

考虑电压主导型连锁故障的新能源电力系统 无功补偿优化配置

赵晓敏¹, 单小雨¹, 李斯特¹, 郑凌枫², 周永智²

(1. 国网内蒙古东部电力有限公司电力科学研究院, 呼和浩特 010020;

2. 浙江大学工程师学院, 杭州 310015)

摘要: 高比例新能源电力系统在连锁故障过程中易发生电压主导型故障, 需要合理配置无功补偿提供电压支撑能力。针对电压主导型故障, 提出一种考虑电压主导型连锁故障的无功补偿优化配置方法。首先, 通过对连锁故障进行仿真, 提取电压主导型连锁故障场景; 其次, 通过对拓扑结构进行聚类, 提取故障典型场景集合; 然后, 以装设无功补偿容量最小以及各场景下的负荷损失最小为目标函数, 构建分布式鲁棒优化模型, 采用列与约束生成算法对模型进行迭代求解。最后, 通过算例验证所提方法的合理性和有效性。算例结果表明, 所提方法能够有效的对电压主导型连锁故障的关键节点进行无功补偿优化配置。

关键词: 连锁故障; 新能源电力系统; 电压主导型故障; 无功补偿; 分布式鲁棒优化; 列与约束生成

Optimal Allocation of Reactive Compensation of Renewable Power System Considering Voltage-dominated Cascading Faults

ZHAO Xiaomin¹, SHAN Xiaoyu¹, LI Site¹, ZHENG Lingfeng², ZHOU Yongzhi²

(1. State Grid Inner Mongolia Eastern Electric Power Co., Ltd., Electric Power Research Institute, Hohhot 010020, China; 2. Polytechnic Institute of Zhejiang University, Hangzhou 310015, China)

Abstract: High proportion of renewable power systems are prone to voltage-dominant faults in the process of cascading failures, requiring a reasonable allocation of reactive power compensation to provide voltage support capability. In view of voltage - dominant faults, a reactive compensation optimization allocation method considering voltage - dominant cascading failures is proposed. Firstly, the voltage - dominant cascading fault scenarios are extracted by simulating cascading failures; Then, a collection of typical scenarios is obtained by clustering the topological structure; After that, the installation of minimum reactive compensation and minimum load loss under each scenario is taken as the objective function, a distributed robust optimization model is constructed, and the column and constraint generation algorithm is adopted for iterative solution of the model. Finally, the rationality and effectiveness of the proposed method are verified through numerical examples. The results of the examples show that the proposed method can effectively optimize the allocation of reactive compensation for key nodes in voltage-dominant cascading faults.

Keywords: cascading failure; renewable power system; voltage - dominated faults; reactive power compensation; DRO; C&CG

0 引言

随着我国电网规模逐步扩大以及新能源在电力系统中的渗透率逐步增高, 电力系统的运行特性

发生改变, 调度控制难度显著增加, 给新型电力系统的安全稳定运行带来严峻的挑战, 在复杂或特殊场景下导致的连锁故障, 都可能给电力系统带来严重的危害, 对社会和经济造成巨大的影响^[1-3]。相较

收稿日期: 2023-09-13

基金项目: 国网内蒙古东部电力有限公司科技项目(52660422000A)。

于传统电力系统而言,高比例新能源电力系统连锁故障传播和演化的机理更为复杂。2019年英国大停电事故^[4]、2016年澳大利亚大停电事故^[5]均是因为高比例新能源电力系统线路故障造成近区电压变化,引发新能源场站的高/低电压穿越保护动作使得新能源机组大规模脱网,最终导致连锁故障。

近年来,国内外学者已经对电力系统连锁故障开展了广泛而深入的研究,包含对连锁故障的仿真、连锁故障风险评估及连锁故障的抵御和阻断控制等。文献[6-8]分别基于传统 OPA 进行了改进,考虑了调度、自动化、继电保护等因素,使连锁故障仿真更接近真实场景。文献[9]基于 OPA 模型,分析了风电出力的不确定性对连锁故障的影响。文献[10-12]采用图神经网络分别对高比例新能源渗透的电力系统进行连锁故障实时风险评估和薄弱线路分析。文献[13]在连锁故障评估中考虑了风电的随机性和系统的调频作用,有效计及了系统可能发生的频率失稳风险。文献[14-16]分别基于强化学习和优化的方法,通过调整发电机出力 and 切除部分负荷的方式,对连锁故障进行了阻断和控制。以上文献对连锁故障各方面予以分析,为构建连锁故障仿真分析提供了较好参考,然而欠缺对电压和无功方面的考虑。

对于高比例新能源电力系统而言,电压主导型故障亦是导致连锁故障发展的重要因素之一。在过载主导型连锁故障发展过程中,由于局部无功不足或过剩,将导致电压发生偏移越限,从而引起新能源场站高/低电压穿越保护动作或低压减载保护动作,导致新能源大规模脱网或大量负荷切除,加剧连锁故障发展。通过对无功补偿容量和位置进行合理的规划和配置,能够有效抵御或减缓电压型主导连锁故障的发生,减少连锁故障带来的损失。对于无功补偿的配置,文献[17]考虑故障场景,对静态和动态的无功源配置进行优化求解,获取最优的静态和动态无功补偿配置方案,然而欠缺对新能源的考虑。文献[18]计及故障场景,在考虑新能源的情况下,优化求解故障下区域的无功储备,有效提高了故障下系统的电压安全水平。然而该文献仅挖掘电网现有无功调节能力,没有考虑无功补偿的规划配置。

综上所述,本文提出一种考虑连锁故障场景的无功补偿优化配置方法。首先,构造连锁故障仿真模型,通过随机初始故障触发过载主导型连锁故障,从中提取电压主导型连锁故障场景;其次,对故障场景进行削减,通过对电网拓扑的邻接矩阵进行奇异值分解,利用 K-means 算法进行聚类,提取故

障典型场景;然后,构建基于数据驱动的分布式鲁棒优化(DRO)模型,以最优无功补偿配置为主问题,以各场景损失最小为子问题,通过列与约束生成(C&CG)算法对问题进行迭代求解;最后,通过仿真算例验证所提方法的有效性和合理性。

1 电压主导型连锁故障场景生成

实际连锁故障的发生将对电网产生巨大的危害,通常需要构建仿真模型对连锁故障进行研究分析。本文基于过载主导型连锁故障仿真,以节点电压幅值是否越限或潮流是否收敛为判据,进行连锁故障仿真,获取电压主导型连锁故障场景。

1.1 线路停运概率模型

在某些初始故障触发后,由于线路过载触发保护动作将其切除,该线路潮流转移导致其他线路过载,从而诱发连锁故障。在该过程中,通常采用分段函数对故障线路的切除概率进行描述:

$$P_L = \begin{cases} P_0, & 0 \leq F < F_n \\ P_0 + (1 - P_0) \frac{F - F_n}{F_{\max} - F_n}, & F_n \leq F < F_{\max} \\ 1, & F \geq F_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_0 为保护隐性故障的概率,取值为 0.01; F 表示线路当前潮流; F_n 表示线路正常运行潮流极限; $F_{\max}$ 表示保护动作极限值。

1.2 新能源出力及负荷模型

在高比例新能源电力系统下,新能源发电机组的出力随机性大,且负荷也具有波动性。在不同的发电机出力及负荷水平下,电力系统具有不同的潮流分布,连锁故障的发展和传播方式也不相同。在提取电压主导型连锁故障场景时,从已知分布中采样一组数据进行仿真,重复进行多次,获取不同新能源出力及负荷水平下的电压主导型连锁故障场景集合。

1.3 连锁故障仿真流程

本文采用仿真的方式对连锁故障进行仿真,基于仿真结果提取电压主导型故障典型场景。所使用的连锁故障模型仿真流程见图 1,其步骤如下:

- 1) 依照概率随机开断线路,触发连锁故障;
- 2) 判断电网是否发生解列,形成电力孤岛,并分别计算各孤岛的潮流;
- 3) 对各孤岛进行判别:若在考虑电压上下限约束的情况下潮流收敛,则依照线路停运概率对线路进行停运,返回步骤 2;若潮流不收敛或电压越限,则该孤岛退出仿真;
- 4) 若所有孤岛的潮流均不收敛,则停止仿真,获取电压主导型连锁故障事故场景。

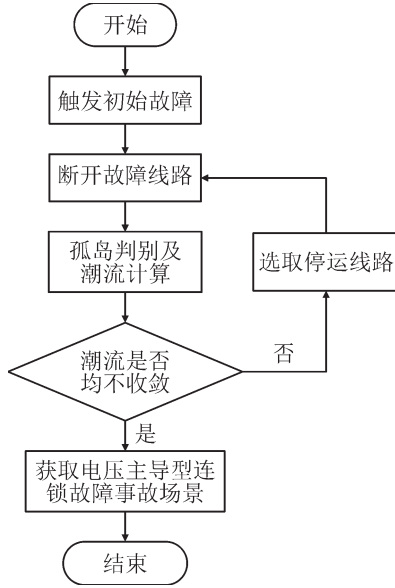


图1 连锁故障仿真流程图

Fig. 1 Flow chat for cascading failure simulation

2 考虑故障拓扑的场景削减

电压主导型连锁故障的场景众多,若将大量的场景参与优化求解,将会带来巨大的计算负担,需要对场景进行削减,提取特征,构造典型场景。对于各类电压主导型连锁故障场景,在不同的初始故障以及不同的发电机出力 and 负荷水平下,各场景的拓扑结构也不同。本文通过矩阵分解提取拓扑特征,采用 K-means 聚类算法对场景进行削减,最终获得典型场景集合。

2.1 故障场景拓扑特征提取

电网的拓扑连接结构可以由一个无向图的邻接矩阵进行表示^[19-20],对矩阵进行奇异值分解,可以得到

$$A = U \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T \quad (2)$$

式中: A 为邻接矩阵; U, V 分别为左奇异向量和右奇异向量构成的矩阵; $W = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$, 其中, $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 为矩阵 A 的奇异值序列, r 为矩阵 A 的秩。奇异值分解后由大到小排列的奇异值序列可以作为电网拓扑结构特征。

2.2 故障场景聚类及典型场景提取

基于故障网络拓扑的奇异值分解,将分解后得到的奇异值序列作为各场景的拓扑结构特征向量,以各向量间的二阶范数作为距离指标,采用 K-means 算法进行聚类,从样本总数为 M 场景中生成 K 组簇,每组簇的样本数量为 M_k 。为了使生成的典型场景更贴合真实场景,在每组簇中选择与聚

类中心距离最近的样本作为典型场景。通过以上方法,可以获得一个包含 K 种不同拓扑的电压主导型连锁故障典型场景集合。

3 无功补偿优化配置

依照上文得到的电压主导型连锁故障典型场景集合为基础,以无功补偿配置的成本最小为主问题的优化目标,求取最优无功补偿选址及配置容量;以各场景下的灾害损失期望值最小为子问题的优化目标,考虑场景概率构建基于数据驱动的分布式鲁棒优化模型,并通过 C&CG 算法进行迭代求解。

3.1 确定性模型

对于无功补偿优化配置模型,本文假设装设的无功补偿为动态无功补偿器,其具备增发及吸收无功的能力。无功补偿选址及容量配置的优化模型为

$$f_1 = \min \sum_{i=1}^N (C_{\text{fix}} x_i + C_{\text{svg}} y_i) \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N |x_i y_i| \leq C_{\text{tol}} \quad (4)$$

式中: x_i 为节点 i 是否装配无功补偿,取值为 0 或 1; y_i 为节点 i 装配的无功补偿容量; C_{fix} 为装配无功补偿的固定成本; C_{svg} 为装配单位容量无功补偿的可变成本; C_{tol} 为允许装配无功的总容量; N 为系统的节点数。

针对各个电压主导型故障典型场景,为了防止系统崩溃或电压越限,通常采用求解最优潮流的方式,调整发电机出力 and 削减负荷,使电网在保证潮流收敛的情况下,削减负荷量最小。本文采用文献[21]所述方式,对非线性的潮流约束采用二阶锥近似,提升了优化问题的求解速度。在考虑节点增设无功补偿后,其优化模型为

$$f_2 = \min \sum_{i \in G} (P_i^g + Q_i^g) + \sum_{i \in D} \alpha_i \omega_i (P_i^d + Q_i^d) \quad (5)$$

$$\text{s.t.} \quad P_i^g - (1 - \alpha_i) P_i^d = \sum_{j \in D} (G_{ij} c_{ij} - B_{ij} s_{ij}), \quad i \in D$$

$$Q_i^g - (1 - \alpha_i) Q_i^d + Q_i^c = \sum_{j \in D} (-G_{ij} s_{ij} - B_{ij} c_{ij}), \quad i \in D$$

$$Q_i^c \leq |x_i y_i|, \quad i \in D$$

$$c_{ij} = c_{ji}, \quad s_{ij} = -s_{ji}, \quad i, j \in D$$

$$\underline{V}_i^2 \leq c_{ii} \leq \bar{V}_i^2, \quad i \in D \quad (6)$$

$$\underline{Q}_i \leq Q_i^g \leq \bar{Q}_i, \quad i \in G$$

$$\left\| \begin{bmatrix} c_{ij} \\ s_{ij} \\ (c_{ii} - c_{jj})/2 \end{bmatrix} \right\|_2 \leq (c_{ii} + c_{jj})/2, \quad i, j \in D$$

$$\alpha_i \in [0, 1], \quad i \in D$$

式中: G, D 分别为发电机节点和所有节点的集合; P_i^g, Q_i^g 为节点 i 的有功和无功出力; P_i^d, Q_i^d 为节点 i 的有功和无功负荷; Q_i^c 为节点 i 补偿的无功; G_{ij}, B_{ij} 为节点 ij 间线路的导纳; $V_i, \bar{V}_i$ 为节点 i 的电压上下限; $\underline{Q}_i, \bar{Q}_i$ 为发电机节点 i 的无功调节上下限; α_i 为节点 i 负荷削减的比例; ω_i 为节点 i 的负荷的权重。

3.2 基于数据驱动的分布式鲁棒优化模型

为了解决优化问题中的不确定性影响,鲁棒优化和随机优化在各类研究中广泛应用,然而二者存在求解结果过于保守或过于冒险的缺陷^[22-25]。分布式鲁棒优化结合了二者的优点,采用不确定概率密度来描述不确定性,进而将不确定性目标转化为寻找最恶劣场景下的概率分布。通常情况下,场景的概率分布难以获得,故采用数据驱动的方式,基于大量样本建立不确定集合描述场景概率^[26]。基于数据驱动的分布式鲁棒优化的公式可以写成如下二阶段分布式鲁棒优化的形式

$$\min_x f_1(x) + \max_{p_k \in \Omega} \sum_{k=1}^K p_k r(x, \xi_k) \quad (7)$$

$$\text{s.t. } h(x) \leq 0 \quad (8)$$

$$r(x, \xi_k) = \min_{y_k \in U(x, \xi_k)} f_2(x, y_k, \xi_k) \quad (9)$$

$$\text{s.t. } g(x, y_k, \xi_k) \leq 0 \quad (10)$$

式中: p_k 为场景 k 发生的概率; K 为场景总数; x 为主问题的待求解变量; y_k 为第 k 个场景子问题的待求解变量; ξ_k 为第 k 个场景; $U(x, \xi_k)$ 为给定 x 和 ξ_k 时优化变量 y_k 的可行域; Ω 为场景概率的不确定集合; $h(x)$ 为主问题的约束条件; $g(x, y_k, \xi_k)$ 为子问题的约束条件。

对于数据驱动的分布式鲁棒优化问题,需要通过数据构建不确定集。基于前文所提取的典型场景集合。本文采用综合范数置信集作为场景概率的不确定集,其表达式为

$$\Omega_1 = \left\{ p_k \mid p_k \geq 0, k=1, 2, \dots, K; \sum_{k=1}^K p_k = 1; \sum_{k=1}^K |p_k - p_k^0| \leq \theta_1 \right\} \quad (11)$$

$$\Omega_\infty = \left\{ p_k \mid p_k \geq 0, k=1, \dots, K; \sum_{k=1}^K p_k = 1; \max_{1 \leq k \leq K} |p_k - p_k^0| \leq \theta_\infty \right\} \quad (12)$$

式中: Ω_1, Ω_∞ 为 1-范数置信集和 ∞ -范数置信集; p_k^0 为初始场景概率分布; θ_1, θ_∞ 为 1-范数和 ∞ -范数下概率分布允许的偏差。由文献[27]可得:

$$\Pr \left\{ \sum_{k=1}^K |p_k - p_k^0| \leq \theta_1 \right\} \geq 1 - 2Ke^{-\frac{2M\theta_1}{K}} \quad (13)$$

$$\Pr \left\{ \max_{1 \leq k \leq K} |p_k - p_k^0| \leq \theta_\infty \right\} \geq 1 - 2Ke^{-2M\theta_\infty} \quad (14)$$

假设式(13)和(14)的置信度水平为 b , 保证有 b 的可能性在给定集合内存在该分布。 θ_1 和 θ_∞ 公式为

$$\theta_1 = \frac{K}{2M} \ln \left(\frac{2K}{1-b} \right) \quad (15)$$

$$\theta_\infty = \frac{1}{2M} \ln \frac{2K}{1-b} \quad (16)$$

偏差值可以描述场景允许偏离初始场景的最大值,用于表示模型的冒险和保守程度。

3.3 分布式鲁棒优化求解算法

对于二阶段分布式鲁棒优化问题,通常可以采用 C&CG 算法对问题进行求解。C&CG 算法通过迭代求解主问题和子问题,不断更新上下界,并在求解主问题的过程中,不断添加与子问题相关的辅助变量和约束,加快收敛速度,最终收敛至最优解。

对于两阶段分布式鲁棒优化模型,式(7)-(10)可以分解为主问题和子问题,并采用 C&CG 算法进行迭代求解,主问题可以写为

$$\begin{aligned} \min_x & (f_1(x) + \eta) \\ & h(x) \leq 0 \\ \text{s.t. } & \eta \geq \sum_{k=1}^K p_k^l f_2(x, y_k^l, \xi_k) \\ & g(x, y_k^l, \xi_k) \leq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

式中: η 为子问题的松弛变量; l 为第 l 次迭代; y_k^l 为第 l 次迭代时引入的与子问题相关的辅助变量; p_k^l 为第 l 次迭代时的最恶劣场景概率分布。

子问题可以写为

$$\begin{aligned} \max_{p_k \in \Omega} & \sum_{k=1}^K p_k \min_{y_k \in U(x, \xi_k)} f_2(x^*, y_k, \xi_k) \\ \text{s.t. } & g(x, y_k, \xi_k) \leq 0 \end{aligned} \quad (18)$$

式中: x^* 为主问题的解。

由于子问题仍是一个双层的优化问题,且不同场景下的拓扑结构不同,各个子问题互相独立,可以分别求解子问题的各场景下的值,并求解最恶劣场景的概率,传递给主问题进行迭代计算。

4 算例分析

为了验证所提方法的合理性和有效性,本文基于 IEEE 39 节点系统,进行仿真验证。使用 Python 进行场景仿真和场景削减,采用 Gurobi 求解器对数据驱动的分布式鲁棒优化模型进行求解。

4.1 算例场景搭建

对于 IEEE 39 节点系统,将节点 31 和节点 35 上的发电机替换为等容量的风电场和光伏发电系统,

并使用实际风电和光伏出力及负荷数据,等比例缩放后,作为新能源不确定出力及负荷波动场景集。在连锁故障仿真时,各线路初始故障概率均取 0.03。

对于典型场景提取,采用 2 000 个仿真后的电压主导型连锁故障场景,设置聚类后簇的数量为 50,获取削减后的典型场景集。

基于数据驱动分布式鲁棒优化模型中,电压允许的偏差为 10%,采用 ∞ -范数不确定集,允许的场景概率偏差为 θ_0 ,置信度 b 取 0.95。无功补偿安装的固定费用为 20 万元,可变成本为 30 万元/Mvar。

4.2 算例分析

基于所搭建的算例场景,首先对不同负荷无功水平下的电网进行电压主导型连锁故障场景无功补偿优化配置的分析。设置电网负荷的无功水平分别为原始水平的 0.9、1.0、1.1 倍,分别进行仿真及计算分析,得到的结果见图 2。

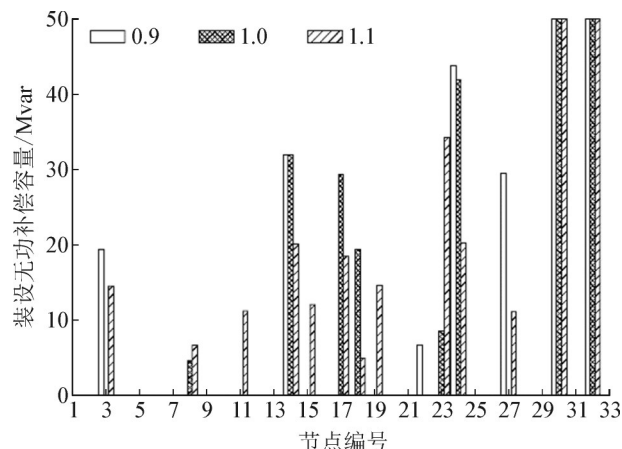


图2 不同负荷无功水平下节点无功补偿需求量
Fig. 2 Reactive compensation demand under different load reactive power level at each node

由图中可以看出,随着负荷无功水平的增长,对于无功补偿的需求量也在上升。在负荷无功水平为原始水平的 0.9、1.0、1.1 倍时,其所需的无功补偿总容量分别为 231.29 Mvar、235.68 Mvar、267.83 Mvar。从无功补偿节点分布来看,节点 14、24、30、32 在不同负荷无功水平下均需要无功补偿。节点 11、19 仅当负荷无功水平增加到原始值的 1.1 倍时需要进行无功补偿。由此可得,在不同负荷无功水平下,均需要装设无功补偿的节点,在连锁故障发生时易发生无功不足而导致电压下降或上升的现象,是电压型连锁故障的关键节点。

在不同的发电机无功调节能力下,对无功补偿配置进行分析。设置发电机最大可调无功容量为原始值的 0.8、0.9、1.1 倍,仿真求解后的结果见图 3。

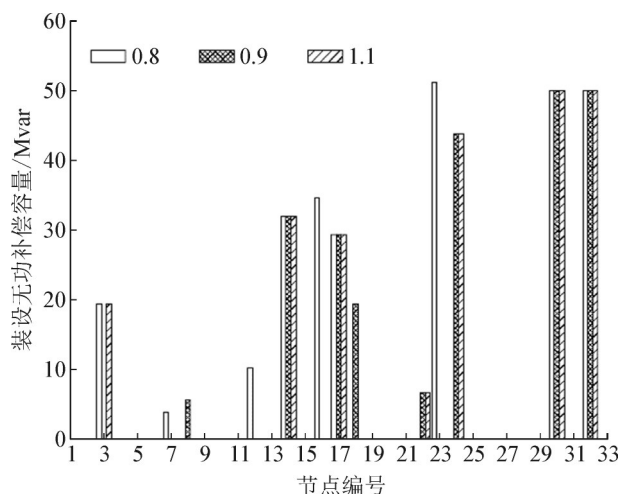


图3 不同发电机无功调节水平下节点无功补偿需求
Fig. 3 Reactive compensation demand under different generators reactive power regulation level at each node

在发电机最大可调无功容量为原始值的 0.8、0.9、1.1 倍时,分别需要的无功补偿总容量为 280.6 Mvar、236.75 Mvar、231.12 Mvar,即随着发电机最大可调无功容量的增加,所需要的无功补偿容量相应减少。对于各节点的无功补偿容量分布,在不同发电机最大无功调节容量下,同一节点的需求量差异较大,仅有节点 14、17、30、32 在各情况下均需要装设无功补偿。

4.3 模型对比

将基于数据驱动的鲁棒优化模型与传统鲁棒优化模型(RO)、随机优化模型(SO)进行对比,得到的结果见表 1。

表1 3种模型比较
Table 1 Comparison of three types of models

模型	配置成本/万元
DRO	7 303.16
RO	8 171.86
SO	7 250.62

由表中可得,RO 模型的配置成本最高,由于其需要应对最恶劣情况,结果过于保守。SO 模型仅基于已有场景分布,计算结果相对冒险。DRO 模型兼顾了 RO 和 SO 的优势,相较于 SO 模型,在已有场景概率的基础上,考虑场景概率分布的允许偏差,对恶劣场景加以考虑,其结果具有更好的经济性。

5 结语

本文提出了一种考虑电压主导型连锁故障的新能源电力系统无功补偿优化配置方法,通过构建连锁故障仿真模型提取电压主导型故障场景,并进

行场景削减获取典型场景集,通过求解优化模型获取最优无功补偿配置方案,得到结论如下:

1)通过算例的仿真验证,对电力系统无功补偿优化配置模型进行求解,能够有效的分析得出各节点在电压主导型连锁故障发生时的无功缺额量,为电压主导型连锁故障的预防和阻断提供了依据;

2)采用基于数据驱动的分布式鲁棒优化模型能够兼顾鲁棒优化和随机优化的优点,求解结果具有经济性和鲁棒性的折中。

参考文献

- [1] 沈政委,孙华东,仲悟之,等. 基于关键事件的高比例新能源电力系统故障连锁演化规律分析[J]. 电力系统自动化,2022,46(24):57-65.
SHEN Zhengwei,SUN Huadong,ZHONG Wuzhi,et al. Key event based analysis on law of cascading failures in power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems,2022,46(24):57-65.
- [2] 崔晓丹,吴家龙,雷鸣,等. 新能源高占比电力系统的连锁故障诱因及事故链搜索技术探讨[J]. 电力自动化设备,2021,41(7):135-143.
CUI Xiaodan,WU Jialong,LEI Ming,et al. Discussion on inducement and fault chain search technology of cascading failure in power system with high penetration of renewable energy[J]. Electric Power Automation Equipment,2021,41(7):135-143.
- [3] LIU Dong,XI Zhang,K. TSE CHI. Effects of high level of penetration of renewable energy sources on cascading failure of modern power systems[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems. 2022,12(1):98-106.
- [4] 方勇杰. 英国“8·9”停电事故对频率稳定控制技术的启示[J]. 电力系统自动化,2019,43(24):1-5.
FANG Yongjie. Reflections on frequency stability control technology based on the blackout event of 9 August 2019 in UK[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(24):1-5.
- [5] YAN Ruifeng,et al. The anatomy of the 2016 South Australia blackout: A catastrophic event in a high renewable network[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2018,33(5):5374-5388.
- [6] 龚媛,梅生伟,张雪敏,等. 考虑电力系统规划的OPA模型及自组织临界特性分析[J]. 电网技术,2014,38(8):2021-2028.
GONG Yuan,MEI Shengwei,ZHANG Xuemin,et al. An improved OPA model considering planning and self-organized criticality analysis[J]. Power System Technology,2014,38(8):2021-2028.
- [7] MEI Shengwei. An improved OPA model and blackout risk assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2009,24(2):814-823.
- [8] GONG Yuan,et al. An improved opa model in power system considering planning[C]// Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference.[S.1.]: IEEE,2014.
- [9] ATHARI,MIR HADI,WANG Zhifang. Impacts of wind power uncertainty on grid vulnerability to cascading overload failures[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2017,9(1):128-137.
- [10] ZHU Yuhong,et al. Real-time cascading failure risk evaluation with high penetration of renewable energy based on a graph convolutional network[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2022.
- [11] 古思丽,乔骥,张东霞,等. 基于图深度学习的薄弱支路辨识与溯因分析[J]. 中国电机工程学报,2023,43(3):1004-1017.
GU Sili,QIAO Ji,ZHANG Dongxia,et al. Identification and attribution analysis of weak branches based on graph deep learning[J]. Proceedings of the CSEE,2023,43(3):1004-1017.
- [12] 刘彤,李少岩,顾雪平,等. 基于图注意力网络算法的电网连锁故障关键线路辨识[J]. 中国电机工程学报,2022,42(15):5448-5459.
LIU Tong,LI Shaoyan,GU Xueping,et al. Critical line identification of cascading failure in power grid based on graph attention network algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2022,42(15):5448-5459.
- [13] 周智行,石立宝. 考虑风电不确定性及系统调频作用的电网连锁故障风险评估[J]. 中国电机工程学报,2021,41(10):3305-3316.
ZHOU Zhihang,SHI Libao. Risk assessment of power system cascading failure considering wind power uncertainty and system frequency modulation[J]. Proceedings of the CSEE,2021,41(10):3305-3316.
- [14] 邓祥力,王伟,刘世明. 基于博弈强化学习的电网故障序列搜索及防御策略研究[J]. 电网技术,2021,45(12):4856-4868.
DENG Xiangli,WANG Wei,LIU Shiming. Research on searching of fault sequence and defense strategy in power grid based on game reinforcement learning[J]. Power System Technology,2021,45(12):4856-4868.
- [15] DENG Xiangli. Optimal defense strategy for AC/DC hybrid power grid cascading failures based on game theory and deep reinforcement learning[J]. Frontiers in Energy Research,2023,11:1167316.
- [16] 刘雨濛,顾雪平,王涛. 计及传播路径的电力系统连锁故障多阶段阻断控制[J]. 电力自动化设备,2021,41(12):151-157.
LIU Yumeng,GU Xueping,WANG Tao. Multi-stage block-

- ing control of power system cascading failures considering propagation path[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(12): 151-157.
- [17] 侯杰群. 电力系统静态和动态无功电源优化配置方法[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [18] 陈光宇, 吴文龙, 戴则梅, 等. 计及故障场景集的风光储混合系统区域无功储备多目标优化[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(17): 194-204.
- CHENG Guangyu, WU Wenlong, DAI Zemei, et al. Multi-objective optimization of regional reactive power reserve in hybrid system with wind, photovoltaic and energy considering fault scenario set[J]. Automation of Electric Power System, 2022, 46(17): 194-204.
- [19] 郭晓斌, 许悦, 程乐峰, 等. 基于拓扑相似性分析的配电网网架可靠性评估[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3760-3769.
- GUO Xiaobin, XU Yue, CHENG Lefeng, et al. Reliability assessment of distribution network architecture based on topological similarity analysis[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3760-3769.
- [20] 李国庆, 张斌, 肖桂莲, 等. 基于多尺度特征集的高占比新能源电网连锁故障数据驱动辨识方法[J]. 电力建设, 2023, 44(6): 91-100.
- LI Guoqing, ZHANG Bin, XIAO Guilian, et al. Data-driven cascading failure prediction method for high-proportion renewable energy systems based on multi-scale topological features[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(6): 91-100.
- [21] KOCUK, BURAK, SANTANU S. et al. Strong SOCP relaxations for the optimal power flow problem[J]. Operations Research, 2016, 64(6): 1177-1196.
- [22] 童宇轩, 胡俊杰, 刘雪涛, 等. 新能源电力系统灵活性供需量化及分布鲁棒优化调度[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 80-90.
- TONG Yuxuan, HU Junjie, LIU Xuetao, et al. Quantification of supply and demand flexibility and distributionally robust optimal dispatch of renewable energy-dominated power systems[J]. Automation of Electric Power System, 2023, 47(15): 80-90.
- [23] ZHAO Chaoyue, GUAN Yongpei. Data-driven stochastic unit commitment for integrating wind generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 31(4): 2587-2596.
- [24] 刘志宏, 邵振通, 丛鹏, 等. 基于节点可靠性重要度评估的配网侧储能鲁棒规划方法[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(2): 33-39.
- LIU Zhihong, SHAO Zhentong, CONG Peng, et al. A robust planning method for distribution-level energy storage based on nodal reliability importance assessment[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(2): 33-39.
- [25] 肖健夫, 张亮, 黄娟, 等. 兼顾经济性和鲁棒性的配电网分布式储能MPC协调控制方法[J]. 电器与能效管理技术, 2022(5): 55-64.
- XIAO Jianfu, ZHANG Liang, HUANG Juan, et al. Distributed energy storage MPC coordinated control method for distribution network considering economy and robustness[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2022(5): 55-64.
- [26] 陈江, 张立松, 谭龙胜, 等. 一种高鲁棒性雷击干扰与故障识别方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(2): 10-15.
- CHEN Jiang, ZHANG Lisong, TAN Longsheng, et al. Research on a highly robust lightning disturbance and fault identification method[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(2): 10-15.
- [27] 汤东升, 钟伟东, 慕小斌, 等. 基于鲁棒模型的多站融合场景下综合能源系统全局低碳策略[J]. 电测与仪表, 2022, 59(6): 113-121.
- TANG Dongsheng, ZHONG Weidong, MU Xiaobin, et al. Global low carbon strategy of integrated energy system in multi-station integration based on robust model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(6): 113-121.

作者简介:

赵晓敏(1993—), 女, 助理工程师, 主要从事新能源并网控制、检测工作。

单小雨(1995—), 男, 助理工程师, 主要从事新能源并网控制、检测工作。

李斯特(1993—), 男, 工程师, 主要从事新能源并网控制、检测工作。

郑凌枫(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事新能源电力系统分析工作。

周永智(1987—), 男, 博士, 副教授, 通信作者, 主要研究方向为新能源电力系统连锁故障分析。Email: zhouyongzhi@zju.edu.cn。