

交直流配电网动态重构与移动储能协同鲁棒优化

李波¹, 李松博¹, 廖小兵²

(1. 国家电投集团山东电力有限公司, 济南 250001; 2. 武汉工程大学 电气信息学院, 武汉 430205)

摘要: 交直流配电网一方面通过动态重构实现馈线间电量转移, 另一方面移动储能能在局部区域提供电量支撑, 两者互补协同实现全域电量平衡, 为此, 文中提出了交直流配电网运行状态的动态调整和网络结构重构与移动储能协同两阶段鲁棒优化策略。针对实际储能电池的充放电功率运行区间, 采用科学的采样方法获取离散数据点。基于这些采样点, 将原本复杂的基于测量的储能电池模型, 转化为便于分析与计算的线性模型, 准确模拟了储能电池的电量非线性衰减特性; 采用数据驱动的超平面多面体集合描述分布式光伏出力不确定性, 为实现交直流配电网的高效经济运行, 基于列与约束生成算法, 搭建起融合移动储能协同运作的交直流配电网动态拓扑优化强鲁棒模型。借助改进的 IEEE-33 节点系统进行仿真实验, 结果充分证实, 该优化策略能够显著提升系统的经济性能, 证明了文中所提出方法的有效性。

关键词: 移动储能; 交直流配电网; 动态重构; 数据驱动; 两阶段鲁棒优化

DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2026.10.003

中图分类号: TM732

文献标识码: A

文章编号: 1001-1390(2026)10-0022-15

Collaborative robust optimization method of AC/DC distribution network dynamic reconfiguration and mobile energy storage

Li Bo¹, Li Songbo¹, Liao Xiaobing²

(1. State Power Investment Corporation Shandong Electric Power Co., Ltd., Jinan 250001, China.

2. School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: For the alternating current (AC)/direct current (DC) distribution network, on the one hand, the power transfer between feeders is realized through dynamic reconstruction, and on the other hand, the mobile energy storage provides power support in the local area. The two complement each other and cooperate to achieve the power balance across the entire region. To this end, this paper proposes a collaborative two-stage robust optimization method of AC/DC distribution network dynamic reconfiguration and mobile energy storage. Firstly, aiming at the operation range of the charging and discharging power of the actual energy storage battery, a scientific sampling method is adopted to obtain discrete data points. Based on these sampling points, the originally complex measurement-based energy storage battery model is transformed into a linear model that is convenient for analysis and calculation, accurately simulating the nonlinear attenuation characteristics of the power of the energy storage battery. Then, a hyperplane polyhedral set driven by data is used to describe the uncertainty of the power output of distributed photovoltaics. In order to achieve the efficient and economic operation of the AC/DC distribution network, based on the column and constraint generation (C&CG) algorithm, a strong robust model for the dynamic topology optimization of the AC/DC distribution network that incorporates the coordinated operation of mobile energy storage is established. Subsequently, a simulation experiment is carried out by using the improved IEEE 33-bus system. The results fully demonstrate that this optimization strategy can significantly improve the economic performance of the system, proving the effectiveness of the method proposed in this paper.

Keywords: mobile energy storage, AC/DC distribution network, dynamic reconfiguration, data driven, two-stage robust optimization

0 引言

由于可再生能源的大规模接入和电力需求的

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFF0610601)

急剧增长,传统配电网在维持电力稳定供给方面存在不足,作为连接电力生产和负荷的枢纽,配电网作用愈发关键。在当前能源转型与“双碳”目标背景下,通过技术革新与结构优化,可有效促进电力系统朝着可持续方向发展。

在电力系统技术创新进程中,多项关键技术的突破为行业发展注入强劲动力。在电能传输领域,交直流混联技术成为核心驱动力^[1]。该技术凭借高效输电的特性,大幅降低能源损耗,显著提升电网运行的稳定性与灵活性,为可再生能源的大规模接入提供了技术保障,有力推动能源结构转型。需求响应机制的发展则重塑了电力消费模式^[2]。消费者可依据电力市场价格信号或电网实时需求,主动调整用电行为,深度参与配电网电力电量平衡。这种双向互动不仅缓解了电网运行压力,还通过分时电价等激励措施,为消费者创造节能降耗、降低用电成本的机会,实现电网与用户的互利共赢。储能技术的革新同样意义深远^[3-4]。新型储能设备不仅增强了电力系统调节能力,有效平抑可再生能源发电的间歇性波动,还能在频率调节、应急供电、电能质量优化等方面发挥重要作用,成为电网精细化调控的关键工具。文献[5]构建储能型智能软开关模型,提升配电网运行效率;文献[6]建立了基于租赁共享储能的双层优化模型,来平抑负荷波动;文献[7]提出了基于虚拟储能的微电网优化控制方法,通过仿真分析验证了虚拟储能可有效提升源-储-荷的协同能力;文献[8]提出基于测量的储能模型,克服传统模型局限性;文献[9]通过移动储能策略,借助 33 节点配网验证其时空支撑作用,为储能技术应用提供实践依据。

在配电网结构优化中,网络重构是降低能量损耗的关键手段。按时间维度,配电网重构分为静态与动态两种模式,其中动态重构因具备实时优化能力而备受关注^[10]。在研究实践方面,文献[11]提出创新方法,将动态重构时段拆解后分步进行静态重构,通过对比各时段的电网损耗、开关状态等指标,合并相似时段,减少开关频繁操作产生的损耗。文献[12]采用双层动态时段划分体系,上层以电网损耗与未消纳新能源成本最小化为目标,确定最佳开关操作方案;下层则聚焦使电网损耗到达最低,进一步提升配电网运行效率。文献[13]考虑到充电负荷的随机特性,建立了多目标动态重构优化模型,通过蒙特卡洛模拟,模拟充电负荷的变化曲线,

以最小化网损、开关次数等为目标,使用遗传算法进行求解,得到动态重构方案。

近年来,光伏、风电等分布式电源(distributed generation, DG)在配电网中的占比持续增加,在此背景下,考虑分布式电源不确定性的配电网结构优化极具实践价值^[14-15]。当前,学术界主要运用随机优化和鲁棒优化两种策略应对此类不确定性^[16-17]。其中,鲁棒优化方法凭借降低求解复杂度的优势,在众多研究中脱颖而出,得到广泛关注。

基于历史数据分析构建不确定集合已成为提升鲁棒优化可靠性的重要发展方向^[18-19]。与传统几何形状假设不同,该方法通过挖掘参数历史数据的时空关联特征与概率分布规律,构建能反映参数相关性的数据驱动型集合,有效缓解了传统方法因忽略参数依存关系导致的保守性过高问题。在模型改进方面,学者们提出了三种创新方向:文献[20]构建的动态不确定性集合通过嵌入时间序列模型,刻画了不确定参数的时变特性和空间耦合关系,成功应用于多时段经济调度问题;文献[21-22]提出的相关性多面体集合突破传统多面体边界的平直限制,采用曲面边界设计形成广义包络空间,显著提升了高维参数场景下的集合包容能力;文献[23]发展的椭圆集合则创新性地结合仿射可调策略,通过椭球参数与决策变量的联动调整,在主动配电网优化中实现了安全性与经济性的动态平衡。

在鲁棒优化领域,构建不确定集合的方法除多面体/椭圆集合外,基于极端场景的构建方法也备受关注。文献[24-25]提出的创新方法包含三个核心步骤:首先通过历史数据筛选提取极端场景特征;继而构建具有可调节比例因子的凸包集合,确保对历史数据的全面覆盖;最终基于此构建鲁棒优化模型。该方法通过场景筛选和集合参数调节的协同机制,在保证模型鲁棒性的同时有效控制了集合复杂度。

综上,有关交直流配电网动态重构的研究工作,能够得出:

1)一方面,移动储能能够根据需求和潮流变化灵活调整位置,提高了电力系统对负荷波动的适应能力;另一方面,动态重构使配电网能够快速响应负荷变化和外部干扰,增强了系统的灵活性,以适应不同的运行条件和需求。因此,如何协调二者以平衡分布式新能源功率波动进而提升配电网的灵活性有待进一步研究。

2)与此同时,分布式光伏发电的随机性和波动性使配电网的运行面临随机扰动的风险。然而,现有研究中对不确定集的深入探讨较为有限。因此,有必要建立精确的新能源出力不确定集合,这将显著提高系统的可靠性。

本研究针对交直流配电网重构中传统方法的局限性,创新构建了融合移动储能测量模型与数据驱动不确定建模的动态鲁棒优化体系。其一,开发基于实时测量的移动储能动态模型,克服传统固定储能经济性与实用性不足的缺陷;其二,设计数据驱动的分式光伏概率-区间混合不确定集合,突破常规确定性集合鲁棒性不足与保守性过高的双重困境。仿真实验验证了该方法在运行效率与鲁棒性平衡上的显著提升。

1 基于测量的储能电池模型

1.1 传统的储能电池模型

传统的储能电池模型假设各时段的储能状态是前一时间段电量的累加,且充放电效率保持不变^[26]。如下所示:

$$S_{i,t}^{\text{SOC}} = S_{i,t-1}^{\text{SOC}} + \eta_{i,\text{ch}} \frac{P_{i,t}^{\text{ch}} \Delta t}{E_{i,\text{max}}} - \frac{P_{i,t}^{\text{dis}} \Delta t}{\eta_{i,\text{dis}} E_{i,\text{max}}} \quad (1)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{i,t}^{\text{ch}} \leq P_{i,\text{max}}^{\text{ch}} D_{i,t}^{\text{ch}} \\ 0 \leq P_{i,t}^{\text{dis}} \leq P_{i,\text{max}}^{\text{dis}} D_{i,t}^{\text{dis}} \\ D_{i,t}^{\text{ch}} + D_{i,t}^{\text{dis}} \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

$$S_{i,\text{min}}^{\text{SOC}} \leq S_{i,t}^{\text{SOC}} \leq S_{i,\text{max}}^{\text{SOC}} \quad (3)$$

式中:对于节点*i*处*t*时段所接储能电池而言, $S_{i,t}^{\text{SOC}}$ 为储能电池的电量百分比; $P_{i,t}^{\text{ch}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{dis}}$ 为充放电功率; $D_{i,t}^{\text{ch}}$ 标志着储能电池充电、 $D_{i,t}^{\text{dis}}$ 标志着储能电池放电,二者均为布尔变量; $E_{i,\text{max}}$ 为节点*i*处储能电池的电量; $P_{i,\text{max}}^{\text{ch}}$ 、 $P_{i,\text{max}}^{\text{dis}}$ 为该处储能电池功率的上限; $S_{i,\text{max}}^{\text{SOC}}$ 、 $S_{i,\text{min}}^{\text{SOC}}$ 为该处充放电阈值范围; $\eta_{i,\text{ch}}$ 、 $\eta_{i,\text{dis}}$ 分别为储能电池的充放电效能比。

1.2 基于测量的储能电池模型

1.1节所介绍的传统储能电池模型假设电池充放电功率的上下限和效率是恒定的,是一种理想状态^[27]。然而,这种理想假设可能导致所估计的电池储能电量与实际情况不符。因此,文章在文献[8]的基础上构建基于测量的储能电池模型。图1展示了实际运行的储能电池运行区域。

通过建立电池输入、输出功率与其充放电功率的关系,基于测量的储能电池模型如下:

$$S_{i,t}^{\text{SOC}} = S_{i,t-1}^{\text{SOC}} + \frac{P_{i,t}^{\text{in}} \Delta t}{E_{i,\text{max}}} - \frac{P_{i,t}^{\text{out}} \Delta t}{E_{i,\text{max}}} \quad (4)$$

$$P_{i,t}^{\text{out}} = \sum_{j \in J} p_j^{\text{out}} x_{j,t} \quad (5)$$

$$P_{i,t}^{\text{dis}} = \sum_{j \in J} p_j^{\text{dis}} x_{j,t} \quad (6)$$

$$P_{i,t}^{\text{in}} = \sum_{k \in K} p_k^{\text{in}} y_{k,t} \quad (7)$$

$$P_{i,t}^{\text{ch}} = \sum_{k \in K} p_k^{\text{ch}} y_{k,t} \quad (8)$$

$$S_{i,t}^{\text{SOC}} = \sum_{j \in J} S_j^{\text{SOC}} x_{j,t} + \sum_{k \in K} S_k^{\text{SOC}} y_{k,t} \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^J x_{j,t} = 1, \quad 0 \leq x_{j,t} \leq 1 \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{k,t} = 1, \quad 0 \leq y_{k,t} \leq 1 \quad (11)$$

式中:对于节点*i*处*t*时段所接储能电池而言, $P_{i,t}^{\text{in}}$ 为输入功率、 $P_{i,t}^{\text{out}}$ 为输出功率; p_j^{dis} 、 s_j^{SOC} 、 p_j^{out} 为表征储能电池放电期间样本数据可行域的相关变量,即放电功率、放电荷电状态及输出功率; J 为放电过程的采样点时序集; p_k^{ch} 、 s_k^{SOC} 、 p_k^{in} 为表征储能电池充电期间样本数据可行域的相关变量,即充电功率、充电荷电状态及输入功率; K 为充电过程的采样点时序集。实际工况下的储能电池系统状态参数可表征为采样数据集的特征线性叠加,即为式(5)~式(9)。式(10)~式(11)是与充放电相关联的约束, $x_{j,t}$ 和 $y_{k,t}$ 为充放电过程的采样点时序集存在耦合关系。

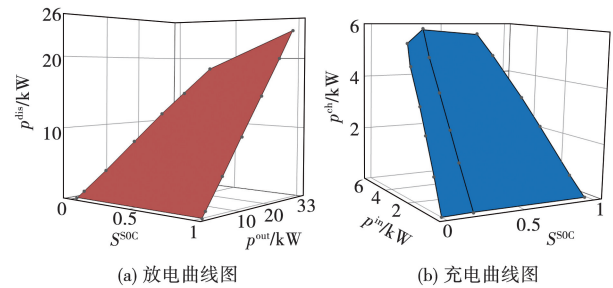


图1 电池储能在 $[p_j^{\text{dis}}, s_j^{\text{soc}}, p_j^{\text{out}}]$ 和 $[p_k^{\text{ch}}, s_k^{\text{soc}}, p_k^{\text{in}}]$ 的运行区域

Fig. 1 Battery energy storage in $[p_j^{\text{dis}}, s_j^{\text{soc}}, p_j^{\text{out}}]$ and $[p_k^{\text{ch}}, s_k^{\text{soc}}, p_k^{\text{in}}]$ operation area

2 交直流配电网动态重构与移动储能协同优化模型

2.1 目标函数

基于混合电流制式的配电网拓扑动态调整与移动式储能系统多能耦合协同是为了实现全域的电量平衡,使得调度周期内综合成本最小,因为文中所建立的目标函数包括传输损耗费用、联络开关状态迁移成本、光伏弃置损失、电能购入费用四

个部分,如下所示:

$$\min C = \sum_{t=1}^T \sum_{ij \in L} c_{\text{loss}}(P_{ij,t} + P_{ji,t}) + \sum_{t=1}^T \sum_{l \in L} c_s(|\alpha_{l,t} - \alpha_{l,t-1}|) + \sum_{t=1}^T \sum_{i \in \Omega_N^{\text{PV}}} c_{\text{PV}}(\tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}} - P_{i,t}^{\text{PV}})\Delta t + \sum_{t=1}^T c_{\text{TR}} P_t^{\text{TR}} \quad (12)$$

式中: c_{loss} 表示传输损耗费用系数; c_s 表示开关状态迁移成本系数; c_{PV} 表示光伏弃置损失系数; c_{TR} 表示电能购入系数; $\alpha_{l,t}$ 为逻辑变量,代表 t 时刻分布式电网架构中馈线 l 的拓扑连通性状态;对于支路 j 而言,定义 t 时刻从首端 i 流向末端 j 的功率流为 $P_{ij,t}$,反之为 $P_{ji,t}$; $\tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{PV}}$ 是与 t 时刻分布式发电单元光-电转换动态特性有关的物理量,分别为光伏间歇性工况下有效可调度容量与实时并网功率; P_t^{TR} 为 t 时刻关口购电功率; C 为基于混合电流制式的配电网拓扑动态调整与移动式储能系统多能耦合协同的综合成本函数;第一项表示系统传输损耗费用;第二项表示系统的开关状态迁移成本;第三项表示系统光伏弃置损失;第四项表示电能购入成本。 L 为全部支路集合; T 为重构的时间集; Ω_N^{PV} 为分布式光伏接入的节点集合。

2.2 约束条件

1) 潮流约束

潮流约束作为电力系统领域内常见的基础模型,其具体表达式已在文献[8]中详细推导。

2) 有载调压变压器约束

图2给出了支路含有变压器情况示意图。

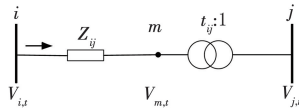


图2 含有载调压变压器的支路示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the branch containing the on-load tap changer

一次侧与二次侧绕组的电压比值特性符合公式:

$$u_{m,t} = t_{ij}^2 u_{j,t} \quad (13)$$

$$t_{ij} = t_{ij}^{\min} + T_{ij} \Delta t_{ij} \quad (14)$$

$$0 \leq T_{ij} \leq K_{ij} \quad (15)$$

$$\Delta t_{ij} = (t_{ij}^{\max} - t_{ij}^{\min}) / K_{ij} \quad (16)$$

式中: t_{ij} 为变比参数; K_{ij} 为变压器分接档位总数的参数; Δt_{ij} 为相邻档位变比差值的配置参数; $t_{ij}^{\max}$ 为变比允许调节的最大阈值参数; $t_{ij}^{\min}$ 为变比允许调节的最

小阈值参数; T_{ij} 为变压器实际运行档位的整型变量;其中, $u_{m,t} = (V_{m,t})^2 / \sqrt{2}$, $u_{j,t} = (V_{j,t})^2 / \sqrt{2}$, $u_{i,t} = (V_{i,t})^2 / \sqrt{2}$ 。

3) 辐射状拓扑结构

$$\begin{cases} \beta_{ij,t} + \beta_{ji,t} = a_{l,t}, & \forall l \in L \\ j \in N(i) \beta_{ij} = 0, & \forall i \in N_s \\ j \in N(i) \beta_{ij} = 1, & \forall i \in N/N_s \\ 0 \leq a_{l,t} \leq 1, \beta_{ij,t}, \beta_{ji,t} \in \{0, 1\}, & \forall l \in L \end{cases} \quad (17)$$

式中: N 为配电网节点全集; N_s 为根节点集合; $\beta_{ij,t}$ 、 $\beta_{ji,t}$ 均为逻辑判断变量用于判断节点 i 和节点 j 间的关系。

4) 交直流换流站约束

交直流换流站的示意图如图3所示。

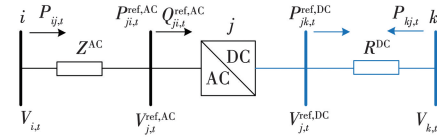


图3 交直流换流站的示意图

Fig. 3 Schematic diagram of AC/DC converter station

在交直流换流站模型中,交流侧在 t 时刻的功率传输值由 $P_{ji,t}^{\text{ref,AC}}$ 和 $Q_{ji,t}^{\text{ref,AC}}$ 表征;而直流侧在 t 时刻的功率传输状态则由 $P_{jk,t}^{\text{ref,DC}}$ 描述;系统参考电压由 $V_{j,t}^{\text{ref,DC}}$ 表征,令 $u_{j,t}^{\text{ref,AC}} = (V_{j,t}^{\text{ref,AC}})^2 / \sqrt{2}$, $u_{j,t}^{\text{ref,DC}} = (V_{j,t}^{\text{ref,DC}})^2 / \sqrt{2}$,则交直流换流站模型的潮流方程如下:

$$P_{ij,t} = \sqrt{2} g_l u_{i,t} - g_l R_{l,t} - b_l T_{l,t}, \quad \forall l \in \Omega_L^{\text{ref}} \quad (18)$$

$$P_{ji,t}^{\text{ref,AC}} = -(\sqrt{2} g_l u_{j,t}^{\text{ref,AC}} - g_l R_{l,t} + b_l T_{l,t}), \quad \forall l \in \Omega_L^{\text{ref}} \quad (19)$$

$$Q_{ij,t} = -\sqrt{2} b_l u_{i,t} + b_l R_{l,t} - g_l T_{l,t}, \quad \forall l \in \Omega_L^{\text{ref}} \quad (20)$$

$$Q_{ji,t}^{\text{ref,AC}} = \sqrt{2} b_l u_{j,t}^{\text{ref,AC}} - b_l R_{l,t} - g_l T_{l,t}, \quad \forall l \in \Omega_L^{\text{ref}} \quad (21)$$

$$P_{jk,t}^{\text{ref,DC}} = \sqrt{2} g_l u_{j,t}^{\text{ref,DC}} - g_l R_{l,t}, \quad \forall l \in \Omega_L^{\text{ref}} \quad (22)$$

$$P_{kj,t} = \sqrt{2} g_l u_{k,t} - g_l R_{l,t}, \quad \forall l \in \Omega_L^{\text{ref}} \quad (23)$$

$$V_{j,t}^{\text{ref,AC}} = K_e M_i V_{j,t}^{\text{ref,DC}} \quad (24)$$

$$P_{ji,t}^{\text{ref,AC}} = \frac{P_{jk,t}^{\text{ref,DC}}}{\eta_{\text{Conv}}} \quad (25)$$

式中: Ω_L^{ref} 为换流器支路拓扑关系的参数集合; K_c 为直流侧电压利用效率的核心指标; M_i 为调制深度的控制变量; η^{Conv} 为能量转换效率参数。

5) 电容器约束

$$\begin{cases} 0 \leq x_{i,t}^C \leq x_{i,\max}^C, & i \in \Omega_N^{\text{CB}} \\ Q_{i,t}^{\text{CB}} = x_{i,t}^C C_{i,\text{step}}, & i \in \Omega_N^{\text{CB}} \end{cases} \quad (26)$$

$$\sum_{t=1}^T |x_{i,t}^C - x_{i,t-1}^C| \leq \Delta_{\max}^{\text{CB}} \quad (27)$$

式中:对于节点*i*在*t*时刻所配置的并联电容装置而言, Ω_N^{CB} 为系统中配置电容器装置的节点群组; $x_{i,t}^C$ 为电容器装置并网运行的总组数; $x_{i,\max}^C$ 为规定电容器可投入运行的最大组数阈值; $C_{i,\text{step}}$ 为单组电容器装置的额定容量参数; $\Delta_{\max}^{\text{CB}}$ 为限定相邻两个时间段内容许的电容器组数调整幅度上限。

6) 分布式光伏运行约束

$$\tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}} = P_{i,t}^{\text{PV},f} + \Delta P^{\text{PV},\max} z_{i,t}^{\text{PV}} \quad (28)$$

$$0 \leq P_{i,t}^{\text{PV}} \leq \tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}} \quad (29)$$

$$\left\| \begin{matrix} P_{i,t}^{\text{PV}} \\ Q_{i,t}^{\text{PV}} \end{matrix} \right\| \leq S_i^{\text{PV}} \quad (30)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{PV},f}$ 为*t*时刻节点*i*处的分布式光伏未发生波动的可用有功功率; $\Delta P^{\text{PV},\max}$ 为分布式光伏发电系统可能产生的最大波动幅度值; $z_{i,t}^{\text{PV}}$ 为*t*时刻节点*i*处的DG-PV系统注入功率随机性参量表征; $Q_{i,t}^{\text{PV}}$ 为*t*时刻节点*i*处的分布式光伏的无功功率; S_i^{PV} 为*t*时刻节点*i*处的分布式光伏的可用容量。

7) 移动储能运行约束

以1.2节建立的基于测量的移动储能电池模型为基础,移动储能约束如下:

$$P_{i,t}^{\text{MESS}} = e_{i,t} (P_{i,t}^{\text{dis}} - P_{i,t}^{\text{ch}}) \quad (31)$$

$$\sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t} \leq 1 \quad (32)$$

$$\begin{cases} -Me_{i,t} \leq P_{i,t}^{\text{MESS}} \leq Me_{i,t} \\ -M(1 - \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t}) \leq \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} P_{i,t}^{\text{MESS}} - P_{i,t}^{\text{dis}} + P_{i,t}^{\text{ch}} \\ M(1 - \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t}) \geq \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} P_{i,t}^{\text{MESS}} - P_{i,t}^{\text{dis}} + P_{i,t}^{\text{ch}} \\ -M \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t} \leq P_{i,t}^{\text{dis}} \leq M \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t} \\ -M \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t} \leq P_{i,t}^{\text{ch}} \leq M \sum_{i \in N^{\text{MESS}}} e_{i,t} \end{cases} \quad (33)$$

式中: $e_{i,t}$ 为布尔变量,用于判断移动储能在*t*时刻有没有停靠在*i*节点的标志;式(31)表示同一时刻,移

动储能最多只可在一个节点进行充放电; N^{MESS} 为由移动储能可停靠的全部节点所组成的集合。

进一步,考虑交通流约束,可参考文献[28]中的流量-速度模型,由于篇幅有限,文中不再赘述。

8) 需求响应模型

在对用户采用需求响应机制时,可以利用价格导向的需求响应策略,即通过实施峰谷电价制度,将用电高峰期的能源使用调配至电力需求较少的时段,在稳定收益的同时还可电网可靠运行。需求响应模型如下所示:

$$-\xi_{i,t} = \frac{\Delta P_{i,t}^{\text{D}}}{\Delta \rho_t} = \frac{P_{i,t}^{\text{cur}} - P_{i,t}^{\text{D}}}{\rho_t^{\text{cur}} - \rho_t} \quad (34)$$

$$\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{cur}} = \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{D}} \quad (35)$$

$$\rho_t^{\text{cur},\max} \leq \rho_t^{\text{cur}} \leq \rho_t^{\text{cur},\min} \quad (36)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{cur}} \rho_t^{\text{cur}}}{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{cur}}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{D}} \rho_t}{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{D}}} \quad (37)$$

式中:就*t*时刻节点*i*负荷所实施的需求响应策略而言, N_i 为执行需求响应操作的节点集合; $\Delta \rho_t$ 体现出电价在此过程中的变化数值; ρ_t^{cur} 用于表示完成需求响应操作后的电价情况; $\xi_{i,t}$ 为电价敏感度指数; ρ_t 为需求响应前驱电价指标; $\rho_t^{\text{cur},\max}$ 、 $\rho_t^{\text{cur},\min}$ 分别设定了实施需求响应后电价所能达到的最大值与最小值;在*t*时刻,节点*i*所承载的有功负荷量由 $P_{i,t}^{\text{D}}$ 来体现。

9) 开关约束

$$\sum_{l=1}^m |\alpha_l - \alpha_0| \leq n_{\text{SA}} \quad (38)$$

式中: α_0 为配电网拓扑基态; n_{SA} 为开关机构动作耐受极限; m 为开关配置总量。

3 数据驱动的分布式光伏不确定性建模

分布式光伏运行约束中存在不确定因素,可通过包络分布式光伏发电的历史输出数据绘制的散点图,来界定不同的不确定集合^[29]。文中,为了描述分布式光伏发电输出的变化范围,采用了预算不确定集*U*的方法:

3.1 凸包集合

1) 盒式集合

可表示为:

$$U = \{z^{\text{PV}} \in R^{N_{\text{PV}} \times 1} \mid \beta z_{\text{down}}^{\text{PV}} \leq z^{\text{PV}} \leq \beta z_{\text{up}}^{\text{PV}}\} \quad (39)$$

式中: N_{PV} 为分布式光伏数量; $z_{\text{up}}^{\text{PV}}$ 、 $z_{\text{down}}^{\text{PV}}$ 分别为分

布式光伏不确定变量及其最小、最大值; β 为盒式不确定集的保守度因子。

2) 二次型约束集

可表示为:

$$U = \{z^{PV} \in R^{N_{PV} \times 1} \mid (z^{PV} - c)^T \Sigma^{-1} (z^{PV} - c) \leq 1\} \quad (40)$$

式中: c 为高维椭球的中心点; $\Sigma \in R^{N_{PV} \times N_{PV}}$ 为正定矩阵,旨在表明高维椭球在与坐标轴的关系中所呈现的偏移指向。

但是,在鲁棒优化领域,采用椭球集合描述不确定性时,常因涉及二次约束与双线性项导致模型计算复杂度显著增加。为此,文献[24]创新性地提出了广义凸包不确定集,该集合通过几何结构优化突破了传统方法的局限性。通过构建多面体凸包替代椭球包络,有效降低了优化结果的保守性;其次,采用线性表达式替代二次变量描述不确定域,将原问题的复杂度从二次规划降维至线性规划层面;此外,相较于传统盒式集合对解空间的过度包络,凸包结构通过顶点映射精准覆盖不确定性分布区域,进一步减少了无意义包络空间。基于上述优势,文章在此基础上构建不确定集。

第一步:建立一个包含全部历史数据波动的最小高维椭圆不确定集 U_{e1} , 即:

$$U_{e1} = \{z^{PV} \in R^{N_{PV} \times 1} \mid (z^{PV} - c)^T \Sigma^{-1} (z^{PV} - c) \leq 1\} \quad (41)$$

第二步:对式(41)中 Σ 正交分解, $\Sigma = P^T J P = P^{-1} J P$, 调整原有椭圆的位置和方向,使其中心与坐标轴的原点对齐,得到新的高维椭圆不确定集 U_{e2} , 即:

$$U_{e2} = \{z^{PV'} \in R^{N_{PV} \times 1} \mid (z^{PV'})^T J^{-1} (z^{PV'}) \leq 1\} \quad (42)$$

式中: J 为对角线矩阵; P 为变换矩阵。

第三步:调整第二步中未被包络线覆盖的部分数据点,放缩原集合,构造的高维线性多面体不确定性集合 U_{p2} 可表述为:

$$U_{p2} = \left\{ z^{PV'} \in R^{N_{PV} \times 1} \mid \begin{array}{l} z^{PV'} = \sum_{i=1}^{2N_{PV}} m_i k z^{PV'} \\ \sum_{i=1}^{2N_{PV}} m_i = 1; 0 \leq m_i \leq 1 \end{array} \right\} \quad (43)$$

式中: m_i 为第 i 个顶点的权重因子; k 为高维线性多

面体的保守度因子。

第四步:对第三步的多面体进行旋转和平移操作,以确保其与原始范围相匹配,获得基于线性约束的高维多面体不确定集 U_{p1} 为:

$$U_{p1} = \left\{ z^{PV} \in R^{N_{PV} \times 1} \mid \begin{array}{l} z^{PV'} = \sum_{i=1}^{2N_{PV}} m_i (c + k P^{-1} z_{c,i}^{PV'}) \\ \sum_{i=1}^{2N_{PV}} m_i = 1; 0 \leq m_i \leq 1 \end{array} \right\} \quad (44)$$

3.2 超平面集合

由于上述凸包集合的缩放是在整个集合上进行的,为了覆盖某个特定的数据点,可能会不当地增加缩放倍数,导致覆盖过多的空白区域。综上所述,构建的极端场景驱动型不确定集策略,其核心在于通过逐例覆盖极端情形,最终生成具有高度适应性的非规则多面体结构,如图 4 所示。

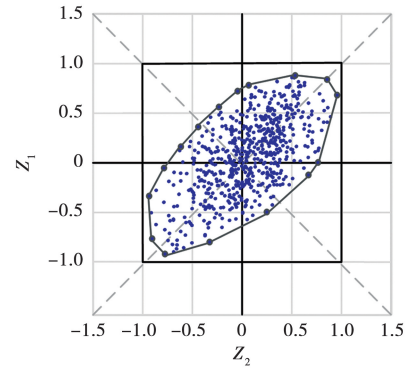


图 4 基于极端场景的不确定性集合

Fig. 4 Uncertainty set based on extreme scenarios

考虑极端工况时,不确定集的表达式可形式化表示为:

$$U = \left\{ z^{PV} \in R^{N_{PV} \times 1} \mid \begin{array}{l} z^{PV'} = \sum_{i=1}^{N_{ex}} \sigma_i z_i^{PV} \\ \sum_{i=1}^{N_{ex}} \sigma_i = 1; 0 \leq \sigma_i \leq 1 \end{array} \right\} \quad (45)$$

式中: N_{ex} 为极端场景的数量; z_i^{PV} 为第 i 个极端场景; σ_i 为极端场景的加权因子。

通过构建极端情景的不确定性集合,可显著缩小对低概率事件空间的覆盖范围,但是这种方法依赖于多面体顶点的数量,当极端场景数量过多时,求解难度也会大大增加。故文中提出超平面集合,

该方法从盒式结合的顶点开始,通过构建割平面来最大程度的减小空白区域,如图 5 所示。

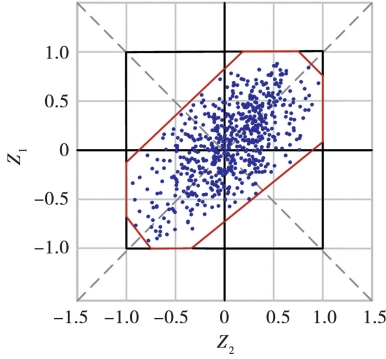


图 5 超平面多面体集合

Fig. 5 Hyperplane polyhedron set

对于 \$K\$ 维空间而言,超平面可表示为:

$$\alpha_m^T z = \beta_m, \quad \forall m \quad (46)$$

式中: \$\alpha_m\$ 为 \$K\$ 维非零向量; \$\beta_m\$ 为标量; \$m\$ 为 \$K\$ 维盒式集合顶点编号。设 \$K\$ 维盒式集合顶点为 \$z_m^B\$, 那么由超平面切割产生的新顶点为 \$z_n^H\$, 则顶点 \$m, n\$ 之间有如下关系:

$$n = (m-1) \times K + s, \quad s = 1, 2, \dots, K, \quad \forall m = 1, 2, \dots, 2^K \quad (47)$$

由超平面切割而产生的顶点可由以下模型得到:

$$\forall m, \max_{\alpha_m, \beta_m, \xi_{ms}, z_n^H} \frac{1}{K!} \sum_{s=1}^K \xi_{ms} \quad (48)$$

$$\alpha_m^T z_m^B \geq \beta_m, \alpha_m^T \tau \leq \beta_m, \alpha_m^T z_n^H = \beta_m, \quad \forall s, \forall \tau \in T \quad (49)$$

$$z_{mo}^B - z_{no}^H = 0, \quad \forall s, o = 1, \dots, s-1, s+1, \dots, K \quad (50)$$

$$\xi_{ms} = \theta_{ms} (z_{ms}^B - z_{ns}^H), \quad \forall s \quad (51)$$

$$\xi_{m_1s} + \xi_{m_2s} \leq z_{m_2s}^B - z_{m_1s}^B, \quad \forall s, \forall h \in H(s), m_1, m_2 \in h \quad (52)$$

式中: \$\xi_{ms}\$ 为 \$z_n^H\$ 与对应 \$z_m^B\$ 的几何距离; 由于式 (48) 是阶乘运算, 为便于计算, 将其转换为:

$$\forall m, \max_{\alpha_m, \beta_m, \xi_{ms}, z_n^H} \sum_{s=1}^K \ln \xi_{ms} \quad (53)$$

利用内点法求解上述模型, 得到超平面顶点后, 结合式 (45), 超平面不确定集合为:

$$U = \left\{ z^{H, PV} \in R^{N_{PV} \times 1} \left| \begin{array}{l} z^{H, PV'} = \sum_{n=1}^{N_H} \varepsilon_i z_n^{H, PV} \\ \sum_{i=1}^{N_H} \varepsilon_i = 1; 0 \leq \varepsilon_i \leq 1 \end{array} \right. \right\} \quad (54)$$

式中: \$N_H\$ 为极端场景的数量; \$z^{H, PV}\$ 为使用超平面集合时的第 \$i\$ 个极端场景; \$\varepsilon_i\$ 为第 \$i\$ 个顶点的权重因子。

4 交直流配电网动态重构与移动储能协同鲁棒优化方法

构建的交直流配电网动态重构与移动储能协同鲁棒优化方法框架如图 6 所示。

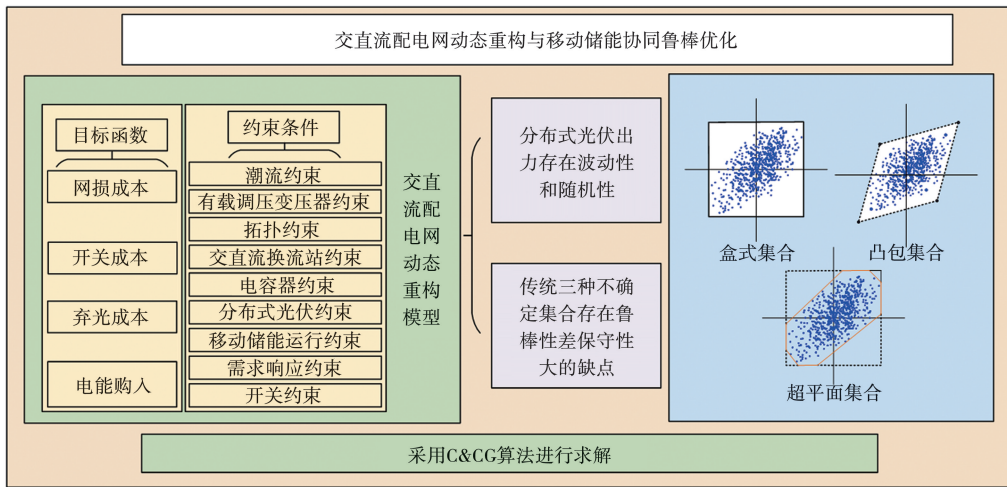


图 6 交直流配电网动态重构与移动储能协同鲁棒优化框架图

Fig. 6 AC/DC distribution network dynamic reconfiguration and mobile energy storage collaborative robust optimization framework diagram

基于前文推导的约束关系, 建立对应的矩阵表达式进行系统化表征: 潮流约束: \$\mathbf{P} = [P_{ij,t}, P_{ji,t}, Q_{ij,t}, Q_{ji,t}, P_t^{\text{TR}}, Q_t^{\text{TR}}, u_{i,t}, R_{l,t}, T_{l,t}, I_{l,t}]\$; 分布式光伏发

电系统运行约束: \$\mathbf{P}^{\text{PV}} = [P_{i,t}^{\text{PV}}, Q_{i,t}^{\text{PV}}]\$; 有载调压变压器的运行约束: \$\mathbf{U}^{\text{OLTC}} = [u_{m,t}, t_{ij}]\$; 交直流转换系统的运行约束: \$\mathbf{I} = [P_{ji,t}^{\text{ref, AC}}, P_{jk,t}^{\text{ref, DC}}, Q_{ji,t}^{\text{ref, AC}}, u_{j,t}^{\text{ref, AC}},\$

$u_{j,t}^{\text{ref,DC}}$; 需求响应约束: $\mathbf{P}^D = [\mathbf{P}_{i,t}^{\text{cur}}, \rho_i^{\text{cur}}]$; 储能约束: $\mathbf{P}^{\text{ESS}} = [S^{\text{SOC}}, \mathbf{P}_{i,t}^{\text{out}}, \mathbf{P}_{i,t}^{\text{dis}}, \mathbf{P}_{i,t}^{\text{in}}, \mathbf{P}_{i,t}^{\text{ch}}, \mathbf{P}_{i,t}^{\text{MESS}}]$; 分组投切电容器约束: $\mathbf{Q}^{\text{CB}} = [\mathbf{Q}_{i,t}^{\text{CB}}]$ 。

结合目标函数,采用矩阵形式构建的交直流配电网动态重构与移动储能协同鲁棒优化模型如下:

$$\begin{cases} \min_x (\mathbf{b}^T \mathbf{x} + \max_{u \in U} \min_{y \in \Omega(x,u)} \mathbf{c}^T \mathbf{y}) \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{A}\mathbf{x} \geq \mathbf{d} \\ \mathbf{G}\mathbf{y} \geq \mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{x} - \mathbf{M}\mathbf{u} \\ \|\mathbf{R}\mathbf{y}\|_2 \leq \mathbf{r}^T \mathbf{y} \end{cases} \end{cases} \quad (55)$$

式中: $\mathbf{x} = [\alpha_{i,t}, x_{i,t}^{\text{C}}, T_{ij}, e_{i,t}]$ 为第一阶段的决策性变量; $\mathbf{y} = [\mathbf{P}, \mathbf{P}^{\text{PV}}, \mathbf{P}^{\text{ESS}}, \mathbf{Q}^{\text{CB}}, \mathbf{U}^{\text{OLTC}}, \mathbf{I}, \mathbf{P}^D]$ 为第二阶段的决策性变量; $\mathbf{u} = [\tilde{\mathbf{P}}^{\text{PV}}]$ 为不确定变量; $\mathbf{b}, \mathbf{c}$ 为与目标函数中 $\mathbf{x}, \mathbf{y}$ 相关的参数矩阵; $\mathbf{A}, \mathbf{G}, \mathbf{E}, \mathbf{M}, \mathbf{R}, \mathbf{h}, \mathbf{d}, \mathbf{r}$ 共同构建两阶段鲁棒优化的约束体系; $\Omega(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 界定连续变量 $\mathbf{y}$ 的可行解集合; $\mathbf{b}^T \mathbf{x}$ 表征第一阶段开关动作产生的固定成本; $\mathbf{c}^T \mathbf{y}$ 为除开关成本外的其余成本。

针对式(55)的两阶段鲁棒优化问题,因其包含连续型和整数型变量,并且存在不确定参数,不能直接求解。故利用 C&CG 的思想将此问题转化为一个主从结构的问题,求解流程如图 7 所示。

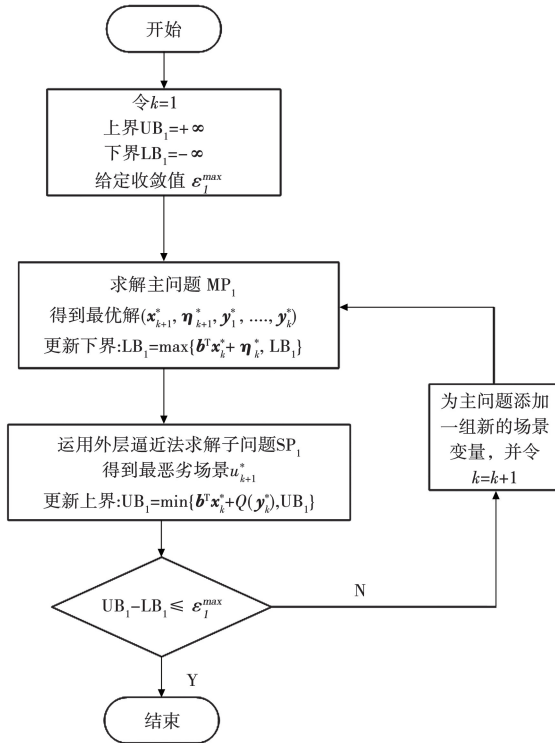


图 7 C&CG 求解流程图

Fig. 7 C&CG solution flow chart

构建的主从关系数学模型为:

$$\text{MP1:} \begin{cases} \min_x (\mathbf{b}^T \mathbf{x} + \eta) \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{A}\mathbf{x} \geq \mathbf{d} \\ \mathbf{G}\mathbf{y}^l \geq \mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{x} - \mathbf{M}\mathbf{u}^l, & \forall l \leq k \\ \|\mathbf{R}\mathbf{y}^l\|_2 \leq \mathbf{r}^T \mathbf{y}^l, & \forall l \leq k \\ \eta \geq \mathbf{c}^T \mathbf{y}^l, & \forall l \leq k \end{cases} \end{cases} \quad (56)$$

$$\text{SP1:} \begin{cases} \max_{u \in U} \min_{y \in \Omega(x,u)} \mathbf{c}^T \mathbf{y} \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{G}\mathbf{y} \geq \mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{x}^* - \mathbf{M}\mathbf{u}; \boldsymbol{\pi} \\ \|\mathbf{R}\mathbf{y}\|_2 \leq \mathbf{r}^T \mathbf{y}; \boldsymbol{\tau}^a, \boldsymbol{\tau}^b \end{cases} \end{cases} \quad (57)$$

基于对偶定理的性质,可将式(57)中的内层最小化问题转化为与外部层级一致的最大化形式,转化结果如式(58)所示,式中 $\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau}^a, \boldsymbol{\tau}^b$ 表示子问题约束条件对应的拉格朗日乘子。

$$\begin{cases} \max_{u, \boldsymbol{\pi}} -(\mathbf{h} - \mathbf{M}\mathbf{u} - \mathbf{E}\mathbf{x})^T \boldsymbol{\pi} \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{c} + \mathbf{G}^T \boldsymbol{\pi} + \mathbf{R}^T \boldsymbol{\tau}^a + \mathbf{r} \boldsymbol{\tau}^b = \mathbf{0} \\ \|\boldsymbol{\tau}^a\|_2 \leq \boldsymbol{\tau}^b \\ \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau}^a, \boldsymbol{\tau}^b \geq \mathbf{0} \end{cases} \end{cases} \quad (58)$$

外近似方法在式(59)中的应用有效消除了双线性项 $(\mathbf{M}\mathbf{u})^T \boldsymbol{\pi}$ 的难点,如下:

$$\text{SP2:} \begin{cases} \max_{u, \boldsymbol{\pi}} -(\mathbf{h} - \mathbf{M}\mathbf{u} - \mathbf{E}\mathbf{x})^T \boldsymbol{\pi} \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{c} + \mathbf{N}^T \boldsymbol{\pi} + \mathbf{R}^T \boldsymbol{\tau}^a + \mathbf{r} \boldsymbol{\tau}^b = \mathbf{0} \\ \|\boldsymbol{\tau}^a\|_2 \leq \boldsymbol{\tau}^b \\ \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau}^a, \boldsymbol{\tau}^b \geq \mathbf{0} \end{cases} \end{cases} \quad (59)$$

$$\text{MP2:} \begin{cases} \max_{u, \boldsymbol{\pi}} -(\mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{x})^T \boldsymbol{\pi} + \beta \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{c} + \mathbf{N}^T \boldsymbol{\pi} + \mathbf{R}^T \boldsymbol{\tau}^a + \mathbf{r} \boldsymbol{\tau}^b = \mathbf{0} \\ \|\boldsymbol{\tau}^a\|_2 \leq \boldsymbol{\tau}^b \\ \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau}^a, \boldsymbol{\tau}^b \geq \mathbf{0} \\ \beta \leq G^m(\mathbf{u}, \boldsymbol{\pi}), \quad \forall m \leq n \end{cases} \end{cases} \quad (60)$$

式中: MP2 用来求解问题的上界; SP2 用来求解问题的下界; m 为历史迭代数; n 为目前的迭代数; β 为附加变量。式(60)中 $G^m(\mathbf{u}, \boldsymbol{\pi}) = (\mathbf{M}\mathbf{u})^T \boldsymbol{\pi}$ 的线性化公式如式(61)所示:

$$G^m(\mathbf{u}, \boldsymbol{\pi}) = (\mathbf{u}^n)^T \boldsymbol{\pi}_{sp}^n + (\mathbf{u} - \mathbf{u}^n)^T \boldsymbol{\pi}_{sp}^n + (\boldsymbol{\pi} - \boldsymbol{\pi}_{sp}^n)^T \mathbf{u}^n \quad (61)$$

5 仿真实验

提出了一种交直流配电网动态重构与移动储能协同鲁棒优化方法,通过改进的 IEEE-33 节点系统(基准电压 12.66 kV,容量 10 MVA)进行验证。系统接线如图 8 所示,参数设置如表 1 所示,负荷光

伏曲线如图 9 所示。系统配置包含有功/无功功率 0 ~ 2000 kW/kvar 的可调范围, 设定电流上限 0.5 p. u 及电压运行范围 0.95 ~ 1.05 p. u 的技术边界。网络划分为居民区、工业区和商业区三类负荷区域, 其中前两区部署需求响应机制。初始运行状态下, 联络线开关保持断开而其余支路闭合, 移动储能系统初始部署于 5 号节点, 并预设 1# ~ 8# 共 8 条移动路径。

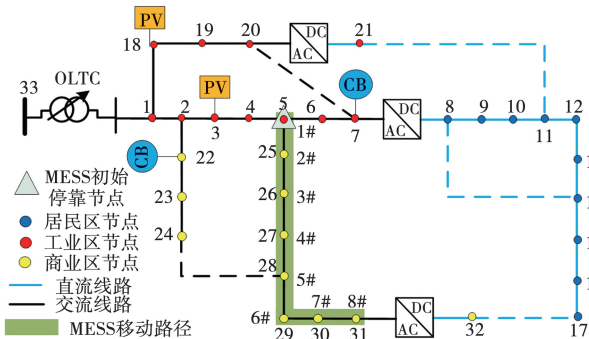


图 8 改进的 IEEE33 节点测试系统
Fig. 8 Improved IEEE33-node test system

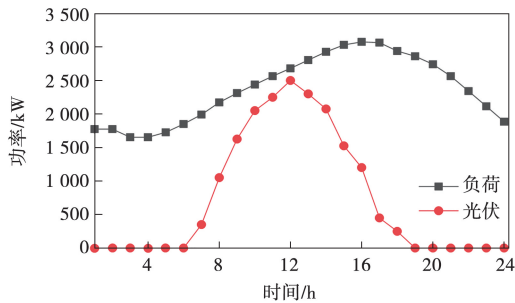


图 9 负荷和分布式光伏曲线
Fig. 9 Load and distributed photovoltaic curve

表 1 系统配置参数

Tab. 1 System configuration parameters

设备	接入节点	参数
PV	19, 29	容量: 2000 kVA 荷电状态: 5% ~ 95%
MESS	5、25、26、27、28、29、30、31	容量: 6000 kW 移动速度: 15 km/h 单组补偿功率: 50 kvar
CB	6, 26	补偿单元数量阈值: 8 CB 动作频次的时间单位阈值: 4
OLTC	33 - 1	变压器变比: 0.95 ~ 1.05 挡位变化值: 0.01 挡位数量: 10

5.1 不同策略下的结果分析

为验证所提出移动储能模型的实测有效性, 设计了三组对比实验方案。策略 1: 应用基于实测数据的固定式储能配置, 将设备定点部署于 1# 位置; 策略 2: 采用传统电化学储能模型, 结合动态调度策略进行 1# ~ 8# 站点间巡游; 策略 3: 实施本团队提出的移动式实测储能系统, 沿预设的 1# ~ 8# 环形路径开展动态充放电测试。

表 2 3 种策略的各项成本
Tab. 2 Costs of three strategies

各项成本/元	策略 1	策略 2	策略 3
网损成本	125.07	160.59	120.43
弃光成本	558.12	555.43	554.38
购电成本	12 426.14	12 832.49	12 413.18
开关成本	8	6	6
总成本	13 117.59	13 553.47	13 093.99

表 2 详细给出了三种策略的结果。从表 2 可知, 本研究通过对比三种储能策略的综合经济性, 揭示了移动储能系统在配电网优化中的显著优势。在网损成本方面, 策略 3 (移动储能) 较策略 1 (固定储能) 更低, 这得益于文中提出的动态电池储能模型能够实时追踪电网运行状态, 通过自适应充放电策略有效平抑节点电压波动, 尤其在负荷峰谷时段, 其分布式调节特性可精准匹配潮流变化, 从而显著降低线路传输损耗。就弃光成本而言, 三种策略差异不大, 但策略 2、3 依托移动储能的灵活部署能力, 在光伏出力波动时可实现多点消纳协同, 展现出更强的空间调节优势。购电成本对比显示策略 3 相比于策略 1、2 更低, 其核心在于移动储能系统通过实时测量数据建立的动态优化模型, 能够显著降低外购电量。在开关成本维度, 由图 10 可知, 策略 3 通过移动储能单元的主动潮流平衡, 将开关动作次数减少, 有效延长了设备使用寿命。总成本核算表明, 策略 3 的系统总成本显著低于策略 1 与策略 2, 这一对比结果验证了所提出的移动储能系统架构与基于实时监测的电池管理模型在经济效益与实践价值上的双重优势。特别需要指出的是, 采用动态参数校准技术的电池管理模型展现出更优的经济性特征, 其全生命周期成本较传统方法具有显著竞争力。

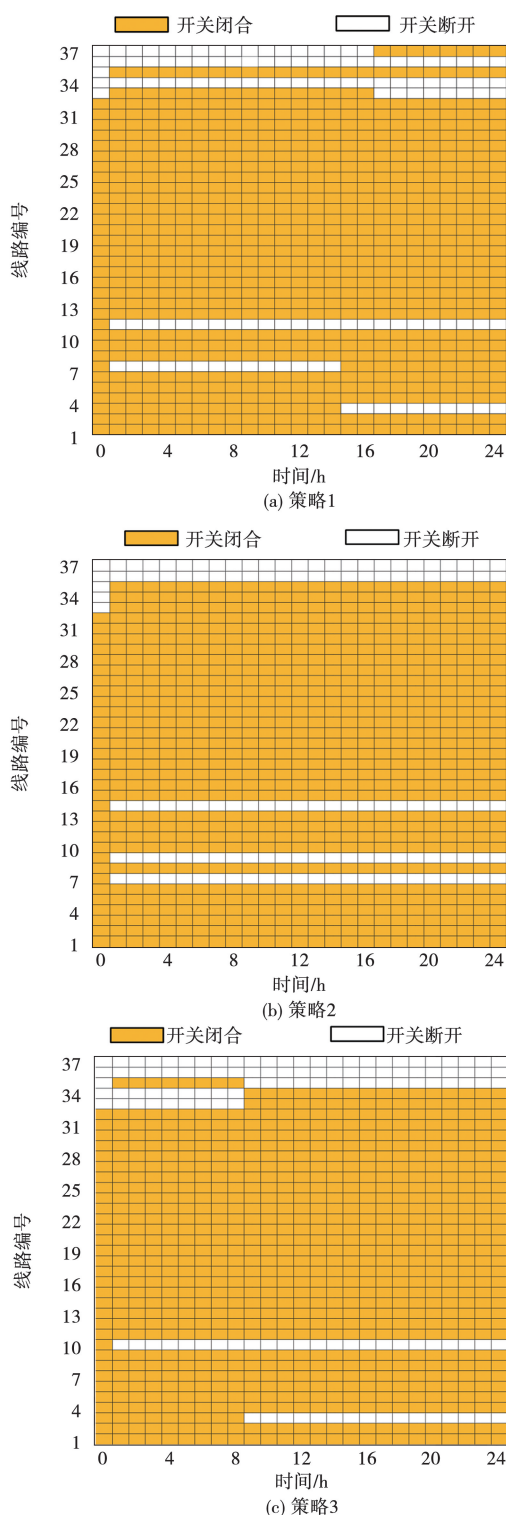


图 10 开关动作结果

Fig. 10 Switch action results

三种策略下储能的运行结果以及荷电状态如图 11 和图 12 所示。第一,从储能移动性这一方面进行分析,从图 11 不难看出,策略 3 相较于策略 1 而言,储能放电功率较高,并且充放电功率大小的变化幅度较大,而从图 12 荷电状态的变化可以看

出,对于用户需求较高的时段(16 h—22 h)内,相较于策略 1 无法及时捕捉负荷变化趋势而言,策略 3 可以及时地进行放电动作,换言之,采用移动储能的策略 3 可以更好地应对系统内的潮流变化,更大程度的发挥储能的充放电的作用。第二,从电池储能建模的角度出发,对比图 11(b) 和图 12(c) 可知,策略 3 采用的基于测量的电池储能模型更加贴合负荷特征,在负荷较高的用户活动时段(8 h—22 h),策略 3 相较于策略 2 而言,由于基于测量的电池储能是基于测量模型所建立,因此策略 3 的储能运行更符合实际要求。同时观察图 12 可以看出,在光伏的大发时段(10 h—14 h),策略 3 的电池储能比策略 1 具有更高的荷电状态,这在一定程度上避免了弃光成本的增加。综合以上考虑,采用非理想状态的移动储能一方面可以更大程度地发挥储能的充放电作用,另一方面更贴合实际要求。

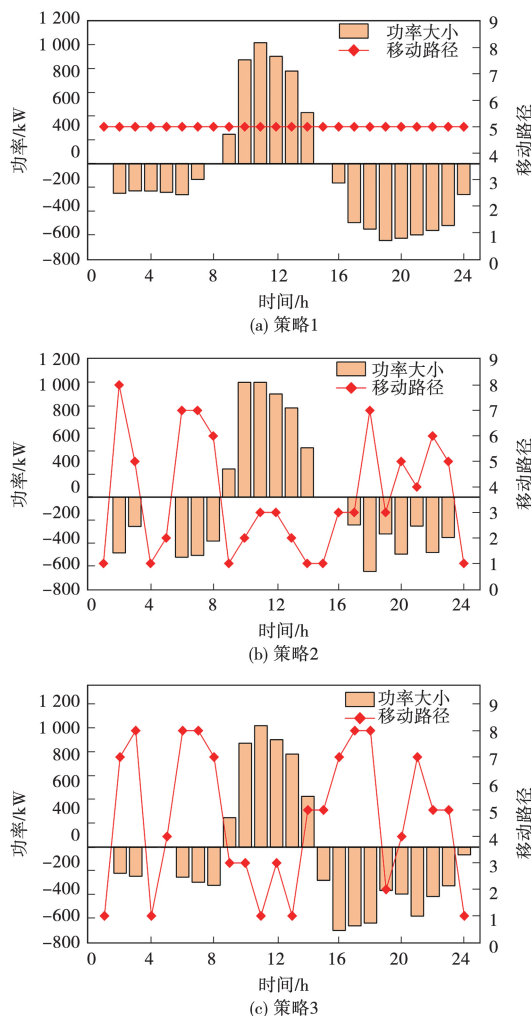


图 11 移动储能运行结果

Fig. 11 Mobile energy storage operation results

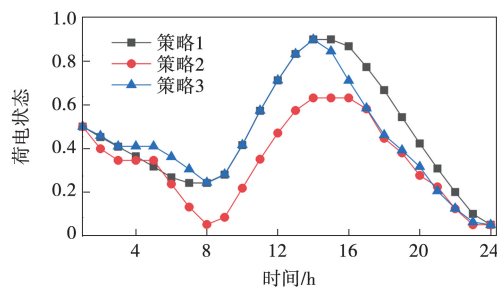


图 12 三种策略下储能的荷电状态

Fig. 12 State-of-charge of energy storage under three strategies

图 13 给出了三种策略下的节点电压图以及需求响应前后的负荷图。从负荷侧来看,一方面,同一策略下,采用需求响应后,负荷水平与原有情况相比有较大的变化,具体来说,白天负荷水平较低时,通过需求响应机制将晚上时段较高的负荷水平进行转移,进而达到削峰填谷的作用;另一方面,不同策略下采用需求响应机制后的负荷情况也有较大差异:策略 1 和策略 3 相比,尽管策略 1 采用需求响应后的负荷较为平缓,但是策略 3 通过移动储能更好地应对负荷变化,没有一味地降低负荷,这更满足用户的需求;策略 2 和策略 3 相比,采用基于测量的储能电池模型更贴合实际要求,对于策略 3 而言,基于测量的电池储能模型由于电池的内部老化,使得现有电量较之原先降低了 7.32%,这与采用雨流计数法所得到的电池老化降低的 7.44% 基本一致。

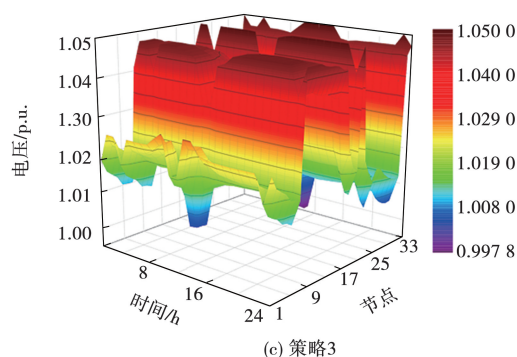
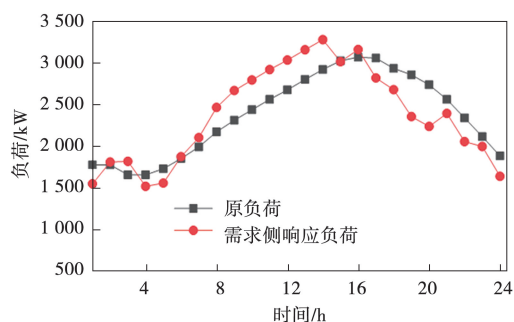
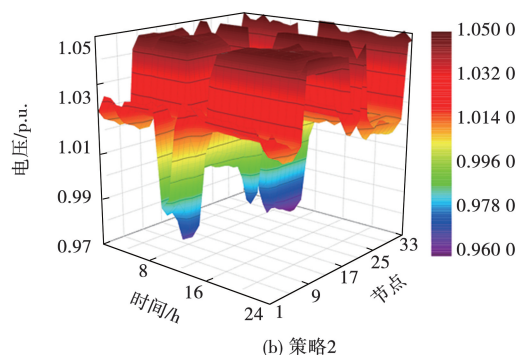
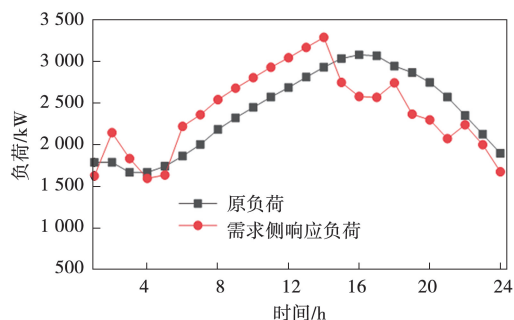
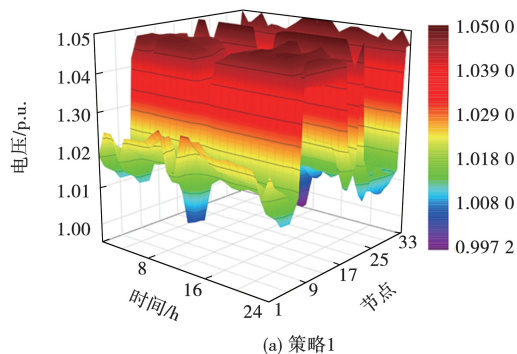
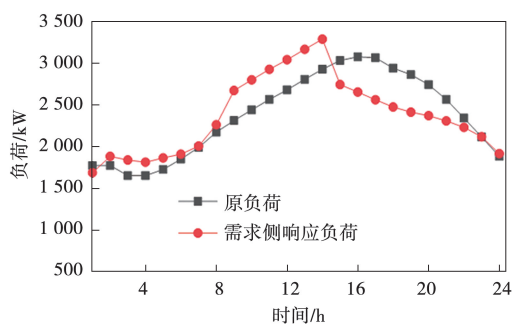


图 13 三种策略下节点电压结果

Fig. 13 Node voltage results under three strategies

从电压侧来看,三种策略下的电压标幺值均满足安全性要求,策略 3 采用基于测量的移动储能模型一方面与策略 1 相比,电压波动更平缓;另一方面与策略 2 相比,电压偏移率更低,这说明策略 3 在安全性方面的表现甚至更为突出。

表 3 给出了需求响应机制对策略 3 各项成本的影响,结合表 3 以及图 13(c)可以看出,由于需求响

应机制可以改变系统内的负荷曲线,进而导致各种成本均有所减少,尤其是占比较大的弃光成本和购电成本。从负荷曲线中也可以直观的看出,在光伏出力较高的时段,即 8:00—16:00,采用需求响应后的负荷曲线要高于原曲线,这使得光伏出力可以得到较好的消纳,因此弃光成本得以降低,而网损成本以及开关动作成本取决于系统的运行参数,其影响较小,但由于削峰填谷的作用,潮流得以优化,因此,这两项成本也会有所降低。

表 3 需求响应机制对策略 3 各项成本的影响

Tab. 3 Impact of demand response mechanism on the cost of strategy 3

各项成本/元	需求响应前	需求响应后
网损成本	125.12	120.43
弃光成本	584.59	554.38
购电成本	13 262.44	12 413.18
开关成本	8	6
总成本	13 980.15	13 093.99

5.2 不确定集对优化结果影响

放缩倍数对优化结果的影响如表 4 所示。

表 4 放缩倍数对优化结果的影响

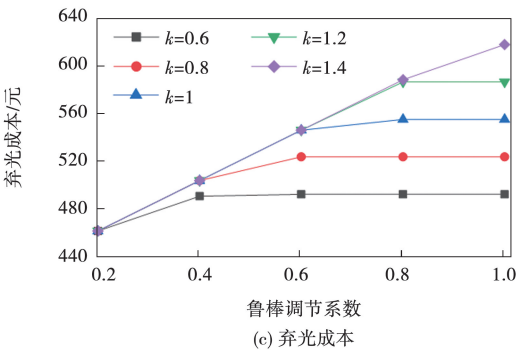
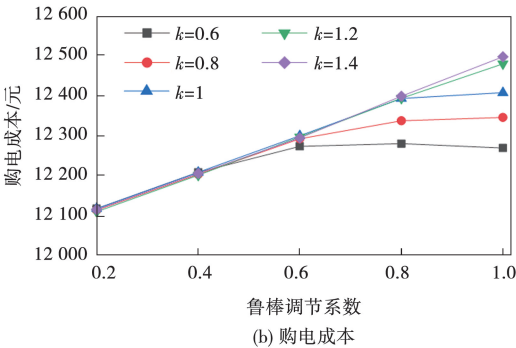
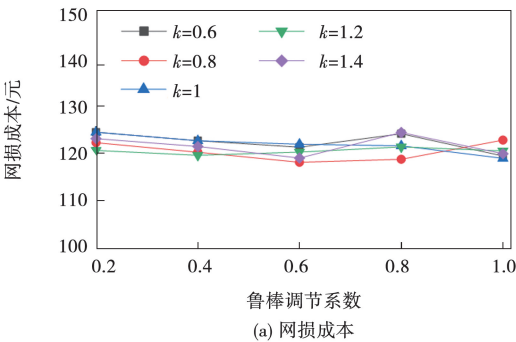
Tab. 4 Influence of scaling factor on the optimization results

各项成本/元	$k=0.6$	$k=0.8$	$k=1$	$k=1.2$	$k=1.4$
网损成本	119.43	122.75	118.94	120.48	119.89
弃光成本	491.56	522.97	554.38	585.78	617.19
购电成本	12 270.78	12 347.77	12 410.11	12 482.86	12 486.58
开关成本	2	8	2	6	6
总成本	12 883.77	13 001.49	13 085.43	13 195.12	13 229.66

放缩倍数的大小决定了所构造的凸包不确定集合对历史数据的覆盖程度。从表 4 不难看出,除了网损成本和开关成本没有什么变化,其余成本都在不断增大。随着缩放系数的增大,历史出力数据的包络范围会被凸包不确定集持续扩展,换言之,分布式光伏出力的波动范围将不断变大,更易引发极端情形的发生概率。当波动性较大的光伏能源持续并网时,系统为了保持供需平衡,缓解间歇性新能源接入引发的功率波动对电网稳定性的影响,需对分布式光伏并网功率实施主动调控,由此导致新能源消纳压力增大及弃光率持续攀升。与此同时,由于大幅减少分布式能源的注入,为了

满足系统的电能供应,需要加大关口的注入功率,因此购电成本逐渐增大。而网损成本由于取决于系统的网络参数,因此网损成本几乎不变。开关成本是由系统拓扑上的优化增设的,受外界能源波动的影响较小没有明显的规律性。构成系统总成本的主要是弃光成本和购电成本,所以系统的总成本不断变大。

图 14 展示了鲁棒调节系数对优化结果的影响。可以看出,随着鲁棒调节系数从 0.2 增加到 1,系统的网损成本几乎没有变化,始终保持在 120 ~ 130 元左右,但系统总成本却不断增加。采用不同放缩倍数的凸包不确定集合时,系统总成本的变化幅度逐渐减小。具体来说,当放缩倍数从 0.6 变化到 1.4 时,系统总成本的变化幅度分别在 0.4、0.6、0.8 时趋于平缓。这种现象的原因与构成系统总成本的购电成本和弃光成本的变化相关。



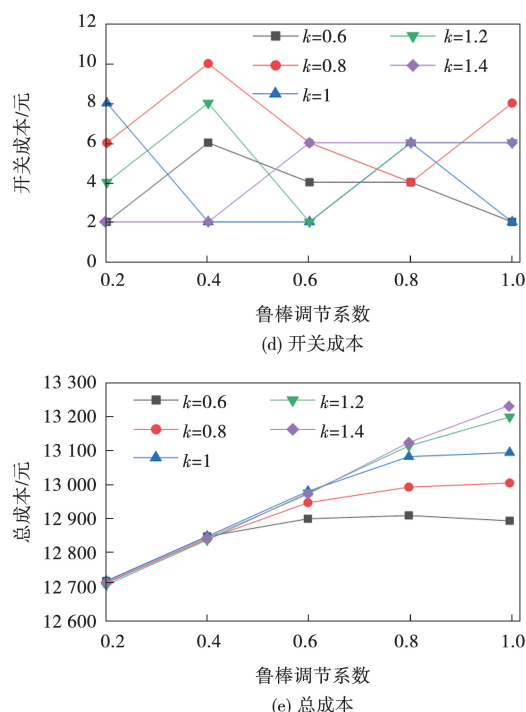


图 14 鲁棒调节系数对各项成本的影响
Fig. 14 Influence of robust adjustment coefficient on each cost

鲁棒调节系数的大小决定了所构造多面体集合鲁棒性的好坏^[30]。当鲁棒调节系数较小时,系统对分布式光伏扰动的适应性较差,因此弃光成本几乎没有变化。相反地,当鲁棒调节系数较大时,系统对分布式光伏扰动的适应性较好。采用凸包不确定集合时,由于不同的放缩倍数会使得凸包集合的包络范围不同。当放缩倍数 $k=0.6$ 时,凸包不确定集合的包络范围也较小。在这种情况下,改变鲁棒调节系数的大小并不会显著影响弃光成本。然而,当放缩倍数 $k=1.4$ 时,凸包不确定集合将包络所有的历史数据,因此会根据鲁棒调节系数的增大做出相应的调整,进而影响弃光成本。而购电成本的变化趋势与弃光成本类似。当放缩倍数 $k>1$ 时,凸包不确定集合覆盖了所有历史最恶劣场景。该条件下,系统稳定控制需实现两方面的协调:首先消纳光伏发电的随机性波动分量,其次通过提升并网点传输功率裕度维持供需平衡。而当放缩倍数 $k\leq 1$ 时,凸包不确定集合无法完整包络所有历史数据,可能会遗漏某些最恶劣场景。与弃光成本类似,尽管改变鲁棒调节系数的大小,购电成本却可能保持不变。开关成本始终在 2~12 次之间变化,这与系统拓扑有关,受放缩倍数和鲁棒调节系数的影响较小。

三种不确定集合对各成本的影响如表 5 所示,当采用不同的多面体集合时,除了系统网损和开关成本基本不变,采用超平面集合的其余各项成本均小于凸包集合和盒式集合。

表 5 3 种不确定集下各项成本
Tab. 5 Costs under three uncertain sets

各项成本/元	盒式集合	凸包集合	超平面集合
网损成本	122.51	119.89	120.43
弃光成本	625	617.19	554.38
购电成本	12 523.96	12 486.58	12 413.18
开关成本	8	6	6

凸包集合需要对原有的凸包进行放缩以达到包络所有历史数据的目的,当放缩倍数 $k=1.4$ 时,凸包集合包络了所有光伏出力的历史数据,尽管这增强了求解结果的鲁棒性,但是为了某几个场景数据过度放缩,反而加大了求解的保守性,使得凸包集合的总成本接近于盒式集合。而超平面集合利用超平面的数学思想,在包络所有的光伏出力历史数据的基础上,大大地减少了包络范围,优化了系统的鲁棒性减少了系统的保守性,因此,采用超平面集合时系统的弃光成本和购电成本均减小。采用三种不确定集合下,除去盒式集合外,其余两种集合对系统拓扑的影响较低,集中体现在系统初始开关状态的变化个数较少。

6 结论

文章从交直流配电网动态重构和基于测量的移动储能两者互补角度的出发,提出了交直流配电网动态重构与基于测量的移动储能协同鲁棒优化方法,通过算例验证得出以下结论:

- 1) 基于测量的储能电池模型是根据电池实际充放电工况采样构建的功率模型,相较于传统的储能电池而言更能反映储能电池的电量衰减特性,相较于固定式储能系统,移动储能装置凭借其可转移特性,能够通过空间位移实现局域电网潮流的动态平衡。
- 2) 部分不确定参数会使得协同鲁棒优化结果具有一定的灵活性,此外不确定集合的刻画也会影响最终结果的优劣,因此可以根据实际情况调节适合的不确定参数,并选取刻画效果较好的不确定集合得到兼顾经济性和有效性的鲁棒优化策略。

参考文献

- [1] 郑重, 苗世洪, 李超, 等. 面向微型能源互联网接入的交直流配电网协同优化调度策略[J]. 电工技术学报, 2022, 37(1): 192-207.

- Zheng Zhong, Miao Shihong, Li Chao, et al. Cooperative optimal dispatching strategy of AC/DC distribution network for micro energy Internet access[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(1): 192-207.
- [2] 孙毅, 李飞, 胡亚杰, 等. 计及条件风险价值和综合需求响应的产消者能量共享激励策略[J]. 电工技术学报, 2023, 38(9): 2448-2463.
- Sun Yi, Li Fei, Hu Yajie, et al. Energy sharing incentive strategy for producers and consumers considering conditional risk value and comprehensive demand response[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(9): 2448-2463.
- [3] 高波, 刘川, 韩建, 等. 基于 PSO-ELM 的可植入 UPQC 的“源-网-荷-储”系统最优控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(2): 62-72.
- Gao Bo, Liu Chuan, Han Jian, et al. Optimum control for UPQC-embedded source-network-load-storage system using PSO-ELM[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(2): 62-72.
- [4] 周福举, 荆江平, 马智刚, 等. 计及源网荷储协同的有源配电网检修计划两阶段随机优化模型[J]. 智慧电力, 2024, 52(11): 64-71.
- Zhou Fujun, Jing Jiangping, Ma Zhigang, et al. Two-stage stochastic optimization model for active distribution network maintenance plan considering source-network-load-storage coordination[J]. Smart Power, 2024, 52(11): 64-71.
- [5] 张郁, 苑波, 黄石成, 等. 考虑高比例可再生能源接入的有源配电网经济调度策略研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(1): 158-166.
- Zhang Yu, Yuan Bo, Huang Shicheng, et al. Research on economic dispatching strategy for active distribution network considering high penetration of renewable energy source[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(1): 158-166.
- [6] 王辉, 吴作辉, 李欣, 等. 含租赁共享储能的多微网与配电网的双层能量交易策略[J]. 电测与仪表, 2025, 62(6): 24-34.
- Wang Hui, Wu Zuohui, Li Xin, et al. Coordinated optimization of multi-microgrids and distribution grids with leased shared energy storage[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(6): 24-34.
- [7] 王畅, 姜宇, 傅守强, 等. 含虚拟储能直流微电网的源储荷优化控制技术[J]. 电测与仪表, 2025, 62(4): 26-33.
- Wang Chang, Jiang Yu, Fu Shouqiang, et al. Source-storage-load optimization control technology of DC microgrid with virtual energy storage[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(4): 26-33.
- [8] 廖小兵, 周自强, 乐健, 等. 考虑电池储能老化和需求侧响应的交直流混合配电网动态重构方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(14): 43-54.
- Liao Xiaobing, Zhou Ziqiang, Le Jian, et al. A dynamic reconstruction method for AC/DC hybrid distribution networks considering battery energy storage aging and demand side response[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14): 43-54.
- [9] 翁晓勇, 谭阳红. 考虑移动储能有功时空支撑的不对称配电网负荷恢复策略[J]. 电网技术, 2021, 45(4): 1463-1470.
- Weng Xiaoyong, Tan Yanghong. Load recovery strategy for asymmetric distribution networks considering mobile energy storage active time and space support[J]. Power System Technology, 2021, 45(4): 1463-1470.
- [10] 殷嘉成, 吴军, 朱瑞金, 等. 基于两阶段鲁棒优化的含 SOP 配电网重构方法[J]. 智慧电力, 2025, 53(6): 108-115.
- Yin Jiacheng, Wu Jun, Zhu Ruijin, et al. A two-stage robust optimization-based SOP-integrated distribution network reconfiguration method[J]. Smart Power, 2025, 53(6): 108-115.
- [11] 余建明, 王征, 许苗. 考虑负荷变化的配电网动态分时重构[J]. 高电压技术, 2007, 33(9): 125-129.
- Yu Jianming, Wang Zheng, Xu Miao. Dynamic time period reconstruction of distribution networks considering load changes[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(9): 125-129.
- [12] 潘本仁, 王和春, 张妍, 等. 含分布式电源的主动配电网重构策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 102-107.
- Pan Benren, Wang Hechun, Zhang Yan, et al. Research on active distribution network reconstruction strategy with distributed power sources[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 102-107.
- [13] 庞松岭, 赵海龙, 张晨佳. 基于充电负荷随机特性的主动配电网多目标动态重构研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(12): 143-150.
- Pang Songling, Zhao Hailong, Zhang Chenjia. Research on multi-objective dynamic reconfiguration of active distribution network based on the random characteristics of charging load[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(12): 143-150.
- [14] 齐鹏辉, 韦洪波, 江雄烽, 等. 基于数据自适应鲁棒优化的主动配电网经济调度方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12): 90-96.
- Qi Penghui, Wei Hongbo, Jiang Xiongfang, et al. An active distribution network economic scheduling method based on data adaptive robust optimization[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(12): 90-96.
- [15] 马浩然, 袁至, 王维庆, 等. 考虑数据中心和储能接入的主动配电网经济调度研究[J]. 发电技术, 2025, 46(4): 748-757.
- Ma Haoran, Yuan Zhi, Wang Weiqing, et al. Research

- on economic scheduling of active distribution networks with inclusion of data center and energy storage[J]. Power Generation Technology, 2025, 46(4): 748-757.
- [16] Guan Y P, Wang J H. Uncertainty sets for robust unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1439-1440.
- [17] Jabr R A. Robust transmission network expansion planning with uncertain renewable generation and loads[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4558-4567.
- [18] Wang C, Gong Z, Liang Y, et al. Data-driven wind generation admissibility assessment of integrated electric-heat systems: a dynamic convex hull based approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4531-4543.
- [19] Huang Z H, Zhang Y C, Xu S W. Data-adaptive robust coordinated optimization of dynamic active and reactive power flow in active distribution networks[J]. Renewable Energy, 2022, 188: 164-183.
- [20] Lorca A, Sun X A. Adaptive robust optimization with dynamic uncertainty sets for multi-period economic dispatch under significant wind[J]. IEEE Transactions on Power Systems: A Publication of the Power Engineering Society, 2015, 30(4): 1702-1713.
- [21] Jalilvand-Nejad A, Shafaei R, Shahriari H. Robust optimization under correlated polyhedral uncertainty set[J]. Computers Industrial Engineering, 2016, 92: 82-94.
- [22] Hamed D, Rasoul S. A new correlated polyhedral uncertainty set for robust optimization[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107346.
- [23] 廖小兵, 张敏, 乐健, 等. 考虑循环寿命折损的主动配电网仿射可调鲁棒优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8): 37-49.
- Liao Xiaobing, Zhang Min, Le Jian, et al. An affine adjustable robust optimization method for active distribution networks considering cycle lifeloss[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(8): 37-49.
- [24] 张艺镨, 艾小猛, 方家琨, 等. 基于广义凸包不确定集合的数据驱动鲁棒机组组合[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 477-487.
- Zhang Yipu, Ai Xiaomeng, Fang Jiakun, et al. Data driven robust unit commitment based on generalized convex hull uncertain sets[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(2): 477-487.
- [25] 顾雪平, 周光奇, 李少岩, 等. 考虑风电预测误差相关性的负荷恢复鲁棒优化[J]. 电网技术, 2021, 45(10): 4092-4104.
- Gu Xueping, Zhou Guangqi, Li Shaoyan, et al. Robust optimization of load recovery considering the correlation between wind power prediction errors[J]. Power System Technology, 2021, 45(10): 4092-4104.
- [26] 王晓慧, 崔世界, 杨超, 等. 考虑储能电池寿命影响的源网荷储协同调度策略[J]. 电力电容器与无功补偿, 2025, 46(2): 37-43, 72.
- Wang Xiaohui, Cui Shijie, Yang Chao, et al. Source-grid-load-storage collaborative scheduling strategy considering the impact of energy storage battery life[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2025, 46(2): 37-43, 72.
- [27] 姜景栋, 陈永翀, 刘昊, 等. 储能电池全生命周期再生技术研究进展[J]. 电源技术, 2023, 47(3): 276-281.
- Jiang Jingdong, Chen Yongchong, Liu Hao, et al. Research progress on life-cycle regeneration technology of energy storage battery[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(3): 276-281.
- [28] 邵尹池, 穆云飞, 余晓丹, 等. “车-路-网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
- Shao Yinchu, Mu Yunfei, Yu Xiaodan, et al. The spatio-temporal prediction of electric vehicle charging load under the “vehicle road network” mode and its impact on distribution network flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
- [29] 付小标, 侯嘉琪, 李宝聚, 等. 一种二模态天气分型方法及其在光伏功率概率预测的应用[J]. 发电技术, 2024, 45(2): 299-311.
- Fu Xiaobiao, Hou Jiaqi, Li Baoju, et al. A two-modal weather classification method and its application in photovoltaic power probability prediction[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(2): 299-311.
- [30] 梁梓杨, 吴洋, 雷振兴, 等. 考虑光伏不确定性和配电网安全校核的分布式能源聚合商参与市场竞标的优化方法[J]. 广东电力, 2024, 37(12): 138-146.
- Liang Ziyang, Wu Yang, Lei Zhenxing, et al. An optimization method for distributed energy resource aggregators to participate in electricity market bidding considering PV uncertainty and distribution network security check[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(12): 138-146.

收稿日期: 2025-04-18; 修回日期: 2025-12-23

作者简介:

李波(1980—),男,副教授,高级工程师,研究方向为储能技术、新能源生产运营与管理技术、新能源集控管理与信息化。E-mail: 1479760282@qq.com

李松博(1988—),男,工程师,研究方向为新能源生产运维。

廖小兵(1989—),男,通信作者,副教授,硕士生导师,研究方向为电力系统不确定性分析,配电网优化,储能规划等。E-mail: 291482141@qq.com

(编辑 田春雨)