

电网安全监测的智能化关键特征识别及稳定分区算法

管 霖, 王同文, 唐宗顺

(华南理工大学电力学院, 广东省广州市 510640)

摘要:提出了一种以关键运行特征识别和稳定薄弱环节辨识为目标的智能稳定评估方案,基于改进遗传算法与 k 阶近邻法(k -NN)相结合的稳定特征提取算法,实现对稳态运行信息中稳定关键特征的识别。在新英格兰 10 机 39 母线系统的仿真测试表明,算法能有效提取出反映不同区域稳定水平的少量关键运行特征变量,该特征较好地反映了失稳模式信息。通过构造基于 BP 网络的临界切除时间(CCT)预测器进一步验证了特征提取的有效性。基于特征提取结果与扰动位置的关联分析,提出了特征重合度判别方法,实现了对电网的稳定分区。

关键词:暂态稳定评估; 特征提取; 遗传算法; k 阶近邻法(k -NN)

中图分类号: TM712

0 引言

暂态稳定评估和薄弱环节辨识是保障电网安全运行的必要环节。目前,电力系统的暂态稳定评估方法基本可归为 3 类,即时域仿真法、能量函数类方法和智能识别类方法。

时域仿真法适应性强、精度高,但只能针对确定的扰动序列逐一进行稳定扫描,即使应用并行计算技术^[1-2],仍无法满足动态稳定评估的时间要求。能量函数类方法^[3-4]将时域仿真的计算时间缩短到扰动停止时刻,并且针对确定的扰动类型和位置,能从能量的角度给出对稳定裕度的某种量度,加快了故障扫描速度。尽管在模型的适应性和精确性方面还有待完善,该类方法已在在线稳定分析与时域仿真法有效配合,获得了广泛应用。

前 2 类基于数学模型的稳定评估方法都需要针对预定的测试故障集逐一判断稳定性,因而难以对给定运行方式下电网的薄弱环节和关键运行监测量给出直接的判别信息;而基于人工智能技术的暂态稳定评估方法可望在这一方向做出补充和支撑。

然而,目前智能稳定评估方法的研究尚处于初级阶段,研究路线仍主要集中于对确定扰动序列下稳定与否的判别,但重心已开始转移到输入特征的选择和特征提取算法的研究上^[5-9]。文献[5-7]研究了应用信息熵、粗糙集理论离散化和压缩输入特征的思路及方法。文献[8]利用主成分分析组合特征并采用遗传算法(GA)对线性组合后的特征进行筛

选。文献[9]采用 Tabu 搜索进行输入特征选择。另一类研究思路是直接利用具有自动聚类或记忆/匹配功能的人工神经网络模型,如自组织特征映射、Kohonen 网络、支持向量机等实现特征筛选和模式匹配,并通过多层复合形成稳定评估系统^[10-14]。

本文探索了一种新的智能稳定评估系统结构,即基于样本识别关键运行特征变化对不同区域稳定性的影响规律,直接实现对大电网薄弱环节的辨识和对系统层面稳定水平的综合判断。

1 设计思路

本文的智能稳定评估系统设计着眼于对薄弱环节的辨识和基于监控与数据采集(SCADA)运行量测信息的系统安全水平动态监视和评价,因此智能稳定评估系统的输入仅考虑反映运行方式的可观测量,而不针对指定的扰动序列。研究路线和框架如图 1 所示,通过分层分步实现在线监测关键特征的识别、区域稳定薄弱环节的辨识、薄弱区域的辨识以及综合稳定水平的定量评估。

系统设计的第 1 步是针对一系列指定扰动位置逐一提取反映其稳定水平变化的关键运行特征,其技术关键是特征提取算法的研究。第 2 步则应用模式识别技术提取扰动位置变化与其关键运行特征变化的相互关系,实现以稳定判别为目标的电网分区和区域稳定关键特征识别。第 3 步将应用模式发现等智能规则提取算法,通过关键运行特征变化来寻找判别每个稳定分区稳定水平的判别规则,实现区域稳定判别的建模和预测。综合各层结果,可实现给定电网不同运行方式下的稳定薄弱区域与薄弱环节辨识和综合稳定水平评价。

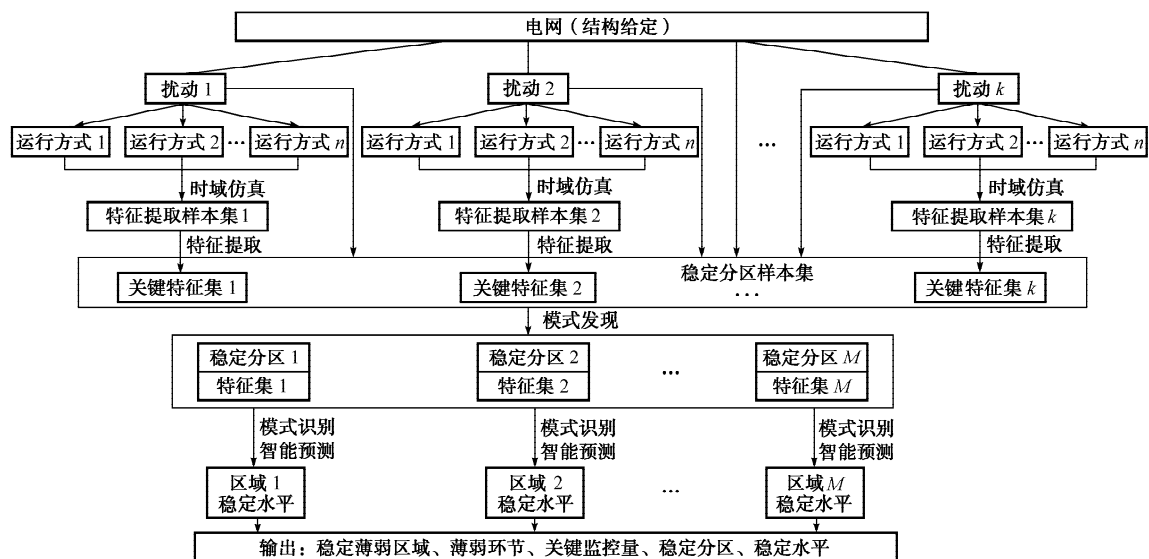


图1 研究路线
Fig.1 Scheme of the study

本文重点介绍特征提取和稳定分区方面的研究进展,研究和测试结果证实了以上方案的可行性。

2 基于改进 GA 和 k -NN 的组合特征提取算法

特征提取是以保留特征维数尽可能小和反映目标的信息损失尽可能少为综合目标,通过筛选与目标高度相关的特征,实现从 D 维特征空间中提取 d 维特征($d \ll D$)的目的,它可以转化为一个多目标优化问题。

本文提出了一种将改进的 GA 与 k 阶近邻法(k -NN)分类器相结合的嵌入式特征提取方法来提取与稳定问题强相关的特征变量。通过内置 k -NN 分类器,根据对训练样本的分类或预测准确率来评估特征子集,提高了特征提取结果与稳定的关联性。

为避免主观干扰,选取的候选输入变量集合包含了反映电网稳态运行方式的主要遥测量,包括:①系统中所有线路的一端有功和无功功率以及线路有功和无功损耗;②系统中所有发电机的输出有功和无功功率;③所有节点的电压幅值及相对参考相位点的相位角。

根据第1节的思路,首先选定故障位置和扰动类型,不断改变负荷分布、发电机出力组合等运行方式,应用时域仿真法计算出大量运行方式下的故障临界切除时间(CCT,记为 t_{CCT})值。由反映电网不同稳态运行方式的所有潮流量构成训练输入样本集。

由于 k -NN 适合处理离散分类问题,因此,首先根据各样本 CCT 值对样本进行稳定性分类,确定类

别标记作为 k -NN 对分类误差的评价标准。

特征提取主算法采用改进的 GA 进行优化选择。为了综合反映分类准确率尽可能高和保留的特征数尽可能少这2个彼此矛盾的目标,借鉴文献[15]在随机爬山法中采用的方法,将 GA 的评价函数定义为:

$$F(S) = aP_{\text{error}}(S) + (1-a) \frac{S}{N} \quad (1)$$

式中: P_{error} 为 k -NN 分类器在当前输入特征子集下的分类错误率; S 为当前特征子集的维数; N 为总的输入特征维数; a 为分类错误率在目标函数中所占的权重系数,取较小的 a 值表明更关心特征量的裁减,而较大的 a 值意味着更关注信息损失量。

基于 GA 的特征提取算法含以下几个步骤:①特征编码及产生初始群体;②对特征子集进行适应度函数评价;③通过复制、交叉和变异操作产生新一代群体;④根据评价值淘汰部分个体,形成新的种群;⑤重复步骤3和步骤4,直至满足收敛条件。

本文采用二进制编码描述对输入特征的选择。二进制序列长度为输入特征个数 N ,其中任一位 k 的取值1(或0)代表该特征采用(或不采用)。

输入运行特征变量的取值仍然采用十进制编码。由于系统的稳态特征量差别很大且量纲不同,在 k -NN 聚类分析前,对数据进行了归一化预处理,亦即: $X' = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$, $X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别为输入特征 X 取值的上、下限值。

除评价函数外,研究中采用的 GA 在变异方式的选择上也进行了改进,以提高特征提取的速度和特征构造的多样性,降低早熟概率。改进后的变异

方式是:对每个个体,随机地选择 M_1 个编码为 1 的位变异为 0,同时随机地选择 M_2 个编码为 0 的位变异为 1。其目的是防止某个特征被剔除后不能再次被选中。对不同的特征组合, M_1 和 M_2 的取值也不同,按下式确定:

$$\begin{cases} M_1 = M_{\max} \frac{S}{N} \\ M_2 = 0.5M_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $M_{\max}$ 为允许最大变异位数,是预设参数,取值应小于特征总数 N 。

3 算例及特征提取结果分析

本文以新英格兰 10 机 39 母线系统为例分析特征提取和稳定分区应用情况。测试系统的电气图和参数见文献[16]。从电气结构上分析,该测试系统由 5 个区域网互联构成,分别为:发电机 G1 相关区域(区域 C);G2,G3 区域(区域 D);G4~G7 区域(区域 E);G8,G10 区域(区域 A);G9 相关区域(区域 B)。在样本采集时,不断调整负荷分布和负荷水平,并相应改变各发电机出力,共获取了 60 个方式样本,涵盖了不同的负荷水平和区域间/区域内功率交换方式。稳定测试的故障类型为三相短路持续 5 个周期。在每种潮流方式下对选定的故障点进行暂态稳定时域仿真,求出 CCT 值,构成特征提取样本集。暂态稳定仿真工具选用 BPA,发电机采用 3 阶模型,考虑了励磁调节、调速和 PSS 的作用,负荷模型采用 40% 恒阻抗+30% 恒电流+30% 恒功率的组合模型。对该测试系统选取稳态运行方式下全部潮流信息,所组成的样本集输入特征维数达 267 维。

采用改进 GA 与 k -NN 算法进行组合特征提取前,首先根据 CCT 值将样本分为 3 类,即 $t_{CCT} < 0.2$ s(弱)、 $t_{CCT} > 0.3$ s(强)和 $0.2 \text{ s} \leq t_{CCT} \leq 0.3$ s(中)。将类别划分作为计算评价函数中分类误差率的目标分类。遗传算法中每一代群体规模取 500,交叉率和变异率取 0.8 和 0.2,最大变异位数 $M_{\max}$ 取 30。

随着目标函数中的权值 a 的减小,提取的特征维数会下降,而误分类率却可能增加。图 2 以母线 8 与母线 9 之间的联络线故障为例,绘出了 a 值与特征提取维数和分类准确度的关系图。从图 2 可看出,误差曲线 $a=0.1$ 处有一明显的分界,在 $a>0.1$ 时,特征维数减少时误差变化并不明显。实际中可据此寻找误差曲线变化的拐点以确定最佳的 a 值。本算例中,由于样本数与特征维数 N 差别较大,故当 $a>0.5$ 时,提取的特征个数和误差曲线变化并不明显。 $a>0.6$ 时,关键特征维数已稳定到 9,同时

k -NN 对训练样本集的分类误差率已降到 0。

新英格兰系统算例中经过特征提取,所有故障位置对应的特征集维数均从 267 下降到 9 维以内,仅为原特征集维数的 3.37% 以下,大大压缩了特征空间维数。特征提取程序一般能在 15 min 内收敛,对比表明,经过改进的特征提取算法明显加快了收敛速度。

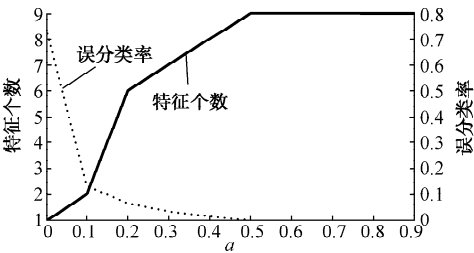


图 2 权值 a 与最优特征个数及误分类率的关系
Fig. 2 Relationship of optimal feature number and classification error rate versus a

表 1 列出了对位于电网不同区域的 4 个有代表性的故障点获得的特征提取结果,对应的 k -NN 的分类误差率均已降为 0。

表 1 典型故障的特征提取结果
Table 1 Result of feature extraction for typical fault locations

故障线路	特征提取结果
8-9	16V,8D,16-19P,6-7PL,17-27PL,10-32QL,17-27QL,26-28QL
17-27	19V,29D,G6Q,G9P,1-2P,19-33P,21-22P,6-11PL,7-8QL
2-25	11D,G8P,2-30P,29-38P,1-39Q,8-9Q,26-28PL,7-8QL
10-11	5D,G7P,G10P,7-8P,4-5Q,10-32QL

注: V 表示节点的电压幅值;D 表示节点相对于参考点(母线 31)的相位角;P,Q,PL,QL 分别代表线路流过的有功、无功和线路的有功损耗、无功损耗;G 表示发电机。

为了初步检验特征提取效果,新构造了 40 个不同的运行方式样本进行稳定分类测试。结果表明,基于关键特征的稳定分类表现出很高的正确率。以线路 8-9 故障为例,分类正确率达到了 97.5%。

随着电网规模扩大,特征提取的输入空间维数和样本集需求会增加,对特征提取的收敛速度有一定的影响,但针对每个扰动的关键特征个数一般不会有明显增长。由于特征识别是离线进行的,基于所提取的关键特征的系统稳定判别才是在线的,因此电网规模的扩大不会影响方法应用的有效性。

下面以区域 D(该区域以线路 8-9,3-4 和 14-15 为分界)为例,进一步分析各种故障点所提取的关键特征的组成及其物理内涵:

1)对于机端或发电机附近的故障,关键特征主要为与主导失稳相关的各区域发电机或机群的出力。以线路 10-11 故障为例,特征提取结果中不仅

含有反映 G3 出力的 10-32QL,而且直接含有 G7 与 G10 的有功出力。选中的 7-8P 与 4-5Q 及母线 5 的相角则综合反映了区域 D 与外部区域的交换功率变化。

2)对于区域间联络线故障,所提取的关键特征一般包含多个区域的发电机信息或区域间联络交换功率信息。以线路 8-9 故障为例,特征提取结果中 16V,16-19P 主要反映区域 E 与区域 D 的功率交换信息,17-27PL,17-27QL,26-28QL 则反映区域 B 与区域 E 间的功率交换,6-7PL,8D 反映了区域 C 与 D 之间的功率交换。

3)特征提取往往并没有直接选中发电机出力,而是选择了关键线路上的传输功率和线损等信息。这表明线路潮流包含了反映运行方式的更丰富的信息,与系统稳定性的关联程度更高。

4)特征提取有时选中线路有功损耗,有时则选中无功损耗信息。经相关性分析发现:同一线路的有功和无功损耗信息关联度高于 0.9。故可认为两者在特征选取中等效,可以据此大幅减少候选特征数量,提高特征提取算法的搜索速度。

5)大量不同扰动位置提取的关键特征中往往含有多个相同的运行量。例如表 1 中线路 7-8 的 P 或 QL 就多次出现。这就表明对该测试系统,区域 D 与 C 间的交换功率是运行方式制定和在线监控中应该重点关注的关键环节。为此,我们将相关扰动位置下各种运行方式样本对应的 7-8P 与 CCT 绘制为 2 维散布图,观察两者的关联关系发现:对母线 8,9,10,11 及相关线路上的故障,当 7-8P 大于某一高阈值时,无论整体负荷水平高低,故障的 CCT 一定较低;当 7-8P 小于某一低阈值后,以上区域故障的 CCT 始终较高;而当 7-8P 处于两阈值之间时,则需要依靠其他特征共同判断稳定水平。

4 特征提取结果的有效性验证

为了进一步验证关键特征是否包含了运行方式中决定指定故障下电网稳定水平的主要信息,本文利用 3 层 BP 网络学习关键特征与故障的 CCT 之间的映射关系。输入层的神经元个数为经过 GA 与 k-NN 筛选出来的稳态特征量。鉴于提取的关键特征维数,隐层设为 10 个神经元。输出为标度变换后的 CCT 的预测值。对 BP 网络输入数据的预处理方式同特征提取算法。

从获得的 60 个潮流样本中选取 40 个用于训练,20 个作为测试样本。对不同故障的训练和测试表明,CCT 预测器的训练均能快速收敛,对测试样本的预测精度也非常高。以联络线 8-9 故障为例,表 2 对比了测试样本的 CCT 实际值与 BP 网络预

测值。算例中 BP 网络对测试样本的 CCT 的预测平均误差仅为 0.016 s,最大绝对误差、相对误差分别是 0.096 4 s 和 19%,出现最大绝对误差、相对误差时样本的 CCT 值分别为 0.59 s 和 0.074 s。较大的绝对误差出现在 CCT 值较大的情况,这是具有输出饱和特性的 BP 网络所固有。

综合测试表明,本文提出的特征提取算法有效保留了反映稳定的关键信息,同时又大幅压缩了特征空间维数,方便了进一步的稳定评估系统设计。此外,所提取的关键特征物理概念清晰,较好地反映了系统的失稳模式和与稳定强相关的运行信息,对实际电网运行监控有较大的指导性。

表 2 CCT 预测器预测结果对比
Table 2 Comparison of the CCT estimation results

s			
仿真结果	BP 预测结果	仿真结果	BP 预测结果
0.338	0.348 5	0.108	0.119 4
0.306	0.308 9	0.434	0.381 9
0.260	0.276 7	0.224	0.197 7
0.282	0.298 5	0.230	0.269 4
0.274	0.230 5	0.074	0.059 9
0.282	0.278 6	0.640	0.575 1
0.246	0.241 0	0.620	0.525 5
0.260	0.253 9	0.590	0.493 6
0.278	0.272 6	0.400	0.403 1
0.158	0.160 3	0.330	0.324 1

5 基于特征提取结果的电网稳定分区

特征提取结果表明,电网中电气联系紧密的区域内不同位置的扰动对应的稳定评估关键特征有许多是相同的。因此,可以根据特征提取结果的重合度将电网划分为几个稳定区域,使得对同一区域内的扰动而言,尽管其稳定水平不尽相同,但随着运行方式的变化,区域内各扰动的稳定水平表现出相同或相似的变化规律。

本文采用依次移动扰动位置到临近设备,并比较特征重合度的分析方法,对电网稳定分区进行研究。表 3 以测试系统的区域 D 为例给出了区内不同扰动位置的部分特征提取结果。

表 3 扰动位置及特征提取结果
Table 3 Fault location and feature extraction results

故障线路	特征提取结果
6-7	7V,30D,G3P,G6P,G9P,6-7QL
6-11	7V,2D,G9P,6-7PL,23-36PL,10-32QL
5-6	9D,G1P,G9P,G3Q,5-6PL,23-36PL
5-8	G2P,G6P,5-8PL,12-13PL,10-32QL
0-13	G1P,G3P,G7P,5-8P,5-6QL,12-13QL
0-12	8D,G6P,7-8P,2-25Q,26-29PL,10-32QL

注: 0-13 表示母线 13 故障。

为了实现稳定分区的客观辨识和量化分析,本文定义了特征重合度矩阵 $\mathbf{R}$ 。记测试的故障样本个数为 n , 则 $\mathbf{R}$ 为 $n \times n$ 矩阵, 其元素 R_{ij} 表示第 i 个故障的特征与第 j 个故障特征的重合度系数:

$$R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{N_i} \max(r_{ij, kn})}{N_i} \quad (3)$$

式中: N_i 表示第 i 个扰动的特征提取结果的维数; $r_{ij, kn}$ 表示第 i 个扰动的第 k 个关键特征与第 j 个扰动的第 n 个关键特征的关联度, 可通过样本关联系数矩阵的离散化获得, $n=1, 2, \dots, N_j$ 。

本文采用的离散化方法如下:

$$x = \begin{cases} 0 & 0 < y \leq 0.8 \\ 0.5 & 0.8 < y \leq 0.9 \\ 0.7 & 0.9 < y \leq 0.95 \\ 1.0 & 0.95 < y \leq 1 \end{cases}$$

式中: y 表示特征之间的关联系数; x 表示离散化后的值。

根据以上定义, 矩阵 $\mathbf{R}$ 的第 i 行表示第 i 个扰动与所有扰动在关键特征上的重合度值。由于定义的原因, $\mathbf{R}$ 阵非对称且 $R_{ii}=1$ 。

对表 3 计算得到的矩阵 $\mathbf{R}$ 如下(其中黑体数据为超过阈值的重合度):

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1.00 & \mathbf{0.95} & \mathbf{0.53} & \mathbf{0.62} & 0.42 & 0.45 \\ \mathbf{0.95} & 1.00 & \mathbf{0.58} & \mathbf{0.62} & 0.40 & \mathbf{0.53} \\ \mathbf{0.64} & \mathbf{0.70} & 1.00 & 0.20 & \mathbf{0.68} & \mathbf{0.70} \\ \mathbf{0.53} & \mathbf{0.53} & 0.17 & 1.00 & \mathbf{0.50} & 0.25 \\ 0.42 & 0.40 & \mathbf{0.57} & \mathbf{0.50} & 1.00 & 0.40 \\ 0.45 & \mathbf{0.53} & \mathbf{0.58} & 0.25 & 0.40 & 1.00 \end{bmatrix}$$

在获得 $\mathbf{R}$ 阵之后, 对电网的分区识别可采用以下搜索策略: 从电网任一节点开始按照故障点的电气联系逐点搜索。预先设定一阈值参数 α (本文取 $\alpha=0.5$), 只有当 R_{ij} 与 R_{ji} 均大于阈值, 则将 j 对应的故障点与 i 点归入同一稳定区域, 否则 2 个节点不宜归入同一稳定区域。

图 3 给出了一个搜索实例。该图以母线 6 为起点, 搜索与之有电气连接的节点 5, 7, 11, 31, 根据 $\mathbf{R}$ 阵判断出节点 5, 7, 11 可与节点 6 归为一类; 继续分别以节点 5, 7, 11 为新的起点重复搜索, 直到树的末梢就获得了一个稳定分区。选择任一未确定分区的节点重复启动搜索可得到全部节点及其关联线路的稳定分区。采用以上方法, 根据电气联系划分的区域 D 被分为 2 个稳定分区, 即母线 5, 6, 7, 11, 12, 10, 31, 32 及其相关线路构成一个稳定区域(记为区域 P), 母线 13 与母线 14 构成另一个稳定区域(记为区域 M)。一方面, 区域 PUM 与经验判别出的区域 D 范围基本一致; 另一方面, 基于稳定分区算法显然得出了更为精确、细致的分区结果。

通过进一步提取关键特征变化影响各稳定分区稳定水平的判别规则, 可望实现区域稳定水平的识别和系统薄弱环节的辨识。目前基于模式发现算法的研究正在进行并取得了良好的结果。

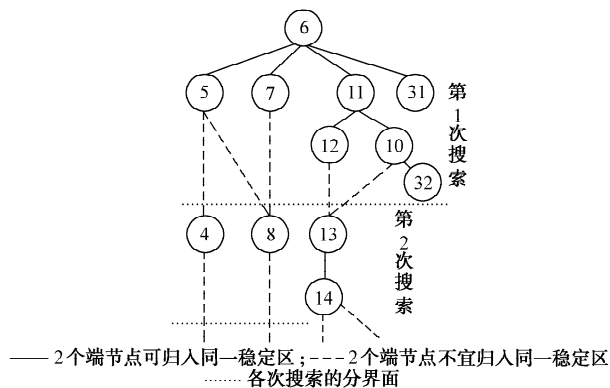


图3 搜索结果图例

Fig. 3 Example for searching results

6 结语

本文提出了一种以大电网关键运行特征识别和稳定薄弱环节辨识为目标的智能稳定评估系统新的设计思路。基于改进的 GA 算法并结合 k -NN 分类器的特征提取算法, 能有效实现对反映电网安全水平的关键运行特征的识别。新英格兰 39 母线系统的测试表明, 该算法能有效提取出占特征总量约 3% 的关键特征, 同时保证了稳定分类的正确性。所提取的特征运行信息物理含义明确, 隐含了与扰动对应的可能失稳模式信息。本文同时研究了用特征重合度进行电网稳定分区的可行性和实现方法。进一步研究将集中在以所提取的关键特征为输入的区域稳定水平预测和稳定薄弱环节的综合智能识别算法的研究。

参考文献

- [1] 王成山, 张家安. 改进的暂态稳定分布式并行仿真算法. 电力系统自动化, 2003, 27(19): 30-33.
WANG Chengshan, ZHANG Jia'an. Improved parallel algorithm for transient stability distributed simulation. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(19): 30-33.
- [2] 徐箭, 陈允平, 万黎. 基于改进数据结构的电力系统暂态稳定并行仿真. 电力系统自动化, 2005, 29(21): 32-38.
XU Jian, CHEN Yunping, WAN Li. Parallel simulation for power system transient stability based on improved data structure. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(21): 32-38.
- [3] 万秋兰, 单渊达. 对应用暂态能量函数法分析电力系统暂态稳定性的评价. 电力系统自动化, 2001, 25(6): 57-59.
WAN Qiulan, SHAN Yuanda. Evaluation of the transient energy function methods for power system transient stability analysis. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(6):

- 57-59.
- [4] 王成山,余旭阳. 基于能量函数的暂态稳定概率分析方法. 电力系统自动化, 2003, 27(6): 5-9.
WANG Chengshan, YU Xuyang. Transient stability probability analysis method based on fitting curve. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(6): 5-9.
- [5] ZHANG Q, TSO S K, GU X P, et al. Extraction of representative attributes as neural-network inputs for power system transient stability assessment// Proceedings of the 5th International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management; Vol 2, Oct 30-Nov 1, 2000, Hong Kong, China. Stevenage, UK: IEE, 2000: 390-394.
- [6] 张琦,韩祯祥,曹绍杰,等. 用于暂态稳定评估的人工神经网络输入空间压缩方法. 电力系统自动化, 2001, 25(2): 32-35.
ZHANG Qi, HAN Zhenxiang, TSO S K, et al. Input dimension reduction in neural network training for transient stability assessment. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(2): 32-35.
- [7] 李军,刘艳,顾雪平. 基于信息熵的属性离散化算法在暂态稳定评估中的应用. 电力系统自动化, 2005, 29(8): 26-31.
LI Jun, LIU Yan, GU Xueping. An entropy-based discretization method applied in transient stability assessment. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(8): 26-31.
- [8] 于之虹,郭志忠. 遗传算法在暂态稳定评估输入特征选择中的应用. 继电器, 2004, 32(1): 16-20.
YU Zhihong, GUO Zhizhong. Feature selection based on genetic algorithm for transient stability assessment. Relay, 2004, 32(1): 16-20.
- [9] 顾雪平,张文朝. 基于 Tabu 搜索技术的暂态稳定分类神经网络的输入特征选择. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 66-70.
GU Xueping, ZHANG Wenchao. Feature selection by Tabu search for neural-network based transient stability classification. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 66-70.
- [10] BOUDOUR M, HELLAL A. Large scale power system dynamic security assessment using the growing hierarchical self-organizing feature maps// Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Industrial Technology; Vol 1, Dec 8-10, 2004, Hammamet, Tunisia. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 370-375.
- [11] MOULIN L S, DA SILVA A P A, EI-SHARKAWI M A, et al. Support vector machines for transient stability analysis of large-scale power systems. IEEE Trans on Power Systems, 2004, 19(2): 818-825.
- [12] 马骞,杨以涵,刘文颖,等. 多输入特征融合的组合支持向量机电力系统暂态稳定评估. 中国电机工程学报, 2005, 25(6): 17-23.
MA Qian, YANG Yihan, LIU Wenying, et al. Power system transient stability assessment with combined SVM method mixing multiple input features. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(6): 17-23.
- [13] MOULIN L S, DA SILVA A P A, EI-SHARKAWI M A, et al. Support vector and multi-layer perceptron neural networks applied to power systems transient stability analysis with input dimensionality reduction// Proceedings of IEEE Power Engineering Society Summer Meeting; Vol 3, Jul 21-25, 2002, Chicago, IL, USA. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 1308-1313.
- [14] SEWHNEY H, JEYASURYA B. On-line transient stability assessment using artificial neural network// Proceedings of Large Engineering Systems Conference on Power Engineering, Jul 28-30, 2004, Halifax, NS, USA. New York, NY, USA: IEEE, 2004: 76-80.
- [15] FARMER M E, BAPNA S, JAIN A K. Large scale feature selection using modified random mutation hill climbing// Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition; Vol 2, Aug 23-26, 2004, Cambridge, UK. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 287-290.
- [16] PAI M A. Energy function analysis for power system stability. Boston, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1989.

管霖(1970—),女,教授,主要研究方向为电网稳定与控制、电网规划、人工智能在电力系统中的应用。E-mail: lguan@suct.edu.cn

王同文(1981—),男,博士研究生,主要研究方向为电力系统暂态稳定评估。E-mail: wtwen@xinhuanet.com

唐宗顺(1981—),男,硕士研究生,主要研究方向为人工智能、电力系统稳定与控制。

Intelligent Algorithm for Kernel Feature Identification and Stability-based System Division in Power Grid Security Monitoring

GUAN Lin, WANG Tongwen, TANG Zongshun

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: A novel intelligent stability assessment scheme is presented for stability-related feature extraction and weak links identification. An improved genetic algorithm (GA) combined with the k -NN clustering is proposed to select stability-related kernel features from steady-state operation quantities. Simulation test results in the New England 10-machine 39-bus power system support the effectiveness of the proposed algorithm and analysis shows that the selected operation features contain clear information about the instability modes for given faults. By designing the BP-type ANN based CCT estimators with the selected features as inputs, the effectiveness of feature selection is further verified. In the last part of the paper, a feature-overlapping judging scheme is proposed based on an analysis of the correlation between the kernel-feature combination and the corresponding fault locations. The feature-overlapping matrix obtained provides a simple and effective way to realize the stability-based power grid division.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 50407014).

Key words: transient stability assessment (TSA); feature extraction; genetic algorithm (GA); k -NN clustering