

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.02.011

# 基于历史数据聚类分析的暂态功角稳定故障筛选

郭剑<sup>1</sup>, 朱炳铨<sup>2</sup>, 徐泰山<sup>1</sup>, 王胜明<sup>1</sup>, 徐雄峰<sup>1</sup>

(1. 南瑞集团(国网电力科学研究院)有限公司, 江苏 南京 211106;

2. 国网浙江省电力有限公司, 浙江 杭州 310007)

**摘要:**大电网中有上千个暂态稳定故障,若对每个故障分别进行暂态评估,难以满足在线评估对时间的要求。为了满足电网在线暂态安全稳定评估快速性的要求,提出了一种基于电网运行历史数据聚类分析的暂态功角稳定故障筛选方法。基于历史数据中的电网运行方式和暂态功角稳定评估结果,提取关键特征量,通过计及稳定模式的矢量量化方法确定聚类数和初始聚类中心,采用K中心点算法对聚类中心进行优化。针对分类后暂态功角稳定的考察故障快速估算其暂态功角裕度,最后得到包含暂态功角失稳和估算裕度低于门槛值的故障组成的用于暂态稳定分析计算的严重故障集。通过对实际省级电网运行历史数据的聚类分析,验证了所述方法的有效性和实用性。

**关键词:**电网历史运行数据;暂态功角稳定;聚类分析;故障筛选;矢量量化

中图分类号:TM712

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2020)02-0075-06

## 0 引言

基于电网实时运行数据的在线安全稳定分析(dynamic stability analysis, DSA)应用功能已在省级及以上调度机构中得到广泛的应用。DSA对电网实时运行方式进行周期性的扫描,从静态、暂态、动态等各个方面评估电网的安全稳定性<sup>[1-3]</sup>。以在线暂态稳定分析为例,暂态稳定分析主要采用时域仿真法和扩展等面积法(extended equal area criterion, EEAC)两类算法。相对于时域仿真法,EEAC是一种暂态稳定量化分析方法,不仅能够得出电网暂态是否稳定的定性结论,而且能够得出反映暂态稳定程度的量化指标、暂态稳定的分群模式,以及各设备对暂态稳定的参与因子等量化信息。两者都需要进行大规模的数字积分计算,通过严格的在线计算和仿真得出稳定性结论。省级电网暂态稳定考察故障集数量一般会达到上千个<sup>[4-7]</sup>,为保证5 min内完成一次全网暂态稳定分析的要求<sup>[8-9]</sup>,通常需要部署数百CPU核数的计算资源。随着电网规模的快速扩展,大量风电光伏控制模型以及统一潮流控制器等各类新型控制模型的加入,所需的计算资源和计算耗时还将进一步增加。

为满足电网在线暂态安全稳定评估快速性要求,在给定计算资源的前提下需减少故障集规模,即从故障集中先筛选出较为严重的故障,再对筛选出的故障集进行详细地暂态稳定分析。

收稿日期:2019-10-09;修回日期:2019-11-13

基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(5211041800-2A)

目前,暂态稳定故障筛选方面的研究较静态故障筛选少<sup>[10-12]</sup>。故障筛选的方法可归纳为机器学习和近似的量化分析2个方面<sup>[13]</sup>,都是通过降低故障集数量实现快速暂态安全分析。在近似量化分析方面,主要有灵敏度估算法<sup>[14]</sup>、暂态裕度估算法<sup>[9]</sup>、能量函数法<sup>[15]</sup>等;在机器学习方面,主要有聚类分析<sup>[16]</sup>、支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[17]</sup>、神经网络<sup>[18]</sup>和智能型<sup>[19]</sup>等。近似量化分析法计算量大速度慢,SVM算法难以用于大规模样本,神经网络的训练参数依赖研究者的经验,聚类分析在确定聚类数和中心的情况下,其收敛性要比神经网络好<sup>[16]</sup>。已有的基于机器学习的故障筛选方法,对分析结果的利用程度不高。文中提出了一种基于电网运行数据和分析结果进行聚类分析的暂态功角稳定故障筛选方法,通过采用计及稳定模式的矢量量化方法实现聚类数和初始中心的选择,采用K中心点(K-Medoids)算法解决了均值算法(如K-Means)中心点对异常值较敏感的问题。

## 1 故障筛选流程

基于历史数据聚类分析的暂态稳定故障筛选基本流程为:针对每个故障,首先,将基于DSA暂态稳定评估功能存储的结果数据作为样本,提取和暂态评估结果相关的关键特征量;然后,根据关键特征量将样本划分成若干类,并计算各类的聚类中心,同时根据评估结果确定其暂态稳定性;最后,对于DSA的每一个考察故障,依据其特征量进行分类,确定其类别。当故障所属分类为暂态功角失稳时,此故障为严重故障,否则为稳定故障。对于稳

定故障,快速估算其暂态功角稳定裕度,最后得到包含暂态功角失稳和裕度低于门槛值的故障组成的用于暂态稳定分析计算的严重故障集。图 1 为基于聚类分析的故障筛选流程。

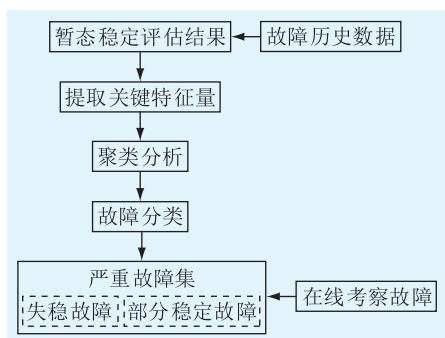


图 1 故障筛选流程

Fig.1 Contingency screening process

## 2 特征量选择

对于关键特征的选择方法,有遗传算法、神经网络法、主成分分析法<sup>[20-23]</sup>等。这些方法主要从信息技术和统计学方面提取电网关键特征量,如广域测量系统数据、潮流结果、故障前、故障时刻和故障清除时刻的运行状态,以及动态轨迹在某些时间断面上的状态变量<sup>[13,17]</sup>,但是对暂态稳定分析结果的利用很少。随着电网 DSA 应用长期周期性运行,积累的历史运行方式数据和计算结果数据也不断扩大,目前每 5~10 min 完成一次在线安全分析,一年产生大约 10 万个历史数据样本。实际上,大电网运行具有周期性、重复性等特点,从历史数据中提取关键特征也可以指导实际生产运行。EEAC 量化分析的暂态稳定分析结果提供了丰富的信息,如:

- (1) 反映安全稳定程度的暂态功角、暂态电压、暂态频率裕度信息;
- (2) 反映安全稳定特性的稳定模式(领先群和滞后群)信息;
- (3) 反映元件对暂态稳定影响程度的参与因子信息;
- (4) 制约安全稳定水平的原因和薄弱范围。

文中从暂态功角稳定分析结果入手,结合元件运行状态变化对安全稳定的影响<sup>[9]</sup>来选择特征,与其他特征选择方法相比,因果关系较强,易于理解和验证。针对每个故障,文中主要选择以下特征量:

- (1) 领先群中发电机的有功功率、运行状态;
- (2) 滞后群中发电机的有功功率、运行状态;
- (3) 除上述发电机之外的发电、负荷和直流系统有功功率注入之和;

(4) 关键断面组成元件的运行状态。

由于省级电网中发电机有数百台,导致分析训练模型的时间增加,分类效率降低。实际上,EEAC 量化分析中提供了发电机对暂态功角稳定影响程度的参与因子,参与因子越大,对稳定影响程度越深。因此,文中设定参与因子门槛值用于特征降维,减少了发电机个数,具体步骤如下:

(1) 设定领先群参与因子门槛值  $\lambda_{adv}$ ,  $\lambda_{adv} \in [0,1]$ ,在领先群中选择参与因子不小于此门槛值的发电机的有功功率和运行状态作为特征量;

(2) 设定滞后群参与因子门槛值  $\lambda_{lat}$ ,  $\lambda_{lat} \in [0,1]$ ,在滞后群中选择参与因子绝对值不小于此门槛值的发电机有功功率和运行状态作为特征量。

为了消除特征量之间的数量级差异,需对特征量进行归一化。文中聚类算法采用距离度量相似性,因此采用零均值规范化(z-score)进行特征量的归一化,具体计算见式(1)。

$$x'_k = (x_k - \bar{x}) / \sigma_x \quad (1)$$

式中:  $x'_k$  为归一化后的值;  $x_k$  为第  $k$  个特征量的原始输入量;  $\bar{x}$ ,  $\sigma_x$  分别为该特征量在样本集中的均值和标准差。

## 3 聚类方法

故障筛选研究中,应用较多的是有监督的机器学习<sup>[13]</sup>,聚类分析作为机器学习的一种,需解决 2 个难点:(1) 确定合适的聚类个数;(2) 确定合适的初始聚类中心。文中采用历史数据中暂态功角稳定裕度作为判断训练样本稳定性的依据。当暂态功角稳定裕度小于 0 时暂态功角失稳,否则为暂态功角稳定;采用计及稳定模式的矢量量化方法确定聚类个数;采用 K-Medoids 算法确定初始聚类中心。

### 3.1 计及稳定模式的矢量量化方法

矢量量化方法应用广泛,是一种能够自适应地调整聚类中心个数的算法,文献[16]采用此方法确定了聚类个数,但采用均值算法计算的聚类中心可能会造成较大的误差,且对异常值较敏感。

文中考虑了 EEAC 量化分析结果中的稳定模式和暂态功角稳定性,改进了矢量量化方法,计算聚类个数的同时,获得了初始聚类中心。步骤如下:

(1) 在历史数据中随机选择一个样本作为第一个聚类的初始中心。

(2) 选择不属于任何聚类的第  $k$  个历史样本,且其稳定模式和暂态功角稳定性与已有聚类中心一致,计算特征向量  $X_k$  和这些聚类中心的欧式距离。设第  $i$  个聚类中心的特征向量为  $X_{c-i}$ ,则欧式距

离计算公式为:

$$d_{ki} = \sqrt{\sum_{j=1}^N (\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{c-kj})^2} \quad (2)$$

式中: $N$ 为特征向量的个数; $d_{ki}$ 为第 $k$ 个历史样本和第 $i$ 个聚类中心的距离; $\mathbf{x}_{ij}$ 为第 $i$ 个聚类中心的第 $j$ 个向量; $\mathbf{x}_{c-kj}$ 为第 $k$ 个历史样本的第 $j$ 个向量。

(3) 设距离阈值 $\rho$ ,若 $d_{ki} \leq \rho$ ,将第 $k$ 个样本加入聚类 $i$ ,否则新增一个聚类。 $\rho$ 的取值范围将影响聚类的个数,一般在5到30之间比较合理<sup>[16]</sup>。

(4) 当某聚类中增加了一个样本,则采用 $K$ -Medoids算法调整聚类中心:在当前聚类中按照顺序依次选择样本点,计算该点到当前聚类中其他所有点的距离之和,最终距离之和最小的点,更新为当前聚类的中心点。

所有样本都聚类完毕后即获得聚类个数,同时获得初始聚类中心,且每个聚类中样本的稳定模式和暂态功角稳定性一致。

### 3.2 $K$ -Medoids 算法聚类

和均值算法相比, $K$ -Medoids算法对噪声不太敏感,对于离群点不会造成划分的结果偏差过大,少数数据不会造成重大影响。使用 $K$ -Medoids算法进行聚类的步骤如下:

(1) 根据矢量量化方法获得聚类个数及初始聚类中心。

(2) 选择不属于任何聚类的历史样本,且其稳定模式和暂态功角稳定性与已有聚类中心一致,计算样本和这些聚类中心的距离,将样本点放入距离中心点最近的那个聚类中。

(3) 采用3.1节所述的聚类中心调整方法,调整每个聚类的中心点。

(4) 按上述步骤继续迭代聚类,直到所有新的中心点和原中心点相同时终止。

基于文中的测试用例,分别采用 $K$ 均值算法和 $K$ -Medoids算法进行聚类,再使用数据降维和可视化工具t-SNE对部分聚类结果绘制可视化图形,验证其合理性,具体见图2和图3。

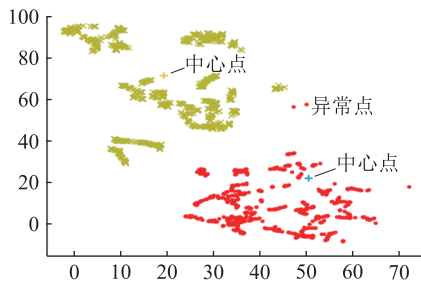


图2  $K$ -Means 聚类结果

Fig.2  $K$ -Means clustering graph

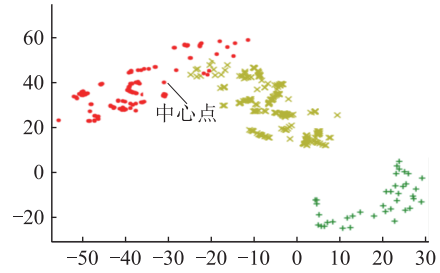


图3  $K$ -Medoids 聚类结果

Fig.3  $K$ -Medoids clustering graph

如图2所示,采用 $K$ -Means聚类时,中心点不是实际样本,聚类的形状趋向于圆形,出现异常点。如图3所示,采用 $K$ -Medoids聚类时,中心点是实际的样本,聚类的形状趋向于椭圆,2个聚类交叉的部分表明其相近但稳定模式不同。

## 4 算例分析

以东北某省级电网作为算例,选择 $N-3$ 故障的21 500个历史数据作为训练样本,5 300个测试样本进行测试验证。其中训练样本包含不少于80%的暂态功角稳定数据(裕度大于10%),以及不少于10%的暂态功角失稳数据(裕度小于0),其余为暂态功角预警数据(裕度介于0和10%之间),测试样本中包含了232个失稳数据。测试用例中 $\lambda_{adv}$ 取0.3, $\lambda_{in}$ 取0.2,共提取了96个特征量。

测试机器配置为Intel 2.3 G CPU,16 G内存。按单线程计算,阈值 $\rho$ 不同取值范围对应的聚类 and 分类情况如表1所示。由表1可见,对20 000个样本进行聚类,耗时不超过15 min。由于聚类是离线进行,一般对时间的要求不太敏感。5 000条考察故障实时分类平均耗时9 s,满足工程要求。实际应用中应考虑分布式或多线程并行的方式进行聚类和分类,进一步减少计算耗时。

表1 聚类和分类情况

Table 1 Clustering & classification

$\rho$	聚类个数	聚类耗时/s	分类耗时/s
8	403	367	8
10	675	490	9
15	757	465	9
20	844	382	10

表2比较了测试样本在是否计及稳定模式时的故障筛选结果。由表2可见,考虑了稳定模式后漏判和误判个数几乎都在减少,表明了文中方法的有效性。其中,漏判率为漏判个数除以测试样本数再乘以100%,误判率为误判个数除以测试样本数再乘以100%。

表2 故障筛选结果

Table 2 Contingency screening results

$\rho$	漏判个数(漏判率/%)		误判个数(误判率/%)	
	未考虑稳定模式	考虑稳定模式	未考虑稳定模式	考虑稳定模式
8	19(0.36)	7(0.13)	345(6.51)	204(3.85)
10	6(0.11)	6(0.11)	419(7.91)	226(4.21)
15	18(0.33)	5(0.09)	222(4.19)	178(3.36)
20	19(0.36)	5(0.09)	446(8.42)	206(3.89)

由于机器学习方法引入了假设,因此难以避免漏判的情况发生<sup>[13]</sup>。将实际失稳的故障分类为稳定会带来巨大风险,为严重的故障漏判;将实际稳定的故障分类为失稳,会增加总的计算量,为无害的故障误判。为了降低漏判故障的数量,文中引入了暂态功角裕度快速估算方法<sup>[24]</sup>,对误判的故障估算其暂态功角裕度,按裕度升序排列,将裕度小于设定门槛值的故障也归入严重故障集中。暂态功角裕度估算公式为:

$$m_k = m_c - \frac{\sum_{n \in G_{adv}} [\lambda_{c,n}(P_{k,c,n} - P_{c,n})]}{\sum_{n \in G_{adv}} (\lambda_{c,n} P_{c,n})} + \frac{\sum_{n \in G_{lft}} [\lambda_{c,n}(P_{k,c,n} - P_{c,n})]}{\sum_{n \in G_{lft}} (\lambda_{c,n} P_{c,n})} \quad (3)$$

式中:  $m_k$  为第  $k$  个考察故障的估算裕度;  $m_c$  为考察故障所属聚类中心  $c$  的暂态功角裕度;  $G_{adv}$  为领前群机组集合;  $G_{lft}$  为滞后群机组集合;  $\lambda_{c,n}$  为聚类中心的领前群或滞后群中第  $n$  个机组的稳定参与因子;  $P_{c,n}$  为聚类中心的领前群或滞后群第  $n$  个机组的有功功率;  $P_{k,c,n}$  为第  $k$  个考察故障所属聚类中心的领前群或滞后群对应机组的有功功率。

表3为考虑暂态功角裕度快速估算方法后漏判、误判情况。测试中将估算裕度低于10%(预警的门槛值)的故障归入到严重故障集中,漏判情况有所改善,但是误判数会增加。

表3 优化后的筛选结果

Table 3 Screening results after improvement

$\rho$	漏判个数(漏判率/%)		误判个数(误判率/%)	
	未优化	优化后	未优化	优化后
8	7(0.13)	4(0.08)	204(3.85)	374(7.06)
10	6(0.11)	3(0.07)	226(4.21)	275(5.19)
15	5(0.09)	2(0.04)	178(3.36)	269(5.08)
20	5(0.09)	2(0.04)	206(3.89)	301(5.68)

使用文中相同的特征量和样本集,表4为采用SVM方法进行分类的结果。结果表明,文中方法可

有效降低漏判率。

表4 和SVM方法的比较

Table 4 Comparisons with SVM methods

方法	漏判个数(漏判率/%)	误判个数(误判率/%)
文中	2(0.04)	301(5.68)
SVM	11(0.20)	262(4.94)

## 5 结语

文中提出了基于电网运行历史数据聚类分析的暂态功角稳定故障筛选方法。利用了EEAC量化分析结果中的暂态功角裕度、稳定模式和参与因子等信息,通过采用计及稳定模式的矢量量化方法和K-Medoids聚类方法,实现了聚类数和聚类中心优化。为了减少漏判,快速估算预测稳定故障的暂态功角稳定裕度,得到包含暂态功角失稳和部分暂态功角稳定故障组成的用于暂态稳定分析计算的严重故障集。

通过对某省级实际电网历史运行数据的聚类分析验证,可知该方法可以有效过滤掉稳定程度较高的故障,从而降低了故障集规模,缩短分析计算时间,扩大大电网在线暂态安全稳定评估技术的实用化。

由于主要采用的是实际系统中暂态稳定分析的历史数据,可能无法包含全部的电网运行方式。实际应用中应考虑关键设备投退、拓扑调整、有功调整、无功调整等手段,通过离线仿真获得更多的运行方式,来弥补历史数据的不足。另外,暂态稳定评估包含暂态功角、暂态电压和暂态频率等问题,后续还需继续开展相关的研究工作,从暂态功角、暂态电压和暂态频率3个方面综合分析,进一步提高暂态稳定故障筛选的精度、效率和可靠性。

### 参考文献:

- [1] 刘俊,孙惠文,吴柳,等. 电力系统暂态稳定性评估综述[J]. 智慧电力,2019,47(12):44-53,122.  
LIU Jun, SUN Huiwen, WU Liu, et al. Overview of transient stability assessment of power systems[J]. Smart Power, 2019, 47(12):44-53,122.
- [2] 潘明帅,汪芳宗,宋墩文,等. 基于广义向后差分方法的电力系统暂态稳定性快速数值计算方法[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(1):9-15.  
PAN Mingshuai, WANG Fangzong, SONG Dunwen, et al. Fast power system transient stability simulations by generalized backward differentiation formulae[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1):9-15.
- [3] 谭炜东,汪芳宗. 一种新的电力系统暂态稳定性时间并行计算方法[J]. 广东电力,2018,31(9):129-134.  
TAN Weidong, WANG Fangzong. A new time parallel calculation method for power system transient stability[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(9):129-134.

- tion method for transient stability of power system[J]. *Guangdong Electric Power*, 2018, 31(9): 129-134.
- [4] 徐泰山, 薛禹胜, 李碧君, 等. 暂态稳定在线预警故障集的自适应筛选[J]. *电力系统自动化*, 2009, 33(22): 1-4.  
XU Taishan, XUE Yusheng, LI Bijun, et al. On-line adaptive contingency screening for early-warning of transient stability[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2009, 33(22): 1-4.
- [5] 傅旭, 李生, 张桂红, 等. 一种输电通道送电能力评估的新方法[J]. *智慧电力*, 2019, 47(12): 54-58, 84.  
FU Xu, LI Sheng, ZHANG Guihong, et al. A new method for evaluating power transmission capacity of transmission channels[J]. *Smart Power*, 2019, 47(12): 54-58, 84.
- [6] 张乾, 胡雪凯, 李均强, 等. 基于复合功角及稳定裕度的多机系统分群研究[J]. *智慧电力*, 2018, 46(7): 56-60.  
ZHANG Qian, HU Xuekai, LI Junqiang, et al. Generator groups identification study based on complex angle and stability margin[J]. *Smart Power*, 2018, 46(7): 56-60.
- [7] 常康, 徐泰山, 郁琛, 等. 自然灾害下电网运行风险控制策略探讨[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(10): 73-81.  
CHANG Kang, XU Taishan, YU Chen, et al. Discussion of power system operation risk control strategy in natural disasters[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(10): 73-81.
- [8] 李碧君, 许剑冰, 徐泰山, 等. 大电网安全稳定综合协调防御的工程应用[J]. *电力系统自动化*, 2008, 32(6): 25-30.  
LI Bijun, XU Jianbing, XU Taishan, et al. Engineering application of integrated and coordinated defense technology of large power system security and stability[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2008, 32(6): 25-30.
- [9] 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. A classification rolling contingency screening method for on-line transient security and stability assessment[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(13): 182-188.
- [10] SUNITHA R, SREERAMA K, ABRAHAM T M. Online static security assessment module using artificial neural network[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(4): 4328-4335.
- [11] KAPLUNOVICH P A, TURITSYN K. Fast and reliable screening of  $N-2$  contingencies[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, 31(6): 4243-4252.
- [12] 刘友波, 刘洋, 刘俊勇, 等. 基于Hadoop架构的电力系统连锁故障分布式计算[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(7): 90-97.  
LIU Youbo, LIU Yang, LIU Junyong, et al. Hadoop based distributed computing framework for large-scale cascading failure simulation and analysis of power system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(7): 90-97.
- [13] 薛禹胜, 黄天罡, 陈国平, 等. 关于暂态稳定分析算例筛选的评述[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(6): 1-14.  
XUE Yusheng, HUANG Tiangang, CHEN Guoping, et al. Review on case filtering in transient stability analysis[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(6): 1-14.
- [14] 徐泰山, 鲍颜红, 杨莹, 等.  $N-2$ 组合故障集的暂态功角稳定性在线快速评估[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(7): 122-126.  
XU Taishan, BAO Yanhong, YANG Ying, et al. Online fast transient angle stability assessment of  $N-2$  contingency set[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(7): 122-126.
- [15] 刘笙, 汪静. 电力系统的暂态能量函数分析[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1996.  
LIU Sheng, WANG Jing. Transient energy function analysis of power system[M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 1996.
- [16] 王成山, 曹旌, 陈光远. 基于聚类分析的电力系统暂态稳定故障筛选[J]. *电网技术*, 2005, 29(15): 18-22.  
WANG Chengshan, CAO Jing, CHEN Guangyuan. Power system transient stability contingency screening based on clustering analysis[J]. *Power System Technology*, 2005, 29(15): 18-22.
- [17] 马翔匀, 鲍颜红, 张金龙, 等. 基于支持向量机和决策函数的暂态稳定评估方法[J]. *电测与仪表*, 2018, 20(9): 1-7.  
MA Xiangyun, BAO Yanhong, ZHANG Jinlong, et al. Transient stability assessment based on support vector machine and decision function[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2018, 20(9): 1-7.
- [18] 汤必强, 邓长虹, 刘丽芳. 复合神经网络在电力系统暂态稳定评估中的应用[J]. *电网技术*, 2004, 28(15): 62-66.  
TANG Biqiang, DENG Changhong, LIU Lifang. Application of compound neural network in power system transient stability assessment[J]. *Power System Technology*, 2004, 28(15): 62-66.
- [19] 孙宏斌, 黄天恩, 郭庆来, 等. 基于仿真大数据的电网智能型超前安全预警技术[J]. *南方电网技术*, 2016, 10(3): 42-46.  
SUN Hongbin, HUANG Tianen, GUO Qinglai, et al. Power grid intelligent security early warning technology based on big simulation data[J]. *Southern Power System Technology*, 2016, 10(3): 42-46.
- [20] 马志昊, 邵成平, 余婷, 等. 基于主成分分析的电力系统暂态特征提取[J]. *陕西电力*, 2013, 12(5): 5-13.  
MA Zhihao, SHAO Chengping, YU Ting, et al. PCA based transient feature extraction in power system[J]. *Shanxi Electrical*, 2013, 12(5): 5-13.
- [21] 段青, 赵建国, 马艳. 基于优化的KPCA暂态稳定评估模型的特征提取[J]. *控制与决策*, 2010, 25(9): 1403-1407.  
DUAN Qing, ZHAO Jianguo, MA Yan. Feature extract based on optimized kernel principal component analysis in transient stability assessment[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(9): 1403-1407.
- [22] 向德军, 王彬, 郭文鑫, 等. 基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行原则[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(18): 32-37.

XIANG Dejun, WANG Bin, GUO Wenxin, et al. Fine security rule for power system operation based on artificial neural network [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45 (18):32-37.

[23] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective algorithms[M]. New York:Plenum Press, 1981.

[24] 徐泰山,段荣华,鲍颜红,等. 基于预想故障集自动筛选的在线暂态安全稳定评估方法[P]. 云南:CN 107093895A, 2017-08-25.

XU Taishan, DUAN Ronghua, BAO Yanhong, et al. Online transient security stability assessment method based on automatic screening of expected fault set[P]. Yunnan:CN 1070938-

95A,2017-08-25.

作者简介:



郭剑

郭剑(1982),男,硕士,高级工程师,从事电力系统安全稳定分析与控制相关工作(E-mail: guo-jian@sgepri.sgcc.com.cn);

朱炳铨(1967),男,博士,教授级高级工程师,从事电网调度管理工作;

徐泰山(1968),男,博士,研究员级高级工程师,博士生导师,从事电力系统安全稳定分析与控制工作。

### Transient power angle stability contingency screening based on clustering analysis of historical data

GUO Jian<sup>1</sup>, ZHU Bingquan<sup>2</sup>, XU Taishan<sup>1</sup>, WANG Shengming<sup>1</sup>, XU Xiongfeng<sup>1</sup>

(1. NARI Group(State Grid Electric Power Research Institute)Co.,Ltd.,Nanjing 211106,China;

2. State Grid Zhejiang Electric Power Co.,Ltd.,Hangzhou 310007,China)

**Abstract:** There are thousands of transient stability faults in large scale power system. Transient stability analysis cannot be finished in given time required by online assessment. To meet the requirement of calculation time of on-line transient security and stability assessment, an transient power angle security and stability contingency screening method base on clustering analysis of power grid operation history data.Extracting key feature quantities based on power grid operation mode and transient power angle stability assessment results in historical data.Determine the number of clusters and the initial clustering center by vector quantization method that takes into account the stable mode.Optimization of clustering center points using K-Medoids algorithm. The transient power angle margin is quickly estimated for the faults of the transient power angle stability after classification. Finally, a severe contingency set consisting of the faults of the transient power angle instability and the estimated margin below the threshold is obtained. According to the clustering analysis of actual history data,the validity and practicability fo the proposed method can be verified.

**Keywords:** power grid historical data;transient power angle stability;clustering analysis;contingency screening;vector quantization

(编辑 方晶)