

考虑源荷预测偏差的电力系统备用容量优化及成本分摊

曹智超^{1,2}, 贾燕冰^{1,2}, 黄 亮^{1,2}, 段麟奇^{1,2}

(1. 电力系统运行与控制山西省重点实验室(太原理工大学), 太原 030024;

2. 煤电清洁控制教育部重点实验室, 太原 030024)

摘 要: 该文考虑不确定性针对需求侧参与的电力系统备用容量优化及成本分摊机制开展研究, 基于高斯-拉普拉斯分布改进了风光预测偏差概率分布模型, 提出基于 Box Muller 变换的改进拉丁超立方抽样方法以模拟备用需求场景, 考虑条件风险约束构建成本最小为目标的备用总容量优化模型; 提出以分摊效用值满足 Maxmin 公平为目标, 以成本分摊约束区间为约束的备用容量成本分摊模型。IEEE-30 标准测试算例表明该文改进拉丁超立方抽样法可有效提升抽样效率减小计算时间, 所提分配策略可实现权责分配, 更有效激励需求侧参与备用市场。

关键词: 备用容量; Box Muller 变换; 拉丁超立方抽样; 成本分摊; 效用资源等效

中图分类号: TM7

文献标志码: A

0 引 言

随着新型电力系统建设推进, 传统机组占比逐渐减小, 电力系统源侧备用资源日益紧张, 同时大规模新能源接入加剧了系统不确定性, 电力系统可靠运行面临巨大挑战^[1-3]。在电力市场环境, 充分考虑源荷双侧不确定性, 研究需求侧共同参与的备用容量优化分配方案及科学合理的成本分摊机制, 是引导需求侧资源参与备用市场、保证新型电力系统可靠运行的关键^[4-5]。

新能源大规模接入后, 源荷预测偏差使电力系统备用容量优化面临更大挑战, 构建源荷预测偏差模型并建立典型备用场景是研究热点之一。核密度估计^[6]、高斯分布^[7-8]和拉普拉斯分布^[9]是目前常用的新能源分布概率模型, 基于蒙特卡洛抽样^[6]或拉丁超立方抽样法^[10]生成备用典型场景, 采用机会约束^[7]或安全约束^[11]求解最优备用配置模型。随着系统规模增大、新能源占比提升, 精确描述源荷偏差并提升需求场景抽样效率是开展备用容量优化的前提。同时, 目前备用容量确定时通常以备用运行成本最小化为目标^[12-14], 而随着电力市场的发展, 参与备用市场意味着电量市场的收益减少, 且系统全天各时刻系统正负备用需求差异增大了市场成本差距, 在进行备用容量优化时需考虑不同类型备用容量及电量市场对备用成本的影响, 以进一步提高系统安全性和经济性。

合理的备用成本分摊机制是引导更多资源参与备用市场的重要动力, 文献[6]通过市场参与者间的替代效益计算价值量, 采用 Vickrey Clarke Groves 理论将备用成本分摊给新能源和负荷; 文献[15]将发输荷三方不确定因素对失负荷概率的影响作为备用成本分摊依据; 文献[16]建立基于条件风险备用的容量费用分摊模型; 文献[17]以预测偏差标准差改变量作为比例分摊依据; 文献[18]以备用容量贡献率矩阵进行分摊; 文献[19]提出考虑二次结算周期影响因素的改进 Shapley 值法对辅助服务成本进行分摊; 文献[20]提出考虑风光荷预测偏差影响的 Shapley 值备用成本分摊方法。现有文献备用成本分摊只考虑容量成本, 而随着电力市场逐步完善, 参与备用市场意味着失去了其在电量市场的获利, 尤其电量紧缺时通常备用需求越大, 其损失的机会成本越大, 且同样容量的备用在不同时刻所产生的效用也不相同, 因此考虑火电机组参与备用市场的机会成本及备用效用的影响, 研究更加合理的备用成本分摊机制, 将有助于激励多方资源积极参与备用容量市场。

综上, 本文基于高斯-拉普拉斯混合分布模型改进了风光不确定概率分布函数, 并提出基于 Box Muller 降阶处理的改进拉丁超立方抽样法, 以提高备用需求场景抽样效率和精度; 考虑正负备用电量市场机会成本和条件风险价值约束, 以备用成本最小为目标建立了需求侧共同参与的备用容量优化模型; 提出基于 Maxmin 公平的备用容量成本分摊机制,

收稿日期: 2025-02-18

基金项目: 国家自然科学基金(U24A20268)

通信作者: 贾燕冰(1980—), 女, 博士、教授, 主要从事综合能源协同优化方面的研究。jybyut@163.com

以分摊效用值满足 Maxmin 公平为目标,以成本分摊约束区间为约束条件,构建备用容量成本分摊模型,提高分摊的公平性,以有效激励各责任方降低风险度,促进“电能量+辅助服务”的市场体系建设。

1 基于改进拉丁超立方抽样的备用场景生成

1.1 电力系统不确定性概率模型

备用容量场景设定需兼顾电力系统中新能源预测偏差、负荷预测偏差、常规发电机组故障等引起的不确定性源负荷波动需求。

1.1.1 风光预测偏差概率分布

由风光实际运行历史数据分析可知,风光实际预测偏差如图 1 中黑实线所示^[21],在均值附近具有尖峰特性,在尾部易出现厚尾特性。现有文献常用的核密度估计方法通过增大样本数量可达到较好的拟合效果,但随着系统规模增大,样本数过多导致典型场景计算量过大,若样本数据较少、核函数单一会导致拟合模型噪点较多、轮廓边缘处理过于粗糙^[22]。高斯分布和拉普拉斯分布精度不受样本数的影响,但高斯分布模型均值尖峰特性不足且尾部特性较少^[7],拉普拉斯分布具有尖峰特性,但由图 1 可见这两种分布对预测偏差的刻画均偏大或偏小。本文提出利用两种分布函数的优势,构建高斯-拉普拉斯混合分布,以提高风光预测偏差的刻画精度。

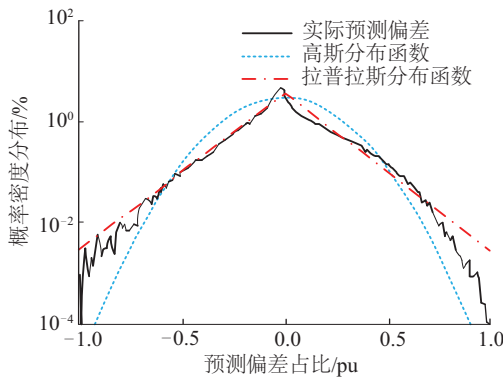


图 1 不同预测偏差概率分布函数对比

Fig. 1 Compare of probability distribution functions of different prediction deviations

高斯-拉普拉斯混合分布刻画的风光预测偏差 $\Delta P_{V(\cdot),d}$ 的概率密度分布函数 $\rho(\Delta P_{V(\cdot),d})$ 为:

$$\rho(\Delta P_{V(\cdot),d}) = \omega_1 \frac{a}{2b} \exp\left(-\frac{|\Delta P_{V(\cdot),d} - \mu_{(\cdot)}|}{b}\right) + \omega_2 \frac{1-a}{\sqrt{2\pi}\sigma_{(\cdot)}} \exp\left[-\frac{(\Delta P_{V(\cdot),d} - \mu_{(\cdot)})^2}{2\sigma_{(\cdot)}^2}\right] \quad (1)$$

$$= a\omega_1 A + (1-a)\omega_2 B$$

式中:下标 $(\cdot)$ ——W1、W2、S1 或 S2 代表风电或光伏机组;

$\Delta P_{V(\cdot),d}$ ——风/光预测偏差, MW; $\mu_{(\cdot)}$ ——风/光预测偏差期望值, MW; $\sigma_{(\cdot)}$ ——风/光预测偏差标准差, MW; k ——预测风光出力峰值, MW; $a = 2 - \frac{k}{3}$, $b = \sqrt{\frac{\sigma_{(\cdot)}^2}{2}}$, $k = \frac{E(\Delta P_{V,d} - \mu_{(\cdot)})^4}{\sigma_{(\cdot)}^4}$;

A ——标准拉普拉斯分布; B ——标准高斯分布; ω_1, ω_2 ——权重系数, 且 $a\omega_1 + (1-a)\omega_2 = 1$, 以确保风光预测偏差 $\Delta P_{V(\cdot),d}$ 累积分布函数满足有界性^[9]。

新能源机组实际出力与预测值间的历史偏差统计数据并未限定偏差原因,由于机组故障所产生的偏差也体现在预测偏差中,故新能源机组故障所导致的出力偏差不再单独计算。

1.1.2 负荷预测偏差概率分布

负荷预测偏差概率分布 $\rho(\Delta P_{VL,d})$ 采用高斯分布函数表示:

$$\rho(\Delta P_{VL,d}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} \exp\left(-\frac{(\Delta P_{VL,d} - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right) \quad (2)$$

式中: $\Delta P_{VL,d}$ ——负荷预测偏差值, MW; μ_L ——负荷预测偏差期望值, MW; σ_L ——系统负荷预测误差标准差, MW。

1.1.3 常规发电机组停运容量概率分布

采用卷积法刻画常规机组停运容量与故障重数的关系,停运容量概率密度函数 ρ_i 表示为:

$$\rho_i(\Delta P_{G,d}) = (1 - p_i) \rho_{i-1}(\Delta P_{G,d}) + p_i \rho_{i-1}(\Delta P_{G,d} - C_i) \quad (3)$$

式中: $\rho_i(\Delta P_{G,d})$ ——投入机组 i 的停运容量概率密度; $\Delta P_{G,d}$ ——停运容量, MW; p_i ——机组 i 的强迫停运率; C_i ——机组 i 的容量, MW。

由于源荷预测偏差及机组随机停运,系统等效备用需求 ΔP_t 计为:

$$\Delta P_t = \Delta P_{VL,d} - \Delta P_{VS,d} - \Delta P_{VW,d} - \Delta P_{G,d} \quad (4)$$

当 $\Delta P_t > 0$ 时,负荷增量大于发电正偏差,系统出现功率缺额,需要系统提供正备用维持有功功率的平衡;当 $\Delta P_t < 0$ 时,负荷减小量小于发电负偏差,系统功率过剩,需要系统提升负备用维持有功功率的平衡。

1.2 基于 Box Muller 变换的累积分布函数求解

拉丁超立方抽样通过较少次数的抽样,准确地重建输入分布,其关键是对累积概率分布进行分层,将累积曲线分成相等的区间。式(1)中风光预测偏差模型无法高效进行样本抽取,目前常采用三次样条插值、非参数核密度估计等数据拟合法以提高抽样效率^[23],但拟合点数少会降低计算精度,而增大拟合点数又会影响计算效率。Box Muller 变换^[24]可将高阶变量分解为两个服从均匀分布的随机变量,实现高斯分布向均匀分布的映射,通过高阶分布函数降阶准确求取累积分布函数。本节提出基于 Box Muller 变换的源荷预测偏差累积分布函数求取方法,以提高基于拉丁超立方抽样的备用典型场景生成效率和计算精度。

以负荷预测偏差 $\Delta P_{VL,d}$ 为例, 其 Box Muller 变换过程如下:

取 $z = \frac{\Delta P_{VL,d} - \mu_L}{\sigma_L}$, 则 $\Delta P_{VL,d} = z\sigma_L + \mu_L$, 预测偏差概率分布 $\rho(\Delta P_{VL,d})$ 的累积分布函数可表示为:

$$\int_{-\infty}^{\Delta P_{VL,d}} \rho(\Delta P_{VL,d}) d\Delta P_{VL,d} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz \quad (5)$$

令 $|z| = \sqrt{z_1^2 + z_2^2}$, 式(5)在笛卡尔平面 $Z_1 \times Z_2$ 上表示为:

$$\left[\int_{-\infty}^{\Delta P_{VL,d}} \rho(\Delta P_{VL,d}) d\Delta P_{VL,d} \right]^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{Z_1} \int_{-\infty}^{Z_2} \exp\left(-\frac{z_1^2 + z_2^2}{2}\right) dz_1 dz_2 \quad (6)$$

取 $z_1 = r_L \cos \varphi_L, z_2 = r_L \sin \varphi_L$, 则式(6)变为:

$$\left[\int_{-\infty}^{\Delta P_{VL,d}} \rho(\Delta P_{VL,d}) d\Delta P_{VL,d} \right]^2 = \frac{1}{2\pi} \int_0^\varphi d\varphi_L \int_0^r \exp\left(-\frac{r_L^2}{2}\right) r_L dr_L \quad (7)$$

$$= \frac{\varphi_L}{2\pi} \left[1 - \exp\left(-\frac{r_L^2}{2}\right) \right]$$

式中: $\varphi_L \in [0, 2\pi]$ ——角度分量, 代表预测偏差波动范围; $r_L \in [0, +\infty)$ ——幅值分量, 代表预测偏差数值出现的概率, 且 φ_L 与 r_L 相互独立。

式(7)两侧开方, 得 $\rho(\Delta P_{VL,d})$ 的累积分布函数:

$$\int_{-\infty}^{\Delta P_{VL,d}} \rho(\Delta P_{VL,d}) d\Delta P_{VL,d} = \sqrt{\frac{\varphi_L}{2\pi}} \sqrt{1 - \exp\left(-\frac{r_L^2}{2}\right)} \quad (8)$$

令:

$$\begin{cases} \varepsilon_1 = \sqrt{\frac{\varphi_L}{2\pi}} \\ \varepsilon_2 = \sqrt{1 - \exp\left(-\frac{r_L^2}{2}\right)} \end{cases} \quad (9)$$

式中: ε_1 ——预测偏差波动范围的累积分布; ε_2 ——预测偏差概率的累积分布; ε_1 和 ε_2 服从 $[0, 1]$ 的均匀分布且相互独立。

则 $\rho(\Delta P_{VL,d})$ 的累积分布函数可表示为相互独立的 ε_1 与 ε_2 的乘积:

$$\int_{-\infty}^{\Delta P_{VL,d}} \rho(\Delta P_{VL,d}) d\Delta P_{VL,d} = \varepsilon_1 \varepsilon_2 \quad (10)$$

由式(5)~式(10)可得负荷预测偏差 $\Delta P_{VL,d}$ 与 ε_1 和 ε_2 的关系:

$$\Delta P_{VL,d} = z\sigma_L + \mu_L = \sqrt{-2\ln(1 - \varepsilon_2^2)} \sigma_L + \mu_L \quad (11)$$

类似的, 风光预测偏差 $\Delta P_{V(\cdot),d}$ 的累积分布函数为:

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\Delta P_{V(\cdot),d}} \rho(\Delta P_{V(\cdot),d}) d\Delta P_{V(\cdot),d} \\ = a\omega_1 \int_{-\infty}^{\Delta P_{V(\cdot),d}} A d\Delta P_{V(\cdot),d} + (1-a)\omega_2 \int_{-\infty}^{\Delta P_{V(\cdot),d}} B d\Delta P_{V(\cdot),d} \quad (12) \\ = a\omega_1 \left[1 - (1 - \varepsilon_2^2)^{\sqrt{2}} \right] + (1-a)\omega_2 \varepsilon_1 \varepsilon_2 \end{aligned}$$

风光预测偏差 $\Delta P_{V(\cdot),d}$ 与 ε_1 和 ε_2 的关系为:

$$\Delta P_{V(\cdot),d} = \left[\sqrt{-2\ln(1 - \varepsilon_2^2)} \sigma_{(\cdot)} + \mu_{(\cdot)} \right] \times \frac{a\omega_1 \left[1 - (1 - \varepsilon_2^2)^{\sqrt{2}} \right] + (1-a)\omega_2 \varepsilon_1 \varepsilon_2}{\varepsilon_1 \varepsilon_2} \quad (13)$$

由上述推导可知, 通过 Box Muller 变换可由两个服从 $[0, 1]$ 均匀分布的 ε_1 和 ε_2 表示服从高斯分布的负荷预测偏差累积分布函数。将累积曲线 $[0, 1]$ 空间分成相等的子区间, 在各子区间内抽取随机数 ε_2 即可通过式(11)、式(13)计算得到 $\Delta P_{VL,d}$ 和 $\Delta P_{V(\cdot),d}$ 。实现拉丁超立方抽样降阶, 提高抽样精度和计算效率。

1.3 基于 Box Muller 变换的拉丁超立方抽样

拉丁超立方抽样是一种从多元参数分布中近似随机抽样的方法, 属于分层抽样技术, 旨在确保样本点在多个变量的不同水平上均匀分布, 主要由区间抽样和样本排序两个环节组成。采用拉丁超立方抽样算法对 Box Muller 建立的风光预测偏差的精确累积概率分布函数进行抽样, 可以在有限的抽样次数内提高样本抽取的精度。基于 Box Muller 变换的改进拉丁超立方抽样算法生成备用需求场景步骤如下:

步骤 1: 设定拉丁超立方抽样次数为 M , 输入全天 24 个时刻的风光预测偏差概率密度函数, 基于 Box Muller 变换计算各时刻风光预测偏差累积概率密度函数;

步骤 2: 将 $[0, 1]$ 取值空间分成 M 个互不重叠且等距的子区间, 得到 M 个子层 $\left[0, \frac{1}{M}\right], \left[\frac{1}{M}, \frac{2}{M}\right], \dots, \left[\frac{M-1}{M}, M\right]$;

步骤 3: 在每个子层生成 4 个随机数, 分别对应风、光、荷的 ε_2 以及火电机组的 F_C 的取值, 结合时刻 t 的累积分布与预测偏差之间的关系(式(11)、式(13))求得负荷预测偏差 $\Delta P_{VL,d}$ 、风光预测偏差 $\Delta P_{VW,d}$ 、 $\Delta P_{VS,d}$ 以及火电机组停运备用需求 $\Delta P_{C,d}$, 共获得 4 组采样值, 每组包括 M 个采样值;

步骤 4: 将获得的 4 组采样值在各自的组内对 M 个值进行乱序, 避免出现有规律场景, 以保持样本间的独立性, 从而生成时刻 i 的 M 个样本 $[\Delta P_{VL}, \Delta P_{VW}, \Delta P_{VS}, \Delta P_C]$, 每个样本对应一个备用需求场景;

步骤 5: 重复步骤 3、4, 获得 24 个时刻 M 个备用需求场景。

2 考虑需求侧参与的备用容量优化

采用上文所提基于 Box Muller 的改进拉丁超立方抽样法生成全天 24 个时刻的 M 个备用需求场景, 考虑 M 个备用需求场景下条件风险价值约束, 以全天备用成本最小为目标, 获得系统最优备用优化策略, 具体流程如图 2 所示。

为考虑电力市场对备用优化的影响, 其中全天备用成本除包括传统的备用容量成本及调用成本外, 增加了备用机会成本, 以全面描述参与备用容量市场对各参与者的影响。

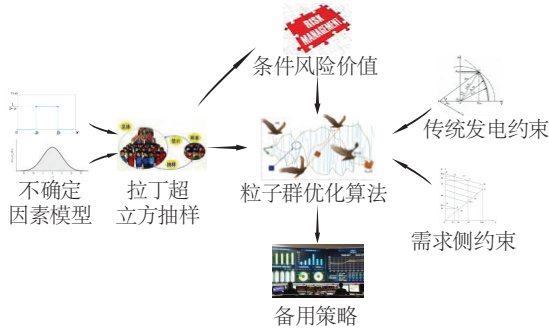


图2 市场风险备用容量优化示意图

Fig. 2 Market risk reserve capacity optimization diagram

为降低系统不确定性导致的市场运行风险,在进行备用容量优化时,本文考虑正负备用对弃风弃光及失负荷的影响,根据条件概率期望函数确定系统条件风险阈值,弥补了机会约束模型^[8]需人为设定可靠性指标的不足,且随着新能源并网,系统各时刻正负备用需求均不同,分别设定阈值可有效协调系统经济性与可靠性的矛盾。

2.1 目标函数

根据备用提供者,备用总成本包括传统机组备用成本 f_1 、可中断负荷备用成本 f_2 和可削减负荷备用成本 f_3 ,根据备用调用情况又分为备用容量成本和备用电量成本两部分,如图3所示。

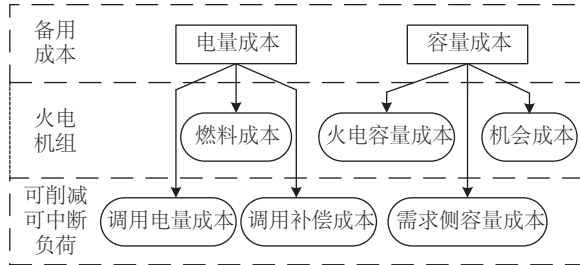


图3 备用成本示意图

Fig. 3 Reserve cost diagram

以全天备用成本最小为目标,即:

$$\min F = f_1 + f_2 + f_3 \quad (14)$$

传统机组备用成本 f_1 包括日前备用容量成本、发电收益机会成本,以及日内备用调用成本,具体公式为:

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I [c_{i,t}^u r_{i,t}^u + c_{i,t}^d r_{i,t}^d + r_{i,t}^u (e_{i,t} - e_{i,t}^g) + c_{i,t}^e] \quad (15)$$

$$c_{i,t}^e = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (c_{i,t}^{Du} P_{i,t,m}^u - c_{i,t}^{Dd} P_{i,t,m}^d) \quad (16)$$

$$P_{i,t,m}^u = \min \{ \lambda_{u,t} (\Delta P_t - P_{i,t,m}^{\text{cut}} - P_{i,t,m}^{\text{alt}}), r_{i,t}^u \} \quad (17)$$

$$P_{i,t,m}^d = \min \{ |\lambda_{d,t} \Delta P_t|, r_{i,t}^d \} \quad (18)$$

式中: T ——备用容量优化的时段数; I ——参与备用的传统机组数量;下标 i, t, m ——机组 i 、时刻 t 、场景 m ; $c_{i,t}^u, c_{i,t}^d$ ——提供正、负备用容量的单位成本,元/(MW·h); $r_{i,t}^u, r_{i,t}^d$ ——提供的正、负备用容量, MW; $e_{i,t}$ ——售电价格,元/(MW·h); $e_{i,t}^g$ ——

发电成本,元/(MW·h); $c_{i,t}^e$ ——备用调用期望成本,元,与实际调用的备用容量相关; $c_{i,t}^{Du}, c_{i,t}^{Dd}$ ——正、负备用单位功率成本,元/MW; $P_{i,t,m}^u, P_{i,t,m}^d$ ——正、负备用调用功率, MW; $P_{i,t,m}^{\text{cut}}, P_{i,t,m}^{\text{alt}}$ ——可中断负荷和可削减负荷的实际调用功率, MW; $\lambda_{u,t}, \lambda_{d,t}$ ——0-1 状态变量,当 $\Delta P_t - P_{i,t,m}^{\text{cut}} - P_{i,t,m}^{\text{alt}} > 0$, $\lambda_{u,t} = 1$, 否则 $\lambda_{u,t} = 0$; 当 $\Delta P_t < 0$, $\lambda_{d,t} = 1$, 否则 $\lambda_{d,t} = 0$ 。

需求侧在满足自身用能的基础上,可通过中断或削减的方式提供瞬时的正备用容量^[25-26]。

可中断负荷备用成本 f_2 为:

$$f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_{\text{cut}}} (R_{j,t}^{\text{cut}} + K_{j,t}^{\text{cut}}) \quad (19)$$

$$R_{j,t}^{\text{cut}} = c_{j,t}^{\text{cut}} P_{j,t}^{\text{cut}} \quad (20)$$

$$K_{j,t}^{\text{cut}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\lambda_{j,t,m} c_{j,t}^{\text{cut,p}} P_{j,t,m}^{\text{cut}}) \quad (21)$$

$$P_{j,t}^{\text{cut}} = \sum_{m=1}^M \lambda_{j,t,m} P_{j,t,m}^{\text{cut}} \quad (22)$$

式中: N_{cut} ——可中断负荷数; $R_{j,t}^{\text{cut}}, K_{j,t}^{\text{cut}}$ ——可中断负荷备用容量成本及调用电量期望成本,元; $c_{j,t}^{\text{cut}}$ ——单位备用容量成本,元/(MW·h); $P_{j,t}^{\text{cut}}$ ——可中断负荷备用容量, MW; $c_{j,t}^{\text{cut,p}}$ ——单位电量成本,元/(MW·h); $P_{j,t,m}^{\text{cut}}$ ——场景 m 的调用功率, MW; $\lambda_{j,t,m}$ ——0-1 状态变量,当可中断负荷 j 被调用时 $\lambda_{j,t,m} = 1$, 否则 $\lambda_{j,t,m} = 0$ 。

可削减负荷备用成本 f_3 可表示为:

$$f_3 = \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{N_{\text{alt}}} (R_{k,t}^{\text{alt}} + K_{k,t}^{\text{alt}}) \quad (23)$$

$$R_{k,t}^{\text{alt}} = c_{k,t}^{\text{alt}} P_{k,t}^{\text{alt}} \quad (24)$$

$$K_{k,t}^{\text{alt}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\gamma_{k,t,m} c_{k,t}^{\text{alt,p}} P_{k,t,m}^{\text{alt}}) \quad (25)$$

$$P_{k,t}^{\text{alt}} = \sum_{m=1}^M \gamma_{k,t,m} P_{k,t,m}^{\text{alt}} \quad (26)$$

式中: N_{alt} ——可中断负荷数; $R_{k,t}^{\text{alt}}, K_{k,t}^{\text{alt}}$ ——可削减负荷备用容量成本及调用电量期望成本,元; $c_{k,t}^{\text{alt}}$ ——削减负荷单位备用容量成本,元/(MW·h); $P_{k,t}^{\text{alt}}$ ——可削减负荷备用容量, MW; $c_{k,t}^{\text{alt,p}}$ ——单位削减电量成本,元/(MW·h); $P_{k,t,m}^{\text{alt}}$ ——削减总功率, MW; $\gamma_{k,t,m}$ ——削减系数。

2.2 约束条件

备用容量设定及调用时,各调节资源需满足调节能力和基本安全运行约束,具体如下。

火电机组出力需满足励磁绕组温升、原动机出力等自身约束^[27-28],还需满足机组出力约束、机组爬坡约束以及机组最小备用约束,具体公式为:

$$P_{G,i,\min} + P_{i,t,m}^d < P_{G,i,\min} + r_{i,t}^d < P_{G,i} < P_{G,i,\max} - \quad (27)$$

$$r_{i,t}^u < P_{G,i,\max} - P_{i,t,m}^u \quad (28)$$

$$P_{G,i,t} - P_{G,i,t-1} + P_{i,t,m}^u < P_{c,\max} \quad (29)$$

$$P_{G,i,t} - P_{G,i,t-1} - P_{i,t,m}^d > -P_{d,\max} \quad (29)$$

$$r_{i,t}^u \geq r_{\min,i,t}^u \quad (30)$$

$$r_{i,t}^d \geq r_{\min,i,t}^d \quad (31)$$

式中： $P_{G,i,t}$ 、 $P_{G,i,t-1}$ ——机组 i 在 t 时刻以及 $t-1$ 时刻的计划出力，MW； $P_{G,i,\min}$ 、 $P_{G,i,\max}$ ——机组 i 出力的最小值和最大值，MW； $P_{d,\max}$ 、 $P_{c,\max}$ ——最大向上和向下爬坡约束，MW； $r_{i,t,\min}^u$ 、 $r_{i,t,\min}^d$ —— t 时刻的最小正、负备用容量约束，MW。

通过可中断负荷提供备用容量，需考虑单次中断允许最大持续时长及中断频次的约束：

$$(y+1) \prod_{t=y}^{t+y} \text{sgn}(P_{j,t}^{\text{cut}}) \leq T_{j,\text{cut},\max} \quad y = 1, 2, \dots, (T-t) \quad (32)$$

$$\sum_{t=1}^T \text{sgn}(P_{j,t}^{\text{cut}}) - \sum_{t=2}^T [\text{sgn}(P_{j,t}^{\text{cut}}) \text{sgn}(P_{j,t-1}^{\text{cut}})] \leq N_{j,\text{cut},\max} \quad (33)$$

式中： $\text{sgn}(P_{j,t}^{\text{cut}})$ ——符号函数，当 $P_{j,t}^{\text{cut}} > 0$ 时， $\text{sgn}(P_{j,t}^{\text{cut}}) = 1$ ，当 $P_{j,t}^{\text{cut}} = 0$ 时， $\text{sgn}(P_{j,t}^{\text{cut}}) = 0$ ； $T_{j,\text{cut},\max}$ ——可中断负荷 j 允许最大中断持续时间，h； $N_{j,\text{cut},\max}$ ——最大中断频次，次。

同样的，可削减负荷提供备用容量，需考虑削减容量及总的累积削减时长约束，具体表示为：

$$P_{k,t,\min}^{\text{alt}} \leq P_{k,t}^{\text{alt}} \leq P_{k,t,\max}^{\text{alt}} \quad (34)$$

$$\sum_{t=1}^T \text{sgn}(P_{k,t}^{\text{alt}}) \leq T_{k,\max} \quad (35)$$

式中： $\text{sgn}(P_{k,t}^{\text{alt}})$ ——符号函数，当 $P_{k,t}^{\text{alt}} > 0$ 时 $\text{sgn}(P_{k,t}^{\text{alt}}) = 1$ ，当 $P_{k,t}^{\text{alt}} = 0$ 时 $\text{sgn}(P_{k,t}^{\text{alt}}) = 0$ ； $P_{k,t,\min}^{\text{alt}}$ 、 $P_{k,t,\max}^{\text{alt}}$ ——可削减负荷 k 在 t 时刻允许最小、最大削减容量，MW； $T_{k,\max}$ ——可削减负荷 i 最大累计削减时长，h。

2.3 条件风险价值约束

系统正备用容量 r_{ut} 不足会导致系统失负荷，定义场景 m 系统正备用的风险价值 $w_{u,m}$ 为：

$$w_{u,m} = q_{u,t}^{\text{loss}} P_{u,t,m}^{\text{loss}} \quad (36)$$

$$r_{ut} = \sum_{i=1}^I r_{i,t}^u + \sum_{j=1}^{N_{\text{cut}}} P_{j,t}^{\text{cut}} + \sum_{k=1}^{N_{\text{alt}}} P_{k,t}^{\text{alt}} \quad (37)$$

$$P_{u,t,m}^{\text{loss}} = \max \{0, \Delta P_t - r_{ut}\} \quad (38)$$

式中： $P_{u,t,m}^{\text{loss}}$ —— t 时刻场景 m 的失负荷电量，MW·h； $q_{u,t}^{\text{loss}}$ ——失负荷价值系数，元/(MW·h)。

系统负备用容量 r_{dt} 不足时，会出现弃风、弃光，定义场景 m 系统负备用的风险价值 $w_{d,m}$ 为：

$$w_{d,m} = q_{d,t}^{\text{loss}} P_{d,t,m}^{\text{loss}} \quad (39)$$

$$r_{dt} = \sum_{i=1}^I r_{i,t}^d \quad (40)$$

$$P_{d,t,m}^{\text{loss}} = \max \{0, -\Delta P_t - r_{dt}\} \quad (41)$$

式中： $P_{d,t,m}^{\text{loss}}$ —— t 时刻场景 m 的弃风、弃光电量，MW·h； $q_{d,t}^{\text{loss}}$ ——弃风、弃光价值系数，元/(MW·h)。

场景 m 下正备用损失函数 $L_{u,m}$ 定义为正备用风险价值 $w_{u,m}$ 与置信度 β 下正备用风险价值临界值 $H_{\text{VaR},u}$ 之差，即：

$$L_{u,m} = \max \{0, w_{u,m} - H_{\text{VaR},u}\} \quad (42)$$

负备用损失函数 $L_{d,m}$ 定义为风险价值 $w_{d,m}$ 与置信度 β 下负备用风险价值临界值 $H_{\text{VaR},d}$ 之差，具体公式为：

$$L_{d,m} = \max \{0, w_{d,m} - H_{\text{VaR},d}\} \quad (43)$$

则备用容量的条件风险价值 C 可表示为损失函数 $L_{u,m}$ 、 $L_{d,m}$ 的条件概率期望值：

$$C_u = E[L_{u,m} | L_{u,m} \geq H_{\text{VaR},u}] \quad (44)$$

$$= \frac{1}{1-\beta} \int_{L_{u,m} \geq H_{\text{VaR},u}} L_{u,m} \rho(L_{u,m}) dL_{u,m}$$

$$C_d = E[L_{d,m} | L_{d,m} \geq H_{\text{VaR},d}] \quad (45)$$

$$= \frac{1}{1-\beta} \int_{L_{d,m} \geq H_{\text{VaR},d}} L_{d,m} \rho(L_{d,m}) dL_{d,m}$$

式中： E ——期望值； β ——置信度； $\rho(L_{u,m})$ 、 $\rho(L_{d,m})$ ——市场风险概率密度。

损失函数 $L_{u,m}$ 、 $L_{d,m}$ 与等效备用需求均为离散变量，将式(44)、式(45)条件风险价值 C_u 、 C_d 进行离散化处理，则正备用的条件风险价值函数 f_{C_u} 以及负备用的条件风险价值函数 f_{C_d} 为：

$$f_{C_u} = H_{\text{VaR},u} + \frac{1}{M(1-\beta)} \sum_{m=1}^M L_{u,m} \quad (46)$$

$$f_{C_d} = H_{\text{VaR},d} + \frac{1}{M(1-\beta)} \sum_{m=1}^M L_{d,m} \quad (47)$$

所获得的备用优化方案的条件风险应小于正、负备用允许风险阈值 $H_{C,u}$ 、 $H_{C,d}$ ，如式(48)、式(49)所示：

$$f_{C_u} \leq H_{C,u} \quad (48)$$

$$f_{C_d} \leq H_{C,d} \quad (49)$$

3 基于 Maxmin 公平的备用容量成本分摊机制

备用总成本包括容量成本和电量成本两部分，电量成本按照“谁调用谁付费”的原则，无需额外进行分摊。容量成本是为了应对系统中所有参与者可能引发的不确定性风险，不论实际运行过程中该风险是否发生，该参与者均应承担相应的备用成本，以激励各参与者尽可能减少不确定性功率需求，提升系统运行的经济性。由于各参与者引发的不确定性风险规模和概率不同，对备用容量需求均不同，根据各风险责任方对系统风险指标的贡献程度将备用容量成本进行比例分摊是目前常用的方法，但如何设置更合理的比例系数仍是研究热点。近年来随着博弈论的发展，依据各责任方对备用容量成本的边际贡献或替代效益进行成本的分摊，相对于比例分摊法可更全面的考虑各参与者的权责^[29]，但需要分析所有责任方的组合方式，随着市场参与者增多，计算规模过于庞大，且结果相对于比例分摊方法不够直观，使得推广应用难度增大。

本文引入基于 Maxmin 公平的分摊机制对备用容量成本进行分摊。首先建立了多责任方共同参与的备用容量成本分摊比例约束区间，然后基于比例分摊思想，定义了各责任方的分摊效用函数，最后以分摊效用值满足 Maxmin 公平为目标，以分摊比例约束区间为约束条件，构建了备用容量成

本分摊模型。

3.1 各责任方备用容量成本分摊比例约束区间

若将备用容量视为平抑电力系统运行风险的风险控制资源,系统中每个不确定性因素均为一个风险责任方,则系统的总容量成本应与各责任方分摊的容量成本之和相等,即:

$$f^u = \sum_{o=1}^n f_{a,o}^u \quad (50)$$

$$f^d = \sum_{o=1}^n f_{a,o}^d \quad (51)$$

$$f^u = \sum_{i=1}^T \left\{ \sum_{j=1}^I [c_{i,j}^u r_{i,j}^u + r_{i,j}^u (e_{i,j} - e_{i,j}^s)] + \sum_{j=1}^I R_{j,i}^{\text{cut}} + \sum_{k=1}^I R_{k,i}^{\text{alt}} \right\} \quad (52)$$

$$f^d = \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^I (c_{i,j}^d r_{i,j}^d) \quad (53)$$

式中: f^u 、 f^d ——系统正负备用总容量成本,元; $f_{a,o}^u$ 、 $f_{a,o}^d$ ——责任方 o 分摊的正负备用容量成本,元; n ——系统中总的责任方的数量,包括系统中所有存在不确定性扰动的风、光、荷和火电机组。

若系统中只存在责任方 o 唯一不确定因素时,此时系统全部风险控制资源均供该责任方使用,该责任方应承担的容量成本即系统总容量成本,即责任方 o 的风险控制资源分摊比例上限 $\bar{K}_o$ 为 100%。

不考虑责任方 o 的不确定因素时系统总容量成本为 $f_{\text{not},o}$, 加入责任方 o 的不确定因素后系统总备用成本为 f , 则可认为 $f - f_{\text{not},o}$ 部分为责任方 o 所引起的备用边际成本, 责任方 o 所需承担的最小正、负备用容量成本应大于其所引起的边际备用边际成本值, 则责任方 o 应承担的备用成本分摊比例下限 $\underline{K}_o^u$ 、 $\underline{K}_o^d$ 分别为:

$$\underline{K}_o^u = \frac{f^u - f_{\text{not},o}^u}{f^u} \quad (54)$$

$$\underline{K}_o^d = \frac{f^d - f_{\text{not},o}^d}{f^d} \quad (55)$$

式中: $f_{\text{not},o}^u$ 、 $f_{\text{not},o}^d$ ——除责任方 o 外其他所有责任方共同参与时所需的正、负备用容量成本,元。

根据各参与者所应承担的最大、最小容量成本分摊比例, 责任方 o 的正、负备用容量成本分摊约束区间记作 $[\underline{K}_o^u, \bar{K}_o^u]$ 、 $[\underline{K}_o^d, \bar{K}_o^d]$ 。基于风险控制资源分摊原则, 责任方 o 分摊的风险控制资源成本与其控制效果应当是呈正相关的, 定义责任方 o 的正、负备用容量成本效用函数 E_o^u 、 E_o^d 为:

$$E_o^u = \frac{K_{a,o}^u - \underline{K}_o^u}{\bar{K}_o^u - \underline{K}_o^u} \quad (56)$$

$$E_o^d = \frac{K_{a,o}^d - \underline{K}_o^d}{\bar{K}_o^d - \underline{K}_o^d} \quad (57)$$

式中: $K_{a,o}^u$ 、 $K_{a,o}^d$ ——责任方 o 的正、负备用容量成本分摊比例。

当责任方 o 的正备用容量成本分摊比例 $K_{a,o}^u = \bar{K}_o^u$ 时, 效

用值 E_o^u 达到最大, $E_o^u = 1$; 当责任方分摊的备用容量成本比例 $K_{a,o}^u = \underline{K}_o^u$ 时, 效用值达到最小, $E_o^u = 0$ 。由于 $\sum_{o=1}^n \bar{K}_o^u < 1$, 造成最终的分摊方案几乎不可能让所有责任方的效用值都达到最大化, 因此寻找一种较为公平的分摊方案尤为重要。

3.2 基于 Maxmin 公平的备用容量成本分摊

目前关于公平并无一个统一的定义, 采用 Maxmin 公平可提高最低效用值责任方的效用, 缩小与其余责任方效用的差距, 使得分摊趋向于公平, 且被广泛应用到实际工作中, 本文基于效用值的 Maxmin 公平原则, 以期获得一个唯一的能被所有责任方均接受的备用容量成本分摊方案。正备用容量成本分摊模型具体如下:

$$\text{Max min } E_o^u = \frac{K_{a,o}^u - \underline{K}_o^u}{\bar{K}_o^u - \underline{K}_o^u} \quad (58)$$

$$\sum_{o=1}^n K_{a,o}^u = 1$$

式(58)是一个多目标的线性规划问题, 为了便于求解, 令 $\min E_i^u = \chi^u$, 求解模型可简化为:

$$\begin{cases} \text{Max } \chi^u \\ \text{s.t.} \begin{cases} E_o^u = \frac{K_{a,o}^u - \underline{K}_o^u}{\bar{K}_o^u - \underline{K}_o^u} \geq \chi^u \\ 0 \leq E_o^u \leq 1 \\ \sum_{o=1}^n K_{a,o}^u = 1 \end{cases} \end{cases} \quad (59)$$

采用基于 Matlab 的 Cplex 求解器, 求解式(59)可获得一组唯一的正备用容量成本分摊比例方案 $(K_{a,1}^u, K_{a,2}^u, \dots, K_{a,n}^u)$, 同理可得负备用容量成本的分摊方案 $(K_{a,1}^d, K_{a,2}^d, \dots, K_{a,n}^d)$, 则责任方 o 所应承担的备用容量成本分摊费用为:

$$f_o = K_{a,o}^u f^u + K_{a,o}^d f^d \quad (60)$$

由式(60)可获得所有责任方应承担的容量成本分摊值支付给备用容量市场运营商, 运营商根据式(50)、式(51)中各备用容量提供者的容量成本进行分配。

4 算例分析

本文基于 IEEE 30 节点改进数据进行分析, 该系统包括 2 台火电机组(G1、G2)、2 台风电机组(W1、W2)、2 台光伏机组(S1、S2)、1 个可中断负荷(IL)和 1 个可削减负荷(CL), 具体参数详见附录。

取预测偏差标准差百分比 $p_{(\cdot)}$ 为预测偏差标准差与预测值之比, 衡量风光荷预测精度^[16]:

$$p_{(\cdot)} = \frac{\sigma_{(\cdot)}}{\Delta P_{\text{Vd}(\cdot),t}} \quad (61)$$

式中: 下标 $(\cdot)$ ——W1、W2、S1、S2 以及 L 分别代表各风电机组、光伏机组以及负荷; $\Delta P_{\text{Vd}(\cdot),t}$ —— t 时刻风/光/荷的预测值,

MW。文中分别取 $p_{w1} = p_{w2} = 0.2, p_{s1} = p_{s2} = 0.2, p_L = 0.03$ 。

为对比不同条件风险价值约束阈值对备用容量优化以及成本分摊的影响,本文设置以下两种阈值:

阈值 1:正、负备用条件风险价值约束阈值分别取 6.73×10^4 元、 5.27×10^4 元,置信度 β 为 0.90;

阈值 2:正、负备用条件风险价值约束阈值分别取 6.70×10^3 元、 1.02×10^4 元,置信度 β 为 0.99。

4.1 改进拉丁超立方抽样算法

使用方差系数 η 作为衡量抽样算法抽样精度的指标,具体表示为:

$$\eta = \frac{\sqrt{V(E(\mu))}}{\bar{E}(\mu)} \quad (62)$$

式中: $E(\mu)$ ——样本均值; $\bar{E}(\mu)$ ——样本均值估计值; $V(\bar{E}(\mu))$ ——样本方差估计值。

本文所提基于 Box Muller 变换的改进拉丁超立方抽样与文献[10]所提基于三次样条插值的拉丁超立方抽样的抽样精度 η 、抽样时间 l 与抽样次数对比如表 1 所示。

由表 1 可见,相同抽样次数下,本文所提方法的抽样时间约为文献[10]抽样法的 6%~10%,且随着抽样次数增大,本文所提算法计算时间并未有明显增大;相同抽样精度下,本文所提算法所需抽样次数减少 20%。

表 1 抽样算法计算速度及精度对比

Table 1 Comparison of calculation speed and precision of fsampling algorithms

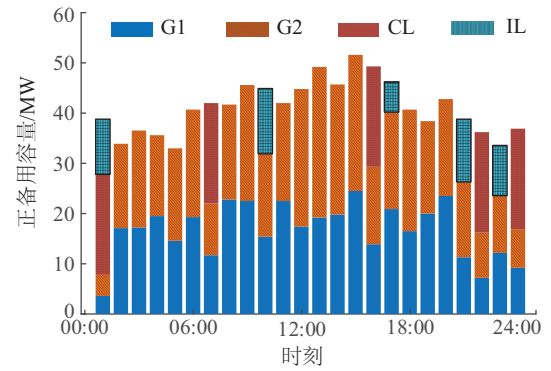
抽样算法	抽样次数	抽样时间/ (10^{-5} s)	方差系数/%
三次样条插值法	100	36.20	4.01
	5000	58.50	0.17
	592	37.10	1.00
Box Muller 变换法	100	2.16	5.49
	5000	6.41	0.12
	472	2.53	1.00

本文所提基于 Box Muller 变换的拉丁超立方抽样方法通过求取预测偏差累积分布函数抽样,抽样时间主要受区间划分、取值以及乱序过程的影响,其计算速度和计算精度均得到有效提升。

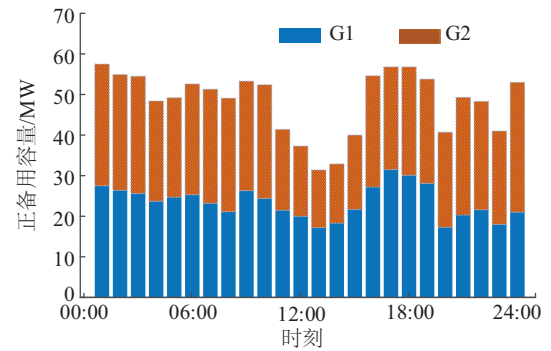
4.2 备用容量优化结果分析

4.2.1 备用容量优化结果对比

本文采用粒子群算法对本文所提出的考虑需求侧参与的备用容量优化模型进行求解,得到的各参与者各时刻的正、负备用容量如图 4 所示。



a. 正备用



b. 负备用

图 4 各参与者备用容量

Fig. 4 Reserve capacity of each participant

从图 4a 可看出,可中断负荷分别在 01:00、07:00、16:00、22:00、24:00 时刻提供备用,可削减负荷在 01:00、10:00、17:00、21:00、23:00 时刻参与了备用。晚高峰时段,光伏出力为 0 MW,火电机组接近最大出力极限,火电机组提供正备用容量减小,需求侧可中断和可削减负荷参与正备用;而午间风光大发的负荷低谷时段,风光波动幅值增大,系统所需备用增大,此时火电机组发电需求不大,故备用主要由火电机组提供。

由图 4b 可看出,负备用全部由火电机组提供,在午间风光大发负荷低谷时段,虽然风光发电量较大,但负荷值较低,此时系统负备用容量需求降低,且该时段火电机组出力接近最小出力极限,负备用容量有限,故负备用容量在午间时段最小。

为对比不同备用优化策略对备用成本以及系统风险的影响,将本文备用优化方法与文献[8]机会约束方法以及文献[11]多场景概率性安全约束方法进行对比,具体备用配置方法如下所示。

方法 1:采用本文备用容量优化方法;

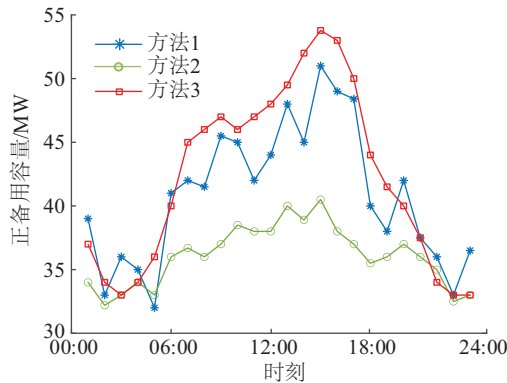
方法 2:文献[8]机会约束备用优化方法;

方法 3:文献[11]多场景概率性安全约束方法。

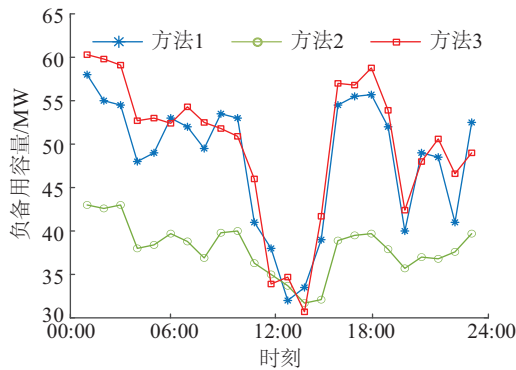
以上 3 种优化方法的备用场景以及相关机组参数设置均相同,备用成本以及风险价值如表 2 所示,正、负备用容量优化结果如图 5 所示。

表2 3种备用优化方法的成本对比

备用优化方法	正备用成本/ (10 ⁴ 元)	负备用成本/ (10 ⁴ 元)	正备用风险 价值期望/ (10 ⁴ 元)	负备用风险 价值期望/ (10 ⁴ 元)
1	2.735	2.263	6.349	4.983
2	2.643	2.104	6.869	5.626
3	3.053	2.536	6.157	4.705



a. 正备用



b. 负备用

图5 不同算法备用容量优化结果

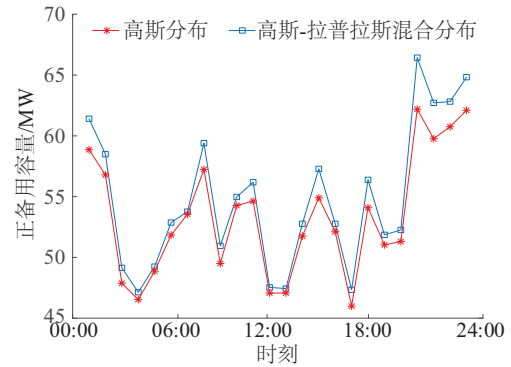
Fig. 5 Reserve capacity optimization results with different methods

由优化结果可知,在备用需求较小的时刻,3种方法优化结果差异较小。方法3的备用成本最高,风险价值期望最低。方法2的备用成本最低,但风险价值期望最高。本文所提方法,即方法1的备用成本处于以上两种方法之间,与方法2相比备用成本增加5.61%,风险价值期望降低10.26%;与方法3相比备用成本降低11.8%,风险价值期望仅增加4.32%。由此可见,采用本文备用容量优化方法在兼顾系统运行经济性的同时能有效减少系统弃风、弃光以及失负荷风险。

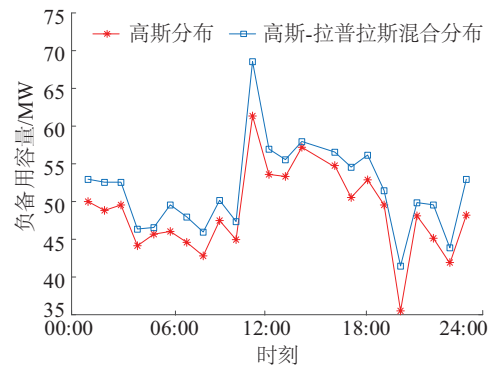
4.2.2 预测偏差分布模型对优化结果的影响

将本文所提高斯-拉普拉斯混合分布风光预测偏差分布模型与相同参数的高斯分布模型^[21]进行对比,阈值1情况下

的备用容量如图6所示。



a. 正备用



b. 负备用

图6 不同风光预测偏差分布下备用容量对比

Fig. 6 Comparison of reserve capacity with different deviation distributions

由图6可看出,采用本文所提高斯-拉普拉斯混合分布模型的优化结果与高斯分布模型相比,各时刻的备用容量均有不同程度的增加,全天总正备用容量从1286.4 MW增加到1342.4 MW,增加4.36%,负备用从1128.7 MW增加到1216.9 MW,增加7.81%。

由于实际系统中风光预测偏差分布更接近本文所提高斯-拉普拉斯混合分布,可见采用传统的高斯分布会导致系统备用容量不足,为对比该备用差别对系统风险的影响,分别取两种分布下获得的备用容量优化方案,风光预测偏差分布取高斯-拉普拉斯变换,对系统条件风险价值进行校验,结果如图7所示。

由图7可看出,当系统采用高斯分布备用优化结果,共有3个时刻出现了失负荷、5个时刻出现了弃风弃光,且在12:00正备用条件风险价值、15:00负备用条件风险价值超过阈值。即采用传统高斯分布刻画风光预测偏差,使得备用优化结果无法满足系统安全稳定运行约束。采用本文所提高斯-拉普拉斯混合分布模型考虑了实际风光预测偏差中更多的尾部特性,这些尾部特性使得生成的备用需求场景包含更多等效备用需求较大的极端场景。虽然增大了备用容量成本,但是正备用条件风险价值总量从 1.57×10^6 元减小到

1.49×10^6 元, 减小 5.10%, 负备用条件风险价值总量从 1.22×10^6 元减小到 1.18×10^6 元, 减小 3.28%, 有效减小了系统失负荷并降低弃风弃光风险。

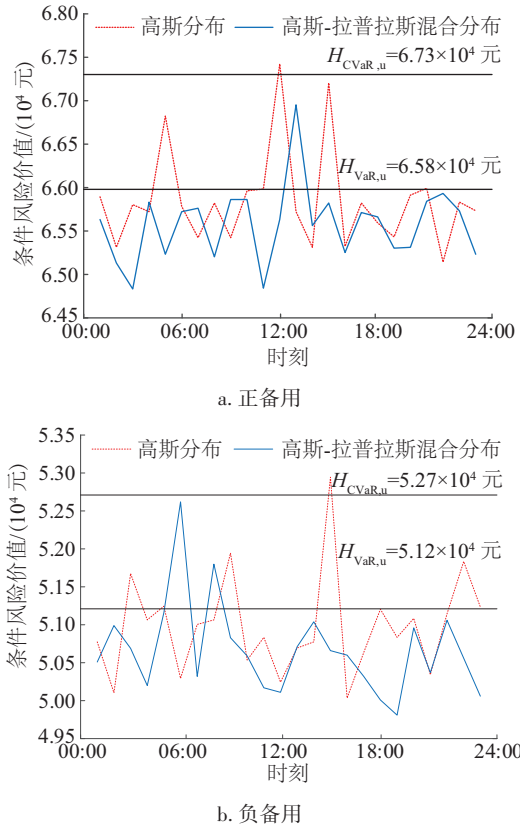


图7 不同风光预测偏差分布下条件风险价值

Fig. 7 Positive reserve C with different deviation distribution

4.2.3 需求侧参与备用对优化结果的影响

为探究火电侧与需求侧共同参与备用市场对系统备用容量优化带来的影响, 当正负备用条件风险价值约束阈值从阈值 1 增大为阈值 2 时, 只有火电机组参加备用和源荷共同参与备用两种情况下, 系统总备用成本与置信度之间的关系如图 8 所示。

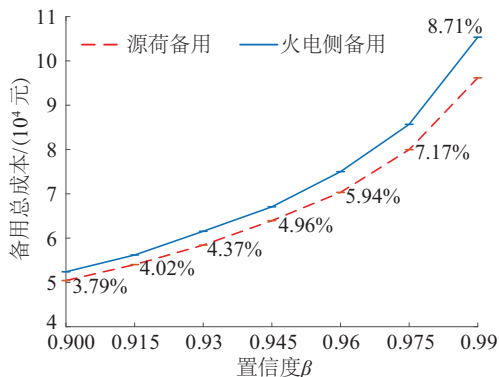


图8 不同条件风险价值约束下成本优化对比

Fig. 8 Comparison of cost optimization under different conditions and risk constraints

由图 8 可知, 当置信度从 0.90 上升至 0.99, 只有火电机组参与备用时, 总备用成本上升了 2.01 倍; 当需求侧参与备用市场后, 总备用成本上升了 1.91 倍, 增速略有降低; 且随着条件风险价值约束阈值减小, 需求侧参与备用市场使得备用总成本降低程度从 3.79% 增长至 8.71%。即火电侧与需求侧共同参与备用市场有助于降低系统总的备用容量成本, 且有助于弥补火电侧单独提供备用时系统灵活性不足的问题。

4.3 备用容量成本分摊结果分析

4.3.1 备用容量成本分摊结果对比

为探究基于 Maxmin 公平的备用容量成本分摊机制对分摊结果的影响, 将本文所提分摊机制与文献[16]所提基于条件风险价值的备用容量成本比例分摊方法进行对比。

取阈值 1 以及阈值 2 情况下各责任方正备用容量成本分摊比例进行对比, 结果如图 9 所示。

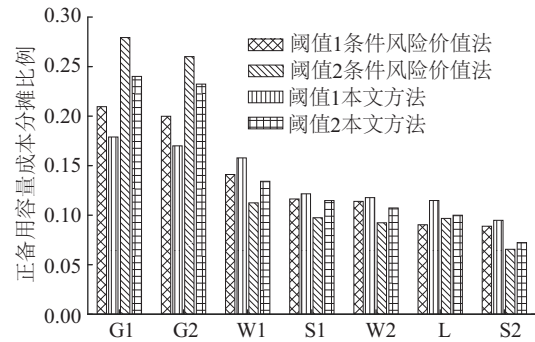


图9 正备用容量成本分摊比例对比

Fig. 9 Comparison of cost-sharing ratio of positive reserve capacity

根据图 9 可看出, 不论采用何种分摊机制, 所有的参与者均承担正备用容量成本分摊, 即每个参与者均存在正备用容量调用需求, 风光荷分摊比例均较火电机组分摊比例小, 且随着条件风险价值约束减小, 风光荷分摊比例减小, 火电机组分摊比例增大。与文献[16]方法相比, 在条件风险价值约束较大时, 采用本文分摊机制火电机组承担总备用容量成本比例下降约 10.5%, 负荷承担总备用容量成本比例上升 3.7%, 风电以及光伏机组分摊比例均上升。虽然风光机组的预测偏差标准差百分比相同, 但各机组出力不同, 导致预测偏差期望不同。风电机组的分摊比例主要受预测偏差期望的影响, 预测偏差期望越大, 分摊比例越高; 光伏机组的分摊比例还与出力时段数相关, 以光伏机组 S2 与风电机组 W1 为例, 两者容量相近, 预测偏差期望大致相同, 由于光伏机组 S2 只有 11 个时刻出力, 因此分摊比例较低; 负荷的预测偏差期望与风电机组 W2 相近, 分摊比例大致相同。风光荷的预测偏差越大, 所需备用资源越多, 分摊比例也越大, 备用容量成本效用大致相等, 更能体现本文分摊方法的公平性。

4.3.2 机会成本对分摊结果的影响

分别对比是否考虑机会成本对备用容量成本分摊比例的影响, 取阈值 1 以及阈值 2 两种情况, 各责任方正备用容量成本分摊比例结果如图 10 所示。

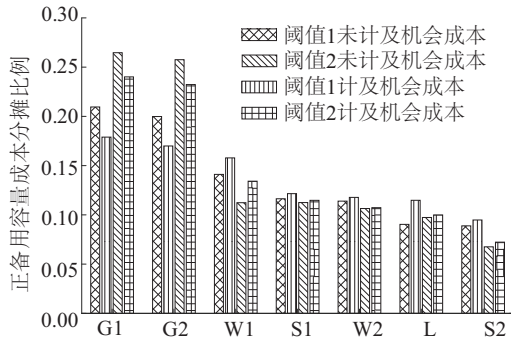


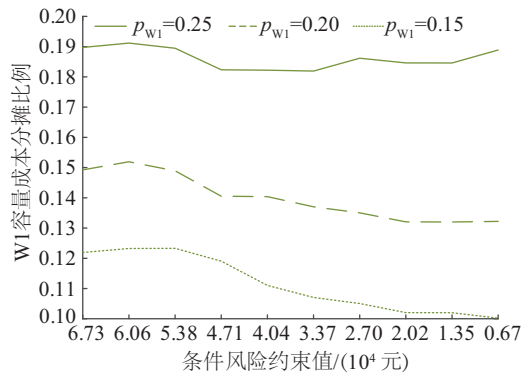
图 10 火电机组机会成本对分摊比例的影响

Fig. 10 Impact of opportunity cost of thermal power units on apportionment ratio

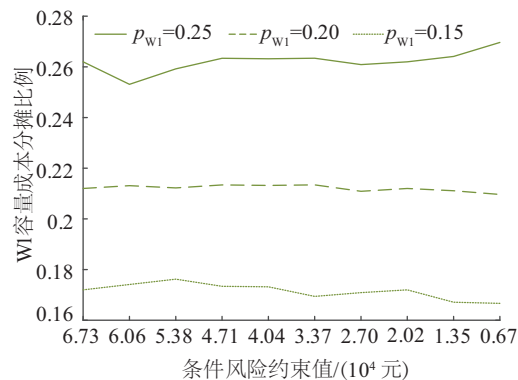
由图 10 可看出,计及机会成本后,火电机组分摊比例下降约 6.7%,其余参与者分摊比例均相对上升,且预测偏差标准差最大的风电机组 W1 上升比例最大。随着火电机组占比逐步降低,考虑机会成本可更好的激励火电机组参与备用,降低备用成本分摊比例。

4.3.3 新能源机组预测偏差

其余机组不确定因素不变、风电机组 W1 预测偏差标准差百分比从 0.15 增大至 0.25 时,正、负备用容量成本分摊比例如图 11 所示。同样地,其余机组不确定因素不变、光伏机



a. 正备用

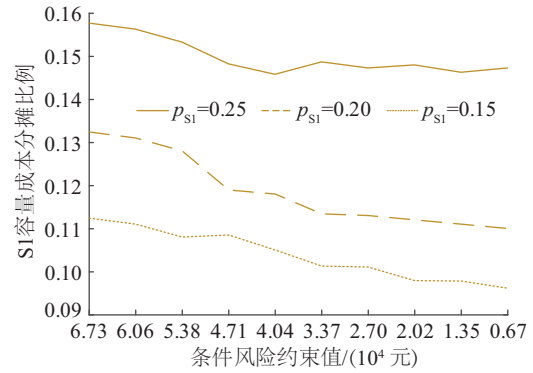


b. 负备用

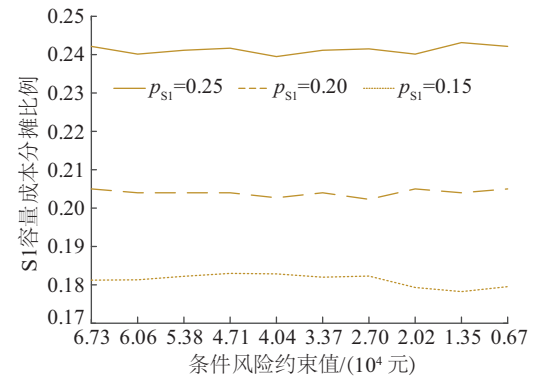
图 11 不同预测偏差精度下的风电分摊比例

Fig. 11 Apportionment ratio of wind power under different prediction error accuracies

组 S1 预测偏差标准差百分比从 0.15 增大至 0.25 时,正、负备用容量成本分摊比例如图 12 所示。



a. 正备用



b. 负备用

图 12 不同预测偏差精度下的光伏分摊比例

Fig. 12 Apportionment ratio of solar power under different prediction error accuracies

通过图 11、图 12 可知,风电、光伏责任方的备用成本分摊比例均随预测偏差标准差百分比的增大而增大,新能源责任方可通过提高自身的预测精度达到降低备用容量成本分摊比例的目的,预测精度越高,成本分摊比例越小。市场参与者共同提高预测精度可以有效减小备用容量,本文所提分摊方式对各参与者可以起到有效的激励作用。

5 结 论

本文采用高斯-拉普拉斯混合分布更精准的刻画风光预测偏差,减小了备用条件风险价值 3.8%~5.1%;基于 Box Muller 变换的拉丁超立方抽样算法有效提升了备用典型场景的生成效率,抽样时间节省了约 90%;采用 Maxmin 公平的备用容量成本分摊机制,考虑机会成本的影响,降低了火电机组备用分摊比例,分摊结果更能体现各参与者权责关系,可有效激励各责任方积极改进自身设备、减小运行偏差,降低对电力系统备用的需求,为电力辅助服务市场优化运行和制度完善提供理论和数据支撑,推动辅助服务市场体系的建设完善。

[参考文献]

- [1] 李增辉, 于钊, 孙大雁, 等. 新能源预测纳入备用对平衡和消纳的影响研究[J]. 电网技术, 2024, 48(4): 1393-1402.
LI Z H, YU Z, SUN D Y, et al. Research on influences to power balance & new energy consumption of taken-into-account proportion of new energy's predicted output in day-ahead power reserve[J]. Power system technology, 2024, 48(4): 1393-1402.
- [2] CRUZ-DE-JESÚS E, MARANO-MARCOLINI A, MARTÍNEZ-RAMOS J L. Participation of energy communities in electricity markets and ancillary services: an overview of successful strategies[J]. Energies, 2024, 17(18): 4631.
- [3] 闫斯哲, 王维庆, 王海云, 等. 源荷两端不确定性的跨区系统运行策略研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(8): 8-16.
YAN S Z, WANG W Q, WANG H Y, et al. Research on operation strategy of cross regional system with uncertainty at both ends of power supply and load[J]. Acta energiae solaris sinica, 2022, 43(8): 8-16.
- [4] 崔杨, 孙喜斌, 朱晗, 等. 考虑“燃煤+”耦合发电与灵活性资源备用的综合能源系统低碳经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2026, 46(1): 198-211, I0015.
CUI Y, SUN X B, ZHU H, et al. Low-carbon economic dispatch of integrated energy systems considering “coal-fired+” coupling power generation and flexible resource reserves[J]. Proceedings of the CSEE, 2026, 46(1): 198-211, I0015.
- [5] RANCILIO G, BOVERA F, SPILLER M, et al. BESS and the ancillary services markets: a symbiosis yet? Impact of market design on performance[J]. Applied energy, 2024, 375: 124153.
- [6] 刘硕, 杨燕, 杨知方, 等. 计及新能源随机特性的备用容量确定及其成本分摊[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(4): 10-18.
LIU S, YANG Y, YANG Z F, et al. Reserve capacity determination and its cost allocation considering stochastic characteristics of renewable energy[J]. Automation of electric power systems, 2023, 47(4): 10-18.
- [7] 李力行. 考虑动态相关性的电力系统不确定性建模与优化运行方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.
LI L X. Research on uncertainty modeling and optimal operation method of power system considering dynamic correlation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.
- [8] 李令仪. 新能源电力系统备用容量优化研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2023.
LI L Y. Research on reserve capacity optimization of renewable energy power system[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [9] 肖逸, 谢俊, 刘若平, 等. 计及风电功率预测误差的备用容量计算新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9): 72-79.
XIAO Y, XIE J, LIU R P, et al. A new calculation method of reserve capacity considering wind power forecasting error[J]. Power system protection and control, 2019, 47(9): 72-79.
- [10] 缪鹏彬. 基于改进核密度估计和拉丁超立方抽样的电动汽车负荷模型[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
MIAO P B. Research on electric vehicle load model based on improved kernel density estimation and Latin hypercube sampling[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [11] 叶伦, 欧阳旭, 姚建刚, 等. 考虑多重不确定性因素的可靠性指标计算与备用容量优化[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(1): 30-39.
YE L, OUYANG X, YAO J G, et al. Reliability index calculation and reserve capacity optimization considering multiple uncertainties[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(1): 30-39.
- [12] 胡鑫. 考虑源荷双侧不确定性的备用容量配置及优化方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2023.
HU X. Study on allocation and optimization method of reserve capacity considering bilateral uncertainty of source and load[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2023.
- [13] 赵书强, 赵蓬飞, 李志伟, 等. 基于相关机会目标规划的电力系统备用优化研究[J]. 太阳能学报, 2025, 46(1): 540-546.
ZHAO S Q, ZHAO P F, LI Z W, et al. Reserve optimization of power system based on dependent-chance goal programming[J]. Acta energiae solaris sinica, 2025, 46(1): 540-546.
- [14] 叶伦. 高比例可再生能源并网辅助服务优化与成本分摊模型研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2022.
YE L. Research on optimization and cost allocation model of auxiliary service for grid-connected high-proportion renewable energy[D]. Changsha: Hunan University, 2022.
- [15] MEI S F, TAN Q L, LIU Y, et al. Optimal bidding strategy for virtual power plant participating in combined electricity and ancillary services market considering dynamic demand response price and integrated consumption satisfaction[J]. Energy, 2023, 284: 128592.

- [16] 邵立政, 刘荣辉, 汪红波, 等. 基于条件风险价值的备用成本分摊方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(20): 23-30.
SHAO L Z, LIU R H, WANG H B, et al. A method for cost allocation of reserve based on conditional value at risk [J]. Power system protection and control, 2018, 46(20): 23-30.
- [17] 陶仁峰, 李凤婷, 李燕青, 等. 基于辅助服务费用分摊的新能源电厂并网价格动态计算方法[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 962-972.
TAO R F, LI F T, LI Y Q, et al. A dynamic tariff calculation method of renewable power plants based on ancillary service cost allocation [J]. Power system technology, 2020, 44(3): 962-972.
- [18] TAO R F, LI F T, LI Y Q, et al. A dynamic tariff calculation method of renewable power plants based on ancillary service cost allocation [J]. Power system technology, 2020, 44(3): 962-972.
- [19] 黄康乾, 黄靖茵, 胡鑫, 等. 基于贡献率矩阵的运行备用分摊优化方法建模与仿真[J]. 电子设计工程, 2022, 30(11): 150-154.
HUANG K Q, HUANG J Y, HU X, et al. Modeling and simulation of operational reserve allocation optimization method based on contribution matrix[J]. Electronic design engineering, 2022, 30(11): 150-154.
- [20] 余哲轩. 电力市场中灵活爬坡服务的出清及成本分摊机制研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2023.
YU Z X. Research on the clearing and cost sharing mechanism of flexible ramping products in the electricity market [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2023.
- [21] 周家浩. 考虑相关性的含风电电力系统备用优化及备用成本分摊[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
ZHOU J H. Reserve optimization and reserve cost allocation of power system with wind power considering correlation[D]. Chongqing: Chongqing University, 2020.
- [22] 杨康. 考虑风、光出力不确定性的梯级水库群多尺度优化调度[D]. 西安: 西安理工大学, 2024.
YANG K. Multi-scale optimal scheduling of a group of terraced reservoirs considering wind and light output uncertainties[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2024.
- [23] 王森, 孙永辉, 侯栋宸, 等. 基于多窗宽核密度估计的风电功率超短期自适应概率预测[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 3070-3079.
WANG S, SUN Y H, HOU D C, et al. Ultrashort-term adaptive probabilistic forecasting of wind power based on multi-band width kernel density estimation [J]. High voltage engineering, 2024, 50(7): 3070-3079.
- [24] DEON A F, MENYAEV Y A. Twister generator of random normal numbers by box-muller model [J]. Journal of computer science, 2020, 16(1): 1-13.
- [25] 董厚琦, 曾博, 吴晨, 等. 利用需求侧资源降低配电网脆弱性的优化方法研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(2): 120-126.
DONG H Q, ZENG B, WU C, et al. Optimization method for mitigating vulnerability of distribution network based on demand-side resources [J]. Acta energiae solaris sinica, 2022, 43(2): 120-126.
- [26] 张建文, 刘国亮, 刘铭洋. 风电提供柔性爬坡容量的电力系统优化调度[J]. 太阳能学报, 2021, 42(8): 414-420.
ZHANG J W, LIU G L, LIU M Y. Optimal dispatch of power system with wind power providing flexible ramping capacity [J]. Acta energiae solaris sinica, 2021, 42(8): 414-420.
- [27] WANG Y, YANG Z F, YU J, et al. Revisit the electricity price formulation: a formal definition, proofs, and examples[J]. Energy, 2020, 200: 117542.
- [28] 严晓生, 刘仲稳, 赵建红, 等. 混合储能辅助火电机组一次调频及其容量配置[J]. 太阳能学报, 2024, 45(11): 647-654.
YAN X S, LIU Z W, ZHAO J H, et al. Primary frequency regulation and capacity configuration of hybrid energy storage auxiliary thermal power unit [J]. Acta energiae solaris sinica, 2024, 45(11): 647-654.
- [29] 蒋静. 考虑新能源消纳的辅助服务成本分摊新机制研究[D]. 南京: 东南大学, 2020.
JIANG J. Research on the new allocation mechanism of auxiliary service cost considering the consumption of renewable energy [D]. Nanjing: Southeast University, 2020.

RESERVE CAPACITY OPTIMIZATION AND COST ALLOCATION OF POWER SYSTEM CONSIDERING SOURCE-LOAD PREDICTION DEVIATION

Cao Zhichao^{1,2}, Jia Yanbing^{1,2}, Huang Liang^{1,2}, Duan Linqi^{1,2}

(1. Shanxi Key Lab. of Power System Operation and Control (Taiyuan University of Technology), Taiyuan 030024, China;

2. Key Laboratory of Cleaner Intelligent Control on Coal & Electricity, Ministry of Education, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In this paper, the optimization strategy of reserve capacity and cost sharing mechanism are studied considering the source-load uncertainty. The probability distribution model of wind and PV forecast deviation is improved based on Gauss-Laplace distribution, and an improved Latin hypercube sampling method is proposed based on Box-Muller transformation to promote the efficiency and accuracy. And then a reserve capacity optimization model is constructed to minimize the cost considering the constraints of condition risk. Finally, a reserve cost sharing mechanism is established with the objective of achieving Maxmin fairness in the allocation utility value and the constraint interval of cost allocation as the constraint condition. The IEEE-30 standard test cases show that the improved Latin hypercube sampling method can effectively improve the sampling efficiency and reduce the computation time, and the benefit sharing is more reasonable based on the proposed strategy, which can more effectively motivate the demand side to participate in the standby market.

Keywords: reserve capacity; Box Muller transformation; Latin hypercube sampling; cost sharing; utility resource equivalence

附录 A

本文算例分析中,火电机组(G1、G2)、风电机组(W1、W2)、光伏机组(S1、S2)、可中断负荷(IL)、可削减负荷(CL)以及负荷(L)的具体参数设置如下。

火电机组参数及其备用电量报价如表 A1、表 A2 所示。

表 A1 火电机组基本数据

Table A1 Basic data of thermal power unit

机组	出力上限/MW	出力下限/MW	强迫停运率
G1	240	80	0.015
G2	180	45	0.030

表 A2 火电机组备用电量报价

Table A2 Quotation of standby power of thermal power unit

机组	备用电量报价/[元/(MW·h)]			
	09:00—12:00	01:00—05:00	06:00—08:00	
	18:00—22:00	23:00—24:00	13:00—17:00	
G1	528	176	352	
G2	583	181	403	

风电、光伏机组装机容量以及预测偏差参数如表 A3 所示。

表 A3 风、光机组相关参数

Table A3 Related parameters of wind and solar units

机组	装机容量/ MW	预测偏差期望/ MW	预测偏差标准 差/MW
W1	76	±12.43	$0.2\times\Delta P_{VdW1,t}$
W2	52	±8.39	$0.2\times\Delta P_{VdW2,t}$
S1	109	±18.38	$0.2\times\Delta P_{VdS1,t}$
S2	68	±11.74	$0.2\times\Delta P_{VdS2,t}$

各机组计划出力曲线如图 A1 所示。

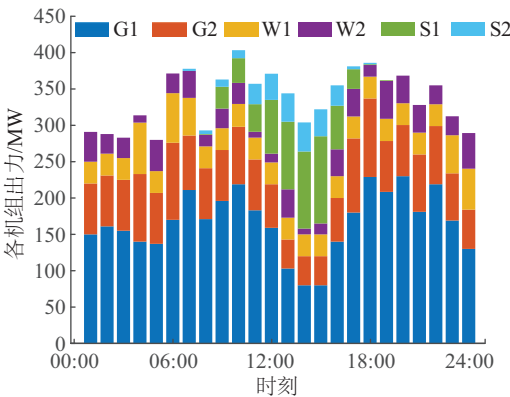


图 A1 各机组出力值

Fig. A1 Output power of each unit

负荷平均值为 340.3 MW,预测偏差期望为 ±8.14 MW,预测偏差标准差为 $0.03\times\Delta P_{VdIL,t}$ MW,负荷曲线如图 A2 所示。

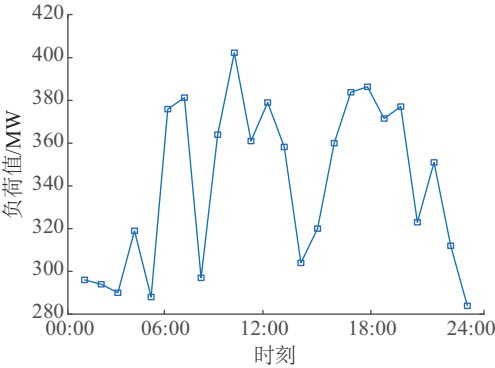


图 A2 负荷曲线

Fig. A2 Electric load curve

可中断、可削减负荷参与备用的具体参数如表 A4、表 A5 所示。

表 A4 可中断负荷的基本数据

Table A4 Basic data of interruptible load

中断量/ MW	中断负荷 持续时间/h	最大中断 频次/次	容量补偿价格/电量补偿价格/ [元/(MW·h)] [元/(MW·h)]	
20	3	5	40	2000

表 A5 可削减负荷基本数据

Table A5 Basic data of reducible load

最小 削减量/ MW	最大 削减量/ MW	累计 削减 时长/h	固定补偿价格/ [元/(MW·h)]	削减补偿价格/ [元/(MW·h)]
5	15	6	30	2000