

基于 μ PMU 的智能配电网预想故障集组合 筛选方法

符杨¹, 司马超¹, 田书欣¹, 蔡鹏程¹, 顾吉平¹, 刘舒²

(1. 上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090;

2. 国网上海市电力公司电力科学研究院, 上海 200437)

摘要: 智能配电网预想故障集筛选是系统安全态势评估的重要基础。为了全面精准感知智能配电网的安全风险, 引入具有实时性、同步性、准确性和量测数据全面性的微型同步相量测量单元(μ PMU), 提出一种基于其高密度采样数据的融合类内与类间距离的加权 K-means 聚类方法(KICIC)和云理论的预想故障集组合筛选排序方法。首先遍历智能配电网各节点发生各故障类型的场景构建故障数据集; 然后采用 KICIC 算法进行故障数据集聚类分析, 进而基于云模型的云数字特征客观量化评估故障类严重度不确定性的危害并输出预想故障集; 最后算例结果表明: 融合 KICIC 聚类和云模型的预想故障集组合筛选排序方法从数据挖掘层面实现高风险预想故障集的可靠筛选。

关键词: 智能配电网; 预想故障集组合筛选; 融合类内与类间距离的加权 K-means 聚类方法(KICIC); 云理论; 微型同步相量测量单元(μ PMU)

中图分类号: TM28 文献标识码: A DOI: 10.19457/j.1001-2095.dqcd23535

Expected Fault Combination Screening Method for Smart Distribution Network Based on μ PMU

FU Yang¹, SIMA Chao¹, TIAN Shuxin¹, CAI Pengcheng¹, GU Jiping¹, LIU Shu²

(1. Electric Engineering College, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090,

China; 2. State Grid Shanghai Electric Power Research Institute, Shanghai 200437, China)

Abstract: Expected fault screening of smart distribution network is an important basis for system security situation assessment. In order to comprehensively and accurately perceive the security risk of smart distribution network, a micro-synchronous phasor measurement unit (μ PMU) with real-time, synchronicity, accuracy and comprehensiveness of measurement data was introduced. A new method for the combination screening and sorting of the expected fault combining based on high density sampling data weighting K-means clustering approach by integrating intra-cluster and inter-cluster distances (KICIC) and cloud theory was proposed. Firstly, the failure scenarios of each node of the smart distribution network were traversed, and the fault data sets were constructed. Then, KICIC algorithm was used to conduct clustering analysis. Based on cloud digital features of cloud model, the hazard of uncertainty of fault severity was quantitatively evaluated, and the expected fault set was outputted. Finally, the calculation results show that the expected fault screening method based on KICIC clustering and cloud model can reliably screen the high-risk expected fault sets in data mining level.

Key words: smart distribution network; expected fault combination screening; weighting K-means clustering approach by integrating intra-cluster and inter-cluster distances (KICIC); cloud theory; micro-synchronous phasor measurement unit (μ PMU)

预想故障集筛选是系统故障后安全态势分析的重要支撑^[1], 可为配电网运行状态分析^[2]、动态趋势预警^[3]、安全风险评估^[4]等提供风险警示和辅助决策。一个实际配电网往往呈现多分支、多

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB0902800); 国家自然科学基金项目(52007112)

作者简介: 符杨(1968—), 男, 博士, 教授, Email: mfydong@126.com

通讯作者: 田书欣(1985—), 男, 博士, 讲师, Email: tsx396@163.com

节点的架构,如果对其可能发生的每一种故障进行详尽分析,则工作量巨大、难以实现,因此预想故障集筛选的主要工作就是制定筛选指标,对系统潜在风险态势下的待分析故障集进行初步排序分析,筛选出最严重故障类。

国内外学者做了大量有关预想故障集筛选方面的研究。传统预想故障集筛选工作的核心是构建筛选指标。文献[5]构建四维暂态安全稳定裕度筛选指标。文献[6]考虑多重故障影响,分别构建故障发生概率指标与故障影响域指标。文献[7]形成配电网预想故障预筛-精筛两步制综合筛选方法。当信息系统与传统电网物理系统高度耦合时,故障表现更为多样化,因此文献[8]将信息系统纳入范畴,考虑信息系统与物理系统高度耦合的配电网结构下预想故障筛选。

聚类算法已在电气领域得到广泛应用。文献[9]结合K-means聚类实现对航空串联电弧的检测。文献[10]利用K-means聚类算法选取典型场景获得准确的风电出力概率分布情况。上述的聚类算法应用在定义聚类目标函数时未能综合考虑类内相似性与类间差异性间的关系。同时,由于电网信息化程度不断增强,量测数据冗余度明显提升,可为故障筛选提供更多故障态势数据,具备应用数据挖掘算法的数据基础;另一方面虽然不同的预想故障具有不同的严重程度,但是不同的严重程度之间也具有相似性或差异性,这符合数据挖掘中的“聚类”特征,因此可以采用聚类算法,按严重程度划分进行预想故障集筛选。

本文在上述研究的基础上选用融合类内与类间距离的加权聚类方法(weighting K-means clustering approach by integrating intra-cluster and inter-cluster distances, KICIC),该算法可同时加权最小化簇内距离与最大化簇间距离,利用其输出的故障类严重度指标对基于微型同步相量测量单元(micro-synchronous phasor measurement unit, μPMU)量测的智能配电网故障时刻电压相量数据进行预想故障集聚类分析,进而引入云理论表征故障类严重度的可能不确定性,确定最终的预想故障集筛选结果。因此,本文通过遍历智能配电网各节点发生不同故障类型的场景,利用μPMU高密度电压相量量测数据,结合KICIC聚类和云模型,综合故障严重度和不确定性对预想故障集进行筛选排序,从而为智能配电网安全态势分析工作提供了理论支撑。

1 基于μPMU的智能配电网预想故障集聚类分析

设置智配电网中可能发生的各类预想故障,结合μPMU量测数据,形成反映故障时系统态势的故障数据集,并采用聚类算法尽可能将相似的聚类数据集数据归为一类,且类与类之间表现较大的差异性,完成预想故障集聚类初步筛选。

1.1 故障数据集形成

本文预想故障数据包含了系统发生各类预想故障时利用μPMU量测所得到的系统各节点电压相量数据^[11],以形成应用于KICIC聚类的故障数据集。故障数据集具体形成方法如下:利用μPMU量测所得到的各故障后,全网各节点电压相量与正常运行时标准电压相量的差形成聚类数据集,即

$$X = \{X_{1E_i}, X_{2E_i}, \dots, X_{nE_i}\} \quad (1)$$

$$X_{iE_i} = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\} \\ = \{\|\dot{v}_{1E_i} - \dot{v}_{1N}\|, \|\dot{v}_{2E_i} - \dot{v}_{2N}\|, \dots, \|\dot{v}_{mE_i} - \dot{v}_{mN}\|\} \quad (2)$$

式中: X 为聚类的故障数据集; X_{iE_i} 为第*i*种故障类型*E_i*对应的第*i*个聚类数据集中的元素; $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 为第*i*个元素 X_{iE_i} 的*m*维数据对应*m*维(即*m*个节点)系统, $i = 1, 2, \dots, n$ 表示预想故障考虑的*n*种不同故障形式; $\{\dot{v}_{1E_i}, \dot{v}_{2E_i}, \dots, \dot{v}_{mE_i}\}$ 为*m*维系统基于μPMU量测的当前故障类型*E_i*时*m*维系统的*m*个节点的各节点电压相量; $\{\dot{v}_{1N}, \dot{v}_{2N}, \dots, \dot{v}_{mN}\}$ 为*m*维系统基于μPMU量测的正常运行标准节点电压相量。

故障数据集经过聚类算法可得到若干故障类型,并输出不同故障类型的故障严重度指标,实现预想故障集初步筛选。

1.2 KICIC聚类算法

KICIC聚类算法同时加权最小化簇内距离与最大化簇间距离,聚类性能更优。设 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 为*n*个数据对象的聚类数据集, $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 为*m*维特征的第*i*个数据对象; $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$ 为*k*个簇中心组成的簇中心集, $Z_p = \{z_{p1}, z_{p2}, \dots, z_{pm}\}$ 为*m*维特征的第*p*个簇中心; $W = \{W_1, W_2, \dots, W_k\}$ 为*k*个簇权重组成的簇权重集, $W_p = \{w_{p1}, w_{p2}, \dots, w_{pm}\}$ 为*m*维特征的第*p*个簇特征权重, w_{pj} 为第*p*个簇第*j*个特征的权重; $U_{n \times k}$ 为数据对象与簇中心0-1分配矩阵, $u_{ip} = 1$ 表示第*i*个数据对象分配至第*p*个簇中心。

KICIC聚类算法的目标函数为

$$P(W,U,Z) = \sum_{p=1}^k \sum_{i=1}^n u_{ip} \sum_{j=1}^m w_{pj} (x_{ij} - z_{pj})^2 - \eta \sum_{p=1}^k \sum_{i=1}^n (1 - u_{ip}) \sum_{j=1}^m w_{pj} (x_{ij} - z_{pj})^2 + \gamma \sum_{p=1}^k \sum_{j=1}^m w_{pj} \log w_{pj} \quad (3)$$

约束条件为

$$\begin{cases} \sum_{p=1}^k u_{ip} = 1 & u_{ip} \in \{0,1\} \\ \sum_{j=1}^m w_{pj} = 1 & 0 \leq w_{pj} \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

迭代方法为

1) 固定 W 与 Z , 求解 U :

$$u_{ip} = \begin{cases} 1 & \sum_{j=1}^m w_{pj} (x_{ij} - z_{pj})^2 \geq \sum_{j=1}^m w_{pj} (x_{ij} - z_{pj'})^2 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

式中:下标“ p' ”为“ p ”以外的其它簇中心。

2) 固定 W 与 U , 求解 Z :

$$z_{pj} = \frac{(1 + \eta) \sum_{i=1}^n u_{ip} x_{ij} - \eta \sum_{i=1}^n x_{ij}}{(1 + \eta) \sum_{i=1}^n u_{ip} - \eta n} \quad (6)$$

3) 固定 U 和 Z , 求解 W :

$$w_{pj} = \frac{\exp(-\frac{D_{pj}}{\gamma})}{\sum_{j=1}^m \exp(-\frac{D_{pj}}{\gamma})} \quad (7)$$

其中

$$D_{pj} = (1 + \eta) \sum_{i=1}^n u_{ip} (x_{ij} - z_{pj})^2 - \eta \sum_{i=1}^n (x_{ij} - z_{pj})^2$$

式中: η 为权重参数。

1.3 聚类有效性与故障类严重度

聚类算法的效果主要受聚类数与初始聚类中心选择的影响。由于在进行聚类前无法获知最佳的聚类数与初始聚类中心,由此导致聚类效果有较大差异,例如针对某一类待聚类数据,将其聚为3类可能比聚为2类或4类时类内数据更为相似且类与类之间差异性更大,因此需要进行聚类有效分析。聚类有效性分析的出发点是基于聚类结果的紧凑性与分散性进行的,可从几何结构与隶属度特征两个方面考虑构建基于几何结构的有效性指标、基于隶属度特征的有效性指标、兼顾几何结构和隶属度特征的有效性指标等。

基于几何结构的聚类紧凑性指标 V_{ar} 与分离

性指标 S_{ep} 分别表示如下:

$$V_{ar} = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^k \sum_{i=1}^n \|X_i - Z_p\|^2 \quad (8)$$

$$S_{ep} = \min \|Z_p - Z_q\|^2 \quad pq \in \{1, 2, \dots, k\}, p \neq q \quad (9)$$

在此基础上构建聚类有效性综合指标:

$$S(k) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{p=1}^k \sum_{i=1}^n \|X_i - Z_p\|^2}{\min_{p \neq q} \|Z_p - Z_q\|^2} \quad (10)$$

式中: $S(k)$ 为聚类数为 k 时的聚类有效性综合指标,指标值越小,说明聚类结果类内紧凑性与类间差异性表现越好,该结果更可信。

基于μPMU的预想故障KICIC聚类算法流程图如图1所示。

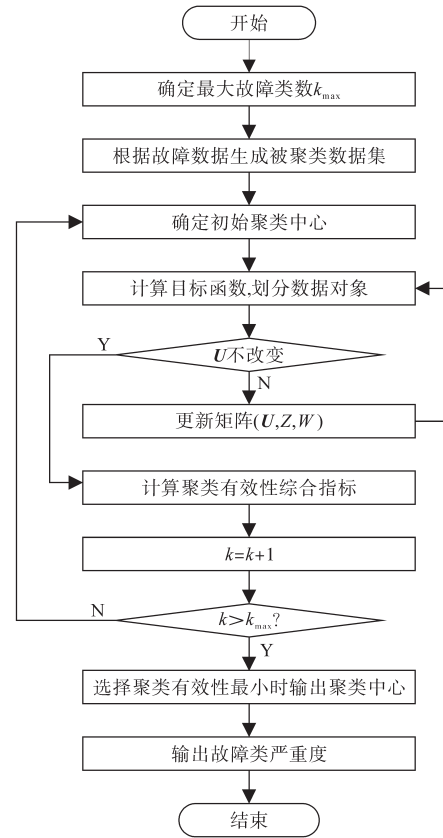


图1 基于μPMU的预想故障KICIC聚类算法流程图

Fig.1 Flow chart of KICIC clustering algorithm based on μPMU

考虑聚类有效性的步骤如下:

- 1) 确定聚类有效性分析最大聚类数 k_{max} 。
- 2) 计算当前聚类数 k 下初始矩阵 (U, Z, W) , 迭代更新至矩阵中 U 不再改变的情况。
- 3) 计算当前聚类数 k 下的聚类有效性综合指标。
- 4) $k = k + 1$ 。
- 5) 判断 $k > k_{max}$, 若是则转第6步, 若否则转第2步继续参与迭代。
- 6) 输出各种聚类下聚类有效性综合指标最

小时的聚类结果。

同时,根据聚类结果定义不同故障类簇的故障类严重度为

$$J_2(Z_p) = \sum_{j=1}^m \|z_{pj}\|^2 \quad (11)$$

式中: $J_2(Z_p)$ 为各类簇(各故障类簇)的故障类严重度指标。

不同故障类型对应不同指标值,若指标值越大则说明此类故障越严重且需要被筛出重点分析。

采用式(11)不仅可以清晰指示不同故障类的故障严重程度,而且可以清晰描述故障类与故障类之间严重度差别,辅助判断算法聚类有效性。

2 故障类严重度云模型分析

2.1 云滴与云数字特征

通过智能配电网故障数据聚类得到的各故障类严重度因受智能配电网源荷时变性等因素的影响而具有一定的不确定性。为了精准筛选预想故障类,需进一步分析潜在的复杂不确定性对故障类严重度指标的影响,本文引入云模型中的云数字特征从不确定性度量角度对故障类严重度指标进行筛选排序。

云滴是云模型的元素,由云数字特征定量表达,并组成云模型;云数字特征包含期望、熵、超熵三个指标值,是对考虑不确定性的故障类严重度的定量表述,云模型基于云滴与云数字特征构建,是对故障类严重度的直观定性表达。

设置 D 为一个由精确数值表达的定量论域, Q 为 D 的定性概念,若数值 $x_i \in D$, x_i 为 Q 的第 i 次随机实现, x_i 对 Q 的概念隶属度 $\mu_i(x_i) \in [0,1]$ 是具有稳定倾向的随机数,则称 (x_i, μ_i) 为云滴,全部云滴用云数字特征(期望 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e)表达,并构成云模型。

期望 E_x 是云模型的中心值,其表征的概念取值最具代表性;熵 E_n 是对定性概念随机性、模糊性的度量,反映定性概念期望的变动范围,熵值越大说明期望变动范围越大,不确定性越强;超熵 H_e 是对熵的随机性、模糊性的度量,反映定性概念熵的变动程度,间接反映定性概念期望的离散与聚集程度,超熵值越大说明期望离散程度越大,随机性、模糊性越强。

2.2 云启发器

云数字特征可由云启发器获得,步骤如下:

1)计算样本点数值 $x_i (i = 1,2,3,\dots,n)$ 的均值

$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 、样本一阶绝对中心矩 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{X}|$ 、样

本方差 $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2$;

2)计算期望 $E_x = \bar{X}$;

3)计算熵 $E_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - E_x|$;

4)计算超熵 $H_e = \sqrt{S^2 - E_n^2}$ 。

2.3 云模型

云模型基于云数字特征构建。由于智能配电网不确定性是随机的、模糊的,因而可以认为其近似服从正态分布,考虑不确定性而得到的严重度云模型同样近似服从正态分布。

在云数字特征的基础上,数值 x_i 满足 $x_i \sim N(E_x, E_n^2)$ 、 $E_n \sim N(E_n, H_e^2)$,且 x_i 对 Q 的概念隶属度 $\mu_i(x_i)$ 满足:

$$\mu_i = \exp \left\{ -\frac{(x_i - E_x)^2}{2E_n^2} \right\} \quad (12)$$

完成云模型构建即是完成对考虑不确定性的故障类严重度的直观定性表达。

3 预想故障集组合筛选步骤

设置智能配电网预想故障场景包括系统各节点发生三相短路、两相短路接地、两相相间短路、单相接地短路以及高阻接地等,利用发生故障的节点不同与故障类型不同而组合形成预想故障不同形式。通过遍历智能配电网各节点发生各故障类型的场景,然后利用μPMU量测所得各故障后全网各节点电压相量与正常运行时标准电压相量的差形成故障数据集,进而结合KICIC算法对其进行聚类,得到反映各类平均严重度不同的故障类,选择反应最严重程度故障类作为初筛故障类,最后引入云理论形成考虑不确定性的故障类严重度云数字特征与云模型,综合故障风险和不确定性两个层面实现智能配电网预想故障集的精准筛选。

具体步骤如下:

1)基于KICIC聚类算法生成不同故障类簇的故障类严重度指标。利用KICIC聚类算法,在最小聚类目标函数的基础上,将遍历系统各节点发生各类故障场景所得相量差形成故障数据集,聚类划分为 k 阶故障类,每一故障类对应不同的聚类中心与故障类严重度,实现对全部预想故障的分类处理,输出表征故障风险程度的不同故障类

簇的故障类严重度指标。

2) 建立故障类严重度指标的云模型。以故障类严重度指标为云数字特征期望 E_x 指标,结合云启发器,计算每一故障类的考虑不确定性的故障类严重度云数字特征熵指标与超熵指标。根据云数字特征,明确每一故障类隶属度指标,采用正态分布,生成考虑复杂不确定性的故障类严重度正态云模型。

3) 综合分析 k 阶故障类严重度指标及其云数字特征,确定预想故障集最终筛选排序结果。期望 E_x 是云模型中心值,直接表示了故障类严重度,熵 E_n 表示了故障类严重度的大小变化范围,超熵 H_e 表示了故障类严重度的离散程度。计及故障类严重度指标及其云数字特征形成预想故障集组合筛选方法,实现对预想故障集的有效排序。

4 算例分析

本文采用改进的 IEEE-33 节点典型算例系统,并在 inter(R) core(TM) i5-7 200U CPU 8 GB 内存的计算机的 Matlab R2018b 平台上进行测试,系统结构如图 2 所示:其中,节点 16 接入光伏,节点 20、节点 31 接入风电,风光接入参数如表 1 所示,并在这些节点布点 μ PMU 量测装置^[12];设置最大聚类数 k_{max} 为 30。

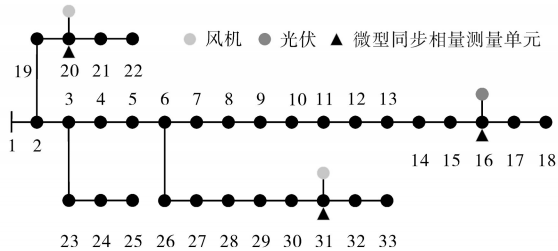


图2 IEEE33节点算例系统

Fig.2 Example system of IEEE33 node

表1 风光接入参数

Tab.1 Wind-photovoltaic access parameter

风光接入节点	风光接入类型	风光接入容量/kW
节点 16	光伏	1 000
节点 20	风电 1	1 500
节点 31	风电 2	1 500

4.1 预想故障初筛结果

首先,设置预想故障集场景为:预设系统各节点发生三相短路、两相短路接地、两相相间短路、单相接地短路以及高阻接地等共 5 类故障类型,各故障类型的预想故障遍历依次发生在系统全部 33 个节点上,因此本文预想故障集的故障场景总数为 165 个。其次,利用 KICIC 聚类算法对

全部预想故障集场景进行初步聚类筛选,并对其效果进行如下分析:

1) 算法筛选有效性分析:基于已配置 μ PMU 所采集的电压相量量测值计算智能配电网预想故障集初步聚类筛选有效性综合指标如图 3 所示。

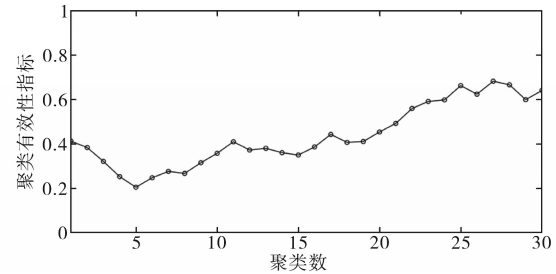


图3 预想故障集聚类筛选有效性综合指标比较

Fig.3 Comparison of effectiveness indexes of expected fault screening

根据聚类有效性综合指标可知,聚类数为 5 时 KICIC 预想故障聚类算法最优,因此应使用 KICIC 聚类算法将全部预想故障聚类为 5 类进行初步筛选。

2) 算法筛选效果比较:将经聚类有效性比较的 KICIC 聚类筛选结果与两个对比算法,即 KFCM 聚类算法、K-means 聚类算法,在设置 5 个故障类下的筛选结果对比,以验证算法选择的可靠性。由于聚类结果用于预想故障筛选,因此选用反映各聚类中心与标准数据相量距离的故障类严重度指标和故障类内的故障数量指标作为适应于衡量聚类筛选质量的重要参考指标,对两个指标的具体分析为:①随着故障类严重度指标值越大,说明离标准数据越远,即此故障类的风险严重程度越高,更应被筛出做重点分析。②随着故障类严重度指标值的逐渐增加,严重程度越高的故障类内故障数量应整体呈现减少的趋势,以便于预想故障初步筛选。③各故障类间故障类严重度指标值应具有区分度,即能将各个故障类之间的严重度差异性清晰区分。

采用 KICIC 聚类算法与 KFCM, K-means 聚类算法的聚类筛选故障类内的故障数量指标如图 4 所示,故障类严重度指标如图 5 所示。

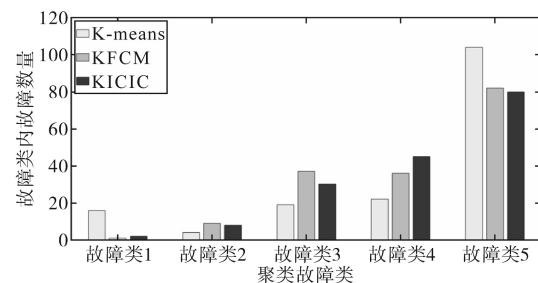


图4 故障类内的故障数量指标比较

Fig.4 Comparison of the number of faults within the fault class

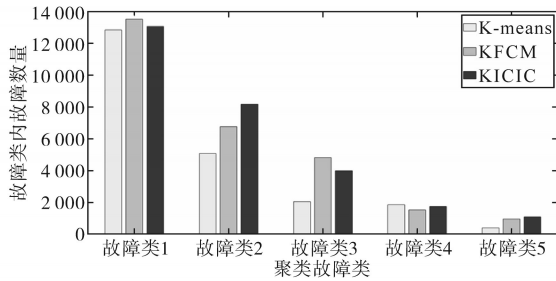


图5 故障类严重度指标比较

Fig.5 Comparison of fault severity indexes

据图4可知KICIC聚类中随着故障类严重度指标值的逐渐增加,故障类内故障数量整体在逐渐减少,下降趋势更合理,而KFCM聚类、K-means聚类随着故障类严重度指标值的逐渐增加,故障类内故障数量甚至呈现增长,不利于故障的有效筛选;据图5可知KICIC聚类中故障类与故障类之间的严重度指标值间隔相对较大,能够更清晰地区分5类故障,而KFCM聚类、K-means聚类部分指标值过于接近,区分度较差。因此,从筛选结果看KICIC聚类筛选效果更优。

3)算法筛选结果分析:采用KICIC聚类算法的预想故障集聚类初步筛选结果如表2所示(由于篇幅有限仅列举故障类严重度指标最严重的两类):

表2 采用KICIC聚类算法的预想故障集初步筛选结果

Tab.2 Preliminary expected fault screening results based on KICIC clustering algorithm

故障类严重度指标值	故障类内故障
13 059	节点1三相短路、节点2三相短路
8 169	节点3三相短路、节点4三相短路、节点1两相短路、节点2两相短路、节点3两相短路、节点1两相短路接地、节点2两相短路接地、节点3两相短路接地

由图5知KICIC聚类所得5个故障类1~5的严重度分别为:13 059, 8 169, 4 009, 1 765, 1 099, 其中故障类1对应的严重度最高;由表2知当故障类严重度指标值达到最大时为13 059,本类故障包含节点1与节点2发生三相接地短路两个故障,应被筛出做重点分析。

比较文献[7]传统预想故障筛选方法的结果和表2中本文所提方法的结果可知:

1)本文方法得到的初步筛选结果与文献[7]方法得到的永久性故障筛选结果中(如文献[7]3.1节所示)关于严重性较高的故障结果基本保持一致,验证了基于KICIC聚类初筛方法的正确性。

2)文献[7]方法对各故障下支路参数指标的

幅值作为故障严重性排序的依据,并未考虑故障前后显著改变电压相角而几乎不改变电压幅值的高阻接地故障;而本文所提方法充分利用μPMU电压相量量测中的幅值和相角数据,全面分析系统各节点发生包括高阻接地故障在内的各种类型故障时带来的风险严重程度。

3)文献[7]中传统筛选方法采用具有主观赋权特征的判断矩阵,并将其作为故障严重性排序的依据,同时通过设定指定数量的故障数来进行预想故障筛选,使得筛选结果更加偏向主观性;而本文所提方法基于故障类严重度指标直接聚类筛选得到故障类,初步筛选工作根据算法直接展开,客观性更强,其结果对安全态势风险预警的指导性更合理。

4.2 基于故障类严重度云模型的筛选排序结果

结合采用KICIC聚类算法的预想故障集聚类初步筛选结果,以故障类严重度指标为期望,构建各故障类下严重度云数字特征与云模型。云数字特征如表3所示,云模型如图6所示。

表3 故障类严重度云数字特征

Tab.3 Fault class severity cloud digital characteristics

	期望 E_x	熵 E_n	超熵 H_e
故障类1	13 059	589.52	37.69
故障类2	8 169	283.67	23.27
故障类3	4 009	392.29	32.61
故障类4	1 765	144.89	45.22
故障类5	1 099	65.968	11.78

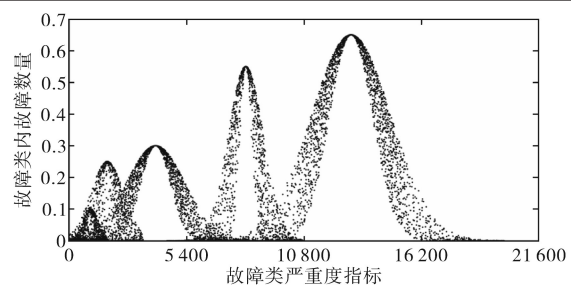


图6 故障类严重度云模型

Fig.6 Fault class severity cloud model

基于表3与图6,对比5个故障类的期望、熵、超熵云数字特征指标,可知故障类1的期望与熵均为最大,超熵较大,说明此类故障严重度指标最大、危害性最强、影响范围广,需要针对性地采取孤岛划分、网络重构等方法重点预防控制,减轻故障影响;对比故障类2、故障类3、故障类4、故障类5的云数字特征指标,可知故障类3的期望虽然不是这4类故障中最大的,但是其熵与超

熵均为最大的,说明此类故障严重度可能尚比其他故障类略低,但是影响范围广,易于其他故障类云模型发生交叠,且此类故障发散性强,存在偶发高严重度风险的可能性,提要提高警惕、予以预防。

通过上述分析可知,故障类1是预想故障中严重程度最高、影响性最大的故障类。在基于KICIC算法的预想故障集初步聚类筛选基础上,通过对故障类严重度云数字特征与云模型的分析,对高危区的初选预想故障集进行排序,最终筛选出最严重的预想故障,为后续的智能配电网安全态势警示和风险控制辅助决策提供新的思路和理论支撑。

5 结论

针对智能配电网安全态势分析中全面精准筛选高危故障对象的需求,结合 μ PMU量测数据特点,本文从数据挖掘层面提出融合KICIC聚类算法和故障类严重度云模型的智能配电网预想故障集筛选排序方法。结合IEEE-33节点智能配电网算例分析可知:

1)通过将预想故障集筛选与聚类算法结合,采用KICIC聚类算法进行预想故障集初步筛选,遍历系统各节点发生各类故障场景,并利用 μ PMU电压相量量测所得的大量数据实现预想故障初步筛选,不仅能够按照聚类目标函数与故障类严重度指标初步筛选出故障类,而且能够保证筛选过程中故障严重度计算、选择的客观性;

2)通过云理论表征故障类严重度不确定性,对各故障类严重度受不确定影响而表现出的随机性、模糊性进行了云模型建模,按照其云数字特征对基于KICIC聚类算法的高危区预想故障集初筛结果进行排序和重点分析,确定最严重的故障类型,为智能配电网安全态势分析工作提供了更全面更客观的理论基础。

3)针对聚类数据集集中的数据量过于庞大,可能会大幅增加预想故障筛选计算复杂度和系统成本的问题,将在后续的工作中融合高效的数据挖掘技术和传统预想故障筛选模型,沿着模数混合驱动下预想故障筛选新思路作进一步深入研究。

参考文献

[1] 徐晓春,王栋,李佑伟,等.考虑配电网级联故障的分布式电源选址方法研究[J].电气传动,2021,51(8):65-70,76.

XU Xiaochun, WANG Dong, LI Youwei, et al. Research on distributed power source location in electricity distribution networks with the consideration of cascading failures[J]. Electric Drive, 2021, 51(8): 65-70, 76.

[2] 徐泰山,鲍颜红,杨莹,等. N-2组合故障集的暂态功角稳定在线快速评估[J].电力系统保护与控制,2015,43(7):122-126.

XU Taishan, BAO Yanhong, YANG Ying, et al. The transient power angle of N-2 combination fault set is stable on line rapid evaluation[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 122-126.

[3] 姜英涵,刘怀东,姜润峰,等.基于小范围动态安全域的故障筛选与排序[J].电力系统保护与控制,2018,46(2):85-91.

JIANG Yinghan, LIU Huaidong, JIANG Runfeng, et al. Fault screening and sequencing based on small range dynamic safety domain[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(2): 85-91.

[4] 李敏,于仕.电网信息系统运行状态的风险预警技术研究[J].电测与仪表,2018,55(15):71-74,97.

LI Min, YU Shi. Research on risk early warning technology of power grid information system operation state[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(15): 71-74, 97.

[5] 徐泰山,杜延菱,鲍颜红,等.在线暂态安全稳定评估的分类滚动故障筛选方法[J].电力系统自动化,2018,42(13):182-188.

XU Taishan, DU Yanling, BAO Yanhong, et al. Classification rolling fault screening method for online transient safety and stability assessment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 182-188.

[6] 焦昊,文云峰,郭创新,等.基于概率有序树的预想故障集贪心筛选算法及其在可靠性评估中的应用[J].中国电机工程学报,2016,36(8):2068-2076.

JIAO Hao, WEN Yunfeng, GUO Chuangxin, et al. Greedy screening algorithm for precipitated fault sets based on probability ordered tree and its application in reliability assessment[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(8): 2068-2076.

[7] 刘舒,李昆鹏,田书欣,等.一种三级协调的配电网预想故障筛选与排序方法[J].电测与仪表,2020,57(18):57-62.

LIU Shu, LI Kunpeng, TIAN Shuxin, et al. A three-level coordinated fault screening and sequencing method for distribution network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(18): 57-62.

[8] 张重远,林志峰,刘栋,等.基于正态云模型与改进贝叶斯分类器的变压器故障诊断[J].电测与仪表,2017,54(4):50-56.

ZHANG Chongyuan, LIN Zhifeng, LIU Dong, et al. Based on normal cloud model and improved bayesian classifier fault diagnosis of transformer[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(4): 50-56.

[9] 崔芮华,胡文达,耿丽恺.基于小波重构信号奇异点的航空故障电弧检测[J].电气传动,2018,48(6):69-72.

- 微网系统双层多场景协同优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(5): 1409-1421.
- LIN Shunfu, LIU Chitao, LI Dongdong, et al. Bi-level multiple scenarios collaborative optimization configuration of CCHP regional multi-microgrid system considering power interaction among microgrids[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(5): 1409-1421.
- [5] YAN M, HE Y, SHAHIDEHPOUR M, et al. Coordinated regional-district operation of integrated energy systems for resilience enhancement in natural disasters[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 4881-4892.
- [6] GANG L, WANG X, DENG G. Multi-energy complementary optimization research on local area integrated energy system[J]. Southern Energy Construction, 2017, 4(2): 24 - 28.
- [7] SABERI K, PASHAEI-DIDANI H, NOUROLLAHI R, et al. Optimal performance of CCHP based microgrid considering environmental issue in the presence of real time demand response [J]. Sustainable Cities and Society, 2019, 45: 596-606.
- [8] JIANG Z, AI Q, HAO R. Integrated demand response mechanism for industrial energy system based on multi-energy interaction[J]. IEEE Access, 2019, 7: 66336-66346.
- [9] AMIRANTE R, CASSONE E, DISTASO E, et al. Overview on recent developments in energy storage: mechanical, electrochemical and hydrogen technologies[J]. Energy Conversion and Management, 2017, 132: 372-387.
- [10] JIN X, WANG X, MU Y, et al. Optimal scheduling approach for a combined cooling, heating and power building microgrid considering virtual storage system[C]//2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), IEEE, 2016: 1-5.
- [11] ESEYE A T, LEHTONEN M, TUKIA T, et al. Optimal energy trading for renewable energy integrated building micro-grids containing electric vehicles and energy storage batteries[J]. IEEE Access, 2019, 7: 106092-106101.
- [12] 刘蓉晖,李子林,杨秀,等.考虑用户侧柔性负荷的社区综合能源系统日前优化调度[J]. 太阳能学报, 2019, 40(10): 2842-2850.
- LIU Ronghui, LI Ziling, YANG Xiu, et al. Optimal dispatch of community integrated energy system considering user-side flexible load[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(10): 2842-2850.
- [13] TASDIGHI M, GHASEMI H, RAHIMI-KIAN A. Residential microgrid scheduling based on smart meters data and temperature dependent thermal load modelling[J]. IEEE Transaction on Smart Grid, 2014, 5(1): 349 - 357.
- [14] 张华一,文福拴,张臻,等.计及舒适度的家庭能源中心运行优化模型[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(20): 32-39.
- ZHANG Huayi, WEN Fushuan, ZHANG Cui, et al. Operation optimization model of home energy hubs considering comfort level of customers[J]. Automation of Electric Power System, 2016, 40(20): 32-39.
- [15] ALTHAHER S, MANCARELLA P, MUTALE J. Automated demand response from home energy management system under dynamic pricing and power and comfort constraints[J]. IEEE Transaction on Smart Grid, 2015, 6(4): 1874-1883.
- [16] 朱大锐,王睿,段建东,等.考虑多影响因素的关键输电线路辨识[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(20): 5938-5947, 6174.
- ZHU Darui, WANG Rui, DUAN Jiandong, et al. Identification of critical transmission lines considering multiple influencing factors[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(20): 5938-5947, 6174.
- [17] 李求洋,李新,王淑娟.基于分支定界法的电能表计量电路容差设计方法[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(5): 102-107.
- LI Qiuyang, LI Xin, WANG Shujuan. Tolerance design based on branch-and-bound method for metering circuit of electrical energy meter[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 102-107.

收稿日期:2021-03-10

修改稿日期:2021-03-22

(上接第 65 页)

- CUI Ruihua, HU Wenda, GENG Likai. Arc fault detection method based on singularity of the wavelet reconstruction signal in aviation power system[J]. Electric Drive, 2018, 48(6): 69-72.
- [10] 张军,张中丹,王洲,等.基于数据驱动的微电网双层鲁棒优化调度[J]. 电气传动, 2022, 52(1): 68-75
- ZHANG Jun, ZHANG Zhongdan, WANG Zhou, et al. Double layer robust optimal dispatching of micro-grid based on data-driven[J]. Electric Drive, 2022, 52(1): 68-75
- [11] 刘灏,毕天姝,徐全,等.配电网高精度同步相量测量技术方案与展望[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(18): 23-29.
- LIU Hao, BI Tianshu, XU Quan, et al. Scheme and prospect of high-precision synchrophasor measurement technology for distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(18): 23-29.
- [12] 田书欣,李昆鹏,魏书荣,等.基于同步相量测量装置的配电网安全态势感知方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 617-631.
- TIAN Shuxin, LI Kunpeng, WEI Shurong, et al. Security situation awareness approach for distribution network based on synchronous phasor measurement unit[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 617-631.

收稿日期:2022-05-21

修改稿日期:2022-05-28