

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.221212

计及恶劣天气时空相关性的弹性配电网储能电站 多层规划方法

李吉侗¹, 王洲², 达紫祺³, 任彦辉¹, 金怡芳³, 周斌³

(1. 国网甘肃省电力公司酒泉供电公司, 甘肃 酒泉 735000; 2. 国网甘肃省电力公司经济技术研究院, 甘肃 兰州 730050; 3. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 针对恶劣天气下配电网应对极端事故的系统弹性提升问题, 提出了计及复合自然灾害时空相关性的配电网储能电站多层规划方法。首先建立了恶劣天气下考虑暴雨强度与风速相关性的联合灾害强度概率分布模型, 通过对复合灾害强度分布特征与配电网元件运行风险之间的多维时空相关性分析, 构建了计及复合自然灾害时空相关性的配电网故障风险模型。其次提出了复合灾害天气下提升配电网运行弹性的储能电站多层规划策略, 构建了考虑灾害时空分布特征的储能配置-风险建模-配网调度的储能电站规划模型架构, 并基于 Benders 分解将其转化为三层混合整数非线性规划问题进行高效求解。通过典型配电网的仿真测试和对比分析可知, 所提方法能够有效提升恶劣天气下配电网应对故障风险的运行弹性和恢复能力, 保障灾害事件下配网重要负荷的可靠供电。

关键词: 配电网; 储能; 恶劣天气; 风险建模; 时空相关性

Multi-level planning method of energy storage stations for resilient distribution networks considering spatio-temporal correlation of severe weather

LI Jitong¹, WANG Zhou², DA Ziqi³, REN Yanhui¹, JIN Yifang³, ZHOU Bin³

(1. Jiuquan Power Supply Company, State Grid Gansu Electric Power Company, Jiuquan 735000, China;

2. Economic and Technological Research Institute of Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730050, China;

3. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: This paper proposes a multi-level planning method for energy storage stations considering the spatial-temporal correlation of compound natural disasters. This is to improve the system resilience of a distribution network in severe weather. First, a joint disaster intensity probability distribution model considering the correlation between rainstorm intensity and wind speed in severe weather is established. Through the multi-dimensional spatio-temporal correlation analysis between the distribution characteristics of composite disaster intensity and the operational risk of distribution network components, a distribution network fault risk model considering the spatio-temporal correlation of composite natural disasters is constructed. Second, a multi-level planning strategy of energy storage power station to improve the operational flexibility of a distribution network under complex disaster weather is proposed. A planning model framework of energy storage power station considering the spatial and temporal distribution characteristics of disasters, including energy storage configuration, risk modeling and distribution network scheduling, is constructed. Based on Benders decomposition, the framework is transformed into a three-level mixed integer nonlinear programming problem for efficient solution. Through a simulation test and comparative analysis of typical distribution networks, it can be seen that the proposed method can effectively improve the operational flexibility and recovery ability of distribution networks to deal with fault risks in severe weather, and ensure the reliable power supply of important loads of distribution networks when there are disasters.

This work is supported by the Management Consultancy Project of State Grid Gansu Electric Power Company (No. SGG SJQ00FCWT2200319).

Key words: distribution network; energy storage; severe weather; risk modeling; spatio-temporal correlation

基金项目: 国网甘肃省电力公司管理咨询项目资助 (SGGSJQ00FCWT2200319)

0 引言

发展分布式光伏是构建以新能源为主体的新型电力系统和实现“碳达峰、碳中和”目标的重要途径,标志着大量分布式光伏设备将接入配电网^[1]。随着近年来全球气候变化,我国各种恶劣天气灾害事件频发,代表性事件包括2021年河南郑州7·20特大暴雨灾害,累计造成42座变电站、1854条10 kV及以上输配电线路、3.68万台台区停运,直接经济损失达1200.6亿元^[2]。暴雨、强风等恶劣天气灾害具有典型的时空随机特征,表现为暴雨时空分布极不均衡、局部强降雨频现、强对流风灾的空间分布不连续性等复杂时空特征^[3],对配电网中分布式新能源电站以及配电线路的可靠运行带来严重影响。城市配电网是连接电网与用户的关键基础设施,配网元件在恶劣天气灾害下遭到破坏将导致大量负荷停电,影响正常的工商业生产以及居民生活。储能电站具有响应快、灵活性强的特点^[4],能够在灾害期间快速为受灾区域中的失电负荷供电,从而减少灾害期间的用户削负荷量,提升配电网弹性^[5]。因此,研究恶劣天气下弹性配电网的储能电站规划策略对于支撑新型电力系统建设具有重要意义。

目前,国内外学者对极端天气下配电网弹性提升策略展开了大量研究^[6-12]。在配电网元件故障率建模方面,文献[6]基于气象特征信息和输电线路地形信息测算输电线覆冰厚度,并在线评估极端冰灾天气下输电线故障率的动态变化。文献[7]构建了基于机器学习的智能风险预测模型,提出了一种新型的台风灾害下电力塔风险评估及其可视化系统。文献[8]分析了山洪、泥石流等次生灾害引发的输电线路断线、倒塔等故障的影响规律,建立了恶劣天气下电网设备故障模型。现有研究大多仅考虑单种灾害对配电网元件故障的影响,未考虑多重灾害天气之间的相关性,难以准确量化评估配电网故障风险水平。

在配电网储能规划方面,文献[9]提出一种电网韧性评估指标,以该指标最优和经济性最大化为目标函数构建了台风灾害下灵活性资源选址定容的双层规划模型。文献[10]提出了考虑线路加固和储能资源配置的交直流混合配电网韧性提升方法及其两阶段鲁棒优化模型。文献[11]以配电网应急响应时间内的加权负荷损失最小为目标函数,建立计及储能配置的韧性配电网防御-攻击-防御规划模型。文献[12]研究了大规模电动汽车并网下含储能配电网的可靠性,建立了考虑配电网规划运行的储能双层规划模型。然而上述研究未考虑复合灾害及其时空

相关性对配电网的影响,其储能配置容量无法满足配电网应对实际复合气象灾害的弹性能力,容易导致用户负荷切除量过多的问题。

针对以上问题,本文提出了一种计及多种恶劣天气时空相关性的弹性配电网储能电站多层规划方法。本文主要创新性工作如下:

1) 建立了暴雨、强风复合恶劣天气下考虑降雨强度与风速相关性的联合灾害强度概率分布模型,通过对复合灾害强度分布特征与配电网元件运行风险之间的多维时空相关性分析,构建了计及复合自然灾害时空相关性的配电网故障风险模型。

2) 提出了复合灾害天气下提升配电网运行弹性的储能电站多层规划策略,构建了考虑灾害时空分布特征的储能配置-风险建模-配网调度的储能电站规划模型架构,并基于Benders分解将其转化为三层混合整数非线性规划问题进行高效求解。

1 恶劣天气下配电网元件故障风险建模

1.1 暴风雨恶劣天气下灾害风险强度联合概率模型

暴风雨是指降雨量与风速出现异常的一种极端恶劣天气灾害。暴风雨灾害所导致的配电网断线、分布式电源停运等事故属于极值概率事件,采用极值理论对暴风雨恶劣天气的灾害强度进行概率密度拟合能够较好地表现出风速与降雨强度的尾部极值特征^[13]。强降雨或暴风雨灾害下配电网元件故障风险建模可等效于恶劣天气灾害强度超过配网元件最大承受值的概率,因此本文采用广义帕累托分布和极值分布模型对暴雨与强风灾害强度概率密度进行联合分析,从而建立配网元件故障风险模型。

采用广义帕累托分布对降雨强度概率密度函数拟合具有较好的尾部极值特性^[14],其表达式为

$$f_R(h'_s) = \begin{cases} \frac{N_u}{N\sigma} \left[1 + \xi \frac{h'_s - u}{\sigma} \right]^{-\frac{1}{\xi} - 1} & \xi \neq 0 \\ \frac{N_u}{N\sigma} \exp \left[-\frac{h'_s - u}{\sigma} \right] & \xi = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: h'_s 为区域 s 在 t 时刻的降雨强度; ξ 为雨型形状参数; σ 为规模参数; N 为降雨强度 h'_s 序列的样本个数; u 为阈值; N_u 为降雨强度序列中降雨强度大于等于 u 的样本序列。

由文献[15]可知,在3种极值分布模型中极值III型分布对强风风速的拟合结果最优,因此采用极值III型分布对强风灾害风速概率密度函数进行拟合,如式(2)所示。

$$f_w(w'_s) = \frac{\gamma_w}{a_w} \exp \left[- \left(- \frac{w'_s - b_w}{a_w} \right)^{\gamma_w} \right] \left(- \frac{w'_s - b_w}{a_w} \right)^{\gamma_w - 1} \quad (2)$$

式中： w'_s 为区域 s 在 t 时刻的强风风速； a_w 为尺度参数； b_w 为位置参数； γ_w 为形状参数。

强风以及暴雨灾害通常伴随发生，两者之间存在一定的相关性。Copula函数可用于描述随机变量之间的概率密度函数相关性^[16]，将不同自然灾害事件发生的概率边缘分布用Copula函数相连接构造为联合概率分布模型，可有效刻画不同极端天气之间的概率相关性。通过对历史降雨强度以及风速概率密度函数进行关联分析所得到的相关性散点如图1所示。

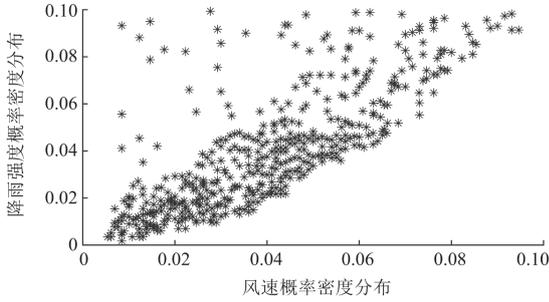


图1 降雨强度与风速概率密度分布散点图

Fig. 1 Scatter diagram of probability density distribution of rainfall intensity and wind speed

由图1可知，恶劣天气下降雨强度与风速之间呈下尾部正相关关系^[13]。采用Clayton-Copula函数实现两种恶劣天气灾害强度的联合概率相关性建模，并根据不同地点的微地形对概率密度函数进行修正，其联合概率密度函数可表示为

$$f_J(h'_s, w'_s) = \zeta [f_R(h'_s)^{-\lambda} + f_w(w'_s)^{-\lambda} - 1]^{-\frac{1}{\lambda}} \quad (3)$$

式中： λ 为恶劣天气灾害联合概率密度函数的连接参数； ζ 为微地形修正系数，由海拔高度、山坡倾角、地面粗糙程度等微地形信息决定^[8]；可通过极大似然估计方法对式(1)一式(3)进行求解。

1.2 配电网线路故障风险建模

暴风雨灾害将会导致线路断线、绝缘子闪络、变电站积水停运等故障事件，使得该配电线路停运。本节提出暴风雨灾害下配电线路故障风险模型，对其故障概率进行预测，表达式为

$$F^{\text{line}} = 1 - \iint_{D_{\text{line}}} f_J(h'_{s,\text{line}}, w'_{s,\text{line}}) dh'_{s,\text{line}} dw'_{s,\text{line}} \quad (4)$$

$$D_{\text{line}} = \left\{ \begin{array}{l} -\infty \leq h'_{s,\text{line}} \leq h'_{s,\text{line,max}} \\ -\infty \leq w'_{s,\text{line}} \leq w'_{s,\text{line,max}} \end{array} \right\} \quad (5)$$

式中： $h'_{s,\text{line,max}}$ 表示区域 s 在 t 时刻的配电线路所能承受的最大降雨强度； $w'_{s,\text{line,max}}$ 表示区域 s 在 t 时刻的配电线路所能承受的最大风速。

配电线路绝缘子闪络以及配电变电站积水停运都会导致配电线路发生故障，因此配电线路所能承受的最大降雨强度可表示为

$$h'_{s,\text{line,max}} = \min[h'_{s,\text{ins}}, h'_{s,\text{tra}}] \quad (6)$$

式中： $h'_{s,\text{ins}}$ 表示区域 s 中的绝缘子在 t 时刻发生闪络时的临界降雨强度； $h'_{s,\text{tra}}$ 表示区域 s 中的变电站在 t 时刻因积水过深停运时的临界降雨强度。

根据绝缘子闪络电压表达式，可得到绝缘子发生闪络的临界降雨强度，绝缘子闪络的临界降雨强度^[13]可表示为

$$h'_{s,\text{ins}} = \left\{ \ln \left[\frac{V_{\text{ins}}}{a_{\text{ins}} (\mathcal{G}_{\text{pre}} / \mathcal{G}_0) - \frac{b_{\text{ins}}}{a_{\text{ins}}}} \right] \right\}^{\frac{1}{0.055}} - 0.02 \quad (7)$$

式中： V_{ins} 为绝缘子发生闪络的电压临界值； \mathcal{G}_{pre} 为绝缘子所在位置大气压； \mathcal{G}_0 为标准大气压； a_{ins} 、 b_{ins} 、 c_{ins} 为常数。

变电站积水停运的降雨强度临界值 $h'_{s,\text{tra}}$ 可表示为

$$h'_{s,\text{tra}} = \frac{\varpi_r}{\psi \zeta} \quad (8)$$

式中： ϖ_r 为变电站雨水设计流量； ψ 为变电站径流系数； ζ 为变电站汇水面积。

区域 s 在 t 时刻的配电线路所能承受的最大风速可表示为

$$w'_{s,\text{line,max}} = \sqrt{\frac{W_{\text{line}}^{\text{max}}}{0.625 \alpha_w^L \mu_w^L N_w^L L_w^L D_w^L \sin^2 \theta_w^L \times 10^{-3}}} \quad (9)$$

式中： $W_{\text{line}}^{\text{max}}$ 为配电线路能承受的最大风荷载； α_w^L 为线路风压不均匀系数； μ_w^L 为线路体型系数； N_w^L 为相导线分裂数； L_w^L 为线路在风荷载下的长度； D_w^L 为线路外径； θ_w^L 为风向与线路方向的夹角。

1.3 分布式电源故障风险建模

由于分布式电源常常安装在山区、用户屋顶等受暴风雨灾害影响较大的地形条件当中，易发生分布式电源积水甚至损毁等事故。本节提出暴风雨灾害下分布式电源故障风险概率计算模型，表达式如式(10)和式(11)所示。

$$F^{\text{DG}} = 1 - \iint_{D_{\text{DG}}} f_J(h'_{s,\text{DG}}, w'_{s,\text{DG}}) dh'_{s,\text{DG}} dw'_{s,\text{DG}} \quad (10)$$

$$D_{DG} = \left\{ \begin{array}{l} -\infty \leq h'_{s,DG} \leq h'_{s,DG,max} \\ -\infty \leq w'_{s,DG} \leq w'_{s,DG,max} \end{array} \right\} \quad (11)$$

式中: $h'_{s,DG,max}$ 表示区域 s 在 t 时刻的分布式电源所能承受的最大降雨强度; $w'_{s,DG,max}$ 表示区域 s 在 t 时刻的分布式电源所能承受的最大风速^[8]。

$$h'_{s,DG,max} = \frac{d^{DG} l^{DG} W^{DG}}{l^{DG} W^{DG} \cos \phi^{DG}} + V^{DG} \quad (12)$$

式中: d^{DG} 为分布式电源故障临界积水深度; l^{DG} 为分布式电源积水区域长度; W^{DG} 为分布式电源积水区域宽度; V^{DG} 为分布式电源积水区域排水速率; t_R 为降雨持续时间; ϕ^{DG} 为分布式电源积水区域地面倾斜角。

$$w'_{s,DG,max} = \sqrt{\frac{W_{DG}^{max}}{0.625 \beta_w^{DG} k_w^{DG} A_w^{DG} \sin^2 \theta_w^{DG}}} \quad (13)$$

式中: W_{DG}^{max} 为分布式电源能承受的最大风荷载; β_w^{DG} 为风振系数; k_w^{DG} 为风荷载体型系数; A_w^{DG} 为挡风面积; θ_w^{DG} 为风向与分布式电源受风面的夹角。

暴风雨灾害强度联合概率密度函数的构建, 展示了暴雨与强风灾害之间的时空相关性。但在对概率密度函数参数进行极大似然估计时, 需要选择灾害强度序列样本, 暴雨与强风灾害伴随发生, 其灾害强度数据之间依然存在着相关性, 需要进一步挖掘不同时空的样本数据之间的相关性, 合理选择拟合样本, 提高模型拟合精度。

2 恶劣天气下配电网风险时空相关性建模

暴风雨恶劣天气下不同时空区域的受灾情况之间具有相关性, 具体表现为一个区域的降雨强度以及风速会受到其他区域不同时间下的灾害影响。因此, 对一个区域的联合概率密度函数进行拟合时, 需提取出相关性较高区域的灾害强度样本对原始数据样本进行修正以提高拟合精度。本文采用 Apriori 算法对恶劣天气的时空相关性进行分析建模。该算法对数据集要求不高, 能够从少量数据中找到其中的强关联关系, 并且该算法具有先验性质, 大大提高了频繁项集产生的效率, 从而提升算法的求解效率^[17]。

Apriori 算法的关键是通过扫描数据集产生候选集, 基于候选集寻找频繁项集, 采用逐一迭代的方法, 通过频繁 $K-1$ 项集寻找频繁 K 项集, 最后从结果中寻找关联规则^[18]。本文将恶劣天气灾害气

象数据进行离散化^[19], 将气象数据与前 1 h 对比, 如区域 s 在 t 时刻降雨强度相较于前 1 h 上升表示为 $R_s^{t,up}$, 下降表示为 $R_s^{t,down}$; 区域 s 在 t 时刻风速相较于前一小时上升表示为 $W_s^{t,up}$, 下降表示为 $W_s^{t,down}$ 。时空相关性分析是从恶劣天气灾害气象数据集中挖掘出满足最小支持度和置信度要求的所有关联关系, 若 $R_1^{t,up}$ 与 $W_2^{t,up}$ 的支持度与置信度满足要求, 则称其为强关联规则。因此可得到某一时刻降雨强度 K_R^t 以及风速 K_W^t 候选项数据集如下:

$$K_R^t = \{R_1^{t,up}, R_2^{t,down}, R_3^{t,up}, \dots, R_s^{t,down}\} \quad (14)$$

$$K_W^t = \{W_1^{t,up}, W_2^{t,down}, W_3^{t,up}, \dots, W_s^{t,down}\} \quad (15)$$

假设频繁项集 Y 包含数据 A 和 B (以 $R_s^{t,up}$ 和 $W_s^{t,up}$ 为例), 则 t 时刻降雨强度上升与 t 时刻风速上升相关的支持度可表示为

$$S_{sup}(A \Rightarrow B) = P(A \cap B) = \frac{\text{count}(A \cap B)}{\text{count}(D)} \quad (16)$$

式中: $\text{count}(A \cup B)$ 表示在总数据集 D 中包含 A 和 B 的记录条数; $\text{count}(D)$ 表示在总数据集 D 中所有记录条数; $S_{sup}(A \Rightarrow B)$ 表示一条记录中包含 A 和 B 的概率。

t 时刻降雨强度上升与 t 时刻风速上升相关的置信度可表示为

$$S_{con}(A \Rightarrow B) = P(A|B) = \frac{\text{count}(A \cup B)}{\text{count}(A)} \quad (17)$$

式中: $\text{count}(A)$ 表示在总数据集 D 中包含 A 的记录条数; $S_{con}(A \Rightarrow B)$ 表示包含 A 的记录包含 B 的概率。

通过挖掘复合恶劣天气灾害数据之间的时空相关性, 更新灾害风险强度联合概率模型(1)–(10)的拟合数据样本, 使得配电网故障风险建模更为精准。基于 Apriori 的风险时空相关性分析流程如图 2 所示。

3 弹性配电网储能电站的多层规划模型

3.1 上层: 储能电站选址定容

上层模型以储能的初始投资成本以及配电网灾害抢修成本最低为目标对储能电站容量以及功率进行规划, 并将上层规划结果以约束的形式传递到下层模型中, 上层模型的目标函数可表示为

$$\min C_{up} = C_{ins} + C_{re} + C_L \quad (18)$$

式中: C_{ins} 为储能的安装成本; C_{re} 为储能的更换成本; C_L 为配电网灾害抢修成本。

1) 安装成本

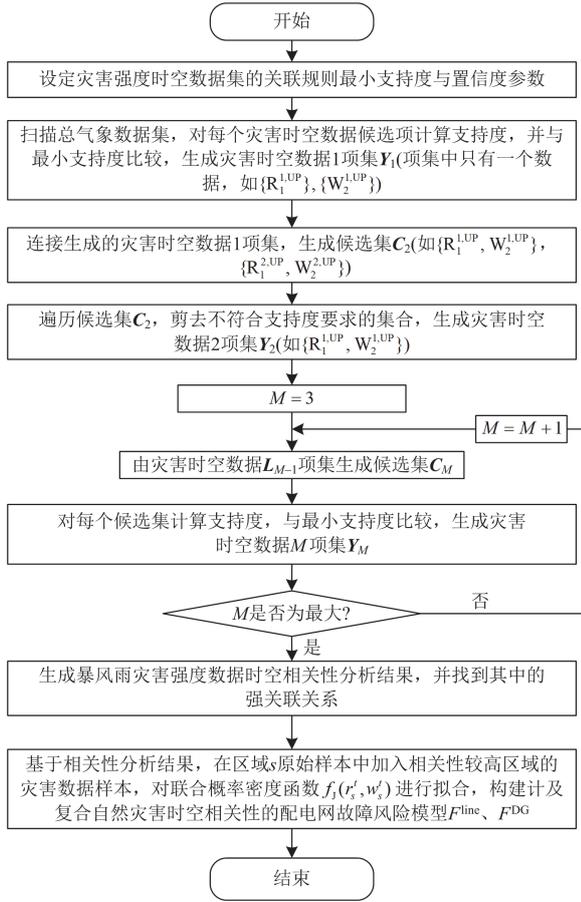


图2 基于 Apriori 的风险时空相关性分析流程

Fig. 2 Risk spatio-temporal correlation analysis process based on Apriori algorithm

电池储能结构由电池本身、能量转换装置和辅助设施构成^[20]。所以储能的安装成本 C_{ins} 可表示为

$$C_{ins} = C_{bat} + C_{PCS} + C_{BOP} \quad (19)$$

$$C_{bat} = \sum_{i \in \Omega_B} \kappa_b E_{i,bat} \quad (20)$$

$$C_{PCS} = \sum_{i \in \Omega_B} \kappa_p P_{i,bat} \quad (21)$$

$$C_{BOP} = \sum_{i \in \Omega_B} \kappa_B E_{i,bat} \quad (22)$$

式中: C_{bat} 为电池成本; C_{PCS} 为能量转换装置成本; C_{BOP} 为辅助设施成本; κ_b 为单位容量成本系数; $E_{i,bat}$ 为节点 i 储能安装容量; Ω_B 为配电网节点集合; κ_p 为单位功率成本系数; $P_{i,bat}$ 为节点 i 储能额定功率; κ_B 为辅助设施成本系数。

2) 更换成本

$$C_{re} = (1 - \beta)^{k\tau} C_{bat} \quad (23)$$

式中: β 为储能安装成本的年均下降比例; k 为电池本身更换次数; τ 为电池储能寿命周期。

3) 配电网灾害抢修成本

$$C_L = \kappa_r \cdot \Delta t \quad (24)$$

式中: κ_r 为灾害抢修成本系数; Δt 为缩短的故障修复时间。

上层模型约束条件可表示为

$$\sum_{i \in \Omega_B} \delta_i \leq N_{es} \quad (25)$$

$$0 \leq P_{i,bat} \leq \delta_i P_i^{R,max} \quad (26)$$

$$0 \leq E_{i,bat} \leq \delta_i E_i^{R,max} \quad (27)$$

$$\Delta t^{min} \leq \Delta t \leq \Delta t^{max} \quad (28)$$

式中: δ_i 为节点 i 的储能配置情况, 为 1 代表安装储能, 为 0 则代表未安装; N_{es} 为储能最大安装数量; $P_i^{R,max}$ 为储能最大安装功率; $E_i^{R,max}$ 为储能最大安装容量; Δt^{max} 与 Δt^{min} 分别为缩短的故障修复时间最大值与最小值。

3.2 中间层: 复合灾害风险场景生成

中层模型通过考虑复合灾害时空相关性的配电网故障风险概率模型, 结合蒙特卡洛概率抽样方法生成复合灾害天气下配电网预想故障场景集并计算各场景发生的概率^[21], 为减少计算压力且保证配置结果有效, 以负荷损失期望值为指标, 基于预想故障集筛选方法对场景进行排序^[22], 选择负荷损失期望值最高的前 10 个场景为上下层提供典型场景进行储能电站规划。负荷损失期望计算公式以及故障场景表达式分别如式(29)和式(30)所示^[23]。

$$EX_o^L = \sum_{i \in \Omega_B} (t_i^c P_{o,i}^{LOAD}) \cdot F_o^{SC} \quad (29)$$

$$\mathbf{S}_c^o = \{L_{i,j}^{l_1}, L_{i,j}^{l_2}, \dots, L_{i,j}^{l_n}, DG_1^{d_1}, DG_2^{d_2}, \dots, DG_i^{d_i}\} \quad (30)$$

式中: EX_o^L 为故障场景 o 下的负荷损失期望; \mathbf{S}_c^o 为故障场景 o 的表达式; F_o^{SC} 为故障场景 o 出现的概率; t_i^c 为节点 i 的停电时间; $P_{o,i}^{LOAD}$ 为故障场景 o 下节点 i 的有功负荷; Ω_A 为进行场景筛选前的复合自然灾害故障典型场景集, $o \in \Omega_A$; $L_{i,j}^{l_n}$ 表示节点 i 与节点 j 之间的线路在 t_{l_n} 时刻发生故障; $DG_i^{d_i}$ 表示节点 i 的分布式电源在 t_{d_i} 时刻发生故障。

3.3 下层: 配电网最优调度

基于上层模型储能容量配置结果以及中层模型生成的复合自然灾害故障典型场景, 下层模型以多场景下储能运行成本及配电网切负荷损失期望最小为目标^[24], 如式(31)所示。

$$\min C_{low} = C_e + C_{LOSS} \quad (31)$$

$$C_e = \sum_{i \in T, m \in \Omega_c, i \in \Omega_B} (\kappa_f^{ch} P_{m,i,t}^{ch} + \kappa_f^{dis} P_{m,i,t}^{dis}) \cdot F_m^{sc} \quad (32)$$

$$C_{\text{LOSS}} = \sum_{t \in T, m \in \Omega_c, i \in \Omega_b} (\kappa_{\text{loss}} \cdot \sigma_{m,i} \cdot P_{m,i,t}^{\text{D}}) \cdot F_m^{\text{sc}} \quad (33)$$

式中: C_e 为储能运行成本期望; C_{LOSS} 为负荷损失成本期望; T 为调度周期; κ_f^{ch} 为储能充电成本系数; κ_{loss} 为失负荷成本系数; $P_{m,i,t}^{\text{ch}}$ 为故障场景 m 下节点 i 储能在 t 时刻的充电功率; κ_f^{dis} 为储能放电成本系数; $P_{m,i,t}^{\text{dis}}$ 为故障场景 m 下节点 i 储能在 t 时刻的放电功率; $\sigma_{m,i}$ 为故障场景 m 下节点 i 的失负荷比率; $P_{m,i,t}^{\text{D}}$ 为故障场景 m 下节点 i 在 t 时刻的有功负荷; Ω_c 为进行场景筛选后的复合自然灾害故障典型场景集。

下层约束条件如下所述。

1) 线性潮流约束

在保证精度的前提下, 为降低模型复杂度以及提高求解速度, 本文采用如式(34)、式(35)所示的线性潮流约束。

$$P_{m,ij,t} = \frac{r_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} (V_{m,i,t} - V_{m,j,t}) + \frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} (\theta_{m,i,t} - \theta_{m,j,t}) \quad (34)$$

$$Q_{m,ij,t} = \frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} (V_{m,i,t} - V_{m,j,t}) + \frac{r_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} (\theta_{m,i,t} - \theta_{m,j,t}) \quad (35)$$

式中: $P_{m,ij,t}$ 、 $Q_{m,ij,t}$ 分别为故障场景 m 下线路 ij 在 t 时刻的有功功率和无功功率; r_{ij} 、 x_{ij} 分别为故障场景 m 下线路 ij 的电阻和电抗; $V_{m,i,t}$ 、 $V_{m,j,t}$ 分别为故障场景 m 下节点 i 和节点 j 在 t 时刻的电压。

2) 节点功率平衡约束

$$P_{m,i,t}^{\text{G}} + P_{m,i,t}^{\text{dis}} - P_{m,i,t}^{\text{ch}} = \sum_{i \in \Omega_B, j \in \Omega_b} P_{m,ij,t} + \sigma_{m,i} \cdot P_{m,i,t}^{\text{D}} \quad (36)$$

$$Q_{m,i,t}^{\text{G}} = \sum_{i \in \Omega_B, j \in \Omega_b} Q_{m,ij,t} + \sigma_{m,i} \cdot Q_{m,i,t}^{\text{D}} \quad (37)$$

式中: Ω_{D_i} 为与节点 i 相邻的所有节点集合; $P_{m,i,t}^{\text{G}}$ 为故障场景 m 下节点 i 发电机在 t 时刻发出的有功功率; $P_{m,i,t}^{\text{D}}$ 为故障场景 m 下节点 i 在 t 时刻的有功负荷; $Q_{m,i,t}^{\text{G}}$ 为故障场景 m 下节点 i 发电机在 t 时刻发出的无功功率; $Q_{m,i,t}^{\text{D}}$ 为故障场景 m 下节点 i 在 t 时刻的无功负荷。

3) 功率上下限约束

$$P_{ij,t}^{\text{max}} \leq P_{m,ij,t} \leq P_{ij,t}^{\text{min}} \quad (38)$$

$$Q_{ij,t}^{\text{max}} \leq Q_{m,ij,t} \leq Q_{ij,t}^{\text{min}} \quad (39)$$

$$P_{i,t}^{\text{G,min}} \leq P_{m,i,t}^{\text{G}} \leq P_{i,t}^{\text{G,max}} \quad (40)$$

$$Q_{i,t}^{\text{G,min}} \leq Q_{m,i,t}^{\text{G}} \leq Q_{i,t}^{\text{G,max}} \quad (41)$$

式中: $P_{ij,t}^{\text{max}}$ 和 $P_{ij,t}^{\text{min}}$ 分别为线路 ij 传输有功功率的最大值和最小值; $Q_{ij,t}^{\text{max}}$ 和 $Q_{ij,t}^{\text{min}}$ 分别为线路 ij 传输无功功率的最大值和最小值; $P_{i,t}^{\text{G,max}}$ 和 $P_{i,t}^{\text{G,min}}$ 分别为发电机 i 在 t 时刻发出的有功功率的最大值和最小值; $Q_{i,t}^{\text{G,max}}$ 和 $Q_{i,t}^{\text{G,min}}$ 分别为发电机 i 在 t 时刻发出的无功功率的最大值和最小值。

4) 电压上下限约束

$$V_i^{\text{min}} \leq V_{m,i,t} \leq V_i^{\text{max}} \quad (42)$$

式中, V_i^{max} 和 V_i^{min} 分别为节点 i 电压的上下限。

5) 储能运行约束

$$S_{m,i}(t) = S_{m,i}(t-1) + P_{m,i,t}^{\text{ch}} \eta_{\text{ch}} \Delta t - \frac{P_{m,i,t}^{\text{dis}} \Delta t}{\eta_{\text{dis}}} \quad (43)$$

$$E_{\text{SOC}}^{i,\text{min}} \leq \frac{S_{m,i}(t)}{E_{i,\text{es}}} \leq E_{\text{SOC}}^{i,\text{max}} \quad (44)$$

$$0 \leq P_{m,i,t}^{\text{ch}} \leq P_{i,\text{es}} \quad (45)$$

$$0 \leq P_{m,i,t}^{\text{dis}} \leq P_{i,\text{es}} \quad (46)$$

$$P_{m,i,t}^{\text{ch}} P_{m,i,t}^{\text{dis}} = 0 \quad (47)$$

式中: $S_{m,i}(t)$ 为储能 i 在 t 时刻的容量; $E_{\text{SOC}}^{i,\text{max}}$ 和 $E_{\text{SOC}}^{i,\text{min}}$ 分别为储能 i 容量的上限和下限; η_{ch} 为储能充电效率; η_{dis} 为储能放电效率。其中式(47)为冗余约束可以舍去^[25]。

6) 切负荷量约束

$$0 \leq \sigma_{m,i} \leq 1 \quad (48)$$

3.4 基于 Benders 分解的迭代求解算法

本文基于广义 Benders 分解算法^[26]将具有复杂混合整数变量的储能电站规划模型分解为整数规划主问题(上层: 储能电站选址定容)与线性规划子问题(下层: 配电网最优调度), 将主问题储能选址定容结果传递给子问题, 基于中层生成的复合自然灾害典型故障场景对下层子问题配电网最优调度求解得到最优割或可行割。若子问题有可行解则将最优割加入上层储能规划主问题约束中, 反之则将可行割加入主问题中, 从而缩小主问题储能容量配置优化可行域对主问题进行求解, 再将新的主问题储能规划结果返回子问题中, 以此循环迭代求解得到储能选址定容最优解。基于 Benders 分解的迭代求解算法流程如图 3 所示。

4 算例分析

4.1 系统参数设置

本文采用我国西北电网某地区降雨强度与风速历史气象数据进行相关性分析以及概率密度函数拟

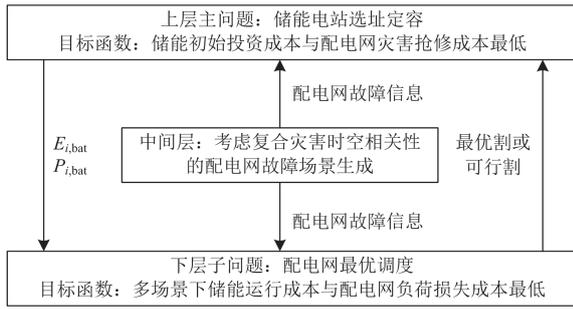


图 3 基于 Benders 分解的迭代求解算法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of iterative solution algorithm based on Benders decomposition

合。基于含分布式电源的 IEEE33 节点配电系统对所提风险模型与规划方法进行算例分析。根据不同地形和气象条件，将配电网划分为 5 个典型区域如图 4 所示，其中 DG 为分布式电源，电压等级为 12.66 kV。储能系统技术参数如表 1 所示^[9]，本算例重要负荷削减成本为 3000 元/kWh，其他负荷削减成本为 500 元/kWh。

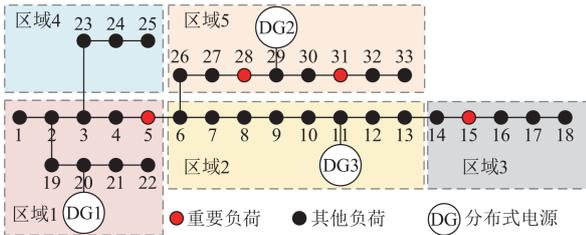


图 4 IEEE33 节点配电网示意图

Fig. 4 IEEE33 node distribution network diagram

表 1 储能系统技术参数

Table 1 Technical parameters of energy storage system

参数	取值
可配置的额定功率上限 $P^{R,max}/kW$	400
可配置的容量上限 $E^{R,max}/kWh$	2000
单位功率配置成本系数 $\kappa_p/(\text{元}/kW)$	1050
单位容量配置成本系数 $\kappa_v/(\text{元}/kWh)$	2000
辅助设施成本系数 $\kappa_{fb}/(\text{元}/kWh)$	500
灾害抢修成本系数 $\kappa_r/(\text{万元}/h)$	30
充电效率 η^{ch}	0.9
放电效率 η^{dis}	0.9
单位充电成本 $\kappa^{ch}/(\text{元}/kWh)$	0.2
单位放电成本 $\kappa^{dis}/(\text{元}/kWh)$	0.2
储能最大配置数量	5
初始 SOC	0.85
SOC 上限	0.9
SOC 下限	0.1

4.2 结果对比分析

本算例对图 4 中配网不同区域不同时间的降雨

强度及风速历史数据进行时空相关性分析，并基于相关性分析结果对灾害风险强度联合概率密度函数进行拟合。图 5 给出了暴风雨恶劣天气下 5 个区域之间的复合灾害相关性分析结果。由图 5 可知，区域 1 和区域 4 相关性较高，将区域 4 降雨与风速历史数据样本加入区域 1 进行灾害风险强度联合概率建模，如图 6 所示。图 7 给出了配电网元件故障风险概率分布，在此基础上计算暴风雨灾害下配电网路与分布式电源的故障风险概率如表 2 所示。

由图 6 可知，降雨强度与风速值较小时其联合概率密度较大，具有一定的下尾部非线性相关性。由图 7 可知，基于本文所提方法复合灾害下配电网元件故障概率分布能够揭示暴风雨灾害强度分布不均匀的时空特性。由表 2 可知，未考虑相关性影响

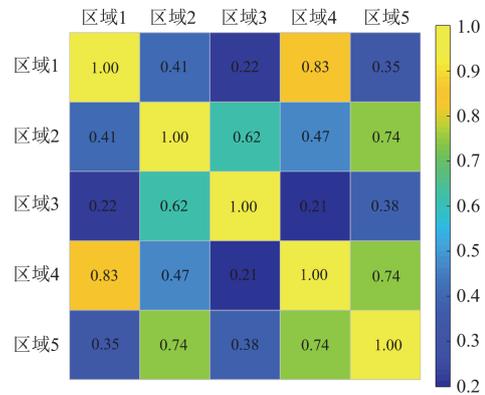


图 5 不同区域恶劣天气下灾害数据相关性分析结果

Fig. 5 Correlation analysis results of severe weather disaster data in different regions

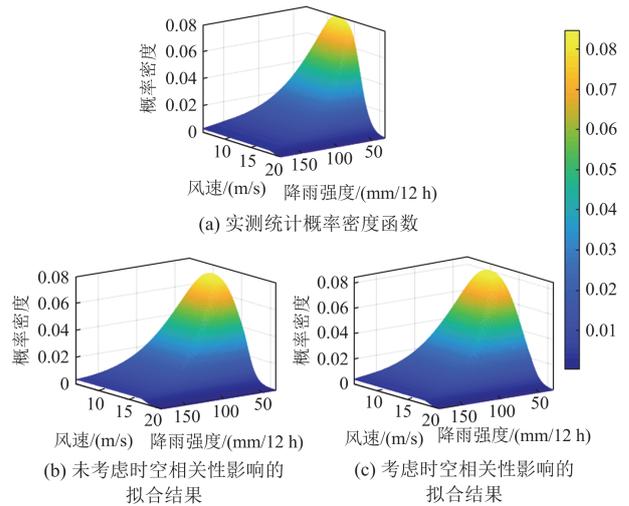


图 6 区域 1 灾害风险强度的联合概率密度函数对比

Fig. 6 Comparison of joint probability density function of disaster risk intensity in region 1

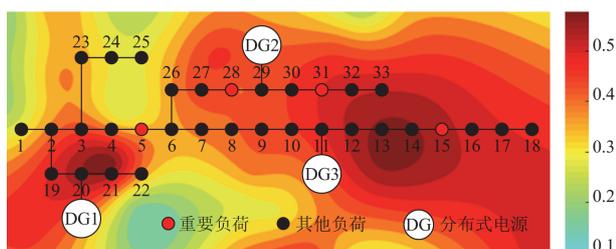


图7 配电网元件故障风险概率分布

Fig. 7 Probability distribution of component failure risk in distribution network

表2 有无考虑复合灾害时空相关性的配电网元件故障风险概率

Table 2 Distribution network failure risk probability with/without considering spatio-temporal correlation of compound disasters

区域		1	2	3	4	5
考虑时空相关性	线路平均故障率	0.490	0.445	0.481	0.348	0.422
	DG 平均故障率	0.515	0.499	0.495	0.418	0.521
未考虑时空相关性	线路平均故障率	0.422	0.393	0.427	0.303	0.391
	DG 平均故障率	0.484	0.466	0.473	0.392	0.494

的配电网元件故障率与实测统计结果相比偏低,使得复合灾害下故障场景不准、储能容量配置不足及负荷切除量过高等。

基于配电网风险模型生成预想故障场景集,并采用故障集筛选方法^[21]提取负荷损失最严重场景 $\{L_{7-8}^{15}, L_{14-15}^{10}, L_{21-22}^{13}, L_{23-24}^4, L_{30-31}^7, DG_2^5\}$ 进行对比验证和分析。算例设置5种不同方案对配电网储能规划策略进行对比分析:方案1为不采取储能规划策略;方案2为仅考虑暴雨单种灾害的储能规划策略;方案3为仅考虑强风单种灾害的储能规划策略;方案4为考虑暴风雨复合灾害的储能规划策略,但未考虑恶劣天气时空相关性;方案5为计及恶劣天气时空相关性的暴风雨复合灾害下储能规划策略。表3为不同方案下储能选址定容配置结果,表4为本文所提方法在不同配网节点的储能配置结果,表5给出了典型灾害场景下配电网总成本对比,图8为不同方案下配电网负荷削减功率结果对比。

由以上计算结果可知,恶劣天气下方案1未采取储能配置策略,造成配电网1140 kW重要负荷和

表3 不同方案下储能选址定容配置结果

Table 3 Location and volume allocation results of energy storage under different schemes

方案	储能配置节点	储能配置总容量/kWh	储能投资成本/万元
1	—	0	0
2	16,18,21,22	2170	728.28
3	14,15,21,22,25	3306	1165.50
4	22,25,32,33	4228	1396.30
5	12,16,17,25,33	3815	1344.80

表4 所提方案的储能配置结果

Table 4 Energy storage configuration results of the proposed scheme

储能配置节点	P^R/kW	E^R/kWh	储能配置成本/万元
12	660.00	1320.00	465.30
16	57.00	113.00	39.89
17	57.00	113.00	39.89
25	778.00	1556.00	548.49
33	356.00	713.00	251.28

表5 典型灾害场景下配电网总成本对比

Table 5 Comparison of total cost of distribution network under typical disaster scenarios

方案	负荷损失成本/万元	储能运维成本/万元	灾害抢修成本/万元	总成本/万元
1	784.25	0	0	784.25
2	602.49	0.31	30.00	632.80
3	396.40	4.02	30.00	430.42
4	362.07	2.66	30.00	394.73
5	241.55	5.63	30.00	277.18

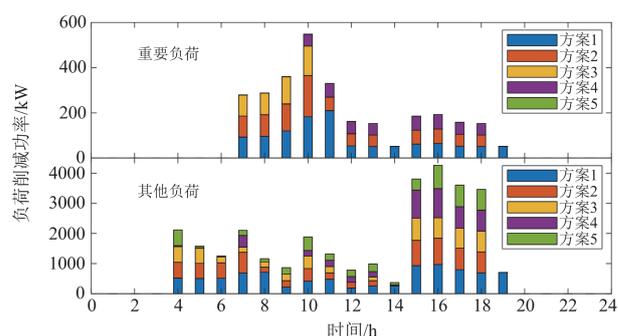


图8 不同方案下配电网负荷削减功率结果对比

Fig. 8 Comparison of power reduction results of distribution network under different schemes

8845 kW其他负荷失电。方案2和方案3仅考虑单种自然灾害的影响,使得灾害下配电网故障场景生成不够准确,导致该方案所得储能配置容量无法满足配网受灾时负荷需求,与本文所提方案5相比其负荷损失过大。方案4由于未考虑复合灾害天气之间的时空相关性,生成的配电网故障场景不符合复合灾害强度的时空分布特性,从而导致储能配置节点不合理,导致储能投资成本在所有方案中最高。

综上所述,与仅考虑单一灾害场景或未考虑复合灾害时空相关性的储能电站规划进行对比分析可知,所提方案5考虑灾害时空相关性可有效刻画降雨强度以及风速之间的下尾部非线性概率相关性,建立更为精准的配电网风险概率模型,复合灾害下

可显著降低负荷受灾损失, 以较低的储能投资成本提升了恶劣天气下配电网运行弹性。由对比结果分析可知, 该方案下无重要负荷损失且配电网总成本最低, 保障了灾害事件下配网重要负荷的可靠供电。

5 结论

本文考虑复合灾害气象的时空相关性建立了配电网故障风险模型, 提出了提升配电网运行弹性的储能电站多层规划策略。以含分布式电源的 IEEE33 节点配电网系统为算例进行对比计算与分析, 可得以下结论: 1) 所提方法可在一定程度上刻画降雨强度以及风速之间的尾部非线性概率相关性, 考虑恶劣天气时空相关性的配电网元件故障风险模型能够体现复合灾害强度的非均匀时空分布特性以及配电网实际受灾状态; 2) 构建了考虑复合自然灾害时空相关性的弹性配电网储能电站多层规划模型, 基于广义 Benders 分解算法将复杂多层储能规划模型分解为选址定容整数规划主问题与配网调度优化子问题进行高效求解, 所提方法在减少储能投资成本的同时有效降低了配电网负荷损失, 显著提升了配电网运行弹性以保证重要负荷持续可靠供电。

参考文献

- [1] 杨丽君, 高鹏, 王伟浩, 等. 考虑时间尺度的配电网故障恢复方法研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 453-459. YANG Lijun, GAO Peng, WANG Weihao, et al. Research on fault recovery method considering time scale for distribution network[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(1): 453-459.
- [2] 中华人民共和国应急管理部. 河南郑州“7·20”特大暴雨灾害调查报告[R/OL]. [2022-01-21]. <https://www.mem.gov.cn/gk/sgcc/tbzdsqgdcbg/202201/P020220121639049697767.pdf>.
- [3] 王倩, 翟盘茂, 余荣. 2018年7月北半球极端天气气候事件及环流特征分析[J]. 大气科学学报, 2019, 42(1): 28-35. WANG Qian, ZHAI Panmao, YU Rong. Analysis of extreme weather and climate events and circulation characteristics in the Northern Hemisphere in July 2018[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2019, 42(1): 28-35.
- [4] 安东, 杨德宇, 武文丽, 等. 基于改进多目标蜉蝣算法的配网电池储能系统最优选址定容[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 31-39. AN Dong, YANG Deyu, WU Wenli, et al. Optimal location and sizing of battery energy storage systems in a distribution network based on a modified multi-objective mayfly algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 31-39.
- [5] 周晓敏, 葛少云, 李腾, 等. 极端天气条件下的配电网韧性分析方法及提升措施研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(2): 505-513, 681. ZHOU Xiaomin, GE Shaoyun, LI Teng, et al. Assessing and boosting resilience of distribution system under extreme weather[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(2): 505-513, 681.
- [6] 谢云云, 薛禹胜, 文福拴, 等. 冰灾对输电线故障率影响的时空评估[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(18): 32-41, 98. XIE Yunyun, XUE Yusheng, WEN Fushuan, et al. Space-time evaluation for impact of ice disaster on transmission line fault probability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 32-41, 98.
- [7] HOU Hui, YU Shiwen, WANG Hongbin, et al. Risk assessment and its visualization of power tower under typhoon disaster based on machine learning algorithms[J]. Energies, 2019, 12(2): 205.
- [8] 吴勇军, 薛禹胜, 谢云云, 等. 台风及暴雨对电网故障率的时空影响[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(2): 20-29, 83. WU YongJun, XUE Yusheng, XIE Yunyun, et al. Space-time impact of typhoon and rainstorm on power grid fault probability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(2): 20-29, 83.
- [9] 马丽叶, 王海锋, 卢志刚, 等. 计及相关性影响的增强台风灾害下配电网韧性灵活性资源规划[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(7): 60-68. MA Liye, WANG Haifeng, LU Zhigang, et al. Flexible resource planning for improving distribution network resilience under typhoon disasters considering relevance impact[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 60-68.
- [10] 周士超, 刘晓林, 熊展, 等. 考虑韧性提升的交直流配电网线路加固和储能配置策略[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(12): 1619-1630. ZHOU Shichao, LIU Xiaolin, XIONG Zhan, et al. Line hardening and energy storage system configuration strategies for resilience enhancement of a hybrid AC-DC distribution system[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2021, 55(12): 1619-1630.
- [11] 马伸铜. 极端自然灾害下计及储能配置的韧性配电网规划方法[D]. 北京: 华北电力大学, 2020. MA Shentong. Planning method of resilient distribution networks considering ESS deployment under extreme natural disasters[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.
- [12] 厉国舜. 考虑电动汽车影响的配电网储能规划研究[D].

- 南京: 东南大学, 2020.
- LI Guoshun. Study on energy storage planning of distribution network considering the influence of electric vehicles[D]. Nanjing: Southeast University, 2020.
- [13] 杨洪明, 黄拉, 何纯芳, 等. 冰风暴灾害下输电线路故障概率预测[J]. 电网技术, 2012, 36(4): 213-218.
- YANG Hongming, HUANG La, HE Chunfang, et al. Probabilistic prediction of transmission line fault resulted from disaster of ice storm[J]. Power System Technology, 2012, 36(4): 213-218.
- [14] 王兆坤. 洪涝灾害下电力损失及停电经济影响的综合评估研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2012.
- WANG Zhaokun. The comprehensive assessment of the power loss and the economic impact of the power outages under the flooding[D]. Changsha: Hunan University, 2012.
- [15] 武占科, 赵林, 葛耀君. 上海地区台风条件风速和雨强联合概率分布统计[J]. 空气动力学学报, 2010, 28(4): 393-399.
- WU Zhanke, ZHAO Lin, GE Yaojun. Statistical analysis of wind velocity and rainfall intensity joint probability distribution of Shanghai area in typhoon condition[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2010, 28(4): 393-399.
- [16] 马喜平, 何世恩, 姚寅, 等. 计及风速不确定性及相关性的风电场分区虚拟惯量估计[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 123-131.
- MA Xiping, HE Shien, YAO Yin, et al. Virtual inertia estimation of wind farm zones with wind speed uncertainty and correlation[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 123-131.
- [17] 张延旭, 胡春潮, 黄曙, 等. 基于 Apriori 算法的二次设备缺陷数据挖掘与分析方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(19): 147-151, 163.
- ZHANG Yanxu, HU Chunchao, HUANG Shu, et al. Apriori algorithm based data mining and analysis method for secondary device defects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 147-151, 163.
- [18] 陈勇, 李胜男, 张丽, 等. 基于改进 Apriori 算法的智能变电站二次设备缺陷关联性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(20): 135-141.
- CHEN Yong, LI Shengnan, ZHANG Li, et al. Association analysis for defect data of secondary device in smart substations based on improved Apriori algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(20): 135-141.
- [19] 王凌云, 林跃涵, 童华敏, 等. 基于改进 Apriori 关联分析及 MFOLSTM 算法的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 74-81.
- WANG Lingyun, LIN Yuehan, TONG Huamin, et al. Short-term load forecasting based on improved Apriori correlation analysis and an MFOLSTM algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 74-81.
- [20] 薛金花, 叶季蕾, 陶琼, 等. 采用全寿命周期成本模型的用户侧电池储能经济可行性研究[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2471-2476.
- XUE Jinhua, YE Jilei, TAO Qiong, et al. Economic feasibility of user-side battery energy storage based on whole-life-cycle cost model[J]. Power System Technology, 2016, 40(8): 2471-2476.
- [21] BIE Zhaohong, LIN Yanling, LI Gengfeng, et al. Battling the extreme: a study on the power system resilience[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(7): 1253-1266.
- [22] CAPITANESCU F, WEHENKEL L. A new iterative approach to the corrective security-constrained optimal power flow problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(4):1533-1541.
- [23] BESSANI M, FANUCCHI R Z, DELBEM A C C, et al. Impact of operators' performance in the reliability of cyber-physical power distribution systems[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(11): 2640-2646.
- [24] 姜涛, 唐少南, 李雪, 等. 应对台风影响的海岛微网群韧性全过程提升[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(18): 6625-6640.
- JIANG Tao, TANG Shaonan, LI Xue, et al. Resilience boosting strategy for island microgrid clusters against typhoons[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(18): 6625-6640.
- [25] OLIVARES D E, CAÑIZARES C A, KAZERANI M, et al. A centralized energy management system for isolated microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(4): 1864-1875.
- [26] WU Xiong, LI Haoyu, WANG Xiuli, et al. Cooperative operation for wind turbines and hydrogen fueling stations with on-site hydrogen production[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(4): 2775-2789.

收稿日期: 2022-07-29; 修回日期: 2022-08-25

作者简介:

李吉侗(1987—), 男, 本科, 工程师, 研究方向为电网规划与新能源产业发展; E-mail: 804688733@qq.com

王洲(1990—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电网规划与新能源发电并网技术; E-mail: 13669338713@163.com

周斌(1984—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为智能电网分析与规划. E-mail: binzhou@hnu.edu.cn

(编辑 魏小丽)