

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200796

基于场景构建的电压暂降特征量随机评估方法

徐悦¹, 孙建军¹, 丁凯², 李伟², 胡畔²

(1. 武汉大学电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072; 2. 国网湖北省电力有限公司电力科学研究院, 湖北 武汉 430077)

摘要: 电压暂降幅度与持续时间分布是电压暂降的主要特征量, 也是敏感负荷损失预估及治理方案选择的重要依据。但现有随机评估方法往往存在计算量大、精度低等不足, 使得分析得到的电压暂降特征值难以进行实际应用。针对配电网节点众多、负荷变化特征明显等特点, 选择将场景法应用于电压暂降特征量随机评估中。首先通过K-medoids 聚类方法进行节点类别划分及典型节点选取。其次通过节点加权网络等值实现了配电网初始运行状态的多维场景降维处理。进而结合短路故障概率分布曲线及网络阻抗折算, 提出了典型电压暂降场景集生成方法。最后以某配电网网架结构为例, 计算了其供区内敏感负荷点处电压暂降特征量, 验证了方法的有效性与可行性。

关键词: 配电网; 电压暂降; 随机预测; 短路计算; 敏感负荷

Random evaluation method of voltage sag characteristics based on scenario construction

XU Yue¹, SUN Jianjun¹, DING Kai², LI Wei², HU Pan²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. Institute of Electric Power Science, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430077, China)

Abstract: The distribution of voltage sag amplitude and duration is the main characteristic quantity of voltage sag, and it is also an important basis for sensitive load loss estimation and treatment scheme selection. However, the existing stochastic evaluation methods often have shortcomings of needing a lot of calculation and having low accuracy. This makes it difficult to apply the obtained characteristic value of voltage sag in practice. In view of the characteristics of distribution network with many nodes and obvious load variation, the scenario method is applied to the voltage sag characteristic evaluation. First, the K-medoids clustering method is used to classify the node types and select the typical nodes. Secondly, a multidimensional scene dimension reduction of the initial operation state of the distribution network is realized through the node weighted network equivalence, and then the short-circuit fault probability distribution curve and network impedance conversion are combined to propose a generation method of a typical voltage sag scene set. Finally, taking a distribution network structure as an example, the characteristic value of voltage sag at sensitive load points in the power supply area is calculated to verify the effectiveness and feasibility of the method.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 52153218000B) and the Key Program of National Natural Science Foundation of China (No. 51637007).

Key words: distribution network; voltage sag; random prediction; short circuit calculation; sensitive load

0 引言

随着尖端制造产业的快速发展, 用户对电压暂降故障的敏感程度大幅提高, 也因此产生了巨大的经济损失^[1]。在电压暂降治理过程中需要事故数据进行参考, 不准确的电压暂降监测数据会造成资源

的极大浪费。然而电压暂降监测工作起步晚、周期长^[2], 尚不具备工程应用价值, 因此需要进行电压暂降特征量随机评估研究。据统计数据显示, 短路故障是电压暂降事故的最主要成因, 因此, 对此类电压暂降特征量进行随机预测是电压暂降优化治理的前提^[3], 但现有的随机预测方法往往存在精度低、计算量大等缺点^[4-5], 需要引入新的电压暂降特征量预测方法。

现有的电压暂降研究方法主要可分为 3 类:

基金项目: 国家电网公司科技项目资助(52153218000B); 国家自然科学基金重点项目资助(51637007)

1) 临界距离法。临界距离法是一种用于分析发生短路故障后能够对敏感负荷点造成干扰的供电区域范围的方法。文献[6-7]在暂降幅值计算过程中,加入了黄金分割法的极值计算过程,提高了运算效率;文献[8]将临界故障点的确定简化为二次函数根的求解问题,并引入数值分析方法加快收敛速度;此类方法能够计算得到敏感负荷的电压暂降有效治理范围,但无法得到电压暂降特征量具体分布情况。

2) 故障点法。故障点法是一种用于分析短路故障发生后不同位置暂降特征量的方法。文献[9]采用组合负荷模型的等效算法进行暂降计算,通过积分加权求和实现快速配网暂降评估,提高了运算速度;文献[10]利用历史故障数据的故障位置法和状态估计法相结合,得到电压暂降状态方程,并利用量子行为粒子群算法得到优化问题的最优解。但此类方法仅能得到少数几种情况下电压暂降分布情况,进行电压暂降特征量评估计算量大,且不具随机特性。

3) 随机预测法。随机预测法是根据暂降事件相关影响因素发生概率进行蒙特卡洛随机抽样特征量分析的方法,文献[11-12]将负荷变化、保护继电器故障清除时间的不确定性、网络元件的故障率以及设备对电压暂降敏感度的变化、不确定性引入随机分析;文献[13]将分布式电源对电压暂降的影响引入分析计算;文献[14-15]使用 Power factory 等软件对电压暂降发生环境进行直接仿真;文献[16]提出了基于深卷积神经网络的电压暂降估计方法,将运行状况、故障位置与特征引入随机性分析。但此类方法计算量大,计算时间长,在大区域配电网电压暂降特征量评估中应用受限。

场景构建的方法能够将随机变量转化成少数几个确定变量进行分析,极大地降低了计算量的同时,保留了数据的随机特性,能够很好地运用到电压暂降特征量评估计算中。文献[17]通过蒙特卡罗随机抽样的方法得到场景集,并采用后推削减算法提取出典型场景;文献[18-19]引入拉丁超立方随机抽样的方法,降低了相同精度下的抽样次数;文献[20-21]利用 Wasserstein 距离指标并应用最优分位点选取的方法对功率概率分布曲线进行离散化处理得到场景集,再应用聚类方法得到典型场景,进一步提高了计算效率。由于场景法计算量小又能够保留数据随机性的特点^[22],本文将场景法应用到电压暂降的特征量分析计算中。

综上所述,本文提出一种基于场景构建的电压暂降特征量随机评估方法。首先,通过聚类算法进行不同时刻功率监测数据聚类,得到配电网运行状态基础场景,其次从短路故障类型、相位、发生位

置入手,建立短路故障事故集,结合各类随机事件发生概率,提取出电压暂降典型场景。然后,考虑初始电压的网络阻抗折算方法进行短路计算分析,降低场景法计算维度,得到敏感负荷点处的电压暂降幅值,并结合继电保护机理,考虑各场景下断路器保护触发时间,得到电压暂降持续时间;最后,以实际配电网网架结构为例,计算敏感负荷点电压暂降特征量,对本文方法进行验证。

1 配电网运行状态多维典型场景生成方法

为得到敏感负荷处电压暂降特征量应首先对配电网基础运行场景进行构建。这里基于网架结构与相关历史监测数据,通过 K-medoids 聚类算法将同类型相似节点进行等效处理,简化数据维度;其次应用节点权重系数计算方法,将配电网网络简化成加权单节点配电网群,对不同时刻功率监测数据进行聚类,以得到配电网运行状态典型场景。

本文采用囊括了传统负荷节点、分布式光伏节点、分布式风电节点、电动汽车充电桩节点的监测数据作为基础场景。场景数据包含 24×365 个监测采样时刻的视在功率图,场景维数高,数据规模大。其中类别相同的负荷,功率变化趋势是非常相似的,为降低数据计算维度,首先通过节点功率特征量提取,节点聚类对其按照功率波动特征进行进一步区分。

为去除随机波动性影响,对节点功率数据取均值,并进行归一化处理,建立包含时间维度的 T_d 维数据空间,则每个节点的功率波动特征可以用向量表示,即

$$\bar{D}_k^o = (|D_{1k}^o|, |D_{2k}^o|, \dots, |D_{T_d k}^o|) \quad (1)$$

式中, $D_{T_d k}^o$ 为模长归一化后的节点 k 在 T 时间维度 d 时刻点的功率变化幅值。

提取节点功率特征后对初始场景进行降维处理,这里选用 K-medoids 聚类方法进行节点类别划分及典型节点选取。K-medoids 聚类又名中心点聚类,是一种将全部对象划分至 N 个类别,并选取 N 个实际对象作为每一类的代表,即“中心点”。

设初始聚类中心数目为 $n=2$,按式(2)选取聚类中心。

$$\begin{cases} D_1^C = D_k, \text{ 满足 } \max(\sum_{d=1}^{T_d/2} |D_{dk}^o|) \\ D_2^C = D_k, \text{ 满足 } \max(\sum_{d=T_d/2+1}^{T_d} |D_{dk}^o|) \end{cases} \quad (2)$$

在按照与聚类中心夹角大小完成了组别划分之后,同一组别内的中心点可能会发生偏移,需按照式(3)对其进行修正。

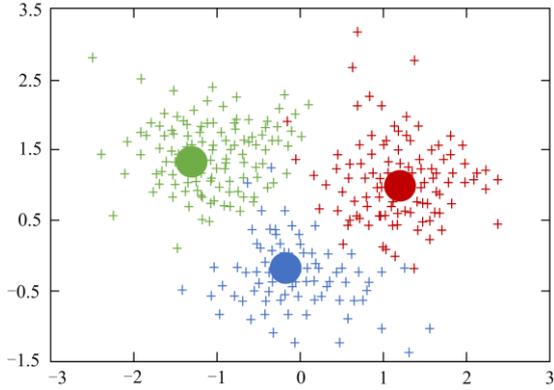


图1 场景聚类示意图

Fig. 1 Scene clustering diagram

$$D_m^C = D_k, \forall \sum_{D_h \in G_m^D} se(D_k, D_h) \geq \sum_{D_h \in G_m^D} se(D_x, D_h) \quad (3)$$

得到新的聚类中心后, 按照式(4)重新进行类别划分, 不断重复迭代, 直至满足判别条件。

$$D_m^C = D_k, \forall \sum_{D_h \in G_m^D} se(D_k, D_h) \geq \sum_{D_h \in G_m^D} se(D_x, D_h) \quad (4)$$

式中: D_m^{C-} 、 D_m^{C+} 分别表示更新前后的聚类中心; σ_D 表示聚类迭代误差允许上限, 满足判定条件后得到聚类场景集 S^C , 实现了横向压缩处理。

$$S^C = \begin{bmatrix} S_{11}^C & S_{12}^C & \cdots & S_{1n}^C \\ S_{21}^C & S_{22}^C & \cdots & S_{2n}^C \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{T1}^C & S_{T2}^C & \cdots & S_{Tn}^C \end{bmatrix} \quad (5)$$

得到的事故前聚类场景生成应用于电压暂降特征量评估中, 需要考虑每段供电线路上产生的电压降, 这里考虑功率大小、线路阻抗、前端供电电压对电路阻抗进行折算, 将同类节点按照均值功率大小比例折算到各个节点中, 得到整个配电网络节点的典型功率场景。

2 电压暂降典型场景构建方法

在得到整个配电网基础运行场景后, 基于配电网结构参数, 建立短路故障概率分布曲线; 其次, 基于继电保护分段原则, 得到短路故障持续时间概率分布曲线; 最后, 提取出包含短路阻抗、持续时间、故障类型、发生概率的典型暂态故障场景, 并结合第1节的稳态场景, 即可计算出敏感负荷点处电压暂降特征量。

2.1 考虑初始电压的网络阻抗折算方法

进行电压暂降特征量评估首先需要计算短路故障发生前后敏感负荷点 m 处的供电电压大小。

图2为短路故障网络示意图, 其中 Z_S 表示电源与变压器之间线路阻抗折算值, Z_T 表变压器阻抗的折算值, Z_f 表示短路阻抗大小, Z_k 、 Z_m 表示节点 k 、 m 处供电线路的线路阻抗, Z_{loadk} 、 Z_{loadm} 表示节点 k 、 m 的等效阻抗大小。

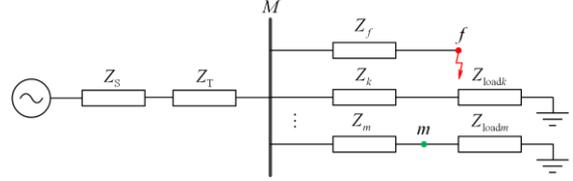


图2 短路故障网络示意图

Fig. 2 Schematic diagram of short circuit fault network

初始电压的不同, 会影响到 m 点的短路计算结果, 这会使得不同位置、相同短路阻抗情况下, 电压暂降计算结果有所不同, 导致生成短路故障位置场景时增加了一维变量。因此首先通过网络阻抗折算, 将电压值折算到短路阻抗上, 降低在电压暂降位置场景生成计算时的数据维度。

设在发生短路故障后, $U_{f(1)} = k_1 U_{fA0}$, $U_{f(2)} = k_2 U_{fA0}$, 其中, k_1 、 k_2 在不同类型短路故障时的大小不同, 但是其是与状态不相关的固定值。计算出 M 节点的正、负序电压大小, 如式(6)所示。

$$\begin{cases} U_{M(1)} = \frac{Z_f + U_{f(1)}(Z_S + Z_T)}{Z_f + Z_S + Z_T} = \frac{Z_f + k_1 U_{fA0}(Z_S + Z_T)}{Z_f + Z_S + Z_T} \\ U_{M(2)} = \frac{U_{f(2)}(Z_S + Z_T)}{Z_f + Z_S + Z_T} = \frac{k_2 U_{fA0}(Z_S + Z_T)}{Z_f + Z_S + Z_T} \end{cases} \quad (6)$$

为去除初始电压 U_{fA0} 对短路计算的影响, 将其大小折算到短路阻抗大小上, 如式(7)所示。

$$\begin{cases} U_{M(1)} = \frac{Z'_{f(1)} + k_1(Z_S + Z_T)}{Z'_{f(1)} + Z_S + Z_T} \\ U_{M(2)} = \frac{k_2(Z_S + Z_T)}{Z'_{f(2)} + Z_S + Z_T} \end{cases} \quad (7)$$

结合式(6)与式(7)进行计算, 即可得到短路阻抗大小。

$$\begin{cases} Z'_{f(1)} = \frac{(1-k_1)Z_f + (k_1 U_{fA0} - k_1)(Z_S + Z_T)}{1 - k_1 U_{fA0}} \\ Z'_{f(2)} = \frac{Z_f + Z_S + Z_T}{U_{fA0}} - (Z_S + Z_T) \end{cases} \quad (8)$$

对于不同短路故障类型、不同相序, 折算阻抗大小都不相同, 最终推算得到短路阻抗大小为

$$Z'_{f(0)} = \frac{Z_f + Z_S + Z_T}{U_{fA0}} - (Z_S + Z_T) \quad (9)$$

按式(9)对短路故障位置阻抗进行折算,即可得到能够适用于短路位置的典型场景生成计算的概率密度分布曲线。

2.2 考虑持续时间与故障位置的故障场景生成

在持续时间与短路故障阻抗概率分布曲线建立后,通过场景法将概率分布曲线转化成几个确定场景,提高计算精度,减少计算次数^[23]。对于任一类短路场景来说,其主要包含短路故障位置和短路持续时间两个要素^[24],因此是一个二维场景生成计算,在假定 I、II 段保护正常,不需要后备 III 段保护的情况下, I、II 段保护跳闸时间不可重叠,其生成的典型场景也不应存在持续时间处于 I、II 段保护中间位置的情况,应引入罚函数进行概率距离计算。

首先,按照短路位置,继电保护跳闸时间以 65% 为 I、II 段保护的分界线,分别绘制其概率密度分布曲线,如图 3 所示。

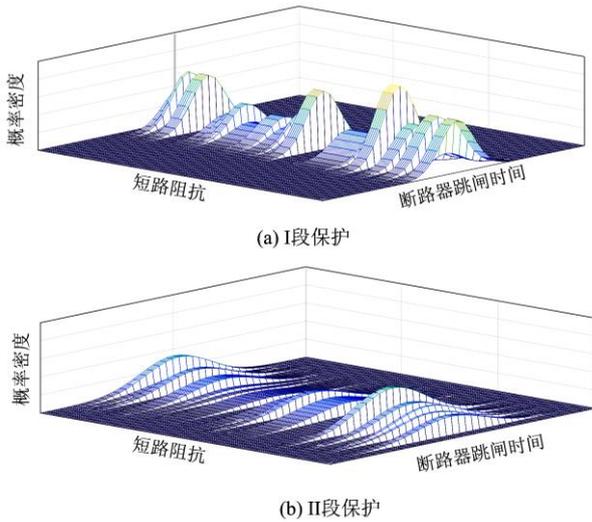


图 3 分段概率密度函数曲线

Fig. 3 Sectional probability density function curve

在此基础上,对各段分布函数分解成短路阻抗概率密度曲线和断路器跳闸时间概率密度曲线两部分进行离散化,再对离散结果进行两两组合,即可得到三维概率密度函数曲线的离散化结果。短路故障基础场景为

$$\mathbf{F} = [\mathbf{F}_{IE} \quad \mathbf{F}_{IIE} \quad \mathbf{F}_{IA} \quad \mathbf{F}_{IIA}] \quad (10)$$

总共可分为 4 个大类,包括接地短路 I 段保护、接地短路 II 段保护、相间短路 I 段保护和相间短路 II 段保护。每一个场景用 3 个变量进行描述见式(11)。

$$\mathbf{F}_i = [t_i \quad Z_i \quad k_i \quad P_i] \quad (11)$$

式中: t_i 、 Z_i 表示继电器跳闸时间和短路阻抗; k_i 表示继电保护跳闸类别标识,对应 4 类场景,分别取值为 1、2、3、4; P_i 表示基础场景 i 的发生概率。由于离散后得到的场景数量很多,需要进一步通过聚类进行场景数量削减,提取典型故障场景。

2.3 典型电压暂降场景生成方法

应用 K-means 聚类方法,对场景集进行削减得到典型电压暂降场景。首先需要对不同场景间的距离进行测度。选用加权欧式距离结合类别识别的场景距离测度方法如式(12)所示^[25]。

$$d_{EF}(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = \sqrt{(t_i - t_j)^2 + \lambda_F |Z_i - Z_j|^2} f(k_i, k_j) \quad (12)$$

式中: λ_F 表示加权距离计算中短路阻抗变量和持续时间变量的权重比值; $f(k_i, k_j)$ 为对不同场景类别识别的函数,若 $k_i = k_j$, $f(k_i, k_j)$ 取一个很大的值,若 $k_i \neq k_j$, $f(k_i, k_j)$ 取值为 1。这样便强制地避免了不同类型短路故障之间聚类组合的问题。

由于短路阻抗大小和持续时间大小对于电压暂降来说是同样重要的变量,为避免单位变化对典型故障场景生成的影响,对 λ_F 取式(13)所示。

$$\lambda_F = \left(\frac{t_{\max} - t_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \right)^2 \quad (13)$$

设基础场景数量为 N , 并取初始典型场景数量为 n 。首先对上述基础场景按照式(14)进行排序。

$$d'_{EF}(\mathbf{F}_i) = 100^{k_i} \sqrt{t_i^2 + \lambda_F Z_i^2} \quad (14)$$

得到了排序结果后,按照不同类型短路故障场景的概率对初始场景进行数目分配,并根据等分原则选取初始聚类中心 \mathbf{F}_i^C 。

在得到了初始聚类中心后,根据聚类中心,按式(15)对各个场景进行组别划分。

$$\mathbf{G}_i^f = \{\mathbf{F}_j \mid d_{EF}(\mathbf{F}_j, \mathbf{F}_i^C) \leq d_{EF}(\mathbf{F}_j, \mathbf{F}_k^C), \forall k \neq i\} \quad (15)$$

式中, \mathbf{G}_i^f 表示与第 i 类聚类中心相似的聚类分组。在得到新的聚类分组后,各组聚类中心会发生偏移,则按照式(16)进行聚类中心更新。

$$\left\{ \begin{aligned} Z_i^C &= \frac{\sum_{\mathbf{F}_j \in \mathbf{G}_i^f} P_j Z_j}{\sum_{\mathbf{F}_j \in \mathbf{G}_i^f} P_j} \\ t_i^C &= \frac{\sum_{\mathbf{F}_j \in \mathbf{G}_i^f} P_j t_j}{\sum_{\mathbf{F}_j \in \mathbf{G}_i^f} P_j} \end{aligned} \right. \quad (16)$$

得到新的聚类中心后,需要按式(17)进行收敛判别。

$$\sum_{i=1}^n P_i^C d_{EF}(F_i^{C(new)}, F_i^{C(old)}) \leq \sigma_{ZI} \quad (17)$$

若满足收敛条件, 则聚类完成, 若不满足, 则返回至式(16)重新进行聚类分组, 不断循环直至满足要求为止。其发生概率大小为

$$P_i^C = \sum_{F_j \in G_i^f} P_j \quad (18)$$

至此本文提出的基于场景构建的电压暂降特征量随机评估方法运算流程如图4所示。

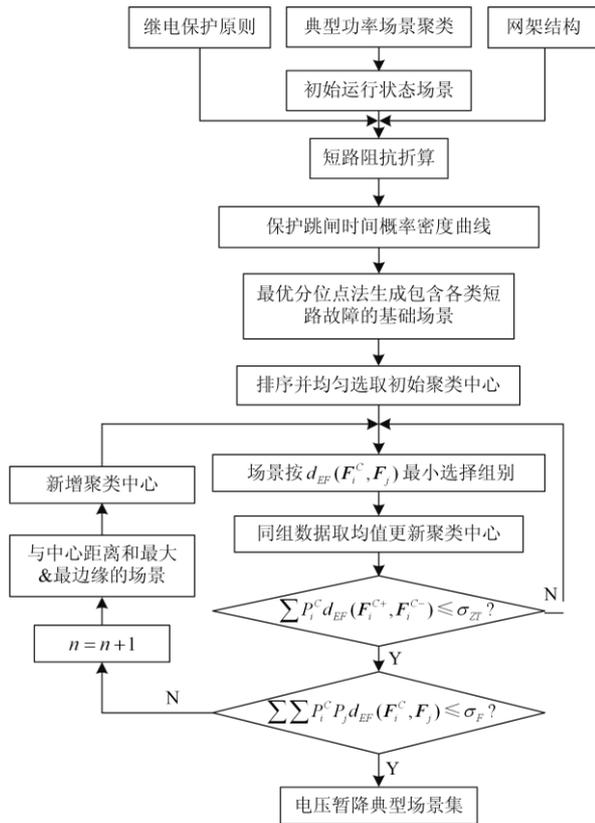


图4 电压暂降典型场景生成流程图

Fig. 4 Flow chart of typical scene generation of voltage sag

3 算例

为了进一步证明所提出算法的有效性, 选取某实际配电网网架结构如图5所示, 其中: 共包含传统负荷节点119个、电动汽车充电桩节点7个、分布式光伏发电节点6个、分布式风力发电节点2个。

选用1年8760个监测节点、134个数据节点的数据矩阵作为基础场景, 在此基础上, 对传统负荷、电动汽车充电桩按照功率波动特征进行节点聚类。通过提取节点功率特征值进行节点聚类处理^[26], 将传统负荷分为4类, 电动汽车充电桩分为2类, 传统负荷各类典型节点依次为80、103、119、10, 电

动汽车充电桩典型节点分别为6和3。再对网络节点进行加权处理, 计算得到8类节点权重值大小进行典型场景聚类, 得到8个节点典型场景生成结果如图6所示。

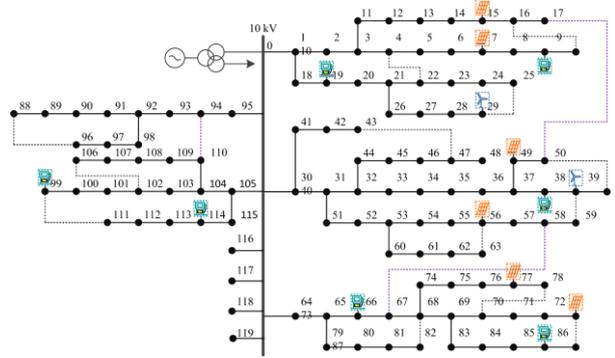


图5 某地119节点配电网示意图

Fig. 5 Schematic diagram of 119 node distribution network in a certain place

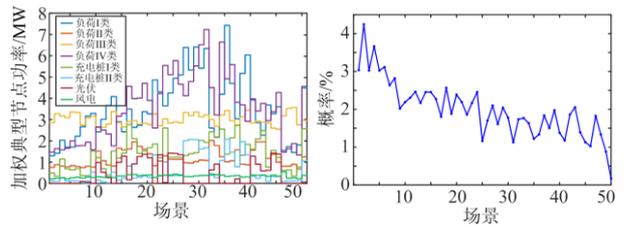


图6 典型场景生成结果示意图

Fig. 6 Schematic diagram of typical scene generation results

对于故障场景, 首先根据继电保护设置参数, 绘制出断路器跳闸概率分布曲线。由于本文分析的配电网电压等级为10 kV, 一般选用过流保护继电保护原则, 其断路器跳闸时间参数设置如表1所示。

表1 断路器继电保护设置参数

Table 1 Relay protection setting parameters of circuit breaker

保护类型	时间设定/s	保护类型	时间设定/s
相间过流 I 段	0.40	接地过流 I 段	0.25
相间过流 II 段	1.00	接地过流 II 段	0.75
相间过流 III 段	1.90	接地过流 III 段	1.60

取其各自整定时间的10%作为正态分布的标准差, 绘制出不同类型短路故障保护时间概率分布曲线。按照K-medoids聚类方法, 生成4类持续时间基础场景, 每类场景取数量为10, 如图7所示。

再结合式(8), 基于网架结构与图6中的典型运行场景, 得到短路阻抗概率分布曲线, 如图8所示。

按照继电保护范围比例, 对I段保护生成65个基础场景, 对II段保护生成35个基础场景, 结果如图9所示。

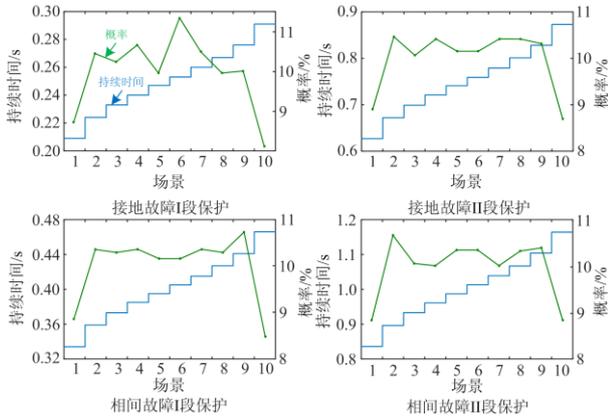


图 7 持续时间基础场景示意图

Fig. 7 Duration basic scenario diagram

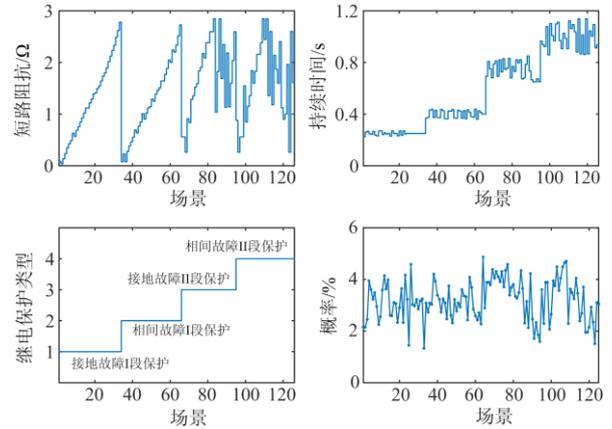


图 10 典型电压暂降场景

Fig. 10 Typical voltage sag scenarios

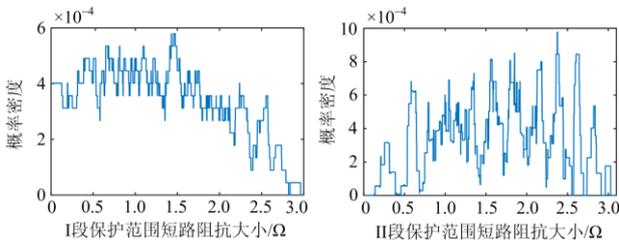


图 8 短路阻抗概率分布曲线

Fig. 8 Probability distribution curve of short circuit impedance

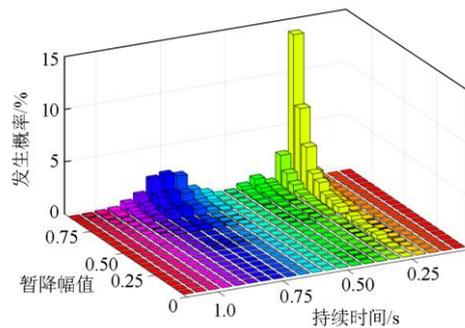


图 11 电压暂降特征量评估结果

Fig. 11 Evaluation results of voltage sag characteristics

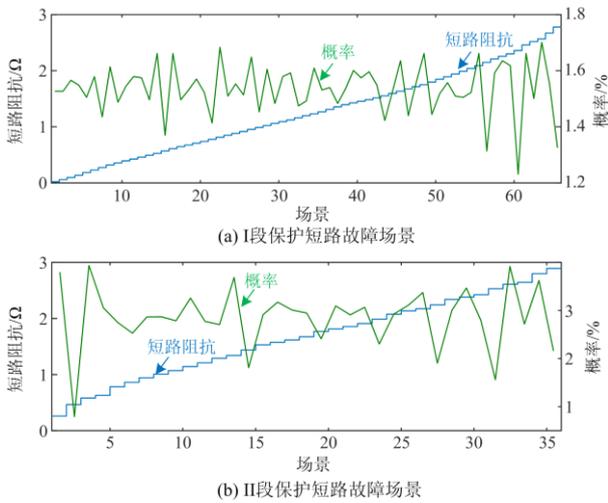


图 9 短路阻抗基础场景生成结果

Fig. 9 Short circuit impedance basic scenario generation results

再对两类场景进行相互组合,得到基础场景集,并对其进行场景聚类得到 125 个典型场景,如图 10 所示。

在此基础上,通过短路计算,即可得到 119 节点电压暂降特征量评估结果如图 11 所示。

从图 11 的评估结果可以看出,存在两个明显的

集中分部区域,符合算例中过流 I 段及过流 II 段的触发情况。评估结果中的持续时间概率分布情况符合实际正态分布情况,例如 I 段保护是线路全长的 70%,根据正态分布置信度,在 0.25 ± 0.025 s 电压暂降持续时间中的概率为 1.68%,本评估结果为 1.45%;实际统计数据中短路故障引起的电压暂降深度大多集中在 0.6~0.9 p.u.,事故分布概率为 83.29%^[27],图中评估结果为 86.72%。因此,本计算结果与实际统计数据基本相符,考虑初始电压分布进行电压暂降随机预估,在降低计算维度的基础上保证了预测结果的精确性,场景法可以被应用于电压暂降特征的随机评估中,弥补了以往方法中计算量大、精度低的缺点。

4 结论

本文基于场景构建的方法,进行电压暂降特征随机评估。为去除初始网络状态对不同位置电压暂降特征量计算的影响,将初始电压折算到短路阻抗中,为场景生成进行降维处理,并通过聚类算法提取出典型场景。最后通过相序短路计算,得到各个

场景下的电压暂降特征量, 绘制出电压暂降特征量概率分布曲线。最终以 119 节点网络进行算例计算, 得到了敏感负荷点处电压暂降特征量, 验证了算法的可行性。

参考文献

- [1] SHA K S, JAYA L A. Data mining for classification of power quality problems using WEKA and the effect of attributes on classification accuracy[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2018, 3(3): 303-314. DOI: 10.1186/s41601-018-0103-3.
- [2] 吕干云, 蒋小伟, 郝思鹏, 等. 基于半监督支持向量机的电压暂降源定位[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(18): 76-81.
LÜ Ganyun, JIANG Xiaowei, HAO Sipeng, et al. Voltage sag source location based on semi supervised support vector machine[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(18): 76-81.
- [3] 刘佳翰, 陈克绪, 马建, 等. 基于卷积神经网络和随机森林的三相电压暂降分类[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(20): 112-118.
LIU Jiahuan, CHEN Kexu, MA Jian, et al. Three phase voltage sag classification based on convolution neural network and random forest[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(20): 112-118.
- [4] 张心洁, 葛少云, 刘洪, 等. 智能配电网综合评估体系与方法[J]. *电网技术*, 2014, 38(1): 40-46.
ZHANG Xinjie, GE Shaoyun, LIU Hong, et al. Intelligent distribution network comprehensive evaluation system and method[J]. *Power System Technology*, 2014, 38(1): 40-46.
- [5] FEBRIANTO W A, GUNARTONO I, PENANGSANG O, et al. Fault location and voltage sag analysis in electric distribution network[C] // 2018 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), 2018.
- [6] PARK C, JANG G. Systematic method to identify an area of vulnerability to voltage sags[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2017, 32(3): 1583-1591.
- [7] MILANOVIC J V, AUNG M T, GUPTA C P. The influence of fault distribution on stochastic prediction of voltage sags[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2005, 20(1): 278-285.
- [8] 吴楠, 史明明, 孙健, 等. 基于戴维宁等值的电压暂降模拟方法[J]. *电测与仪表*, 2019, 56(24): 80-85, 114.
WU Nan, SHI Mingming, SUN Jian, et al. Voltage sag simulation method based on Thevenin equivalent[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019, 56(24): 80-85, 114.
- [9] 曾江, 丘国斌, 黄艺英. 基于等效算法和解析式拟合的快速配网暂降评估[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(9): 26-32.
ZENG Jiang, QIU Guobin, HUANG Yiying. Rapid distribution network sag assessment based on equivalent algorithm and analytical fitting[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(9): 26-32.
- [10] 汪颖, 邵彬, 肖先勇. 一种考虑冗余度的电压暂降工业过程中断概率评估方法[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(7): 8-15.
WANG Ying, SHAO Bin, XIAO Xianyong. An evaluation method for interruption probability of voltage sag industrial process considering redundancy[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(7): 8-15.
- [11] LIAO H, ABDELRAHMAN S, GUO Y, et al. Identification of weak areas of network based on exposure to voltage sags—part II: assessment of network performance using sag severity index[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2015, 30(6): 2401-2409.
- [12] MARTINEZ J, MARTIN-ARNEDO J. Voltage sag studies in distribution networks—part I: system modeling[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2006, 21(3): 1670-1678.
- [13] 贾东梨, 刘科研, 盛万兴, 等. 有源配电网故障场景下的电压暂降仿真与评估方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(5): 1279-1288.
JIA Dongli, LIU Keyan, SHENG Wanxing, et al. Voltage sag simulation and evaluation in active distribution network with fault cases[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(5): 1279-1288.
- [14] LIAO H, ABDELRAHMAN S, GUO Y, et al. Identification of weak areas of power network based on exposure to voltage sags—part I: development of sag severity index for single-event characterization[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2015, 30(6): 2392-2400.
- [15] GAHROOYI Y R, GOLKAR M A. Stochastic assessment of voltage sags in distribution networks[C] // 2007 International Power Engineering Conference (IPEC 2007), December 3-6, 2007, Singapore, Singapore.
- [16] HUILIAN L, MILANOVIC J V, MARCOS R, et al. Voltage sag estimation in sparsely monitored power systems based on deep learning and system area mapping[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2018, 33(6): 3162-3172.
- [17] 李湃, 管晓宏, 吴江. 基于大气动力模型的多风电场出力场景生成方法[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(18): 4581-4590.

- LI Pai, GUAN Xiaohong, WU Jiang. Wind power scenario generation for multiple wind farms based on atmospheric dynamic model[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(18): 4581-4590.
- [18] 陈琛, 吴文传, 张伯明, 等. 基于多场景技术的有源配电网可靠性评估[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(34): 67-73.
- CHEN Can, WU Wenchuan, ZHANG Boming, et al. An active distribution system reliability evaluation method based on multiple scenarios technique[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(34): 67-73.
- [19] 郑能, 丁晓群, 管志成, 等. 基于场景法的配电网有功-无功协调优化[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1640-1651.
- ZHENG Neng, DING Xiaoqun, GUAN Zhicheng, et al. Coordinated optimization of active power and reactive power in distribution network based on scenario method[J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1640-1651.
- [20] 王群, 董文略, 杨莉. 基于 Wasserstein 距离和改进 K-medoids 聚类的风电/光伏经典场景集生成算法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(11): 2654-2661.
- WANG Qun, DONG Wenlüe, YANG Li. A wind power/photovoltaic typical scenario set generation algorithm based on Wasserstein distance metric and revised K-medoids cluster[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(11): 2654-2661.
- [21] 王成山, 宋关羽, 李鹏, 等. 考虑分布式电源运行特性的有源配电网智能软开关 SOP 规划方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(7): 1889-1896.
- WANG Chengshan, SONG Guanyu, LI Peng, et al. Optimal configuration of soft open point for active distribution network considering the characteristics of distributed generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(7): 1889-1896.
- [22] CASSOLA F, BURLANDO M. Wind speed and wind energy forecast through Kalman filtering of numerical weather prediction model output[J]. Applied Energy, 2012, 99: 154-166.
- [23] 都嘉慧, 王长江, 李凌, 等. 计及换流器损耗的风电经柔直并网系统的随机最优潮流模型[J]. 中国电力, 2020, 53(5): 77-88.
- DU Jiahui, WANG Changjiang, LI Ling, et al. Stochastic optimal power flow model of wind power grid connected via flexible direct link considering converter losses[J]. Electric Power, 2020, 53(5): 77-88.
- [24] 李丹奇, 梅飞, 张宸宇, 等. 基于深度置信网络的电压暂降特征提取及源辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(4): 150-160.
- LI Danqi, MEI Fei, ZHANG Chenyu, et al. Voltage sag feature extraction and source identification method based on deep confidence network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(4): 150-160.
- [25] 程瑛颖, 杜杰, 周全, 等. 基于随机矩阵理论和聚类算法的电能表运行状态评估方法[J]. 中国电力, 2020, 53(11): 116-125.
- CHENG Yingying, DU Jie, ZHOU Quan, et al. Evaluation method of watt hour meter operation state based on random matrix theory and clustering algorithm[J]. Electric Power, 2020, 53(11): 116-125.
- [26] 郭艳飞, 程林, 李洪涛, 等. 基于支持向量机和互联网信息修正的空间负荷预测方法[J]. 中国电力, 2019, 52(4): 80-88.
- GUO Yanfei, CHENG Lin, LI Hongtao, et al. Spatial load forecasting method based on support vector machine and Internet information correction[J]. Electric Power, 2019, 52(4): 80-88.
- [27] 钟庆, 姚蔚琳, 许中, 等. 基于平均点线距的电压暂降系统级评估方法[J]. 中国电力, 2020, 53(11): 9-14.
- ZHONG Qing, YAO Weilin, XU Zhong, et al. Voltage sag system level evaluation method based on average point to line distance[J]. Electric Power, 2020, 53(11): 9-14.

收稿日期: 2020-07-07; 修回日期: 2020-10-03

作者简介:

徐悦(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电能质量评估, 电压暂降治理; Email: xuyueabi@whu.edu.cn

孙建军(1975—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电能质量分析及治理, 大功率电力电子技术应用。

(编辑 许威)