

考虑分布式新能源动态不确定性的配电网 灾后时序负荷恢复方法

刘菲,林超凡,陈晨,刘瑞环,李更丰,别朝红

(西安交通大学 电力系统及其弹性研究所 电力设备电气绝缘国家重点实验室,陕西 西安 710049)

摘要:现有弹性配电网负荷恢复研究较少考虑到接入的分布式新能源出力不确定性及其动态更新对负荷恢复策略的影响,同时新兴的动态微电网技术能根据不确定因素的预测曲线灵活调整网络拓扑,进一步提升系统弹性。为此,提出了一种考虑分布式新能源动态不确定性的配电网灾后时序负荷恢复方法。建立了基于高斯 Copula 的不确定因素预测概率分布滚动修正模型,并提出了基于切片采样法的场景生成方法形成分布式新能源出力和负荷的典型场景;在考虑动态微电网划分的基础上,建立了配电网多时段负荷恢复模型;将滚动修正与负荷恢复模型相结合,建立了弹性配电网在线负荷恢复决策框架。所提方法在改进的 IEEE 37 节点馈线测试系统中得到了验证,算例结果表明其能充分考虑动态变化的不确定性以及灵活的配电网拓扑对负荷恢复策略的影响,从而有效提高系统的恢复能力。

关键词:新能源不确定性;弹性配电网;负荷恢复;动态微电网;滚动修正

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202204019

0 引言

电力系统作为世界上最大、最复杂的人造动力学系统,容易受到各种自然灾害和人为攻击等极端事件的影响。例如2019年8月登陆我国东南沿海的超强台风“利奇马”造成超过600万用户停电^[1];2019年3月委内瑞拉电网连续遭受多次网络攻击,造成包括其首都在内的大部分地区长时间停电^[2],给我国电网安全敲响了警钟。配电网作为电力系统的重要组成部分,一方面其元件易损性较高,冗余度较低且控制手段匮乏,在极端事件下更脆弱;另一方面,配电网与用户负荷直接相关,弹性配电网技术能为用户和电网公司带来更多效益^[3],有助于构建清洁低碳的配电网。因此,发展具有对极端事件的预防、响应和快速恢复负荷的能力的弹性配电网技术具有重要意义^[4]。

配电网中广泛接入的不可控分布式电源出力及负荷波动等不确定因素对负荷恢复策略优化具有一定的影响,同时制约着分布式新能源的消纳。文献^[5]考虑了不可控分布式电源出力及负荷的不确定

性,将供电恢复与孤岛划分统一建模,通过网络重构以及分布式电源的协同运行提升了配电网在不同故障场景下的恢复力。文献^[6]考虑了晴天、阴天和雨天的典型分布式光伏输出功率曲线,采用多种典型场景来刻画不确定性。但上述文献只采用了单一曲线或几种典型曲线刻画不确定性,在灾后天气状况多变的配电网恢复中适用性较低。为了考虑更全面的不确定场景,文献^[7]首先假设风电出力、光伏出力及负荷服从一定的概率分布,再利用蒙特卡罗抽样得到一段时间内分布式新能源随机出力及负荷随机波动的场景。然而,上述文献没有考虑到运行层面下不确定因素的动态更新,下文称之为动态不确定性。尽管文献^[8]在优化中考虑了实时变化的预测信息,但配电网中分布式新能源和负荷(尤其是台区负荷)通常没有配备电力预测工具,无法基于精确的预测曲线实现负荷恢复^[9]。基于此,文献^[9]提出了考虑不确定性动态更新的配电网时序恢复方法,通过滚动求解多源协同多时段恢复模型确定恢复策略,但没有考虑到负荷不确定性和基于场景的随机优化。采用场景生成法进行负荷恢复能有效刻画配电网中的不确定因素的时序特性,降低优化模型复杂度。此外,动态微电网的形成^[10]能根据不确定因素的预测曲线灵活调整网络拓扑以实现整体弹性最优,故而也应考虑到负荷恢复中。

基于此,本文提出了一种考虑分布式新能源动态不确定性的配电网灾后时序负荷恢复方法。首先基于高斯 Copula 建立分布式新能源出力及负荷预测概率分布的滚动修正模型,并提出了相应的场景生成方法;然后在动态微电网划分的基础上,建立了

收稿日期:2021-07-15;修回日期:2022-02-28

在线出版日期:2022-04-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51637008,51977168);
国网电力科学研究院有限公司科技项目(524608200196);
中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(xzy022020028)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51637008,51977168),the Science and Technology Project of State Grid Electric Power Research Institute (524608200196) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(xzy022020028)

考虑分布式新能源出力及负荷不确定性的配电网时序负荷恢复模型;最后将两者相结合,提出了一种考虑动态不确定性的弹性配电网在线负荷恢复决策方法。为验证所提方法的有效性,采用改进的IEEE 37节点馈线测试系统对上述模型进行优化求解分析。结果表明该方法可以充分考虑恢复过程中分布式电源出力及负荷的不确定性,以及配电网拓扑灵活变化对负荷恢复策略的影响,从而有效提高配电网的弹性,同时还能提高分布式新能源消纳能力,促进配电网的清洁低碳转型。

1 新能源动态不确定建模方法

在运行层面,未来某一时刻配电网中的分布式新能源出力及负荷场景具有不确定性,且与当前时刻的状态紧密相关。本节首先采用文献[11]提出的通用概率分布拟合方法GDFM(Generalized Distribution Fitting Method)对新能源出力及负荷的预测数据和实际数据进行边缘概率建模;其次利用高斯Copula连接边缘概率分布形成联合概率模型;然后通过条件概率密度公式对预测新能源出力及负荷的概率分布进行滚动修正;最后通过切片采样法SS(Slice Sampling method)生成未来一段时间内的不确定因素时序场景,用于后续动态微电网划分及负荷恢复的随机优化。

1.1 基于GDFM的边缘概率建模

GDFM将概率密度函数PDF(Probability Density Function)统一用多项式表示:

$$f_s(x) = d_\alpha x^\alpha + d_{\alpha-1} x^{\alpha-1} + \dots + d_1 x + d_0 \quad x \in [0, x_r] \quad (1)$$

式中: x 为新能源出力或负荷的功率值且取值范围为 $[0, x_r]$, x_r 为其额定功率; $d_\alpha - d_0$ 为多项式系数; α 为多项式阶数。

通常可以采用式(1)对新能源出力及负荷数据直接进行拟合,但如果由于功率特性的限制,在某些取值点具有明显凸出的概率密度,则需要辅助以其他函数进行概率建模。例如风机出力受到切入切出额定风速的影响,在额定功率和零功率处可能会有数据堆积造成概率密度突增^[11],便可结合Dirac单位冲击函数进行PDF拟合:

$$f^{(w)}(x) = a_1 \delta(x-0) + a_2 f_s^{(w)}(x) + a_3 \delta(x-x_r) \quad (2)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为Dirac单位冲击函数; $f_s^{(w)}(x)$ 为额定出力和零出力之间数据的GDFM拟合函数; $a_1 - a_3$ 为根据历史数据计算得到的风机出力为零功率、非零非额定功率、额定功率的概率。

1.2 基于高斯Copula的联合概率建模

Copula是一类连接函数,可将多个随机变量的边缘概率分布连接为一个联合概率分布。采用Copula进行联合概率建模具有边缘分布任意、可刻画复杂的非线性相关性等优点^[12]。相对于非参数经

验联合概率分布^[13],Copula具有显式解析表达式,便于数学推导及理论分析;而相对于高斯混合模型^[9],Copula具有较高精度,且不存在收敛性的问题。本文采用建模方便、应用广泛的高斯Copula^[11]进行概率建模。

由于配电网通常没有配备预测工具,本文采用历史数据的时延数据作为概率建模的预测数据。假设历史新能源出力及负荷原始数据记为 $D^c(t)$,那么预测随机变量的历史数据为:

$$D^F(t) = D^c(t + \Delta t) \quad (3)$$

式中: $D^F(t)$ 为 t 时刻新能源出力及负荷预测数据; Δt 为时间间隔。

实际数据及预测数据均可用1.1节中的GDFM进行拟合。然后采用高斯Copula将多个同类型的随机变量(如多个分布式光伏系统出力等)的实际和预测概率分布连接起来形成联合PDF:

$$f_{XY}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \prod_{w=1}^W f_{c_w}(x_w) f_{f_w}(y_w) \times \frac{\exp(-0.5 \Phi^T(\boldsymbol{\rho}^{-1} - \mathbf{I})\Phi)}{\sqrt{\det(\boldsymbol{\rho})}} \prod_{w=1}^W f_{c_w}(x_w) f_{f_w}(y_w) \quad (4)$$

式中: \mathbf{X} 为 W 个同类型实际随机变量组成的随机向量, \mathbf{Y} 为 W 个同类型预测随机变量组成的随机向量, \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 为相应的自变量向量; c_{2W} 为 $2W$ 维高斯Copula函数; $F_{c_w}(x_w)$ 和 $f_{c_w}(x_w)$ 分别为第 w 个实际随机变量 x_w 的累积分布函数CDF(Cumulative Distribution Function)和PDF; $F_{f_w}(y_w)$ 和 $f_{f_w}(y_w)$ 分别为第 w 个预测随机变量 y_w 的CDF和PDF; $\boldsymbol{\rho}$ 为高斯Copula中描述相关性的系数矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵; $\det(\cdot)$ 为求方阵 (\cdot) 对应行列式的值; Φ 计算公式如式(5)所示。

$$\Phi = [\Phi^{-1}(F_{c_1}(x_1)), \dots, \Phi^{-1}(F_{c_W}(x_W)), \Phi^{-1}(F_{f_1}(y_1)), \dots, \Phi^{-1}(F_{f_W}(y_W))]^T \quad (5)$$

式中: Φ 为标准正态分布的CDF。

1.3 预测随机变量条件概率分布的滚动修正

根据所建立的联合概率模型(式(4)),在当前实际量测数据 \mathbf{x}_0 发生变化且已知的情况下,可以通过如下概率论公式推导得到预测随机变量的条件PDF:

$$f_{Y|X}(\mathbf{y} | \mathbf{x} = \mathbf{x}_0) = \frac{f_{XY}(\mathbf{x}_0, \mathbf{y})}{f_X(\mathbf{x}_0)} \quad (6)$$

式中: $f_X(\mathbf{x})$ 为实际随机向量的联合PDF,同样也能利用高斯Copula对其进行概率建模,且其系数矩阵恰好为 $f_{XY}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 系数矩阵相应的分块矩阵。

将式(4)代入式(6)中可以得到条件PDF表达式如下:

$$f_{y|x}(y|x=x_0)=\prod_{w=1}^W f_{y_w}(y_w) \times \frac{c_{2W}(F_{c_1}(x_{10}), \dots, F_{c_W}(x_{W0}), F_{f_1}(y_1), \dots, F_{f_W}(y_W))}{c_W(F_{c_1}(x_{10}), \dots, F_{c_W}(x_{W0}))} \quad (7)$$

式中: c_W 为 W 维高斯 Copula 函数。

1.4 基于 SS 的场景生成方法

采用 SS 能够简单快速地从任意给定的多元联合概率分布中采样,因此该方法被广泛用于电力系统概率潮流计算^[14]、风险评估^[15]等领域。MATLAB 软件中的 slicesample 函数能够直接用于对给定联合 PDF 进行 SS 采样。

综合考虑未来多个时刻分布式新能源出力及负荷的时序相关性,基于 SS 的场景生成步骤如下:

1) 基于新能源出力及负荷的历史数据,通过 1.1 节和 1.2 节的方法建立得到实际与预测随机变量的联合 PDF,假设时序时刻数为 V ,总采样场景数为 U ,置时序时刻 $v=1$,采样场景数 $u=1$,设当前时刻的新能源出力及负荷为已知,记为 $X=X_0$;

2) 通过 1.3 节的方法推导得到 $t=v$ 时的条件 PDF 表达式,利用 SS 进行一次采样,得到新能源出力及负荷的一个样本 Y_v ,并令 $v=v+1$;

3) 若 $v < V$ 则令 $X=Y_v$,返回步骤 2),否则继续执行下一步骤;

4) 将样本 $Y_v(v=1, 2, \dots, V)$ 组合为新能源出力及负荷的一个时序场景,若 $u < U$ 则令 $u=u+1, v=1$ 和 $X=X_0$,返回步骤 2),否则输出所有场景,结束上述流程。

场景生成结束后,大量的场景会增加后续随机优化的计算量,因此通常采用一定的场景削减方法^[16-17]仅挑选出少数具有代表性的场景,用于后续计算。场景削减方法及步骤不属于本文核心内容,此处不再赘述。需要注意的是,采用 K -means 聚类等场景削减方法可能导致一些极端场景的丢失,使所提方法在一些场景下失效,可通过增加典型场景数,或添加筛选出的极端场景^[16]到优化计算中,从而提高随机优化的鲁棒性。

2 多时段配电网负荷恢复模型

在负荷恢复过程中,配电网中的分布式新能源在故障情况下应起到为孤岛区域内的失电负荷节点提供功率的作用。对于有多种分布式电源和储能接入的配电网而言,需要考虑其时空协同关系,分时段对恢复过程进行分析^[18]。本文考虑了分布式电源及负荷的时序特性,建立了考虑动态微电网的配电网多时段负荷恢复模型。

2.1 目标函数

配电网负荷恢复的目标是要尽可能保证故障期间关键负荷拾取量达到最大。一般而言,负荷根据

重要程度被分为不同等级,例如医院、政府等负荷应该比娱乐场所更重要,因此应给予这些关键负荷更高的优先级。同时,考虑到新能源出力及负荷的时变特性,恢复决策也应随之而动态变化。因此,考虑分布式新能源出力和负荷的不确定性,配电网多时段负荷恢复模型的目标函数可以表示为:

$$f = \max \sum_{s \in S} \eta_s \sum_{i \in T} \sum_{i \in N} \lambda_{i,t} \omega_i P_{s,i,t}^L \quad (8)$$

式中: S 为分布式新能源输出功率和负荷的典型场景集合; η_s 为场景 s 的权重; T 为优化过程中离散优化时间点的集合; N 为接入配电网的节点集合; $\lambda_{i,t}$ 为表征 t 时刻节点 i 处负荷恢复状态的二元决策变量; ω_i 为节点 i 处负荷的权重系数; $P_{s,i,t}^L$ 为场景 s 下 t 时刻节点 i 处负荷需要系统供给的有功功率。

2.2 约束条件

配电网多时段恢复模型还需考虑配电网的运行约束,如潮流约束、电压约束、网络辐射状拓扑约束和安全约束等。

2.2.1 辐射状拓扑约束

可以用图论中的生成树模型来表示配电网的辐射状拓扑^[18]。本文未考虑配电网的网络重构能力,若考虑联络开关,仍然可以沿用该生成树模型避免联络开关的动作使配电网的拓扑形成环网:

$$\alpha_{ijt} = \beta_{ij,t} + \beta_{ji,t} \quad ij \in B \quad (9)$$

$$\sum_{ij \in B} \beta_{ij,t} = 1 \quad i \in \mathcal{MG}_B \quad (10)$$

$$\beta_{ij,t} = 0 \quad i \in G_B \quad (11)$$

式中: B 为配电网中馈线支路集合; G_B 为配置有同步机接口的分布式电源的节点集合; α_{ijt} 表示 t 时刻线路 ij 的状态, $\alpha_{ijt}=1$ 表示线路闭合, $\alpha_{ijt}=0$ 表示线路断开; $\beta_{ij,t}$ 表示 t 时刻线路 ij 两端节点的父子连接关系,若 t 时刻节点 j 是节点 i 的父节点则 $\beta_{ij,t}=1$,否则 $\beta_{ij,t}=0$ 。

2.2.2 分布式电源运行约束

分布式电源接入配电网中首先需要分别满足如下有功、无功功率约束:

$$0 \leq P_{s,i,t}^G \leq P_{s,i,t}^{G \max} \quad (12)$$

$$Q_i^{G \min} \leq Q_{s,i,t}^G \leq Q_i^{G \max} \quad (13)$$

式中: $P_{s,i,t}^G$ 和 $Q_{s,i,t}^G$ 分别为场景 s 下 t 时刻节点 i 处分布式电源的有功和无功出力; $P_{s,i,t}^{G \max}$ 为场景 s 下 t 时刻节点 i 处分布式电源的有功出力上限,对于不可控分布式电源而言,例如小型风力和光伏发电系统, $P_{s,i,t}^{G \max}$ 为随时间和场景变化的随机变量,但对于一些有同步机接口的电源而言,例如柴油机、小水电机组、燃气轮机,其 $P_{s,i,t}^{G \max}$ 通常为定值 $P_i^{G \max}$; $Q_i^{G \max}$ 和 $Q_i^{G \min}$ 分别为节点 i 处分布式电源的无功出力上限和下限。

2.2.3 分布式储能约束

分布式储能的相关运行约束一般需要考虑其充放电状态、输出功率、容量以及荷电状态,具体如下:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{i,t}^{\text{ch}} \leq P_{\text{ESS, rate}} x_{i,t}^{\text{ch}} \\ 0 \leq P_{i,t}^{\text{dis}} \leq P_{\text{ESS, rate}} x_{i,t}^{\text{dis}} \end{cases} \quad (14)$$

$$S_{i,t}^{\text{SOC}} = S_{i,t-1}^{\text{SOC}} + P_{i,t-1}^{\text{ch}} \Delta t \eta_{\text{ch}} - \frac{P_{i,t-1}^{\text{dis}}}{\eta_{\text{dis}}} \Delta t \quad (15)$$

$$S_{i,\min}^{\text{SOC}} \leq S_{i,t}^{\text{SOC}} \leq S_{i,\max}^{\text{SOC}} \quad (16)$$

$$x_{i,t}^{\text{ch}} + x_{i,t}^{\text{dis}} \leq 1 \quad (17)$$

式中: $P_{\text{ESS, rate}}$ 为 t 时刻节点 i 处储能系统充电功率 $P_{i,t}^{\text{ch}}$ 和放电功率 $P_{i,t}^{\text{dis}}$ 的额定功率; η_{ch} 和 η_{dis} 分别为储能系统的充电和放电效率; $S_{i,\max}^{\text{SOC}}$ 、 $S_{i,\min}^{\text{SOC}}$ 分别为节点 i 处储能系统荷电状态 $S_{i,t}^{\text{SOC}}$ 的上限和下限; $x_{i,t}^{\text{ch}}$ 和 $x_{i,t}^{\text{dis}}$ 分别为 t 时刻节点 i 处储能系统的充电和放电状态。

2.2.4 潮流约束

首先需要满足如下节点功率平衡约束:

$$\sum_{ik \in B} P_{s,ik,t} = \sum_{ji \in B} P_{s,ji,t} + P_{s,i,t} \quad (18)$$

$$\sum_{ik \in B} Q_{s,ik,t} = \sum_{ji \in B} Q_{s,ji,t} + Q_{s,i,t} \quad (19)$$

式中: $P_{s,ik,t}$ ($P_{s,ji,t}$) 和 $Q_{s,ik,t}$ ($Q_{s,ji,t}$) 分别为场景 s 下 t 时刻线路 ik (ji) 上流过的有功和无功功率; $P_{s,i,t}$ 和 $Q_{s,i,t}$ 分别为场景 s 下 t 时刻节点 i 注入的有功和无功功率,可以通过式(20)和式(21)计算得到。

$$P_{s,i,t} = P_{s,i,t}^{\text{Gin}} - \lambda_{i,t} P_{s,i,t}^{\text{L}} \quad (20)$$

$$Q_{s,i,t} = Q_{s,i,t}^{\text{Gin}} - \lambda_{i,t} Q_{s,i,t}^{\text{L}} \quad (21)$$

式中: $P_{s,i,t}^{\text{Gin}}$ 和 $Q_{s,i,t}^{\text{Gin}}$ 分别为场景 s 下 t 时刻节点 i 处同步机、分布式新能源发电系统及储能装置注入的有功和无功功率; $Q_{s,i,t}^{\text{L}}$ 为场景 s 下 t 时刻节点 i 处负荷需要系统供给的无功功率。

潮流约束可以用如下线性化的 DistFlow 模型描述:

$$-M(1 - \alpha_{ij,t}) + (R_{ij} P_{s,ij,t} + X_{ij} Q_{s,ij,t}) / U_0 \leq U_{s,j,t} - U_{s,i,t} \quad (22)$$

$$M(1 - \alpha_{ij,t}) + (R_{ij} P_{s,ij,t} + X_{ij} Q_{s,ij,t}) / U_0 \geq U_{s,j,t} - U_{s,i,t} \quad (23)$$

$$-M\alpha_{ij,t} \leq P_{s,ij,t} \leq M\alpha_{ij,t} \quad (24)$$

$$-M\alpha_{ij,t} \leq Q_{s,ij,t} \leq M\alpha_{ij,t} \quad (25)$$

式中: R_{ij} 和 X_{ij} 分别为线路 ij 的电阻和电抗; $U_{s,i,t}$ 和 $U_{s,j,t}$ 分别为场景 s 下 t 时刻节点 i 和节点 j 的电压幅值; U_0 为系统的额定电压; M 的值与传输功率等相关变量(或其运算)的极限值有一定的关联性,本文中取值为 10000。

2.2.5 安全约束

对于安装有同步机接口的分布式电源的节点,应该给定其节点电压的幅值:

$$U_{s,i,t} = U_i^* \quad i \in G_B \quad (26)$$

式中: U_i^* 为给定的节点电压幅值。

另外,考虑到安全运行,其他未配置同步机接口的节点电压的幅值应在安全运行范围内:

$$U_i^{\min} \leq U_{s,i,t} \leq U_i^{\max} \quad i \in \text{NCG}_B \quad (27)$$

式中: U_i^{\max} 和 U_i^{\min} 分别为节点 i 电压幅值的上限和下限。

2.3 指标计算

为展示本文所提方法得到的负荷恢复结果,定义指标负荷拾取率 LSR (Load Served Ratio) 表示负荷恢复优化求解得到的负荷成功拾取量占负荷总量的比例。用 P^{LSR} 和 Q^{LSR} 分别表示总有功及无功负荷拾取量占总总有功及无功负荷的比例,计算公式分别如下:

$$P^{\text{LSR}} = \frac{\sum_{i \in N} \lambda_{i,t} P_{i,t}^{\text{L}}}{\sum_{i \in N} P_{i,t}^{\text{L}}} \quad (28)$$

$$Q^{\text{LSR}} = \frac{\sum_{i \in N} \lambda_{i,t} Q_{i,t}^{\text{L}}}{\sum_{i \in N} Q_{i,t}^{\text{L}}} \quad (29)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{L}}$ 和 $Q_{i,t}^{\text{L}}$ 分别为 t 时刻节点 i 处的实际有功和无功功率。

3 考虑动态不确定性的在线负荷恢复方法

本文提出的在线负荷恢复方法将不确定因素预测滚动修正模型及时序采样方法与基于动态微电网的多时段负荷恢复模型相结合,在每个决策时刻对未来一段时间的新能源出力及负荷场景进行预测,并以负荷拾取量最大为目标进行随机优化,得到未来一段时间的决策变量值(例如负荷恢复状态、储能充放电状态等),但仅有下一时刻的决策被真正实施,原因是到达下一决策时刻新能源出力及负荷的状态发生变化,将重新进行随机优化及负荷恢复决策。在线负荷恢复能够不断进行“概率模型修正—采样—随机优化—决策—状态更新”过程,且兼顾求解速度和求解质量,可以实现在线应用,辅助运行人员制定恢复策略。其流程图见附录 A 图 A1。

1) 离线概率建模部分: 根据新能源出力及负荷历史数据,获取相应的实际数据与预测数据序列,并采用 GDFM 进行边缘概率建模,再通过高斯 Copula 连接边缘概率分布形成实际和预测随机变量的联合 PDF。

2) 在线负荷恢复部分: 根据分布式新能源出力及负荷的实际量测数据推导得到条件 PDF,然后采用基于 SS 的场景生成方法对后续时刻不确定时序场景进行采样。为减少随机优化的计算负担,提高计算效率,通过改进 K -means 算法^[16]进行场景削减。将得到的典型场景用于随机优化,生成恢复方案。

下一时刻将更新新能源出力及负荷的量测值,重新生成不确定场景并进行随机优化生成新的负荷恢复方案,不断滚动更新,直到配电网恢复上游主网供电。

4 算例分析

本文所提基于动态微电网的弹性配电网在线负荷恢复方法在改进的 IEEE 37 节点馈线测试系统上进行验证,其拓扑图如图 1 所示,图中各节点的数字编号为各节点处的负荷名称代号。负荷的大小及权重参考文献[19],总负荷量为 981.93 kW+j545.01 kvar,线路参数由文献[20]中数据导出。假设配电网中每个负荷都由一个远动开关控制,且每条线路都配备了远动开关以实现动态微电网。为了提升灾后负荷恢复能力,该配电网还接入了多种类型的分布式电源及储能设备,其类型和接入位置见图 1。分布式电源及储能设备的部分主要参数见附录 A 表 A1。3 个光伏系统出力、3 个风电系统出力、36 个负荷(并网点负荷对结果无影响因此忽略)的原始数据均来自于欧洲电网透明数据平台网站^[21],且按 IEEE 37 节点馈线测试系统及表 A1 中分布式电源参数等比例缩小。

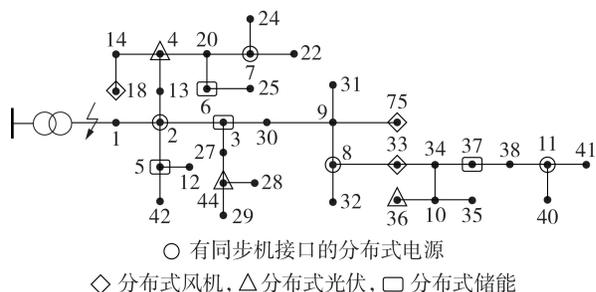


图 1 测试系统拓扑

Fig.1 Topology of test system

假设测试系统因极端天气与主网断开,断开时间设置为 01:00—14:00,采用本文所提方法进行在线负荷恢复。决策分辨率设置为 1 h,优化窗长度为 6 h。每一时刻基于分布式电源及负荷的量测数据,更新其未来 1~6 h 的预测概率分布进行多时段随机规划,生成未来 6 h 的恢复方案,但只有未来 1 h 的决策被实际执行。首先展示该测试系统在线负荷恢复的结果;然后对比本文所提方法与现有方法的恢复差异,并展示配电网拓扑动态变化与固定拓扑间的恢复结果差异,验证所提方法的有效性。

本文在线负荷恢复程序在 MATLAB R2015a 上实现,采用 Yalmip 调用 CPLEX 求解对应的混合整数线性规划问题。所用计算机配备 1.8 GHz Intel Core i7-10510U 八核处理器, RAM 16 GB,操作系统为 64 位 Windows 10。每次负荷恢复决策所用时间

如附录 A 表 A2 所示。由表可知,单次负荷恢复的决策时间为 46.84~393.72 s,平均决策时间为 154.44 s,远小于决策时间间隔 1 h,因而可用于在线负荷恢复。

4.1 在线负荷恢复结果

首先,采用第 1 节中的 GDFM 与高斯 Copula 分别对新能源及负荷数据进行边缘概率建模与联合概率建模,获得相邻 2 个时刻实际与预测随机变量的联合 PDF 表达式。然后随机选取某一天 01:00—14:00 的新能源及负荷数据作为实际数据进行配电网在线负荷恢复。每一时刻根据实际量测数据推导出预测随机变量的条件 PDF,采用 SS 和改进的 K-means 算法进行场景生成和削减,得到不同时刻新能源及负荷的 5 个典型场景。选取 10:00 对未来 6 h 节点 1 处负荷、节点 18 处风电出力、节点 4 处光伏出力的场景进行预测,所得预测结果如附录 A 图 A2 所示。为了对比有无滚动更新情况下的场景预测结果,将不考虑条件概率生成的场景也展示在图 A2 中。为了对比预测的准确性,将该时段实际新能源出力及负荷曲线用红色粗实线表示。由于曲线过多,5 个典型场景未展示在图 A2 中。

由图 A2 可知,采用所提滚动修正方法能基于最新的量测信息动态更新不确定因素条件概率分布,缩小其不确定范围,减少配电网新能源及负荷不确定性对负荷恢复决策的影响。同时可看出,通过 SS 生成的场景能够将真实场景包含在内(部分极端真实场景可能处于生成场景的边缘,如节点 1 处负荷在 12:00 的值),并且生成场景的时序变化趋势与真实场景基本一致(部分真实场景变化趋势可能只与少量生成场景趋势一致,如节点 1 处负荷在 12:00 左右的变化趋势),验证了所提场景生成方法的有效性。

将生成的配电网新能源及负荷的典型场景应用于在线负荷恢复,得到负荷恢复过程中 P_n^{LSR} 及 Q_n^{LSR} 指标值。假设权重系数大于 6 的负荷为 1 级负荷;权重在 3~6 之间的负荷为 2 级负荷;权重小于 3 的负荷为 3 级负荷。定义 $P_1^{\text{LSR}}—P_3^{\text{LSR}}$ 和 $Q_1^{\text{LSR}}—Q_3^{\text{LSR}}$ 分别为负荷恢复优化求解得到的 1—3 级有功和无功负荷拾取量占有 1—3 级有功和无功负荷的比例,其计算公式为:

$$P_n^{\text{LSR}} = \frac{\sum_{i \in N_n} \lambda_{i,t} P_{i,t}^{\text{L}}}{\sum_{i \in N_n} P_{i,t}^{\text{L}}} \quad n=1, 2, 3 \quad (30)$$

$$Q_n^{\text{LSR}} = \frac{\sum_{i \in N_n} \lambda_{i,t} Q_{i,t}^{\text{L}}}{\sum_{i \in N_n} Q_{i,t}^{\text{L}}} \quad n=1, 2, 3 \quad (31)$$

式中: $N_1—N_3$ 分别为接入配电网的 1—3 级负荷节

点集合。

各指标在恢复过程中的变化情况如图2所示,其中3个时刻动态微电网的拓扑变化情况见附录A图A3。

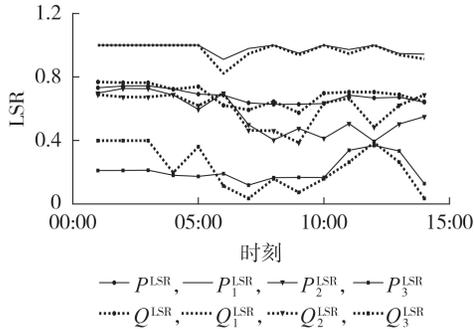


图2 在线负荷恢复过程中LSR动态变化

Fig.2 Dynamic variation of LSR during online load restoration process

由图2可知,整个恢复阶段 P_1^{LSR} 几乎接近或等于1; P_2^{LSR} 平均值在0.5左右;而 P_3^{LSR} 最低,约为0.2。这说明本文所提方法能够优先恢复更重要的负荷,满足实际应用需求。恢复过程中 Q^{LSR} 在0.7左右, Q_1^{LSR} 接近1,可见本文模型中的分布式电源同样具有无功恢复能力。图2中 P^{LSR} 和 Q^{LSR} 曲线呈波动变化,这是由于分布式电源出力及负荷都是随时间推移不断变化的,优化得到的负荷拾取量也在不断变化。值得注意的是,本文所提的负荷恢复的概念与“逐步带更多负荷”的恢复^[22]不同,本文的优化模型只涉及负荷恢复的最终状态,而不涉及恢复的中间过程,因而LSR曲线并不是逐渐递增,而是会随着时间推移而波动的。由图A3可知,在本文提出的在线负荷恢复方法下配电网拓扑会随着新能源及负荷的随机波动而发生动态变化。由于具有同步机接口的分布式电源的数目与形成孤岛的数目相同,划分结果应为4个孤岛、3条未成功恢复的线路,可看出动态微电网满足辐射拓扑的约束条件。

整个恢复阶段新能源出力和负荷随时间推移在不断波动,但系统LSR基本保持稳定, P_1^{LSR} 基本稳定在0.9~1,说明储能系统有“削峰填谷”的能力,对重要负荷的持续供电具有一定作用。将恢复过程中负荷所需功率与光伏、风机和具有同步机接口的分布式电源可供功率作差得到的净负荷以及储能系统的荷电状态如图3所示。

图4展示了有、无储能系统恢复过程中的 P^{LSR} 和 P_1^{LSR} ,图中N和Y分别表示无储能和有储能系统。为减少储能初始电量对 P^{LSR} 的影响,将储能初始电量设置为0。当储能初始电量大于0时,负荷恢复的效果应该更优。

由图3可知,储能系统可以在净负荷较低且呈

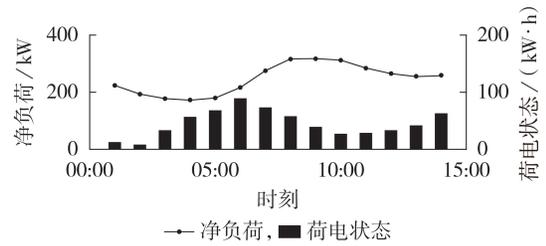


图3 负荷恢复过程中净负荷与储能荷电状态变化趋势

Fig.3 Variation trend of net load and state of charge of energy storage during load restoration process

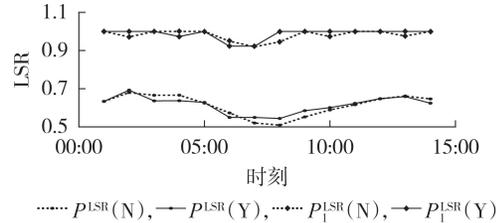


图4 有、无储能系统的 P^{LSR} 及 P_1^{LSR} 对比

Fig.4 Comparison of P^{LSR} and P_1^{LSR} between with and without energy storage system

下降趋势时充电,对净负荷曲线“填谷”,并在净负荷较高且呈上升趋势时放电,对净负荷曲线“削峰”。由图4可知,增加了储能系统后,系统 P^{LSR} 曲线更加平滑,且 P_1^{LSR} 有较为显著的提升,验证了储能系统对改善整体负荷恢复情况的作用。

4.2 方法对比及验证

首先,将本文所提考虑滚动修正的时序负荷恢复方法与不考虑滚动修正的传统方法进行对比。2种方法采用的场景示例如附录A图A2所示,其余条件完全相同。2种方法的 P^{LSR} 对比情况如图5所示,根据负荷恢复结果计算得到的弹性评价指标如表1所示。

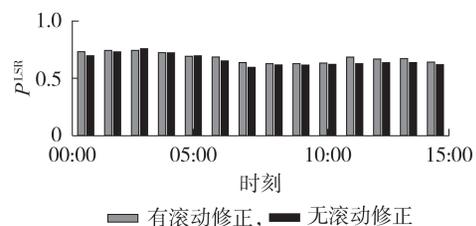


图5 有、无滚动修正对负荷 P^{LSR} 的影响对比

Fig.5 Effect comparison of P^{LSR} between with and without rolling update

表1 有、无滚动修正的部分配电网弹性指标

Table 1 Partial resilience indexes of distribution network with and without rolling update

指标	有滚动修正	无滚动修正
平均负荷 P^{LSR}	0.6793	0.6589
平均负荷 P_1^{LSR}	0.9788	0.9680
平均负荷 P_2^{LSR}	0.5627	0.5323
平均负荷 P_3^{LSR}	0.2119	0.1871

由图 5 和表 1 可知,采用本文提出的基于概率分布滚动修正的配电网时序负荷恢复方法相比于传统方法 P^{LSR} 有显著提升。由图 5 可知,平均负荷 P^{LSR} 从 0.6589 提升到 0.6793,尤其平均负荷 P_1^{LSR} 从 0.9680 提升到 0.9788 更加接近全部恢复。因此采用本文所提滚动修正方法更能提高配电网弹性。

造成负荷恢复结果差异的根本原因是决策时刻对未来时刻不确定性的判断不同,采用条件概率公式对预测概率分布进行滚动修正能缩小未来时刻的不确定范围。图 6 展示了未来时刻新能源实际可出力值总和曲线以及 2 种方法下根据不确定场景安排的新能源出力值总和曲线。

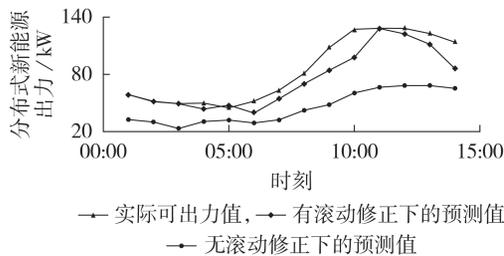


图 6 有、无滚动修正下的分布式新能源出力约束曲线

Fig.6 Constraint curves of distributed renewable power output with and without rolling update

由图 6 可以看出,采用滚动修正后新能源出力值更加接近实际可出力值,因此将其添加至约束式(12)中能恢复更多的负荷,同时也表明有更多的新能源得以消纳。05:00 时出现了新能源出力预测值大于实际可出力值的情况,这是因为在 04:00 预测的 05:00 新能源出力场景仅为概率较大的典型场景,而实际 05:00 的场景可能是较为极端的场景。为了解决这一问题,可以增加场景削减保留的场景数,或是引入部分极端场景^[12]以增强随机优化结果的鲁棒性。05:00 时不同典型场景数和极端场景数下优化的鲁棒性指标见附录 A 表 A3。指标 $I(t_0)$ 的计算公式为:

$$I(t_0) = \sum_{t=t_0}^{t_0+T} S(t) \quad (32)$$

$$S(t) = \begin{cases} \frac{\min_s C(s,t) - R(t)}{R(t)} & \min_s C(s,t) > R(t) \\ 0 & \min_s C(s,t) \leq R(t) \end{cases} \quad (33)$$

式中: $C(s,t)$ 和 $R(t)$ 分别为 t 时刻新能源及负荷的预测场景和实际场景值; t_0 为初始时刻。

由表 A3 可知,当典型 / 极端场景数增加时,鲁棒性指标逐步下降直至为 0,从而验证了增加典型场景数或引入极端场景可以增强随机优化结果的鲁棒性,且引入极端场景时的鲁棒性提升效果更为显著。

其次,对比本文基于动态微电网边界的负荷恢

复方法和传统固定微电网边界的负荷恢复方法,其中固定微电网边界选取图 A3(b)中 07:00 时的拓扑。2 种方法均采用预测变量概率分布滚动修正,其负荷恢复结果及弹性指标展示如图 7 及表 2 所示。

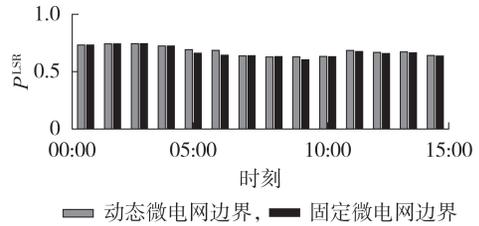


图 7 动态、固定微电网边界对负荷 P^{LSR} 的影响对比

Fig.7 Effect comparison of dynamic and fixed boundary of microgrid on P^{LSR}

表 2 动态、固定微电网边界下的部分配电网弹性指标

Table 2 Partial resilience indexes of distribution network under dynamic and fixed boundary of microgrid

指标	动态微电网边界	固定微电网边界
平均负荷 P^{LSR}	0.6793	0.6702
平均负荷 P_1^{LSR}	0.9788	0.9725
平均负荷 P_2^{LSR}	0.5627	0.5493
平均负荷 P_3^{LSR}	0.2119	0.2039

由图 7 及表 2 可知,采用动态微电网边界比固定微电网边界能恢复更多的负荷,其平均负荷 P^{LSR} 由 0.6702 提升到 0.6793,而平均负荷 P_1^{LSR} 也由 0.9725 提升到 0.9788。这是因为动态微电网边界能根据新能源出力及负荷的动态变化灵活调整微电网边界,从而使有限的资源能尽可能分配给更重要的负荷,而固定微电网边界的配电网只能在确定的微电网内进行资源分配。因此,对于配备远动开关的智能配电网,采用本文提出的基于动态微电网的配电网灾后时序负荷恢复方法能进一步提高系统弹性。

5 结论

本文提出了一种考虑分布式新能源动态不确定及动态微电网边界的弹性配电网灾后时序负荷恢复决策方法,所得结论如下。

1) 基于高斯 Copula 的滚动修正模型能根据不确定因素的实时值动态更新预测随机变量的概率分布,缩小其不确定范围;SS 能生成符合实际的不确定时序场景集合,为随机优化提供可靠数据集。

2) 相较于不考虑不确定因素概率分布滚动更新的情况,本文所提考虑滚动更新的恢复方法能在灾后恢复更多的负荷,提升配电网应对极端事件的弹性,且能显著提高分布式新能源的消纳能力。

3) 相较于传统固定微电网边界的情况,本文所提基于动态微电网的恢复方法能通过灵活调整拓扑结构更有效地分配资源,从而进一步提升配电网弹性。

未来将研究更加精确的不确定因素预测方法及

相应的场景生成与削减技术,同时在优化中各种分布式电源及储能的动态特性也值得深入探索。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 国家电网党组宣传部. 国家电网全力抗击超强台风“利奇马”[EB/OL]. (2019-08-12)[2021-07-15]. http://www.sgcc.com.cn/html/sgcc_main/col2017021449/2019-08/11/20190811210720091182400_1.shtml.
- [2] 安天研究院/广东省电力系统网络安全企业重点实验室. 委内瑞拉大规模停电事件的初步分析与思考启示[R]. 哈尔滨:安天实验室,2019.
- [3] 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.
- [4] 别朝红,林超凡,李更丰,等. 能源转型下弹性电力系统的发展与展望[J]. 中国电机工程学报,2020,40(9):2735-2744. BIE Zhaohong, LIN Chaofan, LI Gengfeng, et al. Development and prospect of resilient power system in the context of energy transition[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(9): 2735-2744.
- [5] 于浩,刘家恺,宋关羽,等. 基于二阶锥规划的有源配电网多时段负荷恢复方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2019,52(12):1303-1311. YU Hao, LIU Jiakai, SONG Guanyu, et al. Multi-time-period load restoration method for active distribution networks based on SOCP[J]. Journal of Tianjin University(Science and Technology), 2019, 52(12): 1303-1311.
- [6] GALVAN E, MANDAL P, SANG Y R. Networked microgrids with roof-top solar PV and battery energy storage to improve distribution grids resilience to natural disasters[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 123:106239.
- [7] 郝丽丽,王辉,王国栋,等. 含分布式电源配电网运行风险的影响因素溯源[J]. 电力自动化设备,2021,41(1):27-37. HAO Lili, WANG Hui, WANG Guodong, et al. Influence factor tracing of operation risk for distribution network with distributed generations[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(1): 27-37.
- [8] 刘家好,张琪祯,王颖,等. 计及分布式可再生能源发电的配电网应急供电恢复策略[J]. 全球能源互联网,2020,3(6):600-606. LIU Jiayu, ZHANG Qiqi, WANG Ying, et al. Service restoration strategy for distribution systems considering renewable-energy-based distributed generators[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(6): 600-606.
- [9] WANG Zhiwen, SHEN Chen, XU Yin, et al. Risk-limiting load restoration for resilience enhancement with intermittent energy resources[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2507-2522.
- [10] 俞拙非,刘菲,刘瑞环,等. 面向配电网弹性提升的源网荷灵活资源优化研究综述及展望[J/OL]. 中国电力. (2021-06-22)[2021-07-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.TM.20210621.1630.010.html>.
- [11] LIN Chaofan, BIE Zhaohong, PAN Chaoqiong, et al. Fast cumulant method for probabilistic power flow considering the nonlinear relationship of wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2537-2548.
- [12] 刘俊,郝旭东,程佩芬,等. 结合 M-Copula 理论与半不变量的随机潮流方法[J]. 电网技术,2018,42(2):578-584. LIU Jun, HAO Xudong, CHENG Peifen, et al. Probabilistic load flow method combining M-Copula theory and cumulants[J]. Power System Technology, 2018, 42(2): 578-584.
- [13] HAN Qinkai, HAO Zhuolin, HU Tao, et al. Non-parametric models for joint probabilistic distributions of wind speed and direction data[J]. Renewable Energy, 2018, 126: 1032-1042.
- [14] 张晓英,王琨,张蜡宝. 基于切片采样的风力发电并网系统概率潮流计算[J]. 电工技术学报,2016,31(23):100-106. ZHANG Xiaoying, WANG Kun, ZHANG Labao. Probabilistic load flow calculation based on slice sampling for wind farms integration system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(23): 100-106.
- [15] 张晓英,贾磊,王琨,等. 基于切片反射采样的风电并网系统可用输电能力概率风险评估[J]. 电力自动化设备,2017,37(7):25-31. ZHANG Xiaoying, JIA Lei, WANG Kun, et al. Probabilistic risk assessment of ATC based on reflective slice sampling for power system with wind farm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 25-31.
- [16] LIN Chaofan, FANG Chengzhi, CHEN Yonglin, et al. Scenario generation and reduction methods for power flow examination of transmission expansion planning[C]//Proceedings of 2017 IEEE 7th International Conference on Power and Energy Systems(ICPES). Toronto, ON, Canada: IEEE, 2017: 90-95.
- [17] 王杨,向月,刘俊勇. 聚类网架拓扑与源荷关联场景生成下配电网分布式电源规划方法[J]. 电力自动化设备,2020,40(12):49-65. WANG Yang, XIANG Yue, LIU Junyong. Distributed generator planning method in distribution network based on clustering network topology and source-load correlation scenarios[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(12): 49-65.
- [18] 许寅,王颖,和敬涵,等. 多源协同的配电网多时段负荷恢复优化决策方法[J]. 电力系统自动化,2020,44(2):122-130. XU Yin, WANG Ying, HE Jinghan, et al. Optimal decision-making method for multi-period load restoration in distribution network with coordination of multiple sources[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2): 122-130.
- [19] CHEN Chen, WANG Jianhui, QIU Feng, et al. Resilient distribution system by microgrids formation after natural disasters[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(2): 958-966.
- [20] IEEE PES Power System Analysis, Computing and Economics Committee. IEEE 37 Node Test Feeder[EB/OL]. (2004-06-24)[2022-02-15]. <http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders/feeder37.zip>.
- [21] ENTSO-E Transparency Platform. Generation forecast for wind and solar[EB/OL]. (2022-02-15)[2022-02-15]. <https://transparency.entsoe.eu/generation/r2/dayAheadGenerationForecast/WindAndSolar/show>.
- [22] CHEN Bo, CHEN Chen, WANG Jianhui, et al. Sequential service restoration for unbalanced distribution systems and microgrids[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1507-1520.

作者简介:



刘菲

刘菲(1998—),女,硕士研究生,主要研究方向为电力系统恢复力、电力系统仿真与控制(E-mail: aaron0520@stu.xjtu.edu.cn);

林超凡(1995—),男,博士研究生,主要研究方向为电力系统恢复力、电力系统风险评估(E-mail: lin.xjtu@yahoo.com);

陈晨(1983—),男,教授,博士,主要研究方向为电力系统运行优化(E-mail: morningchen@xjtu.edu.cn)。

(编辑 李玮)

Post-disaster time-series load restoration method for distribution network considering dynamic uncertainty of distributed renewable energy

LIU Fei, LIN Chaofan, CHEN Chen, LIU Ruihuan, LI Gengfeng, BIE Zhaohong

(State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment,
Institute of Power System and Its Resilience, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Current studies regarding the load restoration of resilient distribution network have seldom considered the uncertainty of grid-connected distributed renewable energy output and the impact of its dynamic updating on load restoration strategy. Meanwhile, the emerging dynamic microgrid technology can flexibly adjust the network topology according to the forecasting curve of uncertain factors, and therefore further improving system resilience. Therefore, a post-disaster time-series load restoration method for distribution system considering dynamic uncertainty of distributed renewable energy is proposed. The rolling update model of forecasting probability distribution of uncertain factors based on Gaussian Copula is established, and the scenario generating method based on slice sampling method is proposed to formulate the typical scenarios of distributed renewable energy output and load. Then, the multi-period load restoration model is established considering the division of dynamic microgrid. Furthermore, the rolling update is combined with the load restoration model to form the framework of online load restoration decision for resilient distribution system. The proposed method is validated on the modified IEEE 37-bus feeder test system, and the case results show that the method can fully consider the impact of dynamic change uncertainty and flexible topology changing ability of distribution network on load restoration strategy, thus effectively improving system restoration ability.

Key words: uncertainty of renewable energy; resilient distribution network; load restoration; dynamic microgrid; rolling update

附录 A

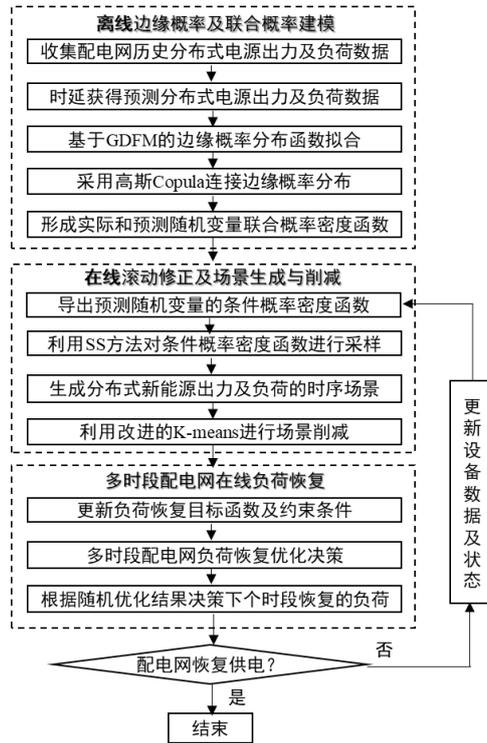


图 A1 考虑动态不确定性的在线负荷恢复方法流程图

Fig.A1 Flowchart of online load restoration method considering dynamic uncertainties

表 A1 测试系统中分布式电源及储能设备主要参数

Table A1 Main parameters of distributed generators and energy storage devices in test system

类型	位置	额定容量/kW	其余参数
同步机接口的分布式电源	02	90	-50~50
	07	120	无功上下限/kvar
	08	70	-60~60
	11	80	-40~50
小型光伏发电系统	04	60	-70~70
	36	40	无功上下限/kvar
	44	50	-50~50
小型风力发电系统	18	35	-60~60
	33	50	无功上下限/kvar
	75	65	-40~50
储能装置	03	25	200 85
	05	40	荷电状态最大 220 充放电 86
	06	20	值/(kW h) 230 效率/% 84
	37	35	190 85

表 A2 在线负荷恢复优化决策时间

Table A2 Optimization and decision time of online load restoration

时刻	01:00	02:00	03:00	04:00	05:00	06:00	07:00	08:00
单次决策时间	85.57	46.84	51.19	174.54	86.36	134.96	74.99	210.16
单次优化时间	40.75	21.91	27.66	124.70	65.03	110.47	48.72	188.70
时刻	09:00	10:00	11:00	12:00	13:00	14:00	平均值总时间	
单次决策时间	271.41	82.61	52.87	205.03	291.86	393.72	154.44	2162.1
单次优化时间	250.00	61.38	31.09	183.73	270.41	367.78	128.02	1792.3

注：单次决策时间包含了基于 CPLEX 的优化时间，同时还包含场景生成、约束形成等程序的执行时间。

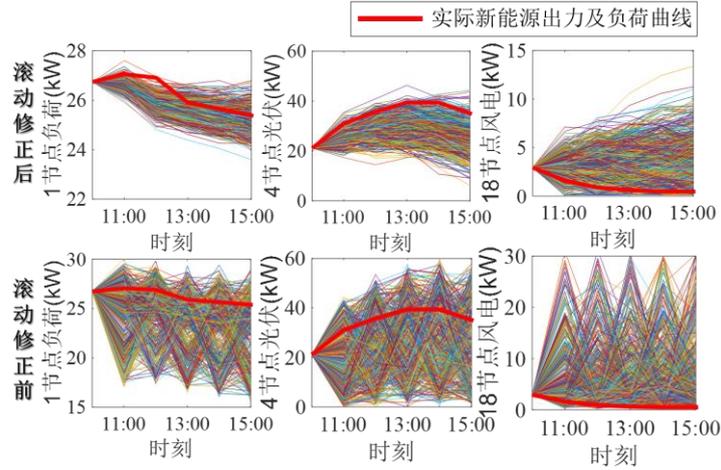


图 A2 滚动更新下的不确定场景预测结果对比

Fig.A2 Comparison of uncertain scenarios forecasting results with and without rolling update

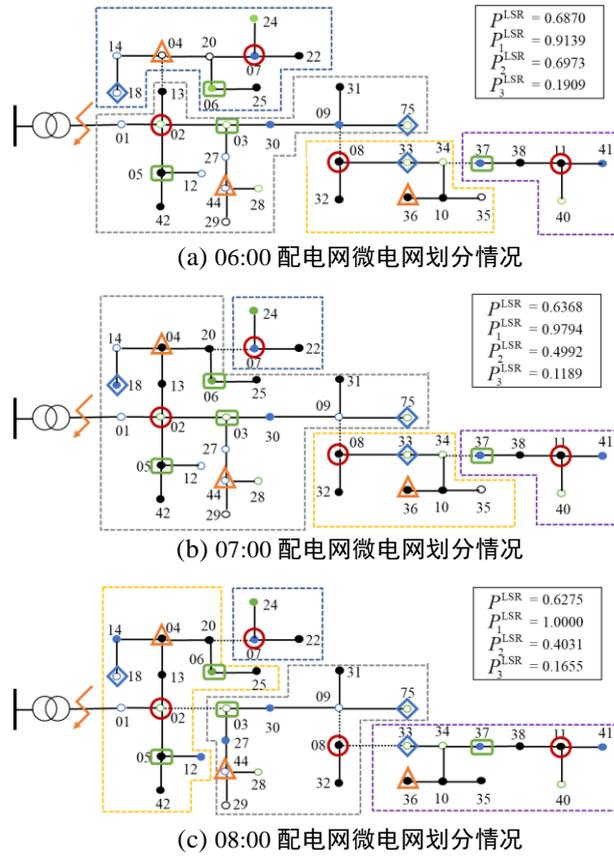


图 A3 动态微电网拓扑变化情况

Fig.A3 Dynamic topology at three time instants and corresponding indexes

图 A3 中，孤岛划分方案由图中的虚线框圈出，各个孤岛由虚线隔开。实心节点表示此处负荷已成功恢复，空心节点表示该处负荷未成功恢复。黑色、蓝色和绿色分别代表一级、二级和三级负荷。

表 A3 05:00 不同典型/极端场景数目下的鲁棒性对比

Table A3 Robustness comparison under different typical/extreme scenarios at 5 a.m.

典型场景数	2	5	10	20	50
鲁棒性指标	0.1536	0.0658	0.0142	0	0
极端场景数	2	5	10	15	20
鲁棒性指标	0.0324	0.0200	0	0	0

注：极端场景的对比中均为 5 个典型场景与相应极端场景数结合。