、 $p_t^{\text{dis}}$  分别为储能系统的充、放电功率。

### 2) 火电机组启停约束

$$\begin{cases} SU_{i,t} \geq \int_{t-\varepsilon}^{t+\varepsilon} I'_{i,t} dt', SU_{i,t} \geq 0 \\ SD_{i,t} \geq -\int_{t-\varepsilon}^{t+\varepsilon} I'_{i,t} dt', SD_{i,t} \geq 0 \\ \int_t^{t+T_i^U} I_{i,t} dt \geq T_i^U SU_{i,t} \\ \int_t^{t+T_i^D} [1 - I_{i,t}] dt \geq T_i^D SD_{i,t} \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $SU_{i,t}$ 、 $SD_{i,t}$  分别为机组  $i$  的开机状态;  $T_i^U$ 、 $T_i^D$  分别为机组  $i$  的最小在线、离线持续时间。

### 3) 火电机组出力约束

$$\begin{cases} \underline{G}_i I_{i,t} \leq G_{i,t} \leq \bar{G}_i I_{i,t} \\ \dot{G}_{i,t} \geq -(R_i^d I_{i,t} + R_i^{\text{SD}} SD_{i,t}) \\ \dot{G}_{i,t} \leq R_i^u I_{i,t} + R_i^{\text{SU}} SU_{i,t} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\bar{G}_i$ 、 $\underline{G}_i$  分别为机组  $i$  的最大、最小出力;  $\dot{G}_{i,t}$  为机组  $i$  的出力爬坡率;  $R_i^u$ 、 $R_i^d$  分别为机组  $i$  向上、向下爬坡能力上限;  $R_i^{\text{SU}}$ 、 $R_i^{\text{SD}}$  分别为机组  $i$  开、关机爬坡能力上限。

### 4) 机组备用约束

$$\begin{cases} G_{i,t} + b_{i,t}^u \leq \bar{G}_i I_{i,t} \\ G_{i,t} - b_{i,t}^d \geq \underline{G}_i I_{i,t} \\ d(G_{i,t} + b_{i,t}^u)/dt \geq -(R_i^d I_{i,t} + R_i^{\text{SD}} SD_{i,t}) \\ d(G_{i,t} - b_{i,t}^d)/dt \leq R_i^u I_{i,t} + R_i^{\text{SU}} SU_{i,t} \\ \sum_{i \in G} b_{i,t}^u \geq B_t^u \\ \sum_{i \in G} b_{i,t}^d \geq B_t^d \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $b_i^u$ 、 $b_i^d$  分别为机组  $i$  向上、向下备用功率。

### 5) 储能运行约束

$$\begin{cases} \underline{P}_{\text{chr}} \alpha_t^{\text{ES}} \leq p_t^{\text{chr}} \leq \bar{P}_{\text{chr}} \alpha_t^{\text{ES}} \\ \underline{P}_{\text{dis}} (1 - \alpha_t^{\text{ES}}) \leq p_t^{\text{dis}} \leq \bar{P}_{\text{dis}} (1 - \alpha_t^{\text{ES}}) \\ \dot{E}_t = \eta_{\text{chr}} p_t^{\text{chr}} - (1/\eta_{\text{dis}}) p_t^{\text{dis}} \\ \underline{E} \leq E_t \leq \bar{E}, E_0 = E_{\text{end}} \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\alpha_t^{\text{ES}}$  为储能表示运行状态的二元变量(1 为充电状态, 0 为放电状态);  $\bar{P}_{\text{chr}}$ 、 $\underline{P}_{\text{chr}}$  分别为充电功率上、下限;  $\bar{P}_{\text{dis}}$ 、 $\underline{P}_{\text{dis}}$  分别为放电功率上、下限;  $\dot{E}_t$  为储能电量变化率;  $\eta_{\text{chr}}$ 、 $\eta_{\text{dis}}$  分别为储能充、放电效率;  $\bar{E}$ 、 $\underline{E}$  分别为储能电量上、下限。

由于基于连续变量的连续时间优化模型无法直接计算求解, 本文采用 Bernstein 多项式(Bernstein

polynomial, BP)插值解空间变换, 基于其数学性质将连续时间调度优化模型转换为插值系数解空间线性规划问题进行求解, 并采用 de Casteljau 算法改进解空间, 提高求解速度和拟合精度<sup>[30]</sup>, 具体变换理论和方法分别见附录 A 和附录 B。

## 2.2 连续时间调度模型解空间变换

根据连续时间建模性质(见附录 B), 将连续时间日前调度问题转换到插值系数解空间。式(18)一式(23)的变量  $(\cdot)_{(c)}^{\text{dB}}$  仅在式(11)一式(17)中变量的基础上增加上标 dB, 表征连续变量对应的插值系数, 物理含义一致, 不再赘述。

### 2.2.1 目标函数解空间变换

依据 BP 插值基函数积分特性, 转换优化目标函数为

$$\min \sum_{k \in K} \left[ \sum_{i \in G} (C_{i,k}^{\text{dB,G}} + C_{i,k}^{\text{dB,SU}} + C_{i,k}^{\text{dB,SD}} + C_{i,k}^{\text{dB,u,b}} + C_{i,k}^{\text{dB,d,b}}) + C_{\text{CVaR},k}^{\text{dB,Wc}} + C_{\text{CVaR},k}^{\text{dB,LC}} + C_k^{\text{dB,chr}} + C_k^{\text{dB,dis}} \right] \quad (18)$$

### 2.2.2 约束条件解空间变换

依据 BP 插值基函数约束变换特性, 转换后的约束条件如下所述。

#### 1) 系统平衡约束

$$P_k^{\text{dB,L}} = \sum_{i \in G} G_{i,k}^{\text{dB}} + P_k^{\text{dB,w}} + p_k^{\text{dB,dis}} - p_k^{\text{dB,chr}} \quad (19)$$

#### 2) 火电机组启停约束

$$\begin{cases} SU_{i,l} - SD_{i,l} = I_{i,(l+1)} - I_{i,l} \\ SU_{i,l} + SD_{i,l} \leq 1 \\ \sum_{l+1}^{l+T_i^U} I_{i,l} \geq T_i^U SU_{i,l} \\ \sum_{l+1}^{l+T_i^D} (1 - I_{i,l}) \geq T_i^D SD_{i,l} \end{cases} \quad (20)$$

#### 3) 火电机组出力约束

依据 BP 插值基函数微分特性, 对火电机组爬坡模型进行约束转化, 如式(21)所示。

$$\begin{cases} \underline{G}_i I_{i,k}^{\text{dB}} \leq G_{i,k} \leq \bar{G}_i I_{i,k}^{\text{dB}} \\ G_{i,k}^{\text{dB}} - G_{i,k-1}^{\text{dB}} \geq -R_i^d I_{i,k}^{\text{dB}} / Q \\ G_{i,k}^{\text{dB}} - G_{i,k-1}^{\text{dB}} \leq R_i^u I_{i,k}^{\text{dB}} / Q \end{cases} \quad (21)$$

#### 4) 机组备用约束

依据 BP 插值基函数微分特性, 求得风电爬坡率插值系数序列, 将风电爬坡特征映射到连续解空间插值系数中, 作为风电插值序列爬坡特征。计及风电的功率-爬坡特征, 采用第 1 节所提的备用需求量化方法确定连续时间向上备用需求  $B_k^{\text{dB,u}}$  和向下备用需求  $B_k^{\text{dB,d}}$ 。

$$\left\{ \begin{array}{l} G_{i,k}^{\text{dB,ub}} = G_{i,k}^{\text{dB}} + b_{i,k}^{\text{dB,u}} \\ G_{i,k}^{\text{dB,db}}(k) = G_{i,k}^{\text{dB}} - b_{i,k}^{\text{dB,u}} \\ G_{i,k}^{\text{dB,ub}} \leq \overline{G}_i I_{i,k}^{\text{dB}} \\ G_{i,k}^{\text{dB,db}} \geq \underline{G}_i I_{i,k}^{\text{dB}} \\ G_{i,k}^{\text{dB,db}} - G_{i,k-1}^{\text{dB}} \geq -R_i^d I_{i,k}^{\text{dB}} / Q \\ G_{i,k}^{\text{dB,ub}} - G_{i,k-1}^{\text{dB}} \leq R_i^u I_{i,k}^{\text{dB}} / Q \\ \sum_{i \in G} b_{i,k}^{\text{dB,u}} \geq B_k^{\text{dB,u}} \\ \sum_{j \in G} b_{i,k}^{\text{dB,d}} \geq B_k^{\text{dB,d}} \end{array} \right. \quad (22)$$

### 5) 储能运行约束

$$\left\{ \begin{array}{l} \underline{P}_{\text{chr}} \alpha_k^{\text{dB}} \leq p_k^{\text{dB,chr}} \leq \overline{P}_{\text{chr}} \alpha_k^{\text{dB}} \\ \underline{P}_{\text{dis}} (1 - \alpha_k^{\text{dB}}) \leq p_k^{\text{dB,dis}} \leq \overline{P}_{\text{dis}} (1 - \alpha_k^{\text{dB}}) \\ E_k^{\text{dB}} - E_{k-1}^{\text{dB}} = (\eta_{\text{chr}} p_k^{\text{dB,chr}} - (1/\eta_{\text{dis}}) p_k^{\text{dB,dis}}) / Q \\ \underline{E} \leq E_k^{\text{dB}} \leq \overline{E}, E_0^{\text{dB}} = E_{\text{end}}^{\text{dB}} \end{array} \right. \quad (23)$$

### 6) 插值函数约束

在连接多组插值函数空间时，为保证曲线平滑连续，限制相邻插值函数插值系数前一段末与后一段初的大小、斜率相等。

$$\left\{ \begin{array}{l} b^{\text{dB,u}} \geq 0 \\ b^{\text{dB,d}} \geq 0 \\ (\cdot)_{(3l+1)}^{\text{dB}} - (\cdot)_{(3l)}^{\text{dB}} = (\cdot)_{(3l+2)}^{\text{dB}} - (\cdot)_{(3l+1)}^{\text{dB}} \end{array} \right. \quad (24)$$

式中： $k$ 为插值序列编号； $l$ 为插值函数空间连接组数， $l \in 1, \dots, H$ ，对应24个调度时段。通过解空间变换，将连续时间 $t$ 变换为离散插值系数 $k$ ，进而求解混合整数线性规划。

## 3 算例分析

基于 Elia 网站比利时某风电场 2020—2023 年数据验证所提考虑爬坡特征的风电预测误差拟合方法的有效性，根据风电场装机容量对数据进行归一化处理，取 1% 的数据作为测试集，剩余数据为模型数据集。在此基础上，分别在改进的 IEEE 39 节点和 IEEE 118 节点系统上进行算例分析，设置失负荷风险单位成本为 200 美元/MWh，弃风风险单位成本为 80 美元/MWh<sup>[31]</sup>。计算机配置为 Intel Core i5-13400，内存为 16 GB。

### 3.1 风电出力预测误差模型准确性验证

#### 3.1.1 模型评价指标

采用可信度、区间平均宽度、技能得分指标评估误差预测模型准确性。

1) 可信度指标  $R_{\text{ACE}}$ 。当置信度相同时， $R_{\text{ACE}}$  越小，模型拟合结果和实际数据贴合度越高，准确度越高。

$$R_{\text{ACE}} = \left| \frac{1}{N} \sum_j^N \xi_j^\sigma - (1 - \sigma) \right| \quad (25)$$

式中： $N$ 为预测点数； $\xi_j^\sigma$ 用来表征预测区间是否包含第 $j$ 个样本实际值(1为包含，0为不包含)。

2) 区间平均宽度  $I_{\text{PINAW}}$ 。当置信度相同时， $I_{\text{PINAW}}$  越小，预测区间越窄，对风电随机波动范围刻画越精准。

$$d_j^\sigma = \Delta \hat{p}_j^\sigma - \Delta \underline{\hat{p}}_j^\sigma \quad (26)$$

$$I_{\text{PINAW}} = \frac{1}{N} \sum_j^N d_j^\sigma \quad (27)$$

式中： $d_j^\sigma$ 为第 $j$ 个预测区间宽度； $\Delta \hat{p}_j^\sigma$ 、 $\Delta \underline{\hat{p}}_j^\sigma$ 分别为区间上下界。

3) 平均区间得分  $S_{\text{IS}}$ 。该指标能综合反映给定置信度下的区间宽度和对实际曲线的覆盖效果， $S_{\text{IS}}$  越小说明预测区间综合评价越好。

$$s_j^\sigma = \begin{cases} -2(1 - \sigma)d_j^\sigma - 4(\Delta \hat{p}_j^\sigma - \hat{p}_j), \hat{p}_j < \Delta \underline{\hat{p}}_j^\sigma \\ -2(1 - \sigma)d_j^\sigma, \Delta \underline{\hat{p}}_j^\sigma < \hat{p}_j < \Delta \hat{p}_j^\sigma \\ -2(1 - \sigma)d_j^\sigma - 4(\hat{p}_j - \Delta \hat{p}_j^\sigma), \hat{p}_j > \Delta \hat{p}_j^\sigma \end{cases} \quad (28)$$

$$S_{\text{IS}} = \frac{1}{N} \sum_j^N |s_j^\sigma| \quad (29)$$

式中： $\hat{p}_j$ 为第 $j$ 个样本实际值， $s_j^\sigma$ 为第 $j$ 个样本对应的平均区间得分。

#### 3.1.2 预测误差精度分析

选取典型日对比分析以下3种不同方法得到的预测误差：方法 A1 仅考虑风电预测功率；方法 A2 考虑风电预测功率及爬坡幅值；方法 A3 考虑风电预测功率及多爬坡特征(本文方法)。

图3为典型日预测误差与风电实际出力对比示意图，可以发现，采用本文风电预测误差模型得到的预测误差区间能更好地反映爬坡发展过程风电预测误差变化情况。以图3(a)中的12:00—18:00、图3(c)中的00:00—12:00的上爬坡段，图3(b)中的12:00—24:00、图3(d)中的00:00—12:00的下爬坡段为例，方法 A3 所得误差区间随着风电爬坡发展有增大趋势，符合预测误差度随爬坡发展不断提高的规律；而由于风电预测功率和爬坡功率较稳定，方法 A1、A2 相对预测误差区间变化不大，均无法有效反映该特征。以图3(a)中的00:00—12:00时段为例，风电预测功率出现小波动现象，方法 A3 对应较大预测误差区间，是由于风电小波动功率变化复杂，为确保预测误差区间置信度，产生了较大的预测误差区间。可以看出，本文所提预测误差模型能较好地跟踪风电爬坡。

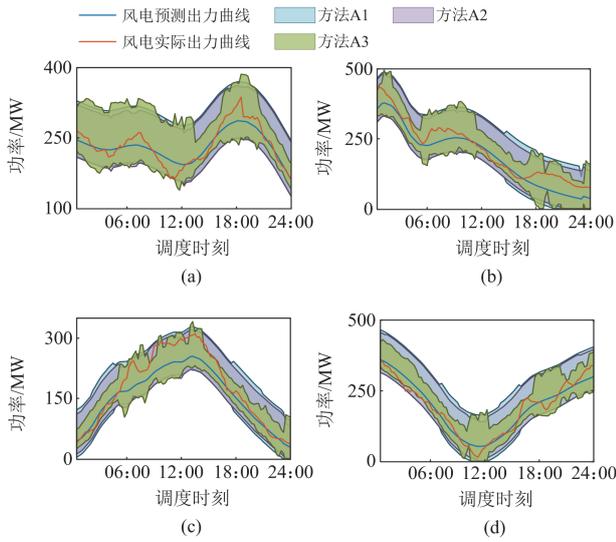


图3 不同方法下典型日风电预测误差区间

Fig. 3 Typical daily wind power prediction error intervals with different methods

表1给出了置信度为80%时不同方法预测误差拟合方法的指标评价结果。方法A3的指标结果均优于其他方法,这是由于方法A1、A2忽略爬坡持续时间对预测误差的影响,造成区间平均宽度较宽,在实际运行中就需要预留更多备用容量。方法A1、A2的 $S_{IS}$ 指标较大,即相同置信度下区间宽度较大,同时对实际曲线的覆盖效果相对较差,说明未考虑风电爬坡段发展的误差模型不够准确。通过以上分析可知,本文所提方法考虑风电多爬坡特征,可有效提高预测误差区间预测的准确性,为合理制定调度计划提供依据。

表1 不同方法预测误差模型指标(置信度为0.8)

Table 1 Indicators of prediction error models with different methods (confidence level 0.8)

指标	方法 A1	方法 A2	方法 A3
$R_{ACE}$	0.095	0.074	0.018
$I_{PINAW}$	131.9	121.0	107.9
$S_{IS}$	125.4	103.2	76.16

### 3.2 基于 IEEE 39 节点连续时间调度算例分析

#### 3.2.1 风电预测误差模型对调度优化结果的影响

基于连续时间插值系数序列确定不同条件特征下的预测误差分布,进而研究风电预测误差对电力系统调度的影响。

图4为部分爬坡时段序号 $d_q$ 对应二维区间下预测误差分布情况,具体集合数据见附录C表C1。由图4和表C1可以看出,随着风电爬坡段的发展,预测误差分布有明显差异,表明考虑多条件特征对

风电爬坡特征进行精细化建模,能更准确地反映预测误差分布情况。

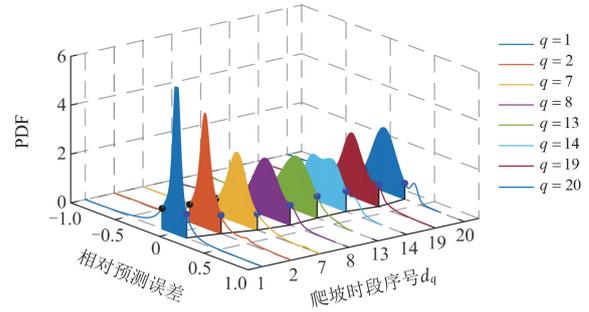


图4 条件特征对应相对预测误差分布

Fig. 4 Conditional features corresponding to the relative prediction error distribution

建立不考虑风险成本的连续时间模型,预测误差区间直接对应系统备用容量,验证风电预测误差模型在调度模型中的有效性。设置两种确定备用需求方案进行仿真分析优化调度结果。(1)方案B1:仅考虑风电预测功率拟合预测误差分布;(2)方案B2:本文考虑风电预测功率及多爬坡特征。

不同方案的备用容量区间优化结果如图5所示。由图5可以看出,相比方案B1,方案B2的备用容量区间波动更明显,这是由于引入爬坡时段序号分区的预测误差条件建模更精细,更能反映爬坡段发展对预测误差的影响。以06:00—08:00的下爬坡段为例,方案B2的备用容量随爬坡发展增大,可以验证风电爬坡时不确定性更明显的现象。从整体看,方案B2的备用容量曲线小于方案B1,说明考虑风电爬坡特征可以更加合理配置备用容量。

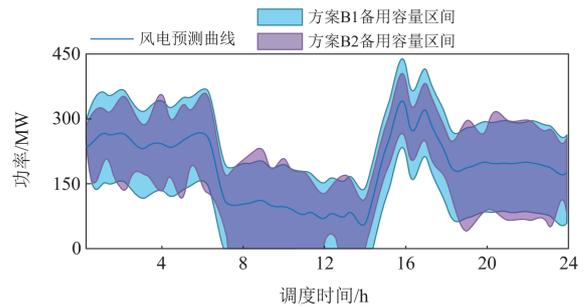


图5 备用容量区间

Fig. 5 Reserve capacity range

不同方案的优化结果如表2所示。由表2可知,方案B2的运行总成本下降,备用成本减小,本文考虑爬坡特征建立多条件预测误差分布模型,在保证相同置信水平的前提下能够有效缩减备用区间,合理优化系统备用方案。同时,由于所提出的预测误差概率分布拟合方法具有更好的拟合效果,能够

更准确地刻画风电随机波动，在备用成本降低的同时风险成本也显著减少。

表 2 不同方案下系统优化结果

Table 2 System optimization results for different programs

美元				
方案	日前运行总成本	机组运行成本	备用成本	风险成本
B1	790 224	525 036	73 799	191 044
B2	738 817	526 614	67 788	144 070

### 3.2.2 连续时间优化调度模型算例结果

设置 3 种方案进行对比分析，验证所建连续时间优化调度模型的合理性和经济性：方案 C1 基于传统离散调度模型，不设置风险成本；方案 C2 基于连续时间调度模型，不设置风险成本；方案 C3 基于连续时间调度模型，设置风险成本。

图 6 为不同方案机组出力计划，结合表 3 中的成本优化结果，对比不同方案机组计划出力情况及运行经济性。由图 6 可以看出，方案 C1 为离散时间优化调度，未考虑风电的连续时间变化，特别是风电爬坡段连续波动，导致部分机组进行了启停操作，整体经济性较差，而方案 C2、C3 为连续时间调度，充分考虑了调度时段内的风电连续随机变化，能充分应对风电随机波动且避免机组频繁启停，经济性更佳。方案 C2、C3 的机组出力计划基本相同，

方案 C3 考虑风险成本后，提高了备用容量，降低系统风险，备用成本增加了 45.1%，但显著降低了系统运行风险成本，整体经济性较好。

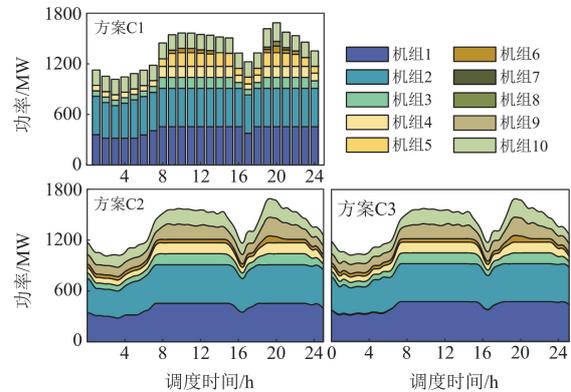


图 6 机组出力计划

Fig. 6 Unit output plan

由表 3 中 3 种方案成本结果对比可知，方案 C2、C3 采用的连续时间优化模型，机组出力计划为连续功率曲线，可以反映调度时段的连续时间功率波动情况，能够制定更精细的调度计划并提升经济性。相比于方案 C2 和 C3，方案 C1 的机组运行成本提高，备用、风险成本降低，总成本分别增加了 31.4% 和 16.4%，这是由于其采用离散建模忽略了调度时段风电、负荷的连续变化，运行总成本不高。

表 3 不同方案的系统优化成本对比

Table 3 System optimization cost comparison for different programs

美元						
方案	日前运行总成本	机组运行成本	备用成本	切负荷风险成本	弃风风险成本	储能运行成本
C1	834 241	597 340	56 321	1805.9	185 380	274
C2	738 817	526 610	67 788	1098.8	142 970	351
C3	634 937	525 322	98 362	9838.2	1064.5	351

图 7 为系统净负荷预测曲线、机组计划出力及备用区间情况。由图 7 和图 5 可知，06:00—08:00、17:00—19:00 出现风电下爬坡段和 15:00—16:00 出现风电上爬坡段，方案 C2 离散优化模型中时段点备用无法应对调度时段内净负荷波动。以方案 C1 中 16:00 时净负荷向下爬坡为例，实际连续净负荷曲线经过了下降再上升的过程，对应的离散点预测无法准确反映风电爬坡变化趋势。因此，仅利用离散的风电预测信息，忽略风电连续功率曲线波动会导致备用容量配置不足，严重时会导致系统弃风、切负荷，增大系统运行压力和风险。方案 C2、C3 能够制定更加精细化的调度计划，可确定全调度时段连续时间功率变化情况，能够充分考虑次小时级

风电爬坡，机组备用需求明显提高，风险成本有所降低，整体经济性提升。

对比不同方案备用容量变化趋势。方案 C1 的备用容量变化为离散状态，相比其他方案整体较小且平稳，这是由于风电预测误差模型中爬坡特征变化简单，且采用离散优化方法忽略了连续变化信息，导致其备用容量变化不明显且偏于乐观。方案 C2、C3 采用连续时间模型，深入挖掘风电持续时间和爬坡率特征变化情况，条件特征分区更精细，备用容量方案能更好地应对风电爬坡段。方案 C3 的备用容量区间相比于方案 C2 也有明显提高，这是由于考虑到风险成本后，适当提高备用容量以提高系统运行安全性。

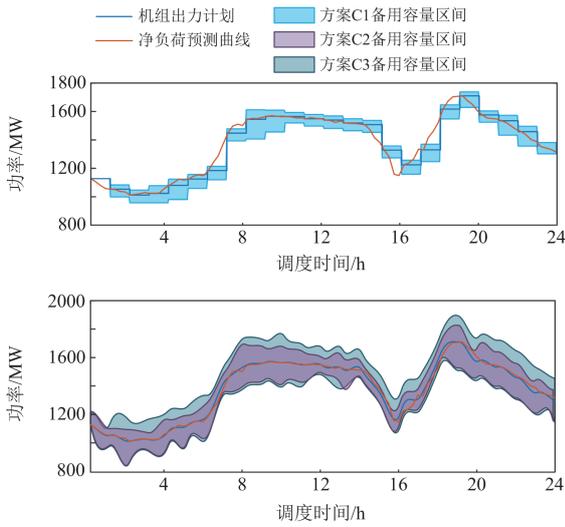


图7 净负荷曲线及备用容量

Fig. 7 Net load profile and reserve capacity

### 3.3 基于 IEEE 118 节点连续时间调度算例分析

在 IEEE 118 节点系统中进行算例分析, 验证所提方法在不同规模系统中的有效性和适用性。系统总装机容量为 7220 MW, 风电装机为 800 MW, 负荷峰值为 7320 MW。表 4 为系统运行成本优化结果, 图 8 为净负荷曲线和备用容量情况。结合表 4 和图 8 中不同系统和方案的优化结果, 进一步对比分析本文所提调度方法适用性和可行性。

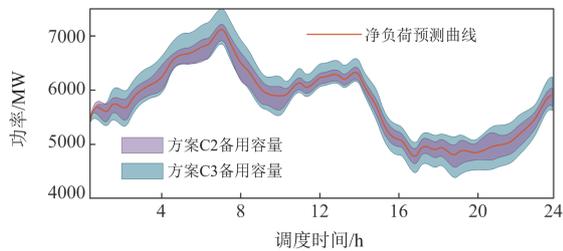


图8 净负荷曲线及备用容量

Fig. 8 Net load profile and reserve capacity

表 4 不同方案下系统优化结果

Table 4 System optimization results for different programs  
美元

方案	日前运行总成本	机组运行成本	备用成本	风险成本
C2	2 304 607	1 885 092	68 870	350 085
C3	1 987 366	1 885 566	74 969	23 648

由图 8 可以看出, 随着系统容量、风电并网容量增加, 系统预留备用容量增多以应对增加的风电不确定性。对比表 4 中的方案 C2、C3, 机组运行成本相差不大, 机组出力计划变化不明显, 由于方案 C3 考虑系统运行风险成本, 备用成本增加, 风

险成本大幅度降低, 提高系统运行安全性。方案 C3 在 IEEE 39 和 IEEE 118 节点系统中的计算时间分别为 312 s 和 865 s, 能够满足工程实际需要。上述结果显示, 本文所提调度方案在不同类型规模的电力系统中具有适用性。

## 4 结论

本文基于连续时间优化理论, 计及系统风险成本, 提出一种考虑风电爬坡备用需求的日前优化调度方法, 并建立了的优化调度模型, 能够实现系统的安全经济运行。计及风电爬坡及功率特征分析了风电随机变化特性, 提出系统备用需求量化方法。通过算例分析得到如下结论:

1) 考虑风电功率-爬坡特征的预测误差分布拟合方法能够充分顾及风电爬坡段的影响, 提高预测误差区间拟合精度, 合理确定系统备用需求, 有效降低备用成本;

2) 所建立的连续时间调度模型考虑调度时段内风电连续随机波动特征和 CVaR 风险成本, 确定出力计划和备用方案, 能够提高系统运行灵活性, 实现经济性和安全性的协同优化。

本文没有深入考虑风电场间功率耦合关系, 后续可以探索风电场集群爬坡对系统备用需求确定的影响。

## 附录 A

为减少连续时间参数维度, 采用基于 BP 插值的连续时间建模方法, 构建样条函数空间, 定义为

$$b_{q,Q}(\tau) = C_Q^q \tau^q (1-\tau)^{Q-q}, \tau \in [0,1] \quad (A1)$$

$$C_Q^q = \frac{Q!}{q!(Q-q)!} \quad (A2)$$

样条函数计算量随着多项式阶数  $Q$  的增加而增大, 且容易出现拟合数据不稳定的情况。考虑到  $Q=3$  时, 基本可满足要求, 采用 3 次样条函数拟合 Bezier 曲线  $P(\tau)$ 。

$$P(\tau) = \sum_{q=0}^3 P_q^{B,3} b_{q,3}(\tau) = (\mathbf{P}_{B,3})^T \mathbf{b}_3(\tau), \tau \in [0,1] \quad (A3)$$

式中:  $\mathbf{b}_3(\tau)$  为由  $b_{q,3}(t)$  组成的向量;  $P_q^{B,3}$  为插值系数;  $\mathbf{P}_{B,3}$  为对应插值系数矩阵。

$$\mathbf{P}_{B,3} = [P_0^{B,3}, P_1^{B,3}, P_2^{B,3}, P_3^{B,3}]^T \quad (A4)$$

如图 3 所示, 利用  $\mathbf{P}_{B,3}$  均匀分布在调度时段内形成控制曲线  $B_0$ 、Bezier 拟合曲线  $P(\tau)$ 。

在连接多组样条函数空间时, 为保证曲线平滑连续, 约束相邻样条函数插值系数前一段末与后一段初的大小、斜率相等, 形成连续插值序列  $\mathbf{P}_B$ ,  $P_{(i)}^{B,3} \in \mathbf{P}_B$ 。

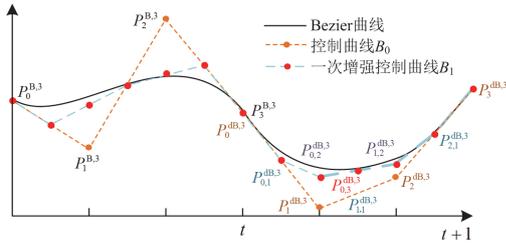


图 A1 Bezier 曲线及其控制曲线示意图

Fig. A1 Schematic diagram of Bezier curve and control curve

$$P_{(3l+1)}^B - P_{(3l)}^B = P_{(3l+2)}^B - P_{(3l+1)}^B \quad (A5)$$

式中,  $l$  为样条函数连接组编号。

为提高控制曲线包络效果, 采用 de Casteljau 算法提高控制曲线与 Bezier 曲线的逼近程度。通过分割迭代将一条  $Q$  次 Bezier 曲线表示为前后两条  $Q-1$  次 Bezier 曲线的线性组合<sup>[23]</sup>。Bezier 曲线递推计算公式为

$$P_{a,b}^{dB,3} = \begin{cases} P_b^{B,3} & a=0 \\ (1-u)P_{a-1,b}^{dB,3} + uP_{a-1,b+1}^{dB,3} & \begin{cases} a=1,2,\dots,Q \\ b=0,1,\dots,Q-a \end{cases} \end{cases} \quad (A6)$$

式中:  $P_{a,b}^{dB,3}$  为递推形成的新的控制点; 本文  $u$  取 0.5。如图 3 一次增强控制曲线  $B_1$  所示, 顺序排列为一次增强控制点矩阵  $P_{dB,3}$  和连续插值序列  $P_{dB}$ 。

$$P_{dB,3} = [P_0^{dB,3}, P_{0,1}^{dB,3}, P_{0,2}^{dB,3}, P_{0,3}^{dB,3}, P_{1,2}^{dB,3}, P_{2,1}^{dB,3}, P_3^{dB,3}]^T \quad (A7)$$

## 附录 B

对基于 BP 插值的连续时间建模方法进行解空

## 附录 C

表 C1 方法 A3 误差条件集合及相对预测误差范围

Table C1 Partial method A3's error ensemble conditions and relative prediction error ranges

集合	$p$	$\dot{P}_w$	$P_{w,t}^B$	$\Delta P_w^B(1-\sigma=0.9)$
$d_1$	1	[0,0.187]	[0.144,12.31]	[-0.133,0.144]
$d_2$	2	[0.329,0.839]	[1.356,26.64]	[-0.148,0.207]
$d_7$	7	[0.575,1.262]	[23.31,49.01]	[-0.180,0.291]
$d_8$	8	[1.343,2.382]	[43.49,80.73]	[-0.165,0.336]
$d_{13}$	13	[1.534,2.586]	[76.40,140.1]	[-0.174,0.314]
$d_{14}$	14	[2.600,4.380]	[110.4,180.3]	[-0.184,0.315]
$d_{19}$	19	[0.697,1.518]	[77.99,216.0]	[-0.136,0.358]
$d_{20}$	20	[1.540,6.6143]	[141.6,264.6]	[-0.142,0.326]

## 参考文献

[1] 唐坚, 苏剑涛, 姚禹歌, 等. 面向新型电力系统的风电调频技术分析[J]. 热力发电, 2022, 51(7): 1-8.  
TANG Jian, SU Jiantao, YAO Yuge, et al. Technical analysis of power system frequency regulation by wind power for

间变换时需要利用积分、微分、约束变换特性,  $t \in [t_n, t_{n+1}]$ 。

### 1) 积分特性

拟合曲线积分后与时间无关, 等同于插值系数之和与多项式阶数  $Q$  加 1 相除。

$$\int_{t_n}^{t_{n+1}} P(t)dt = P_{B,3} \int_{t_n}^{t_{n+1}} b_3\left(\frac{t-t_n}{t_{n+1}-t_n}\right)dt = \left(\sum_{q=0}^3 P_q^{B,3}\right)/4 \quad (B1)$$

### 2) 微分特性

BP 的导数可以表示为相邻控制点差值矩阵与低一阶 ( $Q-1$ ) 多项式的乘积。

$$\dot{P}(t) = 3[P_1^{B,3} - P_0^{B,3}, P_2^{B,3} - P_1^{B,3}, P_3^{B,3} - P_2^{B,3}]^T b_2(t) = W_3 P_{B,3} b_2(t) \quad (B2)$$

$$W_3 = \begin{bmatrix} -3 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & -3 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & -3 & 3 \end{bmatrix} \quad (B3)$$

式中:  $W_3$  为三阶 BP 插值时微分项的系数矩阵;  $b_2(t)$  为由二次多项式  $b_{q,2}(t)$  组成的向量。

### 3) 约束变换特性

式(B4)、式(B5)分别为等式和不等约束变换特性。

$$P(t) = 0 \Leftrightarrow P_c^B = 0 \quad (B4)$$

$$P(t) \leq c \Leftrightarrow \max(P_c^B) \leq c \Leftrightarrow P_c^B \leq c \quad (B5)$$

若  $P(t)$  恒为 0, 则对应插值系数  $P_B$  也为 0。若  $P(t)$  恒小于某值,  $P_B$  也恒小于该值。如图 3 所示, Bezier 曲线均落在控制曲线构成的凸包内。

new power system[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(7): 1-8.

[2] 蔡文亮, 赵正晖, 汪洋, 等. 面向新型能源结构的系统调频技术回顾与展望[J]. 电测与仪表, 2023, 60(10): 1-9.

- CAI Wenliang, ZHAO Zhenghui, WANG Yang, et al. Review and prospect of frequency modulation technology for new energy structure[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(10): 1-9.
- [3] 王诗超, 刘嘉畅, 刘展志, 等. 海上风电产业现状及未来发展分析[J]. *南方能源建设*, 2023, 10(4): 103-112.  
WANG Shichao, LIU Jiachang, LIU Zhanzhi, et al. Analysis of current situation and future development of offshore wind power industry[J]. *Southern Energy Construction*, 2023, 10(4): 103-112.
- [4] 孙秦峰, 李凤婷, 王森, 等. 提升风电场有功调节能力的风储系统多时间尺度运行策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(9): 21-31.  
SUN Qinfeng, LI Fengting, WANG Sen, et al. Multitimescale operation strategy of a wind storage system to enhance the active regulation capacity of wind farms[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(9): 21-31.
- [5] 李力行, 苗世洪, 涂青宇, 等. 考虑异方差效应的风电不确定性建模及其在调度中的应用[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(8): 36-47.  
LI Lixing, MIAO Shihong, TU Qingyu, et al. Modelling of wind power uncertainty considering heteroskedasticity effect and its application in power system dispatching[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(8): 36-47.
- [6] 杜宇龙, 徐天奇, 李琰, 等. 基于自适应扩散高斯核密度风电预测误差估计的风火联合优化调度研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(21): 11-21.  
DU Yulong, XU Tianqi, LI Yan, et al. Wind-fire joint optimal dispatching based on adaptive diffusion Gaussian kernel density wind farm output power forecast error estimation[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(21): 11-21.
- [7] 蔡可天, 钱玉良. 风电接入时考虑储能和分时电价的电力系统经济调度[J]. *南方电网技术*, 2022, 16(7): 116-127.  
CAI Ketian, QIAN Yuliang. Economic dispatch of power system with wind power connected considering energy storage and time-of-use electricity price[J]. *Southern Power System Technology*, 2022, 16(7): 116-127.
- [8] 张思毅, 刘明波, 雷振兴, 等. 基于集合经验模态分解和编码器-解码器的风电功率多步预测[J]. *南方电网技术*, 2023, 17(4): 16-24.  
ZHANG Siyi, LIU Mingbo, LEI Zhenxing, et al. Multi-step prediction of wind power based on ensemble empirical mode decomposition and encoder-decoder[J]. *Southern Power System Technology*, 2023, 17(4): 16-24.
- [9] 庞博文, 丁月明, 杜善慧, 等. 基于 CEEMDAN-BO-LSTNet 的风电出力短期预测[J]. *电测与仪表*, 2023, 60(9): 109-116, 170.  
PANG Bowen, DING Yueming, DU Shanhui, et al. Short-term forecasting of wind power output based on CEEMDAN-BO-LSTNet[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(9): 109-116, 170.
- [10] 贾梦瑶, 王玉玮, 宋明浩. 基于时间生成对抗网络的风电随机场景预测[J]. *智慧电力*, 2023, 51(8): 59-66.  
JIA Mengyao, WANG Yuwei, SONG Minghao. Stochastic scenario prediction of wind power based on time generative adversarial networks[J]. *Smart Power*, 2023, 51(8): 59-66.
- [11] 刘新宇, 蒲欣雨, 李继方, 等. 基于贝叶斯优化的 VMD-GRU 短期风电功率预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(21): 158-165.  
LIU Xinyu, PU Xinyu, LI Jifang, et al. Short-term wind power prediction of a VMD-GRU based on Bayesian optimization[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(21): 158-165.
- [12] 杨建, 张利, 王明强, 等. 计及出力水平影响与自相关性的风电预测误差模拟方法[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(9): 96-102.  
YANG Jian, ZHANG Li, WANG Mingqiang, et al. Wind-power forecasting error simulation considering output level and self correlation[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(9): 96-102.
- [13] 张智, 陈艳波, 刘芳, 等. 计及运行风险和需求响应的两阶段鲁棒机组组合模型[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(3): 961-972.  
ZHANG Zhi, CHEN Yanbo, LIU Fang, et al. Two-stage robust unit commitment model considering operation risk and demand response[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(3): 961-972.
- [14] 苗长新, 王霞, 李昊, 等. 基于数值天气预报风速误差修正的风电功率日前预测[J]. *电网技术*, 2022, 46(9): 3455-3462.  
MIAO Changxin, WANG Xia, LI Hao, et al. Day-ahead prediction of wind power based on NWP wind speed error correction[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(9): 3455-3462.
- [15] 叶林, 路朋, 滕景竹, 等. 考虑风电功率爬坡的功率预测-校正模型[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(6): 49-56.  
YE Lin, LU Peng, TENG Jingzhu, et al. A power prediction-correction model considering wind power climbing slope[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(6): 49-56.
- [16] 乔妍, 韩丽, 李梦洁. 基于爬坡特征和云模型的风电功率预测误差区间评估[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(11): 75-84.  
QIAO Yan, HAN Li, LI Mengjie. Interval estimation of wind power forecasting error based on ramp features and

- cloud model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(11): 75-84.
- [17] 韩丽, 于晓娇, 喻洪波, 等. 基于波动趋势分段的风电功率区间预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 206-215.  
HAN Li, YU Xiaojiao, YU Hongbo, et al. Wind power interval prediction based on fluctuation trend segmentation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 206-215.
- [18] 甘迪, 柯德平, 孙元章, 等. 考虑爬坡特性的短期风电功率概率预测[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(4): 145-150.  
GAN Di, KE Deping, SUN Yuanzhang, et al. Short-term probabilistic wind power forecast considering ramp characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4): 145-150.
- [19] 王志欣, 王明强, 杨明, 等. 考虑风电备用可靠性的电力系统备用优化[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 142-150.  
WANG Zhixin, WANG Mingqiang, YANG Ming, et al. Reserve optimization for power system considering reliability of wind power reserve[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 142-150.
- [20] 聂涌泉, 彭超逸, 胡亚平, 等. 基于边缘计算的高渗透率微电网并行分布式优化经济调度[J]. 南方电网技术, 2023, 17(1): 114-124.  
NIE Yongquan, PENG Chaoyi, HU Yaping, et al. Parallel distributed optimal economic dispatch of high penetration microgrid based on edge computing[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(1): 114-124.
- [21] 何成明, 杨金刚, 王洪涛, 等. 应对风电功率爬坡事件备用需求分析和预防控制[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(7): 51-57.  
HE Chengming, YANG Jingang, WANG Hongtao, et al. Reserve demand analysis and preventive control strategy to deal with wind power ramp[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(7): 51-57.
- [22] 陈皇森, 石立宝. 考虑多风电场出力预测误差分布特征的随机机组组合[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 5026-5040.  
CHEN Huangsen, SHI Libao. Stochastic unit commitment considering output forecast error distribution characteristics of multiple wind farms[J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 5026-5040.
- [23] BAGHERINEZHAD A, KHATAMI R, PARVANIA M. Continuous-time look-ahead flexible ramp scheduling in real-time operation[J]. International Journal of Electrical Power & Energy System, 2020, 119: 105895.
- [24] LI B, BAGHERINEZHAD A, KHATAMI R, et al. Continuous-time look-ahead optimization of energy storage in real-time balancing and regulation markets[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(3): 3230-3237.
- [25] NIKOUBAKHT A, AGHAEI J, SHAFIE-KHAH M, et al. Minimizing wind power curtailment using a continuous-time risk-based model of generating units and bulk energy storage[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6): 4833-4846.
- [26] 周博, 艾小猛, 方家琨, 等. 计及超分辨率风电出力不确定性的连续时间鲁棒机组组合[J]. 电工技术学报, 2021, 36(7): 1456-1467.  
ZHOU Bo, AI Xiaomeng, FANG Jiakun, et al. Continuous-time modeling based robust unit commitment considering beyond-the-resolution wind power uncertainty[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(7): 1456-1467.
- [27] FERREIRA C, GAMA J, MATIAS L, et al. A survey on wind power ramp forecasting[R]. USA: Argonne National Laboratory (ANL), 2011.
- [28] 孙亚南, 黄越辉, 孙谊嫻, 等. 基于运行数据的短期风电功率预测误差互补特性探析[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(21): 215-223.  
SUN Yanan, HUANG Yuehui, SUN Yiqian, et al. Operation data based analysis on complementary characteristics of short-term power prediction error for wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(21): 215-223.
- [29] 徐询, 谢丽蓉, 叶林, 等. 基于非参数核密度估计的风电场有功功率双层优化模型[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(2): 43-55.  
XU Xun, XIE Lirong, YE Lin, et al. Bi-level optimization model of active power for wind farm based on nonparametric kernel density estimation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 43-55.
- [30] ZHOU B, FANG J, AI X, et al. Flexibility-enhanced continuous-time scheduling of power system under wind uncertainties[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4): 2306-2320.
- [31] ZHANG G, LI F, XIE C. Flexible robust risk-constrained unit commitment of power system incorporating large scale wind generation and energy storage[J]. IEEE Access, 2020, 8: 209232-209241.

收稿日期: 2024-03-31; 修回日期: 2024-08-25

作者简介:

张野(2001—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统优化调度; E-mail: zhangye2113@126.com

李凤婷(1965—), 女, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为可再生能源与并网技术等。E-mail: xjlf2009@sina.com

(编辑 姜新丽)