

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211110

多直流馈入受端系统负荷恢复分布鲁棒优化

艾洪宇, 王洪涛

(电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学), 山东 济南 250061)

摘要: 在含风电的多直流馈入受端系统中, 直流系统和风电提供功率支撑可以加快负荷恢复, 但不可避免的风电和负荷不确定性问题会给恢复安全带来挑战。为此, 提出了一种可以充分利用现有数据降低不确定性风险的恢复决策方法。该方法首先分析直流系统的功率调控特性, 建立多回直流功率调控约束模型。其次, 构建基于 Wasserstein 距离的风电出力 and 负荷模糊集来描述源荷双侧的不确定性。然后, 定义恢复风险指标描述不确定性导致的安全越限风险, 建立两阶段分布鲁棒优化模型, 最小化最恶劣概率分布下的恢复风险。最后, 利用对偶理论和 big-M 方法, 将该模型转化为混合整数线性规划问题求解。该方法可充分利用已有数据, 提供鲁棒性灵活可调的最优负荷恢复方案, 能够平衡恢复过程中的经济性与安全性。算例分析结果表明, 所提出的方法可以有力保障各直流传输功率的协调优化和负荷的安全有序接入, 消除不确定性带来的运行风险。

关键词: 多直流馈入; 负荷恢复; 不确定性; 分布鲁棒优化; 机会约束

Distributionally robust optimization of load recovery for a multi-infeed HVDC receiving end system

AI Hongyu, WANG Hongtao

(Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education (Shandong University), Jinan 250061, China)

Abstract: In a multi-infeed HVDC receiving system with wind power, the power support provided by the HVDC system and wind power can accelerate load recovery, but the inevitable uncertainty of wind power and load will bring challenges to recovery security. Therefore, a restoration decision-making method that can make full use of existing data to reduce the risk of uncertainty is proposed. First, this method considers the power control characteristics of an HVDC system and establishes a power control constraint model of multiple HVDC links. Secondly, the ambiguity sets of wind power output and load based on Wasserstein distance are constructed to describe the source-load uncertainty. Then a restoration risk index is defined to describe the risk of security violations caused by uncertainty. A two-stage distributionally robust optimization model is established to minimize the recovery risk under the worst-case probability distribution of ambiguity sets. Finally, by using dual theory and the big-M method, the model is transformed into a deterministic mixed integer linear programming problem. The method can make full use of the existing data, provide a robust and flexible and adjustable optimal load recovery scheme, and balance the economy and safety in the recovery process. The results show that the proposed method can effectively guarantee the coordinated optimization of HVDC transmission power and the safe and orderly access of load, and eliminate the operational risk caused by uncertainty.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFB0900100).

Key words: multi-infeed HVDC; load restoration; uncertainty; distributionally robust optimization; chance constraints

0 引言

随着我国高压直流输电技术的快速发展和风

电等可再生能源渗透率的不断提高, 多回直流馈入同一受端交流系统形成的多直流馈入(Multi-Infeed DC, MIDC)的新电网形态在华东、华中等区级电网中出现^[1]。电网大停电后的恢复控制技术面临着新的挑战, 仅仅依靠传统机组恢复负荷难以达到恢复要求。基于广域量测信息的控制技术的逐渐成熟为

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2016YFB0900100);
国家电网公司科技项目资助(SGSDDK00KJJS1800084)

直流输电系统和风电场协同控制加快负荷恢复提供了条件。但是, 风电出力自身存在强随机性和波动性的特点, 且负荷接入量的预测误差难以避免^[2-3]。因此, 在恢复过程中继续沿用传统的控制决策方式容易导致安全越限, 进而延缓恢复进程甚至引发二次停电^[4]。为了满足电力系统恢复的安全性和可靠性, 有必要研究不确定环境下的多直流馈入系统的负荷恢复策略。

对于含直流馈入的系统, HVDC 可作为受端电网的电源, 利用直流系统的功率快速调控能力加速电网的恢复进程^[5-6]。文献[7]研究了基于线路换相换流器的高压直流输电(Line Commutated Converter based High Voltage Direct Current, LCC-HVDC)参与受端交流系统黑启动的技术要求。文献[8]提出了一种利用高压直流输电的电力系统恢复多目标优化方法, 协调了高压直流输电线路的快速可靠启动以及交流系统的稳定运行。文献[9]提出了考虑高压直流输电的恢复路径优化方法, 给出有利于发挥直流功率支援能力的恢复方案。目前, 高压直流系统参与恢复问题已经有了良好的研究基础。然而, 针对大停电后多直流馈入系统的负荷恢复的研究尚较少。

在负荷恢复过程中, 一方面要充分利用可用功率来提高恢复效率, 另一方面也要考虑不确定性对恢复策略安全性的影响, 建立不确定环境下的恢复模型, 避免安全越限的发生。文献[10-11]采用鲁棒优化(Robust Optimization, RO)方法处理不确定性, 该方法不需要考虑任何概率分布信息, 通过一个不确定集合描述不确定性的可能区域, 但算法本身过于保守, 不利于快速恢复。文献[12-13]基于随机规划(Stochastic Programming, SP)模型进行方案优化, 但 SP 方法的应用需要预先得到不确定参数的完整概率分布信息。实际上, 天气因素、元件故障等都会对风电以及负荷产生影响, 难以获得准确的预测误差分布形式。文献[14]基于条件风险价值(CVaR)对不确定因素进行定量计算和风险衡量, 建立双层负荷恢复优化模型, 但仅关注于风电和负荷本身的功率不确定量, 对于不确定性给电网运行安全带来的实际风险考虑不足。文献[15]采用可信性理论来解决风电与负荷协调恢复问题, 通过控制频率和备用风险水平来应对不确定性风险, 但没有考虑功率波动引起的线路潮流越限情况。大量直流功率的馈入会使潮流分布不均, 在大量负荷快速恢复过程中线路负载率较高时, 由于功率波动导致线路安全越限的风险不容忽视。在负荷恢复决策过程中, 需要

采用更为高效的不确定性处理方法管理源荷双侧的随机变量, 同时考虑恢复过程中的运行安全性, 从而可以在不确定环境下提供安全可靠的最优恢复策略。

为了解决上述问题, 本文引入了分布鲁棒优化(Distributionally Robust Optimization, DRO)^[16-17]方法来管理不确定性。DRO 方法通过建立包含真实概率分布信息的模糊集, 在模糊集中的最恶劣概率分布条件下进行决策, 解决了概率分布难以准确获得的问题。基于此, 本文研究了含风电的多直流馈入系统的负荷恢复优化决策问题, 建立多直流系统功率调控模型, 基于 Wasserstein 距离构建模糊集来描述风电出力和负荷的不确定性, 对恢复风险定量计算, 并引入分布鲁棒机会约束, 形成多馈入直流受端系统负荷恢复两阶段 DRO 模型, 利用线性化技术将该模型转化为混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming, MILP)问题, 实现不确定环境下直流功率调整优化和负荷的安全有序接入。通过 IEEE39 节点系统验证了分布鲁棒恢复方法的有效性和优越性。

1 多馈入直流功率调控特性分析与建模

高压直流输电系统具有功率调节速度快、可控性强等优点, 在启动后可作为恢复负荷的电源, 可以快速提供支援功率来显著提高电网的恢复效率。然而, 高压直流输电系统的支援功率不是无限的, 需要在保证电网安全稳定运行的前提下对直流功率进行调整。考虑到高压直流输电系统的运行可靠性和安全性, 其功率调约束比常规发电机约束更为复杂。本文从逆变站的调节特性和送受端协调两个方面分析了 MIDC 系统的功率调节特性, 直流功率调控约束具体描述如下。

1) 直流输电线功率调整量约束

不同于常规发电机组, 直流系统功率调整设置最小功率调整量来限制直流功率不能反复的小幅度调整。同时, 要避免将大量直流电一次送入电网, 否则容易造成潮流分布不均, 增加安全越限风险。功率调整的上限由送端电网的可传输功率和网络离线校验的估计值确定。

$$a_{i,m}^- \delta_i^- \leq |P_{d,i,m+1} - P_{d,i,m}| \leq a_{i,m}^+ \delta_i^+ \quad (1)$$

式中: $P_{d,i,m}$ 为 m 时步直流联络线 i 的输送功率; $a_{i,m}^-$ 和 $a_{i,m}^+$ 为 0-1 变量, 分别表示 m 时步直流联络线 i 功率向上和向下调整, 不进行调整时为 0; δ_i^+ 和 δ_i^- 为直流联络线 i 功率调整的上下限。

2) 直流输电线传输功率约束

考虑恢复过程中直流系统的运行参数变化和直流控制方式, 以基于电压稳定因子 VSF(Voltage Stability Factor) 和潮流方程的综合短路比指标 MISCR^[18-19] 作为直流静态电压安全评估指标可以更好地反映交流电网对直流系统的电压支撑能力, 如式(2)所示。 $\partial P_{d,i} / \partial U_i$ 和 $\partial Q_{d,i} / \partial U_i$ 分别为直流有功-电压和无功-电压特性, 对应不同的直流控制方式。 MISCR 的临界值为 1, 当 $MISCR_i \geq 1$ 时, 表明 MIDC 系统电压稳定。 因此, 每条高压直流输电线路的传输功率需要确保 m 时步的有效惯性常数 $H_{i,m}$ 和短路比 $MISCR_{i,m}$ 满足约束式(3)。

$$\left\{ \begin{array}{l} MISCR_i = \frac{U_i^2 Y_{eqi}}{S_{d,i}} \sqrt{1 + QVCF_i + PVCF_i} \\ QVCF_i = \frac{\partial Q_{d,i}}{\partial U_i} \frac{U_i^2 Y_{eqi} + Q_{d,i}}{U_i^3 Y_{eqi}^2} \\ PVCF_i = \frac{\partial P_{d,i}}{\partial U_i} \frac{P_{d,i}}{U_i^3 Y_{eqi}^2} \\ Y_{eqi} = Y_{ii} (1 - \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ji} MIIF_{ji}) \\ MISCR_{i,m} \geq 1 \\ H_{i,m} = H_{ac,m} / P_{d,i,m} \geq 2 \end{array} \right. \quad (2)$$

式中: $P_{d,i}$ 和 $Q_{d,i}$ 分别为逆变站馈入换流母线 i 有功功率和消耗的无功功率; $S_{d,i}$ 为直流视在功率; U_i 为逆变站换流母线 i 电压; Y_{eqi} 为换流母线 i 处的等值耦合导纳; $MIIF_{ji}$ 为多馈入交互作用因子指标; $PVCF_i$ 和 $QVCF_i$ 为直流 i 的有功-电压补偿因子和无功-电压补偿因子, 表征直流有功-电压和无功-电压特性对交流系统强度的影响; $c_{ji} = Y_{ij} / Y_{ii}$, Y_{ii} 和 Y_{ij} 为系统导纳矩阵的自阻抗和互阻抗; $H_{ac,m}$ 表示 m 时步交流系统的转动惯量。

通过分析三种直流控制方式对于电压稳定的影响, 在恢复过程中采用整流侧定电流/逆变侧定电压的直流控制方式更有利于电压稳定, 此时 $\partial P_{d,i} / \partial U_i = 0$, $\partial Q_{d,i} / \partial U_i = 2(Q_{d,i} + P_{d,i} \cot(\gamma_i + \beta_i)) / U_i$ 。 此外, 直流最小启动功率一般要求为额定功率的 10%, 以避免直流出现断续情况。 因此, 高压直流输电功率还需要满足约束条件式(4)。

$$P_{d,i,\min} \leq P_{d,i,m} \leq P_{dV,i} \quad (i=1, 2, \dots, N_{dc}) \quad (4)$$

式中: $P_{d,i,\min}$ 和 $P_{dV,i}$ 分别为直流系统 i 最小传输功率和额定功率; N_{dc} 为直流输电线路的数量。

3) 直流运行约束

对于第 i 条高压直流输电线路, 其正常运行时各参数需满足约束式(5)。

$$\left\{ \begin{array}{l} U_{d,i} = \frac{3\sqrt{2}}{\pi} N_i K_i \cos \gamma_i U_i - \frac{3}{\pi} N_i X_{d,i} I_{d,i} \\ \cos \gamma_i = \cos \beta_i + \frac{\sqrt{2} X_{d,i} I_{d,i}}{K_i U_i} \\ \cos \varphi_i = \cos \beta_i + \frac{X_{d,i} I_{d,i}}{\sqrt{2} K_i U_i} \\ P_{d,i} = U_{d,i} I_{d,i} \\ Q_{d,i} = -P_{d,i} \tan \varphi_i + B_{ci} U_i^2 \end{array} \right. \quad (5)$$

式中: $X_{d,i}$ 为逆变站的换相电抗; $I_{d,i}$ 为直流电流; $U_{d,i}$ 为直流电压; K_i 为换流变压器变比; N_i 为逆变侧的换流器个数; γ_i 为关断角; φ_i 为逆变侧的等效功率因数角; β_i 为触发超前角; B_{ci} 为连接在逆变侧的滤波器和电容器的等值容纳。

2 负荷恢复分布鲁棒优化模型

2.1 功率不确定性描述

分布鲁棒优化问题需要构造模糊集描述不确定性, 常用的方法为基于矩信息的模糊集^[20], 其中给定均值和协方差的所有概率分布用于构造模糊集。 实际上, 当数据越多时, 可以了解真实的分布概率信息越多。 由此, 理想的模糊集应该越小, 而基于矩的模糊集不具有该属性。 针对这一缺点, 另一种利用 Wasserstein 距离^[21]构造模糊集的方法逐渐得到了关注。 该方法不需要事先获得准确的分布概率信息, 完全由可用数据驱动, 保守性随着样本量的增加而降低。

为了可以评估恢复风险, 基于可用数据样本集 $[\hat{\xi}_1, \hat{\xi}_2, \dots, \hat{\xi}_N]$, 建立负荷预测误差的经验分布 \hat{P}_N 作为真实分布 P 的估计, 再根据经验分布构建一个尽可能包含真实分布的模糊集, 使 $\lim_{N \rightarrow \infty} \hat{P}_N = P$ 。 随着历史数据的增加, \hat{P}_N 和 P 之间的距离变小。 Wasserstein 距离是用来衡量两个概率分布之间的“距离”, 定义为

$$W(P_1, P_2) = \inf_{\Pi} \left\{ \int d(\xi_1, \xi_2) \Pi(d\xi_1, d\xi_2) \right\} \quad (6)$$

式中: Π 为 P_1 和 P_2 的联合分布; $d(\xi_1, \xi_2) = \|\xi_1 - \xi_2\|$ 。

根据文献[21], 建立负荷模糊不确定集 \hat{P}_d 如式(7)所示。

$$\hat{P}_d = \{P_d \in \mathcal{R}(\mathcal{E}) : W(P_d, \hat{P}_N) < \varepsilon(N)\} \quad (7)$$

式中: \hat{P}_d 是以经验分布 \hat{P}_N 为中心的半径为 $\varepsilon(N)$ 的 Wasserstein 球; P_d 为负荷预测误差真实分布; $R(\mathcal{E})$

表示 \mathcal{E} 的所有概率分布集合。

基于风电预测误差样本集 $\{\hat{\zeta}_1, \hat{\zeta}_2, \dots, \hat{\zeta}_N\}$, 根据式(7)可以建立包含风电出力预测误差真实分布 \mathcal{P}_w 的模糊集 $\hat{\mathcal{P}}_w$, 模糊集以给定的置信水平 β 包含所有可能的概率分布。其中, Wasserstein 球的半径与给定的样本大小 N 和置信水平有关, 可以通过调节半径的大小改变模糊集的置信度。根据文献[22], $\varepsilon(N)$ 可由式(8)计算。

$$\varepsilon(N) = D \sqrt{\frac{1}{N} \ln\left(\frac{1}{1-\beta}\right)} \quad (8)$$

式中, D 是一个常数, 可通过求式(9)最小值获得。

$$\min_{\alpha \geq 0} 2 \sqrt{\frac{1}{2\alpha} \left[1 + \ln\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^{\alpha \|\hat{\zeta}_k - \hat{\mu}\|^2} \right) \right]} \quad (9)$$

式中: α 为辅助变量; $\hat{\mu}$ 表示样本平均值。

2.2 两阶段分布鲁棒模型

1) 目标函数

在两阶段分布鲁棒模型中, 第1阶段主要确定负荷的最佳投入节点和时间; 在此基础上, 基于2.1节所建的模糊集, 在第2阶段确定最恶劣场景下的恢复风险, 反馈给第1阶段, 从而提供最优的恢复策略。由此, 所建模型的目标函数如式(10)所示。

$$\min \sum_{i=1}^{N_L} K_{L,i} P_{L,i} (1 - x_{m,i}) + \sup_{\mathcal{P}_w \in \hat{\mathcal{P}}_w, \mathcal{P}_d \in \hat{\mathcal{P}}_d} E_{\mathcal{P}}(\ell_{\text{risk}}) \quad (10)$$

式中: $K_{L,i}$ 为负荷 i 的权重系数; $x_{m,i}$ 为 m 时步的负荷决策变量; $P_{L,i}$ 为负荷期望值; $E_{\mathcal{P}}(*)$ 表示求期望; ℓ_{risk} 为恢复风险。

考虑到实际负荷恢复过程中, 风电出力和负荷的不确定使可用发电量和负荷恢复量不平衡的情况难以避免, 为尽量减少对系统运行安全的影响, 构建不确定条件下功率缺额为恢复风险指标。在风电已经安全接入的情况下, 决策结果的功率缺额风险差异与净负荷功率与期望值的偏差相关。假定 $f(\mathbf{X}_m, \tilde{\xi})$ 为 m 时步的负荷不确定功率量, 由负荷功率的预测误差向量 $\tilde{\xi}$ 和负荷决策向量 \mathbf{X}_m 决定, 如式(11)所示。

$$f(\mathbf{X}_m, \tilde{\xi}) = \mathbf{X}_m \tilde{\xi}^T = x_{m,1} \tilde{\xi}_1 + \dots + x_{m,n} \tilde{\xi}_n \quad (11)$$

对于任意决策向量 \mathbf{X}_m , 负荷功率超出期望向上偏差量, 即恢复风险 ℓ_{risk} 表达式如式(12)所示, 其中 k_{risk} 为风险惩罚系数。

$$\ell_{\text{risk}} = k_{\text{risk}} \cdot \max(f(\mathbf{X}_m, \tilde{\xi}), 0) \quad (12)$$

由于功率不平衡是导致系统运行违反安全约束的重要原因, ℓ_{risk} 可以视为对恢复风险的度量。在不确定的环境下, 高恢复量的负荷恢复策略带来

了高收益, 但也伴随着高风险。因此, 通过最小化模糊集中最恶劣概率分布情况下的功率缺额风险来选择最优负荷恢复组合, 从而达到降低风险的目的。

2) 约束条件

传统的确定性安全约束不能在功率发生波动的情况下保证系统的各个状态变量都在安全范围内。因此, 在模型中引入分布鲁棒机会约束(Distributionally Robust Chance Constraints, DRCC), 在一定概率水平上降低了电网安全越限的风险。约束式(13)、式(14)为节点电压与线路传输功率的上下限约束, 约束式(15)保证负荷接入后系统频率偏移量不越限^[23], 约束式(16)为系统旋转备用约束, 计及了已恢复风电以及当前时步的负荷的功率预测误差。

$$\inf_{\mathcal{P}_w \in \hat{\mathcal{P}}_w, \mathcal{P}_d \in \hat{\mathcal{P}}_d} \mathbb{P}\{-V_{i,\min} \leq V_{i,m} \leq V_{i,\max}\} \geq 1 - \rho_1 \quad (13)$$

$$\inf_{\mathcal{P}_w \in \hat{\mathcal{P}}_w, \mathcal{P}_d \in \hat{\mathcal{P}}_d} \mathbb{P}\{-P_{\max,ij} \leq P_{m,ij} \leq P_{\max,ij}\} \geq 1 - \rho_2 \quad (14)$$

$$\inf_{\mathcal{P}_d \in \hat{\mathcal{P}}_d} \mathbb{P}\{\Delta \tilde{P}_{\text{Lpick},m} / \sum_{i=1}^{N_G} \frac{P_{G,i}^N}{df_i} \leq \Delta f_{\max}\} \geq 1 - \rho_3 \quad (15)$$

$$\inf_{\mathcal{P}_w \in \hat{\mathcal{P}}_w, \mathcal{P}_d \in \hat{\mathcal{P}}_d} \mathbb{P}\left\{\sum_{i=1}^{N_G} (\min(P_{G,i}^N - P_{G,i,m}, T_R R_{G,i})) \geq \Delta \tilde{P}_{\text{Lpick},m} + \Delta \tilde{P}_{W,m}\right\} \geq 1 - \rho_4 \quad (16)$$

式中: $V_{i,\max}$ 和 $V_{i,\min}$ 分别表示母线 i 的电压上下限; $P_{\max,ij}$ 表示线路 $i-j$ 的传输功率上限; $V_{i,m}$ 和 $P_{m,ij}$ 为 m 时步的母线 i 电压和线路 $i-j$ 的传输功率; N_G 为常规发电机组数量; $P_{G,i}^N$ 和 df_i 和 $R_{G,i}$ 为节点 i 机组的额定有功功率、频率响应系数和爬坡率; $P_{G,i,m}$ 为 m 时步节点 i 机组的有功出力; T_R 为备用响应时间; $\Delta \tilde{P}_{\text{Lpick},m}$ 为 m 时步的负荷接入功率的随机量, 为期望值与预测偏差值之和; $\Delta \tilde{P}_{W,m}$ 为已接入风电的功率预测误差; ρ 为风险容忍参数。

约束条件还包括 m 时步常规发电机出力上下限约束式(17)、式(18), 功率平衡约束式(19)、式(20)。

$$P_{G,i,m}^{\min} \leq P_{G,i,m} \leq P_{G,i,m}^{\max} \quad (17)$$

$$Q_{G,i,m}^{\min} \leq Q_{G,i,m} \leq Q_{G,i,m}^{\max}$$

$$P_{G,i,m}^{\max} = \min\{P_{G,i}^N, P_{G,i,m-1} + T_m R_{G,i}\}$$

$$P_{G,i,m}^{\min} = \begin{cases} P_{G,i,m-1} & P_{G,i,m-1} \leq P_{G,i}^s \\ \max\{P_{G,i}^s, P_{G,i,m-1} - T_m R_{G,i}\} & P_{G,i,m-1} > P_{G,i}^s \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} p_{i,m} = \sum_{ij \in L} P_{m,ij} \\ q_{i,m} = \sum_{ij \in L} Q_{m,ij} \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} P_{m,ij} = (V_{i,m})^2 - V_{i,m}V_{j,m}(g_{ij} \cos \theta_{ij,m} + b_{ij} \sin \theta_{ij,m}) \\ Q_{m,ij} = -(V_{i,m})^2 - V_{i,m}V_{j,m}(g_{ij} \sin \theta_{ij,m} - b_{ij} \cos \theta_{ij,m}) \end{cases} \quad (20)$$

式中: $P_{G,i}^s$ 表示节点 i 机组的最小有功功率输出; $P_{G,i,m}^{\max}$ 、 $P_{G,i,m}^{\min}$ 为 m 时步节点 i 机组的有功出力上下限; $Q_{G,i,m}^{\max}$ 、 $Q_{G,i,m}^{\min}$ 为 m 时步节点 i 机组的无功出力上下限; $Q_{G,i,m}$ 为 m 时步节点 i 机组的无功出力; L 为支路集; $p_{i,m}$ 、 $q_{i,m}$ 为 m 时步节点 i 注入的有功、无功功率; $P_{m,ij}$ 、 $Q_{m,ij}$ 为 m 时步线路 $i-j$ 的有功、无功功率; g_{ij} 和 b_{ij} 分别为线路 $i-j$ 阻抗倒数的实部与虚部; $\theta_{ij,m}$ 为 m 时步节点 i 、 j 的相角差。

本文 m 时步的恢复操作时间 T_m 为与机组爬坡时间相关的决策量, 通过优化式(21)进行求解, 上限设置为 10 min。依据式(21)优化可以得到负荷的投入时间以及直流功率调整量, 其中 $R_{d,j}$ 为直流系统功率爬速率。

$$\min f = \max \left\{ \frac{|P_{G,i,m} - P_{G,i,m-1}|}{R_{G,i}}, \frac{|P_{d,j,m} - P_{d,j,m-1}|}{R_{d,j}} \right\} \quad (21)$$

考虑到 MISCR 的求解复杂且无法进行线性化处理, 本文中多将馈入短路比约束作为校验子问题, 如果对约束 $\text{MISCR}_i \geq 1$ 校验不通过, 可将该回直流的传输功率降低 α , 以不可行割 $P'_{d,i,m} \leq P_{d,i,m} - \alpha$ 的形式反馈到负荷恢复主问题中进行迭代计算。

3 模型求解

上一节所建立的两阶段分布鲁棒优化模型难以直接求解, 本节将其转换为易于求解的规划类模型形式, 并给出求解方法。

3.1 目标函数的近似线性化

首先, 考虑负荷恢复分布鲁棒优化目标中的函数 $\sup E_{\mathcal{P}}[\ell(\tilde{\xi})]$, 设其中随机变量 $\tilde{\xi}$ 的样本集 $[\hat{\xi}_1, \hat{\xi}_1, \dots, \hat{\xi}_N]$ 及其边界为 $[\underline{\xi}, \bar{\xi}]$, 对于函数 $\ell(\tilde{\xi})$, 依据强对偶理论^[24]可以得到其转化形式如下。

$$\sup_{\mathcal{P} \in \tilde{\mathcal{P}}_N} E_{\mathcal{P}}[\ell(\tilde{\xi})] = \begin{cases} \inf_{\lambda \geq 0, \tau \in R^N} \lambda \cdot \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \tau_k \\ \text{s.t. } \ell(\bar{\xi}) - \lambda(\bar{\xi} - \hat{\xi}_k) \leq \tau_k, \forall k \leq N \\ \ell(\underline{\xi}) + \lambda(\underline{\xi} - \hat{\xi}_k) \leq \tau_k, \forall k \leq N \\ \ell(\hat{\xi}_k) \leq \tau_k, \forall k \leq N \end{cases} \quad (22)$$

式中: τ_k 为辅助变量; λ 为对偶变量。

根据式(22), 可以在给定样本数据的情况下定量计算模糊集中最恶劣概率分布下的恢复风险。然

而, 式(22)的约束数量与历史样本集的大小成正比, 当历史样本集数量巨大时, 不利于数据的高效利用。为了克服这个缺点, 需要对模型进一步转化, 式(23)给出了式(22)的一种简化等价形式^[24]。

$$\begin{cases} \inf_{\lambda \geq 0, \tau \in R^N} \lambda \cdot \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \tau_k \\ \text{s.t. } [-\ell_s]^*(z_{ks} - v_{ks}) + \sigma_{\Xi}(v_{ks}) - z_{ks}^T \hat{\xi}_k \leq \tau_k \\ \|z_{ks}\|_* \leq \lambda \\ \forall k \leq N, \forall s \leq S \end{cases} \quad (23)$$

式中: $[-\ell_s]^*(z_{ks} - v_{ks})$ 表示 $-\ell_s$ 的共轭函数在 $z_{ks} - v_{ks}$ 的值; $\sigma_{\Xi}(v_{ks})$ 表示不确定集合 Ξ 特征函数的共轭函数; $\|z_{ks}\|_*$ 为对偶范数。设 $\tilde{\omega} = \mathbf{X}_m \tilde{\xi}^T$, 根据风险函数的定义, $\ell_{\text{risk}} = \ell(x, \tilde{\omega})$ 可被定义为 $\ell_s(x, \tilde{\omega})$ 的逐点上确界, 如式(24)所示。

$$\ell(x, \tilde{\omega}) = \max_{s \leq S} \ell_s(x, \tilde{\omega}) = a_s \tilde{\omega} = \begin{cases} k_{\text{risk}} \tilde{\omega} & s=1 \\ 0 \cdot \tilde{\omega} & s=2 \end{cases} \quad (24)$$

根据文献[21], 当风险函数满足 $\ell(x, \tilde{\omega}) = \max_{s \leq S} (a_m(x) \tilde{\omega} + b_m(x))$ 形式时, 将风险函数代入, 可推导出式(25)所示的近似形式。

$$\begin{cases} \inf \lambda \cdot \varepsilon + \eta \bar{\omega} - \mu \underline{\omega} + \\ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N ((k_{\text{risk}} \hat{\omega}_k)^+ + (\eta - \mu) \hat{\omega}_k) \\ \text{s.t. } \|\eta - \mu - a_s\|_* \leq \lambda \\ \eta, \mu, \lambda \geq 0 \end{cases} \quad (25)$$

式中: $(k_{\text{risk}} \hat{\omega}_k)^+ = \max(k_{\text{risk}} \hat{\omega}_k, 0)$; η 和 μ 为拉格朗日乘数。

式(25)的优势在于约束集数量与样本数无关, 在大量可用样本的情况下, 式(25)比式(22)具有更高的计算效率。然而, 根据 $\tilde{\omega} = \mathbf{X}_m \tilde{\xi}^T$, 不同的负荷决策结果 \mathbf{X}_m 导致 $\hat{\omega}_k$ 、 $\underline{\omega}$ 和 $\bar{\omega}$ 的值为变化量, 从而导致模型(25)呈非线性。为此, 本文采用 big-M 方法通过引入辅助变量 $c_{1,i,m}$ 来线性化式(25), 其中 M 是一个足够大的正数, $c_{1,i,m}$ 满足式(26)。

$$\begin{cases} \eta \bar{\omega} = \sum_{i=1}^n (\eta x_{m,i} \bar{\xi}_i) = \sum_{i=1}^n c_{1,i,m} \\ -M \cdot (1 - x_{m,i}) \leq c_{1,i,m} - \eta \bar{\xi}_i \leq M \cdot (1 - x_{m,i}) \\ -M \cdot x_{m,i} \leq c_{1,i,m} \leq M \cdot x_{m,i} \end{cases} \quad (26)$$

类似地, 依据上述方法利用辅助变量 $c_{2,i,m}$ 、 $c_{3,i,m}$ 可以分别将其他非线性项 $\mu \underline{\omega}$ 、 $(\eta - \mu) \hat{\omega}_k$ 线性

化。最后, 式(25)可以转化为式(27)所示的近似线性化形式。

$$\begin{cases} \inf \lambda \cdot \varepsilon + \sum_{i=1}^{N_L} c_{1,i,m} - \sum_{i=1}^{N_L} c_{2,i,m} + \\ \frac{1}{N} (\sum_{k=1}^N \hat{\omega}_k + \sum_{i=1}^{N_L} c_{3,i,m}) \\ \text{s.t. } \|\eta - \mu - a_s\| \leq \lambda \\ \eta, \mu, \lambda \geq 0 \end{cases} \quad (27)$$

由此, 可以将目标函数(9)中的第二项转化为式(27)所示的形式, 从而将两阶段 DRO 模型转化为单阶段模型直接求解, 并保证解的收敛性和全局最优性。

3.2 机会约束的清晰等价类转换

高度非凸的分布鲁棒机会约束(DRCC)是非线性约束, 为了便于求解需要将其重构为线性约束。DRCC 的一般形式为

$$\inf_{\mathbb{P} \in \mathcal{P}_N} \mathbb{P}\{g(x, \xi) \leq 0\} \geq 1 - \rho \quad (28)$$

机会约束(28)要求模糊集中所有概率分布至少同时以置信水平 $1 - \rho$ 保证约束成立。为了便于求解, 首先根据式(29)对模糊不确定集进行标准化。

$$\hat{v}_i = \hat{\Sigma}^{-1/2} (\hat{\xi}_i - \hat{\mu}) \quad i = 1, \dots, N \quad (29)$$

式中, $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\Sigma}$ 是样本均值和协方差。假设 V 为 \hat{v} 的不确定集, 可表示为式(30)的形式, 其中 N_{US} 为模糊集中不确定源的数量。

$$V = \{\tilde{v} \in R^{N_{\text{US}}} | -\sigma_{\max} \leq \tilde{v}_i \leq \sigma_{\max}\} \quad (30)$$

在标准化处理后, 不确定集的确定可转化为边界求解问题。考虑到在实际应用中, 不确定集应满足在一定的置信水平下包含预测误差的概率分布, 并具有足够小的边界以减少保守性^[25], 为此边界求解可转化为求式(31)的最小值问题。

$$\begin{cases} \min \sigma \\ 0 \leq \sigma \leq \sigma_{\max} \\ \text{s.t. } \sup_{\mathbb{P} \in \mathcal{P}_N} \mathbb{P}(\tilde{g} \notin V) \leq \rho \end{cases} \quad (31)$$

根据对偶理论^[25], 可以得到式(32)。

$$\sup_{\mathbb{P} \in \mathcal{P}_N} \mathbb{P}(\tilde{g} \notin V) = \lambda \cdot \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (1 - \lambda(\sigma - \|\hat{g}_k\|_{\infty})^+)^+ \quad (32)$$

由此, 式(31)可转化为易于求解的式(33)。

$$\begin{cases} \min \sigma \\ 0 \leq \sigma \leq \sigma_{\max} \\ \text{s.t. } \{\lambda \cdot \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (1 - \lambda(\sigma - \|\hat{g}_k\|_{\infty})^+)^+\} \leq \rho \\ \lambda \geq 0 \end{cases} \quad (33)$$

考虑到不同置信水平下的边界如图 1 所示, 在计算获得边界 σ 后, 可以得到各个不确定变量的边界模糊值, 确定 $2^{N_{\text{US}}}$ 个上下边界向量 $\nu^{(i)} \in R^{N_{\text{US}}}$ 。对

于 1 维随机变量, 边界向量为 $\nu^{(1)} = \{\sigma, \sigma\}$ 、 $\nu^{(2)} = \{-\sigma, -\sigma\}$ 。在本文中考虑双边约束, 即 $\nu = e^T \sigma$ 和 $\nu = -e^T \sigma$ 。因此, 根据 $u^{(i)} = \hat{\Sigma}^{1/2} \nu^{(i)} + \hat{\mu}$, 可以使用线性约束(34)来近似地代替式(28)。

$$g(x, u^{(i)}) \leq 0, \forall i \in \{1, 2, \dots, 2^{N_{\text{US}}}\} \quad (34)$$

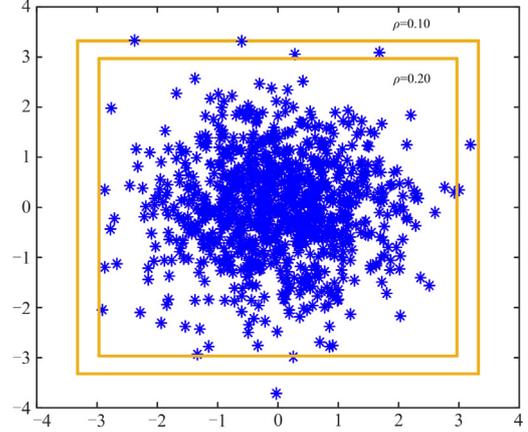


图 1 两维的不确定集 V

Fig. 1 Uncertainty set V in two dimensions

3.3 潮流约束的线性化

考虑到潮流约束的高度非线性, 利用近似线性化潮流(Linear-Programming Approximation of AC Power Flow, LPAC)对模型中的潮流约束进行线性化处理, 基于 LPAC 方法, 将约束式(18)、式(19)线性化为式(35)一式(39)。文献[26]验证了 LPAC 在电力系统恢复过程中的准确性。考虑到 θ_{ij} 的值通常比较小, 可近似认为 $\sin \theta_{ij} = \theta_{ij}$ 。为各节点设置一个目标电压值 $V_{\text{obj},i}$, 引入变量 δ_i , 作为实际电压与目标电压值的偏差。

$$V_i = V_{\text{obj},i} + \delta_i, i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (35)$$

$$P_{ij} = (V_{\text{obj},i})^2 g_{ij} - V_{\text{obj},i} V_{\text{obj},j} (g_{ij} \cos^* \theta_{ij} + b_{ij} \theta_{ij}) \quad (36)$$

$$Q_{ij} = -(V_{\text{obj},i})^2 b_{ij} - V_{\text{obj},i} V_{\text{obj},j} (g_{ij} \theta_{ij} - b_{ij} \cos^* \theta_{ij}) - \quad (37)$$

$$V_{\text{obj},i} b_{ij} (\delta_i - \delta_j) - (V_{\text{obj},i} - V_{\text{obj},j}) b_{ij} \delta_i \quad (37)$$

$$\cos^* \theta_{ij} \leq -\sin(kd - \theta) (\theta_{ij} - kd + \theta) + \quad (38)$$

$$\cos(kd - \theta), k \in \{1, 2, \dots, h\} \quad (38)$$

$$\cos^* \theta_{ij} \geq \cos \theta \quad (39)$$

式中: $\cos^* \theta_{ij}$ 为 $\cos \theta_{ij}$ 的近似形式; h 为切线数量; d 为各切点间隔, $d = \theta / (h + 1)$; $V_{\text{obj},i} = 1$; θ 为设置的功角范围 $(-\theta, \theta)$ 。

经过风险函数对偶转换、机会约束的清晰等价类转化和 LPAC 线性化, 两阶段的负荷恢复 DRO 模型最终转化为 MILP 问题, 可由 Gurobi 或 Cplex 等求

解器直接求解，有利于快速计算。

4 算例分析

4.1 算例系统与参数选取

本文采用 IEEE39 节点系统进行算例分析，将发电机节点 32、35、39 改为直流馈入节点，节点 9、21、26 接入风电场。设大停电后系统初步的网架重建已经完成，拓扑结构如图 2 所示，实线表示已恢复的线路。风电出力预测结果如图 3 所示，并设风电预测误差和负荷预测误差呈正态分布。风险容忍参数 ρ 设为 0.05，置信水平设置为 0.95， Δf_{max} 为 0.5 Hz，负荷节点权重均设为 1，由 Matlab 调用 GUROBI V8.1.1 进行求解。

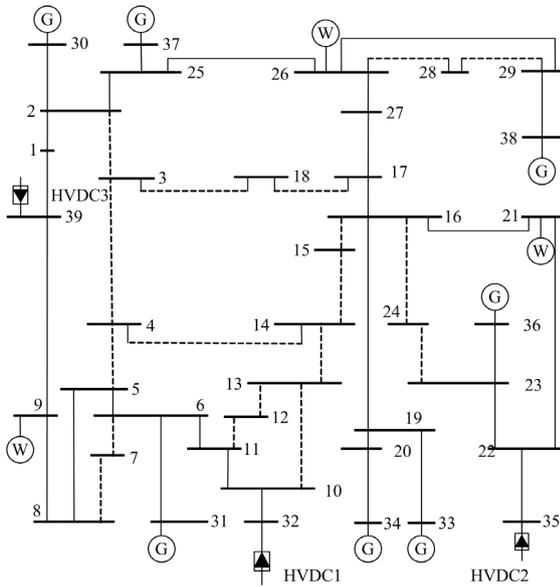


图 2 IEEE39 节点系统

Fig. 2 IEEE39 bus system

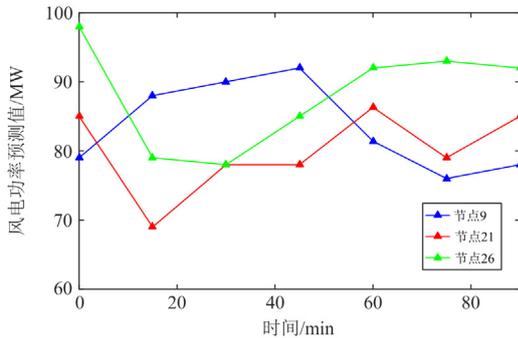


图 3 风电出力预测值

Fig. 3 Forecast value of wind power

4.2 恢复场景结果对比分析

为了研究直流以及不确定性对恢复的影响，设置三种恢复场景：场景 1 不计及直流参与且不考虑

不确定性；场景 2 计及直流参与但不考虑不确定性，场景 3 计及直流参与且考虑不确定性。

图 4 给出了三种场景下的各个时步的负荷恢复量以及恢复时间。在场景 1 中，以传统机组代替直流系统增加了系统的调频能力，单时步的负荷恢复量大，负荷恢复所需时步较少，但受限于机组出力爬坡速度，系统总恢复时间为 71.68 min，比场景 2 和场景 3 的恢复时间 57.38 min、59.22 min 长。直至第 5 个时步的恢复结束，在场景 2 和场景 3 中 70% 以上的负荷恢复增量是由直流系统提供的，有效地分担了传统机组电能供应的责任。由图 4 中的累积负荷曲线可以看到，单时步的机组出力爬坡时间缩短，即直流参与负荷恢复可以提高恢复效率，有效降低停电损失。进一步分析，在计及不确定的情况下，单时步的负荷恢复量较低，恢复所需的时步更多，但最终的恢复时间与场景 2 相差较少，说明本文方法可以合理安排负荷节点的接入，在应对不确定风险的同时兼顾恢复效益。

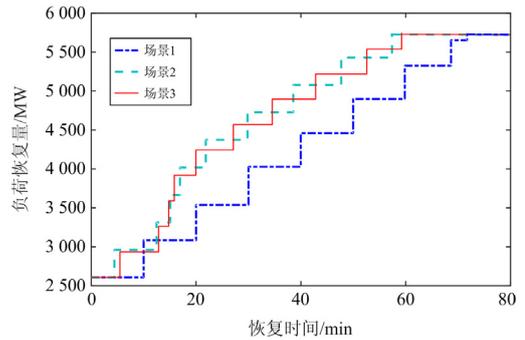


图 4 累积负荷曲线

Fig. 4 Accumulative curve of load restoration

在多直流参与的恢复方案中，利用本文所提的方法可以优化直流联络线功率的调整，最小化负荷恢复时间，得到 3 回直流联络线总功率变化曲线如图 5 所示。当直流传输功率提升量降低，图 4 中相

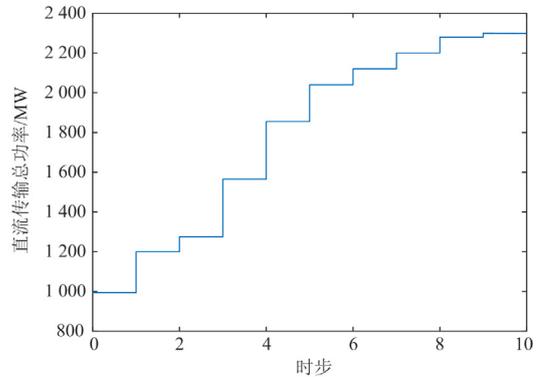


图 5 直流功率变化曲线

Fig. 5 Active power of HVDC

应时步的负荷恢复时间会增加。在网架重构后期, 直流联络线传输总功率主要受到自身额定出力上限以及送端可提供功率的限制。

4.3 算例结果与分析

1) 恢复方案的安全性分析

现有的负荷恢复优化模型中, 安全约束一般均为确定的约束形式, 不能考虑到功率的不确定性带来的负面影响。对比基于确定约束模型的情形 1 与基于本文优化模型的情形 2, 得到不同的恢复方案如表 1 所示。

表 1 不同情形下的恢复方案

不同情形	恢复量/MW(节点)	恢复总量/MW
情形 1	157(3), 170(24)	327
情形 2	116.9(7), 68(15), 140.5(27)	325.4

定义线路实际传输功率与最大传输功率的比值为线路负载率, 当负载率大于 1 时, 线路传输功率越限, 处于不安全状态。图 6 为时步 5 的不同场景下部分线路的负载率, 并以折线图表示负荷功率向上波动、风电出力向下波动的实际线路负载率结果。由图 6 可知, 在采用传统的确定性恢复方案时, 当实际恢复过程中的负荷功率及风电出力的实际值偏离期望值时, 会导致线路安全越限的发生, 不能满足不确定场景下的安全需求, 可能会诱发二次停电等严重后果。而基于本文方法得到的恢复方案在一定程度功率波动情况下仍然可以保证线路安全, 依据不同风险容忍参数 ρ 安全应对可能出现的不同程度风险。而在情形 1 下, 当功率波动情况实际发生时, 不仅会导致线路 2-3 安全越限, 也会使暂态频率跌落超过极限值。因此, 本文方法能够给出适用于功率波动场景下的恢复方案, 虽然损失了部分恢复效益, 但可以有效地提高恢复安全性。在计算效率方面, 从表 2 可以看到, 本算例的计算时间为 5 s 左右, 且随样本大小的增加计算时间变化不显著, 可见改进后的模型计算时间具有良好的样本量

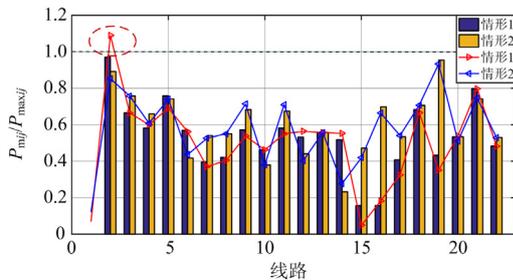


图 6 部分线路传输功率

Fig. 6 Part of the line transmission power

适应性, 可以更加高效地利用可用数据, 实现在线恢复。

表 2 模型在不同样本大小下的计算时间

Table 2 Calculation time of proposed model under different sample sizes

样本大小	时间/s	样本大小	时间/s
1 000	5.006	20 000	5.142
5 000	5.117	50 000	5.069
10 000	5.168	—	—

2) 风险偏好对恢复过程的影响

风险容忍参数 ρ 代表决策者对恢复安全的要求。为了比较不同安全需求对恢复策略的影响, 设置了不同 ρ 值的恢复场景, 同时, 为了避免风险惩罚系数 k 的影响, 固定 $k=10$, 得到恢复方案如表 3 所示。风险容忍参数高表明决策者对风险的接受水平高, 该场景下单时步的负荷恢复量最高, 即恢复效率最高, 但安全性最差。随着风险容忍度的降低, 在频率、潮流等安全约束限制下, 单时步的负荷恢复量会有所降低。不同风险容忍度下的恢复方案中负荷恢复节点和恢复量均不同, 以满足抵抗不同程度的风险的要求。在恢复过程中, 决策者可以根据风险偏好选择合理的风险参数。

表 3 不同置信水平下的恢复方案

Table 3 Recovery schemes under different confidence levels

风险容忍参数	恢复总量	恢复量/MW(节点)
0.05	328.1	135(4), 67(4), 116.9(7), 9.2(31)
0.10	330.7	135(4), 67(4), 8.5(12), 111(21), 9.2(31)
0.20	333.7	40(4), 67(4), 111(21), 9.2(31), 106.5(39)
0.30	334.2	135(4), 123(4), 67(4), 9.2(31)

4.4 方案对比

为了综合评价所提出的基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒优化方法的性能, 本节与 RO 和 SP 方法进行恢复成本的对比, 如图 7 所示。假定模型中的目标函数值为恢复成本, 计算得到基于本文方法的恢复成本随样本量和置信度的变化情况, SP 模型以样本得到的经验分布作为真实分布。可以看出, 本文方法的恢复成本介于 RO、SP 模型之间。当置信度增大时, 恢复成本增加, 这是由于 Wasserstein 球的半径随着 β 的增大而增大, 模糊集中包含了更多可能的概率分布, 模型的保守性增加, 考虑了更多可能存在的恢复风险, 逐渐趋于 RO 模型。当置信度为 0 时, 模糊集中仅包含经验分布, 本文模型结果趋于 SP 模型。随着样本量的增加, 本文方法的保

守性降低。这是因为获得数据越多，模糊集中概率信息越接近真实分布，一些出现几率低的极端分布情况可以从 Wasserstein 球中排除，获得更为精确的、半径更小的 Wasserstein 球，缩小模糊集。与 RO 和 SP 模型相比，本文模型能够考虑分布概率，具备灵活地调整鲁棒性能力，实现不确定环境下平衡恢复收益和恢复风险的目的。

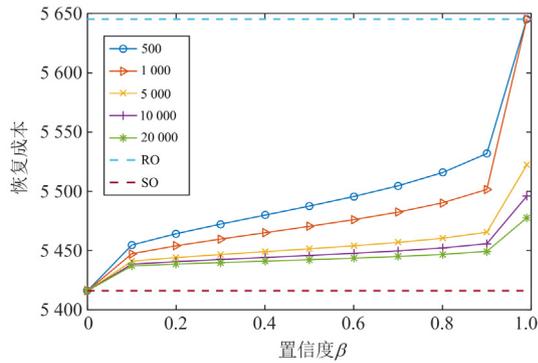


图 7 恢复成本随样本量和置信度的变化

Fig. 7 Cost of restoration changes with sample size and confidence

5 结论

在多直流参与负荷恢复优化的研究背景下，考虑风电及负荷不确定性问题，本文提出了基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒负荷恢复优化方法，经改进的 IEEE39 节点系统算例仿真表明：

1) 该方法可以协调多回直流联络线传输功率，充分发挥直流的功率快速调节能力来加速恢复进程，定量评估恢复风险，并给出考虑恢复效率和安全的负荷恢复方案。在一定置信水平内降低风电出力 and 负荷功率波动及预测不准确所带来的运行越限风险。

2) 提出的 DRO 模型由数据驱动，不需要假设任何概率分布，可以直接基于可用数据提供最优恢复策略，通过调整样本大小和半径置信度平衡恢复策略的鲁棒性和经济性。

3) 提出了分布鲁棒恢复模型的混合整数线性化方法，使模型具有较高的求解效率。同时模型复杂度在可用数据样本量增加时保持不变，有利于数据的高效利用，有利于整合系统实时和历史数据快速得到负荷恢复方案。

参考文献

[1] 张伟晨, 熊永新, 李程昊, 等. 基于改进VDCOL的多馈入直流系统连续换相失败抑制及协调恢复[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(13): 63-72.
ZHANG Weichen, XIONG Yongxin, LI Chenghao, et al.

Continuous commutation failure suppression and coordinated recovery of multi-infeed DC system based on improved VDCOL[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(13): 63-72.

[2] 黄慧, 贾嵘, 师小雨, 等. 考虑机组动态特性的超短期风电功率预测及不确定性量化分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 109-117.
HUANG Hui, JIA Rong, SHI Xiaoyu, et al. Ultrashort-term wind power prediction considering the dynamic characteristics of a unit and uncertainty quantitative analysis[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 109-117.

[3] DONG W, LI S. Reliability sensitivity of wind power system considering correlation of forecast errors based on multivariate NSTPNT method[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2021, 6(1): 136-146.

[4] 周宜昌, 刘艳, 顾雪平. 考虑多风电场黑启动价值的机组恢复顺序双层优化决策[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(16): 87-97.
ZHOU Yichang, LIU Yan, GU Xueping. Bi-level optimization decision for unit recovery sequence considering black-start value of multiple wind farms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(16): 87-97.

[5] LI C, XU Y, HE J, et al. Parallel restoration method for AC-DC hybrid power systems based on graph theory[J]. IEEE Access, 2019, 7: 66185-66196.

[6] 王洪涛, 蔺呈倩, 杨冬, 等. 多直流馈入系统功率调控与机组出力恢复协调优化[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(9): 136-143.
WANG Hongtao, LIN Chengqian, YANG Dong, et al. Coordinated optimization of multi-infeed HVDC system power regulation and generator output restoration[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(9): 136-143.

[7] LI X, LIU C, LOU Y. Start-up and recovery method with LCC-HVDC systems participation during AC/DC system black-starts[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2020, 14(3): 362-367.

[8] 刘陈亮, 贾萌萌, 汪成根, 等. 利用直流输电的电力系统恢复多目标优化方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(5): 191-197.
LIU Chenliang, JIA Mengmeng, WANG Chenggen, et al. Multi-objective optimization of power system restoration using DC power transmission[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(5): 191-197.

[9] 顾雪平, 杨超, 梁海平, 等. 含常规高压直流输电的电力系统恢复路径优化[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 2020-2032.
GU Xueping, YANG Chao, LIANG Haiping, et al. Path optimization of power system restoration with HVDC

- transmission[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 2020-2032.
- [10] 刘家权, 刘坤, 周金涛, 等. 基于鲁棒优化的电-气互联型主动配电网故障恢复方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 66-74.
LIU Jiaquan, LIU Shen, ZHOU Jintao, et al. Fault recovery method of an integrated electricity and natural-gas active distribution network based on robust optimization[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 66-74.
- [11] 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, 2015, 30(4): 1702-1713.
- [12] JITHENDRANATH J, DAS D. Stochastic planning of islanded microgrids with uncertain multi-energy demands and renewable generations[J]. IET Renewable Power Generation, 2021, 14(19): 4179-4192.
- [13] 梁海平, 程子玮, 孙海新, 等. 计及风电预测误差不确定性的风电参与网架重构优化[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(7): 151-158, 184.
LIANG Haiping, CHENG Ziwei, SUN Haixin, et al. Optimization of power network reconstruction with wind farm considering uncertainty of wind power prediction error[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(7): 151-158, 184.
- [14] 赵瑾, 王洪涛, 曹曦. 计及风电条件风险价值的负荷恢复双层优化[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5275-5285, 5526.
ZHAO Jin, WANG Hongtao, CAO Xi. Bi-level optimization of load restoration considering the conditional value at risk of wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5275-5285, 5526.
- [15] 蔺呈倩, 王洪涛, 赵瑾, 等. 基于可信性理论的含直流落点系统风电与负荷协调恢复优化[J]. 电网技术, 2019, 43(2): 410-417.
LIN Chengqian, WANG Hongtao, ZHAO Jin, et al. Wind power-load coordinated restoration optimization of power system with DC terminal location based on credibility theory[J]. Power System Technology, 2019, 43(2): 410-417.
- [16] DUAN C, JIANG L, FANG W, et al. Data-driven affinely adjustable distributionally robust unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1385-1398.
- [17] WANG Z, BIAN Q, XIN H, et al. A distributionally robust coordinated reserve scheduling model considering CVaR-based wind power reserve requirements[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(2): 625-636.
- [18] XIAO H, LI Y, SUN X. Strength evaluation of multi-infeed LCC-HVDC systems based on the virtual impedance concept[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2863-2875.
- [19] 肖浩, 李银红, 石东源, 等. 适用于多馈入直流系统静态电压稳定分析的综合短路比强度指标[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(22): 6471-6480, 6759.
XIAO Hao, LI Yinhong, SHI Dongyuan, et al. Integrated short circuit ratio strength index for static voltage stability analysis of multi-infeed LCC-HVDC systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(22): 6471-6480, 6759.
- [20] CHEN Y, GUO Q, SUN H, et al. A distributionally robust optimization model for unit commitment based on kullback-leibler divergence[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5147-5160.
- [21] 竺如洁, 韦化, 白晓清. 多源动态最优潮流的分布鲁棒优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(11): 3489-3498.
ZHU Rujie, WEI Hua, BAI Xiaoqing. Distributionally robust optimization of multi-energy dynamic optimal power flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3489-3498.
- [22] ZHOU A, YANG M, WANG M, et al. A linear programming approximation of distributionally robust chance-constrained dispatch with Wasserstein distance[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(5): 3366-3377.
- [23] COFFRIN C, VAN HENTENRYCK P. Transmission system restoration with co-optimization of repairs, load pickups, and generation dispatch[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2015, 72: 144-154.
- [24] ESFAHANI P M, KUHN D. Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations[J]. Mathematical Programming, 2018, 171(1-2): 115-166.
- [25] DUAN C, FANG W, JIANG L, et al. Distributionally robust chance-constrained approximate AC-OPF with Wasserstein metric[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 4924-4936.
- [26] COFFRIN C, VAN HENTENRYCK P. A linear-programming approximation of AC power flows[J]. INFORMS Journal on Computing, 2014, 26(4): 718-734.

收稿日期: 2021-08-16; 修回日期: 2021-12-31

作者简介:

艾洪宇(1997—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统恢复与控制决策; E-mail: aihysmile@163.com

王洪涛(1973—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为电力系统恢复控制与新能源并网研究。E-mail: whtwhm@sdu.edu.cn

(编辑 葛艳娜)