

面向配电网弹性提升的智能软开关鲁棒优化

胡玉¹, 顾洁¹, 马睿¹, 白凯峰¹, 严胜², 王承民¹, 王智冬³

(1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240; 2. 国家电网有限公司, 北京 100031;
3. 国网经济技术研究院有限公司, 北京 102209)

摘要:研究了自然灾害场景下提升配电网弹性的智能软开关(SNOP)优化配置问题。综合考虑SNOP的功能特性与运行边界,建立了面向配电网弹性提升的SNOP配置三层防御-攻击-防御优化模型,并提出了求解该模型的两阶段鲁棒优化方法——列约束生成(CCG)算法。以IEEE 33节点为例,对所述模型和求解算法进行验证,结果表明所得的SNOP优化配置与运行方案可显著提升灾害场景下的配电网弹性,降低供电负荷损失量。

关键词:自然灾害;配电网;弹性;智能软开关;鲁棒优化;列约束生成算法

中图分类号:TM 727

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.201911010

0 引言

近年来,飓风、地震、洪水等自然灾害频发,严重威胁电力系统的安全运行,可能会造成大面积停电事故,给社会生产生活带来巨大的损失。为衡量停电事故发生后电力系统的响应与恢复速度,学术界提出了“弹性”这一概念。配电网弹性可定义为配电网对于小概率-高损失灾害事件的抵御、响应、适应以及恢复到正常运行状态的能力^[1]。配电网弹性提升能够提高配电网对灾害事件的应对能力,并有效缩小负荷停电范围,最大限度地减小停电损失^[2]。

目前,国内外学者从对灾害事件的预防^[3]、抵御^[4]与响应^[5]等方面,研究了配电网弹性提升的相关技术。文献[6]利用基于贝叶斯网络的状态可视化建模技术建立自然灾害预警系统,对电力系统状态进行实时感知、监控和预警,增强灾害发生前的抵御能力。文献[7]通过改进配电网结构提高配电网建设标准,更新电气设备提升配电网对灾害事件的抵御能力。文献[8]利用网络重构技术,在满足约束条件的前提下,通过调节馈线联络开关状态改变配电网拓扑结构,使非故障区域恢复供电,提升系统的弹性。文献[9]提出构建兼顾强化措施与智能量测系统的“混合型电网”,以提高未来电力系统的弹性与健壮性。以上措施虽能在一定程度上改善配电网弹性,但网络重构可能会导致电流冲击等问题,带来安全隐患,需要寻找更为完善的技术手段提升配电网弹性。智能软开关(SNOP)是一种全控型电力电

子器件,可用于实现配电网的优化运行、有源配电网的电压无功控制等。与网络重构技术相比,SNOP可以通过无触点的闭环、解环操作实现网络拓扑的灵活变化,平稳控制其有功、无功输出,限制故障电流和提高配电网在灾害发生后的恢复能力^[10]。在配电网故障状态下,通过改变SNOP的控制模式能够为系统提供电压和频率支撑,实现非故障区域的不间断供电^[11]。

为充分发挥SNOP对配电网弹性的调节作用,考虑到SNOP的运行特性,本文以总供电负荷为性能指标衡量配电网弹性,提出一种考虑SNOP的鲁棒优化配置模型以提高灾害场景下的配电网弹性,基于列约束生成(CCG)算法对该优化配置模型进行求解,并通过IEEE 33节点算例验证了所提模型与算法的有效性。

1 配电网弹性分析过程和量化方法

根据配电网弹性的定义,可将配电网弹性分析过程划分为如图1所示的4个阶段:预防阶段(t_0-t_1),配电网遭受灾害前,系统维持稳定运行;渗透阶段(t_1-t_2),配电网遭受灾害后元件出现故障,系统性能急剧下降;适应阶段(t_2-t_3),相关人员针对故障采用网络重构等主动措施进行响应,提升系统性能;恢复阶段(t_3-t_4),制定修复策略,通过分配资源修复故障元件,并使系统恢复正常运行状态。

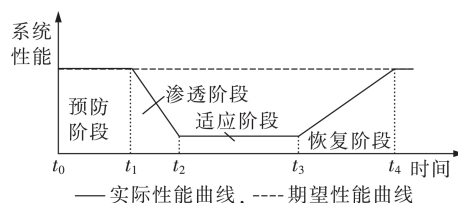


图1 配电网弹性分析过程

Fig.1 Analysis process of distribution network resilience

对配电网弹性进行量化分析需要选择合适的性

收稿日期:2018-12-08;修回日期:2019-09-09

基金项目:国家重点基础研究发展计划项目(2016YFB09001-00);国家电网公司总部科技项目(B3440818K010);上海市科委重大项目(18DZ1100303)

Project supported by the National Basic Research Program of China (2016YFB0900100), the Science and Technology Project of SGCC(B3440818K010) and Key Project of Shanghai Science and Technology Committee(18DZ1100303)

能指标,本文选取配电网总供电负荷作为系统性能指标^[12],用于反映配电网在发生自然灾害时的供电能力,如式(1)所示。

$$P(t) = \sum_{i \in N} P_i(t) \quad (1)$$

其中, $P(t)$ 为 t 时刻的系统性能指标(MW); N 为配电网的供电节点集合; $P_i(t)$ 为第 i 个节点在 t 时刻的负荷(MW)。

考虑到弹性的基本特征,本文将配电网弹性量化为实际性能(即实际供电负荷)曲线的积分与期望性能(即配电网正常运行时的总供电负荷)曲线的积分的比值^[13]:

$$\alpha = \frac{\int_{t_1}^{t_4} P_R(t) dt}{\int_{t_1}^{t_4} P_T(t) dt} = 1 - \frac{\int_{t_1}^{t_4} (P_T(t) - P_R(t)) dt}{\int_{t_1}^{t_4} P_T(t) dt} \quad (2)$$

其中, α 为配电网的弹性(无量纲); t_1 为灾害发生后,系统性能开始下降的时刻; t_4 为系统性能完全恢复的时刻; $P_R(t)$ 为实际性能函数; $P_T(t)$ 为期望性能函数。

为了直观地反映灾害事件对配电网的影响程度,定义系统影响值为实际性能曲线与期望性能曲线关于时间 t 所围成的面积,如式(3)所示。

$$\beta = \int_{t_1}^{t_4} (P_T(t) - P_R(t)) dt \quad (3)$$

其中, β 为系统影响值(MW·h)。系统影响值越大,配电网弹性越低,灾害事件的影响越恶劣,系统性能下降的幅度越大。

配电网弹性分析需考虑最恶劣的灾害情况,定义系统影响值最大的灾害事件为最劣灾害事件。针对某给定电网,最劣自然灾害事件的确定可以通过综合事件发生概率和影响后采用抽样或优化确定,由于篇幅限制,本文仅讨论针对给定灾害事件强度的弹性提升策略。

2 提升配电网弹性的SNOP优化模型

2.1 SNOP的运行特性与功能

SNOP是一种全控型电力电子装置,可通过平稳控制SNOP有功和无功输出来限制故障电流^[10]。本文考虑采用SNOP替代传统的联络开关 T_s ,通过优化SNOP的安装位置与容量、调节SNOP出力,实现非故障区域的不间断供电,提升灾害场景下的配电网弹性。

SNOP可对2条馈线之间传输的有功功率进行控制,在故障状态下,可提供一定的无功和频率支撑。典型的SNOP应用场景如图2所示。

SNOP的功能可以用背靠背电压源型变流器(B2B VSC)、静止同步串联补偿器(SSSC)和统一潮流控制器(UPFC)等方式实现^[14]。本文以B2B VSC型SNOP为例,其结构由2个变流器(VSC₁、VSC₂)经

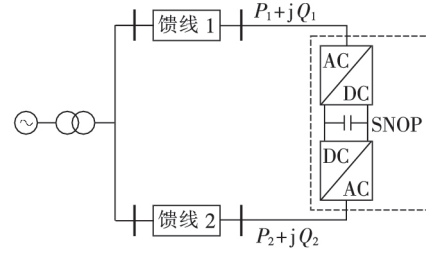


图2 SNOP的典型应用场景

Fig.2 Typical application scenario of SNOP

1个直流电容器连接而成。

运行于故障恢复阶段的SNOP通常采用 $U_{ac}\theta-U_{dc}Q$ 的控制模式^[11]。该模式下,SNOP可控变量包括VSC₁交流侧的节点电压幅值 U_{ac} 、相角 θ 和VSC₂输出的无功功率 Q_2 。 $U_{dc}Q$ 模式对变流器直流侧电压和输出到交流侧的无功功率进行控制,可等效为恒功率型负荷; $U_{ac}\theta$ 模式对变流器交流侧的电压幅值和相角进行控制,在潮流计算中可等效为恒定交流电压源。变流器交流侧的有功功率和无功功率由失电区域的潮流状态决定。SNOP的损耗只占其传输功率的5%^[15],相对于系统损耗非常小,因此本文暂不考虑SNOP的有功损耗。SNOP的运行控制需满足以下约束:

$$P_1(t) + P_2(t) = 0 \quad (4)$$

$$\sqrt{P_1^2(t) + Q_1^2(t)} \leq S_{1\max} \quad (5)$$

$$\sqrt{P_2^2(t) + Q_2^2(t)} \leq S_{2\max} \quad (6)$$

$$U_{ac1}(t) \leq U_{ac}^{\max} \quad (7)$$

$$U_{ac2}(t) \leq U_{ac}^{\max} \quad (8)$$

其中, $P_1(t)$ 、 $P_2(t)$ 分别为2个变流器在 t 时刻的有功功率(MW); $Q_1(t)$ 、 $Q_2(t)$ 分别为2个变流器在 t 时刻的无功功率(Mvar); $S_{1\max}$ 和 $S_{2\max}$ 分别为2个变流器的接入容量(MV·A); $U_{ac1}(t)$ 和 $U_{ac2}(t)$ 分别为2个变流器在 t 时刻的交流侧节点电压幅值(kV); $U_{ac}^{\max}$ 为变流器交流侧的电压幅值上限(kV)。式(4)为SNOP传输的有功功率约束,式(5)和式(6)分别为2个变流器的容量约束,式(7)和式(8)分别为2个变流器交流侧的电压水平约束。

2.2 SNOP鲁棒优化配置与运行模型

面向配电网弹性提升的SNOP优化配置与运行问题可从以下3个方面考虑:配电网遭受灾害前,基于电网的运行状态优化SNOP的配置,增强配电网抵御灾害的能力;配电网遭受灾害时,考虑最严重故障导致配电网弹性降低的情况,分析最劣灾害事件下的配电网弹性;配电网遭受灾害后,相关人员通过调节SNOP的出力,最大限度地提升配电网弹性。

为全面体现配电网对自然灾害抵御、适应以及恢复的能力,考虑以上配电网弹性提升优化问题的

特性,文献[16-18]建立防御-攻击-防御(defender-attacker-defender)的三层优化模型,如图3所示。其以弹性性能指标最大为目标,研究SNOP优化配置与运行问题。

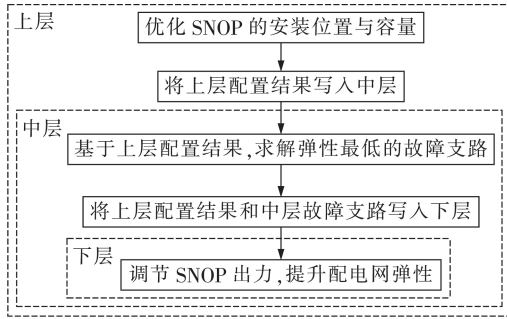


图3 面向配电网弹性提升的SNOP配置与运行的三层优化模型

Fig.3 Three-layer model for SNOP optimal allocation and operation oriented to distribution network resilience enhancement

SNOP配置与运行的三层优化模型与配电网弹性分析的全过程(自然灾害发生前、发生时以及发生后)相对应。模型的上层考虑自然灾害发生之前的配电网弹性,即正常运行条件下,在容量裕度范围内,优化SNOP的安装位置与容量,最大限度提升配电网弹性;模型的中层将自然灾害事件作为攻击者(attacker),考虑最严重故障下的配电网弹性;模型的下层根据SNOP的配置与故障支路,调整SNOP出力,提升配电网弹性。目标函数如下:

$$\max_{z \in Z} \min_{x \in X} \max_{\Omega(x,z)} \alpha \quad (9)$$

其中, Z 为SNOP的可行配置集,包含SNOP的容量裕度约束; X 为灾害事件集,包含自然灾害事件的攻击强度约束如式(10)所示(电网受到灾害攻击的支路数的上限); $\Omega(x,z)$ 为考虑SNOP优化方案(配置与运行) z 与灾害事件 x 的约束集,包括配电网潮流约束、电压水平约束、支路电流约束和SNOP的运行约束。

$$\sum_{l \in Z_k} (1 - u_l) \leq B_k \quad (10)$$

其中, u_l 为支路 l 的0-1状态变量,等于0时表示支路 l 遭受灾害攻击,等于1时表示该支路未遭受攻击; Z_k 为第 k 个区域的支路集; B_k 为第 k 个区域的攻击强度。

配电网弹性的最大(小)化问题对应系统影响值的最小(大)化问题,式(9)中的目标函数可转换为以下形式:

$$\min_{z \in Z} \max_{x \in X} \min_{\Omega(x,z)} \beta \quad (11)$$

除考虑SNOP的运行约束(式(4)~(8))、灾害事件的攻击强度约束(式(10))外,还需考虑的约束条件有系统潮流约束(式(12))、电压水平约束(式

(13))、支路电流约束(式(14))、SNOP容量裕度约束(式(15))。

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) & i \in N \\ Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) & i \in N \end{cases} \quad (12)$$

$$V_i^{\min} < V_i < V_i^{\max} \quad i \in N \quad (13)$$

$$I_l^2 < (I_l^{\max})^2 \quad l \in L \quad (14)$$

$$\sum_{m \in M} (S_{1\max}^m + S_{2\max}^m) \leq S_T \quad (15)$$

其中, P_i 为节点 i 处注入的有功功率(MW); Q_i 为节点 i 处注入的无功功率(Mvar); V_i 为节点 i 的电压幅值(kV); G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点导纳矩阵中的电导、电纳(S); Ω_i 为与节点 i 相连的其他节点集合; θ_{ij} 为节点 i 、 j 之间的相角差; $V_i^{\max}$ 、 $V_i^{\min}$ 分别为节点 i 的电压上限、下限(kV); L 为系统支路集; I_l 为支路 l 的电流幅值(kA); $I_l^{\max}$ 为支路 l 的允许载流量(kA); $S_{1\max}^m$ 、 $S_{2\max}^m$ 分别为第 m 台SNOP的2个变流器的接入容量(MV·A); M 为配电网中安装的SNOP的集合; S_T 为SNOP的容量裕度,表示配电网中加装的SNOP总容量约束的上限(MV·A)。

2.3 提升配电网弹性的分析流程

考虑SNOP优化配置运行的配电网弹性分析过程如下:

(1)读取配电网初始拓扑参数,分析配电网的运行状态;

(2)模拟灾害事件,得到故障支路,考虑到系统恢复所需时间远大于故障渗透时间,本文假定故障渗透过程瞬时完成;

(3)更新网络拓扑,重新读入配电网的网络信息,并计算当前状态下的系统性能指标;

(4)相关人员对灾害事件进行响应,响应措施包括故障检测、故障定位、操作动作和指令下达等;

(5)在满足系统约束的条件下,以最大化配电网总供电负荷为目标,优化SNOP的安装位置与容量、调节SNOP出力,提升配电网弹性;

(6)若系统修复完成,则根据第1节的方法计算配电网弹性,否则转至步骤(7);

(7)生成最优修复策略,采用改进的遗传算法寻找配电网弹性损失最小的故障支路恢复次序^[13],当前故障支路修复完成后转至步骤(3)。

3 SNOP鲁棒优化的CCG求解算法

本文所建立的三层优化模型属于min-max-min型鲁棒优化问题,本质上是一个混合整数非线性规划问题,为求得最劣情况下的目标函数最优解,采用一种两阶段鲁棒优化策略,即CCG算法对上述问题进行有效求解。基于CCG算法,将本文建立的提升

配电网弹性的三层优化模型(式(11))分解为主问题(式(16))与子问题(式(17)),从而可求得有限收敛的精确解^[19]。

3.1 CCG 算法

(1)CCG 主问题。

CCG 主问题用于求解在确定的自然灾害事件下的 SNOP 优化决策方案以及原问题的下界。

$$\begin{aligned} \min \xi \\ \text{s.t. } \xi \geq \min_{\Omega(z, \hat{x}^s)} \beta^s \quad \forall s=1, 2, \dots, S \end{aligned} \quad (16)$$

其中, ξ 为由式(16)的约束条件引入的变量; $\hat{x}^s$ 为第 s 个灾害事件; S 为最劣灾害事件总数; β^s 为第 s 个灾害事件下的系统影响值; $\Omega(z, \hat{x}^s)$ 为配电网在 SNOP 配置方案 z 和灾害事件 $\hat{x}^s$ 下的约束集。

变量 ξ 的引入确保了 CCG 主问题的最优解满足约束条件。CCG 主问题的最优解为原问题的松弛解, 对应的目标函数值为原问题的下界, 当最劣灾害事件集 $\hat{X}$ 包含原问题的所有灾害事件时, CCG 主问题等价于原问题。最劣灾害事件集 $\hat{X}$ 是通过迭代求解 CCG 子问题得到的确定集, CCG 主问题是一个双层优化问题: 上层问题中, 利用下层返回的系统影响值, 并采用传统的整数遗传型算法优化 SNOP 的配置; 下层问题中, 基于上层问题的 SNOP 配置方案, 利用粒子群优化算法优化 SNOP 出力。

(2)CCG 子问题。

CCG 子问题用于求解在确定的 SNOP 优化方案下的最劣自然灾害事件以及原问题的上界。

$$\max_{x \in \hat{X}} \min_{\Omega(z, x)} \beta \quad (17)$$

其中, $\Omega(z, x)$ 为配电网在 SNOP 配置方案 z 和灾害事件 x 下的约束集。

通过求解在给定 SNOP 优化方案 z 下的 CCG 子问题, 得到的最劣灾害事件是原问题的一个可行解, 对应的目标函数值为原问题的上界。CCG 子问题同样为双层优化问题: 上层问题中, 利用下层返回的系统影响值, 并采用传统的整数遗传型算法生成在 SNOP 的优化配置方案 z 下最劣灾害事件; 下层问题中, 基于上层问题的 SNOP 配置方案 z 与灾害事件 x , 利用粒子群优化算法优化 SNOP 出力。

3.2 SNOP 鲁棒优化模型的求解步骤

求解 SNOP 鲁棒优化模型的 CCG 算法具体求解流程如下。

(1)初始化问题, 设置以下参数下界 $L_B = -\infty$, 上界 $U_B = +\infty$, 迭代次数 $k=1$, 最劣灾害事件集 $\hat{X} = \emptyset$ 。

(2)根据最劣灾害事件集 $\hat{X}$ 求解 CCG 主问题, 得到主问题的最优值 M_P^{obj} 以及 SNOP 的配置方案 $\hat{z}$, 令 $L_B = M_P^{\text{obj}}$ 。

(3)根据 SNOP 的配置方案 $\hat{z}$ 求解 CCG 子问题,

得到子问题的最优值 S_P^{obj} 以及最劣灾害事件 x^k , 令 $U_B = \min(U_B, S_P^{\text{obj}})$ 。

(4)判断 L_B 与 U_B 的大小, 若 $U_B - L_B < \varepsilon$ (ε 为系统收敛精度, 本文将 ε 设为 10^{-4}), 终止计算, SNOP 的配置方案 $\hat{z}$ 即为最优配置方案; 否则将 x^k 添加到最劣灾害事件集 $\hat{X}$ 中, 并令 $k=k+1$, 转至步骤(2)。

4 算例分析

本文主要侧重于提升弹性的优化配置模型和算法的研究, 暂未对灾害建模做深入研究, 讨论给定飓风灾害事件强度下的配电网弹性提升策略, 以验证本文模型和算法的有效性。采用如图4所示的 IEEE 33 节点系统, 参照文献[20]建立的飓风灾害模型, 根据配电系统的地理位置、飓风前进的方向, 将配电网划分为3个区域, 对提升配电网弹性的 SNOP 鲁棒优化模型和求解算法进行验证。

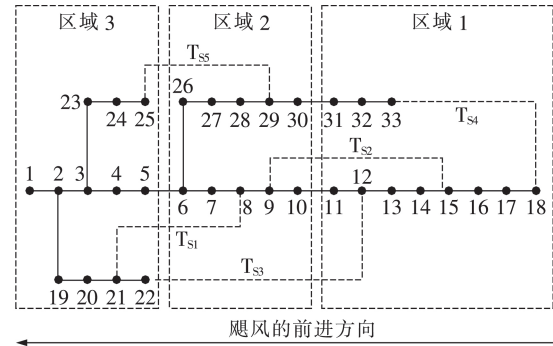


图4 考虑飓风影响的 IEEE 33 节点系统的区域划分情况

Fig.4 Regionalization of IEEE 33-bus system considering hurricane

4.1 SNOP 的配电网弹性提升作用分析

假定在 T_{s1} — T_{s3} 处各安装 1 台容量为 $6 \text{ MV} \cdot \text{A}$ 的 SNOP, 且每台 SNOP 的 2 个变流器容量相同。设定灾害事件为支路 5、8、15、22、29 出现故障^[2]。基于改进的遗传算法对故障支路进行修复, 考虑到修复资源有限, 参考文献[13], 假定每次只修复 1 条故障支路, 故障的修复时间由故障元件所需修复资源的调度时间 η 与故障元件本身的修复时间 ζ 组成, 其中调度时间 η 满足期望值为 5 h 的指数分布, 元件修复时间 ζ 服从 $[0, 3] \text{ h}$ 的均匀分布^[13]。分别计算采用安装 SNOP、采用文献[2]提出的网络重构技术和不采用主动措施 3 种情况下的配电网弹性, 效果对比如图5和表1所示。

由图5和表1可得到以下的结论。

(1)未采用主动措施的配电网在飓风场景下的弹性为 0.5107, 采用网络重构技术可使配电网弹性提升至 0.7708, 通过 SNOP 的优化配置与出力调整则能使该配电网弹性提升至 0.9327。安装 SNOP 后的配电网在发生故障期间, 损失的负荷量只占到了

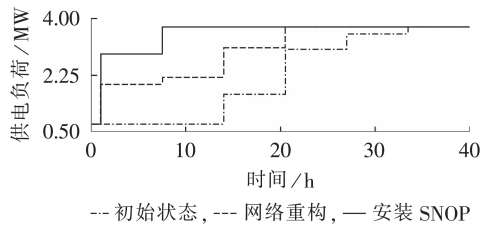


图5 不同方案下配电网供电负荷恢复情况

Fig.5 Load recovery condition of distribution network under different schemes

表1 不同方案下的配电网弹性提升效果对比

Table 1 Comparison of distribution network resilience enhancement under different schemes

方案	$\beta / (\text{MW} \cdot \text{h})$	失负荷时间/h	配电网弹性
安装 SNOP	8.3757	7.5	0.9327
网络重构	28.5245	20.5	0.7708
不采用主动措施	60.8946	33.5	0.5107

正常运行时总负荷量的6.73%。

(2)加装 SNOP 对配电网弹性提升的效果优于网络重构技术,究其原因这是由于网络重构技术通过改变配电网的拓扑结构对失电区域进行供电,可能导致配电网出现电压、电流越限的情况,需切负荷以满足运行约束,故不能保证灾害事件中配电网总的供电负荷最大。SNOP 通过实时调节其有功、无功出力,不仅能恢复失电区域的供电,也能提供一定的电压、频率支撑,进而实现了满足各种运行约束条件下系统性能指标的优化。

(3)配电网在故障状态下,通过 SNOP 的优化配置可增强配电网对灾害事件的适应能力,缩短系统恢复时间,从而提升配电网弹性。本文建立的面向配电网弹性提升的 SNOP 优化模型,仅需根据配电网状态调节 SNOP 的有功和无功输出,不需要频繁切换开关状态,相比网络重构技术,更加灵活。此外,配电网正常运行时,SNOP 可通过其灵活的控制与运行策略实时优化潮流、改善电压、提高 DG 的消纳能力等,具有广泛应用前景^[11]。

4.2 SNOP 鲁棒优化结果分析

飓风灾害具有明显的时空特性,通常沿着包含相关地理区域的某一条路径前进,随着飓风远离海洋,风速下降,飓风攻击基础设施的破坏力减弱。

由图4可知,区域1最靠近飓风发生的位置,受飓风影响最强烈,随着飓风的前进,区域2和区域3遭受的飓风强度逐渐减弱。为验证本文模型的有效性,设定33节点系统中3个区域的攻击强度分别为 $B_1=3, B_2=2, B_3=1$,记为 $[3, 2, 1]$,SNOP的容量裕度 $S_T=20 \text{ MV} \cdot \text{A}$,SNOP的单位优化容量为 $0.1 \text{ MV} \cdot \text{A}$,且同一SNOP处安装的2台换流器容量相同。

根据灾害事件的攻击强度和 SNOP 的容量裕度,采用 CCG 算法对模型进行求解,生成的最劣灾

害事件集如表2所示,得到 SNOP 优化配置方案如下: T_{s1} — T_{s5} 处配置的 SNOP 容量分别为2.1、7.4、4.4、3.2、2.9 $\text{MV} \cdot \text{A}$ 。

表2 基于 CCG 算法生成的最劣灾害事件集

Table 2 Worst case set generated by CCG algorithm

场景	最劣灾害事件集
1	(8, 12, 14, 15, 22, 25)
2	(7, 12, 13, 14, 22, 25)
3	(6, 14, 15, 16, 22, 25)
4	(7, 12, 14, 15, 22, 25)

SNOP 的运行出力与故障的场景、网络的潮流状态有关,附录中图 A1—A4 给出了场景1下各 SNOP 的运行出力结果图,SNOP₁在此场景下不工作。

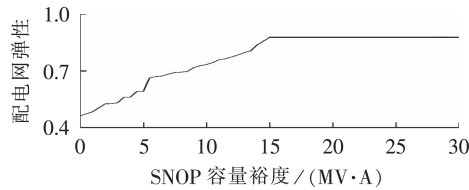
在此攻击强度下,未采用修复措施的配电网弹性为0.4684,网络重构可使配电网弹性提升至0.7483,采用表2中 SNOP 的配置方案可使配电网弹性提升至0.8746。与不采取主动措施相比,配电网弹性提升了86.7%。网络重构技术通过调节馈线联络开关的状态,改变故障状态下的供电路径以减小停电范围,提升配电网弹性;而 SNOP 通过平稳控制其有功、无功输出,能够为系统提供电压和频率支撑,实现非故障区域的不间断供电。因此,基于 SNOP 的弹性提升效果优于网络重构。

依据本节设置的攻击强度和容量裕度参数,随机生成100个灾害场景,未采用主动措施、采用网络重构的配电网弹性结果分别在区间 $[0.6473, 0.8357]$ 、 $[0.7926, 0.9235]$,基于以上 SNOP 的优化配置结果计算配电网弹性,结果介于0.8125~0.9987。表明在随机场景下,网络重构、基于 SNOP 的优化配置这2种措施下的配电网弹性都得到了一定程度的提升。在不同场景下,基于 SNOP 优化配置方案的配电网弹性仍较高。因此,本文模型具有良好的鲁棒性。

利用 SNOP 的鲁棒优化模型,考虑了灾害事件的不确定性,能够在最劣灾害事件下极大地提高配电网的弹性。在随机场景下,基于 SNOP 配置方案的配电网弹性仍较高,优化模型的配电网弹性提升效果明显,具有较好的鲁棒性。

为分析 SNOP 容量裕度 S_T 对弹性提升的影响,在攻击强度 $[3, 2, 1]$ 的边界条件下,针对 SNOP 容量裕度为0~30 $\text{MV} \cdot \text{A}$ 的场景,分别求解 SNOP 优化配置方案,得到优化结果如图6所示。

可见在一定范围内,配电网弹性随着 SNOP 容量裕度 S_T 的增大而增大;由于 SNOP 的安装位置具有局限性,且 SNOP 是通过传输有功功率来对失电区域进行供电,当 SNOP 容量裕度达到15 $\text{MV} \cdot \text{A}$ 后,继续增大 SNOP 的容量裕度对配电网弹性的提升作用不显著。SNOP 容量裕度对弹性提升的影响分析

图6 SNOP容量裕度 S_T 对配电网弹性的影响Fig.6 Effect of S_T on distribution network resilience

结果可以帮助配电网规划人员根据自然灾害事件的攻击强度和配电网弹性需求,确定合适的SNOP安装容量。

为研究不同攻击强度的灾害事件对配电网弹性的影响,对攻击强度从 $[0,0,0]$ 至 $[2,2,2]$ 的灾害场景进行分析,得到系统影响值 β 的计算结果如表3所示。

表3 不同攻击强度的灾害事件对配电网的影响

Table 3 Effect of disaster on distribution network with different attack intensities

灾害场景	$\beta /$ (MW·h)	灾害场景	$\beta /$ (MW·h)	灾害场景	$\beta /$ (MW·h)
$[0,0,0]$	0	$[1,0,0]$	0.675	$[2,0,0]$	3.600
$[0,0,1]$	27.862	$[1,0,1]$	28.447	$[2,0,1]$	30.982
$[0,0,2]$	30.592	$[1,0,2]$	33.907	$[2,0,2]$	38.002
$[0,1,0]$	1.075	$[1,1,0]$	6.225	$[2,1,0]$	12.070
$[0,1,1]$	27.862	$[1,1,1]$	33.258	$[2,1,1]$	39.042
$[0,1,2]$	30.592	$[1,1,2]$	41.252	$[2,1,2]$	55.032
$[0,2,0]$	2.175	$[1,2,0]$	12.485	$[2,2,0]$	18.460
$[0,2,1]$	29.032	$[1,2,1]$	38.653	$[2,2,1]$	43.875
$[0,2,2]$	41.220	$[1,2,2]$	54.642	$[2,2,2]$	68.460

可见不同攻击强度的灾害事件对配电网的影响程度不同,灾害场景 $[0,1,0]$ 、 $[0,1,1]$ 、 $[0,1,2]$ 在配电系统区域3内的攻击强度依次递增,系统影响值分别为1.075、27.862、30.592 MW·h,故在单个区域内,该区域受到的攻击强度越大,则系统影响值越大,灾害事件对配电网的影响也越严重,配电网弹性越低;灾害场景 $[0,2,2]$ 与 $[2,2,0]$ 总攻击强度同为4,而灾害场景 $[0,2,2]$ 的攻击区域更接近配电母线端,2个场景下的系统影响值分别为41.220、18.460 MW·h,故受攻击区域越靠近配电网母线端,系统影响值越大,供电负荷损失量越多。

5 结论

为加强配电网抵御自然灾害的能力,本文提出了一种面向配电网弹性提升的SNOP配置与运行的三层优化模型,并采用CCG算法进行求解,以IEEE 33节点系统为例,验证了所提模型与算法的有效性,得到如下结论。

(1)在故障状态下,SNOP可等效为恒定交流电压源,通过其灵活的控制与运行策略,根据配电网状态调节无功、有功的输出,对失电区域进行电压、频

率支撑,实现失电区域的不间断供电,可显著提升配电网弹性,增强配电网对灾害事件的适应能力。

(2)本文建立的防御-攻击-防御的SNOP三层优化模型,本质上是一个含不确定变量的混合整数非线性规划问题,可采用CCG算法进行有效求解,得到最劣故障状态下配电网弹性的最优解,其在随机场景下具有良好的鲁棒性。

(3)与传统的网络重构技术相比,SNOP不需要频繁切换开关状态,运行控制更加灵活,4.1节中的算例结果表明,加装SNOP后的配电网弹性可提升至0.9327,弹性提升效果优于网络重构技术。同时,SNOP对配电网的弹性提升作用受其容量裕度的影响,在本文所设定的飓风场景下,当容量裕度超过15 MV·A时,配电网弹性提升效果不再随SNOP容量裕度的增加而发生明显变化。

配电网弹性提升技术包含线路强化、网络重构等多种方式,其中SNOP作为柔性互联技术的代表,可有效提升配电网弹性。本文仅从SNOP应用于配电网提升配电网弹性、增强电网抗风险能力这一方面做了探讨,随着新能源与新技术的推广,将SNOP应用于含分布式电源、电动汽车和储能的混合配电系统,以实现电网的优化规划,是未来配网规划运行中一个值得尝试的应用。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 别朝红,林雁翎,邱爱慈. 弹性电网及其恢复力的基本概念与研究展望[J]. 电力系统自动化,2015,39(22):1-9.
BIE Zhaohong, LIN Yanling, QIU Aici. Concept and research prospects of power system resilience[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(22): 1-9.
- [2] BIE Z, LIN Y, LI G, et al. Battling the extreme: a study on the power system resilience[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(7): 1253-1266.
- [3] 刘科研,吴心忠,石琛,等. 基于数据挖掘的配电网故障风险预警[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):148-153.
LIU Keyan, WU Xinzong, SHI Chen, et al. Fault risk early warning of distribution network based on data mining[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 148-153.
- [4] 谭嫣,杨婉,文福拴,等. 计及自然灾害风险的输电系统多场景规划方法[J]. 电力建设,2017,38(4):26-33.
TAN Yan, YANG Wan, WEN Fushuan, et al. Multiple scenarios based transmission system planning considering natural disaster risks[J]. Electric Power Construction, 2017, 38(4): 26-33.
- [5] 李红伟,林山峰,吴华兵,等. 基于动态规划算法的配电网孤岛划分策略[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):47-52.
LI Hongwei, LIN Shanfeng, WU Huabing, et al. Islanding strategy based on dynamic programming algorithm for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1): 47-52.
- [6] STRAUB D, KIUREGHIAN A D. Bayesian network enhanced with structural reliability methods: application[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2012, 136(10): 1259-1270.
- [7] Edison Electric Institute. Before and after the storm: a compi-

- lation of recent studies, programs, and policies related to storm hardening and resiliency[R]. Washington, USA: Edison Electric Institute, 2014.
- [8] LI J, MA X Y, LIU C C, et al. Distribution system restoration with microgrids using spanning tree search[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(6): 3021-3029.
- [9] PANTEL M, MANCARELLA P. The grid: stronger, bigger, smarter?: presenting a conceptual framework of power system resilience[J]. Power & Energy Magazine IEEE, 2015, 13(3): 58-66.
- [10] 王岸. SNOP的研究及其在配电网中的应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- WANG An. Research on SNOP and its application in distribution network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015.
- [11] 王成山, 孙充勃, 李鹏, 等. 基于SNOP的配电网运行优化及分析[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(9): 82-87.
- WANG Chengshan, SUN Chongbo, LI Peng, et al. SNOP-based operation optimization and analysis of distribution networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(9): 82-87.
- [12] DAVIS G, SYNDER A F, MADER J. The future of distribution system resiliency[C]//IEEE 2014 Clemson University Power Systems Conference. Chengdu, China: IEEE, 2014: 1-8.
- [13] 赵丽敬. 电网的弹性建模与评估[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.
- ZHAO Lijing. Resilience modeling and assessment of power grid[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.
- [14] CAO W, WU J, JENKINS N. Feeder load balancing in MV distribution networks using soft normally-open points [C]//Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe. Washington, USA: IEEE, 2015: 1-6.
- [15] BLOEMINK J M, GREEN T C. Increasing photovoltaic penetration with local energy storage and soft normally-open points [C]//Power and Energy Society General Meeting. Detroit, Michigan, USA: IEEE, 2011: 1-8.
- [16] YUAN W, ZHAO L, ZENG B. Optimal power grid protection through a defender-attacker-defender model[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 121(1): 83-89.
- [17] ALGUACIL N, DELGADILLO A, ARROYO J M. A trilevel programming approach for electric grid defense planning[J]. Computers & Operations Research, 2014, 41(1): 282-290.
- [18] YAO Y, EDMUNDS T, PARAGEORGIOU D, et al. Trilevel optimization in power network defense[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2007, 37(4): 712-718.
- [19] ZENG B, ZHAO L. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method[J]. Operations Research Letters, 2013, 41(5): 457-461.
- [20] YUAN W, WANG J, QIU F, et al. Robust optimization-based resilient distribution network planning against natural disasters [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(6): 2817-2826.

作者简介:



胡 玉

胡 玉(1995—),女,湖南益阳人,硕士研究生,研究方向为电力系统优化规划(E-mail: huyu285242198@sjtu.edu.cn);

顾 洁(1971—),女,上海人,副教授,博士,研究方向为电力系统规划、大数据在电力系统中的应用、负荷预测(E-mail: gujie@sjtu.edu.cn);

马 睿(1993—),男,云南玉溪人,硕士研究生,研究方向为电力系统优化规划(E-mail: xpmarui@sjtu.edu.cn)。

SNOP robust optimization for distribution network resilience enhancement

HU Yu¹, GU Jie¹, MA Rui¹, BAI Kaifeng¹, YAN Sheng², WANG Chengmin¹, WANG Zhidong³

(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China;

3. State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China)

Abstract: The optimal allocation problem of SNOP (Soft Normally Open Point) to improve the distribution network resilience under the natural disaster scenarios is researched. Considering the functional characteristics and operational boundaries of SNOP comprehensively, a defender-attacker-defender optimization model for distribution network resilience enhancement is established, and a two-stage robust optimization method, column-and-constraint generation algorithm, is developed to solve the proposed model. IEEE 33-bus system is taken as an example to verify the model and the algorithm. The results show that the optimal allocation and operation scheme of SNOP can significantly improve the resilience of distribution network under the disaster scenario and reduce the power outage loss.

Key words: natural disaster; distribution network; resilience; soft normally open point; robust optimization; column-and-constraint generation algorithm

附录

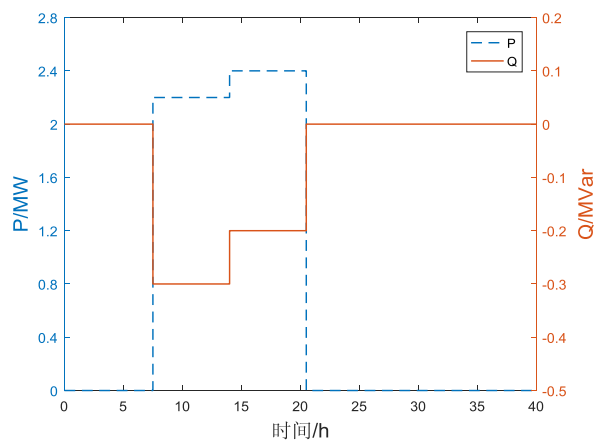


图 A1 场景 1 下 SNOP₂ 的运行出力结果

Fig.A1 Active power transmission and reactive power compensation of SNOP₂ in Scenario 1

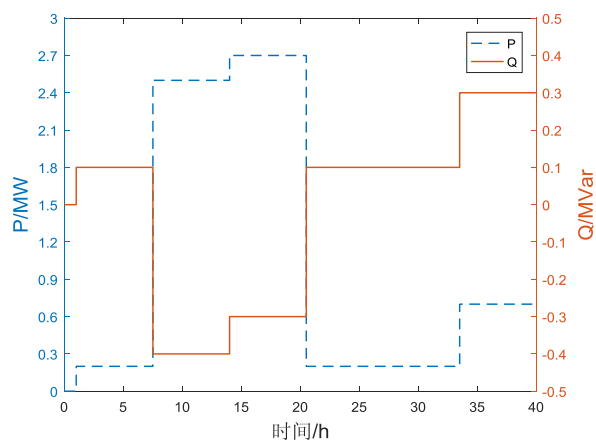


图 A2 场景 1 下 SNOP₃ 的运行出力结果

Fig.A2 Active power transmission and reactive power compensation of SNOP₃ in Scenario 1

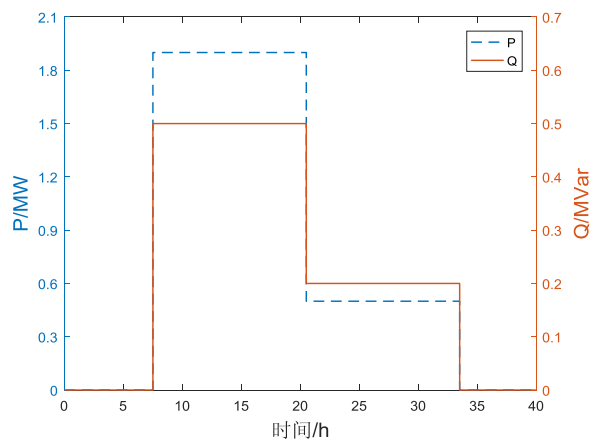


图 A3 场景 1 下 SNOP₄ 的运行出力结果

Fig.A3 Active power transmission and reactive power compensation of SNOP₄ in Scenario 1

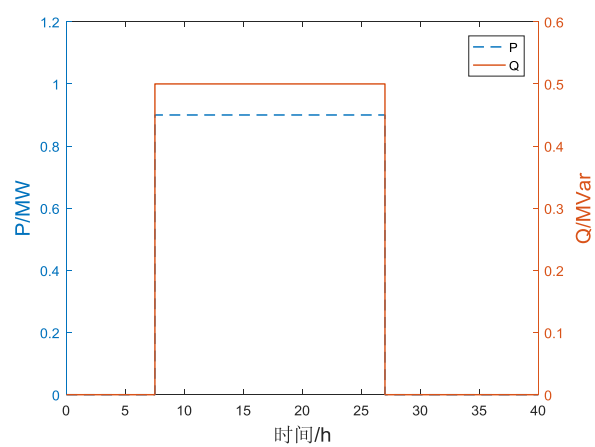


图 A4 场景 1 下 SNOP₅ 的运行出力结果

Fig.A4 Active power transmission and reactive power compensation of SNOP₅ in Scenario 1