

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230861

基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法

童潇宁¹, 王月强¹, 仇张权¹, 黄阳¹, 乐健², 任意²

(1. 国网上海市电力公司长兴供电公司, 上海 201913; 2. 武汉大学电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 针对现有配电网鲁棒调度方法缺乏对不确定参数相关性问题的考虑, 提出了一种基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法。首先, 构建分布式光伏出力的传统多面体集合, 利用历史数据驱动形成了相关性包络图, 通过弯曲多面体集合边界, 建立了相关性多面体集合模型。然后, 在此基础上, 针对相关性多面体集合存在鲁棒性差和保守性大的问题, 建立了数据驱动的多面体集合模型。进一步, 建立了基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度模型, 并采用列与约束生成(column and constraint generation, CCG)算法对鲁棒调度模型进行求解。最后, 改进的 IEEE33 节点系统仿真结果表明, 基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法可以减少优化结果的保守性, 提高其鲁棒性, 证明了所提出方法的有效性。

关键词: 两阶段鲁棒优化; 相关性多面体集合; 交直流混合配电网; 经济调度; CCG 算法

Robust scheduling method for AC/DC hybrid distribution networks based on a data-driven polyhedral set

TONG Xiaoning¹, WANG Yueqiang¹, QIU Zhangquan¹, HUANG Yang¹, LE Jian², REN Yi²

(1. State Grid Shanghai Changxing Power Supply Company, Shanghai 201913, China;

2. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: A data-driven polyhedron-based robust scheduling method for AC/DC hybrid distribution networks is proposed to address the lack of consideration of uncertain parameter correlation in existing robust scheduling methods. First, a traditional polyhedral set of distributed photovoltaic output is constructed, and a correlation envelope graph is driven by historical data, and the correlation polyhedral set model is established by bending the polyhedral set boundary. Second, based on this, a data-driven polyhedral set model is established to address the issues of poor robustness and high conservatism in correlated polyhedral sets. Then, a robust scheduling model for AC/DC hybrid distribution networks based on data-driven polyhedral sets is established, and a column and constraint generation (CCG) algorithm is used to analyze the robust scheduling model. Finally, the simulation results of the improved IEEE33 node system show that the proposed scheduling method can reduce the conservatism of the optimization results and improve their robustness, proving the effectiveness of the method.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 5209KZ220008).

Key words: two-stage robust optimization; correlated polyhedral set; AC/DC hybrid distribution network; economic dispatch; CCG algorithm

0 引言

随着新能源高比例接入, 电网运行面临着前所未有的巨大挑战。与传统化石燃料发电相比, 新能源具有波动性和随机性的特点, 这给电网运行带来

了不可预测的扰动风险^[1-3]。传统的电力系统运行模式是基于可靠的负荷预测和可控的发电方式, 然而新能源的接入改变了这种模式^[4]。为了应对分布式光伏的输出不确定性, 配电网调度的不确定性优化方法主要有两种: 随机优化方法^[5]和鲁棒优化方法^[6-7]。鲁棒优化方法通常使用集合形式来描述不确定参数的分布范围, 相比于随机方法, 它不需要

基金项目: 国家电网有限公司科技项目资助 (5209KZ220008)

获取不确定参数的概率分布, 并且避免了维数灾问题, 因此越来越受到广泛关注。

但是, 不同的集合形式会对配电网鲁棒优化结果有所影响, 所以选取适当的集合不仅可以降低鲁棒优化结果的保守性, 同时也可以保证结果的鲁棒性。文献[8]提出了一种改进的不确定边界方法, 用于处理分布式光伏的不确定性, 通过主动管理策略和鲁棒优化方法, 有效降低了运行风险并提高了配电网供电的可靠性。文献[9]考虑不同场景和负荷波动对微电网规划造成的影响, 建立两阶段鲁棒规划模型, 微电网能够得到“最恶劣”场景下系统运行成本最小的规划方案。文献[10]考虑负荷波动、可再生能源输出波动等不确定性因素, 提出了分布式电源的鲁棒运行策略。文献[11]提出了一种计及可再生能源不确定性的鲁棒最优潮流, 减小了有功损耗, 提高了配电网的运行鲁棒性和供电可靠性。文献[8-11]均采用区间集合来描述不确定参数的分布范围, 而对于区间集合模型而言, 最恶劣情况只在边界取得, 但是在现实情况中, 这些状况很少发生, 因此基于区间集合的鲁棒优化方法会出现结果过度保守的问题。也有学者通过不确定参数集合来控制不确定参数的包络范围, 从而优化结果的保守性^[12]。文献[13]建立了交直流混合配电网的无功优化和重构协同鲁棒优化模型, 提高了配电网运行的经济性。文献[14]提出了一种分布式鲁棒优化调度模型, 用于电动汽车集群与电力系统的互联互通。文献[13-14]均采用了多面体集合来描述不确定参数的包络范围, 与区间集合相比其保守性更强, 但是, 多面体集合没有考虑不确定参数之间的相关性, 其保守性还有待改善。

为了描述不确定参数之间的相关性, 使鲁棒优化结果更加可靠, 有学者对不确定参数的相关性进行了深入研究。文献[15]考虑了风电输出之间的时空相关性, 采用仿射可调鲁棒优化方法求解机组组合不确定性模型。文献[16]采用椭圆集合来描述光伏出力, 提出了主动配电网仿射可调鲁棒优化策略, 虽然椭圆集合可以较好地考虑不确定参数之间的相关性, 但是由于其具有非线性结构, 因此增加了模型的求解难度。文献[17]提出了一种考虑风电时间相关性多面体不确定性建模与鲁棒机组组合优化的方法, 保证了风电并网下的系统可靠性和经济性。文献[15-17]虽然考虑了不确定参数之间的相关性, 但是由于它们所建立的不确定集合包络的范围较大, 因此会使得决策的保守性增大。

针对上述多面体集合的缺点, 本文提出了基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度

方法。首先, 在传统的多面体集合的基础上考虑了不确定参数之间的相关性, 然后针对相关性多面体集合保守性大的缺点, 依据相关性不确定参数的分布范围, 建立了数据驱动的多面体集合模型; 进一步, 建立了基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度模型, 最后通过仿真验证了本文所提方法的有效性。

1 相关性多面体集合建模

1.1 相关性多面体集合

本文采用预算不确定集 U 来表述分布式光伏出力的波动范围。具体表达式为

$$U = \begin{cases} \tilde{P}_{i,t}^{PV} = P_{i,t}^{PV,f} + \Delta P^{PV,max} z_{i,t}^{PV} \\ -1 \leq z_{i,t}^{PV} \leq 1 \\ \sum_i z_{i,t}^{PV} \leq \Gamma^{PV} \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P_{i,t}^{PV,f}$ 、 $\tilde{P}_{i,t}^{PV}$ 分别表示第 i 个分布式光伏在 t 时刻波动前、后的最大可利用功率; $\Delta P^{PV,max}$ 表示分布光伏的最大波动量; $z_{i,t}^{PV}$ 为不确定参数, 表示节点 i 所接分布式光伏出力在 t 时刻的波动情况, $z_{i,t}^{PV} = 1$ 表示向上波动最大值, $z_{i,t}^{PV} = -1$ 表示向下波动最大值; Γ^{PV} 表示分布式光伏出力的多面体集合不确定度。

首先, 定义两个分布式光伏出力的不确定参数 z_1 、 z_2 和多面体不确定度 Γ 来确定多面体集合, 不同的不确定度对多面体集合的影响如图 1 所示。

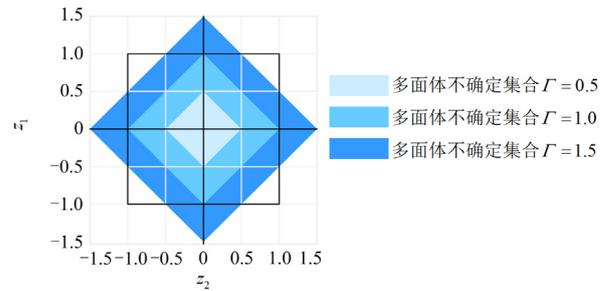


图 1 不确定度对多面体集合的影响

Fig. 1 Influence of uncertainty on polyhedral sets

然后, 利用统计学知识, 若两个分布式光伏出力存在相关性, 则利用分布式光伏出力的历史数据可以得出分布式光伏出力的相关性矩阵。相关性矩阵是一个用于衡量多个变量之间关系强度的矩阵, 可以反映不同变量之间的线性相关性。在相关性矩阵中, 每一个元素都代表了变量之间的相关性系数, 最常用的相关性系数就是皮尔逊相关系数, 即本文

的 ρ 。通过对不同的 ρ 所对应的 z_1 、 z_2 进行分析和采样,可以得到关于不确定参数 z_1 和 z_2 的第 i 个样本 $(z_{1,i}, z_{2,i})$ ^[18], 根据皮尔逊相关系数计算(式(2))得到如图 2 所示的相关性系数包络图。

$$\rho_{1,2} = \frac{\sum_{i=1}^n (z_{1,i} - \bar{z}_1)(z_{2,i} - \bar{z}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (z_{1,i} - \bar{z}_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (z_{2,i} - \bar{z}_2)^2}} \quad (2)$$

式中: $\rho_{1,2}$ 表示 z_1 、 z_2 的皮尔逊相关系数; \bar{z}_1 、 \bar{z}_2 表示不确定参数 z_1 、 z_2 的均值。

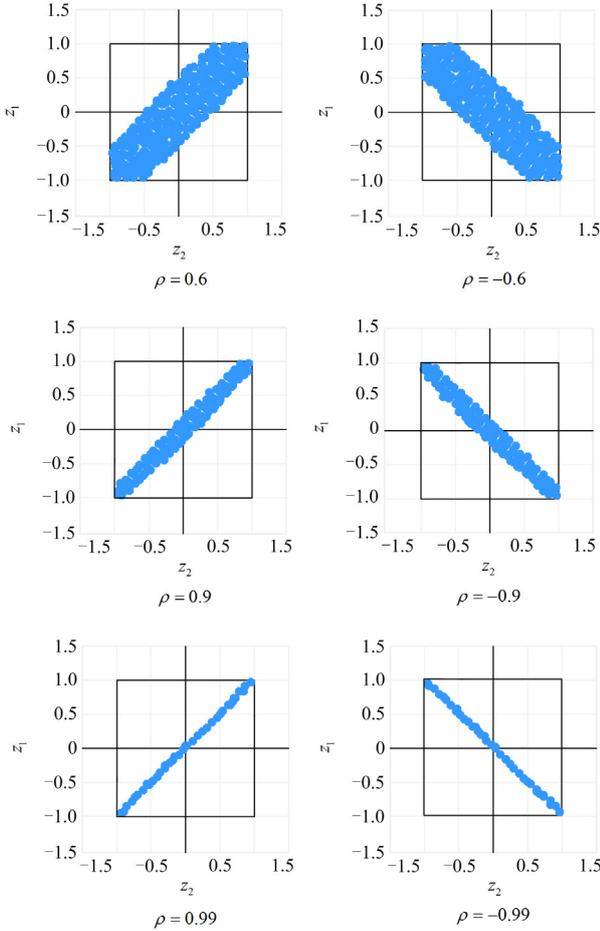


图 2 不同相关性系数包络图

Fig. 2 Envelope plots of different correlation coefficients

由图 2 的包络范围可知, 当相关性从 0 增加到 1 时 ($0 \leq \rho \leq 1$) 分布式光伏出力的不确定参数集中在直线 $y=x$ 周围, 而当相关性从 0 减小到 -1 时 ($-1 \leq \rho \leq 0$), 分布式光伏出力的不确定参数集中在直线 $y=-x$ 周围。因此, 为了使得多面体集合能更好地包络 $y=x$ 或 $y=-x$ 的范围, 有两种方法: 一是增加多面体集合的不确定度, 使得其包络的范围

更大; 二是不改变不确定度, 而是通过弯曲多面体集合的边界, 使其更好地包络对角线周围。两种方法中, 第一种方法虽然可以通过增加包络范围来覆盖更多的对角线周围, 但是也覆盖了更多波动发生概率小的空白区域, 增加了结果的保守性, 因此, 这种方法不可行。第二种方法中, 当相关性系数正向增大或反向减少时, 多面体集合的不确定度应该弯曲的更多, 因此相关性多面体不确定集合的构建依据相关性系数的变化而变化, 如图 3 所示。

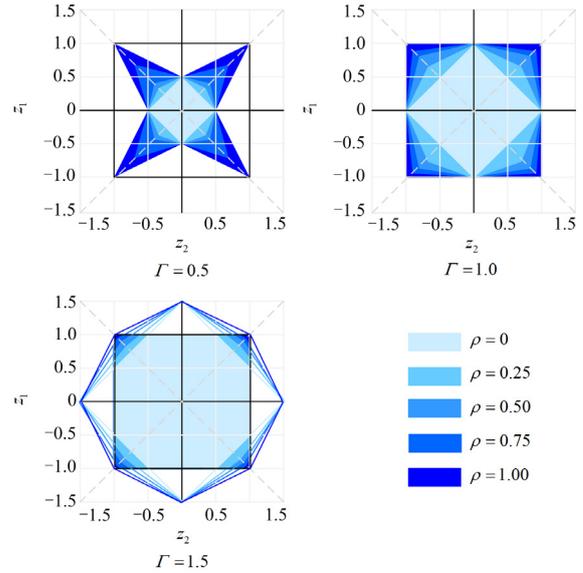


图 3 不同相关性系数的多面体集合

Fig. 3 Polyhedral sets with different correlation coefficients

由图 3 可知: 相关性多面体不确定集合是一个中心对称图形, 因此, 为了分析方便, 本文只对第一象限进行推导(其他象限同理), 如图 4 所示。

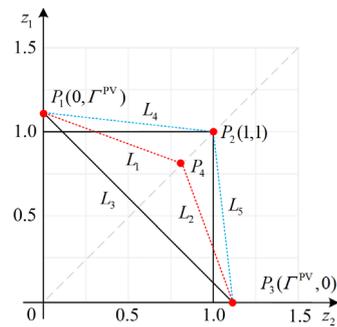


图 4 第一象限中相关性多面体不确定集的边界设置

Fig. 4 Borders of correlated polyhedral uncertainty set in the first quadrant of coordinate system

在图 4 中, 点 P_1 、 P_3 为原多面体集合与轴线的交点, 点 P_4 为弯曲多面体边界后与对角线的交点。 L_1 、 L_2 表示弯曲多面体边界的线段。所以当固定多

面体不确定度 Γ^{PV} 时, 即固定点 P_1 、 P_3 , 通过改变相关性系数 ρ 使线段 L_1 、 L_2 在线段 L_3 和 L_4 、 L_5 组成的范围内沿着对角线进行旋转。设线段 L_1 、 L_2 、 L_3 、 L_4 、 L_5 的斜率为 L_1^{Slope} 、 L_2^{Slope} 、 L_3^{Slope} 、 L_4^{Slope} 、 L_5^{Slope} , 根据两点法确定斜率, 有:

$$L_3^{\text{Slope}} = -1 \leq L_1^{\text{Slope}} \leq 1 - \Gamma^{\text{PV}} = L_4^{\text{Slope}} \quad (3)$$

$$L_3^{\text{Slope}} = -1 \leq L_2^{\text{Slope}} \leq \frac{1}{1 - \Gamma^{\text{PV}}} = L_5^{\text{Slope}} \quad (4)$$

线段 L_3 即为相关性系数 $\rho=0$ 时, 线段 L_4 、 L_5 即为相关性系数 $\rho=1$ 时, 因此当相关性系数 ρ 增大时线段 L_1 、 L_2 更加趋向于线段 L_4 、 L_5 , 当相关性系数 ρ 减小时线段 L_1 、 L_2 更加趋向于线段 L_3 。因此, L_1 、 L_2 的直线方程分别如式(5)、式(6)所示。

$$L_1: z_2 = ((2 - \Gamma^{\text{PV}})\rho - 1)z_1 + \Gamma^{\text{PV}} \quad (5)$$

$$L_2: z_2 = \frac{1}{(2 - \Gamma^{\text{PV}})\rho - 1}(z_1 - \Gamma^{\text{PV}}) \quad (6)$$

将式(5)、式(6)代入到式(1)的分布式光伏的多面体集合中, 可以得到由两个不确定参数组成的相关性多面体集合的表达式, 如式(7)所示。

$$U = \begin{cases} \tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}} = P_{i,t}^{\text{PV},f} + \Delta P^{\text{PV},\max} z_{i,t}^{\text{PV}} \\ |z_{i,t}^{\text{PV}}| \leq 1 \quad (i=1,2) \\ \left(1 - (2 - \Gamma^{\text{PV}})|\rho|\right) |z_{1,t}^{\text{PV}}| + |z_{2,t}^{\text{PV}}| \leq \Gamma^{\text{PV}} \\ |z_{1,t}^{\text{PV}}| + \left(1 - (2 - \Gamma^{\text{PV}})|\rho|\right) |z_{2,t}^{\text{PV}}| \leq \Gamma^{\text{PV}} \end{cases} \quad (7)$$

进一步, 将两个不确定参数扩展到 n 个不确定参数时, 分布式光伏出力的相关性多面体不确定集为

$$U = \begin{cases} \tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}} = P_{i,t}^{\text{PV}} + \Delta P^{\text{PV},\max} z_{i,t}^{\text{PV}} \\ |z_{i,t}^{\text{PV}}| + \sum_{i \neq j} \left[\left(1 - \left(\frac{n - \Gamma^{\text{PV}}}{n - 1}\right) |\rho_{jk,t}|\right) |z_{j,t}^{\text{PV}}| \right] \leq \Gamma^{\text{PV}} \\ \Gamma^{\text{PV}} \quad |z_{i,t}^{\text{PV}}| \leq 1, \forall i, t \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\rho_{jk,t}$ 表示不确定参数 $z_{i,t}^{\text{PV}}$ 和 $z_{j,t}^{\text{PV}}$ 之间的相关性系数, 取值为 $0 \leq |\rho_{jk,t}| \leq 1$ 。

1.2 数据驱动的多面体集合

1.1 节建立相关性多面体不确定集合模型。该模型通过弯曲多面体边界来考虑不确定参数之间的相关性。尽管与扩大包围范围的多面体集合相比, 相关性多面体集合具有更好的包围范围, 但仍存在一定的缺陷, 以直角坐标第一象限为例, 如图 5 所示。一方面, 在相关性多面体集合中, 虽然包含了对角线范围的大部分区域(如图 5 蓝色部分所示), 但却未包含不确定参数发生波动概率分布更高的顶点区

域(如图 5 绿色部分所示), 这将降低结果的鲁棒性; 另一方面, 在相关性多面体集合的包围范围内, 不确定参数发生波动的大概率范围比小概率范围更为广阔(如图 5 的空白区域), 这种情况会增加结果的保守性。

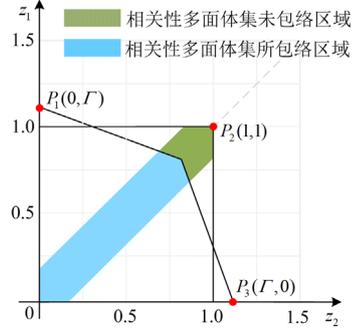


图 5 相关性多面体集合的包围范围

Fig. 5 Envelope range of the correlation polyhedral uncertainty set

为了进一步解决相关性多面体存在鲁棒性差和保守性大的缺点, 本节将对 1.1 节提出的相关性多面体集合进行改进。具体方法如图 6 所示: 令分布式光伏出力的不确定参数 z_1 、 z_2 所形成的相关性分布包围图(图 6 中的蓝色区域)与直线 $y=1$ 、 $x=1$ 分别交于点 $H_1(x_H, 1)$ 和点 $H_2(1, y_H)$; 与直线 $y=0$ 、 $x=0$ 分别交于点 $D_1(0, y_D)$ 和点 $D_2(x_D, 0)$ 。假设坐标轴 x 、 y 上有两个动点 $R_1(0, y_{im})$ 、 $R_2(x_{im}, 0)$, 且点 R_1 仅在点 P_1 、 D_1 间波动, 点 R_2 仅在点 P_2 、 D_2 间波动。此时, 由点 R_1 、 H_1 、 H_2 、 R_2 形成的集合称为数据驱动的多面体集合。

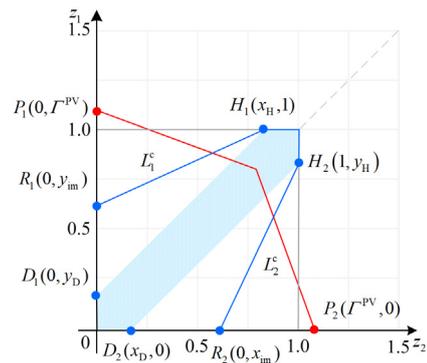


图 6 数据驱动的多面体集合边界设置

Fig. 6 Boundary setting for the generalized linear polyhedral set

由图 6 可以看出, 由数据驱动的多面体集合所形成的区域不仅增大了对角线周围的包围范围, 优化了结果的鲁棒性, 同时也减少了不确定参数发生波动概率分布小的空白区域, 降低了结果的保守性。

在相关性系数 ρ 确定的情况下, 此时点 H_1 、 H_2 固定不变, 可以通过改变点 R_1 、 R_2 的位置来控制线段 L_1^c 、 L_2^c 的位置, 进而控制包络范围。

本节定义一个新的相关参数 β_c ($\beta_c \in [0, 1]$) 来计算点 R_1 的横坐标 x_{im} 、 R_2 的纵坐标 y_{im} , 如式(9)、式(10)所示。

$$x_{im} = (\Gamma^{PV} - x_D)\beta_c + x_D \quad (9)$$

$$y_{im} = (\Gamma^{PV} - y_D)\beta_c + y_D \quad (10)$$

则线段 L_1^c 、 L_2^c 的直线方程可表示为

$$L_1^c: z_2 = \frac{1 - \Gamma^{PV}\beta_c - y_D(1 - \beta_c)}{x_H}(z_1 - x_H) + 1 \quad (11)$$

$$L_2^c: z_2 = \frac{y_H(z_1 - 1)}{1 - \Gamma^{PV}\beta_c - x_D(1 - \beta_c)} + y_H \quad (12)$$

从式(11)、式(12)可以看出, 此时 L_1^c 和 L_2^c 的方程与参数 x_D 、 y_D 、 x_H 和 y_H 有关而与相关性系数 ρ 无关。为了使得数据驱动多面体集合可以通过相关性系数来控制, 采用蒙特卡洛方法建立起参数 x_D 、 y_D 、 x_H 和 y_H 与相关性系数的线性回归方程^[19], 如式(13)所示。

$$\begin{cases} x_H = 2\rho - 1 \\ y_H = 2\rho - 1 \\ x_D = 2 - 2\rho \\ y_D = 2 - 2\rho \end{cases} \quad (13)$$

将式(13)代入式(11)、式(12)中, 得到线段 L_1^c 、 L_2^c 的直线方程分别为

$$L_1^c: z_2 = \frac{1 - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2\rho)(1 - \beta_c)}{2\rho - 1}(z_1 - (2\rho - 1)) + 1 \quad (14)$$

$$L_2^c: z_2 = \frac{(2\rho - 1)(z_1 - 1)}{1 - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2\rho)(1 - \beta_c)} + 2\rho - 1 \quad (15)$$

将式(14)、式(15)代入到式(1)的分布式光伏的多面体不确定集合中, 可以得到由两个不确定参数组成的数据驱动的多面体集合表达式, 如式(16)所示。

$$U = \begin{cases} \tilde{P}_{i,t}^{PV} = P_{i,t}^{PV,f} + \Delta P^{PV,max} z_{i,t}^{PV} \\ |z_{i,t}^{PV}| \leq 1 \quad (i=1,2) \\ |z_{1,t}^{PV}| \left| (1 - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2|\rho|)(1 - \beta_c)) \right| \geq \\ \quad (2|\rho| - 1) \left(|z_{2,t}^{PV}| - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2\rho)(1 - \beta_c) \right) \\ |z_{2,t}^{PV}| \left| (1 - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2|\rho|)(1 - \beta_c)) \right| \geq \\ \quad (2|\rho| - 1) \left(|z_{1,t}^{PV}| - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2\rho)(1 - \beta_c) \right) \end{cases} \quad (16)$$

进一步, 将两个不确定参数扩展到 n 个不确定

性参数时, 分布式光伏出力的数据驱动的多面体集合如式(17)所示。

$$U = \begin{cases} \tilde{P}_{i,t}^{PV} = P_{i,t}^{PV} + \Delta P^{PV,max} z_{i,t}^{PV} \\ \sum_{i \neq j} |z_{i,t}^{PV}| \left| (1 - \beta_c\Gamma^{PV} - (2 - 2|\rho_{ij,t}|)(1 - \beta_c)) \right| \geq \\ \sum_{i \neq j} \left[2|\rho_{ij,t}| - 1 \left(|z_{j,t}^{PV}| - \beta_c\Gamma^{PV} - (1 - \beta_c)(2 - 2|\rho_{ij,t}|) \right) \right] \\ |z_{i,t}^{PV}| \leq 1, \forall i, t \end{cases} \quad (17)$$

2 交直流混合配电网经济调度模型

2.1 目标函数

本文考虑网损成本、弃光成本、购电成本等综合成本 C 最小化的交直流混合配电网经济调度目标^[20], 即为

$$\min C = \sum_{t=1}^T \sum_{ij \in L} c_{loss} (P_{ij,t} + P_{ji,t}) + \sum_{t=1}^T c_{TR} P_t^{TR} + \sum_{t=1}^T \sum_{i \in \Omega_N^{PV}} c_{PV} (\tilde{P}_{i,t}^{PV} - P_{i,t}^{PV}) \Delta t \quad (18)$$

式中: c_{loss} 表示网损成本系数; $P_{ij,t}$ 表示 t 时刻有功功率由节点 i 流向节点 j ; $P_{ji,t}$ 表示有功功率由节点 j 流向节点 i ; P_t^{TR} 表示 t 时刻的关口功率大小; $P_{i,t}^{PV}$ 表示节点 i 处所接分布式光伏在 t 时刻的实际注入功率; c_{TR} 表示关口主网购电成本系数; c_{PV} 表示弃光成本系数; Ω_N^{PV} 表示分布式光伏接入的节点集合; L 表示配电网的所有支路集合; T 表示调度时间, 本文取 24 h; Δt 表示电池储能调度的时间间隔。

2.2 约束条件

1) 二阶锥松弛潮流约束

极坐标系下的二阶锥松弛潮流约束^[21]如式(19)~式(30)所示。支路的功率平衡约束如式(19)~式(22)所示。

$$P_{i,t}^{sum} - P_{i,t}^{cur} = \sum_{j \in N(i)} P_{ij,t} \quad (19)$$

$$Q_{i,t}^{sum} - Q_i^D = \sum_{j \in N(i)} Q_{ij,t} \quad (20)$$

$$P_{i,t}^{sum} = P_t^{TR} + P_{i,t}^{PV} - P_{i,t}^{ch} + P_{i,t}^{dis} \quad (21)$$

$$Q_{i,t}^{sum} = Q_t^{TR} + Q_{i,t}^{CB} \quad (22)$$

式中: $P_{i,t}^{sum}$ 表示节点 i 在 t 时刻注入的总有功功率, 其中包括关口在 t 时刻注入的有功功率、节点 i 所接分布式光伏在 t 时刻的输出功率、节点 i 所接储能电池在 t 时刻的充电功率 $P_{i,t}^{ch}$ 和放电功率 $P_{i,t}^{dis}$; $P_{i,t}^{cur}$ 表示节点 i 在 t 时刻实施需求侧响应后的负荷量; $N(i)$

表示与节点 i 相连的所有节点集合; $Q_{i,t}^{\text{sum}}$ 表示节点 i 在 t 时刻注入的总无功功率, 其中包括关口在 t 时刻注入的无功功率 Q_t^{TR} 和节点 i 所接无功补偿器在 t 时刻的无功补偿功率 $Q_{i,t}^{\text{CB}}$; $Q_{i,t}^{\text{D}}$ 表示节点 i 在 t 时刻的无功负荷; $Q_{ij,t}$ 表示支路 ij 在 t 时刻的无功功率流向。

支路有功/无功功率以及支路电流幅值表示如式(23)—式(27)所示。

$$P_{ij,t} = \sqrt{2}g_l u_{i,t} - g_l R_{l,t} - b_l T_{l,t} \quad (23)$$

$$P_{ji,t} = \sqrt{2}g_l u_{j,t} - g_l R_{l,t} + b_l T_{l,t} \quad (24)$$

$$Q_{ij,t} = -\sqrt{2}b_l u_{i,t} + b_l R_{l,t} - g_l T_{l,t} \quad (25)$$

$$Q_{ji,t} = -\sqrt{2}b_l u_{j,t} + b_l R_{l,t} + g_l T_{l,t} \quad (26)$$

$$I_{l,t}^2 = \sqrt{2}(g_l^2 + b_l^2)(u_{i,t} + u_{j,t} - \sqrt{2}R_{l,t}) \quad (27)$$

式中: g_l 、 b_l 分别表示支路 l 的电导大小和电纳大小; $u_{i,t} = V_{i,t}^2 / \sqrt{2}$ 、 $u_{j,t} = V_{j,t}^2 / \sqrt{2}$ 、 $R_{l,t} = V_{i,t} V_{j,t} \cos \theta_{l,t}$ 、 $T_{l,t} = V_{i,t} V_{j,t} \sin \theta_{l,t}$, 其中, $V_{i,t}$ 、 $V_{j,t}$ 分别表示支路 l 的首端节点 i 和末端节点 j 在 t 时刻的电压幅值, $\theta_{l,t}$ 表示支路 l 两端在 t 时刻的电压相位角; 由于所用模型是非线性模型, $I_{l,t}$ 表示支路 l 在 t 时刻的电流幅值。采用式(28)的二阶锥松弛约束进行线性化。电压电流的幅值约束如式(29)—式(30)所示。

$$\begin{cases} \sqrt{2}R_{l,t} \\ \sqrt{2}T_{l,t} \\ u_{i,t} - u_{j,t} \end{cases} \leq u_{i,t} + u_{j,t} \quad (28)$$

$$\frac{(V_i^{\min})^2}{\sqrt{2}} \leq u_{i,t} \leq \frac{(V_i^{\max})^2}{\sqrt{2}} \quad (29)$$

$$I_{l,t} \leq I_l^{\max} \quad (30)$$

式中: V_i^{\max} 、 V_i^{\min} 分别表示节点 i 电压幅值的最大、最小值; I_l^{\max} 表示支路 l 上电流幅值的最大值。

2) 分布式光伏约束

分布式光伏的运行约束如式(31)、式(32)所示。

$$0 \leq P_{i,t}^{\text{PV}} \leq \tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}}, \forall i \in \Omega_N^{\text{PV}} \quad (31)$$

$$(P_{i,t}^{\text{PV}})^2 + (Q_{i,t}^{\text{PV}})^2 \leq (S_{i,t}^{\text{PV}})^2, \forall i \in \Omega_N^{\text{PV}} \quad (32)$$

式中, $Q_{i,t}^{\text{PV}}$ 、 $S_{i,t}^{\text{PV}}$ 分别表示在节点 i 处所连分布式光伏在 t 时刻的无功功率和容量。

3) 电池储能约束

电池储能的运行约束如式(33)—式(35)所示。

$$S_{i,t}^{\text{SOC}} = S_{i,t-1}^{\text{SOC}} + \eta_{i,\text{ch}} \frac{P_{i,t}^{\text{ch}} \Delta t}{E_{i,\text{max}}} - \frac{P_{i,t}^{\text{dis}} \Delta t}{\eta_{i,\text{dis}} E_{i,\text{max}}}, \forall t \in H \quad (33)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{i,t}^{\text{ch}} \leq P_{i,\text{max}}^{\text{ch}} D_{i,t}^{\text{ch}} \\ 0 \leq P_{i,t}^{\text{dis}} \leq P_{i,\text{max}}^{\text{dis}} D_{i,t}^{\text{dis}} \\ D_{i,t}^{\text{ch}} + D_{i,t}^{\text{dis}} \leq 1 \end{cases} \quad (34)$$

$$S_{i,\text{min}}^{\text{SOC}} \leq S_{i,t}^{\text{SOC}} \leq S_{i,\text{max}}^{\text{SOC}} \quad (35)$$

式中: $S_{i,t}^{\text{SOC}}$ 表示节点 i 处所接电池储能在 t 时刻的荷电状态; $\eta_{i,\text{ch}}$ 、 $\eta_{i,\text{dis}}$ 分别表示节点 i 处所接电池储能的充放电效率; $S_{i,\text{max}}^{\text{SOC}}$ 、 $S_{i,\text{min}}^{\text{SOC}}$ 分别表示节点 i 处所接电池储能荷电状态的最大、最小值; $E_{i,\text{max}}$ 表示节点 i 处所接电池储能的总容量; H 表示电池储能的充放电时间集合; $D_{i,t}^{\text{ch}}$ 和 $D_{i,t}^{\text{dis}}$ 均为 0-1 变量, 分别表示节点 i 处所接电池储能在 t 时刻的充放电状态, 等于 1 表示充电, 等于 0 表示放电。

4) 分组投切电容器运行约束

$$\begin{cases} 0 \leq x_{i,t}^{\text{C}} \leq x_{i,\text{max}}^{\text{C}}, i \in \Omega_N^{\text{CB}} \\ Q_{i,t}^{\text{CB}} = x_{i,t}^{\text{C}} C_{i,\text{step}}, i \in \Omega_N^{\text{CB}} \end{cases} \quad (36)$$

$$\sum_{t=1}^T |x_{i,t}^{\text{C}} - x_{i,t-1}^{\text{C}}| \leq \Delta_{\text{max}}^{\text{CB}} \quad (37)$$

式中: $x_{i,t}^{\text{C}}$ 表示节点 i 所接电容器在 t 时刻投入的组数; $x_{i,\text{max}}^{\text{C}}$ 表示安装电容器的最大组数; $C_{i,\text{step}}$ 表示节点 i 所接电容器每组的容量大小; Ω_N^{CB} 表示所有安装电容器组节点的集合; $\Delta_{\text{max}}^{\text{CB}}$ 表示相邻时间段内电容器投入组数的变化的最大值。

5) 有载调压变压器约束

有载调压变压器支路如图 7 所示。有载调压变压器约束如式(38)—式(39)所示。

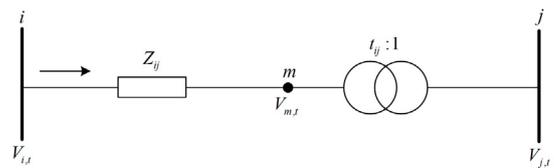


图 7 含有载调压变压器支路示意图

Fig. 7 Schematic diagram of branch with OLTC

$$u_{m,t} = t_{ij}^2 u_{j,t} \quad (38)$$

$$t_{ij} = t_{ij}^{\min} + T_{ij} \Delta t_{ij} \quad (39)$$

$$0 \leq T_{ij} \leq K_{ij} \quad (40)$$

$$\Delta t_{ij} = (t_{ij}^{\max} - t_{ij}^{\min}) / K_{ij} \quad (41)$$

式中: $u_{m,t} = (V_{m,t})^2 / \sqrt{2}$; t_{ij} 表示支路 ij 上变压器的变比; T_{ij} 表示变压器优化挡位; Δt_{ij} 表示变压器分接头每一档的变化值; K_{ij} 表示变压器分接头的挡位

数量； t_{ij}^{\max} 、 t_{ij}^{\min} 分别表示变压器变比的上、下限值。

6) AC/DC 变换器约束

图 8 给出了 AC/DC 变换器的示意图。图中 $Q_{ji,t}^{\text{ref,AC}}$ 为无功功率； $V_{j,t}^{\text{ref,AC}}$ 为参考点电压； $P_{jk,t}^{\text{ref,DC}}$ 为直流侧在 t 时刻的有功功率；同时引入 $u_{j,t}^{\text{ref,AC}} = (V_{j,t}^{\text{ref,AC}})^2 / \sqrt{2}$ ， $u_{j,t}^{\text{ref,DC}} = (V_{j,t}^{\text{ref,DC}})^2 / \sqrt{2}$ 。

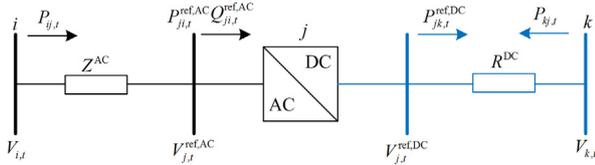


图 8 交直流变换器的示意图

Fig. 8 Schematic diagram of AC/DC converter

设变流器交流侧在 t 时刻的有功功率为 $P_{ji,t}^{\text{ref,AC}}$ ，换流站的潮流方程与极坐标系的交流潮流类似。换流站交流侧与直流侧电压幅值 $V_{j,t}^{\text{ref,AC}}$ 、 $V_{j,t}^{\text{ref,DC}}$ 关系为

$$V_{j,t}^{\text{ref,AC}} = K_c M_i V_{j,t}^{\text{ref,DC}} \quad (42)$$

式中： K_c 表示直流电压利用率； M_i 表示调制度。

换流站交流侧与直流侧有功功率 $P_{ji,t}^{\text{ref,AC}}$ 、 $P_{jk,t}^{\text{ref,DC}}$ 的关系为

$$P_{ji,t}^{\text{ref,AC}} = \frac{P_{jk,t}^{\text{ref,DC}}}{\eta^{\text{Conv}}} \quad (43)$$

式中， η^{Conv} 表示转换效率。

7) 需求侧响应约束

$$-\xi_{i,t} = \frac{\Delta P_{i,t}^{\text{D}}}{\Delta \rho_t} = \frac{P_{i,t}^{\text{cur}} - P_{i,t}^{\text{D}}}{\rho_t^{\text{cur}} - \rho_t} \quad (44)$$

$$\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{cur}} = \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T P_{i,t}^{\text{D}} \quad (45)$$

$$\rho_t^{\text{cur,max}} \leq \rho_t^{\text{cur}} \leq \rho_t^{\text{cur,min}} \quad (46)$$

$$\rho_t^{\text{cur}} = \begin{cases} \rho^{\text{peak}} & t \in T^{\text{peak}} \\ \rho^{\text{valley}} & t \in T^{\text{valley}} \end{cases} \quad (47)$$

式中： $\xi_{i,t}$ 表示节点 i 在 t 时刻的电价弹性系数； $\Delta P_{i,t}^{\text{D}}$ 表示节点 i 在 t 时刻施加需求侧响应前后负荷的变化量； $P_{i,t}^{\text{D}}$ 表示节点 i 在 t 时刻施加需求侧响应前负荷大小； $\Delta \rho_t$ 表示在 t 时刻施加需求侧响应前后电价的变化量； N_i 表示节点数； ρ_t 、 ρ_t^{cur} 分别表示在 t 时刻施加需求侧响应前后的电价； $\rho_t^{\text{cur,max}}$ 、 $\rho_t^{\text{cur,min}}$ 分别表示在 t 时刻施加需求侧响应前后电价的上、下限； ρ^{peak} 、 ρ^{valley} 分别表示施加需求侧响应前后的

峰、谷电价； T^{peak} 、 T^{valley} 分别表示施加需求侧响应前后的峰、谷时间段^[21-22]。

3 交直流混合配电网鲁棒调度方法

3.1 交直流混合配电网鲁棒调度模型

设潮流约束变量为向量 $\mathbf{P} = [P_{ij,t}, P_{ji,t}, Q_{ij,t}, Q_{ji,t}, P_i^{\text{TR}}, Q_i^{\text{TR}}, u_{i,t}, R_{i,t}, T_{i,t}, I_{i,t}]$ ；光伏约束变量为向量 $\mathbf{P}^{\text{PV}} = [P_{i,t}^{\text{PV}}, Q_{i,t}^{\text{PV}}]$ ；电池储能运行变量为向量 $\mathbf{P}^{\text{ESS}} = [S_{i,t}^{\text{SOC}}, P_{i,t}^{\text{ch}}, P_{i,t}^{\text{dis}}]$ ；分组投切电容器运行变量为向量 $\mathbf{Q}^{\text{CB}} = [Q_{i,t}^{\text{CB}}]$ ；有载调压变压器约束变量为向量 $\mathbf{U}^{\text{OLTC}} = [u_{m,t}, t_{ij}]$ ；AC/DC 变换器约束为向量 $\mathbf{I} = [P_{ji,t}^{\text{ref,AC}}, P_{jk,t}^{\text{ref,DC}}, Q_{ji,t}^{\text{ref,AC}}, u_{j,t}^{\text{ref,AC}}, u_{j,t}^{\text{ref,DC}}]$ ；需求侧响应约束变量为向量 $\mathbf{P}^{\text{D}} = [P_{i,t}^{\text{cur}}, \rho_t^{\text{cur}}]$ 。

在建立分布式光伏出力的数据驱动多面体集合的基础上，本文建立了交直流混合配电网两阶段鲁棒经济调度模型，其矩阵形式为

$$\begin{cases} \min_x \left(\max_{u \in U} \min_{y \in \Omega(x, u)} c^T y \right) \\ \text{s.t.} & \mathbf{A}x \leq \mathbf{d} \\ & \mathbf{G}y \leq \mathbf{h} - \mathbf{E}x - \mathbf{M}u \\ & \|\mathbf{R}y\|_2 \leq r^T y \end{cases} \quad (48)$$

式中： \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 均为模型的决策变量； \mathbf{u} 为不确定性变量。其中，第一阶段决策变量 $\mathbf{x} = [D_{i,t}^{\text{ch}}, D_{i,t}^{\text{dis}}, x_{i,t}^{\text{C}}, T_{ij}]$ ；第二阶段决策变量 $\mathbf{y} = [\mathbf{P}, \mathbf{P}^{\text{PV}}, \mathbf{P}^{\text{ESS}}, \mathbf{Q}^{\text{CB}}, \mathbf{U}^{\text{OLTC}}, \mathbf{I}, \mathbf{P}^{\text{D}}]$ ；第二阶段不确定变量为 $\mathbf{u} = [\tilde{P}_{i,t}^{\text{PV}}]$ 。常数矩阵 \mathbf{A} 表示与决策变量 \mathbf{x} 相关的系数矩阵；列向量 \mathbf{d} 为常数表示与决策变量 \mathbf{x} 相关的系数向量；常数矩阵 \mathbf{G} 、 \mathbf{E} 、 \mathbf{R} 均表示与决策变量 \mathbf{y} 相关的系数矩阵；列向量 \mathbf{h} 、 \mathbf{r} 均为常数向量，表示与决策变量 \mathbf{y} 相关的系数向量；常数矩阵 \mathbf{M} 表示与不确定变量 \mathbf{u} 相关的系数矩阵； $\Omega(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为给定 (\mathbf{x}, \mathbf{u}) 时，连续变量 \mathbf{y} 的可行域； $c^T \mathbf{y}$ 表示第二阶段的目标函数，与式(18)相对应。

对于(48)这样的两阶段鲁棒优化模型，由于同时含有连续变量和整数变量，且模型第二阶段含有不确定变量 \mathbf{u} ，无法直接进行求解。因此，本文采用 CCG 方法^[23-24]将其转化为主从问题进行求解。其中，主问题是求解最恶劣情况下综合成本为最小的交直流混合配电网鲁棒调度模型；子问题是在先求解出主问题的整数解之后，进而通过优化其余的连续变量使系统在最恶劣情况下获得的综合成本最小。

3.2 CCG 迭代求解方法

3.2.1 主从问题模型

与式(48)对应的主从问题模型为

$$\text{MP1:} \begin{cases} \min(\eta) \\ \text{s.t. } Ax \leq d \\ Gy^l \leq h - Ex - Mu^l \quad \forall l \leq k \\ \|Ry^l\|_2 \leq r^T y^l \quad \forall l \leq k \\ \eta \geq c^T y^l \quad \forall l \leq k \end{cases} \quad (49)$$

$$\text{SP1:} \begin{cases} \max \min_{u \in U, y \in \Omega(x, u)} c^T y \\ \text{s.t. } Gy \leq h - Ex^* - Mu : \pi \\ \|Ry\|_2 \leq r^T y : \tau^a, \tau^b \end{cases} \quad (50)$$

首先求解式(49)对应的主问题 MP1, 此时, MP1 属于混合整数二阶锥规划问题。在求出 MP1 所对应的第一阶段变量解 x^* 以及 CCG 求解在 $k+1$ 次迭代所引入的辅助变量 η , 即为 CCG 割。然后, 将第一阶段所求变量解 x^* 代入第二阶段子问题 SP1, 求出最恶劣场景 u^l , 其中 l 为历史迭代次数, k 为当前迭代次数。最后再将第二阶段求出的最恶劣场景 u^l 代入第一阶段主问题 MP1, 进行迭代。其中式(49)的后 3 个约束条件分别为由前 k 次迭代而产生的最优割平面和可行割平面集合。 π 、 τ^a 、 τ^b 为子问题约束的对偶变量。

3.2.2 子问题求解方法

式(50)为 \max - \min 优化问题, 因此, 本文采用对偶定理将式(50)的内层 \min 问题转换为其对偶形式合并成为最大化问题, 具体形式如式(51)所示。

$$\begin{cases} \max_{u, \pi} [-(h - Mu - Ex)^T \pi] \\ \text{s.t. } c + G^T \pi + R^T \tau^a + r \tau^b = 0 \\ \|\tau^a\|_2 \leq \tau^b \\ \pi, \tau^a, \tau^b \geq 0 \end{cases} \quad (51)$$

在式(51)中, 存在双线性项 $(Mu)^T \pi$, 现有计算不确定场景的方法, 大都采用 Big-M 法进行线性化, 而 Big-M 则需引入 0-1 变量, 在求解优化时, 可能会陷入局部最优或是死循环状态, 同时, 由于存在二进制变量, 也会存在求解时间过长问题, 综合以上因素, 本文采用双线性项的外逼近法^[24]来求解。得到主问题 MP2 和子问题 SP2, 如式(52)和式(53)所示。

$$\text{SP2:} \begin{cases} \max_{\pi \in \Omega(x, u)} [-(h - Mu - Ex)^T \pi] \\ \text{s.t. } c + G^T \pi + R^T \tau^a + r \tau^b = 0 \\ \|\tau^a\|_2 \leq \tau^b \\ \pi, \tau^a, \tau^b \geq 0 \end{cases} \quad (52)$$

$$\text{MP2:} \begin{cases} \max_{u, \pi, \beta} [-(h - Ex)^T \pi + \beta] \\ \text{s.t. } c + G^T \pi + R^T \tau^a + r \tau^b = 0 \\ \|\tau^a\|_2 \leq \tau^b \\ \pi, \tau^a, \tau^b \geq 0 \\ \beta \leq N^m(u, \pi), \forall m \leq n \end{cases} \quad (53)$$

式(52)和式(53)中: MP2 和 SP2 分别用于求解式(51)的上界和下界; m 为外逼近法的历史迭代次数; n 为外逼近法的当前迭代次数。引入辅助变量 β 代替原式中的双线性项, 式(53)中的 $N^m(u, \pi) = (Mu)^T \pi$ 存在双线性项。因此需要采用外层逼近法进行线性化处理, 所得线性表达式为

$$N^n(u, \pi) = (u^n)^T \pi_{sp}^n + (u - u^n)^T \pi_{sp}^n + (\pi - \pi_{sp}^n)^T u^n \quad (54)$$

式中: π 、 u 分别为待求的主问题 MP2 最优解和对应的不确定参数; π_{sp}^n 为子问题 SP2 求出的最优解; u^n 为此时对应的不确定参数。

外逼近法求解步骤如图 9 所示。

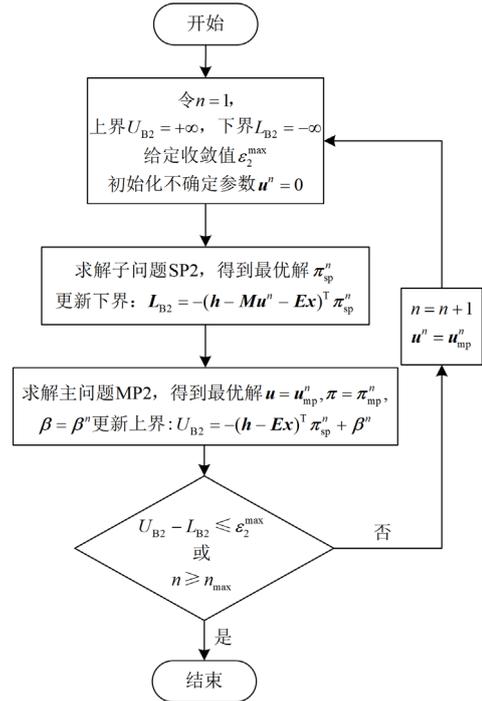


图 9 外逼近法流程图

Fig. 9 Flow chart of outer approximate method

3.3 求解步骤及流程

CCG 算法具体求解步骤如下所述。

1) 设主从问题上界和下界的初始值分别为: $U_{B1} = +\infty$ 、 $L_{B1} = -\infty$, 初始迭代次数 $k=1$, 给定收敛值为 ε_1^{\max} 。

2) 求解主问题, 将解 $(x^{k*}, \eta^{k*}, y^{l*})$ 传给子问题,

更新下界 $L_{BI} = \eta^{k*}$ 。

3) 基于求解主问题得到的整数解 x^* ，求解子问题，得到最恶劣场景 u^{k*} ，以及子问题目标函数值，更新上限 $U_{BI} = \min(c^T y, U_{BI})$ 。

4) 判断 $U_{BI} - L_{BI}$ 是否小于收敛值 ε_1^{\max} ，若成立则结束；若不成立，则令 $k = k + 1$ ，并为主问题增加一组新的场景变量 u^k 和 CCG 割，并转至步骤 2)。

具体的求解步骤如图 10 所示。

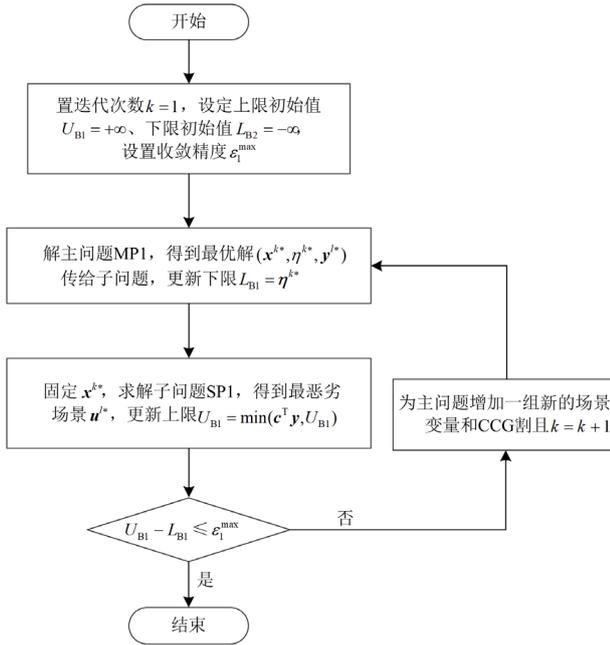


图 10 CCG 算法求解流程图

Fig. 10 Solution flow chart of CCG

4 算例分析

4.1 算例系统设置

为了验证本文所提的基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法的可行性。本节采用改进的 IEEE33 节点系统进行算例分析。改进的 IEEE33 节点系统的接线示意图如图 11 所示。表 1 给出了接入系统的 PV、BESS、CB 和 OLTC 的参数设置。系统的基准电压为 12.66 kV，基准容量为 10 MVA。关口有功功率范围为 0~2000 kW，无功功率范围为 0~2000 kvar，支路电流幅值上限为 0.5 p.u.，节点电压幅值为 0.95~1.05 p.u.。为了分析方便，本文假设两个分布式光伏系统在波动前的可利用功率相同，并且只对居民区和商业区的负荷进行需求侧响应。

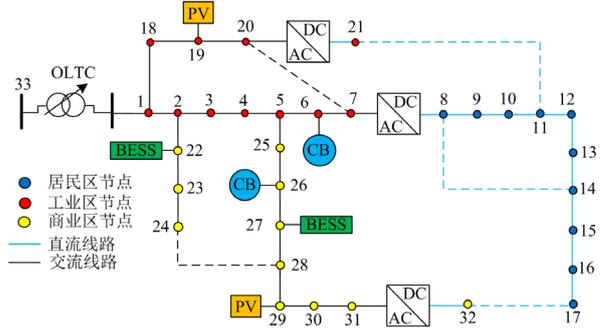


图 11 改进的 IEEE33 节点测试系统

Fig. 11 Modified IEEE33 bus test system

表 1 系统配置参数

Table 1 System configuration parameters

设备	接入节点	参数
PV	19, 29	容量: 1000 kVA 荷电状态: 5%~95%
BESS	22, 27	容量: 1.2 MW 投资成本: 100 万元 寿命终止时容量百分比: 5% 电池充电率: 0.5
CB	6, 26	单组补偿功率: 50 kvar 最大补偿组数: 6 一天内 CB 动作次数上限: 5
OLTC	33-1	变压器变比: 0.95~1.05 变压器分接头每一挡变化值: 0.01 变压器分接头挡位数量: 10

4.2 33 节点算例分析

1) 不确定度 Γ^{PV} 对优化结果的影响

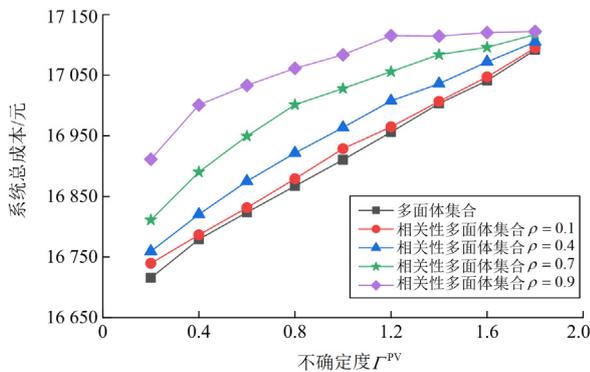
不确定度 Γ^{PV} 对交直流混合配电网鲁棒调度结果的影响如表 2 所示。不确定度 Γ^{PV} 是用来确定分布式光伏出力波动的范围大小。从表 2 可看出，网损成本几乎不变，购电成本在略微增大，弃光成本也在不断增大，系统总成本在不断增大。这是因为，当不确定度 Γ^{PV} 从 0.2 增加到 1.8 时，包络范围开始不断增大，分布式光伏的波动幅度也在不断增大。当波动范围较大的分布式光伏不断注入交直流配电网中时，系统无法及时消纳，为了满足供需平衡，系统需要通过增大弃光、减少不确定性的分布式光伏注入功率，提高关口电网注入功率，来增加确定性功率的注入来维持系统功率平衡，因此弃光成本和购电成本在不断增大。而网损成本主要取决于系统的负荷分布和网络参数，因此，网损成本几乎不变。而随着购电成本和弃光成本的增大，系统总成本也逐渐增大。

表 2 不确定度 Γ^{PV} 对各项成本的影响
Table 2 Effect of uncertainty Γ^{PV} on each cost

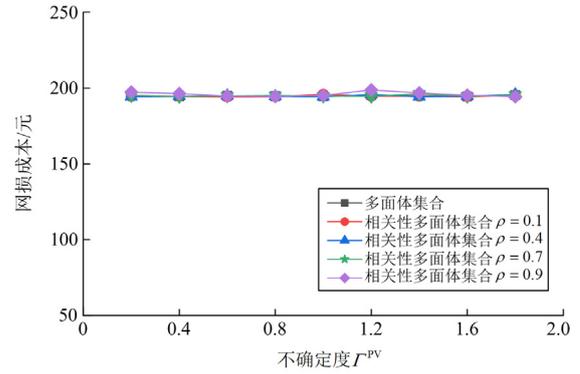
各项成本	元				
	$\Gamma^{PV} = 0.2$	$\Gamma^{PV} = 0.6$	$\Gamma^{PV} = 1.0$	$\Gamma^{PV} = 1.4$	$\Gamma^{PV} = 1.8$
网损	195.16	194.86	194.69	194.98	195.32
购电	16 114.28	16 178.05	16 229.27	16 284.16	16 336.50
弃光	406.14	450.84	486.6	524.15	559.90
系统总成本	16 715.58	16 823.76	16 910.56	17 003.29	17 091.73

2) 相关性系数 ρ 对优化结果的影响

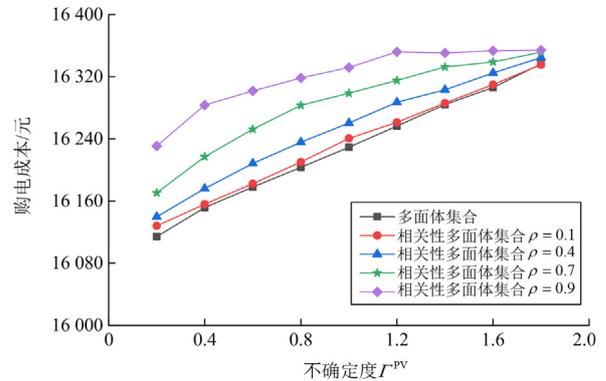
相关性系数 ρ 的大小对交直流混合配电网鲁棒调度结果造成的影响如图 12 所示。不确定度 Γ^{PV} 固定不动, 在相关性系数从 0.1 变化到 0.9 的过程中, 除了网损成本几乎没有变化外, 其他成本如系统总成本、购电成本和弃光成本都在增加。这是因为相关性多面体集的边界随着相关性系数的增加而更加弯曲, 从而更好地包络不确定参数分布概率较高的对角线范围(即图 2 中 $y=x$ 、 $y=-x$ 范围)。因此, 配电网需要增加购电成本和弃光成本来满足功率平衡。当不确定度 Γ^{PV} 从 0.2 增加到 0.8, 并且相关性系数从 0.1 变化到 0.9 时, 除网损成本外, 各项成本的曲线变得逐渐平缓。这是因为当不确定度 Γ^{PV} 小于 1 时, 在相关性系数逐渐增大的过程中, 多面体集合边界的弯曲度逐渐增大, 从而包络范围也更大, 导致各项成本的变化幅度相应增大; 而当不确定度 Γ^{PV} 大于 1 时, 在相关性系数逐渐增大的过程中, 多面体集合边界的弯曲度逐渐减小, 包络范围的变化幅度也减小, 从而各项成本的变化幅度变小。值得注意的是, 多面体集合的各项成本与相关性多面体集合中相关性系数 $\rho=0.1$ 的各项成本几乎相同。这是因为当 $\rho=0.1$ 时, 分布式光伏的相关性较弱, 导致相关性多面体集合边界的弯曲度很小, 接近多面体集合的包络范围, 因此它们的各项成本几乎相同。



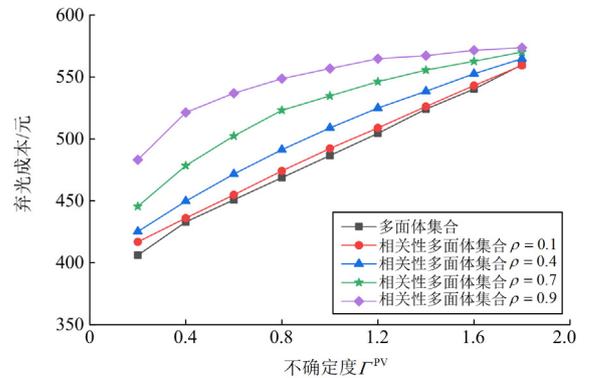
(a) 相关性系数 ρ 对系统总成本的影响



(b) 相关性系数 ρ 对网损成本的影响



(c) 相关性系数 ρ 对购电成本的影响



(d) 相关性系数 ρ 对弃光成本的影响

图 12 相关性系数 ρ 对各项成本的影响

Fig. 12 Impact of correlation coefficient ρ on each cost

3) 3 种多面体集合对各项成本的影响

进一步对比了 3 种多面体集合对各项成本的影响, 如表 3 所示。从表 3 中可以看出, 除了网损成本几乎不变外, 数据驱动的多面体集合的各项成本比相关性多面体集合的各项成本要小。这是因为数据驱动的多面体集合包络了不确定参数分布的全部范围, 并且减少了不确定参数分布概率小的空白区域, 由此, 分布式光伏的弃光成本和购电成本均减小。而当 β_c 变大时, 不确定参数分布概率小的空白

区域逐渐变大,使数据驱动的多面体集合的包络范围逐渐变大,因此分布式光伏的弃光成本逐渐变大,为了平衡系统功率,购电成本也逐渐增大。由此可

以得到,数据驱动的多面体集合不仅优化了系统的鲁棒性,同时降低了其保守性。

表 3 3 种多面体集合对各项成本的影响

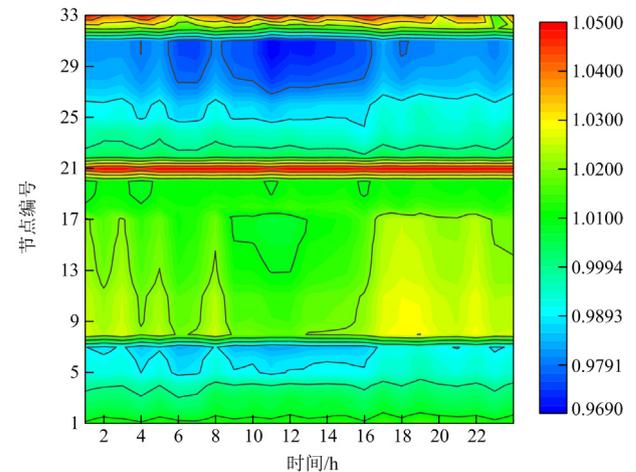
Table 3 Impact of the three polyhedral sets on each cost

各项成本	多面体集合	相关性多面体集合	数据驱动的多面体集合				
			$\beta_c = 0.1$	$\beta_c = 0.3$	$\beta_c = 0.5$	$\beta_c = 0.7$	$\beta_c = 0.9$
网损成本	194.58	194.45	195.10	194.77	194.61	195.31	194.32
购电成本	16 164.49	16 357.68	16 290.96	16 295.54	16 304.59	16 311.61	16 314.26
弃光成本	441.9	576	528.67	529.01	530.54	531.25	532.14
系统总成本	16 800.97	17 128.14	17 014.74	17 019.32	17 029.74	17 038.17	17 040.72

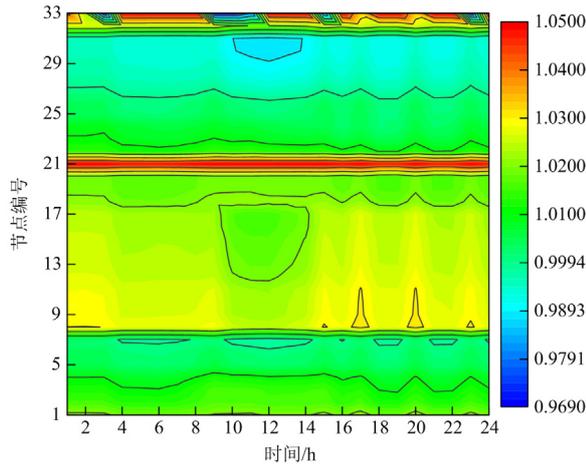
元

4) 3 种多面体集合对电压的影响

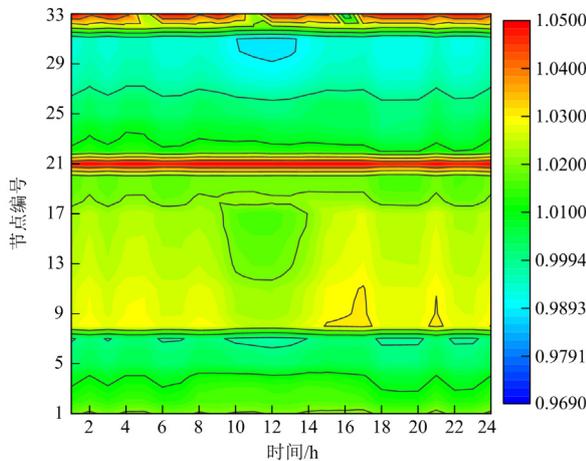
图 13 给出了改进的 IEEE33 节点系统中不确定度 $\Gamma = 0.5$, 相关性参数 $\rho = 0.9$ 、 $\beta_c = 0.1$ 的情况下采用 3 种多面体集合得到的节点电压分布情况。可以看出, 3 种不确定集的电压分布均在 0.95~1.05 p.u. 的安全范围以内, 但在光伏出力较大的 10~14 h 内,



(c) 数据驱动的多面体集合下的节点电压



(a) 多面体不确定集下的节点电压



(b) 相关性多面体不确定集下的节点电压

图 13 3 种多面体不确定集下的节点电压

Fig. 13 Node voltages under three polyhedral uncertainty sets

数据驱动的多面体集合的电压波动较小, 总体而言数据驱动的多面体集合的电压较之其他两种集合波动范围更小。这进一步地证明了数据驱动的多面体集合的鲁棒性强, 保守性低。

5) 外层逼近法求解结果

为了证明外层逼近法的有效性, 现求解不确定度 $\Gamma = 1$, 相关性参数 $\rho = 0.9$ 、 $\beta_c = 0.1$ 的情况下时采用数据驱动多面体集合的鲁棒调度结果如表 4 所示。

表 4 调度结果

Table 4 Dispatching result of outer approximation method

迭代次数	外层: CCG 迭代		内层: 外层逼近法迭代		
	上界	下界	迭代次数	上界	下界
1	17 042.87	0	1	17 052.47	16 864.44
2	17 050.59	17 050.59	2	17 050.59	17 050.59
2	17 040.75	17 040.72	1	17 045.56	16 987.52
			2	17 041.67	17 041.66

从表 4 可以看出, 无论是外层 CCG 迭代还是内层的外层逼近法迭代精度均在 0.1%以内, 所以结果可靠。

5 结论

本文构建了基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度模型, 并采用 CCG 算法进行求解。最后通过对比 3 种多面体集合下的交直流混合配电网鲁棒调度方法, 分析结果如下。

1) 在不确定度相同时, 与不考虑相关性多面体集合相比, 相关性多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法的各项成本略低, 增大了优化结果的鲁棒性, 降低了结果的保守性。

2) 与相关性多面体集合相比, 数据驱动多面体集合的包络范围更准确地描述了不确定参数的分布范围, 不仅增加了对不确定参数分布较高区域的包络, 同时也减少了低概率发生的空白区域的包络, 因此, 相比较于相关性多面体集合而言, 数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法保守性更低, 鲁棒性更强。

参考文献

- [1] 赵军, 张敏, 张世锋, 等. 计及碳交易和新能源不确定性的多微电网合作运行优化策略[J]. 中国电力, 2023, 56(5): 62-71.
ZHAO Jun, ZHANG Min, ZHANG Shifeng, et al. Optimization strategy of multi-microgrid cooperative operation considering carbon trading and renewable energy uncertainties[J]. Electric Power, 2023, 56(5): 62-71.
- [2] 秦文萍, 杨镜司, 景祥, 等. 计及需求响应的微能网综合能源多时空尺度优化调度[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(12): 1583-1596.
QIN Wenping, YANG Jingsi, JING Xiang, et al. Multi-time-space scale optimal dispatch of integrated energy in micro-energy grid considering demand response[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2023, 57(12): 1583-1596.
- [3] 吴应双, 冯祥勇, 王寅, 等. 一种考虑新能源电站出力不确定性的采样鲁棒无功优化方法[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(2): 84-95.
WU Yingshuang, FENG Xiangyong, WANG Yin, et al. A sample robust reactive power optimization approach considering the power output uncertainty of renewable energy stations[J]. Journal of Electric Power Science And Technology, 2023, 38(2): 84-95.
- [4] 苏向敬, 刘一航, 张知宇, 等. 计及源荷不确定影响的不平衡配电网两阶段优化[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(23): 94-103.
- SU Xiangjing, LIU Yihang, ZHANG Zhiyu, et al. Two-stage optimization of unbalanced distribution networks considering impacts of DG and load uncertainties[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 94-103.
- [5] 裴蕾, 卫志农, 陈胜, 等. 交直流混合配电网多阶段随机优化调度模型[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(14): 23-32.
PEI Lei, WEI Zhinong, CHEN Sheng, et al. Multi-stage stochastic optimization dispatch model for AC-DC hybrid distribution power networks[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(14): 23-32.
- [6] QIU Y, LI Q, AI Y, et al. Two-stage distributionally robust optimization-based coordinated scheduling of integrated energy system with electricity-hydrogen hybrid energy storage[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(2): 542-555.
- [7] 臧海祥, 马铭欣, 周亦洲, 等. 电力市场环境风电-光热-生物质混合电站鲁棒优化调度模型[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(5): 1-11.
ZANG Haixiang, MA Mingxin, ZHOU Yizhou, et al. Robust optimal scheduling model for a wind power-concentrating solar power-biomass hybrid power plant in the electricity market[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(5): 1-11.
- [8] 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.
- [9] 米阳, 李海鹏, 陈博洋, 等. 基于模糊场景聚类的微电网两阶段优化配置[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(9): 1137-1145.
MI Yang, LI Haipeng, CHEN Boyang, et al. Two-stage optimal configuration of microgrid based on fuzzy scene clustering[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2023, 57(9): 1137-1145.
- [10] 凌万水, 刘刚. 基于鲁棒优化的主动配电网分布式电源优化配置方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 141-148.
LING Wanshui, LIU Gang. Distributed generation optimal configuration method for active distribution networks based on robust optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 141-148.
- [11] 王婷婷, 白晓清, 李佩杰, 等. 计及可再生电源不确定性的配电网鲁棒最优潮流[J]. 电力自动化设备, 2018,

- 38(6): 87-94.
- WANG Tingting, BAI Xiaoqing, LI Peijie, et al. Robust optimal power flow in distribution network considering uncertainty of renewable distributed generation[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(6): 87-94.
- [12] 于丹文, 杨明, 翟鹤峰, 等. 鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(7): 134-143, 148.
- YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An overview of robust optimization used for power system dispatch and decision-making[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(7): 134-143, 148.
- [13] 张旭, 么莉, 陈晨, 等. 交直流混合配电网网络重构与无功优化协同的两阶段鲁棒优化模型[J]. *电网技术*, 2022, 46(3): 1149-1162.
- ZHANG Xu, YAO Li, CHEN Chen, et al. A novel two-stage robust model for co-optimization of reconfiguration and reactive power in AC/DC hybrid distribution network[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(3): 1149-1162.
- [14] 许刚, 张丙旭, 张广超. 电动汽车集群并网的分分布式鲁棒优化调度模型[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(3): 565-578.
- XU Gang, ZHANG Bingxu, ZHANG Guangchao. Distributed and robust optimal scheduling model for large-scale electric vehicles connected to grid[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(3): 565-578.
- [15] 吴巍, 汪可友, 李国杰. 考虑风电时空相关性的仿射可调鲁棒机组组合[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(14): 4089-4097, 4288.
- WU Wei, WANG Keyou, LI Guojie. Affinely adjustable robust unit commitment considering the spatiotemporal correlation of wind power[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(14): 4089-4097, 4288.
- [16] 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. Affinely adjustable robust optimal operation strategy for an active distribution network considering cycle life loss[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(8): 37-49.
- [17] 袁爽, 何银国, 戴朝华, 等. 风电时间相关性多面体不确定性建模与鲁棒机组组合优化[J]. *太阳能学报*, 2020, 41(9): 293-301.
- YUAN Shuang, HE Yinguo, DAI Chaohua, et al. Polyhedral uncertainty modeling and robust optimization in unit commitment considering wind temporal correlation[J]. *Acta Energiac Solaris Sinica*, 2020, 41(9): 293-301.
- [18] JALILVAND-NEJAD A, SHAFAEI R, SHAHRIARI H. Robust optimization under correlated polyhedral uncertainty set[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2016, 92: 82-94.
- [19] DANESHVARI DANESHVARI H, SHAFAEI R. A new correlated polyhedral uncertainty set for robust optimization[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 157.
- [20] 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.
- [21] LEE C, LIU C, MEHROTRA S, et al. Robust distribution network reconfiguration[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(2): 836-842.
- [22] 章博, 刘晟源, 林振智, 等. 高比例新能源下考虑需求侧响应和智能软开关的配电网重构[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(8): 86-94.
- ZHANG Bo, LIU Shengyuan, LIN Zhenzhi, et al. Distribution network reconfiguration considering demand-side response and intelligent soft switch under high proportion of new energy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(8): 86-94.
- [23] ZENG Bo, ZHAO Long. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method[J]. *Operations Research Letters*, 2013, 41(5): 457-461.
- [24] DURAN M A, GROSSMANN I E. An outer-approximation algorithm for a class of mixed-integer nonlinear programs[J]. *Mathematical Programming*, 1986, 36(3): 307-339.

收稿日期: 2023-07-07; 修回日期: 2023-12-30

作者简介:

童潇宁(1987—), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为调度自动化运行与维护; E-mail: 187386230@qq.com

王月强(1982—), 男, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为调度自动化、通信等; E-mail: 15801881133@163.com

乐健(1975—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能电网运行与控制技术。E-mail: lej01@tsinghua.org.cn

(编辑 张颖)