

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201563

基于轨迹簇和 MBLDA 的受端电网暂态电压稳定评估

刘鸣¹, 王长江¹, 李斌², 范维², 段方维²

((1. 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;

2. 国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院, 辽宁 沈阳 110006)

摘要: 针对现有暂态电压状态的多样化以及暂态电压稳定模型训练速度有待进一步提升的问题, 提出一种基于电压轨迹簇和多类间线性判别分析(Multiple Between-class Linear Discriminant Analysis, MBLDA)的交直流系统暂态电压稳定评估方法。首先, 获取故障后系统关键节点电压受扰轨迹簇信息, 借助轨迹簇的几何属性建立暂态电压稳定评估的原始特征集。进而采用 ReliefF 算法对原始特征集进行压缩, 筛选出与系统暂态电压稳定状态密切相关的特征子集, 有效表征暂态电压稳定的四种状态(电压迅速恢复、电压延迟恢复、持续低电压、电压振荡)。然后, 将高维电压特征空间的特征值方程转化为欠定齐次方程组, 提高暂态电压稳定评估模型的训练速度, 进而建立大规模系统电压特征集与 4 种暂态电压稳定状态的映射关系。最后, 通过修改后的 IEEE39 节点系统和修改后的 IEEE145 节点系统的仿真分析, 验证所提方法的可行性与有效性。

关键词: 交直流受端系统; 模式识别法; 暂态电压稳定评估; 多类间线性判别分析

Transient voltage stability evaluation of a receiving-end power grid based on a trajectory cluster and MBLDA

LIU Ming¹, WANG Changjiang¹, LI Bin², FAN Wei², DUAN Fangwei²

(1. Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China; 2. State Grid Liaoning Electric Power Research Institute, Shenyang 110006, China)

Abstract: In view of the diversification of the existing transient voltage state and the problem that the training speed of a transient voltage stability model needs to be further improved, this paper proposes a method for evaluating the transient voltage stability of AC and DC systems based on voltage trajectory cluster theory and Multiple Between-Class Linear Discriminant Analysis (MBLDA). First, this paper obtains the information of the trajectory clusters of the voltage disturbance of each node of the system after a fault, and establishes the original feature set for transient voltage stability evaluation using the geometric properties of the trajectory clusters. It uses ReliefF to perform feature compression on the original feature set, screens out the subset of features closely related to the transient voltage stability of the system, and effectively represents the four types of transient voltage stability status (fast recovery, delayed recovery, continuous low, and voltage oscillation). Then, the eigenvalue equations of the high-dimensional feature space are transformed into underdetermined homogeneous equations to improve the training speed of the transient voltage stability evaluation model. Then we establish the mapping relationship between the large-scale system voltage feature set and the four transient voltage stability states. Finally, the feasibility and effectiveness of the proposed method are verified by simulation analysis of the modified IEEE-39 node system and the modified IEEE145 node system.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 5100-202099271A-0-0-00).

Key words: AC/DC receiving terminal system; pattern recognition; transient voltage stability assessment; multiple between-class linear discriminant analysis

0 引言

随着我国交直流互联系统规模的不断增大^[1],

大规模新能源与柔性直流逐步替代部分同步发电机, 形成了含高比例电力电子设备的受端系统^[2], 多电力电子设备与受端系统的交互影响, 以及感应电动机等负荷的慢恢复特性使受端系统暂态电压稳定问题更加突出, 给交直流受端系统的暂态电压稳定问题带来了全新挑战, 因此研究含高比例电力电子设备的交直流受端系统暂态电压稳定评估具有重

基金项目: 国家电网有限公司总部管理科技项目资助“直流多馈入受端电力电子化电网暂态电压稳定分析与控制关键技术研究”(5100-202099271A-0-0-00)

要意义^[3]。

现有电力系统暂态电压稳定评估方法主要有时域仿真法^[4]、能量函数法^[5]以及模式识别法^[6]。时域仿真法考虑了元件间的动态特性及系统的非线性特征,通过求解电力系统高维代数微分方程,逐步求得系统状态量和代数量的变化曲线,从而判别电力系统的稳定状态,该方法的计算精度较高,但计算量会随着系统规模的扩大而增加,且无法给出稳定裕度信息^[7];能量函数法主要通过构造李雅普诺夫函数进行稳定性判别,可弥补时域仿真在计算效率上的不足,且能给出稳定裕度,但该方法易受系统模型限制,在具有复杂动态特性的电力系统中能量函数构建困难,且模型通用性较差^[8];模式识别法则借助大数据挖掘方法,建立暂态电压特征集与暂态电压稳定状态之间的联系,具有评估准确率高、计算量较小等优点,在系统暂态电压稳定实时评估中得到广泛应用^[9]。

为实现基于机器学习的电力系统暂态电压稳定评估,需解决暂态电压稳定的特征与评估模型构建难题。在暂态电压稳定特征构建方面,可采用时序特征^[10]、离散特征^[11]以及结合时间维度的聚合特征^[12]方法来实现:文献[13]从广域量测系统得到的动态序列中进行时序特征提取,通过决策树算法进行暂态电压稳定评估,表明了以时序变量作为特征构建的可行性;文献[14]估算系统最大李雅普诺指数,根据系统轨迹的敛散性判定系统暂态电压稳定性,但所需观测时间窗较长,难以满足在线应用的要求;文献[15]提出基于 ReliefF 算法筛选出与风机故障类型强相关的时序特征,提升了故障诊断的准确率。文献[16]提出基于电压受扰轨迹簇特征的评估方法,在系统在线稳定评估中表现出良好的应用前景,在短时间内可有效表征电压稳定状态的变化规律,有利于及时采取控制措施。暂态电压稳定评估模型构建方面,主要包括人工神经网络^[17]、决策树^[18]和支持向量机^[19],其中支持向量机可在高维特征空间快速确定分类超平面,具有所需训练样本少、分类效果好等优点,在电力系统暂态电压稳定评估方面应用广泛^[20],而随着多回特高压直流的密集接入,以及高比例新能源的快速发展,交直流受端电网的暂态电压失稳状态主要有暂态电压延迟恢复^[21]、持续低电压^[22]和暂态电压振荡失稳^[23]三种,多侧重于暂态电压是否失稳的二分类问题,若能建立暂态电压特征集与暂态电压各状态间的映射关系,可为调度运行人员提供更为准确的参考信息,故急需构

建准确率高、速度快的多分类模式识别方法。现有学者已对多分类算法进行了有益探索,主要包括一对一支持向量机^[24]和一对多支持向量机^[25]以及线性判别分析方法^[26],其中基于线性判别的方法在处理高维数据方面的精度较高^[27]。文献[28]提出一种基于局部线性判别分析方法,改善了投影后同类样本数据分布不均的问题,提高了系统故障检测及分类能力,文献[29]提出了一种改进的线性判别分析改进方法,在处理含有缺失数据的高维数据集时仍具有较高准确率,但线性判别分析法需计算矩阵特征值,计算复杂度较高,严重影响了模型的求解速度,降低了计算效率,因此在含高比例电力电子设备受端系统的暂态电压评估方面受到一定限制,尚缺乏含高比例电力电子设备受端系统的多分类暂态电压稳定评估方法研究。

针对现有暂态电压状态的多样化以及暂态电压稳定模型训练速度有待进一步提升的问题,本文提出一种基于 MBLDA 的交直流系统暂态电压稳定评估方法。首先,通过电力系统仿真软件 PSD-BPA 离线仿真模拟 PMU 量测系统获取电子化受端系统关键节点电压受扰轨迹整体的数据,定义轨迹整体的属性特征构建原始特征集,并利用 ReliefF 算法筛选与系统暂态电压稳定性密切相关的特征子集,有效表征暂态电压稳定的四种状态;然后,为提高暂态电压稳定评估模型的训练速度,将传统线性判别分析的特征值求解转化为求解欠定齐次方程组问题,进而建立大规模系统电压特征集与暂态电压稳定 4 种状态的映射关系。

1 暂态电压失稳原理及特征构建

1.1 暂态电压失稳原理

CIGRE 指出了交直流受端系统暂态电压失稳原理:扰动后感应电动机发生堵转或直流系统逆变侧的无功消耗特性引发的暂态电压失稳和电压崩溃的现象^[30]。

在修改后 IEEE-39 节点系统进行 $N-1$ 故障分析,可得交直流受端系统 4 种电压状态如图 1 所示。

由图 1 可知,交直流受端系统故障后可得到 4 种电压状态。① 电压稳定现象:故障清除后电压短时间内迅速恢复,如图 1 中 a 曲线;② 电压延迟恢复现象:电压在故障切除后 1.16 s 才恢复至 0.75 p.u.^[31-32],如图 1 中 b 曲线;③ 持续低电压现象:故障清除后电压长时间低于 0.75 p.u.,如图 1 中 c 曲线;④ 电压振荡现象:故障清除后电压周期性振荡,如图 1 中 d 曲线所示。

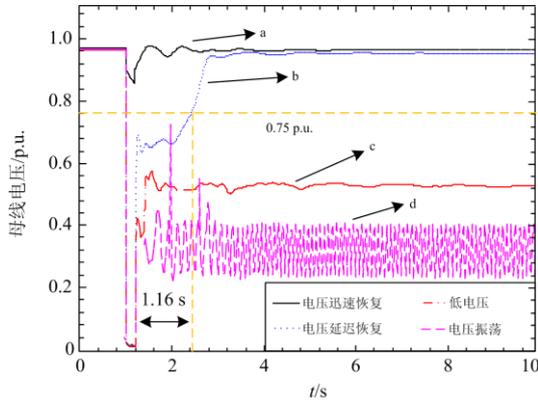


图1 系统故障后的4种电压状态

Fig. 1 Four voltage types after system failure

由以上现象可知, 上述4类电压状态的轨迹特征差异性明显, 若能获取故障后节点的电压轨迹, 根据轨迹的趋势判别电压状态, 有利于调度人员及时采取有效措施, 提高系统暂态电压稳定性。

1.2 电压轨迹簇特征构建

可通过获取电压轨迹判别电力系统暂态电压稳定状态, 且广域量测装置可实时监测关键节点的电压信息, 故可通过关键节点的电压轨迹来表征电力系统的受扰程度和电压稳定状态。在构建与暂态电压稳定相关的特征时, 为了达到较高的辨识程度, 尽量选择与暂态电压稳定状态相关性大的样本特征。由于故障后电压轨迹簇可表征电力系统暂态电压稳定状态的整体特征, 将故障后系统中各节点的电压轨迹簇视为一个整体, 根据轨迹簇的几何属性构建暂态电压稳定特征集, 可总结为3大类。

电压轨迹簇可表示为 $\{V_{p(q)}\}$, 其中 $p=1, 2, \dots, l$, $q=1, 2, \dots, d$, l 为系统中各节点电压轨迹条数, d 为采样点数。

1) 每时刻系统电压轨迹簇的基本属性
质心线为

$$c_q = \frac{1}{l} \sum_{p=1}^l V_{p(q)} \quad (1)$$

质心线相关的特征表征电压簇的平滑性。
各电压轨迹相对于质心线的离散度为

$$s_q = \frac{1}{l} \left(\sum_{p=1}^l |V_{p(q)} - c_q|^2 \right) \quad (2)$$

离散度相关的特征表征电压簇的疏密性。

极值及中心线分别为

$$\begin{cases} \{\max(V_q)\}, q=1, 2, L, d \\ \{\min(V_q)\}, q=1, 2, L, d \end{cases} \quad (3)$$

$$y_{c(q)} = \frac{1}{2} (\max(V_q) - \min(V_q)), q=1, 2, L, d \quad (4)$$

极值相关的特征表征电压簇的跌落程度。

2) 每时刻电压轨迹簇的变化率及曲率属性
电压轨迹变化率为

$$r_q = \frac{1}{h} |V_{q+1} - V_q|, q=1, 2, L, d-1 \quad (5)$$

式中, h 为时间采样间隔。

电压轨迹曲率为

$$C_q = \frac{1}{h^2} \left(\sum_{p=1}^l (V_{p(q-1)} - 2V_{p(q)} + V_{p(q+1)})^2 \right)^{1/2}, \quad (6)$$

$$q=2, L, d-1$$

由式(5)、式(6)可类似计算质心线、离散度及极值的变化率与曲率。

3) 每时刻系统电压轨迹簇的加速度属性
质心线变化加速度为

$$a_{c(q)} = \frac{1}{h} (r_{c(q+1)} - r_{c(q)}), q=1, 2, L, d-2 \quad (7)$$

式中, $r_{c(q)}$ 为质心线的变化率轨迹。由式(7)可类似计算质心线、离散度及极值等的加速度属性。

通过上述所求轨迹簇属性可构建29个输入特征量, 如表1所示^[16]。

表1 轨迹簇特征量定义

Table 1 Definition of trajectory cluster characteristic

代号	特征属性描述	代号	特征属性描述
f_1	瞬时轨迹质心	f_{16}	中心线变化率
f_2	断面离散度	f_{17}	包络线高度变化率
f_3	上包络线	f_{18}	轨迹曲率
f_4	下包络线	f_{19}	质心线曲率
f_5	瞬时轨迹中心	f_{20}	离散度曲率
f_6	上包络线与质心线之差	f_{21}	上包络线曲率
f_7	下包络线与质心线之差	f_{22}	下包络线曲率
f_8	上包络线与中心线之差	f_{23}	中心线曲率
f_9	下包络线与中心线之差	f_{24}	质心线变化加速度
f_{10}	包络线高度	f_{25}	离散度变化加速度
f_{11}	轨迹质心与中心之差	f_{26}	上包络线加速度
f_{12}	质心线瞬时变化率	f_{27}	下包络线加速度
f_{13}	离散度瞬时变化率	f_{28}	中心线加速度
f_{14}	上包络线变化率	f_{29}	包络线高度变化加速度
f_{15}	下包络线变化率	—	—

通过表1所示的29个特征构建原始特征集, 可描述各节点电压在故障发生后的变化态势, 有效表征暂态电压稳定的4种状态。当原始特征集维度较高时, 无关特征会降低评估模型的准确性, 因此需要提取与暂态电压类型强相关的输入特征。

1.3 ReliefF 特征选择

Relief(Relevant Features)是一种经典的特征选

择方法,但其只能筛选两分类的重要特征。ReliefF是Relief算法的扩展,可对多分类中的特征进行选择,因此为筛选出与系统暂态电压稳定强相关的特征子集,可采用ReliefF^[33]对原始特征集进行特征压缩,去除无关特征量,根据特征与类别之间的相关性计算该特征的权值。假定 $X=[x_1, x_2, \dots, x_k]$ 为特征样本集, k 为类别, x_i 为第 i 类电压的样本集($1 \leq i < j \leq k$), N_X 为样本 X 的类别矩阵。具体计算过程:选取任意特征 f_l 和样本 x_i ;从与 x_i 同类别样本中选择 z 个最近邻样本,从与 x_i 不同类别样本中选择 z 个最近邻样本;根据权值单次迭代式(8)不断更新该特征对应的权值,计算 r 次直至所有样本计算完毕,得到单个特征的权值,通过权值大小筛选出重要的特征子集 $V=[v_1, v_2, \dots, v_k]$ 。权值计算公式为

$$T^{i+1}(f_l) = T^i(f_l) - \frac{\sum_{b=1}^k \text{diff}(f_l, x_i, H_e)}{r \times z} + \sum_{N_{x_j} \neq N_{x_i}} \frac{P(N_{x_j})}{1 - P(N_{x_i})} \cdot \sum_{b=1}^k \frac{\text{diff}(f_l, x_i, M_e(x_j))}{r \times z} \quad (8)$$

式中: $T^i(f_l)$ 为 x_i 样本中第 l 个特征 f 的权值; H_e ($e=1, 2, \dots, z$)为与随机样本 x_i 同类的 z 个最近邻样本中的第 e 个样本; $P(N_{x_i})$ 为第 i 类样本占总样本数的比例; $P(N_{x_j})$ 为与 j 同类的样本占比; $M_e(x_j)$ ($b=1, 2, \dots, z$)为与 x_i 不同类的 z 个最近邻样本中的第 e 个样本; r 为样本特征维数,当 $z=10$ 时分类效果最佳^[34]。函数 $\text{diff}(f_l, R_1, R_2)$ 表征在特征 f_l 上样本 R_1 和 R_2 的归一化距离。

由于初始计算时选取随机样本 x_i ,可能造成同一个特征不同权重的问题,为保证权重计算的准确性,通过权值平均值来表征该特征影响程度,根据选定的权重阈值去除相关性不大的特征,筛选出最大相关最小冗余的输入特征子集,有效表征电力系统暂态电压的4种状态。

2 基于MBLDA的暂态电压稳定评估

根据筛选出的特征子集训练较精准的分类器模型,建立特征集与电压类型的映射关系,进而实现对系统暂态电压稳定状态准确评估。

2.1 暂态电压稳定的线性判别

线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)能够有效利用电压轨迹的原始数据类别信息,通过寻求投影变换矩阵,增强暂态电压不同类别间的辨识程度,同时保证相同电压类别的相似度,从而有效实现暂态电压稳定的多分类问题,分类原理

如图2所示。

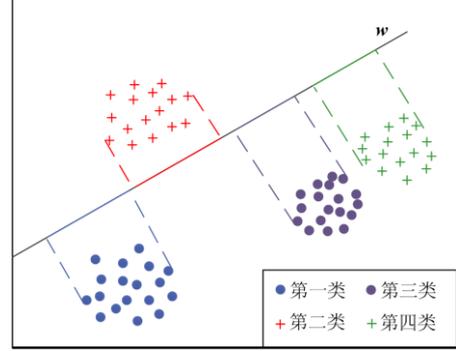


图2 LDA分类原理图

Fig. 2 Classification principle diagram of LDA

图2中 w 为投影后的向量矩阵。LDA模型为寻找投影矩阵 w 使电压不同类别相异度高,相同电压类别相似度高,如式(9)所示。

$$\max_w \frac{\sum_{i=1}^k m_i \|c_i^T w - c^T w\|^2}{\sum_{i=1}^k \sum_{v_i \in V} \|v_i^T w - c_i^T w\|^2} \quad (9)$$

式中: m_i 为第 i 类电压的数量; c_i 为第 i 类样本 v_i 的均值向量; c 为所有样本的均值向量,可由式(10)求得。

$$c = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^k v_i, \quad i=1, L, k \quad (10)$$

式中, M 为样本数量。

同类电压数据的类内离散度矩阵 S_w 为

$$S_w = \sum_{i=1}^k \sum_{v_i \in V} (v_i - c_i)(v_i - c_i)^T \quad (11)$$

异类电压数据的类间的散度矩阵 S_b 为

$$S_b = \sum_{i=1}^k m_i (c_i - c)(c_i - c)^T \quad (12)$$

则式(9)可简化为

$$\max J(w) = \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \quad (13)$$

可通过广义特征值求解式(13),需对 w 求偏导使 $J(w)$ 最大化,并令其导数等于0,可得

$$(w^T S_w w) S_b w = (w^T S_b w) S_w w \quad (14)$$

由式(11)及式(12)可得

$$S_b w = \lambda S_w w \quad (15)$$

式中, λ 为 $J(w)$ 。

整理式(15)可得

$$S_w^{-1} S_b w = \lambda w \quad (16)$$

最大化 $J(w)$ 的值对应了矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的最大特征值,而电压分类投影矩阵为此特征值对应的特征向量。投影矩阵 w 的闭式解为 $S_w^{-1} S_b$ 的 $N-1$ 个最大广义

特征值所对应特征向量组成的矩阵, 进而得到分类投影矩阵, 实现暂态电压稳定的多分类评估。

但该模型也存在以下不足需要改进: 1) 分析异类样本数据时仅考虑了数据的平均情况, 当某个类别电压的数据与其他类别电压的数据在空间上距离较远时, LDA 可能无法获得最优的投影矩阵 \mathbf{w} , 从而降低了模型的准确率; 2) 模型训练时存在特征值求解困难的问题, 类内离散度矩阵必须满秩, 且求解类内离散度逆矩阵时计算复杂度较高, 严重影响暂态电压稳定评估模型的训练速度。

2.2 暂态电压稳定的多类间线性判别

鉴于 LDA 存在的缺陷, 对原分类器模型进行改进, 构建多类间线性判别分析(Multiple Between-class Linear Discriminant Analysis, MBLDA)模型来解决交直流系统暂态稳定评估的计算效率不足问题。所提方法的核心思想与 LDA 一致, 需要将样本投影到一个矩阵, 在保证不同暂态电压类别间的辨识程度前提下, 确保相同电压类别的相似度。

基于以上思想, 提出一种用于多类间线性判别分析(MBLDA)方法, 考虑某两类别电压数据空间上距离较远时, 寻找第 i 类和第 j 类的近似电压分类投影矩阵 \mathbf{w}_{ij} , 如式(17)所示。

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{w}_{ij}} J_{\mathbf{w}_{ij}} = \frac{m_{N_V} \|\mathbf{c}_i^T \mathbf{w}_{ij} - \mathbf{c}_j^T \mathbf{w}_{ij}\|^2}{\sum_{h=1}^k \sum_{v_g \in V} \|\mathbf{v}_g^T \mathbf{w}_{ij} - \mathbf{v}_h^T \mathbf{w}_{ij}\|^2} \\ \text{s.t. } \|\mathbf{w}_{ij}\| = 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中: \mathbf{v}_g 为与样本 v_i 类样本空间最远的异类样本; \mathbf{v}_h 为与样本 v_j 类样本空间最远的异类样本; N_V 为样本 V 的类别矩阵。

式(17)可等效为

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{w}_{ij}} = \frac{\mathbf{w}_{ij}^T \mathbf{S}_{ij} \mathbf{w}_{ij}}{\mathbf{w}_{ij}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w}_{ij}} \\ \text{s.t. } \|\mathbf{w}_{ij}\| = 1 \end{cases} \quad (18)$$

式中, $\mathbf{S}_{ij} = m(c_i - c_j)(c_i - c_j)^T$ 。

式(18)可改写为

$$\begin{cases} \max \lambda \\ \text{s.t. } \mathbf{B} \mathbf{w}_{ij} = \lambda \mathbf{A} \mathbf{w}_{ij}, \|\mathbf{w}_{ij}\| = 1 \end{cases} \quad (19)$$

式中, $\mathbf{B} = \mathbf{a} \mathbf{a}^T$ 。式(19)是一个广义特征值问题, 求解 \mathbf{B} 的最大广义特征值 $\lambda \in \mathbf{R}$ 和 \mathbf{A} 相对应的广义特征向量 $\mathbf{w}_{ij} \in \mathbf{R}_n$ 。

为快速求解广义特征值问题, 可将其转化为求解欠定齐次方程问题, 从而提高计算效率^[35]。

显然 \mathbf{B} 的特征值为

$$\mu_1 = \|\mathbf{a}\|^2, \mu_2 = \mathbf{L} = \mu_n = 0 \quad (20)$$

相对应的一组特征向量表示为

$$\begin{cases} \mathbf{t}_1 = (a_1, a_2, \mathbf{L}, a_n)^T \\ \mathbf{t}_2 = (-a_2/a_1, 1, 0, \mathbf{L}, 0)^T \\ \mathbf{M} \\ \mathbf{t}_n = (-a_n/a_1, 0, \mathbf{L}, 1)^T \end{cases} \quad (21)$$

引入对角矩阵 \mathbf{D} 和非奇异矩阵 \mathbf{T}

$$\mathbf{D} = \text{diag}(\mu_1, \mu_2, \mathbf{L}, \mu_n) \quad (22)$$

$$\mathbf{T} = (\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \mathbf{L}, \mathbf{t}_n) \quad (23)$$

由式(22)及式(23)可知:

$$\mathbf{T}^{-1} = \frac{1}{\|\mathbf{a}\|^2} \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & \mathbf{K} & a_n \\ -a_2/a_1 & \|\mathbf{a}\|^2 - a_2^2 & \mathbf{K} & -a_2/a_n \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ -a_n/a_1 & -a_n/a_2 & \mathbf{L} & \|\mathbf{a}\|^2 - a_n^2 \end{pmatrix} \quad (24)$$

式(24)可等效为

$$\mathbf{T}^{-1} = \frac{1}{\|\mathbf{a}\|^2} \begin{pmatrix} \mathbf{a}^T \\ \mathbf{U} \end{pmatrix} \quad (25)$$

假设 $\mathbf{w} = \mathbf{T} \mathbf{b} / \|\mathbf{T} \mathbf{b}\|$, 由式(24)及式(25)可得

$$\lambda \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{T} \mathbf{b} = 0 \quad (26)$$

式中, $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T$ 。

则向量 \mathbf{b} 为 $\mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{T} \mathbf{b} = 0$ 的欠定齐次方程的解。

联立式(22)、式(25)及式(26), 可得

$$\begin{cases} \mathbf{b} = \frac{1}{\|\mathbf{a}\|^2} \mathbf{T}^{-1} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{T} \begin{pmatrix} \mathbf{a}^T \mathbf{A} \mathbf{T} \mathbf{b} \\ 0 \end{pmatrix} \\ \mathbf{b}_1 = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{A} \mathbf{T} \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\|^4} \mathbf{a}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{a} \end{cases} \quad (27)$$

即式(19)的解为

$$\begin{cases} \lambda = \frac{\|\mathbf{a}\|^4 b_1}{\mathbf{a}^T \mathbf{A} \mathbf{T} \mathbf{b}} \\ \mathbf{w}_{ij} = \frac{\mathbf{T} \mathbf{b}}{\|\mathbf{T} \mathbf{b}\|} \end{cases} \quad (28)$$

从而通过求解一个欠定齐次方程的向量 \mathbf{b} 得到一个广义特征值的解, 即得到 i 和 j 两类的电压分类投影矩阵 \mathbf{w}_{ij} 。当电压类别 $k \geq 3$ 时, MBLDA 可确定 $k(k-1)/2$ 个近似投影矩阵 \mathbf{w}_{ij} , 因此 MBLDA 需要计算 $k(k-1)/2$ 个欠定齐次方程。

通过式(28)在 $k(k-1)/2$ 个近似投影矩阵 \mathbf{w}_{ij} 中寻找类内离散度最小的最佳投影矩阵:

$$\max_{1 \leq i < j \leq k} \min_{1 \leq s < o \leq k} J_{\mathbf{w}_{ij}} = \frac{m \|\mathbf{c}_s^T \mathbf{w}_{ij} - \mathbf{c}_o^T \mathbf{w}_{ij}\|^2}{\sum_{h=1}^k \sum_{v_g \in V} \|\mathbf{v}_g^T \mathbf{w}_{ij} - \mathbf{c}_h^T \mathbf{w}_{ij}\|^2} \quad (29)$$

因此 MBLDA 模型需要计算 $k(k-1)/2$ 个欠定齐次方程, 可从中选择最佳投影矩阵, 进而得到高准

确率的评估模型，且计算复杂度为 $O[(k(k-1)/2)n^{2.376}]^{[36]}$ ，而 LDA 求解广义特征值计算复杂度一般为 $O(n^3)^{[37]}$ ，电压类别数量对 MBLDA 的计算效率有显著影响。但是当电压类别数不大于 5，且有大量样本数量时，MBLDA 的计算效率明显高于 LDA^[35]。

2.3 暂态电压稳定评估流程

首先，借助 BPA 时域仿真法模拟 PMU 量测系统，构建电力系统 $N-1$ 故障生产样本，读取各样本关键节点电压仿真数据。

然后，将读取的关键节点电压数据进行整合，利用电压轨迹簇定义构造与暂态电压稳定状态相关的原始特征集，采用 ReliefF 算法筛选出能够反映系统暂态电压稳定状态的输入域特征子集。

将 ReliefF 算法筛选出的特征子集随机分为训练集与测试集，借助训练集求解最优投影矩阵 w ，完成暂态电压稳定评估模型构建，将测试集输入到训练好的 MBLDA 模型进行暂态电压稳定状态评估，计算表征暂态电压稳定评估性能的评价指标。具体流程如图 3 所示。

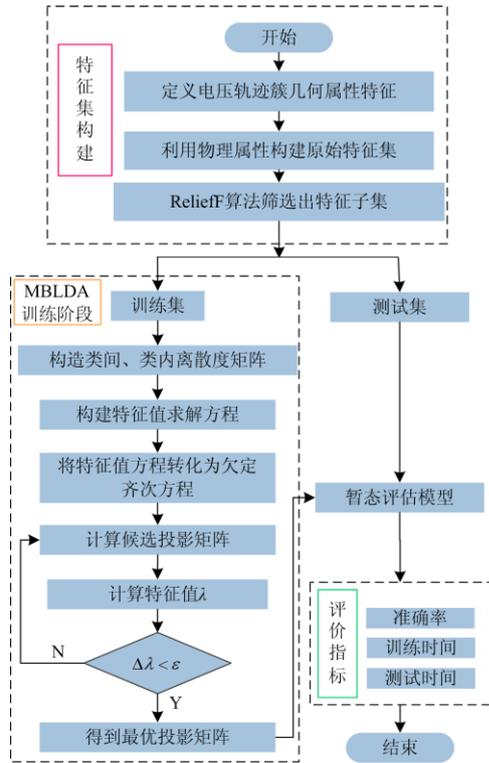


图 3 暂态电压稳定评估流程图

Fig. 3 Flow chart of transient voltage stability assessment

本文选取三种评价指标，分别是准确率、训练时间以及测试时间^[38]。

准确率可通过式(30)计算得出。

$$\left\{ \begin{aligned} F &= \frac{\sum_{i=1}^k f(N_{t_i}, \bar{N}_{t_i})}{M} \\ f(N_{t_i}, \bar{N}_{t_i}) &= \begin{cases} 1, & N_{t_i} = \bar{N}_{t_i} \\ 0, & N_{t_i} \neq \bar{N}_{t_i} \end{cases} \end{aligned} \right. \quad (30)$$

式中： F 为准确率； \bar{N}_{t_i} 为样本的分类标签； N_{t_i} 为样本的实际标签。

3 算例分析

3.1 修改后的 IEEE-39 节点系统

在 IEEE-39 节点系统的 39 节点处接入传统直流，并在不同节点加入风机、光伏以及柔性直流，负荷采用综合负荷模型(恒阻抗+电动机)，系统结构如图 4 所示。利用电力系统仿真软件 PSD-BPA 模拟电力系统故障后各关键节点 PMU 量测数据，并构建了电力电子占比 0%、20% 以及 50% 的仿真模型 (0% 表示原始系统；20% 表示传统发电机组出力的 20% 替换为 5% 的风机出力、5% 光伏出力和 10% 直流传输功率；50% 表示传统发电机组出力的 50% 替换为 15% 的风机出力、15% 光伏出力和 20% 直流传输功率)。进行 $N-1$ 三相短路故障时域仿真，生成大量暂态电压稳定评估样本集，其中系统负荷水平和发电机出力在额定功率的 80%~120% 内等比例波动，故障切除时间设置为发生故障后的 0.1~0.4 s，三相短路故障位置距离线路首端 5%、25%、50%、75%、95%。

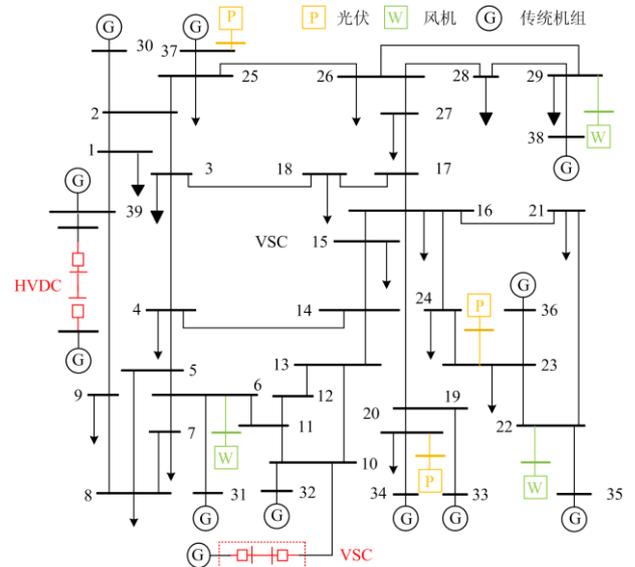


图 4 修改后的 IEEE39 节点系统

Fig. 4 Modified IEEE39 node system

3.1.1 特征提取前后预测效果对比

在获取电力系统 $N-1$ 故障电压轨迹信息后, 首先获取故障后系统各节点电压受扰轨迹簇信息, 通过定义的原始特征构建原始特征集, 利用 ReliefF 算法从中筛选出与暂态电压稳定状态相关的特征子集, 然后根据电压轨迹变化情况判别电压类别, 从而获得反应电力系统暂态电压状态变化以及稳定类别的输出特征集。

当电力电子化设备占比为 50% 时, 构建 3400 个离线样本, 随机构成 3000 个训练集和 400 个测试集, 4 种类别数量如表 2 所示。

表 2 样本构成

Table 2 Sample composition

样本类型	样本总数	第 1 类	第 2 类	第 3 类	第 4 类
训练集	3 000	2 180	62	393	365
测试集	400	284	8	61	47

表 2 中, 第 1 类为故障后电压快速恢复, 属于稳定现象, 第 2 类为电压延迟恢复现象, 第 3 类为持续低电压现象, 第 4 类为电压振荡失稳现象。

选取故障切除后 60 个周波内的数据构建输入特征集, 并通过对训练样本数据计算 29 个特征权重, 将权重归一到 0~1, 以所有特征权重和的 85% 作为重要特征。

如图 5 所示, 计算特征权重并以所有特征权重和的 85% (即 $t=0.115$) 为阈值, 筛选出重要特征, 得到的与电压暂态稳定性强相关的 14 个特征指标依次是 f_{14} 、 f_{26} 、 f_{29} 、 f_{21} 、 f_{16} 、 f_{17} 、 f_{28} 、 f_{24} 、 f_2 、 f_{12} 、 f_{13} 、 f_{25} 、 f_{20} 和 f_{27} 。将该 14 个特征量作为暂态电压稳定的故障特征, 构建 MBLDA 算法输入特征子集, 特征提取前后评估准确率如表 3 所示。

由表 3 可知, 筛选后的特征子集可去除与系统暂态稳定状态相关性小的特征, 通过低维度的输入

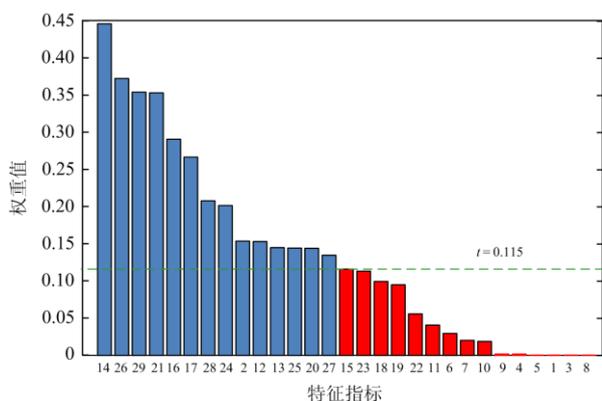


图 5 特征提取结果

Fig. 5 Feature extraction results

表 3 MBLDA 准确率

Table 3 Accuracy of MBLDA

特征提取状态	准确率/%	测试时间/s
提取前	90.2	12.4
提取后	94.3	6.7

特征子集表征高维度的电力系统数据, 保证准确率的同时提高了计算效率。

3.1.2 采样周波分析

在进行暂态电压稳定评估过程中, 选取不同周波将构建出不同维度的输入特征集, 建立的暂态电压评估模型映射关系也存在差异, 从而影响多分类器模型的准确率, 如图 6 所示。

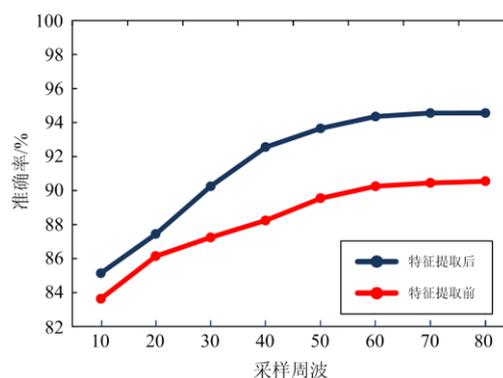


图 6 不同采样周波下评估准确率对比

Fig. 6 Comparison of accuracy under different sampling cycles

由图 6 可知, 当选取故障切除后 10 周波内数据构建输入特征集原始数据时, 提取特征后 MBLDA 多分类准确率仅为 85.1%。随着数据窗口由 10 周波逐渐增长至 60 周波, 暂态电压评估准确率也随之提升至 94.3%, 即暂态电压稳定评估性能会随着系统采样窗口的延长而提高。进而表明合理的数据集选取可有效反映故障后系统的暂态电压稳定状态。但随着采样窗口的增大, 构建特征集的时间也会相应增加, 从而无法快速对系统未来时刻暂态电压稳定性做出判断。应采用故障切除后 60 周波内的量测信息进行特征构建^[16], 保证评估准确率的同时, MBLDA 多分类器模型可实现暂态电压稳定的快速评估。

3.1.3 MBLDA 的准确率分析

将 MBLDA 与其他传统分类器进行评估准确率对比, 各分类器模型均采用同一故障样本库, 提取故障后电压轨迹簇特征, 并利用 ReliefF 算法筛选输入特征集。将电力电子化设备占比为 50% 时构建的 3400 个离线样本随机分为训练集和测试集, 各分类器均采用同一训练集对模型进行训练, 并利用同一测试集进行准确率检测。传统暂态电压稳定评估模

型包括一对一支持向量机(One-Versus-One, OVO SVMs)^[24]、一对多支持向量机(One-Versus-Rest, OVR SVMs)^[25]、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[26]、多类间线性判别分析(Multiple Between-class Linear Discriminant Analysis, MBLDA)^[35]，时间窗口为 40 周波至 60 周波，提取关键特征后暂态电压稳定评估准确率如表 4 所示。

表 4 MBLDA 与传统多分类器的评估准确率对比

Table 4 Comparison of MBLDA and traditional classifier evaluation accuracy

多分类器模型	准确率/%	准确率/%	准确率/%
	(40 周波)	(50 周波)	(60 周波)
OVO SVMs	82.2	84.6	86.9
OVR SVMs	80.9	81.1	83.5
LDA	92.4	93.2	94.3
MBLDA	92.5	93.6	94.3

由表 4 可知，随着采样窗口的增大，采集数据越全面，MBLDA 多分类的准确率越高，且在不同采样窗口下，MBLDA 的分类准确率均高于其他三种传统多分类器。当采用 40 周波内的数据时，MBLDA 模型的评估准确率达 92.5%，较其他 3 种多分类器的评估准确率分别高出 10.3%、11.6% 以及 0.1%；当采用 50 周波内数据构建输入特征子集后，MBLDA 评估准确率为 93.6%，较其他多分类器模型评估准确率分别高出 10.0%、12.5% 以及 0.4%；当采用 60 周波内的系统数据构建特征子集时，MBLDA 的评估准确率为 94.3%，其评估准确率高出传统的支持向量机多分类器，其中 MBLDA 除了与 LDA 评估精度相同以外，暂态电压稳定评估准确率高于其他多分类器。通过以上分析可知，与其它传统多分类器模型相比，MBLDA 模型提高了暂态电压稳定评估准确率。

3.1.4 MBLDA 的计算速度分析

进一步分析 MBLDA 多分类的计算速度，采用不同分类器进行暂态电压稳定状态评估的时间如图 7 所示。

由图 7 可知，在不同采样窗口设置下，相比于其他多分类器，MBLDA 模型的测试速度优势明显。当选取故障切除后 40 周波内数据时，3 种传统多分类器的测试时间分别为 7.8 s、8 s 以及 9.2 s，而 MBLDA 的测试时间仅为 6.5 s；当选取故障切除后 60 周波内数据时，3 种多分类器的测试时间分别为 8.5 s、8.9 s 以及 10.3 s，MBLDA 的测试时间仅为 6.7 s，且 3 种多分类器的训练时间分别为 168 s、288 s 以及 366 s，MBLDA 的训练时间仅为 71 s。可见，

不同时间窗口长度下，MBLDA 的分类效率明显高于其他多分类器。由上述分析可知，采集数据越全面 MBLDA 模型的评估效率优势越明显。

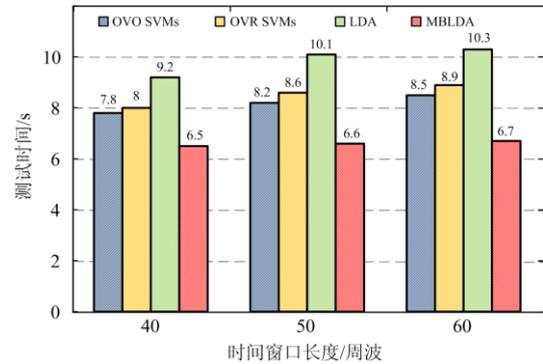


图 7 不同分类器的测试时间对比

Fig. 7 Comparison of classification time of different classifiers

3.1.5 电力电子设备占比分析

电力电子化电力系统中的电力电子设备具有快速调节特性，系统内各元件间交互影响，使其暂态电压稳定影响机理更加复杂。当电力电子设备占比分别为 0%、20%、50% 时，分别构建 3 400 个离线样本，暂态电压 4 种状态的分布情况及特征提取后 MBLDA 准确率如表 5 所示。

表 5 样本构成和 MBLDA 准确率

Table 5 Sample composition and accuracy of MBLDA

程度/%	第 1 类	第 2 类	第 3 类	第 4 类	准确率/%
0	3 065	12	167	156	94.2
20	2 860	26	261	253	94.1
50	2 464	70	454	412	94.3

由表 5 可知，MBLDA 的准确率均能保持在 94% 以上，能够对系统故障后的电压状态进行准确判别，进而采取相应的改善措施，保障系统安全运行。当电力电子设备占比为 0% 时，四类暂态电压稳定状态分别为 3 065、12、167 和 156 个；当电力电子设备占比为 50% 时，第 1 类暂态电压迅速恢复样本数量减少到 2 464 个，而其他 3 类暂态电压失稳样本数量分别增加到 70、454 和 412 个。可见，随着电力电子化设备的占比增加，系统内的各元件动态交互影响越来越复杂，对电网电压稳定影响越加明显，失稳样本增多，进而增加电力系统的暂态电压失稳风险。

3.2 修改后的 IEEE-145 节点系统

在 IEEE-145 节点系统中接入传统直流、风机、光伏以及柔性直流，分析电力电子设备占比为 0%、10% 以及 30% 的暂态电压稳定评估性能，分别获取

7 416 个包含系统各个节点电压的故障样本,将样本集随机分成 5 562 个训练集和 1 854 个测试集,用于暂态电压稳定评估。

首先,当电力电子设备占比为 30%时,选取故障切除后 60 周波内的系统电压轨迹信息构建输入特征集并提取关键特征,将训练集分别输入 OVO SVMs^[24]、OVR SVMs^[25]、LDA^[26]以及 MBLDA^[35]模型进行训练,并对相同的测试集进行暂态电压稳定评估,如表 6 所示。

表 6 MBLDA 与传统分类器评估情况对比

Table 6 Comparison of MBLDA and traditional classifier evaluation

分类器模型	准确率/%	训练时间/s	测试时间/s
OVO SVMs	84.23	568	10.1
OVR SVMs	83.44	599	10.6
LDA	93.42	798	14.2
MBLDA	93.56	96	8.3

由表 6 可知,在对 IEEE145 节点系统进行暂态电压评估时,MBLDA 模型对系统稳定状态的评估准确率为 93.56%,而其余传统分类器的该项指标分别为 84.23%、83.44%以及 93.42%,均低于本文所提出的 MBLDA 多分类器模型。计算时间方面,MBLDA 在 96 s 内完成模型训练,相同工作量下,其余分类器模型分别用时 568 s、599 s、798 s,所消耗训练时间均高于 MBLDA 模型。验证了基于 MBLDA 模型在解决较大规模电力系统暂态电压评估时的准确性与快速性。

电力电子占比为 30%时,对 3 种不同规模故障样本进行评估,时间对比如图 8 所示。MBLDA 依次用时 78 s、104 s 以及 306 s,而 OVO SVMs 分别用时 216 s、578 s 以及 1 747 s, OVR SVMs 分别用时 373 s、609 s 以及 2 115 s, LDA 分别用时 422 s、812 s 以及 2 917 s。

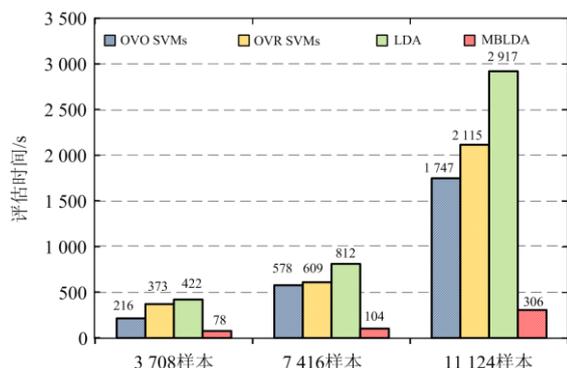


图 8 不同规模样本各分类器评估时间对比

Fig. 8 Comparison of evaluation time of each classifier under samples of different sizes

812 s 以及 2 917 s。

对图 8 进行观察可知,在故障样本数量由 7 416 增加至 11 124 时,OVO SVMs、OVR SVMs 及 LDA 模型评估耗时增量分别为 896 s、1 506 s、2 105 s,而 MBLDA 的评估耗时增量为 202 s,评估时间小于其他多分类器。依据该分析可知,MBLDA 在计算高维度、大规模、计算复杂度较高的系统电压轨迹时,MBLDA 能够减小计算的复杂度。随着系统规模越大,采集的数据越全面,其在计算效率方面优势越明显。

4 结论

本文提出一种适用于电力系统暂态电压稳定评估方法的新方法,通过修改后 IEEE39 和 IEEE145 节点系统的仿真分析,可得结论如下:

利用电压轨迹簇理论以及采用 ReliefF 算法筛选与暂态电压稳定强相关的特征子集,筛选出重要的表征暂态电压状态的特征,缩小输入模型的原始特征集维度,有效地提高了模型的计算效率,避免了传统方法特征冗余过多的缺点;通过 MBLDA 模型对电力系统故障样本进行多电压状态评估,将高维电压特征空间的特征值方程转化为欠定齐次方程组,保证评估准确率的同时可有效提高计算效率,为系统安全稳定运行提供有力支撑。

参考文献

- [1] 林章岁. 大容量柔性直流输电系统接入对电网暂态稳定性影响分析[J]. 电力建设, 2017, 38(8): 136-142.
LIN Zhangsui. Influence of large capacity VSC-HVDC transmission system on transient stability of grid[J]. Electric Power Construction, 2017, 38(8): 136-142.
- [2] 毛安家, 马静, 蒯圣宇, 等. 高比例新能源替代常规电源后系统暂态稳定与电压稳定的演化机理[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(9): 2745-2756.
MAO Anjia, MA Jing, KUAI Shengyu, et al. Evolution mechanism of transient and voltage stability for power system with high renewable penetration level[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(9): 2745-2756.
- [3] 舒展, 张伟晨, 王光, 等. 特高压直流接入江西电网后的故障影响分析及其应对措施[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(20): 163-170.
SHU Zhan, ZHANG Weichen, WANG Guang, et al. Fault analysis and its countermeasures of Jiangxi Provincial Grid after UHVDC line connection[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(20): 163-170.
- [4] 王亚俊, 王波, 唐飞, 等. 基于响应轨迹和核心向量的电力系统在线暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报,

- 2014, 34(19): 3178-3186.
- WANG Yajun, WANG Bo, TANG Fei, et al. Power system online transient stability assessment based on response trajectory and core vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(19): 3178-3186.
- [5] 陈厚合, 王长江, 姜涛, 等. 基于投影能量函数和 Pin-SVM 的电力系统暂态稳定评估[J]. 电工技术学报, 2017, 32(11): 67-76.
- CHEN Houhe, WANG Changjiang, JIANG Tao, et al. Transient stability assessment in bulk power grid using projection energy function and support vector machine with pinball loss[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(11): 67-76.
- [6] 姜涛, 王长江, 陈厚合, 等. 基于正则化投影孪生支持向量机的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 141-148.
- JIANG Tao, WANG Changjiang, CHEN Houhe, et al. Transient stability assessment of power system based on projection twin support vector machine with regularization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 141-148.
- [7] 付强, 杜文娟, 王海风. 交直流混联电力系统小干扰稳定性分析综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2829-2840, 3134.
- FU Qiang, DU Wenjuan, WANG Haifeng. Small signal stability analysis of AC/DC hybrid power system: an overview[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2829-2840, 3134.
- [8] 陈厚合, 王长江, 姜涛, 等. 基于端口能量的含 VSC-HVDC 的交直流混合系统暂态稳定评估[J]. 电工技术学报, 2018, 33(3): 498-511.
- CHEN Houhe, WANG Changjiang, JIANG Tao, et al. Transient stability assessment in hybrid ac/dc systems with VSC-HVDC via port energy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(3): 498-511.
- [9] 田芳, 周孝信, 于之虹. 基于支持向量机综合分类模型和关键样本集的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 1-8.
- TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, YU Zhihong. Power system transient stability assessment based on comprehensive SVM classification model and key sample set[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 1-8.
- [10] LIU Jiayan, ZHOU Yang, LI Yong, et al. Modelling and analysis of radial distribution network with high penetration characteristics[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2020, 14(14): 2800-2809.
- [11] CHEN Guoqi, WANG Wanliang, WANG Zheng, et al. Two-dimensional discrete feature based spatial attention CapsNet for sEMG signal recognition[J]. Applied Intelligence, 2020(9).
- [12] 程石磊, 解梅, 马争, 等. 基于多时间划分的深度聚合特征的行为识别[J]. 计算机应用研究, 2019, 1(4): 1001-3695.
- CHENG Shilei, XIE Mei, MA Zheng, et al. Action recognition based on deep aggregation feature from multi-temporal segmentations[J]. Application Research of Computers, 2019, 1(4): 1001-3695.
- [13] ZHANG Yuchen, XU Yan, DONG Zhaoyang, et al. A hierarchical self-adaptive data-analytics method for real-time power system short term voltage stability assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(1): 74-84.
- [14] DASGUPTA S, PARAMASIVAM M, VAIDYA U, et al. Real-time monitoring of short-term voltage stability using PMU data[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 3702-3711.
- [15] 梁川. 基于特征提取和随机森林的风机故障诊断[J]. 科学技术创新, 2020(26): 55-58.
- LIANG Chuan. Wind turbine fault diagnosis based on feature extraction and random forest[J]. Scientific and Technological Innovation, 2020(26): 55-58.
- [16] 冀鲁豫, 吴俊勇, 周艳真, 等. 基于 WAMS 受扰电压轨迹簇特征的电力系统暂态稳定性预测[J]. 高电压技术, 2015, 41(3): 807-814.
- JI Luyu, WU Junyong, ZHOU Yanzhen, et al. Transient stability prediction of power system based on WAMS characteristic of perturbed voltage trajectory clusters[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(3): 807-814.
- [17] 陈厚合, 张赫, 王长江, 等. 基于卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压估算方法[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 2987-2999.
- CHEN Houhe, ZHANG He, WANG Changjiang, et al. A method estimating transient overvoltage of HVDC sending-end system based on convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2987-2999.
- [18] ZHAO Wenjing, SHANG Liqun, SUN Jinfan. Power quality disturbance classification based on time-frequency domain multi-feature and decision tree[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(4): 337-342. DOI: 10.1186/s41601-019-0139-z.
- [19] 戴远航, 陈磊, 张玮灵, 等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1173-1180.
- DAI Yuanhang, CHEN Lei, ZHANG Weiling, et al. Power system transient stability assessment based on

- multi-support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(5): 1173-1180.
- [20] YANG Hao, ZHANG Wen, CHEN Jian, et al. PMU-based voltage stability prediction using least square support vector machine with online learning[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 160: 234-242.
- [21] PARK C H, LEE G H. Comparison of incremental linear dimension reduction methods for streaming data[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 135.
- [22] 刘伟. 电网严重故障下的电压稳定应对措施分析[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(16): 163-170.
LIU Wei. Analysis of voltage stability countermeasures under a severe fault in a power grid[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(16): 163-170.
- [23] 李东东, 梁自超, 周玉琦. 含风电场的受端系统暂态电压稳定性评估[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(13): 8-14.
LI Dongdong, LIANG Zichao, ZHOU Yuqi. Transient voltage stability assessment of receiving end grid incorporating with wind farm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(13): 8-14.
- [24] LIU Yang, BI Jianwu, FAN Zhiping. A method for multi-class sentiment classification based on an improved one-vs-one (OVO) strategy and the support vector machine (SVM) algorithm[J]. Information Sciences, 2017, 394: 38-52.
- [25] 陈嘉宁, 杨翮, 叶承晋, 等. 基于缺失数据修复的变压器在线故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(15): 86-92.
CHEN Jianing, YANG Xuan, YE Chengjin, et al. On-line fault diagnosis method for power transformer based on missing data repair[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(15): 86-92.
- [26] 戴远航, 陈磊, 张玮灵, 等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1173-1180.
DAI Yuanhang, CHEN Lei, ZHANG Weiling, et al. Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(5): 1173-1180.
- [27] HU Wei, SHEN Weining, ZHOU Hua, et al. Matrix linear discriminant analysis[J]. Technometrics: A Journal of Statistics for the Physical, Chemical, and Engineering Sciences, 2020, 62(2).
- [28] 郭金玉, 韩建斌, 李元, 等. 基于局部 Fisher 判别分析的复杂化工过程故障诊断[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(4): 1122-1125, 1129.
GUO Jinyu, HAN Jianbin, LI Yuan, et al. Fault diagnosis of complex chemical process based on local Fisher discriminant analysis[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(4): 1122-1125, 1129.
- [29] 刘鹏, 叶宾. 面向高维缺失数据集的线性判别分析方法[J]. 常州大学学报: 自然科学版, 2020, 32(2): 31-37.
LIU Peng, YE Bin. Linear discriminant analysis method for high-dimensional missing data sets[J]. Journal of Changzhou University: Natural Science Edition, 2020, 32(2): 31-37.
- [30] CUI Ting, WANG Ding, HU Zhen, et al. Transient voltage stability of UHVDC/AC hybrid power grids with spinning reserve[J]. E3S Web of Conferences, 2020, 185(2).
- [31] 电力系统安全稳定导则: GB 38755—2019[S].
- [32] 南方电网安全稳定计算分析导则: Q/CSG11004—2009[S].
- [33] SONG Yan, SI Weiyun, DAI Feifan, et al. Weighted ReliefF with threshold constraints of feature selection for imbalanced data classification[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2020, 32.
- [34] ZHANG Jianhai, CHEN Ming, ZHAO Shaokai, et al. ReliefF-based EEG sensor selection methods for emotion recognition[J]. 2016, 16(10).
- [35] WANG Zhen, SHAO Yuanhai, BAI Lan, et al. MBLDA: a novel multiple between-class linear discriminant analysis[J]. Information Sciences, 2016, 369: 199-220.
- [36] CORMEN T H, LEISERSON C E, RIVEST R L, et al. Introduction to algorithms[M]. Cambridge: MIT Press, 2001.
- [37] GOLUB G H, VAN L, CHARLES F. Matrix computations[M]. Baltimore, MD, USA: Johns Hopkins University Press, 1996.
- [38] 沈洋. 支持向量机多分类器的研究与应用[D]. 无锡: 江南大学, 2019.
SHEN Yang. Research and application of support vector machine multi-classifier[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2019.

收稿日期: 2020-12-16; 修回日期: 2021-02-07

作者简介:

刘鸣(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为交直流互联系统暂态电压稳定评估; E-mail: 1298521612@qq.com

王长江(1989—), 男, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为电力系统安全性和稳定性; E-mail: cjwangneepu@163.com

李斌(1979—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电力系统安全稳定分析、电气设备故障诊断。

(编辑 葛艳娜)