

计及源-荷预测不确定性的微电网双级随机优化调度

吕海鹏, 希望·阿不都瓦依提, 孟令鹏
(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830002)

摘要:风光储微电网接入高渗透率的可再生能源对其经济运行构成了巨大的挑战。针对这一问题,提出了计及源-荷预测不确定性的微电网双级调度策略。在日前调度阶段,以多场景下的期望运行成本最低为优化目标,构建了基于多场景技术的随机优化调度模型。利用场景分析法对日前风电、光伏和负荷预测进行场景分析;建立了多场景下含不确定变量的功率平衡方程,并将其松弛为不等式后作为一个随机事件使其以较高的概率满足机会约束;此外,用机会约束规划构建了旋转备用容量的可靠性约束模型,使微电网在一定的置信水平下满足系统的可靠运行。在日内调度阶段,提出了结合自适应小波包算法的日内滚动调度模型。利用自适应小波包算法动态提取每一控制周期内超短期预测数据与日前调度计划之间的功率偏差,并由蓄电池、超级电容器和主网供电共同平抑。

关键词:随机优化;机会约束;多场景技术;自适应小波包算法;混合储能

中图分类号:TM 727;TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202203030

0 引言

《新时代的能源发展》白皮书指出,开发利用非化石能源是推动中国能源绿色低碳转型的主要途径,我国将大力推进风电、光伏等可再生能源替代化石能源。与此同时,微电网的出现为可再生能源的综合利用提供了一种有效的技术手段。随着风电、光伏接入的比例越来越大,其随机性以及负荷预测的不准确性给微电网的运行带来了诸多不确定性因素,使得微电网的稳定运行面临巨大挑战^[1]。

如何对含有风电、光伏的微电网系统进行优化调度,降低源-荷不确定性对微电网运行的影响,从而提高微电网运行的经济性和可靠性,已经成为高比例的风电、光伏接入微电网系统亟待解决的问题。国内外学者针对该问题已经进行了相关研究。常规方式是应用确定性方法处理可再生能源的随机性问题,即利用储能装置或者常规电源平抑可再生能源引起的波动功率。文献[2]提出了日前和实时2种时间尺度下的调度策略,并利用蓄电池SB(Storage Battery)和超级电容器SC(Super Capacitor)对电能进行时空平移来平抑由风电、光伏和负荷的预测误差带来的波动功率,有效解决了波动功率对微电网经济运行的影响。然而研究发现这类调度方法是以高昂的运行成本为代价来解决源-荷不确定性对微

电网经济运行的影响的,而且其误差较大,可靠性较低。有学者提出将风电、光伏和负荷的实际出力表示为确定的预测值和不确定预测误差之和^[3],从而可以采用含不确定变量的优化模型制定调度计划。通常用鲁棒优化、区间优化和随机优化模型对不确定变量进行优化分析^[4]。鲁棒优化在最劣条件下满足系统约束,区间优化的优化场景中包含最劣场景,所以二者的优化结果都比较保守,经济性相对较差。而随机优化模型由于全面利用了不确定变量的概率分布信息进行建模^[5],此方法较好地将运行成本和风险联系起来进行优化,所以可以更准确地进行调度安排。其中,基于场景分析法^[6]的随机优化模型根据不确定变量的概率分布函数抽样生成大量场景,通过将原来不确定变量转化到确定性场景中进行优化计算。文献[7]提出了一种基于场景分析法的交直流混合微电网多时间尺度优化调度策略,运用场景分析技术模拟风电、光伏以及负荷的不确定性,有效抑制了微电网多重不确定性引发的功率波动。上述文献关于风电、光伏的不确定性和负荷波动的相关研究还存在如下不足:①部分学者在多时间尺度下通过储能技术平抑微电网波动功率,未对不确定变量进行建模分析;②采用较为保守的不确定变量建模方法,过度地强调可靠性使得经济性变差;③源-荷侧不确定变量对功率平衡方程的影响不能再被忽视,而概率性功率平衡^[8]的研究成果和相关文献还比较少,亟待深入研究。因此,提出一种综合考虑多时间尺度下不确定变量建模、概率性功率平衡以及混合储能功率动态分配策略的优化调度方法是必要的。

基于此,本文建立了融合多场景的微电网日前-日内双级随机优化调度模型。在日前阶段,考虑了

收稿日期:2021-06-25;修回日期:2022-01-27

在线出版日期:2022-04-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52067021);新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2020B02001)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52067021) and the Key R&D Program of Xinjiang Uygur Autonomous Region(2020B02001)

微电网内风电、光伏、负荷等不确定性因素的影响,利用多场景技术将风电、光伏和负荷的不确定出力转化到确定的多个场景下进行分析;建立了机会约束下含不确定变量的功率平衡方程,通过引入功率不平衡量 σ 将功率平衡方程的等式约束松弛为绝对值不等式,使绝对值不等式在一定置信水平下满足机会约束;此外,为了保障微电网安全稳定运行,建立了基于机会约束的备用容量可靠性模型。在日内阶段,提出了基于超短期预测数据的滚动调度模型,通过自适应小波包算法对单个控制周期内的波动功率进行分解,并由蓄电池、超级电容器和主网供电共同完成对波动功率的平抑。最后,通过算例仿真验证了所提模型的有效性。

1 微电网运行模型

1.1 多场景下风-光-负荷不确定性模型

本文采用多场景技术对风电、光伏和负荷功率的不确定性进行建模。研究表明风速的变化服从韦伯分布^[9],其概率密度函数为:

$$f(v) = \frac{k^*}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k^*-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^{k^*}} \quad (1)$$

式中: v 为实际风速; c 为尺度系数; k^* 为形状系数。

光照强度的变化服从Beta分布^[9],其概率密度函数为:

$$f(r) = \frac{\Gamma(a^* + b^*)}{\Gamma(a^*)\Gamma(b^*)} \left(\frac{r}{r_{\max}}\right)^{a^*-1} \left(1 - \frac{r}{r_{\max}}\right)^{b^*-1} \quad (2)$$

式中: a^* 和 b^* 为Beta分布的形状参数; r 和 r_{\max} 分别为每一时段内的实际光照强度和最大光照强度。

负荷的波动量服从正态分布^[10],其概率密度函数为:

$$f(\Delta P_L) = \frac{1}{\delta\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\Delta P_L - \mu)^2}{2\delta^2}} \quad (3)$$

式中: μ 和 δ^2 分别为正态分布的期望和方差; ΔP_L 为负荷波动功率。

利用累积分布函数的逆函数生成如下随机变量:风电出力 P_{WT} 、光伏出力 P_{PV} 和负荷功率 P_{Li} 。为了简化模型,需要用离散分布代替连续分布。本文利用拉丁超立方采样^[11]LHS(Latin Hypercube Sampling)对原连续分布进行离散化处理,如式(4)所示。由于LHS是一种典型的分层采样技术,所以其提高了样本集对随机变量分布空间的覆盖程度。进而通过蒙特卡洛模拟生成规模为 M_s 的场景集 S 来反映风电、光伏和负荷的不确定性。

$$X_{m_n} = F_m^{-1}(U_n) = F_m^{-1}\left(\frac{n^* - 0.5}{N^*}\right) \quad (4)$$

式中: X_{m_n} 为随机变量,本文中特指风电、光伏出力

和负荷功率; $U_n = (n^* - 0.5)/N^*$ 表示将 $[0, 1]$ 的概率区间 N^* 等分后每一子区间的中点; n^* 为子区间序号。

由于利用LHS法得到的场景数量巨大,为了减小计算量,本文采用基于概率距离的快速前代法^[12]实现场景缩减,缩减后的场景能够较真实地反映初始场景。缩减后的场景集为 S^* ,场景集对应的概率集为 p^* ,分别见式(5)和式(6)。

$$S^* = \{S_1^*, S_2^*, \dots, S_b^*\} \quad (5)$$

$$p^* = \{p_1, p_2, \dots, p_b\} \quad (6)$$

式中: b 为缩减后的场景数。

完成场景缩减后将风电、光伏和负荷对应的典型场景排列组合后得到组合典型场景,以供后续研究。组合场景数 C_h 和组合场景概率 $p_{h,s}$ 分别为:

$$C_h = C_{WT} C_{PV} C_L \quad (7)$$

$$p_{h,s} = p_{WT,s} p_{PV,s} p_{L,s} \quad (8)$$

式中: C_{WT} 、 C_{PV} 和 C_L 分别为风电、光伏和负荷场景缩减后的经典场景数; $p_{WT,s}$ 、 $p_{PV,s}$ 和 $p_{L,s}$ 分别为风电、光伏和负荷场景缩减后经典场景 s 发生的概率。

1.2 考虑预测误差的微电网功率平衡

为保证微电网安全稳定运行,需要在微电网分布式电源发出的总功率和负荷需求之间保持供需平衡。现有微电网功率平衡约束多以风电、光伏等可再生能源和负荷的预测数据为基础,为便于模型求解而直接忽略预测误差,如式(9)所示。

$$\sum_{i=1}^{N_{PV}} P_{PV,i}^{\text{pre}} + \sum_{i=1}^{N_{WT}} P_{WT,i}^{\text{pre}} + P_{\text{grid}} = \sum_{i=1}^{N_{Li}} P_{Li,i}^{\text{pre}} + P_b \quad (9)$$

式中:下标 i 表示风电场、光伏电站或负荷的编号; $P_{WT,i}^{\text{pre}}$ 、 $P_{PV,i}^{\text{pre}}$ 和 $P_{Li,i}^{\text{pre}}$ 分别为风电、光伏和负荷的预测功率; P_b 为蓄电池的充放电功率,充电时 $P_b > 0$,放电时 $P_b < 0$; P_{grid} 为微电网与主网交换的功率,购电时 $P_{\text{grid}} > 0$,售电时 $P_{\text{grid}} < 0$; N_{WT} 、 N_{PV} 和 N_{Li} 分别为风电场、光伏电站和负荷的数量。

高比例风电、光伏的接入对微电网功率平衡的影响将不能再被忽略。考虑风电、光伏和负荷不确定性的严格的功率平衡方程如式(10)所示,风电、光伏出力和负荷功率的实际值用预测值与预测误差之和来表示。

$$\sum_{i=1}^{N_{PV}} (P_{PV,i}^{\text{pre}} + \varepsilon_{pv,i}) + \sum_{i=1}^{N_{WT}} (P_{WT,i}^{\text{pre}} + \varepsilon_{wt,i}) + P_{\text{grid}} = \sum_{i=1}^{N_{Li}} (P_{Li,i}^{\text{pre}} + \varepsilon_{li,i}) + P_b \quad (10)$$

式中: $\varepsilon_{pv,i}$ 、 $\varepsilon_{wt,i}$ 和 $\varepsilon_{li,i}$ 分别为风电、光伏出力和负荷功率的预测误差。

由于风电、光伏出力和负荷功率预测误差的不确定性使得方程式(10)无法直接进行求解,本文利用场景分析法对其进行量化,根据风电、光伏出力和

负荷功率波动服从的概率分布生成多个场景,要求在每个场景下达到电能的供需平衡。用 $P_{PV,i}^s + \varepsilon_{pv,i}^s$ 表示场景 s 下光伏的实际出力, $P_{WT,i}^s + \varepsilon_{wt,i}^s$ 表示场景 s 下风机的实际出力, $P_{Li,i}^s + \varepsilon_{li,i}^s$ 表示场景 s 下总的负荷功率,从而将含有不确定变量的随机优化模型转化为确定性模型进行处理,功率平衡方程如下:

$$\sum_{i=1}^{N_{PV}} (P_{PV,i}^s + \varepsilon_{pv,i}^s) + \sum_{i=1}^{N_{WT}} (P_{WT,i}^s + \varepsilon_{wt,i}^s) + P_{grid,s} = \sum_{i=1}^{N_{Li}} (P_{Li,i}^s + \varepsilon_{li,i}^s) + P_{b,s} \quad (11)$$

为了扩大本文所提优化模型的寻优范围,使其在更广泛的空间寻找最优解,而不仅仅局限于满足每个场景下严格的功率平衡等式约束,引入功率不平衡量 σ ,对式(11)进行推广,将其松弛为式(12)所示的绝对值不等式,当 $\sigma=0$ 时,该绝对值不等式又可退化成式(11)。

$$\left| \sum_{i=1}^{N_{PV}} (P_{PV,i}^s + \varepsilon_{pv,i}^s) + \sum_{i=1}^{N_{WT}} (P_{WT,i}^s + \varepsilon_{wt,i}^s) + P_{grid,s} - P_{b,s} - \sum_{i=1}^{N_{Li}} (P_{Li,i}^s + \varepsilon_{li,i}^s) \right| \leq \sigma \quad (12)$$

为了进一步提高源侧和负荷侧功率匹配的概率,本文提出了功率平衡的机会约束模型,使源-荷在某一较高的置信水平下实现功率匹配,这种对功率平衡的处理方式看似是降低了对功率平衡的限制,实际上使得调度计划在除了缩减后剩余场景的更多场景下达到“功率平衡”,具体模型描述如式(13)所示。

$$\Pr \left\{ \left| \sum_{i=1}^{N_{PV}} (P_{PV,i}^s + \varepsilon_{pv,i}^s) + \sum_{i=1}^{N_{WT}} (P_{WT,i}^s + \varepsilon_{wt,i}^s) + P_{grid,s} - P_{b,s} - \sum_{i=1}^{N_{Li}} (P_{Li,i}^s + \varepsilon_{li,i}^s) \right| \leq \sigma \right\} \geq \beta \quad (13)$$

式中: $\Pr\{\cdot\}$ 为事件 $\{\cdot\}$ 成立的概率; β 为多场景下式(12)成立的置信水平,本文取0.99。

1.3 混合储能系统运行模型

本文所涉及的混合储能装置由蓄电池和超级电容器组成,蓄电池的平均使用寿命为6 a(约6000次),而超级电容器的使用寿命可达50万~100万次^[13],远高于蓄电池的寿命,故本文只研究蓄电池的寿命损耗模型。

文献[14]研究发现蓄电池的充放电深度过大或工作于低荷电状态下时将导致寿命损耗变大。因此本文重点研究充放电深度和荷电状态对蓄电池寿命损耗产生的影响,参照文献[15]建立蓄电池寿命损耗成本模型如下:

$$\begin{cases} C_{cha} = \frac{C_{init}}{2N(x)} \frac{\lambda_{cha}}{S_{Cstart}} \frac{S_{Cmax}}{S_{Cend}} \\ C_{dis} = \frac{C_{init}}{2N(x)} \frac{\lambda_{dis}}{S_{Cend}} \frac{S_{Cstart}}{S_{Cmax}} \end{cases} \quad (14)$$

$$C_b(t) = x_b(t) C_{cha}(t) + \bar{x}_b(t) C_{dis}(t) \quad (15)$$

式中: t 为时段编号; $N(x)$ 为充放电深度 x 下的最大循环次数; C_{cha} 、 C_{dis} 分别为充、放电过程对应的寿命损耗成本; C_{init} 为蓄电池的一次投资成本; S_{Cstart} 、 S_{Cend} 和 S_{Cmax} 分别为蓄电池的初始荷电状态、终止荷电状态和荷电状态上限值; λ_{cha} 、 λ_{dis} 分别为充、放电影响因子; $C_b(t)$ 为 t 时段蓄电池的充放电寿命损耗成本; $x_b(t)$ 为表示 t 时段蓄电池充放电状态的变量,其值为1时表示充电,为0时表示放电; $\bar{x}_b(t)$ 为 $x_b(t)$ 取反。

2 不同时间尺度下的优化调度

由于风电、光伏出力和负荷功率的日前预测精度较差,因此本文建立了基于场景分析法的风光储微电网多时间尺度随机优化调度模型,根据时间尺度的不同分为日前调度和日内滚动调度。微电网双级优化调度框图如图1所示。

日前调度考虑了风电、光伏出力和负荷功率的随机性对调度的影响,采用基于场景分析法的随机规划模型优化微电网日前出力。综合考虑分时电价、蓄电池的寿命损耗以及可中断负荷量等因素,以

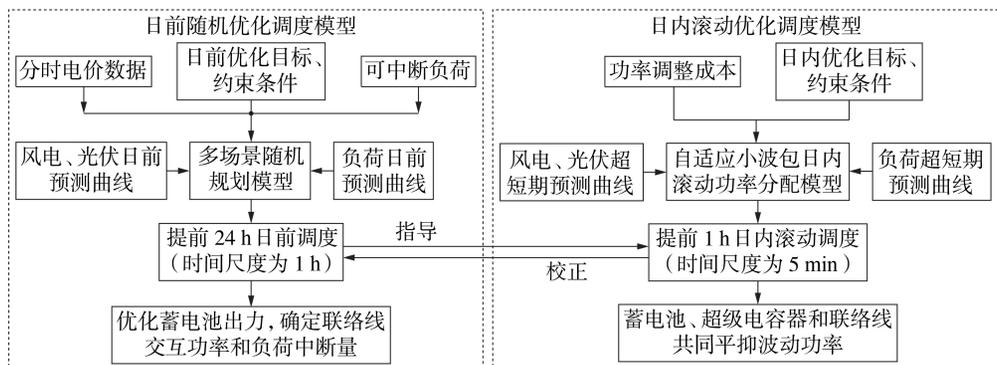


图1 微电网双级优化调度框图

Fig.1 Two-level optimal scheduling block diagram of microgrid

微电网运行的总成本最低为目标制定优化方案。调度的时间粒度为1 h。日内滚动调度以日前多场景优化调度的期望调度值为基准,求取风-光-负荷超短期预测数据与基准值之间的波动量,利用自适应小波包分解算法提取波动量的高、低频功率成分,由蓄电池、超级电容器和主网供电共同平抑。日内滚动调度时间粒度为5 min,单次控制周期为1 h,但只将本控制周期内第一个5 min的调度指令下发执行。日内滚动优化每5 min向前滚动一次,共执行288次。超级电容器不参与日前调度。

2.1 基于多场景技术的日前随机优化调度

2.1.1 日前调度优化目标

日前调度优化目标如下:

$$f = \min \sum_{s=1}^{C_b} P_{b,s} \sum_{t=1}^T (C_{\text{grid}}(t) + C_{\text{grid,R}}(t) + C_b(t) - C_{\text{se}}(t)) \quad (16)$$

$$C_{\text{grid}}(t) = x(t) P_{\text{grid}}(t) \quad (17)$$

$$C_{\text{grid,R}}(t) = x'(t) P_{\text{grid,R}}(t) \quad (18)$$

$$C_{\text{se}}(t) = \sum_{i=1}^{N_{\text{li}}-M} x(t) P_i(t) + \sum_{j=1}^M (\alpha_j x_j(t) x(t) - \beta_j \bar{x}_j(t)) P_{L,j}(t) \quad (19)$$

式中: T 为一天内的总时段数; $C_{\text{grid}}(t)$ 和 $C_{\text{grid,R}}(t)$ 分别为 t 时段的购售电成本和购买备用容量成本; $x(t)$ 和 $x'(t)$ 分别为 t 时段微电网向主网的购售电电价和购买备用电价; $P_{\text{grid,R}}(t)$ 为 t 时段微电网向主网购买的备用容量; $C_{\text{se}}(t)$ 为 t 时段向负荷售电的收益; M 为可中断负荷数量;下标 j 表示可中断负荷的编号; $P_i(t)$ 为 t 时段常规负荷功率; $P_{L,j}(t)$ 为 t 时段可中断负荷功率; x_j 为表示可中断负荷状态的变量,其值为1时表示中断,为0时表示接入; \bar{x}_j 为 x_j 取反; α_j 为可中断负荷的电价折扣系数,参考文献[16]取25%; β_j 为可中断负荷的中断赔偿系数,参考文献[17]取0.978元/(kW·h)。

2.1.2 日前调度约束条件

1) 蓄电池运行约束。

$$\begin{cases} P_{\min} + P_{\text{sb,R}}(t) < P_b(t) < P_{\max} - P_{\text{sb,R}}(t) \\ S_{\text{SOCh},\min} + S_{\text{SOCh,R}} \leq S_{\text{SOCh}}(t) \leq S_{\text{SOCh},\max} - S_{\text{SOCh,R}} \\ S_{\text{SOCh}}(t) = \frac{E_b^0 + \int_0^t (\eta_{c,b} P_{c,b}(t) - P_{d,b}(t) / \eta_{d,b}) dt}{E_b} \\ S_{\text{SOCh}}(0) = S_{\text{SOCh}}(24) \end{cases} \quad (20)$$

式中: P_{\min} 和 P_{\max} 分别为蓄电池的充放电功率最小值和最大值; $P_{\text{sb,R}}(t)$ 为 t 时段蓄电池预留的备用容量; $S_{\text{SOCh}}(t)$ 为 t 时段蓄电池的荷电状态; $S_{\text{SOCh},\max}$ 、 $S_{\text{SOCh},\min}$ 和 $S_{\text{SOCh,R}}$ 分别为蓄电池荷电状态的上、下限和裕量; E_b^0 和 E_b 分别为蓄电池的初始容量和总容量; $\eta_{c,b}$ 和 $\eta_{d,b}$ 分别为蓄电池的充、放电效率; $P_{c,b}(t)$ 和 $P_{d,b}(t)$ 分

别为 t 时段蓄电池的充、放电功率。

2) 联络线最大功率约束。

$$P_{\text{grid},\min} + P_{\text{grid,R}}(t) < P_{\text{grid}}(t) < P_{\text{grid},\max} - P_{\text{grid,R}}(t) \quad (21)$$

式中: $P_{\text{grid},\min}$ 和 $P_{\text{grid},\max}$ 分别为微电网与主网交换功率的最小值和最大值。

2.1.3 基于机会约束的可靠性模型

不确定因素给微电网的安全稳定运行带来了失负荷风险,而某些极端场景出现的概率较低,如果预留较大的备用容量去应对所有极端情况的发生,将极大地降低系统运行的经济性,因此需要兼顾系统运行的经济性和可靠性。本文采用机会约束构建可靠性约束模型,使微电网在一定的置信水平下满足系统的可靠运行条件,具体描述如下:

$$\Pr \left\{ P_R(t) + \sum_{i=1}^{N_{\text{WT}}} \varepsilon_{\text{wt},i}(t) + \sum_{i=1}^{N_{\text{PV}}} \varepsilon_{\text{pv},i}(t) - \sum_{i=1}^{N_{\text{li}}} \varepsilon_{\text{li},i}(t) \geq P_{R,\text{need}}(t) \right\} \geq \alpha \quad (22)$$

$$P_R(t) = P_{\text{sb,R}}(t) + P_{\text{grid,R}}(t) \quad (23)$$

式中: α 为备用容量满足的置信水平; $P_{R,\text{need}}(t)$ 为 t 时段微电网系统所需的备用容量; $P_R(t)$ 为 t 时段系统所能提供的总备用容量。

2.2 日内滚动调度建模

2.2.1 基于自适应小波包分解的波动功率平抑策略

由于风-光-负荷的预测精度随时间尺度的减小而提高,因此本文利用微电网超短期预测数据对日内调度进行滚动优化。因超短期预测不是本文研究重点,故不再赘述。根据上文所述,应用自适应小波包分解算法实现对风电、光伏出力和负荷功率超短期预测值与日前调度基准值之间波动量的分解。以3层小波包算法为例进行分析说明,其分解树如附录A图A1所示,图中 S 表示波动功率。采样频率为1/12 Hz,在 n 层分解下原始信号 S 被分成了 2^n 个频段,每个频段的宽度 f_0 如式(24)所示。小波包分解和重构信号的算法见文献[18]。

$$f_0 = (1/12) / 2^{n+1} \quad (24)$$

根据谷、平、峰不同时段电价的差异制定了功率波动平抑策略,旨在实现日内调整费用最小化。首先将一天分为288个滚动周期,滚动步长为5 min,单个控制周期为1 h,由于 $S_{n,0}$ 频段($0 \sim f_0$)是波动功率能量集中区,因此根据 t 时段波动功率能量集中的频段来确定 t 时段的初始分解层数 n 。在每个时段根据不同的情况动态调整分解层数 n 和功率重构的高低频分界点 m ,使得功率调整的成本最低。具体调整策略如附录A图A2所示。

2.2.2 日内滚动调度优化目标

日内滚动调度以日前调度计划调整费用最低为优化目标,如式(25)所示。

$$\min f_{\text{adj}} = \sum_{t=1}^T (C_{\text{sb,adj}} P_{\text{sb,adj}}(t) + C_{\text{grid,adj}} P_{\text{grid,adj}}(t)) \quad (25)$$

式中： $P_{\text{sb,adj}}(t)$ 和 $P_{\text{grid,adj}}(t)$ 分别为 t 时段蓄电池功率和主网供电功率的调整量； f_{adj} 为日前调度计划调整费用； $C_{\text{sb,adj}}$ 和 $C_{\text{grid,adj}}$ 分别为蓄电池和主网供电的计划调整费用。约束条件如式(26)所示，超级电容器的约束条件和蓄电池的类似，不再赘述。

$$\begin{cases} P_{\text{sb,adj}}(t) \leq P_{\text{sb,R}}(t) \\ P_{\text{grid,adj}}(t) \leq P_{\text{grid,R}}(t) \end{cases} \quad (26)$$

3 优化算法

上述混合储能系统经济运行的优化模型是一个多变量、非线性优化问题，而自适应粒子群优化算法具有实现容易、精度高、收敛快等优点。本文将蒙特卡洛模拟和自适应粒子群优化算法相结合，对含有随机变量的机会约束模型进行求解。首先对随机变量进行 N 次模拟，然后与决策变量一起代入式(13)和式(22)，若满足约束的次数 N' 与模拟总次数 N 的比值 N'/N 大于给定的置信水平，根据大数定理，当 N 足够大时，则认为式(13)和式(22)成立。算法流程图如附录A图A3所示。具体优化步骤如下。

步骤1：按照1.1节所提方法进行场景生成、场景缩减和典型场景组合。其中利用蒙特卡洛模拟进行多场景生成的具体参数如下：由文献[19]可知， P_{WT} 的均值和标准差决定形状系数 k^* 和尺度系数 c 的取值，而文献[20]指出可以将风电场每个时段内风机有功出力的预测值作为均值，将均值的一个百分比作为标准差，一般取预测误差值。系数 a^* 、 b^* 、 μ 和 δ 的取值方法类似， P_{WT} 、 P_{PV} 和 P_{Li} 的日前预测误差分别取30%、30%和10%。

步骤2：备用容量优化。蓄电池和主网供电预留的备用容量需要满足经济性和可靠性的双重标准，故需要对2.1.3节的决策变量 $P_{\text{sb,R}}(t)$ 和 $P_{\text{grid,R}}(t)$ 进行优化，然后用蒙特卡洛模拟生成多个场景对最终的优化结果进行校验，并将优化结果 $P_{\text{sb,R}}(t)$ 和 $P_{\text{grid,R}}(t)$ 代入式(22)和式(23)，对步骤3中的粒子 $P_{\text{grid,s}}$ 和 $P_{\text{b,s}}$ 进行约束。关于备用容量的优化可参考文献[20]，故本文不再赘述。

步骤3：利用自适应粒子群优化算法优化决策变量 $P_{\text{grid,s}}$ 和 $P_{\text{b,s}}$ 。初始化粒子群优化算法的相关参数，以成本的期望值最小为优化目标开始寻优，迭代过程中粒子 $P_{\text{grid,s}}$ 和 $P_{\text{b,s}}$ 需要满足式(12)所示的功率平衡约束条件。种群规模设为500，迭代次数为200，个体学习因子和群体学习因子均取1.45，惯性权重采用线性递减方式，初始惯性因子取0.9，最终惯性因子取0.4。

步骤4：功率平衡方程式(13)的校验。当自适

应粒子群优化算法迭代结束后需要对经典组合场景下变量 $P_{\text{grid,s}}$ 和 $P_{\text{d,s}}$ 的期望进行校验，确认其能够在1.1节中的 M_s 个场景下满足置信水平 β ，最终输出优化结果。

4 算例分析

为了简化问题的分析，本文在各个时段内进行如下假设：

- 1) 微电网同主网交换的功率及电价恒定且购、售电价相同；
- 2) 购买备用的容量和功率恒定；
- 3) 对于电负荷而言，因可中断负荷服从调度安排，因此只考虑固定负荷功率预测的不确定性。

4.1 基础数据

微电网的能源结构如图2所示。微电网相关运行参数见附录B表B1；实时电价和旋转备用价格见附录B表B2；按照电价将一天分为谷、平、峰时段，对应的时段划分见附录B表B3；生成日前场景时取场景集的规模 $M_s=10\,000$ ，缩减后风电、光伏出力和负荷功率的场景数均为5；功率不平衡量 $\sigma=4.0\text{ kW}$ 。

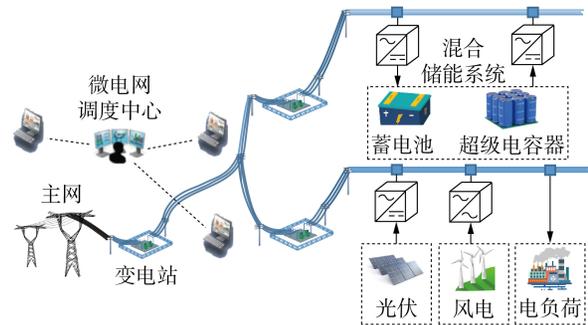


图2 微电网能源架构

Fig.2 Microgrid energy architecture

4.2 日前随机优化调度分析

4.2.1 多场景下置信水平 α 对优化结果的影响

多场景下的随机优化模型中，置信水平 α 用以表征机会约束下的系统可靠性，波动率 k 则反映了风电、光伏出力以及负荷功率的预测精度。表1给出了 $k=10\%$ 时不同置信水平 α 下系统的运行成本、求解时间以及负荷中断量。

由表1可知，系统的运行成本受 α 的影响较大，当置信水平 α 较低时，对应的系统运行成本也相对较低，而当置信水平 α 超过96%时，系统运行成本显著增大，这是因为随着置信水平的提高，系统所需的备用容量也随之增大，在电价峰时段当蓄电池预留的备用达到上限时从主网购买的备用容量较大。当置信水平超过99%时，由于电网可购买的备用和储能可预留的备用被最大化利用后仍然不能满足系统

表1 不同置信水平下的运行结果
Table 1 Operation results under different confidence levels

$\alpha / \%$	运行成本 / 元	求解时间 / s	负荷中断量 / kW
80	4884	50.2	0
85	4908	53.5	0
87	4954	57.6	0
90	5011	64.4	0
92	5112	73.5	0
96	5443	99.8	0
99	5886	124.6	5.6
100	6377	155.7	9.8

运行的可靠性要求,进行部分负荷中断“高赔偿”导致运行成本跳跃式增大。

4.2.2 风光储微电网日前随机优化调度结果分析

风电、光伏和负荷缩减后的场景集分别如附录C图C1—C3所示。图3为 $\alpha=80\%$ 、 $\beta=99\%$ 、 $k=10\%$ 时的风光储微电网日前随机优化调度结果。

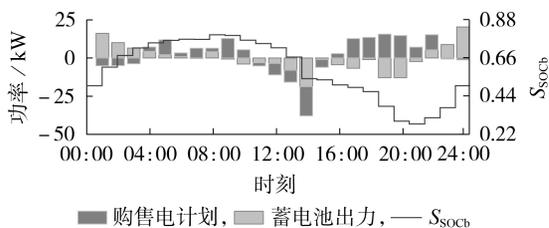


图3 风光储微电网日前随机优化调度结果

Fig.3 Day-ahead stochastic optimal scheduling results of wind-solar-storage microgrid

结合图3、附录C图C1—C3和附录B表B2可知:在00:00—08:00时段,风电、光伏出力略高于负荷需求,同时电价相对较低,微电网在满足负荷需求后从主网购电向蓄电池充电;在09:00—17:00时段,电价相对较高,风电、光伏出力同负荷需求基本持平,蓄电池持续放电向主网售电;在19:00—21:00时段,负荷达到一天的高峰期,微电网从主网购电同蓄电池一起补充负荷缺额功率;在一天内最后几个时段,为了使蓄电池的始末荷电状态保持一致,持续对其进行充电。综上所述,蓄电池不仅发挥了“削峰填谷”的作用,而且“低储高发”实现了套利。

此外,基于预测数据的确定性模型与多场景下的随机优化模型相比,前者日前调度成本为4754元,后者日前调度成本为4884元。这是由于多场景下的随机优化模型考虑了风电、光伏出力和负荷功率的不确定性,调度计划具有更强的鲁棒性,因此调度成本也相应增加了2.7%,能够较好地满足微电网运行经济性和鲁棒性的要求。而采用确定性模型时虽然日前调度成本更低,但其未考虑风电、光伏出力和负荷功率的预测误差,增加了日内调度的成本和压力。此外,采用随机优化模型时的求解时间为

50.2 s,而采用确定性模型时为3.1 s,这是因为随机优化模型需要在日前生成的多个场景下进行优化计算,因此需要更长的求解时间,但仍然能够满足日前调度的时间要求。

4.2.3 不同功率平衡方程对优化结果的影响

为了分析含风电、光伏出力和负荷功率预测误差的功率平衡方程对日前调度结果的影响,本文在基于多场景技术的日前随机优化调度中引入功率平衡方程的机会约束模型。构建以下3种模型对功率平衡约束分别进行了不同的处理,为了验证本文所提模型的有效性,分别对以下3种模型进行仿真分析。

模型1:基于预测数据的确定性日前调度模型。功率平衡方程中忽略了风电、光伏出力以及负荷功率的预测误差,直接利用预测数据作为功率平衡约束,如式(9)所示。

模型2:基于多场景的随机优化模型。功率平衡方程需要在每个组合经典场景中严格成立,如式(11)所示。

模型3:多场景下基于机会约束的随机优化模型。首先将功率平衡方程松弛为绝对值不等式,允许存在一定的功率不平衡量,然后使该绝对值不等式在某一置信水平下满足机会约束,如式(13)所示。

在上述3种优化调度模型中,约束条件和目标函数均一致,分别对3种模型进行仿真验证。

为了比较3种模型对应功率平衡约束的效果,根据1.1节所提方法生成10000个风电、光伏出力和负荷功率的场景,模拟真实场景对日前3种模型最终的优化结果进行检验。3种调度模型下最优方案模拟运行的电能供需偏差统计如图4所示。

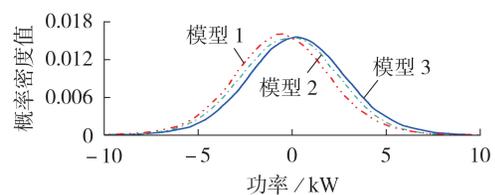


图4 3种调度模型下最优方案模拟运行的电能供需偏差统计

Fig.4 Statistics of power supply and demand deviation in simulation operation for optimal scheme under three scheduling models

由图4可知,模型3的最优调度方案在10000个场景中模拟运行的电能供需偏差集中分布在-5~5 kW之间,而模型1、2的偏差分布明显向左偏移,超过-5 kW的场景数量明显增多,说明模型3有较强的适应性,能够在更多的场景下保持较小的电能供需偏差,验证了本文所提方法能够应对更多场景下风电、光伏和负荷不确定性造成的功率波动。模型2

的供需偏差比较接近模型3,同时明显小于模型1,这说明多场景下的优化调度结果与常规直接按照预测数据得到的调度方案相比具有更强的鲁棒性。

附录C图C4给出了不同功率不平衡量 σ 对电能供需偏差的影响。由图可知,随着 σ 的增大,电能供需偏差曲线开始从横坐标0的两侧向内收缩且幅值增大,即在更多的场景下电能供需偏差稳定在较小的区间 $[-5, 5]$ kW内,而当 $\sigma > 4$ kW时电能供需偏差曲线呈现出相反的变化趋势。这是由于放宽源-荷之间的功率平衡约束之后,满足可行集的场景数量增加,使得最优调度方案能够在更多的场景下满足“功率平衡”,而当 σ 取值过大时会增大源-荷的功率不匹配度。综合分析, σ 需要在合适的范围内取值,其取值太小会增大电能供需偏差,太大则会增加日内调度的压力和调整的费用,本文中 $\sigma=4$ kW时电能的供需偏差最小,因此按照模拟场景中电能供需偏差确定 σ 值较为合理。

4.3 日内滚动调度优化分析

风电、光伏和负荷的日内超短期预测数据如附录C图C5所示,分辨率为5 min。表2为不同功率不平衡量 σ 下的系统运行成本。

表2 不同功率不平衡量 σ 下的运行成本

Table 2 Operating costs under different values of σ

σ / kW	日前调度成本 / 元	日内调整成本 / 元	综合成本 / 元
1.5	5087	86	5173
2.0	4997	97	5094
2.5	4966	125	5091
3.0	4954	132	5086
3.5	4897	158	5055
4.0	4884	165	5049
4.5	4780	278	5058
5.0	4692	393	5085

由表2可知,在 $\alpha=80\%$ 、 $\beta=99\%$ 、 $k=10\%$ 的前提下,随着 σ 的增大,日前调度成本呈现减小的趋势,而日内调整成本显著增大,对日前和日内滚动调度的优化结果进行综合分析发现在功率不平衡量 $\sigma=4.0$ kW时,所得的方案综合运行成本最低。进一步验证了4.2.3节所提按照电能供需偏差选择 σ 值的合理性。同时与本文的理论分析相符,即当功率不平衡量 σ 值增大时,满足式(12)的解集越多,其对应的解集中越容易出现使日前调度成本最低的最优解,但另一方面,增大 σ 必然导致日内调整成本增大。

图5为功率不平衡量 $\sigma=4.0$ kW时日内的功率调整曲线。由图可知,在日内利用自适应小波包提取高低频功率分量后,由蓄电池、超级电容器和主网供电共同平抑波动功率。蓄电池和主网供电承担低频功率成分,超级电容器承担高频功率成分。在谷、平电价时段,微电网从主网购买备用的成本较低,主要

由主网供电平抑更多的低频功率成分,而在峰电价时段,由蓄电池平抑所有的低频功率分量,通过在每个时段寻找最优的小波包分解层数 n 和高低频分界点 m ,使得最终的优化结果在保证系统可靠性的同时提高经济性。

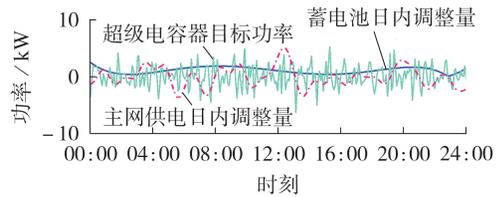


图5 日内功率调整曲线

Fig.5 Intraday power adjustment curves

采用以上方式在日内平抑波动功率时,通过调整小波包分解层数 n 和高低频分界点 m 对偏差的调整量有限。当蓄电池、超级电容器和主网供电最大出力仍不能满足调整需求时,可适当调整日前的调度计划,如图6所示。可见18:00—20:00时段为负荷高峰期,此时调整 m 和 n 已无法满足对波动功率的平抑,为了保证系统可靠运行的同时兼顾经济性,在18:00—20:00时段电价相对较低,增加微电网向主网的购电量,而在20:00—22:00时段,电价相对较高,增加蓄电池的放电来调整日前调度计划。经过对日前调度计划的轻微调整,使得波动功率可以得到有效平抑,从而保证了日内调度按照日前计划有序进行。

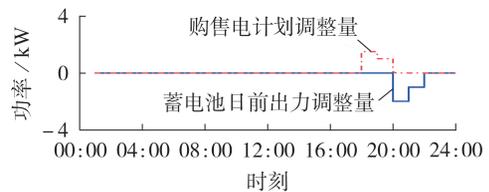


图6 日前调度计划调整

Fig.6 Adjustment of day-ahead scheduling plan

5 结论

微电网系统接入高比例的风电、光伏等可再生能源给系统的安全可靠运行带来了诸多不确定性因素。为此,本文提出了计及源-荷预测不确定性的微电网双级随机优化调度模型。通过算例分析验证了所提模型的有效性,并得到以下结论。

1) 本文所提的随机优化模型与确定性模型相比,调度计划鲁棒性更强,调度成本也相应地增加了2.7%,但仍合理的范围内。

2) 置信水平 α 和波动率 k 的取值对备用容量影响较大,算例结果表明,随着置信水平的提高,系统的可靠性随之提高,但调度成本显著增大,因此需要在经济性和系统的安全性之间进行一定的权衡,选

取合适的置信水平。

3)本文所提模型3对于功率平衡方程的处理在多个场景的测试中供需偏差更小,达到了在更多场景下的“功率平衡”;功率不平衡量 σ 也需要在合理的范围取值以保证调度结果满足更多的普遍场景。

4)日内滚动调度侧重于微电网运行的安全性,按照本文所提调度策略能够有效消除网内波动功率,且通过适当调整日前调度计划能够使系统按照预期出力安排有序进行。

基于场景分析法的随机优化模型在求解效率方面仍然有很大的提升空间,笔者将在今后的研究中进行进一步的改善。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] NA M, KIM J O. Optimal sizing and location of renewable energies in a microgrid[J]. *New & Renewable Energy*, 2019, 15(1):55-61.
- [2] 刘方,杨秀,时珊珊,等. 不同时间尺度下基于混合储能调度的微网能量优化[J]. *电网技术*, 2014, 38(11):3079-3087.
LIU Fang, YANG Xiu, SHI Shanshan, et al. Hybrid energy storage scheduling based microgrid energy optimization under different time scales[J]. *Power System Technology*, 2014, 38(11):3079-3087.
- [3] 梁海平,程子玮,孙海新,等. 计及风电预测误差不确定性的风电参与网架重构优化[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(7):151-158,184.
LIANG Haiping, CHENG Ziwei, SUN Haixin, et al. Optimization of power network reconstruction with wind farm considering uncertainty of wind power prediction error[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(7):151-158, 184.
- [4] QIU H F, GU W, XU Y L, et al. Interval-partitioned uncertainty constrained robust dispatch for AC/DC hybrid microgrids with uncontrollable renewable generators[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(4):4603-4614.
- [5] 郑义,白晓清,苏向阳. 考虑风电不确定性的 Φ -散度下基于条件风险价值的鲁棒动态经济调度[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(2):63-70.
ZHENG Yi, BAI Xiaqing, SU Xiangyang. Robust dynamic economic dispatch considering uncertainty of wind power based on conditional value-at-risk under Φ -divergence[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(2):63-70.
- [6] LI W H, WANG R, ZHANG T, et al. Multi-scenario microgrid optimization using an evolutionary multi-objective algorithm[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 50:100570.
- [7] 魏斌,韩肖清,李雯,等. 融合多场景分析的交直流混合微电网多时间尺度随机优化调度策略[J]. *高电压技术*, 2020, 46(7):2359-2369.
WEI Bin, HAN Xiaoqing, LI Wen, et al. Multi-time scale stochastic optimal dispatch for AC/DC hybrid microgrid incorporating multi-scenario analysis[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(7):2359-2369.
- [8] 康重庆,姚良忠. 高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(9):1-11.
KANG Chongqing, YAO Liangzhong. Key scientific issues and theoretical research framework for power systems with high proportion of renewable energy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(9):1-11.
- [9] LI Y, YANG Z, LI G Q, et al. Optimal scheduling of an isolated microgrid with battery storage considering load and renewable generation uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(2):1565-1575.
- [10] ORITI G, ANGLANI N, JULIAN A L. Hybrid energy storage control in a remote military microgrid with improved supercapacitor utilization and sensitivity analysis[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 55(5):5099-5108.
- [11] FAZLALIPOUR P, EHSAN M, MOHAMMADI-IVATLOO B. Risk-aware stochastic bidding strategy of renewable microgrids in day-ahead and real-time markets[J]. *Energy*, 2019, 171:689-700.
- [12] 李国庆,李欣彤,边竞,等. 计及光伏-负荷预测不确定性的直流跨省互联网双级调度策略[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(14):4763-4776.
LI Guoqing, LI Xintong, BIAN Jing, et al. Two level scheduling strategy for inter-provincial DC power grid considering the uncertainty of PV-load prediction[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(14):4763-4776.
- [13] 李东东,徐连连,刘翔,等. 考虑可削减负荷参与的含风光储微网经济优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(2):35-41.
LI Dongdong, XU Lianlian, LIU Xiang, et al. Optimal dispatching of microgrid considering the participation of reducible loads, distributed generators and energy storage units[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(2):35-41.
- [14] 刘忠,杨陈,蒋玮,等. 基于一致性算法的直流微电网储能系统功率分配技术[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(7):61-69.
LIU Zhong, YANG Chen, JIANG Wei, et al. Consensus algorithm based power distribution technology for energy storage system in DC microgrid[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(7):61-69.
- [15] 边晓燕,孙明琦,许家玉,等. 计及灵活性储备的含风电多微电网系统分布式协调调控策略[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(8):47-54,104.
BIAN Xiaoyan, SUN Mingqi, XU Jiayu, et al. Distributed coordinated dispatch and control strategy of multi-microgrid system with wind power considering flexibility reserve[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(8):47-54, 104.
- [16] 吴集光,刘俊勇,段登伟,等. 电力市场下实用可中断负荷补偿机制研究[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2005, 37(1):90-95.
WU Jiguang, LIU Junyong, DUAN Dengwei, et al. A practical compensation mechanism for the interruptible loads in the power market environment[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2005, 37(1):90-95.
- [17] 孔祥清. 可中断负荷参与系统备用的研究[D]. 成都:西华大学, 2012.
KONG Xiangqing. A study of interruptible load participating in system reserve[D]. Chengdu: Xihua University, 2012.
- [18] SUN Y S, TANG X S, SUN X Z, et al. Microgrid tie-line power fluctuation mitigation with virtual energy storage[J]. *The Journal of Engineering*, 2019(16):1001-1004.
- [19] 王思明,牛玉刚,方磊,等. 考虑新能源出力不确定性的微网社区双阶段调度策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(17):89-98.
WANG Siming, NIU Yugang, FANG Lei, et al. Dual stage scheduling strategy for microgrid community considering uncertainty of renewable energy[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(17):89-98.

- [20] 贺飞. 化学反应算法在含风电的电力系统动态经济调度中的应用[D]. 长沙:湖南大学,2017.
HE Fei. The research of dynamic economic dispatch integrated with wind power system based on chemical reaction optimization algorithm[D]. Changsha:Hunan University,2017.

作者简介:

吕海鹏(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向为风光储微电网容量优化配置和经济运行(**E-mail**: lvhaipengxd@



吕海鹏

163.com);

希望·阿不都瓦依提(1967—),男,副教授,博士,主要研究方向为多种可再生能源互补发电(**E-mail**:xiwang_x@126.com);

孟令鹏(1996—),男,硕士研究生,主要研究方向为电力电子与电力传动(**E-mail**: 1455617299@qq.com)。

(编辑 李玮)

Two-level stochastic optimal scheduling of microgrid considering uncertainty of source-load prediction

LÜ Haipeng, XIWANG·Abuduwayiti, MENG Lingpeng

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830002, China)

Abstract: The access of high permeability of renewable energy to wind-solar-storage microgrid poses a huge challenge to its economic operation. To solve this problem, the two-level scheduling strategy of microgrid considering uncertainty of source-load prediction is proposed. In the day-ahead scheduling stage, the stochastic optimal scheduling model based on multi-scenario technology is constructed taking the minimum expected operating cost in multi-scenarios as the optimization objective. The scenario analysis method is used to analyze the day-ahead prediction of wind power and photovoltaic, together with load demand. Then, the power balance equation with uncertain variables in multi-scenarios is established, and it is relaxed to inequality and used as a random event to satisfy the chance constraint with high probability. In addition, the reliability constraint model of spinning reserve capacity is constructed by chance-constrained programming, so that the microgrid can operate reliably at a certain confidence level. In the intra-day scheduling stage, an intra-day rolling scheduling model combined with an adaptive wavelet packet algorithm is proposed. The adaptive wavelet packet algorithm is used to dynamically extract the power deviation between the ultra-short-term prediction data in each control cycle and the day-ahead scheduling plan, which is suppressed by the battery, supercapacitor and main grid.

Key words: stochastic optimization; chance constraint; multi-scenario technology; adaptive wavelet packet algorithm; hybrid energy storage

附录 A

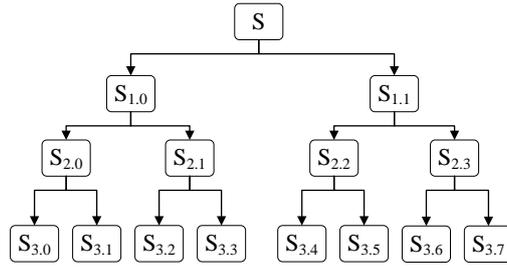


图 A1 小波包分解树

Fig.A1 Wavelet packet decomposition tree

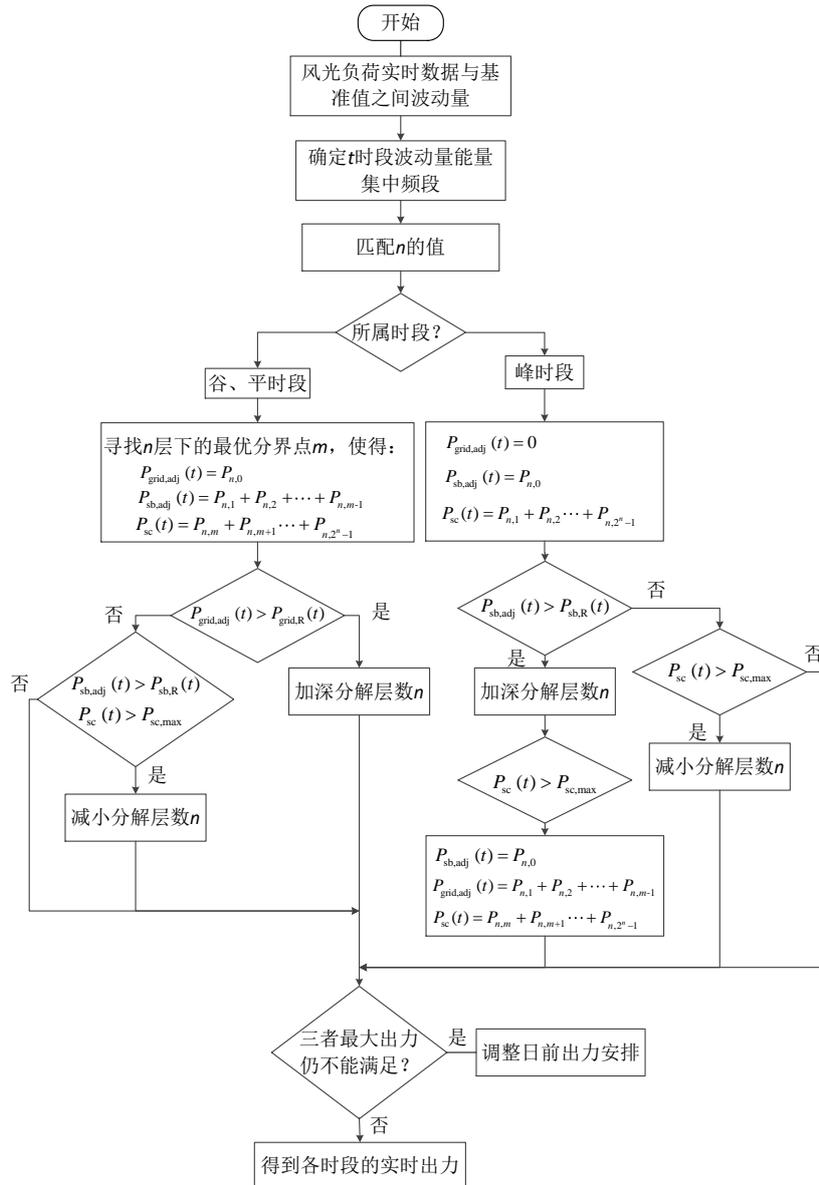


图 A2 日内波动功率调控策略

Fig.A2 Control strategy of intraday fluctuation power

图 A2 中, $P_{sb,adj}(t)$ 和 $P_{grid,adj}(t)$ 分别为 t 时段蓄电池功率和主网供电功率的调整量; $P_{sc}(t)$ 为 t 时段内超级电容器的目标功率。

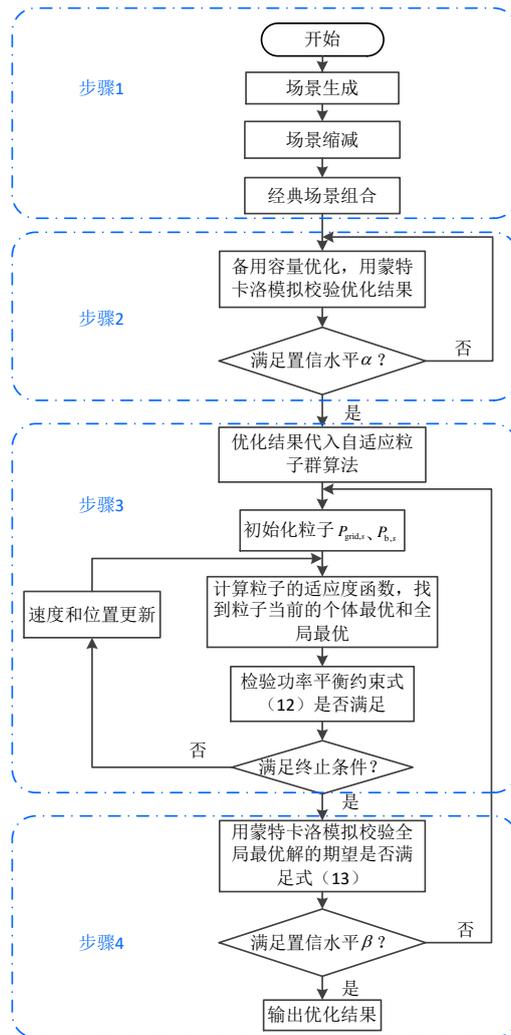


图 A3 结合蒙特卡洛模拟的自适应粒子群优化算法

Fig.A3 Adaptive particle swarm optimization algorithm combined with Monte Carlo simulation

附录 B

表 B1 微电网运行参数

Table B1 Operation parameters of microgrid

元件	参数	数值
风电	有功功率上限/kW	100
	光伏	峰值功率/kW
负荷	峰值功率/kW	100
	可中断负荷/kW	30
联络线	有功功率上限/kW	35
	额定容量/(kW h)	150
蓄电池	额定功率/kW	30
	一次投资成本/万元	130
	初始 SOC	0.5
	SOC 上下限	[0.2,0.85]
超级电容器	额定容量/(kW h)	40
	额定功率/kW	120
	初始 SOC	0.5
	SOC 上下限	[0.2,0.9]

表 B2 实时电价和旋转备用价格

Table B2 Spot price of energy and spinning reserve

时段/h	实时电价/ [元 · (kW h) ⁻¹]	旋转备用价格/ [元 · (kW h) ⁻¹]	时段/h	实时电价/ [元 · (kW h) ⁻¹]	旋转备用价格/ [元 · (kW h) ⁻¹]
1	0.24	0.13	13	0.99	0.49
2	0.18	0.11	14	1.49	0.74
3	0.13	0.06	15	0.99	0.51
4	0.10	0.06	16	0.79	0.49
5	0.03	0.02	17	0.40	0.28
6	0.17	0.20	18	0.36	0.24
7	0.27	0.17	19	0.36	0.13
8	0.39	0.11	20	0.41	0.10
9	0.52	0.22	21	0.44	0.15
10	0.53	0.30	22	0.35	0.15
11	0.81	0.44	23	0.30	0.17
12	1.00	0.58	24	0.23	0.13

表 B3 时段划分

Table B3 Time division

时段	时段划分
谷时期	00:00—08:00、 23:00—00:00
平时期	08:00—11:00、 16:00—23:00
峰时期	11:00—16:00

附录 C

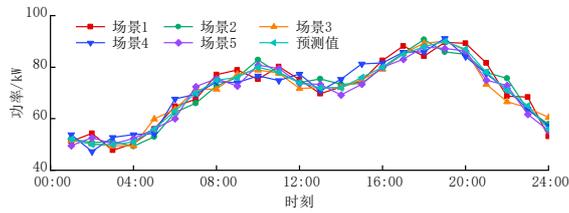


图 C1 负荷日内典型场景集

Fig.C1 Intraday representative scenarios of loads

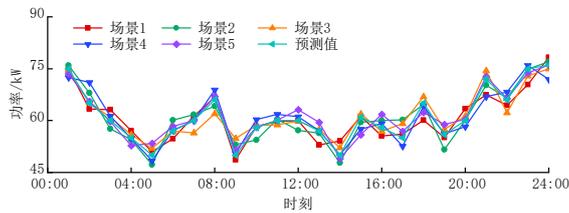


图 C2 风电日内典型场景集

Fig.C2 Intraday representative scenarios of wind turbine

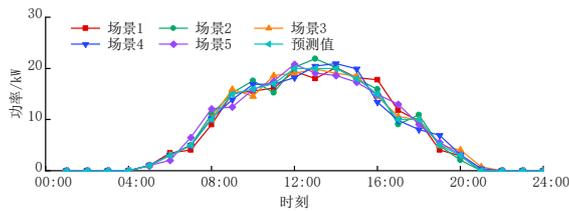


图 C3 光伏日内典型场景集

Fig.C3 Intraday representative scenarios of photovoltaic

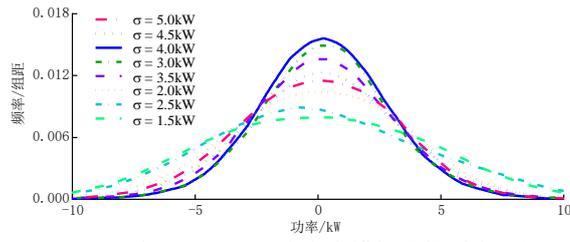


图 C4 不同功率不平衡量下最优调度方案模拟运行时电能供需偏差统计
Fig.C4 Power deviation statistics of optimal scheduling scheme under different unbalanced power

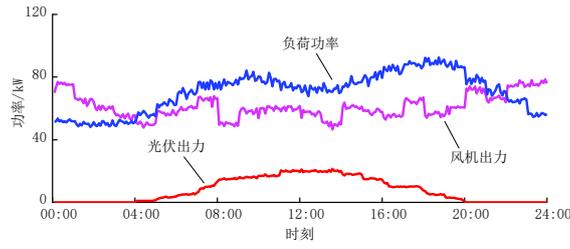


图 C5 日内超短期预测数据
Fig.C5 Intraday ultra-short-term forecast data