

# 高比例可再生能源背景下配电网动态重构与移动储能协同优化

孙伟卿, 刘 唯, 张 婕

(上海理工大学机械工程学院, 上海市 200093)

**摘要:** 随着可再生能源在配电网中渗透率的不断提升,其出力不确定性导致的弃风、弃光现象日趋严重。针对该问题,在高比例可再生能源背景下提出一种配电网动态重构与移动储能协同优化方法。首先,为缩减问题规模,融合时序负荷先验信息并采用模糊C均值算法划分重构时段,同时避免多余的开关操作。其次,考虑到可再生能源出力的不确定性,构建计及时空相关性且对稀疏离群点具有鲁棒性的不确定集合。然后,建立配电网动态重构策略与移动储能经济调度的两阶段鲁棒协同优化模型,第1阶段选择关键开关与充放电站,第2阶段对重构开关与移动储能进行协同优化以评估第1阶段选择方案的经济性。针对模型多层结构的复杂性,采用嵌套的列约束生成算法进行求解。最后,通过测试系统中的仿真计算,验证所提模型和算法的有效性。

**关键词:** 移动式储能; 不确定性; 重构时段划分; 两阶段鲁棒优化; 嵌套列约束生成算法

## 0 引言

大力发展可再生能源已成为应对全球气候变化、推动高碳能源结构向低碳能源供应过渡的主要解决方案<sup>[1]</sup>。随着风、光等可再生能源渗透率的不断升高<sup>[2]</sup>,其装机容量的迅速扩张导致了严重的弃风、弃光现象,造成大量资源浪费<sup>[3]</sup>。

储能因其能够将电能的生产和消费从时间和空间上分隔开来的能力而成为一项促进可再生能源消纳的关键支撑技术<sup>[4-5]</sup>。为克服大型集中式储能灵活性匮乏的缺点,兼顾可控性和灵活性的大型专用移动式储能系统(mobile energy storage system, MESS)日渐兴起<sup>[6]</sup>,其典型构造见附录A图A1。

目前,关于MESS的理论研究主要分为2个方面:①MESS提升配电网弹性与应急救援应用;②MESS在配电网中的经济调度。本文主要聚焦于第2类问题。针对MESS的经济调度问题,文献[7]介绍了一种最大化配电网运营商利润的MESS能量管理系统。文献[8]提出一种减少系统网损的MESS调度策略。文献[9]搭建了一种基于改进两阶段鲁棒优化的MESS调度模型。文献[10]将MESS投资方和配电网视为不同的利益主体,构建了主动配电网日前调度双层模型。文献[11]提出了考虑MESS削峰填谷的双层调度模型。

上述研究中配电网的网络结构均保持不变,而动态重构作为配电系统主动网络管理的关键技术,在提升可再生能源消纳率和配电网运行经济性方面发挥着重要作用。文献[12]利用动态重构开关等可调资源优化主动配电网的经济运行。文献[13]采用电动汽车和配电网重构2种控制手段进行协同优化。文献[14]提出了一种消纳分布式光伏的配电网动态重构策略。作为优化配电网潮流的重要措施,动态重构具有操作简单、成本低廉等优点,但无法像储能系统一样为电网增添额外的容量。如何综合两者的优点进行协同优化,对促进可再生能源消纳、保证配电网系统安全经济运行具有重要意义。

同时,考虑到可再生能源随机出力会对电力系统调度带来风险,还须刻画风、光出力的不确定性。相较于随机规划,鲁棒优化不依赖于概率曲线且不确定集易获得,更具工程应用优势<sup>[15-16]</sup>,但所得方案经济性较差。为改善鲁棒优化的保守性,单阶段静态鲁棒优化逐渐发展为两阶段动态鲁棒优化<sup>[17]</sup>,不确定集合也在向更紧凑的趋势改进。文献[18]基于椭圆不确定集构造了一种盒式广义凸包集合。文献[19]通过结合主成分分析与核密度估计构造不确定集合。文献[20]通过狄利克雷过程混合模型,将误差集合构造为多个不确定集合的并集。但上述文献均未考虑离群点对不确定集合的影响。

针对上述问题,本文提出一种考虑风、光不确定性的配电网动态重构与MESS经济调度的协同优化模型。首先,利用添加了负荷先验信息的模糊C

收稿日期: 2021-01-20; 修回日期: 2021-04-19。

上网日期: 2021-06-28。

国家自然科学基金资助项目(51777126)。

均值(FCM)聚类方法划分重构时段。然后,通过FCM、鲁棒主成分分析和基于均值-中位数原理的核密度估计(kernel density estimation with median-of-means principle, MoM-KDE)等方法对风、光预测误差构建多面体不确定集,以降低离群点对原始数据的影响。最后,建立基于数据驱动的两阶段鲁棒协同优化模型,采用嵌套的列约束生成(C&CG)算法进行求解,并在IEEE 33节点系统和IEEE 69节点系统算例中验证了模型和算法的有效性。

## 1 重构时段划分

目前最常用的动态重构方法主要分为2种:①根据调度计划内的单位时间段进行重构;②根据预测的负荷曲线进行时段划分后重构<sup>[21]</sup>。由于在实际操作中很难对每个时间断面都进行网络重构,且控制重构操作的整数变量增多会导致“维数灾”问题,本文将采用第2种动态重构方案以缩减问题规模。首先,根据预测的负荷和风、光数据生成等效负荷曲线,并在文献[22]的基础上结合先验信息和时序关系改写FCM算法的目标函数 $C^{\text{FCM}}$ ,从而对等效负荷曲线进行聚类分割。

作为一种无监督学习的数据聚类方法,FCM通过最小化样本点到各聚类中心的欧式距离之和,将给定数据集 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 划分至规定的类别中,其中, $N$ 为等效负荷样本数。假设等效负荷时间序列 $X = \{x_k | 1 \leq k \leq N\}$ ,其中 $x_k = [x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{j,k}, \dots, x_{H,k}]^T$ , $x_{j,k}$ 为等效负荷数据 $x_k$ 的第 $j$ 个特征值, $H$ 为特征值数量。

考虑到负荷需求和风、光出力数据在相邻时段具有较强的时间相关性,本文将当前时段和相邻时段的等效负荷值同时作为当前时段的数据特征值,故特征值数量 $H=3$ 。利用线性模型描述相邻时段等效负荷数据的特征函数关系为:

$$x_{h',k} = b_{i,h} x_{h,k} + d_{i,h}$$

$$i=1, 2, \dots, C; k=1, 2, \dots, N; h, h'=1, 2, 3; h \neq h' \quad (1)$$

式中: $b_{i,h}$ 和 $d_{i,h}$ 为第 $h$ 个特征函数关系的回归系数; $C$ 为时段划分数量,即聚类数目; $x_{2,k}$ 为当前时段的等效负荷值; $x_{1,k}$ 为上一时段的等效负荷值; $x_{3,k}$ 为下一时段的等效负荷值。

将等效负荷相邻时段特征函数关系的平方和 $(x_{h',k} - b_{i,h} x_{h,k} - d_{i,h})^2$ 作为先验信息融入数据点到聚类中心的距离中。此外,由于等效负荷曲线本质上是一组随时间变化的序列数据,在时段划分中还需在目标函数中引入等效负荷数据的时序关系

$\|t_k - v_i^{\text{Time}}\|_2^2$ ,保证聚类结果符合时间顺序。因此,最终的目标函数为:

$$C^{\text{FCM}} = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{i,k}^m \|t_k - v_i^{\text{Time}}\|_2^2 D_p^2(x_k, v_i) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{i,k}^m \|t_k - v_i^{\text{Time}}\|_2^2 \left\{ \|x_k - v_i\|_2^2 + \sum_{h,h'=1, h \neq h'}^H (x_{h',k} - b_{i,h} x_{h,k} - d_{i,h})^2 \right\} \quad (2)$$

式中: $u_{i,k} \in [0, 1]$ 为数据点 $x_k$ 对第 $i$ 个聚类中心的隶属度关系; $v_i$ 为第 $i$ 个聚类中心; $m$ 为模糊化参数,通常取2; $\|x_k - v_i\|_2^2$ 为数据点 $x_k$ 到第 $i$ 个聚类中心 $v_i$ 的距离; $D_p^2(x_k, v_i)$ 为融入先验信息后数据点到聚类中心的等效距离; $t_k$ 为数据点 $x_k$ 所属的时间点; $v_i^{\text{Time}}$ 为第 $i$ 个序列分段(即聚类中心 $v_i$ )的时间中心点。

时段划分的约束条件须保证数据点到各聚类中心的隶属度之和为1。

$$\sum_{i=1}^C u_{i,k} = 1 \quad k=1, 2, \dots, N, \forall i, k; u_{i,k} \in [0, 1] \quad (3)$$

综上所述,重构时段划分本质上是一个含等式约束的最优化问题,应用拉格朗日乘子法即可求其最优解。

为选取最优时段划分数目(即聚类数),采用中位数分段系数(median partition coefficient, MPC) $I^{\text{MPC}}$ 和中位数分段熵(median partition entropy, MPE) $I^{\text{MPE}}$ 作为判别指标。相较于均值分段系数 $I^{\text{PC}}$ 和均值分段熵 $I^{\text{PE}}$ ,MPC和MPE对噪声和离群点具有更强的鲁棒性<sup>[23]</sup>。当MPC越大、MPE越小时,该聚类数目下的效果最佳。

$$I^{\text{PC}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left( \sum_{i=1}^C u_{i,k}^2 \right) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_k^{\text{PC}} = \text{mean}(I_1^{\text{PC}}, I_2^{\text{PC}}, \dots, I_N^{\text{PC}}) \quad (4)$$

$$I^{\text{PE}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left( \sum_{i=1}^C -u_{i,k} \log_a u_{i,k} \right) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_k^{\text{PE}} = \text{mean}(I_1^{\text{PE}}, I_2^{\text{PE}}, \dots, I_N^{\text{PE}}) \quad (5)$$

$$I^{\text{MPC}} = \text{median}(I_1^{\text{PC}}, I_2^{\text{PC}}, \dots, I_N^{\text{PC}}) \quad (6)$$

$$I^{\text{MPE}} = \text{median}(I_1^{\text{PE}}, I_2^{\text{PE}}, \dots, I_N^{\text{PE}}) \quad (7)$$

式中: $\text{mean}(\cdot)$ 为均值计算函数; $\text{median}(\cdot)$ 为中位数计算函数; $I_k^{\text{PC}}$ 为第 $k$ 个样本的均值分段系数; $I_k^{\text{PE}}$ 为第 $k$ 个样本的均值分段熵; $a$ 为对数函数的底数,通常取值大于1。

最终的时段划分结果为 $T^{\text{seg}} = \{[T_1^{\text{seg}}, T_2^{\text{seg}}], [T_2^{\text{seg}}, T_3^{\text{seg}}], \dots, [T_u^{\text{seg}}, T_{u+1}^{\text{seg}}], \dots, [T_C^{\text{seg}}, T_{C+1}^{\text{seg}}]\}$ ,其中 $T_u^{\text{seg}}$ 为第 $u$ 个时段划分周期的起始时间与第 $u-1$ 个时段划分周期的终止时间。

## 2 基于数据驱动的不确定集合构建

鉴于可再生能源不确定性对系统优化策略的影响,在建立协同优化模型前还须构建不确定集合对风、光出力的预测误差进行刻画。本文以风电预测误差为例,针对风电预测误差的时空相关性,首先构造针对空间相关性的多面体不确定集合,并在此基础上添加时间相关性约束。

假设风电误差样本按时间段进行分类的集合  $\mathbf{w} = \{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_t, \dots, \mathbf{w}_T\}$ , 其中  $T$  为仿真最大时间,各时段误差序列  $\mathbf{w}_t = [\mathbf{w}_{t,1}, \mathbf{w}_{t,2}, \dots, \mathbf{w}_{t,j}, \dots, \mathbf{w}_{t,n}]^T$ , 其中  $n$  为样本数量,  $\mathbf{w}_{t,j} = [\mathbf{w}_{t,j,1}, \mathbf{w}_{t,j,2}, \dots, \mathbf{w}_{t,j,F}]$ , 其中  $F$  为风电场个数(即数据的最大空间维度数)。将各时段的误差序列  $\mathbf{w}_t$  按风电场的空间维度构建不确定集合。为适应不同的样本数据(特别是针对各维度间呈现非强相关性的样本数据),保证构建的不确定集合尽可能少地囊括低概率发生甚至是零概率发生的数据场景,将聚类方法引入不确定性建模中。

首先,利用FCM算法对不同时段下预测误差样本  $\mathbf{w}_t$  进行聚类。最佳聚类类别数  $c^*$  通过第1章中的MPC和MPE进行判定。误差样本  $\mathbf{w}_t$  经聚类后分为  $\mathbf{w}_{t,1}, \mathbf{w}_{t,2}, \dots, \mathbf{w}_{t,c}, \dots, \mathbf{w}_{t,c^*}$ , 然后对各聚类类别下的样本数据按文献[19]中的不确定集合建模流程进行处理。为刻画样本数据中潜在的不确定性,一般采用主成分分析进行处理<sup>[19]</sup>。但是,当数据中含有非高斯噪声和离群点时,传统主成分分析构建的坐标系会偏向离群点方向,导致不确定集构建范围增大,进而影响调度策略的经济性。因此,本文采用鲁棒主成分分析将所有聚类后的预测误差数据  $\mathbf{w}_{t,c}$  投影至各主成分方向上,  $\mathbf{W}_{t,c,f}$  即为数据  $\mathbf{w}_{t,c}$  在维度  $f$

上的投影。

然后,利用MoM-KDE<sup>[22]</sup>对数据投影点进行概率密度估计,以获取各主成分方向上数据不确定性的概率分布。MoM-KDE是传统核密度估计(KDE)以及鲁棒核密度估计(RKDE)的衍生,针对KDE对离群点鲁棒性较差以及RKDE模型复杂、求解困难等问题进行了改进。文献[24]证明MoM-KDE不仅具有抵御离群点影响核密度估计值的效果,还与KDE具有相似的收敛速度。

MoM-KDE将投影后空间维度  $f$  下的误差数据序列  $\mathbf{W}_{t,c,f}$  分成  $m$  个不重叠且数量规模为  $L$  的区块  $[W_{t,c,1,f}, W_{t,c,2,f}, \dots, W_{t,c,L,f}]_1, [W_{t,c,L+1,f}, W_{t,c,L+2,f}, \dots, W_{t,c,2L,f}]_2, \dots, [W_{t,c,L(m-1)+1,f}, W_{t,c,L(m-1)+2,f}, \dots, W_{t,c,Lm,f}]_m$ 。对各区块分别采用KDE方法进行估计,并取其在各区块中概率估计值的中位数作为最终的估计结果。例如,对于点  $r$  而言,其MoM-KDE估计结果为:

$$\hat{f}_{\text{MoM},f}(r) \propto \text{median}(\hat{f}_{f,1}(r), \hat{f}_{f,2}(r), \dots, \hat{f}_{f,m}(r)) \quad (8)$$

式中:  $\hat{f}_{f,m}(\cdot)$  为空间维度  $f$  下用第  $m$  个区块的数据通过KDE得到的概率密度估计;  $\hat{f}_{\text{MoM},f}(r)$  为最终的MoM-KDE估计结果;  $\propto$  表示两者关系成正比。需要注意,若  $\hat{f}_{\text{MoM},f}(\cdot)$  的积分不等于1,那么还须对结果进行标准化处理。而后根据概率密度函数计算得到相应的累积分布函数。

最后,通过估计的累积分布函数  $\hat{F}_{\text{MoM},f}(\cdot)$  和预设的置信度水平  $1 - \alpha$ , 计算各空间维度下的正、负偏差向量  $\boldsymbol{\zeta}^+$  和  $\boldsymbol{\zeta}^-$ , 构建关于风电预测误差空间相关性的不确定集合,数学表达式如下。

$$\boldsymbol{\Phi}_{t,c}^{\text{Spatial}} = \left\{ \begin{array}{l} \bar{\mathbf{W}}_{t,c} = \bar{\mathbf{W}}_{t,c} + \mathbf{V}_{t,c} \boldsymbol{\zeta}_{t,c} \\ \boldsymbol{\zeta}_{t,c} = \boldsymbol{\zeta}_{t,c}^- \circ \mathbf{W}_{t,c}^- + \boldsymbol{\zeta}_{t,c}^+ \circ \mathbf{W}_{t,c}^+ \\ \mathbf{W}_{t,c}^-, \mathbf{W}_{t,c}^+ \in \{0, 1\} \\ \mathbf{W}_{t,c}^- + \mathbf{W}_{t,c}^+ \leq 1 \\ \mathbf{e}^T (\mathbf{W}_{t,c}^- + \mathbf{W}_{t,c}^+) \leq \Gamma \\ \boldsymbol{\zeta}_{t,c}^- = [\hat{F}_{\text{MoM},1}(\alpha) \quad \hat{F}_{\text{MoM},2}(\alpha) \quad \dots \quad \hat{F}_{\text{MoM},f}(\alpha) \quad \dots \quad \hat{F}_{\text{MoM},F}(\alpha)]^T \\ \boldsymbol{\zeta}_{t,c}^+ = [\hat{F}_{\text{MoM},1}(1-\alpha) \quad \hat{F}_{\text{MoM},2}(1-\alpha) \quad \dots \quad \hat{F}_{\text{MoM},f}(1-\alpha) \quad \dots \quad \hat{F}_{\text{MoM},F}(1-\alpha)]^T \end{array} \right. \quad (9)$$

式中:  $\boldsymbol{\Phi}_{t,c}^{\text{Spatial}}$  为  $t$  时段聚类类别  $c$  下的误差空间不确定性集合;  $\bar{\mathbf{W}}_{t,c} \in \mathbf{R}^{F \times 1}$  为  $t$  时段聚类类别  $c$  下风电预测误差向量;  $\bar{\mathbf{W}}_{t,c} \in \mathbf{R}^{F \times 1}$  为相应的预测误差均值向量;  $\mathbf{V}_{t,c} \in \mathbf{R}^{F \times F}$  为各主成分对应的特征向量矩阵;  $\mathbf{W}_{t,c}^+ \in \mathbf{R}^{F \times 1}$  和  $\mathbf{W}_{t,c}^- \in \mathbf{R}^{F \times 1}$  分别为正、负偏差决策向量,其中元素  $W_{t,c}^+$  和  $W_{t,c}^-$  均为布尔变量;  $\boldsymbol{\zeta}_{t,c}$  为潜在

不确定性向量;  $\boldsymbol{\zeta}_{t,c}^+$  和  $\boldsymbol{\zeta}_{t,c}^-$  分别为不确定性上界向量和下界向量;  $\circ$  表示 Hadamard 积;  $\Gamma$  为空间不确定性预算。

对于风电预测误差的时间相关性,采用文献[23]定义正、负偏差时间变化标志变量向量  $\mathbf{y}^+, \mathbf{y}^- \in \mathbf{R}^{F \times 1}$  以描述相邻时段偏差决策向量的变



化,以 $y^+$ 为例,其元素表达式为:

$$y_t^+ = \begin{cases} 0 & W_{t,c}^+ = W_{t+1,c}^+ \\ 1 & W_{t,c}^+ \neq W_{t+1,c}^+ \end{cases} \quad (10)$$

式中: $y_t^+$ 为 $t$ 与 $t+1$ 时段间的正偏差时间变化标志。

设定变化量预算 $\Delta$ 控制预测误差的时间相关性大小,两者关系已在文献[25]中得到证明。至此,考虑时空相关性的风电预测误差确定集合 $\Phi_c^{Wind}$ 为:

$$\Phi_c^{Wind} = \left\{ \tilde{W}_{t,c} \left| \begin{array}{l} \Phi_{t,c}^{Spatial} \\ W_{t,c}^+ - W_{t+1,c}^+ \leq y_t^+ \\ W_{t+1,c}^+ - W_{t,c}^+ \leq y_t^+ \\ W_{t,c}^- - W_{t+1,c}^- \leq y_t^- \\ W_{t+1,c}^- - W_{t,c}^- \leq y_t^- \\ e^T(y^- + y^+) \leq \Delta \end{array} \right. \right\} \quad (11)$$

式中: $y_t^-$ 为 $t$ 与 $t+1$ 时段间的负偏差时间变化标志。

### 3 MESS经济调度模型

在第1章和第2章的基础上,将MESS经济调度问题构建为两阶段鲁棒优化模型。由于配电网动态重构和MESS调度分别依赖于远程控制开关和充电站的部署,过多的开关和充电站数量导致产生大量布尔变量,从而扩大问题的搜索空间,导致模型求解困难。故在第1阶段筛选关键开关与充电站的位置,并于第2阶段通过最小化极端场景下的系统运行成本用以评价第1阶段的筛选方案。

#### 3.1 第1阶段模型

##### 3.1.1 目标函数

鉴于本文研究内容为经济调度,在第1阶段只对关键开关与充电站的位置进行选取,而不考虑相应的建设成本。故目标函数为配电网系统利润最大化, $C^{DSO}$ 为系统利润的相反数,包含向上级电网购电成本 $C^{grid}$ 、弃风惩罚成本 $C^{curt}$ 、MESS运行成本 $C^{MESS}$ 和配电网收益 $C^{load}$ 。

$$\min C^{DSO} = C^{grid} + C^{MESS} + C^{curt} - C^{load} \quad (12)$$

$$C^{grid} = \sum_{k \in N_k} T_s C_k^{BP} P_k^{grid} \quad (13)$$

$$C^{MESS} = \sum_{k \in N_k} \sum_{s' \in N_{s'}} \left[ \frac{\gamma}{100} \left| C^p (P_{s,k}^{ch} + P_{s,k}^{dh}) \right| + \max(D_{ss',k}) C^{fuel} X_k \right] \quad (14)$$

$$C^{curt} = \sum_{k \in N_k} \sum_{g \in N_g} T_s P_{g,k}^{curt} C_{g,k}^{curt} \quad (15)$$

$$C^{load} = \sum_{n \in N_b} \sum_{k \in N_k} T_s P_{n,k} C_k^{SP} \quad (16)$$

式中: $N_k$ 为仿真时段集合; $N_s$ 为充电站集合; $N_b$ 为配电网节点集合; $N_g$ 为风电(光伏)安装位置集合; $T_s$ 为单位仿真时间; $C_k^{BP}$ 为 $k$ 时段向上级电网购电单价; $C_k^{SP}$ 为 $k$ 时段向用户售电单价; $P_k^{grid}$ 为 $k$ 时段上级电网的有功注入功率; $P_{g,k}^{curt}$ 为 $k$ 时段风电(光伏) $g$ 的有功功率削减量; $C_{g,k}^{curt}$ 为弃风惩罚系数;MESS运行成本包含两部分,前一项表示全生命周期储能电池退化成本<sup>[26]</sup>,后一项表示最大交通运行成本(本文考虑的MESS为非电驱类型); $\gamma$ 为线性近似后的电池退化斜率; $C^p$ 为储能单位功率成本; $P_{s,k}^{ch}$ 和 $P_{s,k}^{dh}$ 分别为 $k$ 时段MESS于充电站 $s$ 处的充、放电功率; $D_{ss',k}$ 为 $k$ 时段各充电站间的距离矩阵; $C^{fuel}$ 为单位距离的燃油费用; $X_k$ 为 $k$ 时段MESS是否发生传输的指示标志位; $P_{n,k}$ 为 $k$ 时段节点 $n$ 处的有功负荷。

##### 3.1.2 约束条件

第1阶段约束条件仅包含对关键开关和充电站数量的限制,如式(17)和式(18)所示。

$$\sum_{l \in N_l} \phi_l \leq N_{l,max} \quad (17)$$

$$\sum_{s \in N_s} \phi_s \leq N_{s,max} \quad (18)$$

式中: $N_l$ 为配电网支路集合; $\phi_l$ 和 $\phi_s$ 分别为关键开关决策变量和充电站决策变量(均为布尔变量); $N_{l,max}$ 为关键开关数量上限; $N_{s,max}$ 为充电站数量上限。

#### 3.2 第2阶段模型

第2阶段模型目标函数仍为式(12),约束条件如下。

第2阶段主要对最坏场景下对配电网动态重构和MESS协同优化问题进行限制,包含以下内容。

##### 1) 关键开关动作约束

$$\chi_{l,u} \leq \chi_{l,0} + \phi_l \quad (19)$$

$$\chi_{l,u} \geq \chi_{l,0} - \phi_l \quad (20)$$

$$\epsilon_{l,u} \geq \chi_{l,u} - \chi_{l,u-1} \quad (21)$$

$$\epsilon_{l,u} \geq \chi_{l,u-1} - \chi_{l,u} \quad (22)$$

$$\sum_{l \in N_l} \sum_{u \in T^{seg}} \epsilon_{l,u} \leq N_a \quad (23)$$

式中: $\chi_{l,u}$ 为第 $u$ 个重构时段内支路 $l$ 的状态变量(布尔变量, $\chi_{l,u}=0$ 表示断开, $\chi_{l,u}=1$ 表示连接); $\chi_{l,0}$ 为支路 $l$ 的初始状态变量; $\epsilon_{l,u}$ 为第 $u$ 个重构时段内支路 $l$ 处的关键开关在下一时段的动作变量(布尔变量, $\epsilon_{l,u}=0$ 表示开关准备断开, $\epsilon_{l,u}=1$ 表示开关准备闭合); $N_a$ 为关键开关动作数上限。

式(19)和式(20)只允许关键开关在动态重构过程中进行连接或断开动作,其他未含有开关的支

路在调度周期内保持初始状态。在实际工程应用中,过多的开断动作会影响关键开关的寿命,式(23)限制关键开关动作数量。

### 2) 配电网径向约束

$$\delta_{ij,u} + \delta_{ji,u} = \chi_{l,u} \quad (24)$$

$$\sum_{j \in \Omega_i} \delta_{ij,u} = 1 \quad (25)$$

$$\delta_{1j,u} = 0 \quad (26)$$

$$0 \leq \chi_{l,u} \leq 1 \quad (27)$$

式中: $\delta_{ij,u}$ 为布尔变量, $\delta_{ij,u}=1$ 表示第 $u$ 个重构时段内节点 $j$ 是节点 $i$ 的父节点; $\Omega_i$ 为与节点 $i$ 的连接节点集合。式(24)避免了 $\delta_{ij,u}$ 和 $\delta_{ji,u}$ 同时取1的情况。由于状态变量 $\chi_{l,u}$ 被 $\delta_{ij,u}$ 和 $\delta_{ji,u}$ 钳制在0和1这2种取值中,为减少布尔变量个数,可将其松弛为式(27)。

配电网一般都是闭环设计、开环运行。为保证配电网以放射状拓扑结构运行,式(24)至式(26)采用生成树约束来保证每个时段内配电网辐射性。

### 3) 潮流约束

$$\begin{cases} P_{b,k} = P_{s,k} + P_{n,k} - \bar{P}_{g,k} + \sum_{l=(a,b), l \in N_l, b \in \Omega_a} P_{l,k} \\ Q_{b,k} = Q_{s,k} + Q_{n,k} - \bar{Q}_{g,k} - Q_{q,k}^{\text{svc}} + \sum_{l=(a,b), l \in N_l, b \in \Omega_a} Q_{l,k} \\ P_{1,k} = P_k^{\text{grid}} + P_{s,k} + P_{n,k} - \bar{P}_{g,k} + \sum_{l=(a,b), l \in N_l, b \in \Omega_a} P_{l,k} \\ Q_{1,k} = Q_k^{\text{grid}} + Q_{s,k} + Q_{n,k} - \bar{Q}_{g,k} - Q_{q,k}^{\text{svc}} + \sum_{l=(a,b), l \in N_l, b \in \Omega_a} Q_{l,k} \end{cases} \quad (28)$$

$$\begin{cases} v_{a,k} - v_{b,k} \leq (1 - \chi_{l,u})M + 2(P_{l,k}r_l + Q_{l,k}x_l) \\ v_{a,k} - v_{b,k} \geq (\chi_{l,u} - 1)M + 2(P_{l,k}r_l + Q_{l,k}x_l) \end{cases} \quad \forall u, T_u^{\text{seg}} \leq k \leq T_{u+1}^{\text{seg}} \quad (29)$$

式中: $P_k^{\text{grid}}$ 和 $Q_k^{\text{grid}}$ 分别为 $k$ 时段上级电网的有功和无功注入功率; $P_{b,k}$ 和 $Q_{b,k}$ 分别为 $k$ 时段节点 $b$ 的有功和无功注入功率; $P_{l,k}$ 和 $Q_{l,k}$ 分别为 $k$ 时段支路 $l$ 上有功和无功功率; $P_{1,k}$ 和 $Q_{1,k}$ 分别为 $k$ 时段首端节点的有功和无功注入功率; $P_{s,k}$ 和 $Q_{s,k}$ 分别为 $k$ 时段MESS在充电站 $s$ 处的有功和无功功率(值为正表示充电,值为负表示放电); $\bar{P}_{g,k}$ 和 $\bar{Q}_{g,k}$ 分别为 $k$ 时段风电(光伏) $g$ 的有功和无功功率实际值; $Q_{n,k}$ 为 $k$ 时段节点 $n$ 处的无功负荷; $Q_{q,k}^{\text{svc}}$ 为 $k$ 时段无功补偿装置 $q$ 的功率; $v_{a,k}$ 和 $v_{b,k}$ 分别为 $k$ 时段节点 $a$ 和节点 $b$ 电压的平方值; $r_l$ 和 $x_l$ 分别为支路 $l$ 上的电阻和电抗值; $M$ 为一个很大的实数,用于松弛断开支路的节点电压范围。

采用DistFlow线性模型对配电网潮流进行描

述<sup>[27]</sup>,式(28)为普通节点和首端节点的功率平衡方程,式(29)为支路潮流与节点电压的关系。

### 4) 系统安全运行约束

$$V_{\min}^2 \leq v_{b,k} \leq V_{\max}^2 \quad (30)$$

$$\begin{cases} P_{\min}^{\text{grid}} \leq P_k^{\text{grid}} \leq P_{\max}^{\text{grid}} \\ Q_{\min}^{\text{grid}} \leq Q_k^{\text{grid}} \leq Q_{\max}^{\text{grid}} \end{cases} \quad (31)$$

$$P_{l,k}^2 + Q_{l,k}^2 \leq \chi_{l,u} S_l^2 \quad \forall u, T_u^{\text{seg}} \leq k \leq T_{u+1}^{\text{seg}} \quad (32)$$

$$P_{l,k}, Q_{l,k} \in H_l \quad (33)$$

式中: $V_{\max}$ 和 $V_{\min}$ 分别为节点电压的上、下限; $P_{\max}^{\text{grid}}$ 和 $P_{\min}^{\text{grid}}$ 分别为关口有功功率的上、下限; $Q_{\max}^{\text{grid}}$ 和 $Q_{\min}^{\text{grid}}$ 分别为关口无功功率的上、下限; $S_l$ 为支路 $l$ 的最大容量; $H_l$ 为支路容量的线性化范围。

式(30)限制节点电压范围;式(31)限制配电网首端节点交换功率大小,以控制系统功率波动对上级电网的影响;式(32)为支路容量约束。为了便于后续求解对偶模型,将式(32)线性化处理为式(33),即将支路潮流限制在如附录A图A2(a)所示的线性化范围 $H_l$ 内。

### 5) MESS运行约束

$$P_{s,k} = P_{s,k}^{\text{ch}} + P_{s,k}^{\text{dh}} \quad (34)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{s,k}^{\text{ch}} \leq P_{\max}^{\text{MESS}} \phi_s \\ -P_{\max}^{\text{MESS}} \phi_s \leq P_{s,k}^{\text{dh}} \leq 0 \\ -Q_{\max}^{\text{MESS}} \phi_s \leq Q_{s,k} \leq Q_{\max}^{\text{MESS}} \phi_s \end{cases} \quad (35)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{s,k}^{\text{ch}} \leq P_{\max}^{\text{MESS}} Z_{s,k} \\ -P_{\max}^{\text{MESS}} Z_{s,k} \leq P_{s,k}^{\text{dh}} \leq 0 \\ -Q_{\max}^{\text{MESS}} Z_{s,k} \leq Q_{s,k} \leq Q_{\max}^{\text{MESS}} Z_{s,k} \end{cases} \quad (36)$$

$$P_{s,k}^2 + Q_{s,k}^2 \leq (S_k^{\text{MESS}})^2 \quad (37)$$

$$P_{s,k}, Q_{s,k} \in H_s \quad (38)$$

$$S_{k+1}^{\text{MESS}} = S_k^{\text{MESS}} + T_s \frac{\eta^{\text{ch}} P_{s,k}^{\text{ch}} + \eta^{\text{dh}} P_{s,k}^{\text{dh}}}{E^{\text{MESS}}} \quad (39)$$

$$\begin{cases} S_k^{\text{MESS}} \geq S_{\min}^{\text{MESS}} \\ S_k^{\text{MESS}} \leq S_{\max}^{\text{MESS}} \\ S_0^{\text{MESS}} \leq S_K^{\text{MESS}} \end{cases} \quad (40)$$

$$y_{k+1}^{\text{cycle}} = y_k^{\text{cycle}} + T_s \frac{\eta^{\text{ch}} P_{s,k}^{\text{ch}} - \eta^{\text{dh}} P_{s,k}^{\text{dh}}}{2E^{\text{MESS}}} \quad (41)$$

$$y_k^{\text{cycle}} \leq y_{\max}^{\text{cycle}} \quad (42)$$

$$\sum_{s \in N_s} Z_{s,k} \leq 1 \quad (43)$$

$$\begin{cases} \sum_{s \in N_s} Z_{s,1} = 1 \\ \sum_{s \in N_s} Z_{s,K} = 1 \\ Z_{sk} \leq \phi_s \end{cases} \quad (44)$$

$$Z_{s,k} + Z_{s',l_{s',k}} \leq 1 \quad (45)$$

$$\begin{cases} X_k \geq \sum_{s \in N_s} Z_{s,k+1} - \sum_{s \in N_s} Z_{s,k} \\ 0 \leq X_k \leq 1 \end{cases} \quad (46)$$

式中:  $P_{\max}^{\text{MESS}}$  和  $Q_{\max}^{\text{MESS}}$  分别为 MESS 的有功和无功功率上限值;  $Z_{s,k}$  为  $k$  时段 MESS 在充电站  $s$  处的存在标志位(布尔变量, 值为 1 表示 MESS 停靠在充电站处);  $H_s$  为储能功率的线性化范围;  $S_k^{\text{MESS}}$  为  $k$  时段储能电池的荷电状态;  $S_{\max}^{\text{MESS}}$  和  $S_{\min}^{\text{MESS}}$  分别为荷电状态上、下限值;  $S_0^{\text{MESS}}$  和  $S_K^{\text{MESS}}$  分别为初始、结束时段段的荷电状态, 其中  $K$  为最大仿真时段数;  $y_k^{\text{cycle}}$  为  $k$  时段储能电池的循环次数;  $y_{\max}^{\text{cycle}}$  为循环次数上限;  $\eta^{\text{ch}}$  和  $\eta^{\text{dh}}$  分别为 MESS 充、放电效率;  $E^{\text{MESS}}$  为 MESS 额定容量;  $t_{ss',k}$  为  $k$  时段充电站  $s$  和充电站  $s'$  间的传输时间参数。

MESS 运行约束主要分为充放电和传输逻辑 2 个部分。式(34)至式(42)表示储能充放电约束。式(35)保证 MESS 只存在于第 1 阶段选择的充放电节点中; 式(36)规定了 MESS 只有停靠在充电站时才能进行充放电动作; 式(37)对 MESS 的视在功率进行约束, 其线性化后为式(38), 如附录 A 图 A2(b)所示<sup>[28]</sup>。式(43)至式(46)表示 MESS 传输逻辑约束, 以保证移动式储能的运行符合客观事实规律, 其详细解释见附录 A 第 A3 章。为获取 MESS 于充电站间的传输时间矩阵  $T_k$  和传输距离矩阵  $D_k$ , 本文参考了文献[29]中的路径规划方法。

#### 6) 风光出力约束

$$\begin{cases} \bar{P}_{g,k} \geq 0 \\ \bar{P}_{g,k} \leq \bar{P}_{g,k} + \bar{W}_{t,c} \\ P_{g,k}^{\text{curt}} = \bar{P}_{g,k} + \bar{W}_{t,c} - \bar{P}_{g,k} \\ \bar{Q}_{g,k} = \bar{P}_{g,k} \tan(\arccos \lambda_g) \end{cases} \quad (47)$$

式中:  $\bar{W}_{t,c}$  为第 2 章中不确定集中的风光出力预测误差量;  $\bar{P}_{g,k}$  为风电(光伏)  $g$  在  $k$  时段的预测出力值;  $\lambda_g$  为风电(光伏)  $g$  的功率因数。

最终构建的两阶段鲁棒优化模型及其求解方法详见附录 A 第 A4 章<sup>[30-33]</sup>。

## 4 算例分析

针对本文的协同优化模型和求解流程, 以 IEEE 33 节点和 IEEE 69 节点配电网作为测试系统, 验证其有效性。模型建立通过 Yalmip 工具箱<sup>[34]</sup>在 MATLAB 中实现, 并利用 GUROBI 9.0<sup>[35]</sup>求解器解决算法流程中出现的混合整数规划和线性规划, 内层 C&CG 和外层 C&CG 的收敛间隙均为 0.2%, 上述操作均在配备 Intel Core i7-10710U 处理器以及 16 GB RAM 的计算机上完成。

### 4.1 IEEE 33 节点测试系统

首先基于拓展后的 IEEE 33 节点系统<sup>[31]</sup>进行测试, 拓扑结构和对应的交通网建模见附录 A 第 A5 章<sup>[36-37]</sup>。系统基准容量为 10 MVA, 基准电压为 12.66 kV, 电压限制范围为 0.95~1.05 p.u., 仿真单位时间为 1 h, 新能源接入比例约为 80%。调度周期内(24 h)分布式风光、负荷以及电价的具体信息见附录 A 第 A5 章。设关键开关数为 6, 动作限制为 30 次, MESS 充电站数量上限为 6, 储能的荷电状态初始值、下限值、上限值分别为 0.35、0.20、0.95, 电池循环次数限制为 1, 充放电效率均为 0.9, 退化成本详见文献[26]。由于本文不涉及 MESS 功率和容量规划, 参照文献[28]的方法进行处理, 规划结果为 2.66 MW/3.24 MW·h。风电空间、时间变化量不确定预算  $\Gamma_w$ 、 $\Delta_w$  和光伏空间、时间变化量不确定预算  $\Gamma_{pv}$ 、 $\Delta_{pv}$  分别设置为 1、3、0、3。

#### 4.1.1 多场景优化结果对比分析

在求解模型前, 需构建不确定集合、进行重构时段划分、获取各配电网节点间的传输时间和距离矩阵, 具体操作流程分别见附录 A 第 A6、A7、A8 章。根据中位数有效性判别指标可知(见附录 A 第 A9 章), 不确定集中的最佳聚类数为 2, 而时段划分数指标结果呈波动状态。尽管划分数为 20 至 23 时, 判别指标数值均优于划分数为 3 时的情况, 但过多的分段数会产生大量的布尔变量, 与本文进行时段划分的目的相悖, 故选取分段数 3 作为最佳时段划分结果(时段 1 为 00:00—07:00, 时段 2 为 07:00—20:00, 时段 3 为 20:00—24:00)。

为验证考虑动态重构的 MESS 经济调度的有效性和可行性, 设置如下基于原系统及其扩展的仿真场景进行优化结果对比: ①场景 1, 原系统; ②场景 2, 考虑配电网静态重构; ③场景 3, 考虑时段划分数为 2 的动态重构; ④场景 4, 考虑时段划分数为 3 的动态重构; ⑤场景 5, 考虑时段划分数为 4 的动态重构; ⑥场景 6, 考虑时段划分数为 5 的动态重构; ⑦场景 7, 考虑 MESS 调度运行; ⑧场景 8, 考虑时段划分数为 3 的动态重构和 MESS 调度运行。

表 1 给出了各场景下的优化结果, 含配电网重构场景下各划分时段的开关状态见附录 A 第 A9 章。其中, 为使计算收敛, 场景 1 的电压将放宽限制在 0.90~1.10 p.u.。

在配电网结构固定的情况下, 原系统产生的弃风弃光量高达 9.398 6 MW·h。由附录 A 表 A3 可知, 系统中风电的占比较高。由于风电“反调峰”特性, 在风电出力高峰时期(22:00—07:00), 用户用电负荷偏少, 净负荷曲线为负, 富余的风电尽可能地



表1 各场景下优化结果对比  
Table 1 Comparison of optimization results in different scenarios

场景	弃风弃光量/(MW·h)	电压范围/p.u.	利润/元
1	9.398 6	0.947 9~1.10	10 253.1
2	2.163 9	0.950 0~1.05	40 046.2
3	1.448 0	0.950 0~1.05	42 999.3
4	1.396 1	0.954 3~1.05	43 222.0
5	1.396 1	0.954 3~1.05	43 222.0
6	1.396 1	0.954 3~1.05	43 222.0
7	2.273 6	0.964 5~1.05	41 795.9
8	0	0.969 3~1.05	53 261.0

输送至上级电网,节点电压将升至1.1 p.u.;而在用户用电高峰期(07:00—11:00, 16:00—20:00),风电出力较少,净负荷曲线为正,上级电网输送电能以满足负荷需求,节点电压将降至0.947 9 p.u.

通过场景1和场景2的结果对比可知,考虑重构操作后,弃风弃光量减少7.234 7 MW·h,系统利润增加了29 793.1元,节点电压水平维持在正常范围内。场景3和场景4在场景2的基础上进一步减少了弃风量,增加了系统收益。故相较于静态重构,动态重构能更好地应对可再生能源出力和负荷在调度周期内的变化。

为校验时段划分的合理性,对比场景3、4、5、6下的优化结果和计算时间。显然,在最佳分段数下,风、光和负荷变化呈现相同的趋势的时间已归为同一重构时段,继续细分重构时段不仅对优化结果无影响,增加额外的开关动作,影响系统安全性,还添加了额外的变量,扩大了问题规模,导致求解时间成倍增长。此外,由于重构操作仅对网络结构进行优化,不会额外增加容量消纳风光,加之关口功率和电压范围的限制,单纯采用动态重构的系统仍存在1.396 1 MW·h的消纳空间。

当网络拓扑未得到优化,场景7仅利用MESS消纳可再生能源。从附录A图A14可知,场景7下MESS于00:00至10:00期间位于配电网节点17;10:00至12:00期间从节点17传输至节点5;12:00至17:00期间位于节点5;17:00至19:00期间从节点5返回节点17。由于配电网结构未得到改善,考虑到系统电压安全阈值与线路容量限制,MESS在配电网中的接入局限在节点5和节点17。受限于配电网的潮流传输能力和负荷供应能力,风光消纳量相较于场景6减少了0.877 5 MW·h。但得益于MESS调度的机动性与额外的无功补偿能力,场景7下的节点电压波动范围更窄,电能质量更高。

场景8下MESS共传输5次,04:00至05:00期间从节点22传输至节点4;06:00至07:00期间从节

点4传输至节点24;10:00至11:00期间从节点24传输至节点31;16:00至17:00期间从节点31传输至节点4;20:00至21:00期间从节点4传输至节点25并停留。通过动态重构和MESS协同消纳可再生能源,场景8下系统可完全消除弃风、弃光现象,从而提升经济效益。相较于单独考虑动态重构(场景4)和MESS调度运行(场景7)的系统,场景8下系统利润分别提升了23.23%和27.43%。

含MESS场景下储能的工作状态如图1所示。由图1不难发现,场景7下MESS在终止时段的荷电状态为0.8,高于初始时刻的0.35。这说明仿真周期内,MESS的充电量高于放电量,不仅降低了经济效益,还将影响下一个仿真周期内MESS对可再生能源的消纳量。这是由于21:00至24:00期间,风电出力富余而用户负荷逐渐减少,加之没有通过优化配电网结构承担部分消纳任务,为减少弃风量,MESS只能选择在此时段连续充电。此外,MESS充放电计划不仅受到风光消纳量、线路容量、电压范围等技术指标的限制,还需考虑电价影响。结合电价信息和MESS调度可知:MESS放电集中在购电单价较售电单价价差高的时段(07:00—08:00, 19:00—20:00),充电则集中在售电单价较购电单价价差高的时段(00:00—07:00, 12:00—13:00, 23:00—24:00)。

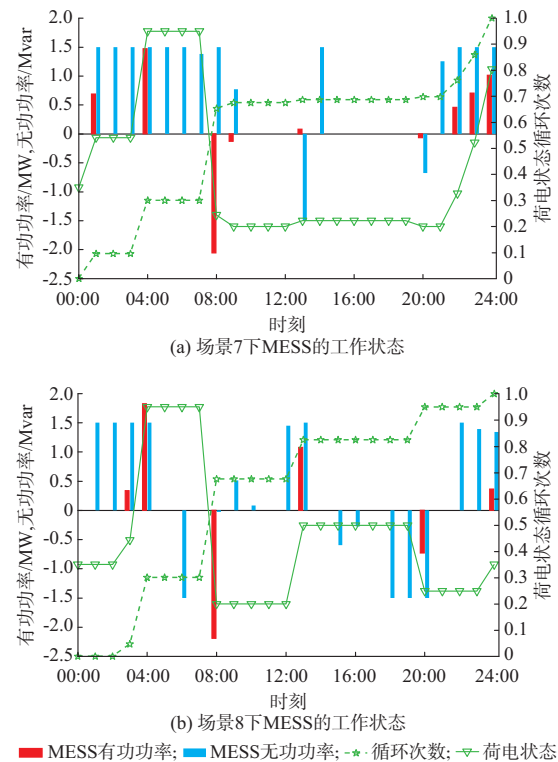


图1 含MESS场景下储能的工作状态  
Fig. 1 Operation states of energy storage in scenarios with MESS

#### 4.1.2 模型鲁棒性分析

为验证第1章中不确定集合构建方法对离群点的鲁棒性,在原始的风电、光伏误差数据中添加稀疏离群点,然后构建不确定集合。数据经FCM聚类后,选择包含离群点的聚类类别,观察数据投影后各维度的核密度估计结果,图2为第1维度下原始数据和含离群点数据的核密度估计对比(其余维度对比结果见附录A图A15)。图中的维度信息对应系统中风电、光伏的空间信息,故风电有4个维度,而光伏有2个维度。显然,相较于原始的KDE估计,MoM-KDE的估计结果受离群点的影响较小,在离群值分布的区段,MoM-KDE估计的概率值趋近于零。但受到均值中位数原则的影响,MoM-KDE在两端的概率值小于原始数据的核密度估计结果。

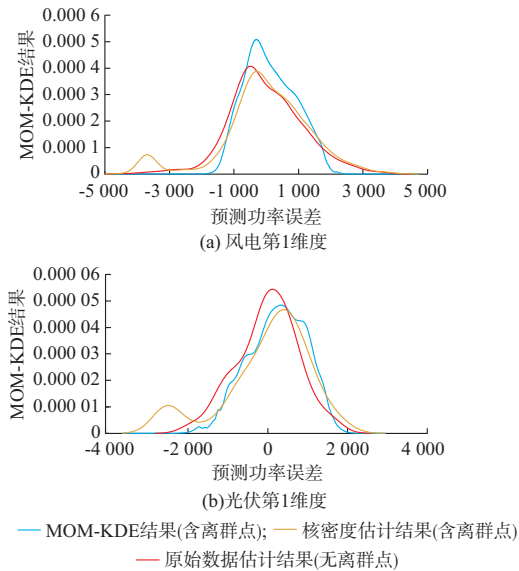


图2 第一维度下密度估计结果对比  
Fig. 2 Comparison of density estimation results in the first dimension

根据MoM-KDE估计值得到不确定集合可视化结果如图3所示。显然,离群点的加入对于不确定集合构建并无显著影响。这是由于FCM本质上是基于距离的聚类,会将稀疏的离群点纳入正常数据中,进而聚为一类。若该类别下的正常数据个数占优(占比超过50%),则可进一步通过鲁棒PCA和MoM-KDE消除离群点对估计结果的影响<sup>[24]</sup>。由于MoM-KDE结果偏于保守,根据估计值计算的风光出力偏差范围会舍弃部分极端情况,从而保证调度策略的经济性。不同模型下系统的利润如下:本文模型为53 261.0元;经典多面体不确定集合为47 873.7元;确定性模型为55 298.6元。由于在构建误差集合时,本文不仅考虑了风、光各自在空间和时间上的相关性,过滤了一部分极端场景,还通过数据

驱动方法,减小了数据中离群点对集合边界的影响。因此,相较于经典多面体不确定集合,根据本文构造的不确定集合所优化出的调度策略经济性更好,在权衡模型鲁棒性与经济性上的表现更佳。

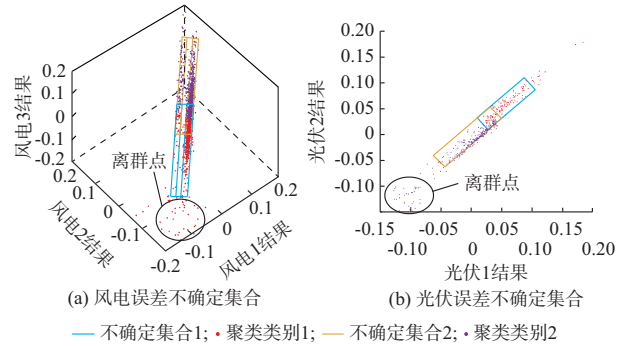


图3 不确定集合可视化对比图  
Fig. 3 Visual comparison of uncertain sets

为进一步体现鲁棒模型在保守度和经济性上的变化,通过调节不确定预算 $\Gamma_w$ 、 $\Gamma_{pv}$ 、 $\Delta_w$ 和 $\Delta_{pv}$ ,改变可再生能源的出力误差波动范围,观察对应情况下系统的利润。不同预算参数组合下的优化结果如表2所示。

表2 不确定性预算对优化结果的影响  
Table 2 Influence of uncertain budget on optimization results

$(\Gamma_w, \Gamma_{pv})$	系统利润/元			
	$(\Delta_w, \Delta_{pv}) = (3, 3)$	$(\Delta_w, \Delta_{pv}) = (4, 4)$	$(\Delta_w, \Delta_{pv}) = (5, 5)$	$(\Delta_w, \Delta_{pv}) = (6, 6)$
(1, 0)	53 261.0	52 834.9	52 496.8	52 271.0
(1, 1)	50 685.4	50 279.9	50 283.9	50 041.6

从表2的结果不难发现,无论是空间维度还是时间维度上的不确定性预算增加,都会导致模型的保守度上升。由于不确定预算的增加,导致不确定集合内囊括的场景数量上升,系统必须牺牲一定的经济性以应对可能出现的极端恶劣场景。在实际操作中,上述结果也是调度决策者从风险偏好到风险厌恶的改变过程。调度决策者可根据系统的实际需求选择不同的预算参数组合。

#### 4.2 IEEE 69节点测试系统

为进一步验证本文模型和算法在大系统中的可行性,采用文献[36]中拓展后的IEEE 69节点配电系统进行测试。优化结果见附录A第A10章<sup>[38]</sup>。

表3描述了嵌套C&CG算法的具体迭代过程,内层循环均在第3次迭代下达到收敛标准,外层C&CG经过4次迭代后即可收敛,由此体现了该算法良好的收敛性能。模型总求解时间为7 327.6 s,且每次外层迭代中内层C&CG返回的优化结果将



导致外层 C&CG 求解过程中的约束条件增加,故每次外层循环所需的求解时间逐渐延长。

表 3 算法迭代过程  
Table 3 Process of algorithm iteration

外层迭代次数	外层上界优化结果/元	外层下界优化结果/元	内层总迭代次数	总求解时间/s
1	72 818.0	53 106.2	3	757.2
2	67 195.5	59 498.6	3	1 834.5
3	65 108.2	62 432.2	3	3 489.3
4	64 013.4	64 013.4	3	7 327.6

## 5 结语

针对高比例可再生能源配电网中存在严重的弃风、弃光问题,本文提出了一种结合配电网动态重构与 MESS 经济调度的协同优化方案,通过建模和仿真分析,可得出如下结论。

1)融合等效负荷先验信息的重构时段划分结果在保障配电网安全经济运行的同时,极大地缩减了两阶段鲁棒优化问题的规模。

2)本文构建的不确定集合对含稀疏离群点的样本数据具有更强的鲁棒性,据此优化出的 MESS 调度策略具有良好的经济性。

3)由于运行调度的灵活性,MESS 能适应配电网网络结构的动态变化,根据不同的网络结构筛选适宜的充电站节点,二者的协同作用能为配电网带来更大的经济效益。

本文的研究尚存在一些不足之处。首先,构建的不确定集合并不适用于含有密集分布离群点的样本数据,还需进一步拓展构建方法的应用场景;其次,受求解时间的影响,本文建立的模型并不适用于改善电压质量等问题。在后续研究中,可以考虑开发分布式模型处理框架解决这类大规模问题。

附录见本刊网络版 (<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>), 扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

## 参 考 文 献

- [1] HOEGH-GULDBERG O, JACOB D, TAYLOR M, et al. Impacts of 1.5 °C global warming on natural and human systems [R]. Geneva, Switzerland: Intergovernmental Panel on Climate Change, 2018.
- [2] CHEN Hao, ZHANG Jianzhong, TAO Yubo, et al. Asymmetric GARCH type models for asymmetric volatility characteristics analysis and wind power forecasting [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4:

356-366.

- [3] 胡殊博. 含高渗透率风电的电力系统优化调度策略研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.  
HU Shubo. Optimization dispatch strategy for power system with high penetration of wind power[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.
- [4] 孙伟卿, 张婕, 叶磊, 等. 考虑广义储能的电力系统运行弹性优化[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(4): 962-972.  
SUN Weiqing, ZHANG Jie, YE Lei, et al. Optimal operational resilience of power system considering generalized energy storage [J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(4): 962-972.
- [5] MURTY V V S N, ASHWANI K. Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5: 1-20.
- [6] 陈中, 刘艺, 陈轩, 等. 考虑移动储能特性的电动汽车充放电调度策略. 电力系统自动化, 2020, 44(2): 76-84.  
CHEN Zhong, LIU Yi, CHEN Xuan, et al. Charging and discharging dispatching strategy for electric vehicles considering characteristics of mobile energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2): 76-84.
- [7] ABDELTAWAB H H, MOHAMED A R I. Mobile energy storage scheduling and operation in active distribution systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(9): 6828-6840.
- [8] KWON S Y, PARK J Y, KIM Y. Optimal V2G and route scheduling of mobile energy storage devices using a linear transit model to reduce electricity and transportation energy losses [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(1): 34-47.
- [9] 随权, 林湘宁, 童宁, 等. 基于改进两阶段鲁棒优化的主动配电网经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2166-2179.  
SUI Quan, LIN Xiangning, TONG Ning, et al. Economic dispatch of active distribution network based on improved two-stage robust optimization [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2166-2179.
- [10] 凌开元, 关志坚, 吴涵, 等. 考虑电压控制的含移动储能的主动配电网调度策略[J]. 电力建设, 2017, 38(6): 44-51.  
LIN Kaiyuan, GUAN Zhijian, WU Han, et al. Active distribution network dispatch strategy with movable storage considering voltage control [J]. Electric Power Construction, 2017, 38(6): 44-51.
- [11] 王育飞, 郑云平, 薛花, 等. 基于增强烟花算法的移动式储能削峰填谷优化调度[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5): 48-56.  
WANG Yufei, ZHENG Yunping, XUE Hua, et al. Optimal dispatch of mobile energy storage for peak load shifting based on enhanced firework algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(5): 48-56.
- [12] 李超, 苗世洪, 盛万兴, 等. 考虑动态网络重构的主动配电网优化运行策略[J]. 电工技术学报, 2019, 34(18): 3909-3919.  
LI Chao, MIAO Shihong, SHENG Wanxing, et al. Optimization operation strategy of active distribution network considering dynamic network reconfiguration [J]. Transactions

- of China Electrotechnical Society, 2019, 34(18): 3909-3919.
- [13] 赵德仁,丁雷,徐立华,等.面向新能源消纳的主动配电网电动汽车充放电功率和网络重构协调优化调度[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(8):94-101.
- ZHAO Deren, DING Lei, XU Lihua, et al. Coordinated optimal dispatching of EV charging/discharging power and network reconfiguration in active distribution network for renewable energy accommodation[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(8): 94-101.
- [14] 刘路宁,彭春华,温泽之,等.基于配电网动态重构的分布式光伏消纳策略[J].电力自动化设备,2019,39(12):56-62.
- LIU Luning, PENG Chunhua, WEN Zezhi, et al. Distributed photovoltaic consumption strategy based on dynamic reconfiguration of distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 56-62.
- [15] COBOS G N, ARROYO J M, ALGUACIL C N, et al. Robust energy and reserve scheduling considering bulk energy storage units and wind uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5206-5216.
- [16] 王静.多能互补微网两阶段鲁棒优化调度研究[D].西安:西安理工大学,2020.
- WANG Jing. Research on two-stage robust optimal scheduling of multiple complementary micro grid [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020.
- [17] 叶畅,苗世洪,李姚旺,等.基于改进不确定边界的主动配电网鲁棒优化调度[J].电工技术学报,2019,34(19):4084-4095.
- YE Chang, MIAO Shihong, LI Yaowang, et al. Robust optimal scheduling for active distribution network based on improved uncertain boundary [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 4084-4095.
- [18] ZHANG Y, AI X, FANG J, et al. Data-adaptive robust optimization method for the economic dispatch of active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 3791-3800.
- [19] CHAO N, FENGQI Y. Data-driven decision making under uncertainty integrating robust optimization with principal component analysis and kernel smoothing methods [J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 112: 190-210.
- [20] CHAO N, FENGQI Y. Data-driven adaptive robust unit commitment under wind power uncertainty: a Bayesian nonparametric approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 2409-2418.
- [21] 赵静翔,牛焕娜,王钰竹.基于信息熵时段划分的主动配电网动态重构[J].电网技术,2017,41(2):402-408.
- ZHAO Jingxiang, NIU Huanna, WANG Juezhu. Dynamic reconfiguration of active distribution network based on information entropy of time intervals [J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 402-408.
- [22] SONG X, SHI M, WU J, et al. A new fuzzy C-means clustering-based time series segmentation approach and its application on tunnel boring machine analysis [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2019, 133: 1-17.
- [23] WU K L, YANG M S, HSIEH J N. Robust cluster validity indexes[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2541-2550.
- [24] PIERRE H, BATISTE L B, LUDOVIC M, et al. Robust kernel density estimation with median-of-means principle [EB/OL]. [2020-06-05]. <https://arxiv.org/abs/2006.16590>.
- [25] 范刘洋,汪可友,李国杰,等.计及风电时间相关性的鲁棒机组组合[J].电力系统自动化,2018,42(18):91-99.
- FAN Liuyang, WANG Keyou, LI Guojie, et al. Robust unit commitment considering temporal correlation of wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(18): 91-99.
- [26] LEI S, CHEN C, ZHOU H, et al. Routing and scheduling of mobile power sources for distribution system resilience enhancement[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5650-5662.
- [27] BARAN M E, WU F F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(2): 1401-1407.
- [28] NICK M, CHERKAoui R, PAOLONE M. Optimal allocation of dispersed energy storage systems in active distribution networks for energy balance and grid support [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(5): 2300-2310.
- [29] 孙世超.基于鲁棒优化的随机时变网络最优路径研究[J].运筹与管理,2020,29(5):37-42.
- SUN Shichao. Optimal routing problem in dynamic stochastic networks based on robust optimization approach [J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(5): 37-42.
- [30] ZENG B, ZHAO L. Solving two-stage robust optimization problems by a constraint-and-column generation method [J]. Operations Research Letters, 2013, 41(5): 457-461.
- [31] LEI S, HOU Y, QIU F, et al. Identification of critical switches for integrating renewable distributed generation by dynamic network reconfiguration [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 420-432.
- [32] ZHAO L, ZENG B. An exact algorithm for two-stage robust optimization with mixed integer recourse problems [EB/OL]. [2020-06-01]. [http://www.optimization-online.org/DB\\_FILE/2012/01/3310.pdf](http://www.optimization-online.org/DB_FILE/2012/01/3310.pdf).
- [33] 施云辉,王楷裕,陈玮,等.基于风电预测误差聚类的分布鲁棒含储能机组组合[J].电力系统自动化,2019,43(22):3-16.
- SHI Yunhui, WANG Luyu, CHEN Wei, et al. Distributed robust unit commitment with energy storage based on forecasting error clustering of wind power [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 3-16.
- [34] LÖFBERG J. YALMIP: a toolbox for modeling and optimization in MATLAB [C]// IEEE International Symposium on Computer Aided Control Systems Design, September 2-4, 2004, New Orleans, USA: 284-289.
- [35] Gurobi optimization [EB/OL]. [2020-10-23]. <http://www.gurobi.com/>.
- [36] SHI Q, LI F, OLAMA M, et al. Network reconfiguration and distributed energy resource scheduling for improved distribution system resilience [J]. International Journal of

- Electrical Power & Energy Systems, 2020, 124(15): 1-10.
- [37] 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.
- SHAO Yinchu, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs-traffic-distribution model [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219.
- [38] 任郡枝. 光伏配电网中储能系统规划方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- REN Junzhi. Research on planning method of energy storage system in photovoltaic distribution network [D]. Jinan:

Shandong University, 2020.

孙伟卿(1985—), 男, 博士, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向: 智能电网、电力系统储能、需求响应。E-mail: sidsqw@163.com

刘 唯(1997—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动式储能、需求响应。E-mail: 15800987750@163.com

张 捷(1997—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能与大数据在电力系统中的应用、需求响应。E-mail: zhangjieeze@163.com

(编辑 王梦岩)

### Collaborative Optimization for Dynamic Reconfiguration of Distribution Network and Mobile Energy Storage in Background of High Proportion of Renewable Energy

SUN Weiqing, LIU Wei, ZHANG Jie

(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** With the increasing penetration of renewable energy in the distribution network, the phenomenon of curtailment caused by its output uncertainty is becoming more and more serious. To solve this problem, a collaborative optimization method for dynamic reconfiguration of the distribution network and mobile energy storage is proposed in the background of high proportion of renewable energy. Firstly, in order to reduce the scale of the problem, the prior information of time series load is fused, and the fuzzy C-means algorithm is used to divide the reconstruction period, while avoiding redundant switching operation. Secondly, considering the uncertainty of renewable energy output, an uncertain set with spatiotemporal correlation and robustness to sparse outliers is constructed. Then, a two-stage robust collaborative optimization model of dynamic reconfiguration strategy and economic dispatch of mobile energy storage is established. In the first stage, the key switch and charging and discharging power stations are selected. In the second stage, the reconfiguration of switches and mobile energy storage are co-optimized to evaluate the economy of the scheme selected in the first stage. Aiming at the complexity of the multi-layer structure of the model, a nested column constraint generation algorithm is used to solve the problem. Finally, the effectiveness of the proposed model and algorithm is verified by simulation in the test system.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51777126).

**Key words:** mobile energy storage; uncertainty; reconfiguration time division; two-stage robust optimization; nested column constraint generation algorithm

