

基于改进支持向量机和两步式聚类分析的 电网关键断面辨识和精细规则生成方法

王 彬¹, 郭文鑫¹, 向德军¹, 王 鹏², 余志文¹

(1. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510600;

2. 北京清大高科系统控制有限公司, 北京 102208)

摘要: 在一种基于电网运行仿真大数据的知识管理方法框架的基础上, 进行改进和实用化, 建立电网安全运行知识库。改进了一种用于判断关键断面是否生效的支持向量机分类模型, 能够减弱不平衡数据的影响, 并降低关键断面漏警概率。提出了一种用于生成不同形式精细规则的层次聚类-Kmeans 聚类两步式聚类分析方法, 提高了训练的效率。将上述改进知识管理方法在广东电网实际系统中进行算例分析, 证明其可行性与有效性。

关键词: 电网安全运行知识; 知识管理; 知识库; 支持向量机; 聚类分析; 关键断面; 精细规则

中图分类号: TM 761

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.09.023

0 引言

为了保证电力系统的安全、稳定运行, 在传统运行管理模式中, 运行人员编制一系列断面^[1]来监视和控制复杂大电网, 包括年度长期断面、日常检修断面和事故应急断面等。在此基础上, 运行人员基于一些典型和极端的电网运行方式, 通过离线仿真的方法, 计算得到断面极限传输容量 TTC (Total Transfer Capability)^[2]。调度员通过在线监控上述断面中的重载、越限断面, 并根据运行经验调整电网运行方式, 保证断面潮流小于断面 TTC。上述断面及其控制规则可以作为电网安全运行的知识^[3], 对其进行整理和存储, 形成电网安全运行知识库来指导电网安全、稳定和经济运行。

然而, 随着电力系统规模越来越庞大, 电网运行方式越来越复杂多变, 上述通过人工经验离线制定断面和离线计算断面 TTC 的方法, 难以适应电网发展的新需求。第一, 依赖人工经验离线选择断面的工作量大, 例如广东中调, 存在近 200 个长期断面, 年均 1000 多个临时断面, 通过人工寻找这些断面费时费力; 第二, 基于典型运行方式发现断面和计算断面 TTC 的结果不满足特殊运行方式的要求, 例如在 2015 年台风“彩虹”期间, 广南站全站失压, 广东中调需临时编制一系列临时断面来紧急应对; 第三, 断面控制规则保守、简单, 缺乏量化、精益化管控。故传统运行管理模式已不能满足电网运行的要求, 亟需开发新技术, 在线发现指导电网安全、稳定和经济运行的电网安全运行知识。

于是, 近些年来涌现出一系列针对在线电网安全稳定分析^[4-6]、在线电网安全预警的研究^[7], 以弥补离线方法的不足。通过建立复杂的电网模型, 在线计算仿真, 发现电网运行的薄弱点, 从而在线指导电网运行, 该方法可被定义为电网模型驱动的安全分析。随着高性能计算技术和大数据处理技术不断发展, 电力系统仿真计算速度和规模不断增长。文献[8]提出了一种快速在线计算断面 TTC 的方法, 为后续大规模计算提供了技术支撑。文献[9]描述了一种基于电网运行大数据的分布式安全特征选择方法。文献[10-11]提出了精细规则的概念, 其能够精细化地监控关键断面的 TTC, 显示影响关键断面 TTC 的关键因素和影响因子, 并在广东电网中实现了应用^[12], 一定程度上解决了传统运行管理模式中断面控制规则粗放、缺乏量化和精益化管控的问题。与电网模型驱动的安全分析不同, 精细规则生成过程中, 不但需要建立电网模型对在线电网运行状态进行安全分析, 还需要对海量的随机电网运行状态进行仿真计算, 并以此为基础利用大数据挖掘技术和知识发现技术, 以“数据驱动”的方法生成能够指导电网安全、稳定和经济运行的电网安全运行知识^[4]。

随着时间的推移, 电网安全运行知识数量不断增加、内容变得复杂多变。若不对电网安全运行知识进行高效的管理和应用, 则是对电力系统海量高性能计算资源的浪费, 因此亟需要一种电网安全运行知识管理方法, 对知识进行整理、归纳和存储, 形成简便、高效的电网安全运行知识库, 指导甚至代替电网运行人员。文献[4]提出了一种电网安全运行知识三维表达方法, 并探究了电网安全运行知识的 3 种演变规律。文献[13]提出了一种基于电网运行仿真大数据的知识管理方法。首先, 训练支持向量机模

收稿日期: 2016-08-19; 修回日期: 2017-04-12

基金项目: 中国南方电网公司科技项目 (GDKJ00000058)

Project supported by the Science and Technology Program of China Southern Power Grid (GDKJ00000058)

型,可判定关键断面是否生效;其次,采用聚类分析方法,对海量的随机电网运行状态进行聚类分析,形成不同形式的精细规则;在知识库建立完成后,将实时电网运行状态与知识库中的历史状态进行匹配,从而快速筛选出需要电网运行人员重点关注的关键断面和生成出控制断面 TTC 的精细规则。文献[13]是对电网安全运行知识管理方法的框架构建,而未对如何应用支持向量机模型和聚类分析方法进行细节阐述,所以本文的主要工作和创新点在于:提出了一种改进的支持向量机模型,能够减弱不平衡数据的影响,并降低关键断面漏警概率;提出了层次聚类-Kmeans 聚类的两步式聚类分析方法,提高了训练的效率;在广东电网实际系统中进行算例分析,证明所提方法的可行性与有效性。

1 电网安全运行知识发现和管理的框架

电网安全运行知识发现和管理的框架如图 1 所示,包括电网安全运行知识发现和电网安全运行知识管理 2 个部分。

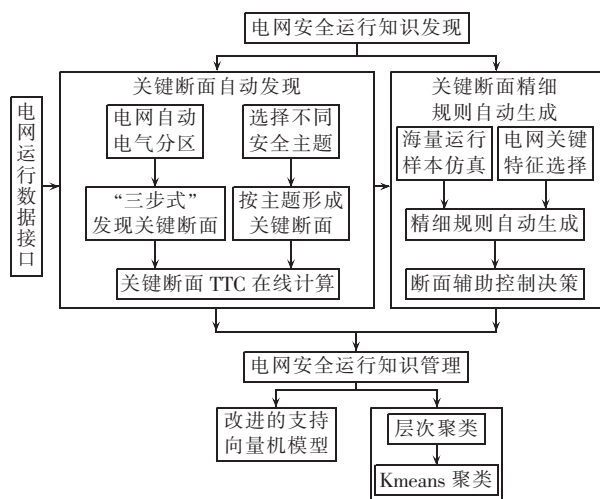


图 1 电网安全运行知识发现和管理的框架

Fig.1 Framework of power-system safe operation knowledge discovery and management

电网安全运行知识发现主要包括以下步骤:第一,从电网运行数据接口获取电网模型和量测数据;第二,应用“三步式”关键断面自动发现方法^[14]和综合考虑多种电网安全主题的关键断面自动发现方法^[15],在线发现负载率高的关键断面,并利用文献[8]的方法在线计算关键断面 TTC;第三,对于第二步中发现的关键断面,应用文献[10-11]中的方法自动生成精细规则,包括海量运行样本仿真、电网关键特征选择、精细规则自动生成和断面辅助控制决策这 4 个模块,其中精细规则的形式如下:

$$P_{TTC} = P_{TTC0} + c_1 \Delta f_1 + c_2 \Delta f_2 + \dots + c_m \Delta f_m \quad (1)$$

其中, P_{TTC0} 为断面在线 TTC; P_{TTC} 为电网特征量改变

Δf 后断面 TTC 的修正值; c 为各关键特征对于其 TTC 的影响因子。不难看出,依据精细规则中的特征量,可以对断面 TTC 进行估算与控制,配合断面潮流调整策略,可以实现断面辅助决策控制^[14-15]。经过一段时间的积累,形成了海量的电网安全运行知识,包括一系列的关键断面和关键断面相对应的精细规则,这是后续建立知识库的数据基础。

改进文献[13]中所述的框架,建立电网安全运行知识库,对电网安全运行知识进行管理,主要包括以下步骤:第一,以历史的电网运行状态和该状态下关键断面是否生效为数据基础,得到用于判断关键断面是否生效的支持向量机模型;第二,针对生效的关键断面,对海量的随机电网运行状态进行层次聚类-Kmeans 聚类两步式聚类分析,形成不同形式的精细规则。

2 关键技术

2.1 改进的支持向量机模型

支持向量机是解决分类问题的重要手段,特别是针对二分类问题,具有计算速度快、分类准确率高、泛化能力强等优势。同时,针对电力系统这一高维非线性系统,相比于简单的线性分类器,支持向量机在处理非线性问题上有着很大的优势。

电网的拓扑和潮流分布体现了电网的运行状态,也决定了电网中的哪些断面是安全裕度低的关键断面。利用电网安全运行知识发现模块中的历史数据,可以建立支持向量机模型,用于辨识关键断面。对于某一断面对应的电网运行状态样本 (X_i, y_i) , 其中 X_i 为第 i 个电网的运行状态,通常由关键线路潮流、关键节点电压和关键发电厂出力构成; y_i 为在该电网运行状态下该断面是否为关键断面的标志, $y_i \in \{1, -1\}$ 。则首先可以建立规范化后的线性分类面为:

$$\omega^T X + b = 0 \quad (2)$$

其中, ω, b 为参数。

若要使得分类间隔 $2/\|\omega\|$ 最大,等价于 $\|\omega\|^2/2$ 最小,可以建立如下的优化问题:

$$\begin{aligned} \min f(\omega) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega \\ \text{s.t. } y_i [(\omega^T X_i) + b] - 1 &\geq 0 \quad \forall i \in [1, n] \end{aligned} \quad (3)$$

为了保证问题有解,一方面在约束条件中,需要将约束项松弛(加入松弛项 ξ_i),另一方面在目标函数中,需要加入惩罚项 $C \sum_{i=1}^n \xi_i$,得到修正后的优化问题为:

$$\begin{aligned} \min f(\omega, \xi) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } y_i [(\omega^T X_i) + b] - 1 + \xi_i &\geq 0 \quad \forall i \in [1, n] \\ \xi_i &> 0 \end{aligned} \quad (4)$$

上述问题在求解过程中需要引入核函数,以保证问题在非线性数据下有良好的运行效果。

电力系统中的不平衡数据是指:在利用训练集数据进行分类器训练时,各分类目标(即标签)所对应的样本个数存在较大差异。具体地,结合本文的研究问题指不同运行状态下关键断面是否出现,每类标签(是、否)对应的样本(电网运行状态)个数存在较大差异。图 2 是 2016 年 7 月 11 日 00:00—24:00 的广东电网关键断面分布图,其中关键断面的时刻点已用黑色标出。从图 2 中看出,关键断面的出现频率分布在 1.04%~100%之间,并非在 50%左右。

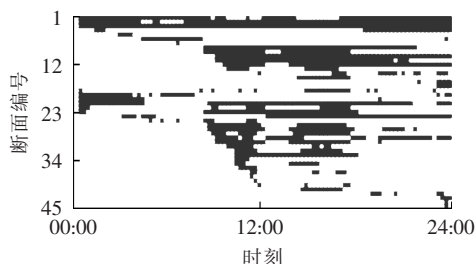


图 2 2016 年 7 月 11 日的广东电网关键断面分布图

Fig.2 Distribution of critical sections of Guangdong Power Grid on July 11th, 2016

根据传统支持向量机的算法原理,当训练集中 2 个标签的样本占比各在 50% 左右时,能够最充分和均衡地考虑到双方的特征,从而使分类器的训练更具效率。传统支持向量机在处理不平衡数据时,会存在“有偏性”,即在判定时会偏向于样本数量较多的“大类别”,且“大类别”样本的分类精度会高于“小类别”样本^[16]。例如,对于出现频率较低(低于 50%)的关键断面,“大类别”的标签是“否”,即传统支持向量机会偏向于判断断面为非关键断面,从而造成漏警,使得电网存在安全隐患。

所以,对于本问题不同运行状态下关键断面是否出现而言,是一个不平衡数据知识挖掘的过程。为了解决不平衡数据问题,本文从模型和数据 2 个方面对其进行改进。

第一,模型层面。提升“小类别”数据的惩罚因子,降低“大类别”数据的惩罚因子,引入不同的惩罚因子后,优化问题的模型如下:

$$\begin{aligned} \min \phi(\omega, \xi) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + C_+ \sum_{i \in [1, n] \& y_i = 1} \xi_i + C_- \sum_{i \in [1, n] \& y_i = -1} \xi_i \\ \text{s.t. } & y_i[(\omega^T X_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad \forall i \in [1, n] \\ & \xi_i > 0 \end{aligned} \quad (5)$$

其中, C_+ 、 C_- 分别为“小类别”数据、“大类别”数据的惩罚因子。

通常情况下,可以将样本数的反比作为惩罚因子比,从而在一定程度上解决“有偏性”的问题^[17-18]。同时,对于本问题而言,考虑到电网运行的安全性,漏

警代价比虚警代价大很多,所以在选择惩罚因子时要增大漏警的惩罚因子。

第二,数据层面。对于某些断面而言,“大类别”和“小类别”样本数目相差过大,单独利用改进惩罚因子的模型进行训练已经很难起到应有的效果。所以,需要加入一些“小类别”电网运行状态仿真样本来平衡两类别的数据,从而在一定程度上解决“有偏性”的问题。

2.2 层次聚类-Kmeans 聚类的两步式聚类分析方法

对于同一个关键断面,在不同的电网运行状态下,有不同形式的精细规则,而知识库管理方法需要对这些规则进行整合。对形成规则的海量电网运行状态进行层次聚类,将相似的电网运行状态划归成同一类,不同的电网运行状态划归成不同类。针对每一类样本,形成一条计算、控制该断面 TTC 的精细规则^[17]。

层次聚类的优势在于可以根据聚类数,得到完整的聚类过程,从而可以选择最合适的类别个数。然而,随着时间推移样本数的增加,层次聚类耗时大幅增加,这是因为针对不同的样本数量 N ,层次聚类的时间复杂度为 $o(N^3)$ 。相比之下, Kmeans 聚类方法虽然需要事先给定聚类的类别个数,但其时间复杂度为 $o(N)$,能大幅提升计算速度^[19]。综上所述,本文提出了一种层次聚类-Kmeans 聚类的两步式聚类分析方法。

步骤一,通过抽样的方法,对少量、但具有代表性的电网运行状态进行层次聚类,以确定最适合的聚类类别个数。抽样方法可采取对于同一个关键断面的不同精细规则,抽取等量电网运行状态的方法。步骤二,根据步骤一中确定的最适聚类类别个数,利用 Kmeans 聚类分析方法完成聚类分析。

由此可见,层次聚类-Kmeans 聚类的两步式聚类分析方法,在保证传统方法^[17]准确率的基础上,大幅提高了训练的效率。

3 算例分析

广东电网是全国最大的省级电网之一,网络拓扑结构复杂,运行方式灵活多样。本文在广东电网实际系统中,以 2016 年 4 月至 6 月每隔 60 min 1 个的(共 8736 个)实际电网运行状态为基础进行筛选抽样,发现电网安全运行知识,建立电网安全运行知识库,并进行算例分析。广东电网的主要分区和拓扑连接关系如图 3 所示。

根据这 3 个月的电网运行状态,共发现 252 个断面作为关键断面出现。统计关键断面出现频率的特征量,得到关键断面出现频率的平均值、最大值、最小值分别为 5.26%、56.92%、0.03%。

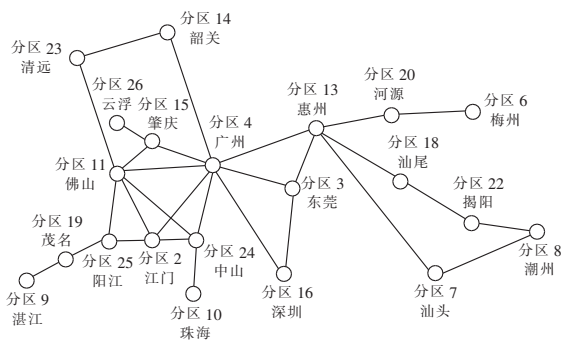


图 3 广东电网的主要分区和拓扑连接关系图
Fig.3 Main regions and topological connections of Guangdong Power Grid

关键断面出现频率并不在 50% 附近,且平均值仅为 5.26%,由此可见,对于绝大多数断面而言,训练数据为不平衡数据。选取关键断面出现频率在 3% 以下的 10 个断面,进行算例分析。这些断面中作为关键断面出现和不作为关键断面出现的样本数目相差过大,单独利用改进惩罚因子的模型进行训练已经很难起到应有的效果。所以,首先加入一些作为关键断面出现的电网运行状态仿真样本来平衡两类别的数据,使得加入仿真样本后各个关键断面出现的频率在 20% 以上。接着,将 2 类样本数的反比作为惩罚因子比。最后,考虑到漏警代价比虚警代价大很多,所以在选择惩罚因子时要增大漏警的惩罚因子。对于每个选出的关键断面,本文以实际电网运行状态为基础,形成 5000 个由电网运行状态仿真样本构成的平衡数据集进行算例分析,取其中 80% 的样本为训练集,20% 的样本为测试集。将本文所述的改进支持向量机方法与传统支持向量机进行对比,结果如表 1 所示。

表 1 不平衡数据下改进支持向量机方法与
传统支持向量机对比

Table 1 Comparison between improved and
conventional SVMs based on unbalanced data

方法	误警率/%	漏警率/%	虚警率/%
改进法	6.14	2.54	3.53
传统法	49.15	47.40	1.75

从表 1 中可以看出,在测试集样本上,对于关键断面出现频率较小(小于 3%)的断面,基于改进模型得到的误警率远低于传统模型。这是因为在传统模型中,训练集中作为关键断面出现的样本数极少(小于 3%),模型几乎对关键断面无辨识能力而失效,造成漏警率极高,进而升高了误警率;在改进模型中,通过增加“小类别”仿真样本数和调节惩罚因子的方法,很好地抑制了漏警率,从而降低了误警率。

为了检验改进算法对平衡数据的影响,现选取关键断面出现频率在 45%~55% 的 10 个断面,进行

算例分析,得到结果如表 2 所示。

表 2 平衡数据下改进支持向量机方法与
传统支持向量机对比

Table 2 Comparison between improved and
conventional SVMs based on balanced data

方法	误警率/%	漏警率/%	虚警率/%
改进法	5.76	2.85	2.91
传统法	6.37	3.15	3.22

从表 1 和表 2 的对比中可以看出,改进算法对于平衡和非平衡数据的辨识均具有很高的准确率,其具有较高的鲁棒性和适应性。

对这 252 个断面的精细规则进行归纳分析。在本文所述两步式方法中,将总数据的 20% 作为层次聚类的训练数据。将两步式聚类分析方法与传统层次聚类分析方法进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 两步式聚类分析和传统层次聚类分析对比

Table 3 Comparison between two-step clustering
and conventional hierarchical clustering

方法	训练平均时间/min	规则平均预测精度/%
两步式法	9.7	99.10
传统法	465.4	99.08

表 3 中,规则平均预测精度的计算公式如下:

$$p=1-\frac{1}{NM}\sum_{i=1}^N\sum_{j=1}^M\frac{\left|P_{TTC}^{ij}-\hat{P}_{TTC}^{ij}\right|}{P_{TTC}^{ij}}$$

(6)

其中, p 为规则平均预测精度; N 为断面个数; M 为每个断面仿真样本个数; $\hat{P}_{TTC}^{ij}$ 为第 i 个断面在第 j 个样本状态下的 TTC 预测值; P_{TTC}^{ij} 为真实值。从表 3 中不难发现,在准确率类似的情况下,两步式聚类分析的训练时间远小于传统层次聚类分析方法。这是因为在两步式聚类分析中,将时间复杂度较高的层次聚类仅用于第一步模型预处理,而第二步真正训练采用了时间复杂度较低的 Kmeans 模型,在不影响规则精度的前提下,大幅缩短了训练时间。

4 结论

本文在一种基于电网运行仿真大数据的知识管理方法框架的基础上,对知识管理模型进行改进和实用化,建立电网安全运行知识库。首先,改进了一种用于判断关键断面是否生效的支持向量机分类模型,能够减弱不平衡数据的影响,并降低关键断面漏警概率。其次,提出了一种用于生成不同形式精细规则的层次聚类-Kmeans 聚类两步式聚类分析方法,提高了训练的效率。最后,在广东电网实际系统中进行算例分析,证明了上述知识管理方法的可行性与有效性。

参考文献:

[1] 周德才,张保会,姚峰,等. 基于图论的输电断面快速搜索[J]. 中

- 国电机工程学报,2006,26(12):32-38.
- ZHOU Decai,ZHANG Baohui,YAO Feng,et al. Fast search for transmission section based on graph theory[J]. Proceedings of the CSEE,2006,26(12):32-38.
- [2] ILIC M,GALIANA F,FINK L,et al. Transmission capacity in power networks[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,1998,20(2):99-110.
- [3] 赵峰,黄天恩,孙宏斌. 电网安全运行知识的表达与演变[J]. 中国电机工程学报,2015,35(20):5117-5123.
- ZHAO Feng,HUANG Tianen,SUN Hongbin. Expression and evolvement of power system security operating knowledge [J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(20):5117-5123.
- [4] 王方雨,刘文颖,田浩,等. 基于网络分块算法的静态安全快速计算方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(4):203-209.
- WANG Fangyu,LIU Wenying,TIAN Hao,et al. Fast static security calculation based on network partition algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(4):203-209.
- [5] 傅旭. 电力系统静态安全混合控制方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):124-130.
- FU Xu. Hybrid control of power system static security[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(1):124-130.
- [6] 张里,刘俊勇,刘友波,等. 计及风速相关性的电网静态安全风险评估[J]. 电力自动化设备,2015,35(4):84-89.
- ZHANG Li,LIU Junyong,LIU Youbo,et al. Static security risk assessment of power system considering wind speed correlation [J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(4):84-89.
- [7] 孙宏斌,胡江溢,刘映尚,等. 调度控制中心功能的发展——电网实时安全预警系统[J]. 电力系统自动化,2004,28(15):1-6.
- SUN Hongbin,HU Jiangyi,LIU Yingshang,et al. Development of the power dispatching control center—real time power security early warning system[J]. Automation of Electric Power Systems,2004,28(15):1-6.
- [8] 蒋维勇,张伯明,吴文传,等. 应用于在线调度决策的极限传输容量计算方法[J]. 电力系统自动化,2008,32(10):12-17.
- JIANG Weiyong,ZHANG Boming,WU Wenchuan,et al. A total transfer capability calculation method for power system operation and decision[J]. Automation of Electric Power Systems,2008,32(10):12-17.
- [9] 黄天恩,孙宏斌,郭庆来,等. 基于电网运行大数据的在线分布式安全特征选择[J]. 电力系统自动化,2016,40(4):32-40.
- HUANG Tianen,SUN Hongbin,GUO Qinglai,et al. Online distributed security feature selection based on big data in power system operation[J]. Automation of Electric Power Systems,2016,40(4):32-40.
- [10] 蒋维勇,孙宏斌,张伯明,等. 电力系统精细规则的研究[J]. 中国电机工程学报,2009,29(4):1-7.
- JIANG Weiyong,SUN Hongbin,ZHANG Boming,et al. Fine operational rule of power system[J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(4):1-7.
- [11] 孙宏斌,赵峰,蒋维勇,等. 电网精细规则在线自动发现系统架构与功能设计[J]. 电力系统自动化,2011,35(18):81-86.
- SUN Hongbin,ZHAO Feng,JIANG Weiyong,et al. Framework and functions of fine operational rules online automatic discovery system for power grid[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(18):81-86.
- [12] 赵峰,孙宏斌,黄天恩,等. 电网关键断面及安全运行规则自动发现系统设计与工程实现[J]. 电力系统自动化,2015,39(1):117-123.
- ZHAO Feng,SUN Hongbin,HUANG Tianen,et al. Design and engineering application of automatic discovery system for critical flowgates and security operation rules in power grids [J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(1):117-123.
- [13] 黄天恩,孙宏斌,郭庆来,等. 基于电网运行仿真大数据的知识管理和超前安全预警[J]. 电网技术,2015,39(11):3080-3087.
- HUANG Tianen,SUN Hongbin,GUO Qinglai,et al. Knowledge management and security early warning based on big simulation data in power grid operation[J]. Power System Technology,2015,39(11):3080-3087.
- [14] 赵峰,孙宏斌,张伯明. 基于电气分区的输电断面自动发现[J]. 电力系统自动化,2011,35(5):42-46.
- ZHAO Feng,SUN Hongbin,ZHANG Boming. Zone division based automatic discovery of flowgate[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(5):42-46.
- [15] 赵峰,孙宏斌,谭嫣,等. 综合考虑多种电网安全主题的关键断面自动发现方法[J]. 电网技术,2014,38(5):1169-1174.
- ZHAO Feng,SUN Hongbin,TAN Yan,et al. Automatic discovery method of power system critical flowgates considering multiple security themes in power grid [J]. Power System Technology,2014,38(5):1169-1174.
- [16] 郑恩辉,李平,宋执环. 不平衡数据知识挖掘类分布对支持向量机分类的影响[J]. 信息与控制,2005,3(6):703-708.
- ZHENG Enhui,LI Ping,SONG Zhihuan. Mining knowledge from unbalanced data:effect of class distribution on SVM classification[J]. Information and Control,2005,3(6):703-708.
- [17] 秦传东,刘三阳,张市芳. 基于不平衡数据分类的一种平衡模糊支持向量机[J]. 计算机科学,2012,39(6):188-190.
- QIN Chuandong,LIU Sanyang,ZHANG Shifang. Balanced fuzzy support vector machine based on imbalanced data set[J]. Computer Science,2012,39(6):188-190.
- [18] 金鑫,李玉鑑. 不平衡支持向量机的惩罚因子选择方法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(33):129-133.
- JIN Xin,LI Yujian. Error-cost selection for biased support vector machines[J]. Computer Engineering and Applications,2011,47(33):129-133.
- [19] HAN Jiawei,KAMBER M. 数据挖掘概念与技术[M]. 范明,孟小峰,译. 北京:机械工业出版社,2001:288-305.

作者简介:



王彬

王彬(1987—),男,安徽阜阳人,工程师,博士,主要研究方向为电力系统调度自动化(E-mail:wangbin_gd@qq.com);

郭文鑫(1985—),男,广东潮州人,高级工程师,硕士,主要研究方向为电力系统调度自动化(E-mail:guowenxin1985@126.com);

向德军(1977—),男,湖北武汉人,高级工程师,硕士,主要研究方向为电力系统调度自动化(E-mail:xiangdejun@gddd.csg.cn)。

(下转第 177 页 continued on page 177)

**Influence of system impedance on stability of excitation system
controlled by comparative UEL**

LIU Siyu¹,XIE Huan²,LIU Qing³,LUO Jing²,LIANG Hao²,XIN Huanhai⁴

(1. State Grid Tangshan Power Corporation,Tangshan 063000,China;

2. Electric Power Research Institute,State Grid Jibei Electric Power Company Limited,Beijing 100045,China;

3. School of Electrical and Electronic Engineering,North China Electric Power University,Baoding 071003,China;

4. College of Electrical Engineering,Zhejiang University,Hangzhou 310027,China)

Abstract: The extended Philips model of single-machine infinite-bus system after the action of comparative UEL(Under Excitation Limiter) is derived,and the variations of the damping and synchronizing torque coefficients of generator excitation system vs. system impedance are analyzed based on the damping torque analysis. The small signal stability analysis is applied to study the effect of system impedance on the system stability after the action of comparative UEL in the aspects of eigenvalue distribution,damping ratio and participation factor. Results show that,when the comparative UEL,instead of the excitation main loop,controls the excitation system,the increased system impedance improves the system torque and enhances system stability,while weakens the reactive power stability and increases the occurrence times of reactive power fluctuation. The mechanism of the repetitive switching between UEL and excitation main loop is analyzed based on the model of an actual UEL to verify the conclusion that the inappropriate dead zone of reactive power fluctuation may lead to system oscillation.

Key words: system impedance; UEL; excitation system; stability; damping torque analysis method; small signal stability analysis method

(上接第 170 页 continued from page 170)

**Grid critical section detection and fine operational rule generation based on
improved support vector machine and two-step clustering analysis**

WANG Bin¹,GUO Wenxin¹,XIANG Dejun¹,WANG Peng²,YU Zhiwen¹

(1. Guangdong Power Grid Power Dispatching Control Center,Guangzhou 510600,China;

2. Beijing Qingda Gaoke System Control Company,Beijing 102208,China)

Abstract: For the practical application,the knowledge management framework based on the big operational and simulative data of power system is improved and a knowledge base of power-system safe operation is established. A classification model based on the support vector machine for detecting the critical section of power grid is improved to weaken the impact of unbalanced data and reduce the probability of critical section missing. A two-step analysis based on the hierarchical clustering and Kmeans clustering is proposed for generating the fine operational rules of different types to increase the training efficiency. The improved knowledge management method is applied to a practical power system of Guangdong Power Grid and result proves its feasibility and effectiveness.

Key words: power-system safe operation knowledge; knowledge management; knowledge base; support vector machines; clustering analysis; critical section; fine operational rules