第 52 卷 第 5 期：2077-2085 高电压技术 Vol.52, No.5: 2077-2085
2026 年 5 月 31 日 High Voltage Engineering May 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251004

基于相位分辨光子计数模式的金属尖端缺陷诱导局部放电识别

范贤浩[1]，怡　勇[2]，齐　绩[2]，王　前[1]，秦炜淇[1]，李传扬[1]
（1. 清华大学电机工程与应用电子技术系，北京 100084；2. 深圳供电局有限公司(广东省源网荷储互动协同技术企业重点实验室(No.2024B1212020004))，深圳 518000）

摘　要：准确检测缺陷引起的微放电信息对于实现气体绝缘装备的早期缺陷检测至关重要。为此，提出了一种基于相位分辨光子计数的缺陷诱导局部放电模式识别模型。首先，使用针板电极分析了局部放电演化过程中金属尖端缺陷所产生的光子信息；随后，采用相位分辨光子计数及统计分析方法提取了不同放电模式下的特征参量，进而实现对缺陷诱导下的光子响应进行定量表征；最后，利用降维及改进聚类分析建立了局部放电模式识别模型并明确了放电状态分类标准。当前研究有望为气体绝缘装备放电模式识别及运行风险评估提供新思路。
关键词：气体绝缘装备；缺陷检测；光子计数；局部放电；金属尖端

Identification of Metal Protrusion Defects Induced Partial Discharge Based on Phase Resolved Photon Counting Pattern

FAN Xianhao[1], YI Yong[2], QI Ji[2], WANG Qian[1], QIN Weiqi[1], LI Chuanyang[1]
(1. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
2. Shenzhen Power Supply Co., Ltd.(Guangdong Provincial Key Laboratory of Source-Grid-Load-Storage Interactive Collaborative Technology (No. 2024B1212020004)), Shenzhen 518000, China)

Abstract: Accurate detection of micro-discharge information induced by defects is crucial for the early identification of faults in gas-insulated equipment. Thus, this work proposes a defect-induced partial discharge pattern recognition model based on phase-resolved photon counting. First, photon generated by metallic tip defects during the evolution of partial discharge was analyzed using a needle plate electrode. Subsequently, phase-resolved photon counting (PRPC) and statistical analysis methods were employed to extract characteristic parameters under different discharge patterns, enabling quantitative characterization of the photon response induced by defects. Finally, dimensionality reduction and improved clustering analysis were utilized to establish a partial discharge pattern recognition model, and the classification criteria for discharge states were clearly defined. The current study aims to provide new insights into discharge pattern recognition and operational risk assessment for gas-insulated equipment.
Key words: gas insulated equipment; defect detection; photon counting; partial discharge; metal protrusion

0　引言

环氧树脂绝缘因其优良特性广泛应用于气体绝缘设备(gas insulated equipment, GIE)[1-2]。然而，气体绝缘设备内部不可避免地存在各种缺陷并在强电场持续作用下最终导致放电故障[3]。为表征上述缺陷，基于局部放电(partial discharge，PD)信号的方法得以广泛报道[4-5]。研究表明，缺陷类型及尺寸均会影响其放电特性并可体现在其相位分辨局部放电模式(phase resolved partial discharge，PRPD)中。因此，对 PRPD 模式的统计分析能够实现缺陷状态的定量分析。然而，传统的 PD 检测方法由于受噪声影响容易出现误报及漏报。相反，光学检测具有抗电磁干扰及设备振动的“天然”优势，且 GIE 的全封闭结构进而保证了其光密闭环境[6]。

在当前的研究中，F.Baudoin 等人建立了一种双极性电荷传输模型，利用聚乙烯的电致发光现象解

基金资助项目：国家自然科学基金(52407175)；中国南方电网有限责任公司科技项目(090000KC23110026)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52407175), Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd.(090000KC23110026).

释了电荷传输和发光的微观原理[7]。Bamji 则将电致发光的起始电压确定为聚合物降解的阈值，并以此作为绝缘材料劣化的开始[8]。此外，B.Qiao 强调局部放电产生的光学释放通常比起始(电致)发光高若干个数量级[9]。因此，微发光现象可视为局部放电发展的初始阶段，基于对上述微发光信息的准确测量有望实现对气体绝缘装备内传统监测方法难以发现的微缺陷的高灵敏度检测及早期预警[10-12]。任明通过研究不同波长及放电类型的光学测量结果指出：不同缺陷的发光谱具有显著差异[10]。此外，基于光子辐射的定量探索，研究表明：缺陷诱导下的电致发光现象(早期发光)的起始电压及发光强度显著低于可探测的局部放电脉冲，且发光强度及发光起始电压均与缺陷严重程度相关[13-14]。上述研究为光学局放监测手段的应用奠定了理论基础及实验参考。然而，当前研究大多聚焦于不同缺陷下的光学响应特性及光谱成分分析，而相关缺陷诱导放电演化过程中的光学特征分析及表征研究则鲜有报道；此外，当前尚缺乏行之有效的基于光学局放信息的放电模式识别模型。

鉴于此，本文针对缺陷诱导下放电演变过程中的光子释放信息进行探索，结合相位解析光子计数(phase resolved photon counting，PRPC)模式及特征降维、聚类分析提出了一种实现局部放电模式自适应识别的算法架构。在当前的工作中：首先，在阶升交流激励电压下探究了金属尖端缺陷的 PRPC 特征；进而，通过统计分析提出了用于定量描述缺陷特征的多物理参量；最后，结合 t 分布随机邻域嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding，TSNE)降维分析及改进的基于密度的带噪声空间聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN)提出了放电模式识别算法架构。研究结果以期为气体绝缘装备缺陷严重程度分类及操作风险评估提供新思路。

1 试验平台及测量结果

1.1 试验平台

使用长度 10 mm、曲率直径 1 mm 的铝针模拟气体绝缘设备中的金属尖端缺陷，试验装置及测试电路接线图如图 1 所示。其中：针尖与接地电极间的距离固定为 7 mm，使用无局放变压器提供阶跃递增的 50 Hz 交流电电压；电场激励下的缺陷模拟电极所释放发光信息由光子计数传感器(Hamamatsu H8259-1)记录，该传感器的分辨率<35 ns，暗计数<80 s^{-1}，测量光谱范围为 185~850 nm。计数单元用于将输出脉冲转换为计数脉冲，利用计数器统计单一时间窗口内(本文为 53 μs)的光子脉冲总数最后形成光子计数结果。

图 1 中缺陷模拟电极内部保持 0.1 MPa SF_6 条件，温度为室温。相较于直流激励而言，交流条件下更容易观测到稳定的发光信号。因此，施加交流电压范围为 4.5~11.5 kV(约 3 倍光子起始电压)，施加阶跃电压的方案如图 2 所示。为模拟缺陷发展过程中光信号的变化规律，试验记录 15 个阶跃电压下的光子响应数据，并用其表征缺陷劣化过程中的局部放电严重程度。其中，每个电压下的测量采集持续 20 min(前 10 min 用于建立稳定的光子释放的状态)，进而在室温下收集 200 个交流周期的光子计数数据用于后续分析。

1.2 测量结果

基于相位分辨的光子计数技术用于建立缺陷

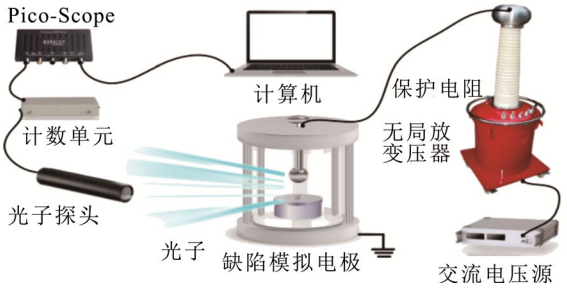


图 1 光子计数测量平台和电路

Fig.1 Measurement platform and circuit for photon counting

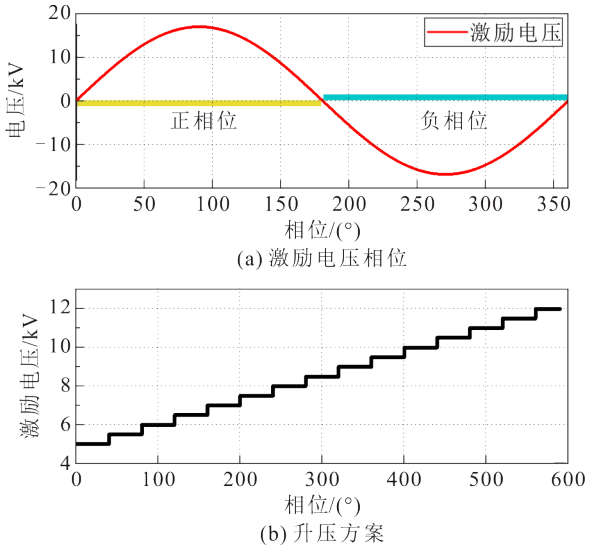


图 2 施加电压的相位及升压方案

Fig.2 Phase of applied voltage and scheme for increasing voltage

诱发光子信号的极性效应及幅值分布。图 1 中的金属突出物在 15 种电压下进行测试，最终选择 9 种电压用于绘制图 3。在图 3 中，每幅图包含 2 000 个采样点，并在相应的门时间内计数光子脉冲，本文中定义为光子脉冲相对强度(光子/相角)。从图 3 中可以看出：在 4.5 kV 交流电压下，初始光子脉冲相对强度为 5，而当电压升高至 5.5 kV 时，幅值仅为 10。然而，当施加电压达到 6.5 kV 时便可观察到光子释放强度增加数十倍。随后，电压经过 12 个阶段的逐渐升高并促使光子释放增加 8 倍，其平均增长率为 66%且明显低于上一阶段。

这可归因于在较低电压下局部放电尚未触发且此时的发光数据主要来源于缺陷附近的空气电离过程。当激励电压>5.5 kV 后，PD 开始建立且光子释放迅速增强。进一步的电压提升则稳步促进光子释放并呈现出平滑的线性增加趋势，文献[6]亦观察到类似现象且研究指出：随着电压增大其相应的发光演化过程可分为 4 个阶段。此外，图 3 还展示了金属尖端缺陷诱发的光子计数分布中明显的极性效应。一方面，不同激励电压下光谱中的峰值始终与电压峰值一致；另一方面，在较低的激励电压下，正极性下的光子脉冲强度超过负极性下的强度。然而，随着电压的增加，负极性下的光子脉冲显示出稳定的上升趋势，超越了正极性下的脉冲强度。这一现象可归因于以下机制：在较低的激励电压正半周期期间，带正电的金属尖端吸引周围介质中的自由电子形成集中电场区域，该电场足以使周围的气体分子电离，从而生成电子-离子对而引发局部放电。由于在正半周期内电场效应的增强，放电事件更为频繁，导致光子释放量增加。在较高电压下，正半周期及负半周期均保持足够的电场强度以诱发局部放电。然而，随着电压的提高，负半周期内的放电活动变得更加明显。这主要是因为在负半周期内，尽管金属尖端带负电，但其周围仍持续存在强电场。此外，在负极性放电中，高速电子的生成和碰撞电离效率更高，从而导致光子释放量增加。

PRPD 图谱主要反映放电的电气脉冲特性，其典型特征是在工频电压的正负半周会出现不对称的“兔耳状”或“山峰状”聚集性放电群，放电量较大且分散，能清晰展示放电幅值、频次与相位的关联[15]。而 PRPC 图谱则捕捉放电激发的光辐射信号，其图案与 PRPD 有相似相位分布，但能更灵敏地探测到微弱的放电起始和熄灭过程，尤其能凸显 PRPD 可能遗漏的低能量(局放起始前的电致发光、

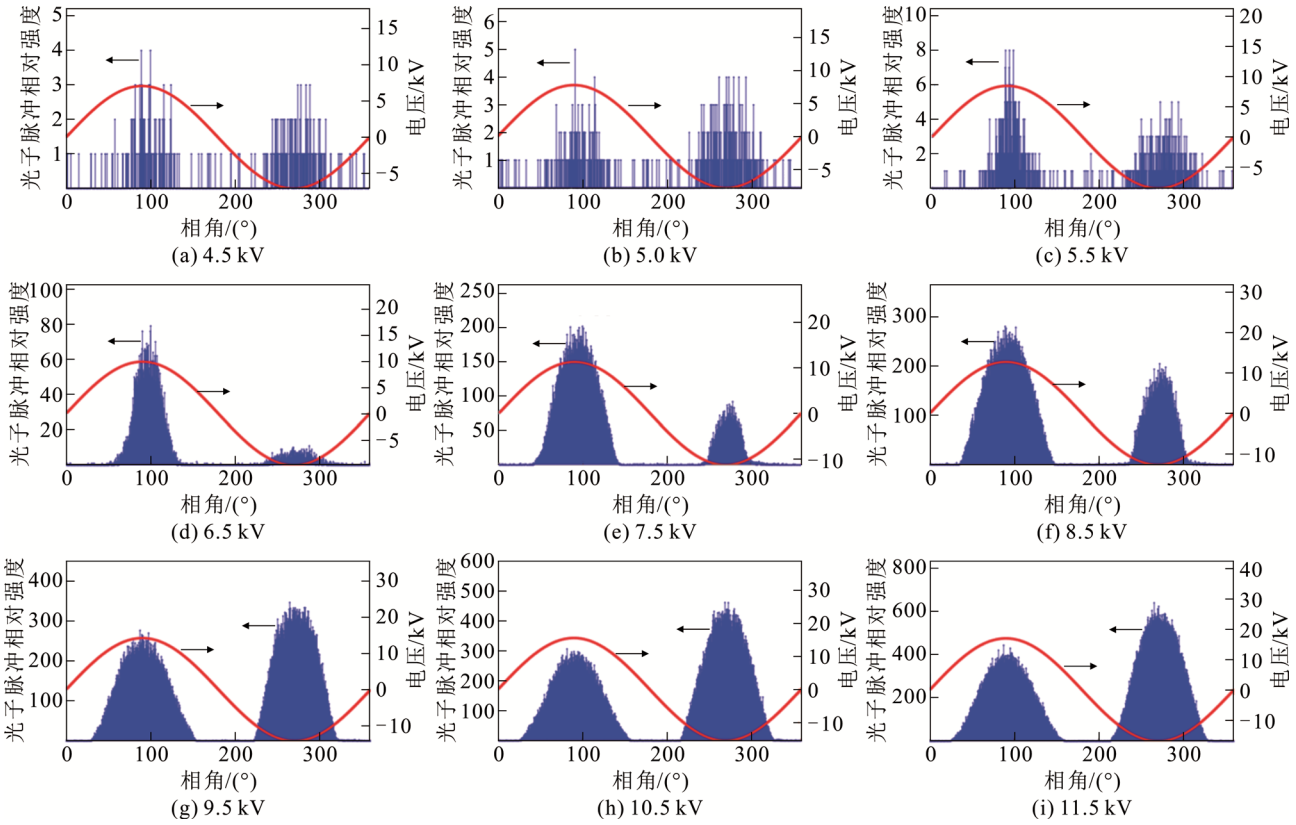


图 3　施加电压下金属凸起缺陷的 PRPC

Fig.3　PRPC of metal protrusion defect under growing applied voltage

气体电离及部分微放电对应的光子释放)、高频率光子发射，从而更精确地定位物理发光点并反映绝缘劣化的早期迹象。

2 放电状态分析

2.1 基于 PRPC 的表征参量

图 3 所示的变化规律表明：光子的释放机制随着电压的增加而发生了不同的变化。因此，通过 PRPC 所展现的独特模式特征可以用于分析放电状态。值得注意的是，较高的施加电压意味着更高的光子脉冲。为此，定义了光子脉冲重复频率(P_{rr})为：

$$P_{rr}=\sum_{i=1}^{N}(\Phi(i)/t_1) \tag{1}$$

式中：$\Phi(i)$表示图 3 中采样点 i 的脉冲强度；t_1 为测量时间且 t_1=4 s；N=2 000 为采样点的总数。

然后，为量化脉冲幅度或相位分布的分散程度，使用式(2)定义 PRPC 分布的标准差(S_{td})，即：

$$S_{td}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\Phi(i)-\Phi_{aver}\right)^2}{N}} \tag{2}$$

式中：Φ_{aver} 为光子脉冲强度的平均值。较高的 S_{td} 意味着可能存在多种放电模式或不稳定放电现象。

此外，偏度(S_{ke})描述了 PRPC 分布的不对称性，峰度(K_{ur})[16]反映了分布曲线的锐度，如式(3)—式(4)定义。

$$S_{ke}=\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\Phi(i)-\Phi_{aver}\right)^4}{NS_{td}^3} \tag{3}$$

$$K_{ur}=\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\Phi(i)-\Phi_{aver}\right)^4}{NS_{td}^{\ 4}} \tag{4}$$

如图 3 所示，正、负交流周期中的光子脉冲均随电压变化，因此定义了相应的脉冲比(R_{spn})为：

$$R_{spn}=\frac{\sum_{j=1}^{O}\Phi(j)}{\sum_{k=1}^{p}\Phi(k)} \tag{5}$$

式中：O 及 p 分别表示正、负交流周期中的脉冲总数。此外，为了归一化电压的影响，式(6)定义了平均光子脉冲及电压的归一化比值(R_{mv})，U 为施加的交流电压。

$$R_{mv}=\frac{\sum_{i=1}^{N}(\Phi(i)/N)}{U} \tag{6}$$

在试验中，在相同电压下对缺陷的 PRPC 进行了 20 次重复测量，然后将相应的数据(15 种电压×20 次重复测量=300 个样本)代入式(1)—式(6)所定义的计算式，计算得到 300 个样本的 6 个特征参量用于表征其缺陷发展过程中的参量变化规律。

随后，图 4 基于散点拟合分析绘制了所得特征与电压之间的趋势分布，并建立了拟合曲线来探索变化规律，所对应拟合方程见表 1。其中 R^2 为拟合优度，其值越接近 1 则拟合准确度越高。图 4 显示，光子脉冲重复频率(P_{rr})、标准差(S_{td})和归一化比值(R_{mv})随着电压的增加逐渐上升。这一演变表明，在缺陷放电过程中，随着电压达到一定水平，释放的光子数量显著增加，并逐渐趋于饱和。相反，偏度(S_{ke})和峰度(K_{ur})则表现出逐渐降低并趋于稳定的趋势。

这一现象可归因于金属突出物初始放电可能仅在特定相位角下产生强烈的局部放电，从而导致 PRPC 光谱中出现尖锐的峰值。

然而，随着放电的持续，放电行为可能在更宽的相位范围内发生，导致分布变得更加平坦，峰值高度和尖锐度降低。此外，从图 4(e)中可以看出，脉冲比(R_{spn})首先增加，然后下降，这与图 3 中的变化模式一致。当负周期光子脉冲的数量大于正周期脉冲的数量时，R_{spn} 的值小于 1。由表 1 亦可见，对于光子脉冲重复频率、标准差、偏度及归一化比值而言，其分布较好的满足指数函数变化规律，其特征波动幅度也较小，因此其拟合优度较高。

相对而言，峰度及正负周期脉冲比则波动较大，其分布图谱上呈现散点区间带分布规律且对应的拟合优度均低于 0.9，这说明这两特征可用于反映 PRPC 图谱的波动特征，描述局部放电期间所触发光子脉冲的随机性。综上，基于图 4 所示的 6 类特征参量可以定量分析缺陷发展(电压递增)过程中的发光特性。

2.2 基于优化 t-TSNE 的放电模式类别划分模型

2.2.1 优化 t-SNE 计算原理

图 3 及图 4 表明，缺陷诱发放电的光谱及定量特征随施加电压的变化而规律性的演变。因此，基于上述定量分析可以有效评估放电的发展程度(严重性)。虽然图 4 呈现了 6 个不同的特征参数，但它们在识别放电过程中的特征存在显著差异。为解决这一问题，基于 t 分布随机邻居嵌入(t-SNE)模型可为特征融合提供方法思路[17]。

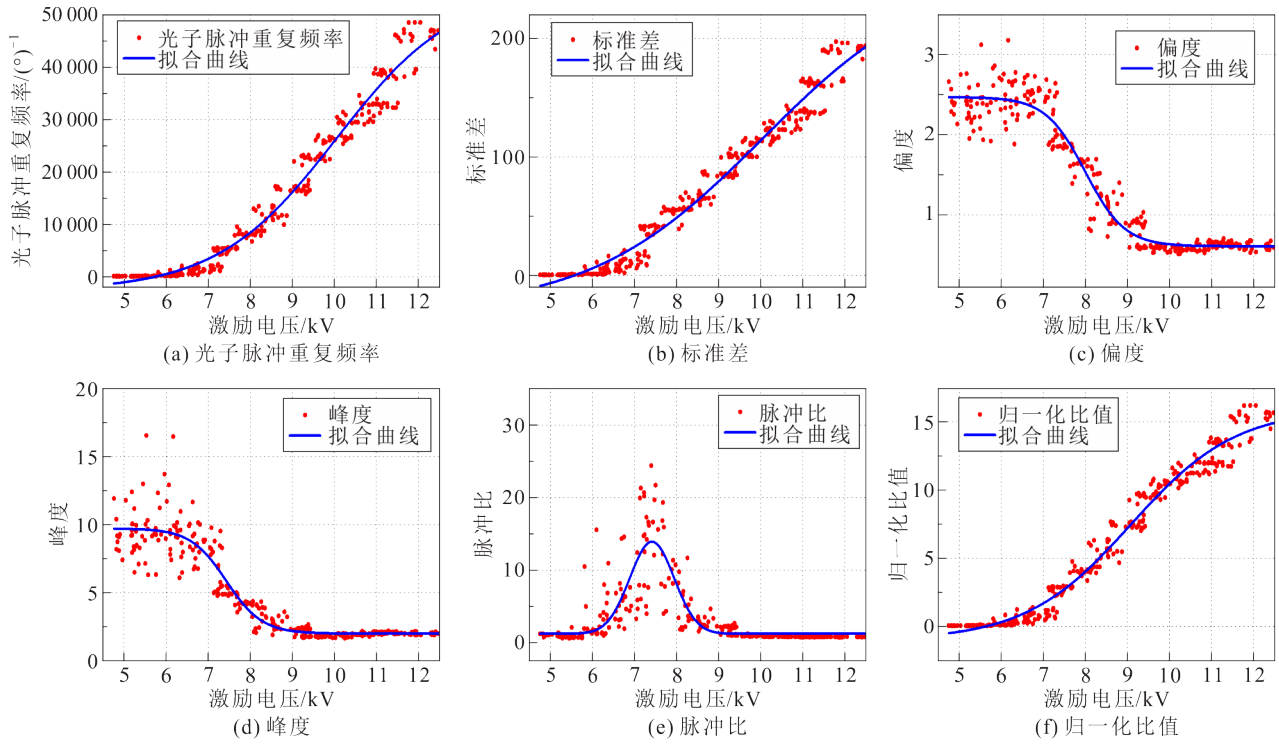


图 4　特征参量

Fig.4　Feature parameters

表 1　光子特征拟合方程

Table 1　Fitting equation of photon features

参数	拟合方程	R^2
P_{rr}	$P_{rr}=55\,409.98+\dfrac{-2\,668.37-55\,409.99}{1+e^{\frac{U-10.05}{1.42}}}$	0.97
S_{td}	$S_{td}=259.84+\dfrac{-28.96-259.84}{1+e^{\frac{U-10.02}{2.04}}}$	0.97
S_{ke}	$S_{ke}=0.61+\dfrac{2.47-0.61}{1+e^{\frac{U-8.00}{0.47}}}$	0.94
K_{ur}	$K_{ur}=1.99+\dfrac{9.71-1.99}{1+e^{\frac{U-7.43}{0.43}}}$	0.89
R_{spn}	$R_{spn}=1.18+12.69\times e^{-0.5\times\left(\frac{U-7.41}{0.53}\right)^2}$	0.70
R_{mv}	$R_{mv}=15.97+\dfrac{-1.07-15.97}{1+e^{\frac{U-9.08}{1.25}}}$	0.98

t-SNE 适用于高维数据的可视化，尽管其在二维空间中表现优异，但在某些应用场景中三维可视化能够提供更多的信息。本文提出了一种优化后的基于 t-SNE 的三维降维模型，旨在提高降维后的数据表示的质量和稳定性。t-SNE 通过在高维空间和低维空间中分别计算数据点之间的相似度，并最小化这 2 个分布之间的 Kullback-Leibler (KL)散度来实现降维。高维空间中的相似度通过高斯核函数计算，而低维空间中的相似度通过 t 分布计算。其中，高维空间中的相似度 $p_{i|j}$ 可定义为：

$$p_{i|j}=\frac{\exp\left(-\left|\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j\right|^2/2\sigma_i^2\right)}{\sum_{k\neq i}\exp\left(-\left|\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_k\right|^2/2\sigma_i^2\right)} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{x}_i$ 及 $\boldsymbol{x}_j$ 为高维空间中的数据点；σ_i 为以数据点 $\boldsymbol{x}_i$ 为中心的高斯核的带宽参数，通常通过二分搜索确定以满足用户定义的困惑度(perplexity)。

低维空间中的相似度 q_{ij} 定义为：

$$q_{ij}=\frac{\left(1+\left|\boldsymbol{y}_i-\boldsymbol{y}_j\right|^2\right)^{-1}}{\sum_{k\neq l}\left(1+\left|\boldsymbol{y}_k-\boldsymbol{y}_l\right|^2\right)^{-1}} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{y}_i$、$\boldsymbol{y}_j$、$\boldsymbol{y}_k$ 及 $\boldsymbol{y}_l$ 为低维空间中的数据点。KL 散度 C 定义为：

$$\begin{cases} C=\sum_i\sum_j p_{ij}\lg\dfrac{p_{ij}}{q_{ij}} \\ p_{ij}=\dfrac{p_{j|i}+p_{ij}}{2n} \end{cases} \tag{9}$$

式中：p_{ij} 为对称化的高维相似度；n 为数据点的数量。

为提高 t-SNE 在三维空间中的表现，本文引入了以下优化策略。

1）自适应学习率。t-SNE 使用固定的学习率可能导致收敛速度慢或不稳定。为此，本文采用自适

应学习率策略，根据梯度变化动态调整学习率，即：

$$\eta_t = \eta_{t-1}\exp\left(-\lambda\left|\nabla C\right|^2\right) \tag{10}$$

式中：η_t为第 t 次迭代的学习率；λ 为衰减系数；∇C 为 KL 散度的梯度。

2）动量加速。为加速收敛，因此引入了动量项：

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_t = \gamma \boldsymbol{v}_{t-1} + \eta_t \nabla C \\ \boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{v}_t \end{cases} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{v}_t$为第 t 次迭代的速度；γ 为动量系数。

3）早期压缩。为避免初始阶段数据点过于分散，因此在早期迭代中引入 1 个压缩因子 α 且随着迭代的进行，α 逐渐减小至 1，进而 q_{ij} 可表示为：

$$q_{ij} = \frac{\left(1+\alpha\left|\boldsymbol{y}_i - \boldsymbol{y}_j\right|^2\right)^{-1}}{\sum_{k\neq 1}\left(1+\alpha\left|\boldsymbol{y}_k - \boldsymbol{y}_l\right|^2\right)^{-1}} \tag{12}$$

2.2.2 算法流程及结果分析

其主要步骤如下所述。

1）计算相似性矩阵：根据高维数据集中每对数据点之间的相似性计算相似性矩阵。

2）嵌入空间初始化：在低维空间中随机初始化每个数据点的位置。

3）定义 t 分布概率分布：使用 t 分布定义高维和低维空间中数据点之间的条件概率分布。

4）优化过程：通过最小化条件概率分布的 Kullback-Leibler 散度调整低维空间中数据的位置。

5）迭代优化：在满足停止条件之前，迭代更新每个数据点在低维空间中的位置。

6）可视化和分析：最终，优化后的低维空间数据点位置将用于可视化和分析。

随后，t-SNE 将 6 维特征参数矩阵降维至 3 维。图 5 展示了 15 种电压激励下共 300 个样本点的光子特征参量降维后特征的可视化分布，其表明当前试验条件下局放演化全过程可划分为 3 个类别，并分别定义为轻微放电(sligh discharge，SD)、中度放电(medium discharge，MD)和严重放电(severe discharge，SED)。

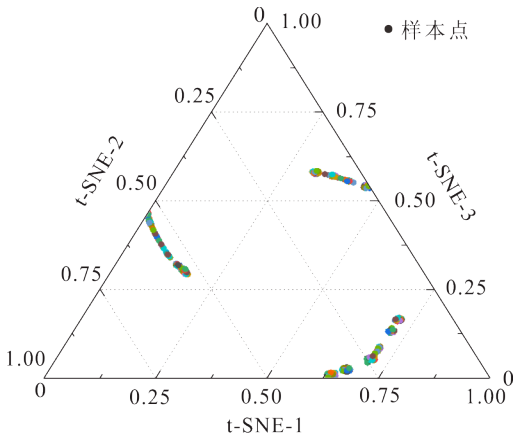


图 5 基于 t-SNE 计算结果的样本分布

Fig.5 Sample distribution by t-SNE calculation

3 放电模式自适应识别模型构建

3.1 算法流程

由图 5 可以看出，局部缺陷引发的放电发展过程(严重程度)可以分为 3 类。明确分类标准并根据放电状态对所有样本点进行分类至关重要，这为后续的聚类分析提供了基础。在聚类分析中，传统的聚类算法如 K 均值(K-means)[18]、模糊 C 均值(fuzzy C-means，FCM)[19]等可能会错误地将噪声或离群点归入某一特定聚类，从而影响聚类质量。而 DBSCAN[20]算法能够有效识别及标记噪声或离群点，其鲁棒性更适合复杂测量条件下的 PD 测试。

然而，传统的 DBSCAN 算法在处理高维数据或密度分布不均匀的数据时，可能会面临计算效率低和聚类效果不佳的问题。为此，本文提出了一种改进的 DBSCAN 算法，通过引入自适应邻域半径和加权密度度量，提升了算法的性能。

1）自适应邻域半径：传统的 DBSCAN 算法使用固定的邻域半径 ϵ 来定义邻域，这在高维数据或密度分布不均匀的情况下可能导致聚类效果不理想。改进的算法引入了自适应邻域半径 ϵ_i，该半径根据数据点的局部密度动态调整。具体而言，对于数据点 x_i，其邻域半径 ϵ_i 定义为：

$$\epsilon_i = \frac{1}{k'}\sum_{j=1}^{k'} d\left(x_i, x_j\right) \tag{13}$$

式中：$d(x_i, x_j)$表示数据点 x_i 及 x_j 之间的距离；k'是预先设定的邻居数量。通过这种方式，每个数据点的邻域半径根据其局部密度自适应调整，从而更好地适应数据的分布特性。

2）加权密度度量。传统的 DBSCAN 算法使用简单的计数方法来衡量数据点的密度，即邻域内数据点的数量。改进的算法引入了加权密度度量 ρ_i，该度量不仅考虑邻域内数据点的数量，还考虑了这些数据点与中心点的距离。具体而言，对于数据点 x_i，其加权密度度量 ρ_i 定义为：

$$\rho_i = \sum_{j=1}^{n}\exp\left(-\frac{d\left(x_i, x_j\right)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{14}$$

式中：σ 为 1 个尺度参数，用于控制距离对密度的影响程度。通过引入加权密度度量，算法能够更准确地反映数据点的局部密度，从而提高聚类的准确性。

因此，本文采用改进的 IDBSCAN 算法形成 PD 发展过程中的 3 种模式(状态)，基于改进的 DBSCAN 的聚类分析算法计算流程如图 6 所示。

3.2　识别结果分析

IDBSCAN 的输入为 t-SNE 经降维运算后的融合特征参量，且邻域距离和最小点数分别设置为 0.3 及 5。因此，15 种电压类别可以划分为 3 种放电模式，即 SD、MD 和 SED，最终聚类截图见图 7、中心的坐标见表 2。结果表明：在 7 种激励电压下(4.5~6.5 kV)的样本归为 SD，7.0~8.5 kV 的样本归为 MD，其余电压归为 SVD。因此，所获得的结果可以视为区分放电演变模式的阈值，从而确定其风险水平。

此外，为了考察不同聚类方法所带来的影响，本文在相同条件下对 IDBSCAN、K-means 和 FCM 算法的聚类结果进行了公平比较，结果如表 3 所示。

设 n 为数据点数量(300 个样本)，t 为迭代次数(20 次迭代)，k 为聚类中心数量(3 个状态)，d 为数据点的维度(7 个特征)。

计算结果表明 IDBSCAN(DBSCAN)、K-means 及 FCM 的时间复杂度和空间复杂度分别为(743.1，300)、(6 300，21)和(18 000，900)。综合残差及执行时间及时间复杂度的分析表明：IDBSCAN 在当前案例中更为适用。其计算时间仅为 K-means 及 FCM 的 8.9%及 3.1%，而残差也仅为 K-means 及 FCM 的 66.67%及 80%。因此，IDBSCAN 相较于 DBSCAN、K-means 及 FCM 而言具有优异的计算效率及准确性。

4　结论

1）随着激励电压的增加，光子脉冲的强度稳步上升，而在负半周期中，光子数量先下降后上升，这与正半周期中的光子脉冲相比存在差异。这一现象主要归因于交流极性的变化以及针尖附近电荷浓度的变化。为进一步量化上述变化，提出了基于多

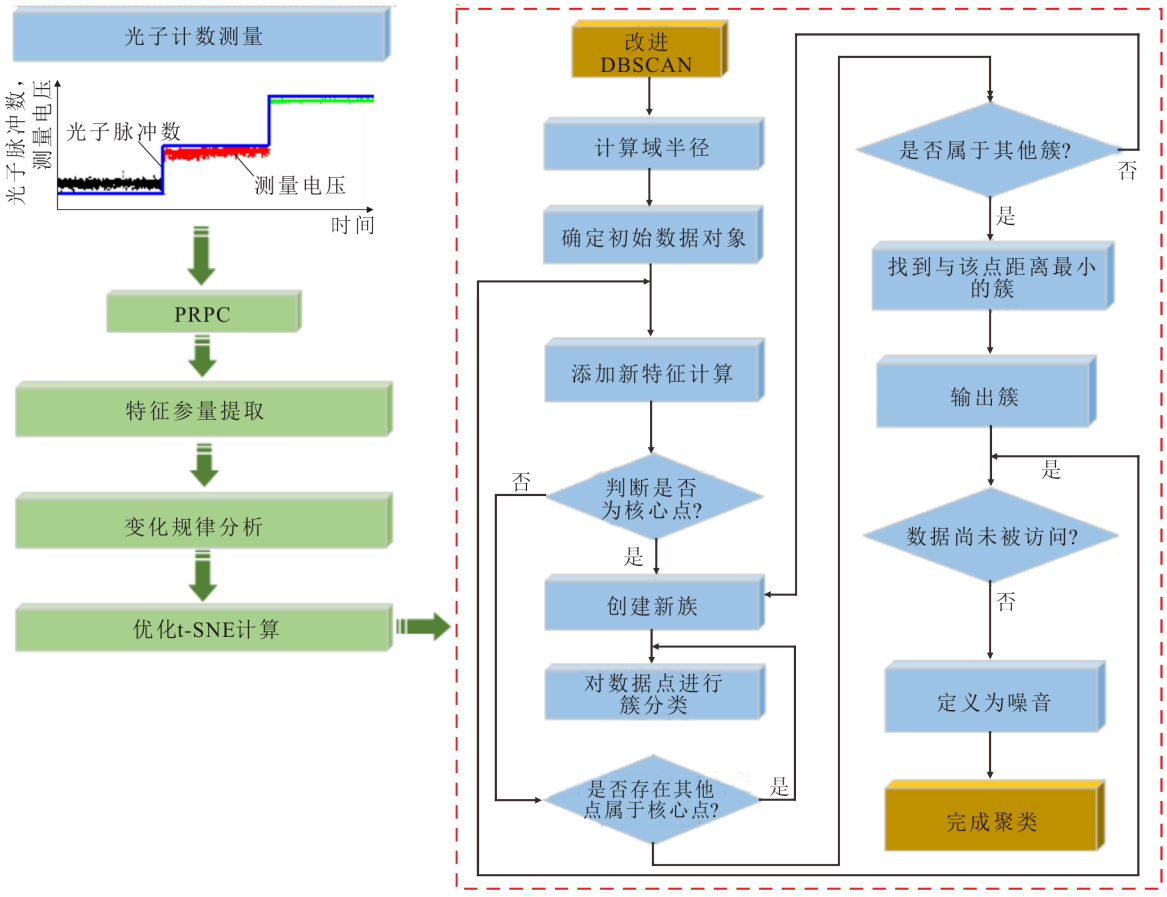


图 6　基于改进 DBSCAN 分析的程序算法架构

Fig.6　Program algorithm architecture based on improved DBSCAN analysis

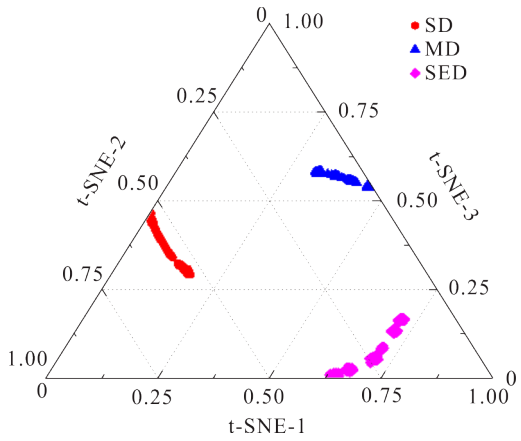


图 7 基于改进 DBSCAN 聚类结果

Fig.7 Clustering results of improved DBSCAN

表 2 分类中心及放电状态

Table 2 Classification center and discharge state

放电状态	分类中心	电压区间/kV	样本个数
SD	(0.16, 0.59, 0.90)	4.5~6.5	100
MD	(0.66, 0.96, 0.09)	7.0~8.5	80
SED	(0.80, 0.10, 0.25)	9.0~12.0	120

表 3 聚类结果对比

Table 3 Comparison of clustering results

算法类型	计算时间/s	残差和	时间复杂度	空间复杂度
IDBSCAN	0.000 9	$1.120\,3\times10^4$	$O_1(n\lg n)$	$O_1(n)$
DBSCAN	0.002 1	$1.280\,7\times10^4$	$O_1(n\lg n)$	$O_1(n)$
K-means	0.010 1	$1.680\,3\times10^4$	$O_1(dk_1n)$	$O_1(k_1d)$
FCM	0.028 7	$1.399\,4\times10^4$	$O_1(tk_1n)$	$O_1(k_1n)$

注：O_1 为复杂度；k_1 为聚类数；d 为特征维度。

个特征的统计分析方法。随后，通过拟合分析研究了激励电压与这些参数之间的定量关系，有助于定量分析放电演化状态于多维特征参量间的定量关系。最后，基于降维分析及改进聚类算法提出了用于自适应实现放电模式识别的算法架构，并讨论了 PD 演变的不同阶段及其分类标准。

2）研究结果表明局部放电严重程度演变过程中会导致其光子释放特性发生畸变，其影响程度可使用所提特征参量定量分析；此外，由阶跃电压模拟的局部放电发展过程可由聚类分析得到其严重程度分类依据并得到对应于轻微、中度及严重放电的分类依据。

3）当前工作仅研究了单一尖端缺陷在发光起始到剧烈发光(局部放电)阶段的发光特性，未来工作将聚焦研究适用于多种缺陷的基于光学数据特征的模式识别模型。

参考文献 References

[1] 李军浩，韩旭涛，王昊天，等. 电气设备局部放电检测技术述评：2015—2025[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3132-3158.
LI Junhao, HAN Xutao, WANG Haotian, et al. Review of partial discharge detection technology in electrical equipment: 2015—2025[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3132-3158.

[2] 曾福平，朱可馨，冯孝轩，等. SF_6 故障分解及特征组分检测研究进展[J]. 高电压技术，2023，49(8)：3240-3257.
ZENG Fuping, ZHU Kexin, FENG Xiaoxuan, et al. Progress in SF_6 decomposition and detection of its characteristic decomposition components[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3240-3257.

[3] 刘 博，苏 伟，张泽皓，等. 直流 GIS/GIL 金属异物运动特征、抑制及检测方法[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1038-1051.
LIU Bo, SU Wei, ZHANG Zehao, et al. Motion characteristics, suppression and detection methods of metal particles in DC GIS/GIL[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1038-1051.

[4] 李腾飞，罗汉华，徐 琴，等. 基于光子-相位技术的 GIS 线形金属微粒检测及识别方法[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1052-1059.
LI Tengfei, LUO Hanhua, XU Qin, et al. Linear metal particle detection and recognition method based on photon-phase technology in GIS[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1052-1059.

[5] MENG X R, LI X B, LU T B. Statistical properties of corona current pulses in rod-plane air gap under AC-DC composite voltages[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 3(1): 212-221.

[6] FAN X H, NIU S, LUO H H, et al. Photon counting technique as a potential tool in micro-defect detection of epoxy insulation pull rod in gas-insulated switchgears[J]. High Voltage, 2024, 9(2): 267-274.

[7] BAUDOIN F, MILLS D H, LEWIN P L, et. al. Modeling electroluminescence in insulating polymers under ac stress: effect of excitation waveform[J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 2011, 44: 165402.

[8] BAMJI S S, BULINSKI A T, ABOU-DAKKA M. Luminescence and space charge in polymeric dielectrics-[whitehead memorial lecture(2008)][J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2009, 16(5): 1376-1392.

[9] QIAO B, TEYSSEDRE G, LAURENT C. Electroluminescence and cathodoluminescence from polyethylene and polypropylene films: spectra reconstruction from elementary components and underlying mechanisms[J]. Journal of Applied Physics, 2016, 119(2): 024103.

[10] REN M, SONG B, ZHUANG T X, et al. Optical partial discharge diagnostic in SF_6 gas insulated system via multi-spectral detection[J]. ISA Transactions, 2018, 75: 247-257.

[11] 杨 凯，张冠军，孙 涵，等. 聚合物绝缘材料电致发光现象研究的进展[J]. 高电压技术，2008，34(1)：21-26.
YANG Kai, ZHANG Guanjun, SUN Han, et al. Research progress on electroluminescence phenomena of polymeric insulation[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(1): 21-26.

[12] 王 凯，任 明，周沁煜，等. 基于方波激励电致发光效应的电场与温度可视化方法[J]. 高电压技术，2025，51(10)：4978-4991.
WANG Kai, REN Ming, ZHOU Qinyu, et al. Visualization method of electric field and temperature based on square wave excitation electroluminescence effect[J/OL]. High Voltage Engineering, 2025, 51(10): 4978-4991.

[13] 公多虎，范贤浩，詹仲强，等. 基于光子计数测量的 GIS/GIL 环氧

绝缘材料表面微缺陷检测研究[J]. 绝缘材料，2024，57(9)：125-130.
GONG Duohu, FAN Xianhao, ZHAN Zhongqiang, et al. Research on surface microdefect detection of GIS/GIL epoxy insulation materials based on photon counting[J]. Insulating Materials, 2024, 57(9): 125-130.

[14] FAN X H, LUO H H, LIANG F W, et al. Photon count technique as a potential tool for insulation micro-defect detection: principles and primary results[J]. iEnergy, 2023, 2(4): 258-263.

[15] 许辰航，陈继明，刘伟楠，等. 基于深度残差网络的 GIS 局部放电 PRPD 谱图模式识别[J]. 高电压技术，2022，48(3)：1113-1123.
XU Chenhang, CHEN Jiming, LIU Weinan, et al. Pattern recognition of partial discharge PRPD spectrum in GIS based on deep residual network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(3): 1113-1123.

[16] HASHIM S, SHAKYA P. A spectral kurtosis based blind deconvolution approach for spur gear fault diagnosis[J]. ISA Transactions, 2023, 142: 492-500.

[17] 张淑清，段晓宁，张立国，等. Tsne 降维可视化分析及飞蛾火焰优化 ELM 算法在电力负荷预测中应用[J]. 中国电机工程学报，2021，41(9)：3120-3129.
ZHANG Shuqing, DUAN Xiaoning, ZHANG Liguo, et al. Tsne dimension reduction visualization analysis and moth flame optimized ELM algorithm applied in power load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(9): 3120-3129.

[18] 鄢小虎，何发智，卢文华，等. 基于粒子群 K 均值算法的变压器在线故障诊断研究[J]. 电测与仪表，2016，53(4)：1-4.
YAN Xiaohu, HE Fazhi, LU Wenhua, et al. The research on the on-line fault diagnosis of transformer based on PSO and K means algorithm[J]. Electrical Measurement& Instrumentation, 2016, 53(4): 1-4.

[19] 张国宝，王朝廷，黄伟民，等. 基于多源传感器数据融合的断路器故障诊断方法[J]. 高电压技术，2025，51(2)：660-668.
ZHANG Baoguo, WANG Chaoting, HUANG Weimin, et al. Fault diagnosis method of circuit breaker based on multi-source sensor data fusion[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(2): 660-668.

[20] 郭　箪，田锦明，张　军，等. 基于 DBSCAN 与 BP 神经网络的轮速传感器故障诊断研究[J]. 工业仪表与自动化装置，2024(6)：99-103.
GUO Cui, TIAN Jinming, ZHANG Jun, et al. Study on fault diagnosis of intelligent wheel speed sensor based on DBSCAN and BP neural network[J]. Industrial Instrumentation and Automation, 2024(6): 99-103.



范贤浩
1995—，男，博士(后)，助理研究员
研究方向为特高压装备缺陷检测及状态评估
E-mail: xianhaofan@tsinghua.edu.cn

FAN Xianhao
Post-doctorate



李传扬(通信作者)
1987—，男，博士(后)，副研究员
研究方向为特高压装备研发及电荷抑制
E-mial: chuanyang_li@tsinghua.edu.cn

LI Chuanyang
Post-doctorate
Associate professor
Corresponding author

收稿日期　2025-07-03　在线出版日期　2025-11-10　　编辑　曾文君