

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20222552

基于鲁棒随机优化的主动配电网故障恢复方法

黄牧涛¹, 周胡钧¹, 卢明², 李哲², 刘善峰²

(1. 华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052)

摘要: 极端灾害下配电网发生大面积故障停电后, 含有分布式电源和储能的主动配电网可通过孤岛划分和网络重构对负荷进行供电恢复。针对风电出力不确定性下主动配电网故障恢复的问题, 提出基于鲁棒随机优化的两阶段配电网故障恢复模型。其中阶段1以负荷停电损失最小为目标函数, 根据历史数据构建风电出力的 event-wise 模糊集, 采用鲁棒随机优化方法求解; 阶段2综合利用配电网中储能、可控负荷追踪匹配风电出力, 以负荷停电损失和网损最小为目标函数, 对配电网故障恢复运行期进行优化调度。最后以改进 IEEE 33 节点配电网为算例, 通过仿真对比验证了所提模型和方法的优越性。

关键词: 主动配电网; 故障恢复; 鲁棒随机优化; 孤岛划分; 网络重构

中图分类号: TM73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)10-0224-05

1 引言

随着配电网中分布式电源(DG)和储能装置渗透率的提高, 当配电网遭遇大面积故障停电时, 可利用 DG 和储能装置作为黑启动电源^[1], 为重要负荷恢复供电, 以减少停电带来的经济损失。近年来, 对配电网的故障恢复问题已进行了建模和研究^[2-6], 但现有研究存在的不足在故障恢复方面, 忽略了风光等可再生能源的随机性和波动性对配电网故障恢复的影响, 且恢复过程中的负荷调控亦未考虑, 降低了恢复效率。因此, 针对风电出力不确定性下主动配电网故障恢复的问题, 本文提出一种基于鲁棒随机优化(RSO)的两阶段主动配电网故障恢复方法, 即第1阶段基于相似日的历史数据, 构造风电出力模糊集, 制定孤岛划分方案; 第2阶段为实时调度阶段, 基于风电实际出力对储能装置、可控负荷功率进行滚动优化, 保证孤岛稳定运行; 最后, 以改进 IEEE 33 节点配电网系统验证了所提模型和方法的优越性, 为类似工程提供了参考。

2 基于 RSO 的配电网两阶段故障恢复策略框架

所提出的基于 RSO 的配电网两阶段故障恢复模型, 整体框架见图 1。如图 1 所示: ①第1阶

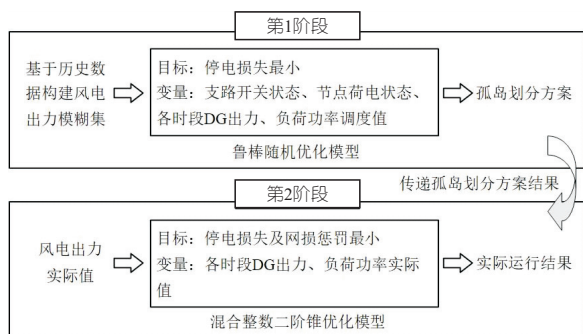


图 1 基于 RSO 的配电网两阶段故障恢复策略框架
Fig. 1 The framework of two-stage fault restoration strategy for distribution systems based on RSO

段。依据风电出力历史数据和预测值, 构建风电出力模糊集, 以故障恢复期间负荷停电损失最小为目标, 采用鲁棒随机优化方法求解模型, 制定孤岛划分方案, 确定故障恢复期间各支路的开关状态、节点荷电状态。②第2阶段。为实时调度阶段, 以故障恢复期间负荷停电损失及网损成本最小为目标函数, 结合详细的潮流约束模型, 根据风电实时出力值, 对配电网中储能装置、主动负荷进行优化调控, 保证配电网孤岛供电安全稳定运行。

3 分布式能源与负荷建模

3.1 风电出力的模糊集模型

为减小预测误差对故障恢复策略的影响, 本文基于同时段风电出力历史数据, 构建风电出力

收稿日期: 2022-12-07, 修回日期: 2023-02-02

基金项目: 国家电网有限公司总部管理科技项目(5400-202199555A-0-5-ZN)

作者简介: 黄牧涛(1973-), 女, 博士、研究员, 研究方向为电力系统多能协调优化调度, E-mail: huangmutao@hust.edu.cn

模糊集。具体步骤如下。

步骤 1 相似日选取。选取相似程度较高的历史日风电数据描述目标调度时段的风电出力。引入文献[7]所提的距离公式计算历史日与目标调度日的相似程度。具体为:

$$D_n = \sqrt{\sum_{t=1}^T (\hat{P}_d^{\text{wind}}(t) - \hat{P}_n^{\text{wind}}(t))^2} \quad (1)$$

式中, D_n 为第 n 天历史风电预测数据与目标调度日风电预测数据的“距离”,反映两者的相似程度; T 为故障恢复总时间段; $\hat{P}_d^{\text{wind}}(t)$ 为目标调度日 t 时刻风电出力预测值; $\hat{P}_n^{\text{wind}}(t)$ 为历史日中第 n 天 t 时刻风电出力预测值。

设定距离阈值 ϕ , 选取 D_n 小于 ϕ 的历史日作为目标调度时段的相似日, 并记录对应时段的风电实际出力数据为 P_n^{wind} 。

步骤 2 聚类分析。采用 K-means 聚类法对得到的相似日风电实际出力数据集合进行聚类, 得到 K 个聚类簇为 C_1, C_2, \dots, C_K , 聚类中心分别为 $P_1^C, P_2^C, \dots, P_K^C$ 。每个聚类簇的上下界限分别用 P_k^{max} 、 P_k^{min} 表示, 计算公式为:

$$P_k^{\text{max}}(t) = \max\{P_1^{\text{wind}}(t), \dots, P_{nk}^{\text{wind}}(t)\} \quad (2)$$

$$P_k^{\text{min}}(t) = \min\{P_1^{\text{wind}}(t), \dots, P_{nk}^{\text{wind}}(t)\} \quad (3)$$

式中, $\{P_1^{\text{wind}}(t), \dots, P_{nk}^{\text{wind}}(t)\}$ 为归入到第 k 类聚类簇 C_k 的风电实际出力集合。

步骤 3 风电出力模糊集构建。基于文献[8]提出的 event-wise 模糊集, 利用步骤 2 聚类的结果, 构造风电出力模糊集。

$$F = \{P \in P_0(\mathbb{R}^I \times [S])\}$$

$$\left. \begin{aligned} &(\mathbf{z}, \hat{s}) \sim P \\ &E_P[\|\mathbf{z} - P_k^C\|_2 \mid \hat{s} = s_k] \leq E_k \quad \forall k = 1, 2, \dots, K \\ &P(\mathbf{z} \in [P_k^{\text{min}}, P_k^{\text{max}}] \mid \hat{s} = s_k) = 1 \quad \forall k = 1, 2, \dots, K \\ &P(\hat{s} = s_k) = p_s \quad \forall k = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

该模糊集利用步骤 2 得到的 K 个聚类簇作为 K 个场景 s_1, s_2, \dots, s_k , 每个场景的发生概率 p_s 为对应聚类簇中元素个数与总相似日数目比值。各场景下, 随机向量 \mathbf{z} 包含于对应聚类簇的上下界限构成的凸集内, 到聚类中心的距离期望小于等于 E_k , E_k 为每个聚类簇内各向量到聚类中心 P_k^C 的平均距离。在 RSO 的风机模型中, 将随机向量 \mathbf{z} 设置为风机有功出力上限, 风机无功出力由最大功率因数进行约束[5]。

3.2 储能设备模型

对储能设备充放电功率及容量约束建模:

$$\left\{ \begin{aligned} &0 \leq P_{\text{ch},t}^{\text{ess}} \leq s_{\text{ch},t} P_{\text{ch},t}^{\text{ess,max}} \\ &0 \leq P_{\text{dis},t}^{\text{ess}} \leq s_{\text{dis},t} P_{\text{dis},t}^{\text{ess,max}} \\ &s_{\text{ch},t} + s_{\text{dis},t} \leq 1 \\ &W_{t+1}^{\text{ess}} = W_t^{\text{ess}} + \eta P_{\text{ch},t}^{\text{ess}} \Delta t - P_{\text{dis},t}^{\text{ess}} \Delta t / \eta \\ &\quad \forall t = 1, \dots, T-1 \\ &W_{\text{min}}^{\text{ess}} \leq W_t^{\text{ess}} \leq W_{\text{max}}^{\text{ess}} \quad \forall t = 1, 2, \dots, T \end{aligned} \right. \quad (5)$$

式中, $P_{\text{ch},t}^{\text{ess}}$ 、 $P_{\text{dis},t}^{\text{ess}}$ 分别为 t 时段储能充放电功率; $P_{\text{ch},\text{max}}^{\text{ess}}$ 、 $P_{\text{dis},\text{max}}^{\text{ess}}$ 分别为储能最大充放电功率; $s_{\text{ch},t}$ 、 $s_{\text{dis},t}$ 均为 $0 \sim 1$ 变量, 分别为储能充/放电标志; W_t^{ess} 、 $W_{\text{min}}^{\text{ess}}$ 、 $W_{\text{max}}^{\text{ess}}$ 分别为储能当前、最小、最大荷电状态; η 为充/放电效率。

3.3 负荷模型

将负荷分为刚性负荷和柔性负荷两大类, 刚性负荷功率不接受电网调控, 柔性负荷功率可由电网按照一定比例对其功率进行调节。对负荷功率作如下建模:

(1) 刚性负荷。其计算式为:

$$\left\{ \begin{aligned} &P_{i,t}^{\text{load}} = r_{i,t} L_{i,t} \\ &Q_{i,t}^{\text{load}} = P_{i,t}^{\text{load}} \tan \varphi_i \end{aligned} \right. \quad (6)$$

式中, $P_{i,t}^{\text{load}}$ 、 $Q_{i,t}^{\text{load}}$ 分别为节点 i 在 t 时段负荷实际有功和无功功率; $r_{i,t}$ 为节点 i 在 t 时段荷电状态, 为 1 表示恢复供电, 为 0 则表示未恢复; $L_{i,t}$ 为节点 i 在 t 时段负荷有功需求; $\tan \varphi_i$ 为节点 i 负荷功率因数。

(2) 柔性负荷。其计算式为:

$$\left\{ \begin{aligned} &P_{i,t}^{\text{load}} = r_{i,t} L_{i,t} - \Delta P_{i,t}^{\text{load}} \\ &Q_{i,t}^{\text{load}} = P_{i,t}^{\text{load}} \tan \varphi_i \\ &0 \leq \Delta P_{i,t}^{\text{load}} \leq r_{i,t} L_{i,t} \end{aligned} \right. \quad (7)$$

式中, $\Delta P_{i,t}^{\text{load}}$ 为节点 i 负荷在 t 时段削减功率。

4 基于 RSO 的配电网两阶段故障恢复模型

4.1 第 1 阶段优化调度模型

4.1.1 目标函数

第 1 阶段模型为 RSO 模型, 以负荷停电损失最小为目标函数。在所建的风电出力模糊集中寻找到最恶劣的概率分布情况, 制定故障恢复策略。

$$\minsup_{x \in P \in F} E_P \left[\sum_{i \in T} \sum_{i \in \Omega} \omega_i (L_{i,t} - P_{i,t}^{\text{load}}) \right] \quad (8)$$

式中, $E_P(\cdot)$ 为期望值函数; ω_i 为节点 i 的负荷权重, 反映负荷重要程度; Ω 为节点集合; x 为第 1 阶段决策变量; P 为风电出力概率分布; F 为风电出力模糊集。

4.1.2 约束条件

(1) 线性化潮流平衡约束。在第 1 阶段调度

模型中,为便于求解,忽略网损,采用线性化的 Distflow 潮流方程,具体公式为:

$$\begin{cases} \sum_{i \in u(i)} P_{ki,t} + P_{i,t}^{wind} + P_{ch,i,t}^{ess} = \sum_{j \in v(i)} P_{ij,t} + P_{dis,i,t}^{ess} + P_{i,t}^{load} \\ \sum_{i \in u(i)} Q_{ki,t} + Q_{i,t}^{wind} = \sum_{j \in v(i)} Q_{ij,t} + Q_{i,t}^{load} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} U_{i,t}^{sqr} - U_{j,t}^{sqr} \geq -M(1 - \alpha_{ij}) + 2(P_{ij,t}R_{ij} + Q_{ij,t}X_{ij}) \\ U_{i,t}^{sqr} - U_{j,t}^{sqr} \leq M(1 - \alpha_{ij}) + 2(P_{ij,t}R_{ij} + Q_{ij,t}X_{ij}) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $u(i)$ 、 $v(i)$ 分别为节点 i 上游与下游的节点集合; $P_{ij,t}$ 、 $Q_{ij,t}$ 分别为 t 时段支路 ij 的有功和无功功率; $U_{i,t}^{sqr}$ 为节点 i 在 t 时段电压幅值的平方; M 为一足够大正数; α_{ij} 为支路 ij 的开关状态,为 1 表示支路闭合,为 0 支路断开; R_{ij} 、 X_{ij} 分别为支路 ij 的电阻与电抗。

(2) 运行安全约束。约束公式为:

$$\begin{cases} r_{i,t} U_{min}^2 \leq U_{i,t}^{sqr} \leq r_{i,t} U_{max}^2 \\ -\alpha_{ij} P_{ij,max} \leq P_{ij,t} \leq \alpha_{ij} P_{ij,max} \\ -\alpha_{ij} Q_{ij,max} \leq Q_{ij,t} \leq \alpha_{ij} Q_{ij,max} \end{cases} \quad (11)$$

式中, U_{max} 、 U_{min} 分别为节点电压上下限; $P_{ij,max}$ 、 $Q_{ij,max}$ 分别为支路 ij 有功和无功功率的上限。

(3) 配电网拓扑约束。基于生成树模型描述配电网辐射状约束^[9]。约束公式为:

$$\begin{cases} \sum_{j \in \Gamma_i} \beta_{ji} = r_{i,t} & \forall i \in \Omega_D \\ \sum_{j \in \Gamma_i} \beta_{ji} = 0 & \forall i \in \Omega_S \\ \beta_{ij} + \beta_{ji} = \alpha_{ij} \end{cases} \quad (12)$$

式中, β_{ij} 为节点 i 与节点 j 的层级关系,若节点 j 为节点 i 的父节点,则 β_{ij} 值为 1,否则为 0; Ω_D 为配电网中纯负荷节点; Ω_S 为配电网中主电源节点。

4.2 第 2 阶段优化调度模型

第 2 阶段将第 1 阶段求解得到的故障恢复策略,包括各支路开关状态、节点荷电状态等变量代入模型中,并将风机的实时出力信息纳入模型,以负荷停电损失及网损成本最小为目标,对储能、可控负荷功率进行优化调控。第 2 阶段目标函数为:

$$\min \sum_{t \in T} \sum_{i \in \Omega} w_i (L_{i,t} - P_{i,t}^{load}) + \sum_{t \in T} \sum_{ij \in E} c_{loss} I_{ij,t}^{sqr} R_{ij} \quad (13)$$

式中, c_{loss} 为网损惩罚系数; $I_{ij,t}^{sqr}$ 为支路 ij 在 t 时段电流幅值的平方。

式(13)第 1 项为负荷停电损失,第 2 项为网损惩罚项。

由于第 1 阶段的潮流模型忽略了网损,因此第 2 阶段拟采用 2 阶锥松弛技术处理 Distflow 潮

流模型,弥补线性化潮流模型的精度缺陷^[6]。二阶锥松弛的潮流方程与式(5)~(7)及式(11)共同构成第 2 阶段调度模型的约束条件。

4.3 模型求解

第 1 阶段模型的目标函数为 minmax 双层结构,由于模型的复杂性,很难直接求解。CHEN ZHI 等^[8]开发了鲁棒优化工具箱 RSOME,能够对基于 event-wise 模糊集的 RSO 模型进行转化并快速求解。第 2 阶段模型为混合整数二阶锥规划(MISOCP)问题,可调用 Gurobi 求解器进行求解。

5 算例分析

5.1 算例参数

基于 IEEE 33 节点系统构建算例,具体结构见图 2。系统中包含 33 个节点,32 个分段开关和 5 个联络开关。总负荷为 3 715+2 300 kV·A。在节点 5、15、30 处配置风储联合系统,各电源点都具备一定的电压频率调节能力,可充当孤岛的主电源点。各节点风储系统参数一致。风机最大输出有功功率为 1 200 kW,最大功率因数为 0.9;储能容量为 400 kW/800 kW·h,最小/最大荷电状态为 0.05/0.95,充放电效率为 95%。将负荷按照重要程度分为 3 级,同时按照是否可控分为可控负荷与不可控负荷,具体参数见表 1。设置支路 1-2、11-12、20-21 处发生永久性故障,故障时间为 9:00~15:00。

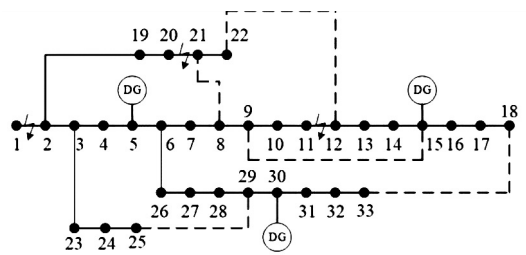


图 2 改进 IEEE 33 节点配电网拓扑图

Fig. 2 Topology graph of improved IEEE 33-bus system

表 1 负荷类型及参数

Tab. 1 Load type and parameters

负荷类型	负荷节点	权重系数
一级负荷	3、10、11、13、20、31	100
二级负荷	4、6、12、15、19、23、28、30、33	10
三级负荷	其余节点	1
可控负荷	4、7、8、14、24-25、29-32	
不可控负荷	其余节点	

依据故障支路位置,按照所提出的两阶段故障恢复策略进行仿真分析。在 Matlab 2016 环境下编写模型,通过 YALMIP/RSOME 工具箱调用 Gurobi 求解器进行计算。

5.2 结果分析

按照所提出的风电出力模糊集构建方法,选取目标调度日前 90 d 每日 9:00~15:00 的风机出力数据作为历史数据,进行相似日选取、聚类分析,通过手肘法确定最佳分类数取 4。得到 4 个场景,如图 3 所示。图 3 中曲线代表各场景聚类中心,灰色区域为各场景下风电出力范围。

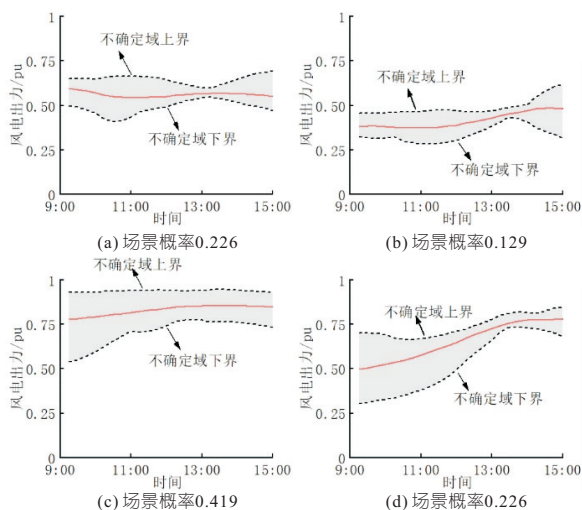


图 3 风电出力模糊集各场景示意图

Fig. 3 Schematic diagram of each scene for wind power output

将所得风电出力模糊集代入第 1 阶段模型,最终得到的孤岛划分方案见图 4。由图 4 可知,在发生故障后,通过孤岛划分与网络重构,由位于节点 5、15、30 的 DG 向邻近负荷供电,最终形成 3 个孤岛系统。

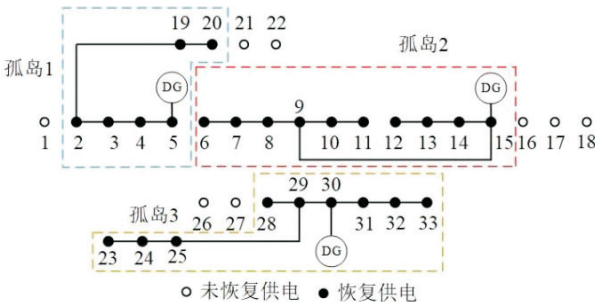


图 4 孤岛划分策略示意图

Fig. 4 Schematic diagram of strategy of island partitioning

将第 1 阶段求得的各支路开关状态、节点荷电状态代入第 2 阶段模型中进行实时仿真分析。经计算,故障恢复期间负荷恢复总量为 2 171 kW。其中一级负荷恢复供电 495 kW,恢复比例为 100%;二级负荷恢复供电 800 kW,恢复比例为 100%;三级负荷恢复供电 876 kW,恢复比例为 36.2%。

在算例中,将有功需求较大,重要程度较低的一些负荷设置为可控负荷。由于可控负荷的存在,可以对其进行负荷削减转而重要程度更高的负荷供电。仿真结果表明,节点 24、25、32 处可

控负荷共削减有功需求 742 kW,保证了孤岛 3 系统中下游节点 23、33 处二级负荷的供电。同时由于可控负荷的灵活性,可以使风力资源得到最大程度地利用。

在第 2 阶段调度模型中,引入二阶锥松弛技术处理非线性潮流方程,为验证二阶锥松弛的有效性,根据计算结果对各条支路电压电流关系进行验证,计算公式为:

$$\delta_{ij} = |U_{i,t}^{sqr} I_{ij,t}^{sqr} - (P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2)| \quad (14)$$

式(14)表示支路 ij 的计算误差,计算结果显示最大支路误差在 10^{-5} 左右,由此可认为松弛误差近似于 0。

5.3 不同方案对比

为验证所提的基于 RSO 的两阶段故障恢复模型的优势,设置 2 组对比方案进行对照。①对照方案 1。不考虑风电出力不确定性,第 1 阶段直接根据预测值进行孤岛划分方案的制定。②对照方案 2。第 1 阶段中用传统盒式鲁棒不确定集刻画风电出力不确定性,在最恶劣场景下制定孤岛划分方案。依次对各方案进行仿真分析,优化结果见表 2。

表 2 各种方法结果对比

Tab. 2 Comparison of the results of each method

方法	供电恢复比例/%			停电损失 (kW·h)×权重	弃风率 /%
	一级负荷	二级负荷	三级负荷		
本文方法	100	100.0	36.2	9 263.2	7.26
对照方案 1	100	91.5	49.9	11 376.8	0
对照方案 2	100	92.5	38.7	12 496.9	11.70

由表 2 可看出,对照方案 1 由于未考虑风电出力不确定性影响,在第 1 阶段制定孤岛划分方案时趋于风险,导致在实时调度阶段因风电实际出力未能达到预测值被迫削减部分二级负荷,导致总停电损失偏大;对照方案 2 由于盒式鲁棒集刻画风电出力不确定性较为粗糙,在制定孤岛划分方案时偏于保守,导致未能充分利用风电资源恢复负荷,从而带来较大的停电损失。

综合来看,所提出的故障恢复策略有 2 个优势:①能充分利用风电资源进行故障恢复,使得供电恢复量最大;②能有效应对风电波动性的影响,避免因风电波动切除重要负荷,保证重要负荷的可靠供电。

6 结论

a. 引入基于历史数据构建的风电出力 event-wise 模糊集,通过相似日选取、聚类分析,用多个场景描述风电出力不确定性,相比于传统盒式鲁棒集,

