

DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.241626

基于故障动态特性与轻量级梯度提升机的 低压零火触电检测方法

仝海昕 曾祥君 喻 锐 周泽华

(电网防灾减灾全国重点实验室(长沙理工大学) 长沙 410114)

摘要 针对低压配电网零火触电故障检测存在的挑战,提出一种基于故障动态特性与轻量级梯度提升机(LightGBM)的低压零火触电检测方法。首先,在真实系统中搭建低压配电网1:1真型实验平台,重现多种家用负载的多模式运行场景,建立覆盖系统故障与非故障状态的真型样本库;其次,考虑接触点动态电阻、生物动态电阻和击穿电弧,建立故障回路电学等效模型,分析故障电流对主线路电流的影响方式;然后,从幅值和低频分量的角度提取主线路电流特征,比较故障发生前后单个特征的时序变化情况,搭建轻量级梯度提升机模型,利用其单边梯度采样模式与集成运行机制,实现两种状态的准确分类;最后,在规模为50666个样本的测试集中,所提方法的准确率达到96.82%,其中,35831个正常状态样本的辨识准确率为97.50%,14835个零火触电故障样本的准确率为95.17%。与现有方法相比,该方法在检测低压零火触电故障的准确性方面具有优势。

关键词: 零火触电 低压配电网 轻量级梯度提升机 主线路电流

中图分类号: TM771

0 引言

低压配电网^[1]深入用户生活区域,用户的无意识行为可能会导致所处环境的危险系数增加,例如:家用电器线路在外力作用下出现绝缘破损、接触不良,可能会引发电弧火灾^[2-4];儿童在玩耍时手持导体插入零火线插孔,造成人身触电事故等。据统计,约有70%的触电事故发生在低压配电网中^[5],且弱势群体受伤害的风险较高,尤其是无危险辨别能力的儿童,在全国每年发生的近万起人身触电事故中,儿童伤亡事故占比高于30%^[6]。触电电流极易引发受害者室颤、呼吸困难及体组织灼伤,严重时可在短时间内致人死亡。因此,研究人身触电防护方法具有重要意义^[7-9]。

最经典的触电防护方法是在用户用电区域的进线处安装剩余电流保护装置(Residual Current

Devices, RCDs)^[10-11]。然而这种方式在一些情况下会出现误判,通常表现为滋扰跳闸和拒动作。为解决此问题,学者们开展了一系列研究。一方面,对于保护装置的误动问题,文献[12]提出了一种新的设备外壳接地方案,以此减少系统内计算机负载高频设备引起的对地泄漏电流,降低装置误动作的发生频率;文献[13]针对当前剩余电流保护装置无法识别触电特征的问题,建立了基于动物触电数据和最小二乘法拟合的人体动态阻抗模型;文献[14]研究了RCDs在测量超过额定频率信号时的表现,并发现其行为与装置类型强相关。另一方面,对于保护装置的拒动问题,文献[15]提出了一种基于高频能量含量的检测方法以解决保护装置在低压高阻故障下拒动的问题;文献[16]开发了一种保护装置,用于解决传统方法在高频漏电故障时无法跳闸的问题;文献[17]提出了一种三次Hermite插值的触电判据,实现了低压配电网人身触电的精准防护。上述方法有效地减少了保护装置误判的情况,但仍难以准确识别生物体触电。

针对生物体触电难以被精准辨识的问题,有研

究团队对生物体触电相关特征进行了探究。文献[18-20]基于触电特性分析和机器学习算法提出了生物体触电辨识方法。文献[21]发现 α 色散谱能够区分生物体触电和非生物体触电,并基于该理论提出了一种触电检测方法。文献[22]利用循环功率谱密度特征和聚类分析实现了生物体触电的准确识别。除此之外,也有研究团队构造剩余电流动态动作阈值,并结合生物体触电特有的时变规律,实现生物体触电精准防护^[23-24]。文献[25]提出了一种在不平衡小样本条件下,通过多特征优化识别生物体电击的方法。这些方法能够准确地识别生物体触电,有效地降低了保护装置出现误判的概率。然而,上述方法的保护范围主要集中在火线与地线之间的触电故障,当触电体同时接触零线与火线时,受害者会被等效成系统中的负载,难以引起显著的剩余电流变化,因此,零火触电故障情形给触电检测带来了挑战。

针对上述难题,本文提出了一种基于故障动态特性与轻量级梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine, LightGBM)的低压零火触电检测(Neutral Live Electric-shock Detection, NLED)方法。首先,搭建低压配电网触电故障真型实验平台,重现多种家用负载运行场景,获取真型样本 253 331 个;其

次,考虑生物体电阻、触电接触点电阻及击穿电弧等时变因素,建立故障支路等效模型,分析故障支路的动态特性;然后,分析主线路电流时频域特征在故障发生前后的变化情况,搭建拟合零火触电和正常状态样本的轻量级梯度提升机模型;最后,通过测试集样本验证所提方法的有效性。

1 故障动态特性分析

1.1 触电故障真型实验平台

搭建低压配电网触电故障真型实验平台,其结构如图 1 所示。实验平台基于真实系统搭建,电源由市电提供^[26]。从配电房取电,通过实验室电缆分支屏、800 m 真实电缆将市电电压引入端子面板。将常用低压负载接入系统,并在实验过程中以随机调节的方式使变速鼓风机、电钻的功率持续变化,增加实验场景的复杂性。故障支路由活体小白鼠和滑动变阻器组成,滑动变阻器由于自身的动态阻抗特性,用作动物触电实验的对照组。在数据采集装置中嵌入电压、电流数据采集板卡,对主线路电流、故障支路电流和故障电压进行监测,装置采样率为 10 kHz,共获取序列样本 253 331 个。特别说明:本文研究所涉及的动物实验符合伦理规范。

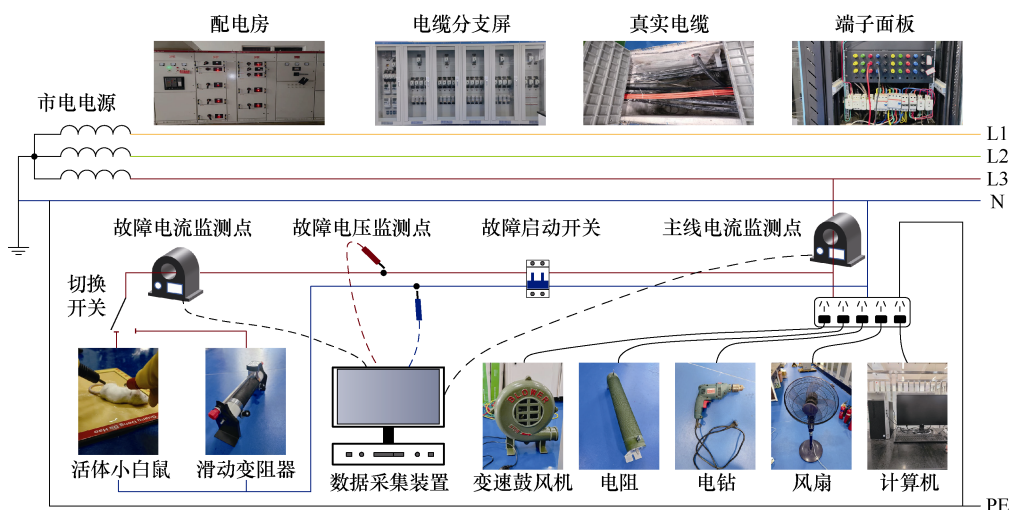


图 1 低压配电网触电故障真型实验平台结构

Fig.1 Structure of the low-voltage distribution network electric shock fault real experimental platform

1.2 零火触电故障复杂性分析

零火触电故障发生时,触电体搭接在零线与火线之间,故障电流未流经大地,因此传统剩余电流保护装置难以对此类故障实施保护动作。故障电流主要流经主线路,且与其他正常运行的负载电流叠加,将增加零火触电故障的复杂性。

零火触电故障的复杂性主要体现在两个方面:

一方面,由于人体电阻通常高达数 $k\Omega$,故障电流处于 mA 级,与其他负载电流的幅值悬殊较大,难以使主线路电流发生显著变化。零火触电发生前后主线路、故障支路的电流波形如图 2 所示。当故障发生时,故障支路电流上升,峰值接近 $0.03 A$,而主线路电流无明显上升趋势,且峰值在 $7 A$ 左右,主线路电流与故障电流幅值相差数百倍。另一方面,

负载电流在正常工作时可能会发生变化，弱化了故障支路电流对主线路电流的影响。例如，1.1节实验平台中的鼓风机在调节变速旋钮时电流幅值会产生变化，电钻电流幅值会随着钻头与被钻物接触的紧密程度的变化而浮动等。这些负载电流的变化对主线路电流的影响更大，在图2中表现为：故障发生后，主线路电流幅值仍然随着负载变化呈现下降趋势，并未明显地体现出故障支路电流对主线路电流的影响。

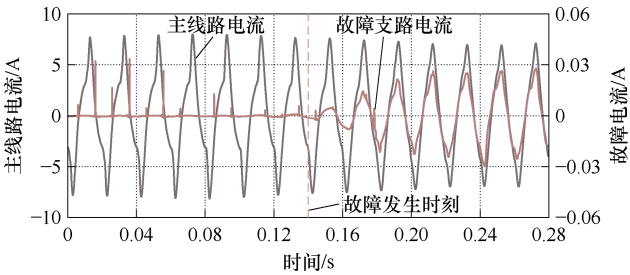


图2 零火触电发生前后主线路、故障支路的电流波形
Fig.2 The current waveforms of the main circuit and fault branch before and after a neutral-live electric shock

1.3 故障支路等效建模分析

零火触电故障支路等效分析示意图如图3所示。触电故障发生时，考虑到触电体自身的抽搐、挣扎，触电体与导体之间的接触电阻 R_{BC} 、 R_{GH} 会出现随机性变化。同时，由于皮肤电阻的存在，C、D、E、F点电势呈现下降趋势，且A点电势 φ_A 等于B点电势 φ_B 并高于C点电势 φ_C ，因此，当接触区域周围空气间隙足够小时，极易产生击穿电弧。基于上述现象，建立触电回路等效模型如图3下半部分所示。图中， A_1 、 A_2 为击穿电弧支路^[27]， R_1 、 R_4 为动

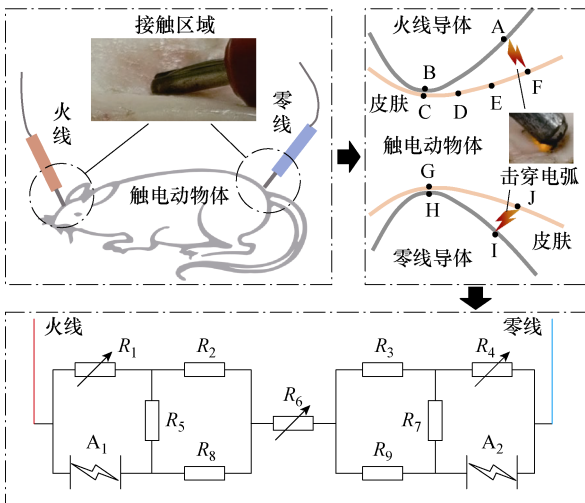


图3 零火触电故障支路等效分析示意图

Fig.3 Equivalent analysis diagram of neutral-live electric shock fault branch

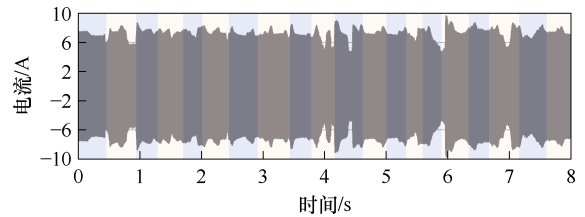
态接触电阻， R_5 、 R_7 为皮肤接触点与电弧间的电阻， R_2 、 R_3 、 R_8 、 R_9 为皮肤内导电路径电阻， R_6 为生物体内动态电阻，其演变模式遵循生物体触电特种波形变化规律^[23]。触电过程中， R_6 会在触电初始时刻下降随后逐步稳定， R_1 、 R_4 呈现随机变化， A_1 、 A_2 则会在回路中加入一定量的谐波，其他电阻均视为定值电阻。

通过分析故障回路可得，零火触电故障可引起主线路电流的幅值、谐波含量发生变化，在理想工况下，通过对幅值、谐波含量变化设定阈值，可实现对故障状态与正常状态的区分。然而，正常回路中大电流的存在削弱了故障电流的影响，同时，家用负载时常发生的功率变化进一步提高了主线路电流的复杂性。因此，需要从时域、频域多个角度建立特征量，并结合足量故障场景样本信息，才能实现零火触电故障的准确检测。后续将从时频域角度建立多维特征向量，并结合 LightGBM 模型对来自真型实验平台的样本进行拟合。

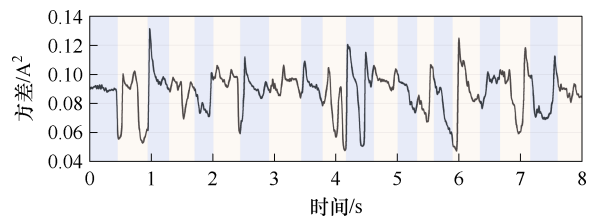
2 零火触电辨识方法

2.1 故障特征提取

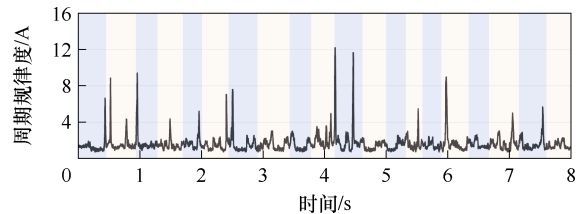
图4a为来自真型实验平台的一段主线路电流波形，由于多个家用负载在正常运行过程中发生功率变化（如变速鼓风机的转速调节、手电钻的功率浮动等），其幅值也在一定范围内变动。其中，波形



(a) 主线路电流



(b) 方差



(c) 周期规律度

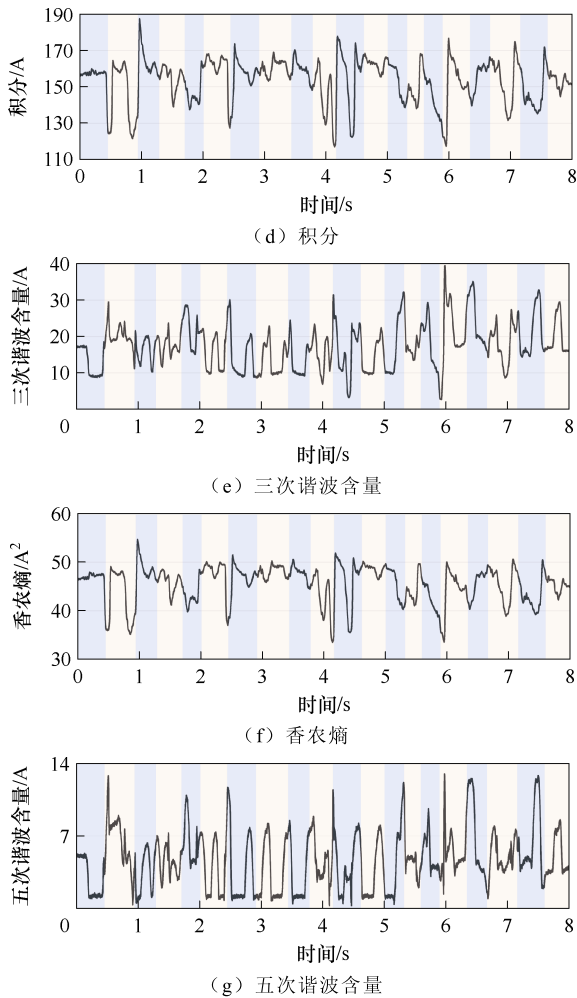


图 4 主线路电流特征时序分析

Fig.4 Time sequence analysis of main line current features

图的浅蓝色部分代表系统正常运行，淡黄色部分代表系统中带零火触电故障运行。

通过宽度为 600 的滑动时间窗在主线路电流中截取多组数据序列样本，每个样本包含一个特定时刻近期的运行状态信息。再对样本提取如下特征：方差、周期规律度、积分、三次谐波含量、香农熵和五次谐波含量。其中，对于样本序列 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_{600}\}$ ，其方差特征 V 的计算式为

$$V = \frac{1}{600} \sum_{j=1}^{600} (I_j - \bar{I})^2 \quad (1)$$

式中， j 为索引变量； I_j 为序列 I 中的第 j 个元素； \bar{I} 为样本序列 I 的平均值。序列 I 的长度为 600，方差可反映样本序列的不稳定程度。

周期规律度 l 可直观地反映序列 I 中的非周期性变化，具体计算方式如下：

1) 周期整点子序列提取示意图如图 5 所示，对

序列 I 中所有刚好间隔一个周期（200 个采样点）的数据序列 I' 进行提取，形成周期整点子序列为

$$\begin{cases} I'_1 = \{I_1, I_{201}, I_{401}\} \\ I'_2 = \{I_2, I_{202}, I_{402}\} \\ \vdots \\ I'_{200} = \{I_{200}, I_{400}, I_{600}\} \end{cases} \quad (2)$$

式中， I'_k 为第 k 组周期整点子序列。

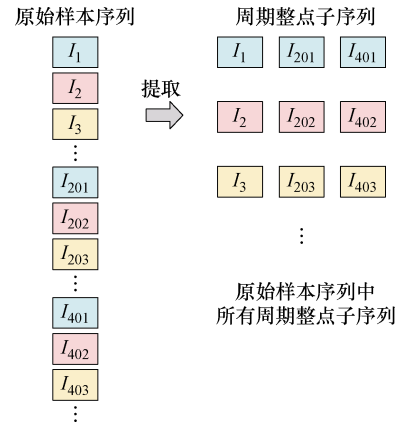


图 5 周期整点子序列提取示意图

Fig.5 Extraction diagram of periodic subsequences

2) 对每一组周期整点子序列计算相邻元素之间的差值，并按式 (3) 所示方式求和。

$$\begin{cases} S'_1 = |I_1 - I_{201}| + |I_{201} - I_{401}| \\ S'_2 = |I_2 - I_{202}| + |I_{202} - I_{402}| \\ \vdots \\ S'_{200} = |I_{200} - I_{400}| + |I_{400} - I_{600}| \end{cases} \quad (3)$$

式中， S'_k 为第 k 组整点周期子序列的相邻元素差值之和。

3) 对式 (3) 中所有周期整点子序列单项和进行再次求和，得到周期规律度 l 为

$$l = S'_1 + S'_2 + \dots + S'_{200} \quad (4)$$

积分特征 S 可反映序列能量水平，对于离散序列 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_{600}\}$ ，即求序列中元素绝对值之和，表示为

$$S = |I_1| + |I_2| + \dots + |I_{600}| \quad (5)$$

三次谐波含量 H_3 和五次谐波含量 H_5 是通过序列 I 进行傅里叶变换后，从频域中提取 150 Hz 和 250 Hz 对应值获得。

香农熵特征 S_n 可反映序列 I 的不确定性程度，计算式为

$$S_n = - \sum_{j=1}^{600} I_j^2 \lg I_j^2 \quad (6)$$

对上述特征进行时序分析，直观地刻画各特征在故障发生前后的变化情况，如图 4b~图 4g 所示。由于其他支路正常运行的负载对主线路电流的影响，图中各个特征在故障与正常状态之间难以确认明确的分界线，存在类间模糊的现象。为了深入挖掘特征与类别之间的映射关系，采用一种适用于处理大批量样本，且具备高维特征空间精准划分能力的集成式模型——LightGBM。

2.2 LightGBM 触电辨识模型搭建

LightGBM 是由多棵逐步强化的决策树组成的集成模型，具备准确性高的特点^[28]。同时，由于其自身独特的“单边梯度采样”和“互斥特征绑定”机制，LightGBM 模型在拟合大规模数据时表现出更高的效率，适用于解决区分低压系统零火触电故障状态与正常运行状态的问题。

搭建模型前需对模型超参数进行寻优，包括：叶子节点数、评估器个数、学习率、最小叶子节点样本数、最大深度。其中，“叶子节点数”可控制模型中每个子评估器叶子节点数的最大值，用以调节模型的复杂度和平衡拟合效果；“评估器个数”表示模型中子评估器的总数，与模型辨识能力相关；“学习率”表示每个子评估器的计算结果对模型整体结果的贡献程度，用来控制模型收敛的速度；“最小叶子节点样本数”表示模型叶子节点中包含的样本数量的最小值，以防止出现过拟合的问题；“最大深度”表示每棵决策树深度的最大值，以限制树的复杂度。

将真型实验平台采集的样本集按照 7:2:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集。对上述超参数赋予候选值，并通过网格搜索的方式在验证集中寻

找局部最优超参数组合，寻优结果见表 1 的“选定值”列。

表 1 模型超参数选定值

超参数	候选值	选定值
叶子节点数	3, 7, 10, 30, 40, 60	30
评估器个数	40, 80, 100, 120	100
学习率	0.1, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0	0.6
最小叶子节点样本数	1, 6, 10, 30, 50	30
最大深度	6, 8, 11, 15, 30, 80	15

根据已选定的超参数组合，初步确定模型框架，再通过拟合训练集样本的方式，搭建具有零火触电辨识能力的 LightGBM 模型。

LightGBM 模型训练示意图如图 6 所示，训练集样本包括正常运行状态样本和零火触电故障状态样本。对于正常样本，除了普通家用负载正常运行状态以外，还使用一个滑动变阻器模拟生物体触电阻抗时变现象，形成类似零火触电状态的样本，以提升模型对正常运行状态的辨识能力。而零火触电故障样本则是通过在零火线之间加入小白鼠触电回路的方式生成。训练集样本首先经过互斥特征捆绑处理，即：当样本中存在不同时取非零值的特征时，模型将对这些特征进行组合捆绑，以实现特征降维，提升模型的处理效率。其次，将降维后的样本输入初代 LightGBM 模型（单个决策树），开启第一轮计算并统计梯度。梯度可反映模型计算值与标签值的偏离程度，梯度越大则说明误差越大。然后，根据当前的梯度实施单边梯度采样处理，保留高梯度样

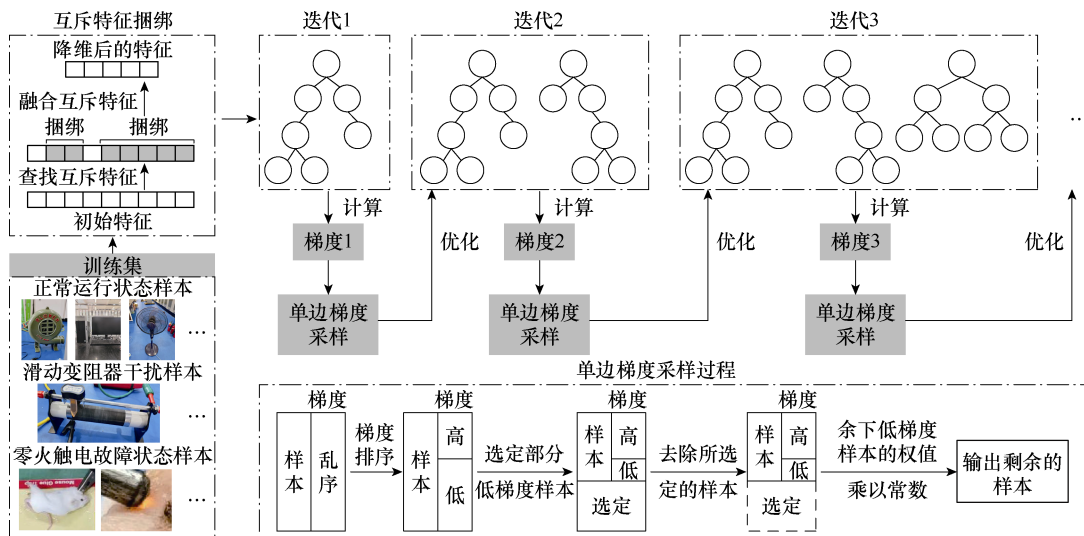


图 6 LightGBM 模型训练示意图

Fig.6 Schematic diagram of LightGBM model training

本，减少部分低梯度样本。同时，将剩余小梯度样本的权值乘以固定常数，以消除“样本剔除”对样本分布的影响。输出单边梯度采样之后的样本集，并基于该样本集生成一棵新的决策树，与初代模型共同构成第二代 LightGBM 模型。更新后的模型会继续进行梯度计算，并重复上述迭代过程，直到 LightGBM 模型的弱分类器数量达到预先设置的上限值，即评估器的个数，训练终止。

通过对训练集样本进行互斥特征捆绑和单边梯度采样，LightGBM 模型的性能随着迭代次数持续提升，逐步加深对训练集样本的理解，最终形成具备零火触电状态检测能力的 LightGBM 模型。

2.3 NLED 方法流程

结合 2.1 节所述的故障特征和 2.2 节搭建的 LightGBM 模型，本节提出完整的零火触电检测方法，其运行示意图如图 7 所示。

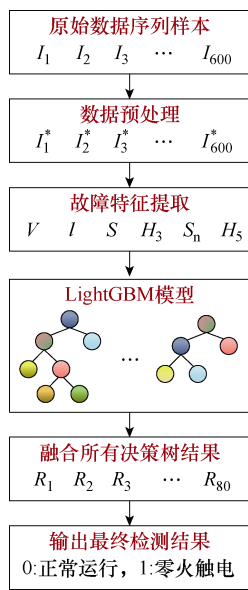


图 7 NLED 方法运行示意图

Fig.7 Schematic diagram of NLED method operation

首先，在需要检测的时刻近期取 600 个采样点（3 个工频周期）的数据，作为当前数据序列样本；其次，对该数据序列进行预处理操作，主要包括高频噪声去除、归一化等；然后，对预处理后的数据序列提取方差、周期规律度、积分、三次谐波含量、香农熵和五次谐波含量特征，组成 6 维特征向量，实现由高维到低维的转换；再将特征向量输入已搭建完毕的 LightGBM 模型，开展并行计算；最后，模型输出 80 个计算结果，并以“少数服从多数”的原则选择出现频次最高的计算值，作为模型的输出值，“0”表示正常运行，“1”表示零火触电故障发生。

3 方法验证与对比分析

3.1 方法测试

基于规模为 50 666 的真实样本测试集，对所提出的 NLED 方法开展测试分析。其中，测试集和训练集已经过严格的重复性检查，确保二者之间不存在交集。

NLED 方法测试的详细结果以混淆矩阵的形式表示，如图 8 所示。混淆矩阵的列号代表模型辨识结果，行号代表样本标签，(0)表示系统正常运行状态，(1)表示系统带零火触电故障运行的状态。例如，对于图 8 中第 1 行第 1 列的值，代表标签(0)被方法辨识为(0)的次数为 34 935。由图 8 可知，NLED 方法在 35 831 个正常状态样本中，正确辨识了 34 935 次，准确率为 97.50%；在 14 835 个故障状态样本中，正确辨识了 14 118 次，准确率为 95.17%；总体准确率为 96.82%。

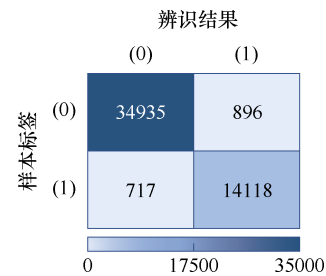


图 8 NLED 方法测试结果的混淆矩阵

Fig.8 Confusion matrix of the test results for NLED method

经过测试分析可得，即使在多个高幅值且持续变化的负载电流影响下，NLED 方法仍能捕捉微弱的故障信息，实现准确率高达 96.82%的零火触电故障检测，该结果证实了所提 NLED 方法的有效性。

3.2 对比分析

将 NLED 方法与几种现有的先进触电检测方法进行对比分析。需要说明的是，由于现有方法大都致力于解决火线对地触电的故障检测问题，而鲜有解决零火触电故障问题，NLED 方法与现有方法难以在准确率方面进行直接比较。因此本文依据现有方法的基本思路，在零火触电故障场景中将现有方法复现。同时，将 NLED 方法与现有方法在相同测试集中进行定量对比分析。

文献[23]方法的辨识结果混淆矩阵如图 9 所示。在 35 831 个正常状态样本中，该方法正确辨识了 33 259 个样本，而在 14 835 个零火触电故障样本中，该方法正确辨识了 13 176 个样本。文献[23]方法的总体准确率为 91.65%。

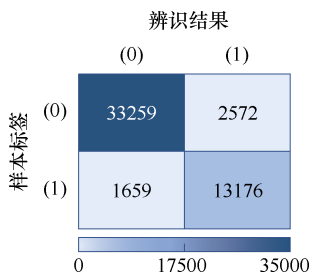


图9 文献[23]方法在测试集辨识结果的混淆矩阵

Fig.9 The confusion matrix of the identification results on the test set for the method in Ref.[23]

对于文献[24]的方法, 由于其思路与火线对地线的触电故障场景适配性较高, 难以在零火触电场景下使用, 因此本文未对其在测试集中的准确率进行计算。而对于文献[25], 其辨识结果混淆矩阵如图10所示。在35831个正常状态样本中, 该方法正确辨识了32968个样本, 而在14835个零火触电故障样本中, 该方法正确辨识了13098个样本。文献[25]方法的总体准确率为90.92%。

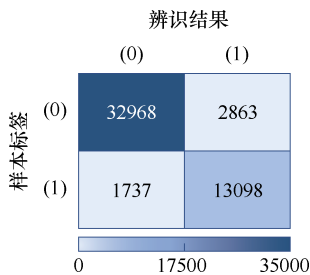


图10 文献[25]方法在测试集辨识结果的混淆矩阵

Fig.10 The confusion matrix of the identification results on the test set for the method in Ref.[25]

本文所提NLED方法与现有方法的具体对比分析见表2。其中, 现有触电检测方法均通过剩余电流数据实现火线对地的触电故障检测, 但由于零线-火线间的触电故障无法使剩余电流发生明显变化, 因此现有触电检测方法难以处理零火触电故障; 而本文所提出的NLED方法受主线路电流信息驱动, 具备处理零火触电故障的能力。同时, NLED方法的测试集样本数量为50666个, 测试样本不仅考虑了包含触电初始时刻的数据序列, 也涉及了不包含触电初始时刻的正常运行、触电故障运行的数据序列, 确保NLED方法在处理处于不同相位、工况的数据序列时均能作出可靠的判断, 而不仅仅局限于触电初始时刻附近数据序列中的信息。此外, 本文还考虑了动物体触电时抽搐、抖动引起的接触电阻时变和击穿电弧的现象, 根据此动态特性提出相关特征, 进而完成模型搭建, 使得NLED方法更加适

应真实的触电故障场景。最后, 根据测试集准确率对比结果可知, NLED方法在低压零火触电故障检测准确性方面优于现有方法。

表2 NLED方法与现有方法的对比分析

Tab.2 Comparison and analysis of the NLED method with existing methods

对比指标	文献[23]	文献[24]	文献[25]	NLED方法
是否具备零火触电检测能力	否	否	否	是
测试集样本数	120	400	80	50666
是否考虑触电动物抖动情况	否	否	否	是
测试集准确率(%)	91.65	90.92	96.82	

4 结论

本文针对传统触电检测方法应对低压零火触电故障时的挑战, 提出了一种基于故障动态特性与轻量级梯度提升机的低压零火触电检测方法, 得到以下结论:

- 1) 结合生物体阻抗时变、接触点电阻时变和击穿电弧, 分析了故障动态特性, 得到了零火触电故障对主线路电流的两种影响效果: 电流幅值变化和高频分量变化, 并以此作为依据构造特征向量。
- 2) 单一特征对零火触电与正常运行这两种状态区分的贡献程度低, 类间模糊严重, 极易干扰传统模式识别模型的样本拟合效果, 使用集成模型LightGBM可规避该问题。

3) 与传统方法相比, NLED方法充分考虑了足量且接近真实故障情形的样本, 结合故障机理与大数据模型, 有效地解决了低压零火触电故障检测问题, 在实验室测试集中达到了96.82%的准确率。

参考文献

[1] 张璐, 陈雪寒, 唐巍, 等. 低压配电台区移动柔性互联: 可行性分析、应用场景及展望[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(5): 1-12.
Zhang Lu, Chen Xuehan, Tang Wei, et al. Mobile flexible interconnection in low-voltage distribution station areas: feasibility analysis, application scenarios and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(5): 1-12.

[2] 盛德杰, 王尧, 邢云琪, 等. 基于磁流体动力学仿真的低压交流串联故障电弧起火风险研究[J]. 电工技术学报, 2025, 40(10): 3326-3338.

- Sheng Dejie, Wang Yao, Xing Yunqi, et al. Research on fire risk of low voltage AC series fault arc based on magnetohydrodynamics simulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(10): 3326-3338.
- [3] 郭莹霏, 池源, 王强钢, 等. 面向多元负荷和优质供电的虚拟增容配电变压器: 概念、应用与展望[J]. 电工技术学报, 2024, 39(21): 6666-6686, 6803.
Guo Yingfei, Chi Yuan, Wang Qianggang, et al. Virtual capacity-enhanced distribution transformer for diverse loads and quality power supply: concepts, applications, and prospects[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(21): 6666-6686, 6803.
- [4] 何志鹏, 李伟林, 邓云坤, 等. 低压交流串联故障电弧辨识方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(10): 2806-2817.
He Zhipeng, Li Weilin, Deng Yunkun, et al. The detection of series AC arc fault in low-voltage distribution system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(10): 2806-2817.
- [5] 叶豪, 李春兰, 高阁, 等. 基于多因素的动物触电电流特征试验与分析[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2020, 41(1): 39-45.
Ye Hao, Li Chunlan, Gao Ge, et al. Experiment and analysis of animal electric shock current characteristics based on multiple factors[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2020, 41(1): 39-45.
- [6] 裴艳萍, 李琰, 陈江华, 等. 与爱“童”行, “电小青”筑梦未来[C]//全国电力能源优秀党建典型案例论文集, 2024: 359.
- [7] 朱丽娇, 程晋然, 尹兴坚. 基于感应电压触电事件分析的 35kV 单芯电缆护层接地方式研究[J]. 电气技术, 2023, 24(11): 81-84.
Zhu Lijiao, Cheng Jinran, Yin Xingjian. Research on the grounding method of 35kV single core cable sheath in subway based on the analysis of induced voltage electric shock events[J]. Electrical Engineering, 2023, 24(11): 81-84.
- [8] 汪自虎, 王文天, 惠慧, 等. 基于近邻成分分析与优化核极限学习机的光伏接入配电网漏电识别[J]. 高压电器, 2024, 60(6): 203-211.
Wang Zihu, Wang Wentian, Hui Hui, et al. Leakage recognition method of photovoltaic connected to distribution network based on neighborhood component analysis and optimized kernel extreme learning machine[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(6): 203-211.
- [9] 肖湘奇, 肖宇, 黄瑞, 等. 基于随机森林算法的低压系统漏电检测技术研究[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(3): 38-47, 115.
Xiao Xiangqi, Xiao Yu, Huang Rui, et al. Research on leakage detection technology of low-voltage power system based on random forest algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(3): 38-47, 115.
- [10] Parise G. A new summary on the IEC protection against electric shock[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2013, 49(2): 1004-1011.
- [11] LaRocca R L. Personnel protection devices for use on appliances[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1992, 28(1): 233-238.
- [12] Liew A C. Nuisance trippings of residual current circuit breakers or ground fault protectors of power sources connected to computer and electronic loads[J]. Electric Power Systems Research, 1990, 20(1): 23-30.
- [13] 徐浩, 王欣阳, 魏云冰, 等. 基于最小二乘法的活体触电动态阻抗分析[J]. 电气工程学报, 2023, 18(3): 268-276.
Xu Hao, Wang Xinyang, Wei Yunbing, et al. Dynamic impedance analysis of live electrocution based on least squares method[J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(3): 268-276.
- [14] Freschi F. High-frequency behavior of residual current devices[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(3): 1629-1635.
- [15] Christie R D, Zadehgol H, Habib M M. High impedance fault detection in low voltage networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1993, 8(4): 1829-1836.
- [16] Czapp S. Elimination of the negative effect of earth fault current higher frequency on tripping of residual current devices[J]. Elektronika Ir Elektrotehnika, 2009, 91(3): 85-88.
- [17] 王欣阳, 魏云冰, 徐浩. 基于 FFT 和三次 Hermite 插值的人体触电判据初探[J]. 电气工程学报, 2023, 18(1): 133-142.

- Wang Xinyang, Wei Yunbing, Xu Hao. Preliminary study on the human body electric shock criterion based on FFT and cubic Hermite interpolation[J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(1): 133-142.
- [18] Han Xiaohui, Du Songhuai, Su Juan, et al. Electric shock fault diagnosis of low-voltage residual current-operated protective device[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2018, 13(2): 180-186.
- [19] Han Xiaohui, Sheng Wanxing, Du Songhuai, et al. Novel protection scheme for residual current device-based electric fault time detection and touch current identification[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 11(10): 2478-2488.
- [20] 韩晓慧, 杜松怀, 李振, 等. 基于泄漏电流时频奇异谱和模糊聚类的触电故障诊断[J]. 农业工程学报, 2018, 34(4): 217-222.
- Han Xiaohui, Du Songhuai, Li Zhen, et al. Diagnosis of electric shock fault based on time-frequency singular value spectrum of leakage current and fuzzy clustering[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(4): 217-222.
- [21] Zhao Heng, Xiao Xianrong, Sun Qiuqin. Identifying electric shock in the human body via α dispersion[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(3): 1107-1114.
- [22] 李春兰, 罗杰, 王长云, 等. 基于循环谱特征和聚类分析的触电识别[J]. 电工技术学报, 2021, 36(22): 4677-4687.
- Li Chunlan, Luo Jie, Wang Changyun, et al. Electric shock recognition method based on cyclic spectrum features and cluster analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(22): 4677-4687.
- [23] 蔡智萍, 郭谋发, 魏正峰. 基于BP神经网络的低压配电网生命体触电识别方法研究[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1614-1623.
- Cai Zhiping, Guo Moufa, Wei Zhengfeng. Research on recognition method of living body shock in low-voltage distribution network based on BP neural network[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1614-1623.
- [24] Yang Gengjie, Quan Shengxin, Gao Wei. A new-designed biological electric shock identification method in low-voltage distribution network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(3): 1558-1568.
- [25] 高伟, 饶俊民, 全圣鑫, 等. 不平衡小样本下多特征优化选择的生命体触电故障识别方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(7): 2060-2071.
- Gao Wei, Rao Junmin, Quan Shengxin, et al. Biological electric-shock fault identification method based on multi-feature optimization selection under unbalanced small sample[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(7): 2060-2071.
- [26] Tong Haixin, Zeng Xiangjun, Yu Kun, et al. Research on the identification method of series arc fault based on the feature sensitivity analysis and the TVA coefficient optimized random forest[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(2): 751-762.
- [27] 李理, 喻轹, 曾祥君, 等. 基于发电机定子接地燃弧电阻变化特征的主动降压熄弧机理与抑制方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(17): 5379-5393.
- Li Li, Yu Kun, Zeng Xiangjun, et al. Mechanism and suppression method of active arc extinguishing based on the variation characteristics of arc resistance of stator[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(17): 5379-5393.
- [28] Ke Guolin, Meng Qi, Finley T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[C]// 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA, 2017: 1-9.

作者简介

全海昕 男, 1996年生, 博士研究生, 研究方向为低压配电网人身触电防护。

E-mail: tonghaixin@stu.csust.edu.cn

喻轹 男, 1989年生, 副教授, 研究方向为电力系统保护与控制。

E-mail: kunyu0707@163.com (通信作者)

Detection Method of Low-Voltage Neutral-Live Electric Shock Based on Fault Dynamic Characteristics and Light Gradient Boosting Machine

Tong Haixin Zeng Xiangjun Yu Kun Zhou Zehua

(State Key Laboratory of Disaster Prevention and Reduction for Power Grid)

Changsha University of Science and Technology Changsha 410114 China)

Abstract Current electric shock detection methods are primarily designed to address faults between the live wire and the ground wire, mainly relying on monitoring changes in residual current to identify issues. However, in the case of a neutral-to-live electric shock fault, the fault circuit often does not cause a significant change in the residual current. This presents a considerable challenge for existing detection methods when it comes to identifying neutral-to-live electric shock incidents.

To address the aforementioned issues, a low-voltage neutral-to-live electric shock faults detection method based on dynamic fault characteristics and a light gradient boosting machine has been proposed. Firstly, a 1:1 prototype experimental platform for a low-voltage distribution network was established in a real system. Under various operating scenarios involving multiple household loads, experiments reproducing live neutral shock faults were conducted alongside control experiments using a sliding resistor to replace the electrically shocked body. A substantial amount of experimental samples representing both fault and normal operating states was collected, creating a comprehensive database. Secondly, the complexity of neutral-to-live electric shock faults is assessed based on the interference of load current on fault current. A fault circuit electrical equivalent model is established by considering the dynamic resistance and breakdown arcs at the dual contact points of the neutral-to-live shock, in conjunction with biological dynamic impedance. The impact of fault current on the main circuit current is analyzed. Finally, features of the main circuit current are extracted from the perspective of magnitude and high-frequency components, and the temporal changes of individual features before and after the occurrence of faults are compared. Given the difficulty in clearly distinguishing between fault and non-fault states based on individual features alone, along with the fact that these features exhibit varying sensitivity to both states, a multidimensional representation of the system state is employed. Following an ensemble computational approach, a lightweight gradient boosting machine model is developed, leveraging its uni-directional gradient sampling method and ensemble operation mechanism to accurately classify the two states.

The proposed method was evaluated on a test dataset consisting of 50 666 samples, achieving an overall accuracy of 96.82%. Specifically, the identification accuracy for 35 831 normal samples was 97.50%, while the accuracy for 14 835 neutral-to-live electric shock faults was 95.17%. The test results indicated that the proposed method could accurately distinguish neutral-to-live electric shock faults from normal operating conditions, including those in the control group with the sliding rheostat added, even when the fault information was significantly obscured by high load currents. Compared to existing methods, the proposed approach shows an advantage in accurately detecting low-voltage neutral-to-live electric shock faults.

The following conclusions can be drawn from the analysis: (1) By incorporating the time-varying impedance of biological tissues, variations in contact resistance, and breakdown arcs, the dynamic characteristics of faults were examined, revealing two effects of neutral-to-live electric shock faults on the main circuit current: changes in current magnitude and variations in high-frequency components. These findings served as the basis for constructing feature vectors. (2) The contribution of individual features to distinguishing between neutral-to-live electric shock faults and normal operating conditions is limited, resulting in significant inter-class ambiguity that can easily disrupt the sample fitting performance of traditional pattern recognition models. However, if features can exhibit a certain degree of sensitivity across different classes, the combination of multidimensional features can facilitate comprehensive discrimination. (3) Due to its inherent resilience to disturbances, the ensemble model can effectively mitigate interference caused by inter-class ambiguity and demonstrate strong generalization capabilities.

Keywords: Neutral-live electric shock, low-voltage distribution network, light gradient boosting machine, main line current

(编辑 李 冰)