基于数据关联性挖掘的电力系统暂态稳定态势感知研究

张　赫

（现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室（东北电力大学），吉林 吉林 132012）

摘要：电力系统暂态稳定态势感知对电网安全运行具有十分重要的意义，提出一种基于数据关联性挖掘的电力系统暂态稳定态势感知的方法。首先，构建多维系统暂态稳定特征集合，对系统当前暂态稳定性进行评估；然后，针对数据集构建维度高、数据挖掘难度大的问题，提出将系统划分为受端区域与送端区域，根据两区域间联络线上的潮流数据与系统暂态稳定特征构建挖掘数据库降低数据集维度；最后，根据挖掘结果提供的显式映射关系，分析重载线路潮流预警区间，通过提取、识别重载线路潮流的变化趋势来映射系统暂态稳定裕度变化情况。通过 10 机 -39 节点模型对所提方法进行了验证，结果表明所提方法能通过联络线上的潮流断面进行系统多维暂态稳定性特征表征，并指导系统运行状态调整，提高系统暂态稳定裕度。

关键词：态势感知；数据挖掘；关联规则；稳态数据

Research on power system transient stability situation awareness based on data correlation mining

ZHANG He

(Key Laboratory of Modern Power System Simulation Control and New Green Energy Technology of Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China)

Abstract: The transient stability situation awareness of power system plays an important role in the safe operation of power grid. A method of transient stability situation awareness of power system based on data association relationship mining is proposed. Firstly, multi-dimensional system transient stability characteristics were constructed to evaluate the current transient stability of the system. In addition, in view of the high dimension of data set construction and the difficulty of data mining, the system was proposed to be divided into receiver region and sender region, and a mining database was constructed according to the power flow data on the contact line between the two regions and the system transient stability characteristics to reduce the dimension of the data set. Finally, according to the explicit mapping relationship provided by the mining results, the early-warning interval of heavy load line power flow is analyzed, and the change of transient stability margin of the system is mapped by extracting and identifying the change trend of heavy load line power flow. The results show that the proposed method can characterize the multi-dimensional transient stability of the system through the power flow section on the contact line, guide the adjustment of the system operating state, and improve the transient stability margin of the system.

Key words: situational awareness; data mining; association rules; steady state data

国家自然科学基金重点资助项目（51877034）

0 引言

随着智能电网的建设和发展，各级调度部门积累了海量的运行数据[1]。运行数据持续堆叠不利于运行人员从中掌握电网暂态稳定性的态势变化[2]，给电网运行带来了巨大的安全隐患。基于数据驱动的系统暂态稳定态势感知可以为运行人员提供可掌握、可识别的电网暂态稳定态势，增强电网态势感知能力，对保障电网安全运行，具有十分重要的意义。

在电力系统暂态稳定态势感知中，首先需要建立一个电网暂态稳定特征集合[3]，该集合中应包含系统暂态稳定性特征，用于评价当前系统暂态稳定性。文献[4]改进了传统安全评价指标与方法，提出基于效用理论的电压崩溃、功角失稳风险等一系列完整的电网安全稳定特征体系。文献[5]基于灰色面积关联分析方法，通过评价模型的关联性给出安全评价指标模型，通过与模糊综合评价法对比分析，验证了方法的有效性。在安全域下进行暂态稳定态势感知研究中，文献[6]使用层次分析法和熵权法获取电网安全指标的权重，然后构建深度神经网络模型对大电网安全态势进行预测，并与BP神经网络、RBF神经网络对比分析，验证了方法的有效性。文献[7]基于等面积准则、扩展等面积准则，由暂态受绕轨迹使用长短期记忆网络对暂态受绕轨迹趋势进行超实时预测，实现对故障后的电网态势变化趋势进行预测。文献[8]使用降噪自编码器提取主要负荷变化特征，运用奇异谱分析对提取后的特征进行分解，最后基于长短期记忆网络对分解后的分量进行预测，提高了空间电力负荷态势感知方法的预测准确度。文献[9]提出电压越限裕度、零序电压、电压相位变化量和支路过载严重度等态势指标，采用长短期记忆网络对常态与扰动后的电网运行趋势进行预测，增强了电网的安全态势要素识别能力。文献[10]提出时间序列相关的关联规则挖掘算法，在$N-1$预想故障集下，使用系统所有线路的潮流数据构建数据集，挖掘稳定影响因素的变化与系统暂态稳定性改变间的关联关系。

目前的研究使用人工智能或传统数据挖掘方法对电力系统进行暂态稳定态势感知，仅使用暂态稳定性或暂态稳定裕度刻画系统当前暂态稳定性，缺少多角度描述电网暂态稳定性的特征。此外，人工智能方法难以提供联络线潮流与电网暂态稳定性特征间显式映射关系。其次传统数据挖掘方法数据集维度高，挖掘难度大，导致不能提供重载联络线潮流与系统暂态稳定性特征间的关联关系。

针对上述问题，本文提出一种基于数据关联性挖掘的电力系统暂态稳定态势感知的方法，构建了联络线潮流与电网多维暂态稳定性特征间的显式映射关系，以及联络线数据与电网暂态稳定特征关联规则信息库，通过分析联络线上的潮流数据与电网暂态稳定性特征的关联规则，提供联络线潮流预警区间，作为调整系统运行状况的依据。

1 构建电网暂态稳定性特征

电网暂态稳定性特征的构建是态势感知的基础，电网实时暂态稳定性需要由构建的特征来表征。不同于传统暂态稳定态势感知所构建的暂态稳定性、暂态稳定裕度特征，本文通过多维电网暂态稳定性特征描述电网暂态稳定性，为运行人员提供源网到系统的电网暂态稳定性特征。

为构建多维的电网暂态稳定特征，本文选取了能够在预想故障集下得到系统中各发电机暂态稳定裕度的轨迹分析方法。通过时域仿真和轨迹分析方法，计算对应每个历史潮流在预想故障集下的暂态稳定裕度指标，该指标可得到每个故障下各机组的暂态稳定裕度，此外同一故障下暂态稳定裕度最低机组的暂态稳定裕度视为系统暂态稳定裕度。其表达式为

$$S_i=\frac{-\tilde{P}_{ai}(t_{bi})}{V_{pei}(t_{bi},t_{ai})} \tag{1}$$

$$V_{pei}(t_{bi},t_{ai})=-\int_{t_{ai}}^{t_{bi}}\omega_N\,\tilde{P}_{ai}(t)\,\tilde{\omega}_t(t)\mathrm{d}t \tag{2}$$

式中，$\tilde{P}_{ai}$为惯性中心坐标系下发电机i的加速功率；V_{pei}为发电机i的势能；t_{ai}、t_{bi}分别为发电机i的势能达到最小值和最大值的时刻；$\omega_t(t)$为惯性中心坐标系下发电机i的角速度偏差；ω_N为额定角频率。

轨迹分析方法的优势在于已知故障后，系统中各发电机在惯性中心坐标下的轨迹$P_{ai}(t)$的条件下，通过单机能量函数对轨迹进行分析，不依赖于事先计算出的临界能量，即可得到反映各发电机稳定裕度的定量评价。

通过轨迹分析法获取一个潮流断面下预想故障集中各发电机的稳定裕度，即

$$\mathrm{SI}=[\mathrm{SI}_1^1,\ \mathrm{SI}_2^1,\ \mathrm{SI}_i^1,\cdots,\mathrm{SI}_2^2,\cdots,\mathrm{SI}_i^j] \tag{3}$$

式中，SI^j为第j个预想故障下，第i个发电机的SI值。

$$\mathrm{SI}^j=\min(\mathrm{SI}_1^j,\mathrm{SI}_2^j,\cdots,\mathrm{SI}_i^j) \tag{4}$$

取预想故障下各发电机SI值最小值作为此预想故障下的SI值，同时获取此时SI值最小的发电机编号。

$$\mathrm{SI}=\min(\mathrm{SI}^1,\mathrm{SI}^2,\cdots,\mathrm{SI}^j) \tag{5}$$

各预想故障下的SI值再取最小值，作为该潮流断面下的SI值，由式（4）、式（5）可知，此潮流断面下最小SI所在的发电机编号，通过对比同一运行时刻下不同预想故障下的SI，得到暂态稳定裕度最低的预想故障位置。

设各预想故障下稳定裕度最低的发电机暂态稳定裕度为此时系统的暂态稳定裕度，同时获取此时的稳定裕度最低机组编号、稳定裕度最低区域，构建电网暂态稳定特征。由此特征作为评判系统暂态稳定态势的基础，并通过数据关联关系分析影响系统暂态态势的联络线潮流数据。

2 数据预处理

2.1 数学模型

构建安全域下稳态数据与系统暂态稳定特征规则，采用数学模型，首先要选取输入特征变量。在通过稳态数据获取系统暂态稳定性特征时，输入特征变量的选择直接影响结果的准确性，由于是为调度运行人员提供信息，因此选取的变量是运行调度关心的、便于理解的输入特征变量[11]。

相较于整个系统线路上的潮流数据，更重要的是系统大量有功功率传输线路上的潮流变化对系统暂态稳定性特征的影响。为获取重要联络线与系统暂态稳定性特征间的内在联系，需要根据系统潮流分布特点，将系统划分为有功功率输送区域与有功功率需求区域，即送端与受端，两区域间的联络线上的潮流数据作为稳态数据输入特征变量。区域划分如图1所示。

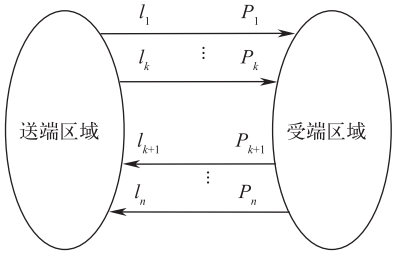

图 1 区域划分

Fig. 1 Regional division

此外，将预想故障分别设置在两区域的联络线上，形成预想故障集，通过时域仿真获取历史数据下的系统暂态稳定性特征，作为挖掘目标数据集，加强两数据集内部的联系。

2.2 数据加工

系统暂态稳定性特征通过关联性数据挖掘建立与联络线上潮流数据的映射关系，实现由潮流数据表征系统当前暂态稳定性特征。关联性规则挖掘首先需要将连续的数据离散化，以便于强关联规则的生成。连续时间尺度上的联络线潮流断面在数据上相近，为进一步突出数据时序变化情况，通过数据离散化将不同潮流断面进行区间划分，挖掘各区间与暂态稳定性特征的关联关系，其结果不再是固定数值与电网暂态稳定性特征的关联关系，而是潮流区间与电网暂态稳定性特征的内在联系，保留数据特征的同时，提高了历史数据的利用率。多维暂态稳定性特征数据集构建方式如图2所示。

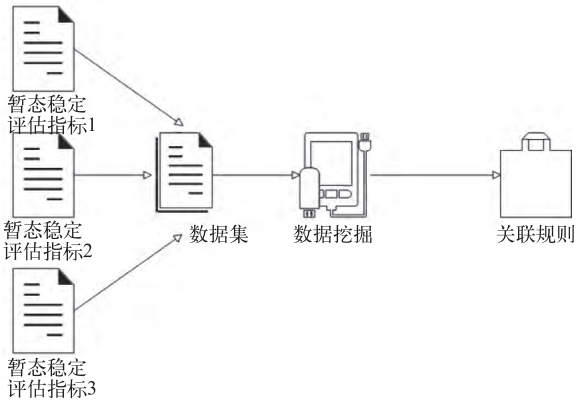

图 2　多维暂态稳定性特征数据集构建

Fig. 2 Construction of multidimensional transient stability feature data set

使用K-means算法对各个联络线上的潮流断面进行区间划分，并使用各区间的平均值代表该区间，由此可将区域各联络线的传输功率离散化。将庞杂数据集中数值相似的数据归到一个区间中，算法核心的相似数据计算选用了欧式距离来衡量。计算公式为

$$d(x,y)=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2} \tag{6}$$

式中，$x=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$为点x的空间位置；$y=(y_1,y_2,\cdots,y_n)$为点y的空间位置。

由此得到包含运行数据与暂态稳定性数据组成的数据库。由于计算后得到的是离散值，将统一性处理的绝对值进行以下转换：①SI=0时为A级，失稳；②SI≥1时为B级，稳定；③0<SI<1时为C级，足够稳定。

3　电网暂态稳定裕度变化趋势提取与识别

电网暂态稳定裕度的变化情况是预测与指导系统调整运行状态的重要信息，通过趋势分析，结合当前电网暂态稳定性特征即可完成对电网未来暂态稳定性特征的预测。本文通过数据挖掘给出两区域间联络线的潮流预警区间，通过分析联络线潮流与潮流预警区间的差值变化情况来反映电网的暂态稳定裕度的变化趋势。

3.1　趋势提取

趋势分析技术目前已在复杂的系统监测与决策支持领域进行了一些应用，文献[12]提出了定性趋势分析技术（Qualitative Trend Analysis，QTA）。本文将QTA应用于电网暂态稳定态势感知中，识别系统当前运行状态下潮流与潮流预警区间的差值变化趋势，系统裕度值可组成一个时间序列，记为$D(t)$，对$D(t)$进行多项式函数拟合，则其趋势特征可由拟合多项式中的系数来识别。

时间序列函数在给定准确度下，可以通过n阶多项式分段近似[13]，且近似多项式不唯一。提高拟合准确度的方式主要有两种：一种是提高多项式函数的阶数；另一种是增加序列分段个数。

参考目前的多项式拟合研究[14]，综合考虑满足态势感知的拟合准确度及速度，选取二阶多项式对$D(t)$进行拟合，并提取趋势。采用标准最小二乘法识别拟合多项式的参数，$D(t)$函数可划分为多个片段，在t时刻下，第i个数据片段的拟合多项式为

$$\hat{D}_i(t)=k_0^i+k_1^i t+k_2^i t^2 \tag{7}$$

式中，$K=[k_0,k_1,k_2]$为拟合二阶多项式的参数。

采用基于误差分割时序函数的方法对$D(t)$进行分段拟合，假设在t_1时刻的拟合函数为$\hat{D}(t_1)$，包含时间间隔为Δt，则片段m中包含的时间间隔$(m=1,2,3,\cdots)$。由函数$\hat{D}(t_1)$在时间片段m上得到的拟合值与真实值的平均绝对误差（MAE）为

$$\mathrm{MAE}=\frac{\sum_{i=1}^{m}\left|\hat{D}(t_i)-D(t_1)\right|}{m} \tag{8}$$

给定准确度MAE，当在片段m上的拟合函数累积误差高于设定的MAE时，重新调整片段长度。获取新的拟合函数，采用最小二乘法重新对曲线进行拟合，不同的m将直接影响到趋势提取的拟合函数，不同传输线上的潮流数据所拟合的片段长短不一定一致，而且在系统运行过程中，在m不变的情况下，有可能出现几条线路的潮流拟合函数分别于不同时序片段内累积达到阈值的情况。由此可知，对不同线路在不同时序上的拟合片段m大小是动态变化的，在系统运行过程中区域线路中的传输极限裕度的波动情况不一定是均匀的，若片段m大小没有约束，会出现由于计

算复杂度增大或某些线路趋势拟合准确度低的情况，导致趋势提取不准确的问题。综上，趋势提取的步骤如下：

1）给定原始数据提取的滑动时间窗大小，设置其宽度为m。

2）使用最小二乘法给出拟合二阶函数参数，若该函数处存在极值点，则输出此时的拟合参数。

3）计算该拟合函数与真实值的平均绝对误差，若不满足准确度，则$m-2$转至步骤2）。

4）计算此时的二阶函数的一阶导数，当二阶导数不为0时，认为此时的拟合函数是满足准确度要求的，该函数提取了联络线潮流变化趋势。

当剩余的待拟合数据片段小于3时（对于坐标轴上任意3个点，二阶函数均能无误差拟合），直接计算拟合函数，所有数据均拟合完成后，趋势提取过程结束。

3.2 趋势识别

趋势识别主要是通过趋势形状表征趋势基元，变化基元主要有7种，如图3所示，通过7种曲线形状即可表征趋势。

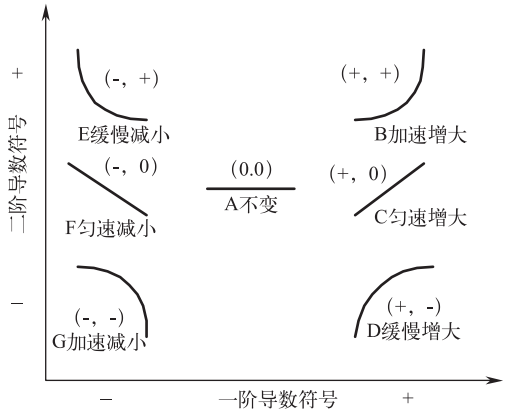

图 3 趋势基元

Fig. 3 Trend primitive

每个趋势基元由一阶导数符号和二阶导数符号来区分。基元通过一阶导数能够反映数据是增大、减小还是不变的趋势，二阶导数能够反映出变化率是更快、更慢还是不变。例如，趋势基元D(+，-)表示数据缓慢增大；B(+，+)表示数据加速增大。经过趋势提取，可以确定每个时序片段拟合函数的导数符号，对应趋势即可给出相应的趋势变化情况。由此对系统暂态稳定性变化趋势进行提取并通过趋势基元进行表征。

通过趋势基元获取到传输线潮流变化情况，得到系统暂态稳定裕度趋势走向，结合当前系统暂态稳定性可以给出系统未来态势预测。

4 仿真分析

4.1 数据生成

对IEEE-39系统，根据潮流流向划分区域，将系统分为两部分。通过对某省级电网实测数据分析，使用连续40天内19个负荷的变化情况对系统负荷进行涉动，每15 min一个取样点，对应发电机出力按发电最小成本约束，平衡机设置为31节点所连的发电机；对划分区域的5条干线分别进行故障设置，得到预想故障集，故障类型为线路首端发生三相短路接地，故障时间为0.2 s，割集位置如图4所示，累计得到潮流断面3 840个，暂稳数据19 200组。其中2 880个潮流断面作为数据库进行关联性挖掘，960个潮流断面作为测试集。

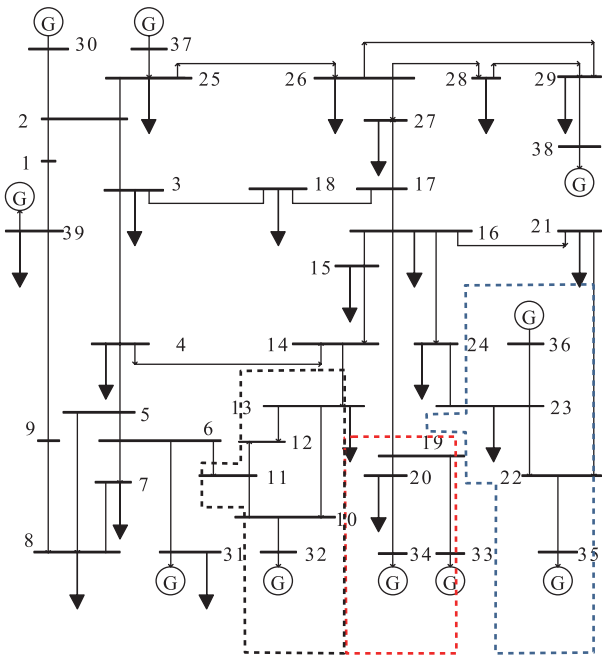

图 4 IEEE-39 系统区域划分

Fig. 4 IEEE-39 System region division

3个虚线框内区域合并为送端区域，通过5条联络线连接受端区域，送端仅占整体系统负荷水平的10.7%。因此5条线路的功率流向均由送端流向受端，平衡机为31节点的2号发电机，送端区域不包含平衡机。将送端区域划分为3个区域：节点32发电机所在黑框为区域1；节点33、34发电机所在红框为区域2；节点35、36发电机所在蓝框为区域3。

4.2 构建多维暂态稳定性特征

通过轨迹分析法计算各组暂稳数据的暂态稳定裕度，通过比较同时刻预想故障集中的SI值，确定该时刻稳定裕度最低机组编号、稳定裕度最低区域以及获得系统暂态稳定裕度。由此得到包含运行数据与暂态稳定性数据组成的数据库。

IEEE-39系统数据挖掘特征变量见表1。稳定裕度最低机组不一定在区域1中，因此稳定裕度最低机组编号除平衡机外共9台；稳定裕度最低区域为该时刻设置预想故障集中的最严重故障；由于稳定裕度指标并不是整型数据，不利于关联分析，因此要将数据离散化，其中系统*SI*值离散化处理为：A级为失稳；B级为稳定；C级为足够稳定。将各线路40天的有功功率数据集离散化，通过区间划分并由各区间中值来代表该区间。图5为3 840个取样点的联络线21-22有功输电功率区间划分情况，通过肘部法则确定划分区间数为20。

表 1 IEEE-39 系统数据挖掘特征变量

Tab. 1 Characteristic variables of IEEE-39 system data mining

序号	特征变量
1	联络线 21-22 有功输电功率
2	联络线 23-24 有功输电功率
3	联络线 16-19 有功输电功率
4	联络线 13-14 有功输电功率
5	联络线 6-11 有功输电功率
6	稳定裕度最低机组编号
7	稳定裕度最低区域
8	系统暂稳稳定裕度

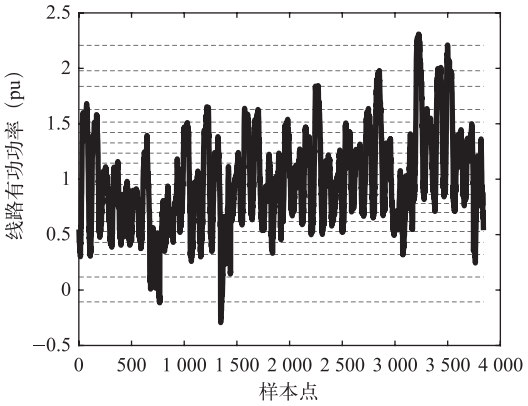

图 5 节点 21-22 联络线潮流断面区间划分

Fig. 5 Division of the power flow section of contact lines 21-22 on nodes

使用K-means聚类算法对数据进行离散化处理，该方法于数据密集的片段会划分多个区间，增加密集数据部分的区分程度，有利于寻找有功功率与系统暂态稳定性的关联关系。

4.3 联络线潮流数据与暂态稳定性特征关联规则

使用关联规则库将系统当前暂态稳定性特征与潮流数据紧密结合，关联规则库是完成潮流数据到系统暂态稳定性的桥梁，生成线路传输功率与多维暂态稳定性特征的关联规则库，由此可实现对任意潮流断面，均能给出系统当前暂态稳定性特征，部分规则结果如下。

规则1（支持度2.92%，置信度99.03%）：当联络线21-22传输功率在3.335～3.465(pu)区间，且联络线13-14传输功率在4.62～4.76(pu)区间时，系统稳定裕度最低机组为节点37所连接的8号机。

规则2（支持度3.44%，置信度89.80%）：当联络线13-14传输功率在4.46～4.77(pu)区间，且联络线6-11传输功率在2.68～2.78(pu)区间时，系统稳定裕度最低机组为节点37所连接的8号机。

规则3（支持度2.01%，置信度78.10%）：当联络线16-19传输功率在5.45～5.6(pu)区间，且联络线6-11传输功率在3.57～3.64(pu)区间时，系统稳定裕度最低机组为节点35所连接的6号机。

规则4（支持度2.58%，置信度75.57%）：当联络线13-14传输功率在4.62～4.76(pu)区间，且联络线6-11传输功率在2.78～2.87(pu)区间时，系统稳定裕度最低区域为区域2；

规则5（支持度2.15%，置信度75.61%）：当联络线21-22传输功率在4.62～4.76(pu)区间，且联络线23-24传输功率在2.78～2.87(pu)区间时，系统稳定裕度最低区域为区域3。

根据强关联规则库，可以实现由实时潮流断面给出对应的系统暂态稳定性特征。同时可由线路传输功率来推断出稳定裕度最低区域，例如规则4、5，当某一区域对外传输功率较大时，在预想故障集中，最严重的故障位置一定位于该区域对外传输线或临近区域对外传输线上。

以上规则给出联络线线路潮流与系统暂态稳定性特征间的显式映射关系，由此可以通过调整不同区域内部的发电机出力来提高系统在预想故障集下的暂态稳定裕度。

4.4 通过关联规则对系统进行调整

相较于传统数据关系挖掘，文中所提出的方法未对原始数据进行特征聚合，所得到的规则均为独立成立，而非多线路数据同时满足某一条件才成立。因此具有调整指定区域潮流分布进而改善系统暂态稳定裕度的作用。

设置不同于规则生成的数据集，在另一运行状态下，对规则指导下的潮流调整进行仿真验证。

同一拓扑结构下，总负荷为60.28(pu)，总发电出力为60.94(pu)，发电机分担负荷原则与生成规则的数据集原则一致，此时故障设置为16-19线路首端发生三相短路，故障时间为0.2 s，此时系统失稳，稳定裕度最低发电机组为32号节点所连的发电机。

调整前后区域联络线潮流见表2。

根据线路与系统暂态稳定性的关联规则，此样本失稳与线路13-14传输有功功率高相关联，因此降低节点32所连发电机的有功出力0.4(pu)，参考其余线路此断面的潮流传输数据，将这部分出力分配的节点36、35所连发电机，调整后系统保持稳定，系统最小SI值为0.1。虽然此时系统暂态稳定裕度低，但是相较于调整前系统暂态稳定裕度有所提高。

表 2　调整前后区域联络线潮流

Tab. 2 Power flow of regional liaison lines before and after adjustment

线路位置	节点 21-22	节点 23-24	节点 16-19	节点 13-14	节点 6-11
线路有功功率	4.17	1.95	4.54	6.03	3.47
调整后线路有功功率	4.22	2.05	4.51	5.90	3.40

4.5 通过关联规则获取联络线潮流预警区间

由强关联规则可知，流过有功功率较大的3条传输线21-22、16-19和13-14存在区间，在满足最小置信度、支持度计算的情况下，与系统暂态失稳强关联，取生成的强关联规则中有功功率标幺值最低的区间，该区间的下边界作为线路暂态极限传输功率，该区间的下边界也是有功功率与系统不失稳产生强关联规则的上边界，由此可以由线路传输功率给出系统暂态稳定裕度随时序的变化情况。综合分析置信度与强关联规则，给出各线路预警传输功率为

$$P_{\text{wen}}=[3.82,2.36,3.91,4.22,2.92] \tag{9}$$

测试数据中不存在某时刻潮流断面，区域传输线均超过暂稳极限传输功率的情况，失稳准确率随越线的线路个数增加而升高，通过表3验证了暂稳极限传输功率的适用情况。

表 3　测试数据中潮流预警区间的准确性

Tab. 3 Accuracy of power flow warning interval in test data

功率高于预警区间线路个数	系统暂态稳定性	准确率（%）
0	稳定	100
1	失稳	59.2
2	失稳	70.1
3	失稳	83.33
4	失稳	97.5
5	失稳	100

4.6 暂态稳定态势提取算例

取线路21-22的潮流预警区间，以及包含稳定时刻、失稳时刻的时序片段，对片段整体进

行曲线拟合结果如图6所示，平均绝对误差为5.645%。此时拟合的二项式函数表达式为

$$f(x) = -0.006\ 8x^2 + 0.054\ 2x + 0.957\ 4 \quad (10)$$

由趋势基元可知裕度变化情况为加速减小。根据文中所提趋势分析方法，对未失稳时刻的裕度片段进行拟合，结合当前系统暂态稳定性可以得知，在经过取样点15后，系统不断向失稳的趋势演进。

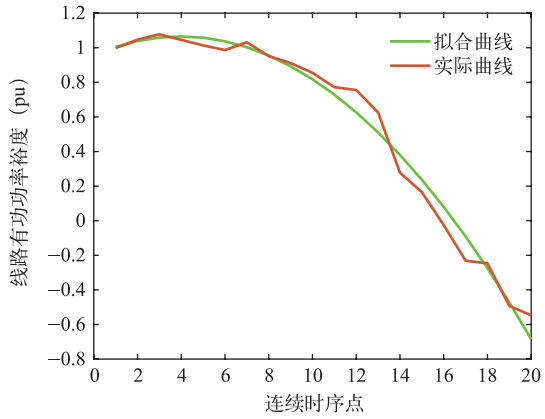

图 6　传输线功率裕度趋势拟合

Fig. 6 Power margin trend fitting of transmission line

通过对时序片段的多段拟合，可在时序上对所有变化趋势进行提取表征，由现有数据完成对未来趋势的预测。图7中拟合函数与原数据的平均绝对误差均小于3%。

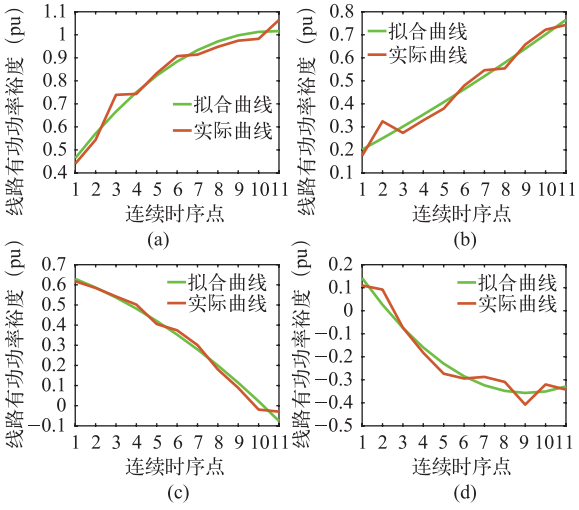

图 7　线路暂稳极限传输功率不同趋势提取

Fig. 7 Extraction of different trends of transmission power in line transient stability limit

5　结束语

暂态稳定态势感知是提供运行人员把握电网运行状态的重要部分，本文考虑多维暂态稳定特征，在根据潮流分布特点筛选输入特征后，构建数据挖掘的场景下提出一种基于联络线潮流数据与系统暂态稳定性特征间关联关系挖掘的安全域下电力系统暂态稳定态势感知方法。本文研究结论如下：

1）提出了多维暂态稳定性特征，基于暂态稳定评估方法——轨迹分析法，分析轨迹在不同预想故障中的结果，得到多维暂态稳定性特征，获得系统暂态稳定裕度、最严重故障区域和暂态稳定裕度最低发电机位置。该指标为运行人员提供了更丰富的信息，从整体、局部和具体发电机层层递进地刻画系统暂态稳定性特征。

2）基于关联性数据挖掘方法，提出了筛选联络线潮流构建挖掘数据集的方法，建立了多维度挖掘目标，将多个暂态稳定性特征同时放入挖掘数据库中，生成了联络线潮流数据结合暂态稳定性特征与暂态稳定性特征相关联的规则，通过几条联络线上的潮流数据映射出系统暂态稳定性特征；根据数据加工的目的，提出了潮流数据区间划分的数据加工方法，该方法符合挖掘线路潮流中隐含的关联关系对数据形式的要求。

3）提出了基于区域联络线上的潮流数据提取电网暂态稳定性变化趋势的方法，分析关联性数据挖掘获取的规则，刻画各联络线上的潮流预警区间；提出由传输线上的潮流时序变化经曲线拟合来获取可由趋势基元来识别系统暂态稳定性变化趋势的方法，结合系统当前暂态稳定性特征来预测系统未来暂态稳定性。

参考文献

[1]　章坚民，陈昊，陈建，等．智能电网态势图建模及态势感知可视化的概念设计[J]．电力系统自动化，2014，38(9)：168-176．

[2]　张国华，张建华，彭谦，等．电网安全评价的指标体系与方法[J]．电网技术，2009，33(8)：

30-34.

[3] WU Jun，OTA Kaoru，DONG Mianxiong，et al. Big data analysis-based security situational awareness for smart grid[J]. IEEE Transactions on Big Data，2018，4(3)：408-417.

[4] 薛禹胜，赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(一)大数据与电力大数据[J]. 电力系统自动化，2016，40(1)：1-8.

[5] FEIBUSH E，WILLIAMS D，GAGVANI N. Visualization for situational awareness[J]. IEEE Computer Graphics and Applications，2000，20(5)：38-45.

[6] DAVIDSON J E，DOWNING C L. Hanbook of intelligence[M]. Cambridge，UK：Cambridge University Press，2000：34-49.

[7] BRAHMA S，KAVASSERI R，CAO Huiping，et al. Real-time identification of dynamic events in power systems using PMU data，and potential applicationsmodels，promises，and challenges[J]. IEEE Transactions on Power Delivery，2017，32(1)：294-301.

[8] CHEN Liang，JIA Mengmeng，YUAN Xiaodong，et al. Construction and application research of active distribution network situation awareness system[C]. Proceedings of the 2016 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference(APPEEC). Xi'an，China：IEEE，2016：863-869.

[9] DAGLE J. "Partial panel" operator training：advanced simulator training to enhance situational awareness in off-normal situations[C]. Proceedings of 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting. Montreal，Canada：IEEE，2006：1-2.

[10] 刘俊勇，沈晓东，田立峰，等. 智能电网下可视化技术的展望[J]. 电力自动化设备，2010，30(1)：7-13.

[11] 张国华，张建华，彭谦，等. 电网安全评价的指标体系与方法[J]. 电网技术，2009，33(8)：30-34.

[12] CHARBONNIER S，PORTET F. A self-tuning adaptive trend extraction method for process monitoring and diagnosis [J]. Journal of Process Control，2012，22(6)：1127-1138.

[13] JANUSZ M E，VENKATASUBRAMANIAN V. Automatic generation of qualitative descriptions of process trends for fault detection and diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence，1991，4(5)：329-339.

[14] 王涛. 电力系统运行状态趋势与关键环节辨识研究[D]. 北京：华北电力大学，2015.

作者简介

张赫（1998—），男，硕士研究生，研究方向为基于数据挖掘的电力系统暂态稳定态势感知。

（收稿日期：2024-01-13）