第 52 卷 第 2 期：868-883 高电压技术 Vol.52, No.2: 868-883
2026 年 2 月 28 日 High Voltage Engineering February 28, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250784

人工智能应用于电力电缆局部放电诊断的研究进展

杨　勇[1]，石寰宇[1]，李　传[1]，杨　帅[2]，王韫暄[3]
（1. 强电磁技术全国重点实验室(华中科技大学电气与电子工程学院)，武汉 430074;
2. 国网湖北省电力有限公司电力科学研究院，武汉 430077;
3. 国网安徽省电力有限公司营销服务中心，合肥 230000）

摘　要：电力电缆是电能传输的重要枢纽，其绝缘性能会直接影响电力系统的安全性与稳定性。定期开展局部放电诊断能够有效评估电力电缆绝缘状态并识别早期缺陷，是提升供电可靠性的关键措施。该文聚焦电缆局部放电的人工智能诊断方法，系统综述了近年来该领域的重要研究成果。首先，概述了电缆局部放电的基本检测方法，包括电学方法、超声法和红外法，对其优缺点进行讨论。其次，重点关注人工智能算法在电缆局部放电模式识别上的应用，分别从传统机器学习以及深度学习的应用两方面进行详细阐述，分析了这些算法的优缺点、演变发展过程及其在电缆局部放电上的适用性。最后，总结了电缆局部放电诊断面对的挑战，并从数据来源、算法设计和电缆监测系统搭建 3 个方面探讨了未来的研究方向。
关键词：电力电缆；模式识别；机器学习；深度学习；局部放电检测

Research Progress on Artificial Intelligence for Partial Discharge Diagnosis in Power Cables

YANG Yong[1], SHI Huanyu[1], LI Chuan[1], YANG Shuai[2], WANG Yunxuan[3]
(1. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology(School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology), Wuhan 430074, China; 2. State Grid Hubei Electric Power Research Institute, Wuhan 430077, China; 3. Marketing Service Center, State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230000, China)

Abstract：Power cables serve as critical hubs for electrical energy transmission, and their insulation performance directly affects the safety and stability of power systems. Regular partial discharge (PD) diagnosis effectively assesses insulation conditions and identifies early-stage defects, making it key to improving power supply reliability. This paper focuses on artificial intelligence (AI)-based diagnostic methods for partial discharge (PD) in power cables and systematically reviews recent research progress in this field. First, the fundamental detection methods for cable PD, including electrical, ultrasonic, and infrared techniques, are introduced, and their advantages and disadvantages are discussed. Next, the paper highlights the application of AI algorithms in cable PD pattern recognition, with a detailed analysis of traditional machine learning and deep learning approaches, covering their evolution, strengths, limitations, and applicability. Finally, the challenges in PD diagnosis are summarized, and future research directions are discussed from three key aspects: data acquisition, algorithm design, and the development of cable monitoring systems.
Key words：power cable; pattern recognition; machine learning; deep learning; partial discharge detection

0　引言

随着电力需求的快速增长以及城市电网对输电容量和供电质量要求的日益提高，城市电网输配电系统的电缆化程度呈现持续上升的趋势。截至 2023 年，城市电网中电力电缆已近 150 万公里，大型城市核心区电缆化率逾 90%[1]。电缆已经成为现代化城市电网的重要组成部分，其可靠运行对于保障电网的安全性和稳定性具有重要意义。根据国际标准 IEC 60270 的定义，局部放电(partial discharge，PD)是导体间绝缘仅被部分桥接的局部电气放电，可能发生或不发生在导体附近[2]。尽管局部放电通常不会立刻引发绝缘的整体失效，但其长期存在会显著加速绝缘性能的退化，增加主绝缘击穿、停电事故和附件爆炸的风险[3-5]。

因此，构建电缆局部放电诊断系统，对于电缆绝缘状态量化评估和实现故障实时预警具有重要意义，主要包括电缆局部放电检测部分和模式识别部分。局部放电检测过程主要利用放电产生时伴随的电、热、光、化学和磁效应的变化，表 1 中对现有

表 1　电力电缆局部放电检测技术

Table 1　Power cable partial discharge detection technology

检测方法	传感器	优点	缺点	文献
脉冲电流法	耦合电容测量阻抗	灵敏度高，可靠性高；抗干扰能力强，噪声水平低	一般用于离线检测	[6-9]
电磁耦合法	耦合电容	灵敏度较高 成本低，安装简单，集成度高	非侵入式抗干扰能力较差；侵入式破坏电缆结构，安装位置受限	[10-12]
	HFCT 传感器	非侵入式，安装方便；能真实反映放电脉冲的波形特点	易受接地回路干扰； 铁芯可能进入磁饱和状态，灵敏度降低	[13-14]
	罗氏线圈	非侵入式，安装方便；具有方向灵敏性	灵敏度较低，带宽较低 易受背景噪声和电磁干扰影响	[15]
	磁阻传感器	非接触式，安装灵活； 检测精度高，稳定性好，抗干扰强	位置敏感； 电子电路设计复杂	[16]
特高频法	UHF 传感器	信噪比高，具有较高的灵敏度； 可以三维定位故障位置	抗高频干扰和噪声能力低； 外置式会因电缆多层屏蔽结构灵敏度降低； 内置式安装不当可能影响电场分布	[17-19]
超声法	压电陶瓷传感器	非侵入式，易于安装和更换； 不受电磁噪声和干扰的影响	检测范围有限，声波传输路径复杂，信号衰减严重； 灵敏度较低，特别是当局部放电源位于电缆内部	[20]
	光纤声学传感器	受电磁噪声干扰小	声信号衰减严重； 内置式传感器安装复杂易破坏电缆结构	[21-22]
	柔性超声传感器	传感器布置灵活，可复杂表面的贴合，适用场景广； 可以与其他传感器集成	成本较高，传感器机械强度不足； 频率带宽受限	[23-24]
红外法	红外热成像仪	非接触式，安装方便，结果直观； 抗电磁干扰	受外界环境影响较大，使用场景受限； 穿透性不足，内部缺陷无法检测	[25]

的电缆局部放电检测方法进行了简要总结。

局部放电模式识别用于对检测数据进行分析，其核心目标是识别局部放电信号并将其归类至典型缺陷类型中[26]，该过程主要包括模式构造、特征量提取及模式分类器设计 3 个部分。传统局部放电模式识别方法依赖人工提取特征并结合传统分类器，这导致其需要大量的先验知识和标注数据，还存在识别过程复杂、主观性较强、难以有效迁移推广应用等固有缺陷[27-28]。电力电缆局部放电信号具有很强的分散性和随机性，电缆本身的多层屏蔽结构也增加了局放信号的采集难度。并且，电缆大多铺设在地下，运行环境中往往存在着复杂多样的电磁干扰源，使得微弱的局部放电信号更加难以被有效检出[29]。这些问题进一步扩大了传统方法应用于电缆局部放电检测的局限性。

人工智能算法在处理复杂信号特征、应对噪声干扰以及解决分类问题方面的显著优势为解决上述难题提供了新的思路。人工智能算法应用于电缆局部放电检测的主要技术路线，分为经典机器学习方法和深度学习方法两大方向，图 1 为人工智能方法应用于局部放电缺陷识别的基本过程。

经典机器学习方法构建了“信号处理-特征提取-分类识别”的技术框架。利用信号处理技术提取初始特征，结合降维算法进一步优化特征，最终输入经典机器学习分类器完成电缆局部放电模式识别。经典机器学习算法尤其擅长处理中小规模数据，注重特征工程和模型优化，为局部放电模式识别提供了可靠的工具。

深度学习是在经典机器学习的基础上发展而来，通过扩展神经网络的结构与功能，实现了更强的学习能力。它通过多层网络结构来实现“端到端”的学习，即直接从原始数据中自动提取高层次特征，无须人工干预。这使得深度学习非常适合处理大规模复杂数据和高维任务场景。与经典机器学习相比，深度学习不仅在特征提取上更为高效，还为复杂环境下的模式识别提供了更高的精度和鲁棒性。

此外，优化算法可以对参数调优和特征选择进行进一步优化，包括遗传算法(genetic algorithm，GA)、粒子群优化(particle swarm optimization，PSO)等。智能优化算法与机器学习或深度学习的结合能够显著提高算法性能、增强模型的适应性和泛化能力，为局部放电信号模式识别提供更精准、高效的解决方案。

本文将系统性地回顾和介绍传统机器学习和深度学习在电缆局部放电缺陷识别中的应用，主要包括局部放电信号的特征提取与选择、缺陷类型的智能识别与分类技术以及不同人工智能算法在实际应用中的表现和优缺点。此外，针对当前技术的瓶颈与挑战，本文总结了现有研究的进展，并提出了未来可能的发展方向，为电缆局部放电智能化诊断和状态监测提供有效的参考。

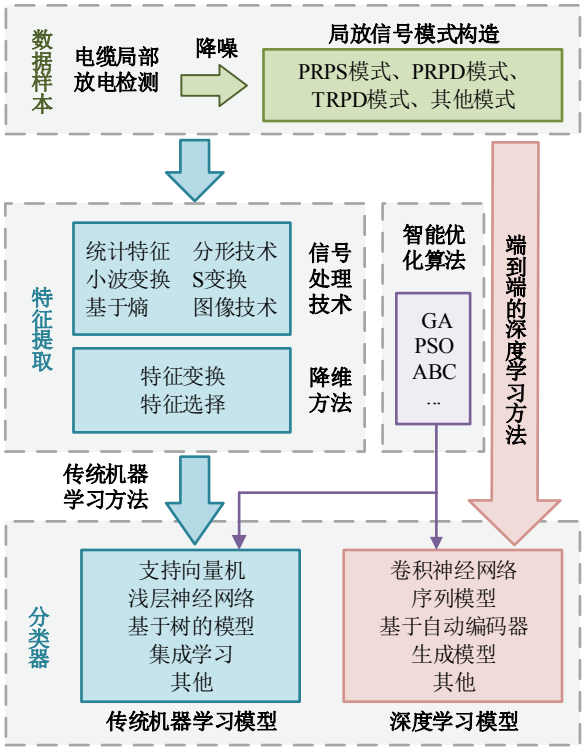


图 1 人工智能应用于局部放电诊断的基本过程

Fig.1 Basic process of artificial intelligence applied to PD diagnosis

1 信号特征提取与选择

1.1 降噪技术

在局部放电检测中，由于现场电磁环境复杂、测试设备灵敏度高，传感器所采集到的原始信号往往混杂着大量噪声成分，包括白噪声、窄带噪声、脉冲噪声等[30]。干扰信号会降低局放检测的信噪比，掩盖局放信号，导致检测精度降低。因此，开展有效的降噪处理是实现高质量信号分析的关键步骤。局部放电信号降噪技术如表 2 所示。

局部放电信号降噪主要是基于局部放电信号与噪声在频率、能量分布、时间持续性或统计特征上的差异。常用的经典降噪技术包括傅里叶变换(Fourier transform，FT)、小波变换(wavelet transform，WT)等。这些方法简单易行，但对非平稳信号的处理效果有限。随着数据驱动方法的发展，机器学习与深度学习逐步应用于降噪领域，例如径向基函数神经网络(radial basis function-artificial neural network，RBF-ANN)、卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)等，这些方法具备自适应特征提取能力，能更有效应对非平稳信号和复杂噪声环境，但需要大量的训练数据。为了进一步在保持信号保真度的同时增强了噪声抑制，将各类技术相结合的融合方法也不断被提出。

表 2 局部放电信号降噪技术

Table 2 Denoising techniques for PD signals

分类	降噪技术	描述	文献
经典方法	傅里叶变换	利用短时傅里叶提取时频谱后，通过 SVD 分离奇异值重构信号	[31]
	小波变换	采用改进经验小波变换实现自适应频域分解与软阈值降噪	[32]
	奇异值分解	利用广义 S 变换获取干扰特征，结合 SVD 分解去除混合噪声	[33]
	变分模态分解	利用改进奇异值分解增强信号特征，使用变分模态分解筛选有效模态进行重构降噪	[34]
机器学习	RBF 神经网络	利用 RBF-ANN 拟合含噪信号曲线，结合频域主频信息自适应去噪	[35]
深度学习	多尺度去噪 Transformer 卷积网络	结合多尺度残差注意力模块与 Transformer 模块，实现端到端时域信号降噪与缺陷识别一体化	[36]
	集成残差卷积网络	基于多个 ResNet 分支组成的深度集成模型，结合投票机制对不同局放类型进行分类和去噪	[37]
融合方法	SVD+低秩 RBF 神经网络	利用 SVD 提取信号主成分，低秩 RBF-ANN 进行非线性重构降噪	[38]
	完全集合经验模态分解+卷积神经网络	采用完全集合经验模态分解提取 IMF 模态并结合 CNN 实现模态特征判断与精确去噪	[39]

1.2 特征提取过程

在局部放电模式识别中，由于各类传感器直接得到的谱图信息量大，直接进行识别和分类较为困难，因此特征提取成为实现模式识别的关键步骤。局部放电模式构造主要包括时间分布模式(time resolved partial discharge，TRPD)、相位分布模式(phase resolved partial discharge，PRPD)、脉冲序列相位分布模式(phase resolved pulse sequence，PRPS)、Δu 及 $\Delta u/\Delta\varphi$ 模式(Δu 为相邻局部放电脉冲幅值差值、$\Delta\varphi$ 为相邻脉冲相位差)和混沌模式[40]。特别的是，对于直流系统局部放电不再与相位角有关，因此通常使用基于时间分辨的图谱[41]作为检测系统的输入。

1.2.1 信号处理技术

特征提取的核心是从原始局部放电信号中提取出与特定缺陷相关的判别性特征。有效的特征提取有助于提高分类器的性能，减少系统中的噪声干扰，降低原始数据量并加快数据处理速度，从而增强缺陷模式的识别能力[42]。特征提取方法通常基于统计方法、小波变换、图像技术等信号处理技术，如表 3 所示。

表 3　基础特征提取方法

Table 3　Basic feature extraction methods

提取方法	数据类型	提取特征	文献
统计方法	时间序列信号	基于累计能量函数通过统计参数和相关性分析构建多维特征空间	[43]
	PRPD	直接提取了偏度、峰度、相位不对称性、相位相关系数	[44]
	脉冲信号	平方包络分析预处理后提取上升时间比例、上下左右对称性	[45]
	脉冲信号	通过滑动窗口计算归一化累积和，动态分析局部信号变化	[46]
小波变换	脉冲信号	离散小波变换提取各层级的细节系数的均值和标准差	[47]
	TRPD	同步压缩小波变换提取具有更高能量集中度和时频分辨率的数据	[48]
S 变换	脉冲信号	利用 S 变换和奇异值分解提取不同缺陷在时频分布上的差异性	[49]
	脉冲信号	利用改进后的 S 变换计算得到频率-最大幅值图的多维统计算子	[50]
分形特征	PRPD	盒计数法提取分形维数、空隙率	[51]
	脉冲信号	小波变换得到时频图再利用多尺度分形维数提取多维特征向量	[52]
图像技术	PRPD	HOG 捕获 PRPD 图中局部几何结构相对不变的梯度结构	[53]
	PRPD	PRPD-Grabcut 使用自适应阈值技术分割突出图像关键区域	[54]
熵理论	时间序列信号	排列熵与瞬时能量分布相结合提取局部放电信号的动态能量特性	[55]
	PRPD	多尺度分散熵与同步挤压窗傅里叶变换相结合提取局放信号特征	[56]

1.2.2　降维技术

在实际应用中，高维数据通常包含大量冗余或无关信息，增加了数据处理和存储的成本，还可能导致机器学习模型性能的下降，即“维数灾难”问题。为了解决局部放电信号的高维问题，研究人员通过引入降维算法构建特征优化机制，通过降低数据维度以提取关键特征。这些降维算法主要分为 2 类——特征变换算法和特征选择算法，如图 2 所示。

特征变换算法可以分为线性变换和非线性变换方法。主成分分析(principal component analysis，PCA)是常见的线性变换算法，通过将原始数据变换到新的正交坐标系中，保留数据方差最大的部分以实现降维和信息损失最小化。Wang 等人使用 PCA 对线性预测分析提取出的特征进行降维[57]。Raymond 等人证明在噪声条件下，PCA 优于统计特征和分形特征[58]。为了提升降维后新主元的解释性，律方成等人使用主分量稀疏化(sparse pca，SPCA)来提取典型放电模型的特征[59]。核主成分分析(kernel principal component analysis，KPCA)是一种

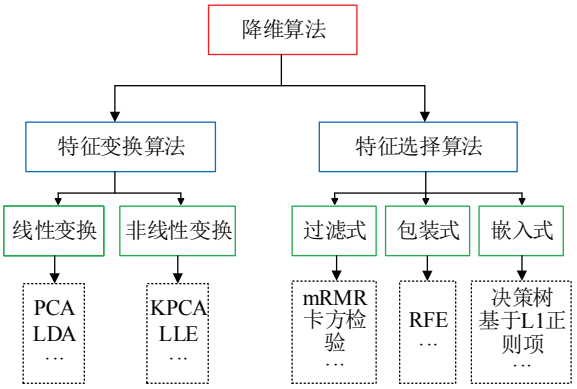


图 2　降维算法分类示意图

Fig.2　Diagram of dimensionality reduction algorithm classification

典型的非线性降维方法，通过核函数实现将原始数据隐式映射到高维特征空间，并在该空间中执行传统的主成分分析，以提取非线性特征。Zhang 等人使用伪白化 KPCA 实现了多源局部放电数据的降维和相关性的去除[60]。特征选择算法可分为过滤式、包装式和嵌入式[61]，具体技术如卡方检验、递归特征消除(recursive feature elimination，RFE)以及基于 L1 正则项和决策树的模型等。

2　传统机器学习用于电缆局部放电诊断

2.1　传统机器学习应用于单一局放源识别

2.1.1　基于支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种常用的机器学习分类方法，在小样本、高维数据和非线性特征问题上具有良好的适应性，算法原理如图 3 所示，其中 $\boldsymbol{x}$ 表示样本特征向量，$\boldsymbol{w}$ 为分类超平面的法向权重向量，b 为偏置项。SVM 通过构建最优超平面，实现不同类别数据的最大间隔分类。Chang 等人利用非线性规划计算电缆局部放电数据点到 SVM 超平面的最小距离，识别绝缘故障的转折点和危险状态[62]；使用模糊熵算法选择最优特征，利用 SVM 对高压电缆接头缺陷进行分类[63]。此外，为了克服单一检测方法的局限性，Li 等人首先通过导向滤波融合技术将光学与特高频局部放电图像进行融合，然后采用加速鲁棒特征提取融合图像的关键特征，并最终利用 SVM 进行故障诊断，展示了多源信息融合与 SVM 结合的有效性[64]。

尽管 SVM 在局部放电诊断中表现出色，但其性能受核函数参数与惩罚因子选取的影响较大。为此，研究者尝试引入智能优化算法来提升 SVM 的

分类性能。例如，Sun 等人提出结合麻雀搜索算法和火萤算法的改进算法[65]，李泽等人使用细菌觅食优化算法[66]，Qin 等人使用蛇优化算法优化的 SVM 模型来检测电缆复合缺陷局部放电信号[67]。此外，SVM 在处理含噪数据和异常值时表现出较高的敏感性，如何在降噪的同时保留局部放电信号的关键特征且提升 SVM 分类性能仍是挑战。

2.1.2 基于浅层人工神经网络

人工神经网络(artificial neural network，ANN)因其强大的非线性数据建模能力，在局部放电信号的智能识别领域得到了广泛应用，其基本单元为人工神经元，如图 4 所示，其中 x_i 表示第 i 个输入特征分量，w_i 为第 i 个输入通道的权重系数，b 为偏置项，z 为神经元的线性加权输入，n 为输入特征维度，y 为神经元输出。在神经网络发展的早期阶段，研究主要集中于浅层神经网络，其中最具代表性的是反向传播神经网络(back propagation neural network，BPNN)和径向基函数神经网络(radial basis function neural network，RBFNN)。

BPNN 是一种前馈神经网络，它通过误差反向传播算法优化网络权重[68]。Fei 等人提出了一种螳螂搜索算法优化的 BPNN 模型，将其用于高压开关设备局部放电模式识别[69]。尽管 BPNN 能够有效处理非线性问题，但对超参数敏感，训练过程容易陷入局部极小值。RBFNN 是一种单隐藏层前馈神经网络，通过使用径向基函数将输入特征映射到更高维空间，从而增强特征的可分性。Zhou 等人提出了一种集成模糊径向基函数神经网络模型，并将其与多特征融合策略相结合用于局部放电模式识别[70]。与 BPNN 相比，RBFNN 不易陷入局部极小值，但在中心点选择不当或数据分布复杂时，仍可能出现训练稳定性问题。虽然 BPNN 和 RBFNN 等浅层神经网络在局部放电识别中验证了其可行性，由于隐藏层较少，特征学习和非线性建模能力有限，浅层神经网络在处理局部放电信号上的应用受限。

2.1.3 基于集成学习

集成学习通过组合多个基分类器的分类结果，提升模型整体性能。在局部放电识别中，应用最广泛的是装袋法(Bagging)和提升法(Boosting)策略[71]。

Bagging 的核心思想是通过对原始数据集进行有放回的随机采样，生成多个不同的训练子集，然后在每个子集上独立训练 1 个基学习器，最终通过投票或平均来聚合所有学习器的结果。随机森林(random forests，RF)正是建立在 Bagging 思想之上，同时在构建每棵决策树时引入了特征的随机选择，从而进一步增强了模型的多样性和泛化能力，如图 5 所示。Guo 等人使用随机森林对电缆终端局部放电信号的多尺度纹理特征进行优化和分类[72]。Yao 等人将随机森林、方差分析和顺序前向选择相结合，有效解决了随机排列方法不稳定的问题，提升局部放电信号分类准确度[73]。Peng 等人利用随机森林算

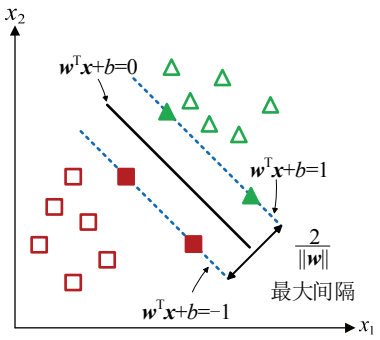


图 3 线性可分的 SVM 示意图

Fig.3 Diagram of linearly separable SVM

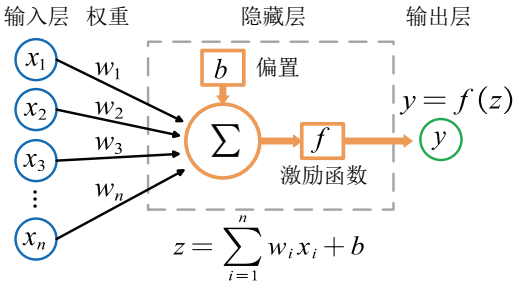


图 4 人工神经元示意图

Fig.4 Diagram of the artificial neuron model

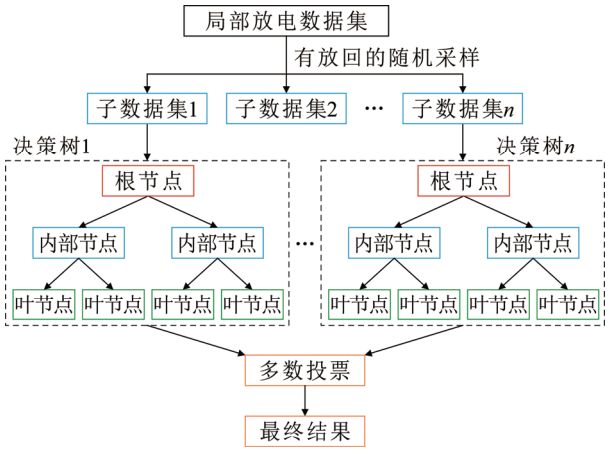


图 5 随机森林算法示意图

Fig.5 Diagram of the random forests

法的特征重要性评估能力，对电缆局部放电数据进行特征选择并筛选出最优特征子集[74]。随机森林具备并行计算能力，适用于高维数据，诊断速度快，适合实际工程部署。但在高噪声环境下易出现过拟合，稳定性降低。

Boosting 迭代训练多个基分类器，每次迭代时增加对前一轮错误样本的关注权重，使得后续基分类器更侧重于难以分类的样本。Pan 等人将粒子群优化算法优化的极端梯度提升算法(extreme gradient boosting,XGBoost)用于电缆老化状态评估[75]。Abu-Rub 等人对比了 Bagging 和 Boosting 学习算法在电缆绝缘缺陷识别与分类上的效果，得出 Bagging 在检测精度和误差均匀分布上均优于 Boosting[76]。Abdullahi 等人提出一种集成增强学习算法，构建多个人工神经网络模型动态调整误分类数据的训练权重，并通过加权投票综合输出局部放电的识别情况[77]。在电缆局部放电信号中，环境噪声、电磁干扰等因素可能导致异常数据，这些异常值可能被 Boosting 误认为是关键样本导致过拟合。此外，对于数据不均衡的电缆局部放电样本，分类精度难以得到保证。

2.1.4　其他方法

聚类算法是一种无监督机器学习方法，可以根据数据点的特征进行分类，因此也常用于局部放电模式识别。Morette 等人将 K-means 算法与传导支持向量机(transductive support-vector machines，TSVM)结合用于直流条件下分离局部放电信号和噪声信号[78]。Antonino Imburgia 等人使用基于密度的噪声应用空间聚类方法(density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN)实现了直流电缆的局部放电信号与噪声的有效分离与模式识别[79]，DBSCAN 算法对不规则形状的局部放电模式具有较好的适应性。

决策树(decision tree，DT)是一种有监督学习方法，其基本原理是递归划分特征空间，在每个节点选择最优分裂特征。决策树的每个节点代表 1 个决策条件，从根节点到叶节点的路径形成 1 组决策规则，最终对样本进行分类或预测。Chang 等人基于决策树算法，通过 Gini 指数和信息增益筛选重要特征并对电缆接头缺陷进行分类[80]。决策树的计算量小，特征可解释性强，但单个决策树的性能不足，因此它常作为集成学习基分类器。还有一些基于树的机器学习算法也被应用于局部放电诊断。比如，Wang 使用线性预测分析方法建立二维特征空间并使用孤立森林算法来分离不同的局部放电信号[57]。

2.2　传统机器学习应用于多源局部放电识别

在实际工况中，电缆内往往存在不止一种局部放电，单一的局部放电模式识别在很大程度上会造成误判。基于传统机器学习的多源识别方法通常遵循“先分离、后识别”的技术框架：先从多源局部放电信号中分离出单源局部放电信号，然后分别对单源局部放电信号进行特征提取和类型识别。

信号分离基于信号处理的源分离技术，这类方法在时频域内将混合信号分解。Sabarshad 等人提出结合离散小波变换与时频指数分析，通过放电能量与时频指数分析(time-frequency index，TFI)突变识别多源放电特征[81]。Mandal 等人采用基于声发射信号的单通道盲源分离技术，利用同步压缩变换和独立矢量分析来分离混合的 PD 信号，分离后再送入 SVM 进行分类[82]。

信号分离基于数据聚类的源分离技术，这类方法通过对局放信号的特征进行聚类，从而实现对不同来源信号的划分，再对每个簇进行单独分析和识别。万中一等人通过能量谱分析提取 PD 脉冲的频段能量占比作为特征，设计改进 DBSCAN 算法，实现了多源信号的自适应聚类和准确识别[83]。吴诗优等人基于 UHF 信号的到达时间差数据，应用 K-mean 和 Two-step 等智能聚类算法，实现了对空间上不同位置的多个放电源的有效分离[84]。

3　深度学习用于电缆局部放电诊断

深度学习通过“端到端”的方法，将电缆局部放电诊断的各个环节整合在一个模型中，从原始数据到缺陷分类完全自动化。相比传统方法，它具有更高的准确率和更强的适应性，能够大幅提升电缆局放诊断的效率和智能化水平。

3.1　深度学习应用于单一局放源识别

3.1.1　基于卷积神经网络的方法

卷积神经网络通过模拟生物视觉系统的局部感知机制，利用卷积操作和池化操作从输入数据中逐层提取特征，特征提取过程从低层次的简单特征逐渐过渡到高层次的抽象语义特征。在分类阶段，CNN 通过全连接层或全局平均池化对高级特征进行空间维度压缩，最终经 Softmax 或 Sigmoid 激活函数生成概率化分类结果，从而自动识别不同类型的局部放电模式。图 6 为卷积神经网络的基本结构。

二维卷积神经网络(2D-CNN)凭借其卓越的图像特征提取能力，在局部放电检测领域得到广泛应用。由于卷积操作适用于二维结构，研究者通常将一维局放信号转换为二维时频表征后再进行特征学习。相位分辨局部放电图(phase-resolved partial discharge，PRPD)是常用的二维可视化方法。Yan 等人使用 PRPD 作为 CNN 的输入并将其部署在微控制器上[85]。Uckol 等人将 PRPD 数据转换为红-绿-蓝颜色空间图像(red-green-blue，RGB)以实现中压电缆终端施工缺陷分类，有效缩短了识别时间[86]。Saad 等人利用短时傅里叶变换处理时域信号得到频谱图，再输入卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)进行模式识别[87]。然而，短时傅里叶变换(short-time fourier transform，STFT)固定的时频窗函数难以适应局部放电信号的瞬态特性。因此，Sahoo 等人使用连续小波变换生成尺度图进一步改善时频分辨率[88]。此外，Chen 等人结合形态学特征与 Faster R-CNN，通过区域提议网络选出高置信候选区域，再由 AlexNet 进行分类[89]。

2D-CNN 通过时频变换增强了信号的特征可分性，但同时也引入了局部放电信号数据预处理的步骤，使得诊断效率降低。因此，为规避二维转换带来的计算冗余并充分挖掘原始信号特征，学者将一维卷积神经网络(1D-CNN)应用到局部放电模式识别。Peng 等利用 1D-CNN 处理电缆局部放电特征向量，这些特征向量由时域特征和小波特征组成[90]。Khan 等使用 1D-CNN 对 XLPE 电缆采集的 TRPD 数据进行检测[91]。Chen 等使用基于强化学习的神经架构搜索来优化 1D-CNN 的超参数[92]。Wang 等人使用改进 1D-CNN 结构，提出多尺度卷积核和组卷积机制提升局部放电信号特征提取效率[93]。1D-CNN 保留了局部放电信号的时序特征且在计算效率上更具优势。但其特征提取能力受到网络结构的限制，仍须结合优化算法或自适应调整策略。

为进一步提升 CNN 在复杂场景下的准确性和可靠性，研究者从三方面进行改进。第一，CNN 网络框架革新。轻量化 CNN 对于部署在资源有限的区域具有重要意义。Piklu Das 等人使用定制的轻量化 CNN 进行局部放电模式识别，训练时间较 ResNet50、MobileNet 显著减少[94]。第二，训练策略优化。Sun 等人将 1D-CNN 网络应用于高速动车组电缆终端的局部放电信号模式识别，并对比了 Adam、RMSprop 和 SGDM 几种优化器的性能[95]。

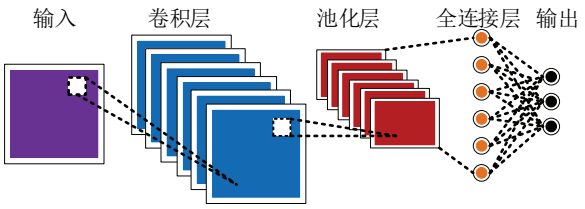


图 6 卷积神经网络结构

Fig.6 Structure of convolutional neural network

Srivastava 等人使用组合了粒子群优化和海狮优化的 CS-SOA 算法来优化 CNN 的权重和激活函数，克服了传统优化算法易陷入局部最优和收敛速度慢的问题[96]。第三，基于 CNN 的混合模型设计。Yin 等人使用 Hausdorff-like 距离算法利用统计特征进行识别，使用改进的 CNN 提取 PRPD 图像特征并识别，最后使用 D-S 证据理论融合 2 种通道的识别结果[44]。Sian 等人采用卷积概率神经网络，利用 CNN 进行特征提取，利用 PNN 进行分类[97]。Priananda 等人将 CNN 与机器学习方法相结合，CNN 提取特征后，将高维特征输入到不同的传统机器学习分类器，在利用 CNN 的自动特征提取能力的同时保证了分类器的计算效率[98]。

3.1.2 基于序列的方法

循环神经网络(recurrent neural network，RNN)通过引入时间维度上的循环连接，赋予模型处理序列数据的能力。其核心特征在于隐藏状态的记忆传递，允许网络利用历史信息预测当前输出。然而，RNN 存在梯度爆炸或梯度消失问题，难以有效建模状态之间的依赖关系[99]。为解决这一问题，长短期记忆网络(long short-term memory，LSTM)通过引入门控机制和细胞状态，显著提升了模型对长期依赖的建模能力。Nguyen 等人将 LSTM 应用于 GIS 局部放电检测，实现了 PRPD 信号的自动特征提取与分类，分类准确率达 96.74%[100]。为进一步提升时序建模能力，Bi-LSTM 引入了双向时序建模机制，成为局部放电脉冲序列分析的优选架构。Rakesh Das 等人使用 Bi-LSTM 分析局部放电脉冲序列，因为同时利用了时间序列的前向和后向信息，其精确度显著优于 LSTM[101]。

为进一步融合时空特征，充分挖掘局部放电信号信息，研究者探索了 CNN 与 RNN 的联合建模方法。Ang Li 利用 CNN 提取局部空间特征，利用融合 LSTM 和 GRU 架构的复合 RNN 捕捉信号的时

间依赖性[102]。Yeo 等人将 CNN、LSTM、CRNN、BILSTM 网络进行集成，同时利用电缆特定适应性对神经网络的分类层进行微调，有效规避了单一神经网络误差，提高了电缆局部放电检测精度[42]，图 7 为 Yeo 等人使用的自适应集成模型。

3.1.3　基于自动编码器方法

自动编码器(autoencoder，AE)是一种基于神经网络的无监督学习模型，其核心目的是将输入压缩为低维表示，再通过重构将数据还原即编码和解码过程[103]。深度学习方法扩展了自动编码器的能力，运用较为广泛的结构包括变分自编码器(variational autoencoder，VAE)、稀疏自编码器(sparse autoencoder，SAE)、堆叠稀疏自编码器(stacked sparse autoencoder，SSAE)等，图 8 为 AE 和 SSAE 的结构图，其中 $\hat{x}_i$ 为重构分量，h_i 表示隐藏层第 i 个神经元，h_i^{l-1} 表示第 l–1 个隐藏层中的第 i 个神经元，b_l 表示第 l 层的偏置，$\boldsymbol{w}_l$ 表示第 l 层与其相邻层之间连接的权重参数，n 和 m 分别为输入维度与输出维度。

VAE 引入了概率分布和变分推断的思想，基本过程依旧是对输入进行编码和解码，通过引入附加层将高维过程数据投影到低维空间，通过潜在空间提取过程最相关的特征。Ryad Zemouri 等人利用卷积变分自编码器对局部放电的高维特征向量进行压缩和降维，从二维空间直观展示了局部放电源的分布[104]。SAE 基于稀疏性的思想，对隐藏层单元增加稀疏性约束，使得模型在任意时间只能激活少量的隐藏单元。与标准自编码器不同，SAE 的目标是将输入信息编码到一个比输入更高维的空间中，帮助提取多种小特征。Duan 等人首先利用主成分分析等方法预处理局部放电电流波形，然后利用 SAE 对数据特征进行自动化提取[105]。SAE 在提取局部放电信号中的细微特征时具有显著优势，但过度稀疏化可能会丢失关键信息。SSAE 由多层 SAE 构成，每一层通过独立的 SAE 进行学习，每层的输出作为下一层的输入，从而形成逐层学习的层次化结构。这种设计的核心思想是通过逐步提取更高层次的特征来优化表示学习，最终提高整体模型的性能。Tang 等人利用 SSAE 对 PRPD 图实现了用少量节点从中间隐藏层提取特征[106]。SSAE 则在复杂局部放电检测中具有优势，但是计算复杂度增加、训练难度提升。

3.1.4　基于迁移学习方法

迁移学习(transfer learning，TL)的核心理念是从

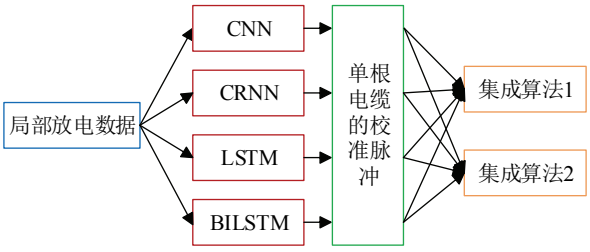
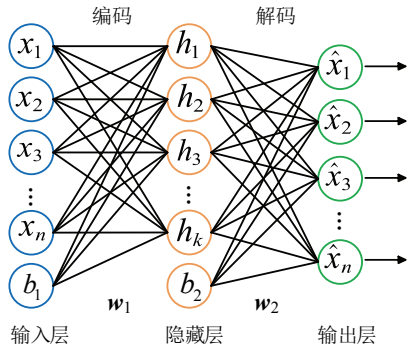
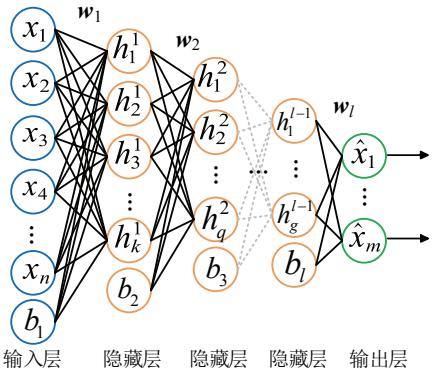


图 7　自适应神经网络集成系统[42]

Fig.7　Adaptive NN ensemble system[42]



(a) 基础自动编码器结构



(b) 堆叠稀疏自编码器结构

图 8　自动编码器及堆叠稀疏自编码器模型

Fig.8　Structure of basic AE and SSAE

相关领域中迁移标注数据或者知识结构，来完成或者改进目标任务的学习效果。迁移学习利用预训练的神经网络模型，通过迁移已有的特征表示来加速新任务的学习过程。局部放电信号通常具有高维、非线性和噪声复杂的特性，因此使用迁移学习方法可以减少训练时间，降低模型对数据和计算资源的需求，图 9 为预训练神经网络的架构。

Rakesh Sahoo 等人将 ResNet50、VGG19、Xception 等基于 CNN 的深度学习模型在 ImageNet 上预训练后得到的权重转移至新任务，提取高级特征供下层分类器使用[88]。此外，他们还采用 VGG16、InceptionV3 和 DenseNet201 等预训练网络，通过迁

移学习实现特征提取，结果表明，DenseNet201 在 PRPD 图谱处理上性能卓越[107]。Raymond 等人使用预训练的 DeepLoc CNN 仅调整其全连接层，用于分类局部放电的二值 PRPD 固定尺度图像[108]。迁移训练可以在局部放电数据有限的情况下提升模型效果，但是要求源域和目标域之间的数据分布的相似度足够高，否则可能导致负迁移。

3.1.5 基于生成模型的方法

深度信念网络(deep belief network，DBN)是一种由多层受限玻耳兹曼机(restricted Boltzmann machine，RBM)堆叠而成的生成模型，其通过逐层无监督预训练和有监督微调，能够自动从复杂数据中提取高层次特征，图 10 为 DBN 网络结构。在局部放电检测中，DBN 可以用于从复杂的传感器数据中提取有用的特征，且在高噪声环境下具有较好的鲁棒性。

Karimi 等人研究发现 DBN 可以用于自动提取局部放电数据中的区分性特征，并且 DBN 在噪声干扰下的鲁棒性优于传统方法[109-110]。进一步地，Li 等人研究了基于 ADAM 优化的 DBN(ADAM-DBN)用于直流 XLPE 电缆的局部放电模式识别。该研究利用 Canny 算法预处理局部放电脉冲波形，并采用 DBN 进行分类[109]。为拓展 DBN 在复杂场景中的应用，Qin 等人构建了地下电缆分布系统的仿真模型，并利用 DBN 自动提取信号的特征，实现大规模数据的自动分类[111]。

当电气设备运行可靠性高导致局部放电数据不足或者局部放电缺陷样本类别不平衡时，可以引入生成对抗网络(generative adversarial network，GAN)来增强数据集的多样性。相较于传统数据增强方法，GAN 通过对抗训练的方式生成高质量样本，由生成器和判别器组成，其中生成器负责从随机噪声中生成与真实数据相似的样本，而判别器则用于区分真实样本和生成样本。通过不断优化对抗损失，生成器能够逐步学习数据的真实分布，使生成样本的特征更加接近真实故障信号[112]，图 11 展示了 GAN 及其改进算法的结构图。

Zhou 等人将梯度惩罚 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein gan with gradient penalty，WGAN-GP)、深度卷积生成对抗网络(deep convo lutional GAN，DCGAN)、边界均衡生成对抗网络(boundary equilibrium GAN，BEGAN)用于扩充车载电缆终端局部放电图像数据[113]。Wang 等人通过 Wasserstein

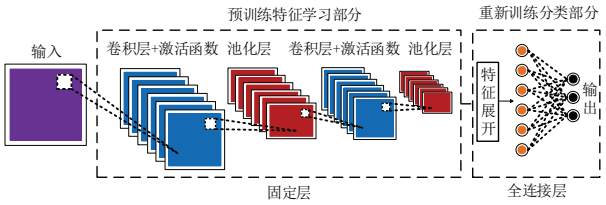


图 9 预训练神经网络架构[107]

Fig.9 Architecture of pre-trained neural network[107]

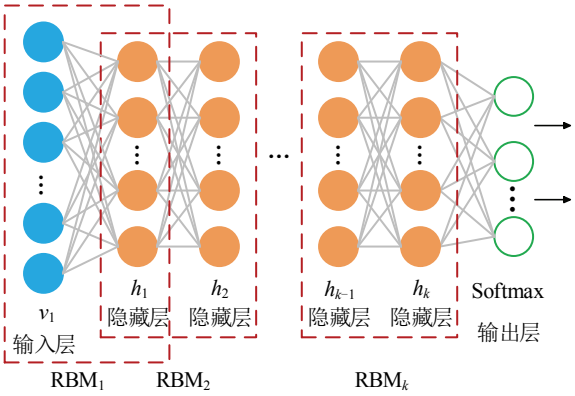


图 10 DBN 网络结构[109]

Fig.10 Structure of DBN[109]

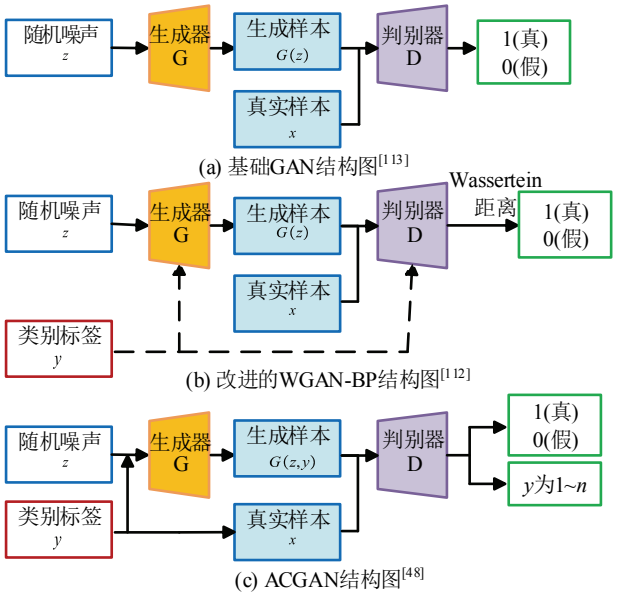


图 11 基础 GAN 及其改进模型

Fig.11 Structure of basic GAN and its improved models

双判别 GAN 有效补充气体绝缘开关设备(gas-insulated switchgear，GIS)局部放电样本，均衡数据，并与改进的 CNN 模型相结合，不平衡样品的检测精度达 99.15%[114]。GAN 除了可以用于扩充样本再与其他网络相结合之外，还可以直接用于局部放电的分类。Jing 等人提出基于辅助分类器生成

对抗网络(auxiliary classifier GAN，ACGAN)的改进方法，结合同步压缩小波变换特征提取和自注意力机制，解决了 GIS 局部放电小样本和不平衡样本问题，提高了分类准确率[48]。

3.1.6　基于注意力机制的方法

注意力机制(attention mechanism，AM)的核心思想是赋予输入数据不同的权重，使模型能聚焦于更重要的信息，从而提升特征提取和建模能力，并且在与不同深度学习架构的结合中均表现优异。Xi 等人将注意力机制与 BiLSTM 相结合，突出有效特征，使得模型在局部放电检测中表现稳定[115]。Li 等人将注意力机制与 CNN-LSTM 模型相结合，对 LSTM 隐藏状态赋予不同权重，强化关键特征，减少历史信息损失[116]。Fu 等人使用注意力模块为特征分配了自适应权重，并与 CNN-BiLSTM 模型相结合[117]。Ji 等人引入空间注意力模块(spatial correlation attention，SCA)和判别特征学习模块(discriminative feature learning，DFL)来增强 CNN 的特征提取与分类能力[118]。此外，Roy 等人提出了一种基于图像可见性增强的局部放电识别框架 IVP-PDNet，融合局部注意力与全局注意力机制，提升了对低对比度、弱结构图像的识别准确率[119]。

同时，注意力机制为多模态局部放电数据处理提供新的解决方案。Jose 等人将跨模态注意力机制和时间对齐注意力机制用于多模态局部放电数据的特征融合，引导不同传感器的数据交互，解决了不同模态间的时序交互问题[120]。多头注意力机制有可能会引入冗余信息，在计算资源、超参数调整等方面也带来一定挑战。

3.1.7　基于图神经网络的方法

图神经网络(graph neural network，GNN)是专注于图结构数据处理的深度学习网络，支持非欧几里得数据且适用于小样本情况。Liu 等人提出一种基于时间序列分割的 GNN 方法，通过构建图信号，结合图自注意力卷积层(graph self-attention convolution layer，GAT)和图自注意力池化层(self-attention graph pooling layer，SAG)对列车电缆终端局部放电进行诊断[121]。Cao 等人设计了一种自适应时空图门控注意力网络，用于列车电缆终端的绝缘状态评估。该方法通过峰值保持与 Jensen-Shannon 散度构建时序图结构，融合 GAT 与 GRU 提取局部放电 HFCT 信号的时空特征，并引入监督剪枝机制压缩模型参数，适应现场部署需求[122]。

3.1.8　其他方法

Mamba 是一种结构状态空间模型(state space model，SSM)，具备建模长距离依赖关系且计算复杂度线性的优势，适用于高维图像类特征的处理任务。Deng 等人提出的 Kolmogorov-Arnold-Mamba 网络(KSMNet)，将 Mamba 引入局部放电模式识别中，构建基于 PRPD 图像的长程语义依赖通道，结果表明 Mamba 架构在高噪声、复杂非线性局放诊断中的应用前景广阔[123]。

3.2　深度学习应用于多源局部放电识别

与传统机器学习方法在多源局放识别中高度依赖人工特征提取和信号分离不同，深度学习方法为该领域提供了一种“端到端”的全新解决思路，避免了传统方法中先分离后识别的繁琐流程。

基于 CNN 的多源局部放电识别沿用了与单源识别相似的技术路径。Mantach 等人提出了一种基于 CNN 的识别模型，能够同时适用于单源与多源局部放电的分类任务。该方法将原始放电信号转换为时频图谱后输入多层 CNN 网络进行特征提取与判别，实现了对不同类型局放源的直接分类识别[124]。

基于目标检测的识别方法将 PRPD 等二维谱图视为一张图像，将图中由不同放电源产生的放电点簇视为不同的目标。通过借鉴计算机视觉领域的目标检测模型，直接在单一谱图上检测并分类多个共存的放电类型。吴闽等人基于改进的单阶段多框预测算法模型引入注意力机制，成功实现了多源局放 PRPD 谱图的检测[125]。雷志鹏等人将 Deformable DETR 模型应用于此任务，通过引入去噪训练和贝叶斯优化，显著提升了多源 PD 模式的识别精度和收敛速度，并应用于在真实的电机故障诊断[126]。

为了解决多源场景下样本不均衡和特征重叠的问题，研究者利用 GAN 进行数据增强和特征学习。朱永利等人提出基于辅助分类-边界平衡生成式对抗网络的数据增强与多源放电识别方法。该方法通过引入辅助分类任务，实现了高质量均衡脉冲样本的条件化生成，分类器被直接用于脉冲级识别，最终结合主导标签组合确定多源类型[127]。Basharan 等人提出了结合 Transformer 结构与辅助分类生成对抗网络的模型，并引入半监督学习框架，利用少量标记数据和大量未标记的现场数据进行训练，有效提升了模型在单源及多源 PD 识别任务上的准确性和鲁棒性[128]。

基于注意力机制的方法能有效融合多源局部

放电信号的内在特征与外部辅助信息。Chen 等人提出了集成辅助先验定位信息的深度学习模型。该模型利用时间重构多同步压缩变换来获得高分辨率的时频图，再通过 Transformer 编码器将这些时频特征与已知的放电源定位信息进行融合。使得模型能够同时学习放电的内在特征和传播路径带来的影响，从而极大地提高了多源 PD 识别的准确率[129]。

在实际工程中，获取所有可能的多源组合故障数据是不现实的。针对这一核心难题，零样本学习和多源域自适应等高级策略被引入。Wang 等人使用零样本学习来诊断 GIS 中的多源 PD，其模型仅通过学习单源 PD 的样本及其语义描述，就能识别出训练中从未见过的多源组合类型[130]。Wang 等人设计的类对齐多源域自适应网络能够融合来自多个不同实验室或工况的数据，有效解决了域漂移问题，并能识别现场未知的故障类型[131]。表 4 总结了人工智能算法在电缆局部放电检测上的应用。

4 结论

针对电缆局部放电智能诊断问题，学者们已经开展了非常丰富的研究，本文围绕人工智能算法在电缆局部放电诊断中的应用，对传统机器学习方法

表 4 人工智能电缆局部放电分类识别方法

Table 4 Artificial intelligence cable partial discharge classification and identification method

智能算法		传感器	特征提取	描述	数据来源	文献
传统机器学习方法	SVW	耦合电容	离散小波变换	离散小波变换对直流电缆局放信号进行特征提取，线性和非线性 SVW 准确率均超过 99%	实验室测量	[47]
		局部放电仪	统计特征+模糊熵	模糊熵选择与缺陷更相关的特征 SVM 识别分类准确率达 96%	实验室测量	[63]
		HFCT	变分模态分解+熵理论	变分模态分解和熵理论提取局部放电特征，改进的 SO-SVM 作为分类器，各类缺陷识别精度均高于 96%	实验室测量	[67]
	BPNN	局部放电仪	统计参数	利用小波变换去噪，统计参数提取特征，BPNN 作为分类器在非线性复杂数据集上表现良好	实验室测量	[68]
	RF	局部放电仪	图像金字塔理论	图像金字塔理论提取多尺度纹理特征输入 RF 进行特征优化和分类	实验室测量	[72]
		HFCT	统计特征+小波特征	将传统特征及其生成的二维、三维特征输入 RF 进行特征选择，并使用 SVM 作为分类器能达到最优效果	实验室测量	[74]
	DBSCAN	UWB 天线	时频图	DBSCAN 聚类分析直流电缆局部放电的时频图	实验室测量	[79]
	DT	基于 RLC 电路的采集系统	统计特征+相位特征	提取 PRPD 的统计特征和相位特征，DT 生成决策规则，判断绝缘处于初期劣化还是最终劣化状态	实验室测量	[80]
深度学习方法	CNN	仿真	短时傅里叶变换+CNN	CNN 对短时傅里叶处理得到的频谱图进行特征提取和模式识别，准确率 97.44%	仿真生成	[87]
		局部放电仪	小波变换尺度	基于小波变换尺度图，CNN 在无噪声和有噪声条件下分别实现 99.18%和 97.33%的分类准确率	实验室测量	[88]
		—	PCA+CNN	PCA 对电缆数据降维后输入 CS-SOA 优化的 CNN，无噪声准确率达 96.674%	实测数据集	[96]
		HFCT	DWT+SDP	DWT 降噪后使用 SDP 分析特征图像输入 CPNN 分类，有噪声条件下准确率达 94.91%	实验室测量	[97]
	RNN	HFCT	统计特征+CNN、RNN	CNN 捕获空间特征、RNN 提取数据时间依赖性，局部放电识别准确率高达 99.49%	实验室测量	[102]
	AE	UHF+电流探头	SAE	SAE 对局部放电信号进行特征提取，Softmax 层作为分类器，最终准确性可高达 99.7%	实验室测量	[105]
	DBN	HFCT	ADAM-DBN	Canny 边缘检测去除无关噪声，DBN 自动进行特征学习，ADAM 优化，最终 Softmax 层作为分类器	实验室测量	[109]
	GAN	局部放电仪	GAN	使用多种 GAN 模型生成车载电缆终端的局部放电图像，丰富数据集为后续识别做准备	实验室测量	[113]
	GNN	HFCT	SAG-GAT	将电缆局部放电数据转化为图信号后，使用 SAG-GAT 模型进行自动特征学习，Softmax 分类缺陷类型	实验室测量+现场实测	[121]
	Mamba	—	RSSC + Mamba + TKAN	提出融合图像结构建模、语义建模与非线性映射的 KSMNet 网络，实现高噪声环境下局放图像识别。	实验室+实测数据集	[123]
	Transformer	局部放电仪	PRPD/PCPRA+ Transformer	基于 Transformer 架构的局部放电 Deformable DETR 目标检测模型，用于识别单源和多源局部放电谱图	实验室测量+现场实测	[126]
	DAN	UHF	PRPD+CLMSDAN	类别对齐多源域自适应网络解决了不同数据源之间的分布差异，可以识别现场的未知类型局放	实验室测量+现场实测	[131]

和深度学习方法的技术路线、典型模型及其应用效果进行了系统梳理与比较分析。然而，目前的研究在数据可靠性、算法适应性及系统集成等方面仍存在瓶颈，未来的研究可以从数据来源、算法设计以及系统管理方面推进。

1）基于人工智能算法的电缆局部放电诊断系统依赖于大规模高质量数据作为训练基础，数据质量直接影响诊断性能。现有研究大多采用单一传感器采集局部放电信号作为诊断系统的输入，在高湿度、强电磁干扰等复杂工况下适应性较差，难以满足电缆特殊运行环境的需求。为提升系统的可靠性与抗干扰能力，可以引入多模态数据融合策略，结合声、光、电等多源信号，通过信息互补性降低特征误判概率，从而提升系统的鲁棒性和诊断精度。

2）相较于传统识别方法，深度学习模型自动化程度高但是通常依赖大量数据，训练时间长，对计算资源的需求大，难以直接部署至智能传感器、巡检机器人等嵌入式设备。因此，需要从以下两方面优化：一方面，可通过小样本学习、迁移学习和数据增强技术减少对标注数据的依赖。同时，轻量化深度学习网络的优化可从模型设计、参数裁剪与量化、知识蒸馏等方面入手，以降低计算成本并提升部署适应性。此外，借助边缘计算与 FPGA 加速，可提高模型的实时推理能力，减少对云端计算资源的依赖，增强嵌入式设备的处理能力。另一方面，应推动电缆局部放电数据的开源化，建立涵盖典型缺陷类型的多工况局部放电数据库。尤其需要丰富工程现场实测数据，推动技术工程化落地。

3）在算法设计部分，从特征提取到缺陷识别分类均需要高效准确的算法作为支撑。考虑到电缆局部放电采集过程中会受到大量噪声影响，因此需要开发可靠有效的噪声抑制算法，保证在噪声滤除的过程中保留信号的关键特征。引入自适应算法可以让噪声抑制过程更加智能高效，该算法可以依据电缆局部放电信号与噪声的实时变化特性，动态调整滤波器的参数，从而精准地识别并分离出噪声与有用信号。此外，多源信号的异构性增加了特征融合的难度。可以将更多类型的深度学习算法应用到电缆局部放电检测中，比如图神经网络和贝叶斯深度学习。

4）电缆作为关键输电载体，长期承受操作应力和周期负荷的作用。一旦其绝缘突发失效，易造成严重的损失。因此，开展电缆全生命周期的在线监测对电力系统安全稳定运行具有重要意义。通过多学科深度交叉结合数字孪生技术，融合人工智能、电气工程、物联网等前沿技术，可以实现设备状态实时监测与故障预测，为智能电网的构建提供有力支撑。

综上所述，本文在系统梳理传统机器学习与深度学习方法在电缆局部放电诊断中的应用基础上，总结了不同技术路线的优势与局限，并结合工程应用需求归纳了当前亟待解决的问题及未来发展方向。

参考文献　References

[1] 华　凌，王昱力，新技术实现电网网架工况　精确复现和环境可控模拟[EB/OL]. 人民网：科技日报，(2023-09-12)[2025-08-27]. https://www.nea.gov.cn/2023-09/15/c_1310741468. htm.
HUA Ling, WANG Yuli. New technology enables accurate reproduction of power grid conditions and controllable environmental simulation[EB/OL]. People’s Daily: Science and Technology Daily, (2023-09-12)[2025-08-27]. https://www.nea.gov.cn/2023-09/15/c_1310741468. htm.

[2] High-voltage test techniques-partial discharge measurements: IEC 60270: 2000[S], 2000.

[3] 段肖力，刘雨丰，刘三伟，等. 高压 XLPE 电缆缓冲层烧蚀机理及检测方法综述[J]. 电工技术学报，2025，40(5)：1540-1558.
DUAN Xiaoli, LIU Yufeng, LIU Sanwei, et al. Review on ablative mechanism of the buffer layer in high voltage XLPE cable and associated detection methods[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(5): 1540-1558.

[4] 周利军，刘　源，白龙雷，等. 高寒地区车载柔性电缆终端的局部放电特性与破坏机理[J]. 高电压技术，2019，45(1)：189-195.
ZHOU Lijun, LIU Yuan, BAI Longlei, et al. Partial discharge characteristics and breakdown mechanism for locomotive cable flexible terminal in alpine area[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(1): 189-195.

[5] SU J G, DU B X, LI J, et al. Electrical tree degradation in high-voltage cable insulation: progress and challenges[J]. High Voltage, 2020, 5(4): 353-364.

[6] NGUYEN H V P, PHUNG B T. Void discharge behaviours as a function of cavity size and voltage waveform under very low-frequency excitation[J]. High Voltage, 2018, 3(2): 96-102.

[7] GULSKI E, ANDERS G J, JONGEN R A, et al. Discussion of electrical and thermal aspects of offshore wind farms’ power cables reliability[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 151: 111580.

[8] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局，中国国家标准化管理委员会. 电线电缆电性能试验方法　第 12 部分：局部放电试验：GB/T 3048.12—2007[S]. 北京：中国标准出版社，2008.
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People’s Republic of China. Test methods for electrical properties of electric cables and wires-part 12: partial discharge test: GB/T 3048.12—2007[S]. Beijing, China: China Standard Press, 2008.

[9] GOUDA O E, ELFARSKOURY A A, ELSINNARY A R, et al. Investigating the effect of cavity size within medium-voltage power cable on partial discharge behaviour[J]. IET Generation, Transmission& Distribution, 2018, 12(5): 1190-1197.

[10] PASSOW D, BELTLE M, TENBOHLEN S, et al. Bandwidth and detection sensitivity analysis of integrated capacitive PD sensors for pre-molded cable joints[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(6): 2156-2164.

[11] 李昆晟，朱峻永，杨海龙，等. 基于改进分布参数模型和 ELM 的交叉互联电缆接地系统缺陷状态识别[J]. 电力信息与通信技术，2025，23(9)：35-41.
LI Kunsheng, ZHU Junyong, YANG Hailong, et al. Defect status identification of cross-connected cable grounding system based on improved distribution parameter model and ELM[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2025, 23(9): 35-41.

[12] RODRIGO MOR A, CASTRO HEREDIA L C, HARMSEN D A, et al. A new design of a test platform for testing multiple partial discharge sources[J]. International Journal of Electrical Power& Energy Systems, 2018, 94: 374-384.

[13] FRITSCH M, WOLTER M. High-frequency current transformer design and construction guide[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 9004309.

[14] FRITSCH M, WOLTER M. Saturation of high-frequency current transformers: challenges and solutions[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 9004110.

[15] SHAFIQ M, KAUHANIEMI K, ROBLES G, et al. Online condition monitoring of MV cable feeders using Rogowski coil sensors for PD measurements[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 167: 150-162.

[16] CHEN Y, HEREDIA L C C, SMIT J J, et al. Giant magneto-resistive(GMR) sensors for non-contacting partial discharge detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 6004411.

[17] KAZIZ S, ROMANO P, IMBURGIA A, et al. PCB-based planar inductive loops for partial discharges detection in power cables[J]. Sensors, 2023, 23(1): 290.

[18] CHAI H, PHUNG B T, MITCHELL S. Application of UHF sensors in power system equipment for partial discharge detection: a review[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1029.

[19] 唐 炬，李 伟，杨 浩，等. 高压电缆附件局部放电超高频检测与分析[J]. 高电压技术，2009，35(7)：1571-1577.
TANG Ju, LI Wei, YANG Hao, et al. Ultra-high frequency detection and analysis for partial discharge in high-voltage cable accessories[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(7): 1571-1577.

[20] JABHA D F J, SELVI K, JOSELIN R. A new approach for the failure prediction in XLPE power cables using acoustic emission technique[J]. International Journal of Electrical Power& Energy Systems, 2016, 81: 336-345.

[21] 陈起超，李 琪，李中原，等. 高灵敏度高一致性非本征光纤法-珀局部放电声发射传感器[J]. 高电压技术，2023，49(11)：4747-4756.
CHEN Qichao, LI Qi, LI Zhongyuan, et al. High-sensitivity and high-consistency extrinsic fiber Fabry-Perot partial discharge induced acoustic emission sensor[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(11): 4747-4756.

[22] HAO Y P, CHEN Y W, CHEN Y, et al. A partial discharge detection system for XLPE cable terminals and acoustic wave sensing characteristics based on fiber optic Mach-Zehnder interferometer[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(19): 21782-21790.

[23] 张国治，鲁昌悦，周 红，等. 电力设备局部放电超声、特高频一体化传感技术[J]. 高电压技术，2022，48(12)：5090-5101.
ZHANG Guozhi, LU Changyue, ZHOU Hong, et al. Integrated ultrasonic and UHF sensing technology for partial discharge of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(12): 5090-5101.

[24] 颜 育，姚露露，吴 明，等. 电缆局部放电超声检测用高灵敏度柔性 PZT 压电超声传感器[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3225-3233.
YAN Yu, YAO Lulu, WU Ming, et al. Highly sensitive flexible PZT piezoelectric ultrasonic sensor for cable partial discharge ultrasonic detection[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3225-3233.

[25] MA J Q, MA L, YANG G Z, et al. Insulation reinforcement for cable connector of CRH2 electric multiple unit under standard lightning impulse voltage[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(1): 1683-1697.

[26] ROSLE N, MUHAMAD N A, ROHANI M N K H, et al. Partial discharges classification methods in XLPE cable: a review[J]. IEEE Access, 2021, 9: 133258-133273.

[27] 肖 燕，郁惟镛. GIS 中局部放电在线监测研究的现状与展望[J]. 高电压技术，2005，31(1)：47-49.
XIAO Yan, YU Weiyong. Present status and prospect of research of on-line partial discharge monitoring system in GIS[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(1): 47-49.

[28] 李 信，李成榕，丁立健，等. 基于超高频信号检测 GIS 局放模式识别[J]. 高电压技术，2003，29(11)：26-30.
LI Xin, LI Chengrong, DING Lijian, et al. Identification of PD patterns in gas insulated switchgear(GIS) based on UHF signals[J]. High Voltage Engineering, 2003, 29(11): 26-30.

[29] WU G N, ZHANG T Y, CAO B L, et al. A review and progress of insulation fault diagnosis for cable using partial discharge approach[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32(3): 1639-1652.

[30] KUMAR C, GANGULY B, DEY D, et al. Recent trends and open challenges in acoustic partial discharge signal denoising techniques: a review[J]. Electric Power Systems Research, 2025, 248: 111931.

[31] YAN Y, TRINCHERO R, STIEVANO I S, et al. An automatic tool for partial discharge de-noising via short-time Fourier transform and matrix factorization[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3528512.

[32] 马星河，张登奎. 基于改进经验小波变换的高压电缆局部放电噪声抑制研究[J]. 电工技术学报，2021，36(增刊 1)：353-361.
MA Xinghe, ZHANG Dengkui. Research on suppression of partial discharge noise of high voltage cable based on improved empirical wavelet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(Supplement 1): 353-361.

[33] 孙飒爽，李珊君，舒 勤，等. 基于截断奇异值分解的局部放电去噪方法[J]. 电网技术，2021，45(6)：2442-2448.
SUN Sashuang, LI Shanjun, SHU Qin, et al. Partial discharge denoising method based on piecewise singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2442-2448.

[34] LEI Z P, WANG F Y, LI C Y. A denoising method of partial discharge signal based on improved SVD-VMD[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2023, 30(5): 2107-2116.

[35] SOLTANI A A, EL-HAG A. A new radial basis function neural network-based method for denoising of partial discharge signals[J]. Measurement, 2021, 172: 108970.

[36] ZHENG S P, LIU J F, ZENG J. MDTCNet: a novel multi-scale denoising transformer convolutional network for fault diagnosis of partial discharge[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32: 2938-2947.

[37] TUYET-DOAN V N, PHO H A, LEE B, et al. Deep ensemble model for unknown partial discharge diagnosis in gas-insulated switchgears using convolutional neural networks[J]. IEEE Access, 2021, 9: 80524-80534.

[38] 杨晓丽，黄宏光，舒 勤，等. 基于 SVD 和低秩 RBF 神经网络的局部放电信号提取方法[J]. 高电压技术，2021，47(10)：3608-3616.
YANG Xiaoli, HUANG Hongguang, SHU Qin, et al. Partial discharge signal extraction method based on SVD and low rank RBF neural network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3608-3616.

[39] GAO G Q, ZHAN S Y, YANG S W, et al. Partial discharge denoising of high-voltage cables for high-speed trains based on singular spectrum analysis and ICEEMDAN decomposition[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32(4): 2294-2303.

[40] 朱永利，蒋 伟，刘 刚. 基于密度峰值聚类算法的局部放电脉冲分割[J]. 电工技术学报，2020，35(6)：1377-1386.
ZHU Yongli, JIANG Wei, LIU Gang. Partial discharge pulse segmentation based on clustering by fast search and find of density peaks[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(6): 1377-1386.

[41] DI FATTA A, ROMANO P, IMBURGIA A, et al. Use of time-frequency map combined with DBSCAN algorithm for separation of partial discharge pulses under DC voltage[C]//2022 IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena

(CEIDP). Denver, USA: IEEE, 2022: 427-430.

[42] YEO J, JIN H F, MOR A R, et al. Identification of partial discharge through cable-specific adaption and neural network ensemble[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(3): 1598-1607.

[43] HASSAN W, MAHMOOD F, HUSSAIN G A, et al. Feature extraction of partial discharges during multiple simultaneous defects in low-voltage electric machines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3523410.

[44] YIN K Y, WANG Y H, LIU S H, et al. GIS partial discharge pattern recognition based on multi-feature information fusion of PRPD image[J]. Symmetry, 2022, 14(11): 2 464.

[45] YANG Y H, LI J L, CHEN Z B, et al. Classification of partial discharge in vehicle-mounted cable termination of high-speed electric multiple unit: a machine learning-based approach[J]. Electronics, 2024, 13(3): 495.

[46] YEO J, JIN H F, MOR A R, et al. Localisation of partial discharge in power cables through multi-output convolutional recurrent neural network and feature extraction[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(1): 177-188.

[47] MORETTE N, DITCHI T, OUSSAR Y. Feature extraction and ageing state recognition using partial discharges in cables under HVDC[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 178: 106053.

[48] JING Q Z, YAN J, WANG Y X, et al. A novel method for small and unbalanced sample pattern recognition of gas insulated switchgear partial discharge using an auxiliary classifier generative adversarial network[J]. High Voltage, 2023, 8(2): 368-379.

[49] DAI D D, WANG X P, LONG J C, et al. Feature extraction of GIS partial discharge signal based on S-transform and singular value decomposition[J]. IET Science, Measurement& Technology, 2017, 11(2): 186-193.

[50] 龙嘉川，王先培，代荡荡，等. 基于改进 S 变换的超高频局部放电信号特征提取及分类[J]. 高电压技术，2018，44(11)：3649-3656.
LONG Jiachuan, WANG Xianpei, DAI Dangdang, et al. Feature extraction and classification of UHF PD signals based on improved S-transform[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3649-3656.

[51] MA Z, YANG Y, KEARNS M, et al. Fractal-based autonomous partial discharge pattern recognition method for MV motors[J]. High Voltage, 2018, 3(2): 103-114.

[52] 陈继明，许辰航，李　鹏，等. 基于时频分析与分形理论的 GIS 局部放电模式识别特征提取方法[J]. 高电压技术，2021，47(1)：287-295.
CHEN Jiming, XU Chenhang, LI Peng, et al. Feature extraction method for partial discharge pattern in GIS based on time-frequency analysis and fractal theory[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 287-295.

[53] FIRUZI K, VAKILIAN M, PHUNG B T, et al. Partial discharges pattern recognition of transformer defect model by LBP&HOG features[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(2): 542-550.

[54] CHEN Y Z, PENG X S, WANG H Y, et al. Generator stator partial discharge pattern recognition based on PRPD-Grabcut and DSC-GoogLeNet deep learning[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2023, 30(5): 2267-2276.

[55] GOVINDARAJAN S, NATARAJAN M, ARDILA-REY J A, et al. Partial discharge location identification using permutation entropy based instantaneous energy features[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 6011412.

[56] WANG W B, SUN L, WANG B, et al. Partial discharge feature extraction based on synchrosqueezed windowed Fourier transform and multi-scale dispersion entropy[J]. Measurement and Control, 2020, 53(7/8): 1078-1087.

[57] WANG Y B, CHANG D G, QIN S R, et al. Separating multi-source partial discharge signals using linear prediction analysis and isolation forest algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(6): 2734-2742.

[58] RAYMOND W J K, ILLIAS H A, ABU BAKAR A H. High noise tolerance feature extraction for partial discharge classification in XLPE cable joints[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(1): 66-74.

[59] 律方成，金　虎，王子建，等. 主分量稀疏化在 GIS 局部放电特征提取中的应用[J]. 电工技术学报，2015，30(8)：282-288.
LÜ Fangcheng, JIN Hu, WANG Zijian, et al. Principal component sparse and its application in GIS partial discharge feature extraction[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 282-288.

[60] ZHANG Z Y, TANG X J, LIU C Z, et al. Multiple ultrasonic partial discharge DOA estimation performance of KPCA Pseudo-Whitening mnc-FastICA[J]. Measurement, 2024, 231: 114596.

[61] BOMMERT A, SUN X D, BISCHL B, et al. Benchmark for filter methods for feature selection in high-dimensional classification data[J]. Computational Statistics& Data Analysis, 2020, 143: 106839.

[62] CHANG C K, BOYANAPALLI B K. Assessment of the insulation status aging in power cable joints using support vector machine[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2021, 28(6): 2170-2177.

[63] CHANG C K, BOYANAPALLI B K, WU R N. Application of fuzzy entropy to improve feature selection for defect recognition using support vector machine in high voltage cable joints[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(6): 2147-2155.

[64] LI Z, ZANG Y M, WANG C L, et al. Analysis and diagnosis of optical and UHF partial discharges in GIS based on guided filtering fusion[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32: 2978-2985.

[65] SUN K, MENG Y X, DONG S C. FoSSA optimization-based SVM classifier for the recognition of partial discharge patterns in HV cables[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022: 7566731.

[66] 李　泽，王　辉，钱　勇，等. 基于加速鲁棒特征的含噪局部放电模式识别[J]. 电工技术学报，2022，37(3)：775-785.
LI Ze, WANG Hui, QIAN Yong, et al. Pattern recognition of partial discharge in the presence of noise based on speeded up robust features[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(3): 775-785.

[67] QIN C X, ZHU X K, ZHU P F, et al. Partial discharge signal pattern recognition of composite insulation defects in cross-linked polyethylene cables[J]. Sensors, 2024, 24(11): 3460.

[68] JINEETH J, MALLEPALLY R, SINDHU T K. Classification of partial discharge sources in XLPE cables by artificial neural networks and support vector machine[C]//2018 IEEE Electrical Insulation Conference(EIC). San Antonio, USA: IEEE, 2018: 407-411.

[69] FEI Z J, LI Y Y, YANG S Y. Pattern recognition of partial discharge faults in switchgear using a back propagation neural network optimized by an improved mantis search algorithm[J]. Sensors, 2024, 24(10): 3174.

[70] ZHOU K, OH S K, QIU J L. Design of ensemble fuzzy-RBF neural networks based on feature extraction and multi-feature fusion for GIS partial discharge recognition and classification[J]. Journal of Electrical Engineering& Technology, 2022, 17(1): 513-532.

[71] ZOUNEMAT-KERMANI M, BATELAAN O, FADAEE M, et al. Ensemble machine learning paradigms in hydrology: a review[J]. Journal of Hydrology, 2021, 598: 126266.

[72] GUO L, CAO W D, BAI L L, et al. Fault diagnosis based on multiscale texture features of cable terminal on EMU of high-speed railway[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3502612.

[73] YAO R, LI J, HUI M, et al. Feature selection based on random forest for partial discharges characteristic set[J]. IEEE Access, 2020, 8: 159151-159161.

[74] PENG X S, LI J S, WANG G J, et al. Random forest based optimal feature selection for partial discharge pattern recognition in HV cables[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1715-1724.

[75] PAN Q S, ZHANG C, WEI X Y, et al. Assessment of MV XLPE cable aging state based on PSO-XGBoost algorithm[J]. Electric Power Sys-

tems Research, 2023, 221: 109427.

[76] ABU-RUB O H, KHAN Q, REFAAT S S, et al. Cable insulation fault identification using partial discharge patterns analysis[J]. IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, 2022, 45(1): 31-41.

[77] MAS'UD A A, ARDILA-REY J A, ALBARRACÍN R, et al. An ensemble-boosting algorithm for classifying partial discharge defects in electrical assets[J]. Machines, 2017, 5(3): 18.

[78] MORETTE N, CASTRO HEREDIA L C, DITCHI T, et al. Partial discharges and noise classification under HVDC using unsupervised and semi-supervised learning[J]. International Journal of Electrical Power& Energy Systems, 2020, 121: 106129.

[79] IMBURGIA A, DI FATTA A, ROMANO P, et al. A study on partial discharges pattern recognition under DC voltage through clustering algorithms and cross correlation filter[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2023, 30(6): 2543-2550.

[80] CHANG C K, LAI C S, WU R N. Decision tree rules for insulation condition assessment of pre-molded power cable joints with artificial defects[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2019, 26(5): 1636-1644.

[81] SABARSHAD O, AKBARI A. Advanced detection of multiple PD sources in cables using time-frequency transformations[J]. Electric Power Systems Research, 2025, 246: 111699.

[82] MANDAL R K, DEVARAJAN H, NANDI S, et al. An underdetermined single-channel blind-source-separation for multisource acoustic-emission-based partial discharge signals in power transformers[J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2025, 53(4): 788-797.

[83] 万中一，胡　岳，陈炳树，等. 基于能量谱分析和 DBSCAN 改进算法的多源局部放电分类识别方法[J]. 高电压技术，2023，49(10)：4335-4344.
WAN Zhongyi, HU Yue, CHEN Bingshu, et al. Multi-source partial discharge classification and recognition method based on energy spectrum analysis and DBSCAN improved algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4335-4344.

[84] 吴诗优，郑书生，钟爱旭，等. 基于智能聚类算法的 UHF 法变电站空间多源局部放电定位方法[J]. 高电压技术，2020，46(12)：4309-4318.
WU Shiyou, ZHENG Shusheng, ZHONG Aixu, et al. Location method of multiple partial discharges sources in substation space by UHF method based on intelligent clustering algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12): 4309-4318.

[85] YAN X W, BAI Y Y, ZHANG W W, et al. Partial discharge pattern-recognition method based on embedded artificial intelligence[J]. Applied Sciences, 2023, 13(18): 10370.

[86] UCKOL H I, ILHAN S, OZDEMIR A. Workmanship defect classification in medium voltage cable terminations with convolutional neural network[J]. Electric Power Systems Research, 2021, 194: 107105.

[87] SAAD M H, HASHIMA S, OMAR A I, et al. Deep learning approach for cable partial discharge pattern identification[J]. Electrical Engineering, 2025, 107(2): 1525-1540.

[88] SAHOO R, KARMAKAR S. Effectiveness of wavelet scalogram on partial discharge pattern classification of XLPE cable insulation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 2507910.

[89] CHEN Y Z, PENG X S, WANG H Y, et al. Partial discharge pattern recognition based on morphological features and faster R-CNN-AlexNet for generator stator[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 31(6): 2956-2965.

[90] PENG X S, YANG F, WANG G J, et al. A convolutional neural network-based deep learning methodology for recognition of partial discharge patterns from high-voltage cables[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1460-1469.

[91] KHAN M A, CHOO J, KIM Y H. End-to-end partial discharge detection in power cables via time-domain convolutional neural networks[J]. Journal of Electrical Engineering& Technology, 2019, 14(3): 1299-1309.

[92] CHEN S M, YU J B, WANG S J. One-dimensional convolutional neural network-based active feature extraction for fault detection and diagnosis of industrial processes and its understanding via visualization[J]. ISA Transactions, 2022, 122: 424-443.

[93] WANG Y X, YAN J, YANG Z, et al. A novel 1DCNN and domain adversarial transfer strategy for small sample GIS partial discharge pattern recognition[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(12): 125 118.

[94] DAS P, CHATTERJEE S, KOLEY C. Recurrence plot-aided partial discharge detection framework employing HFCT sensor and customized convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 31(6): 2947-2955.

[95] SUN C M, WU G N, PAN G X, et al. Convolutional neural network-based pattern recognition of partial discharge in high-speed electric-multiple-unit cable termination[J]. Sensors, 2024, 24(8): 2660.

[96] SRIVASTAVA R, AVASTHI V, R K P. Deep convolutional neural network for partial discharge monitoring system[J]. Advances in Engineering Software, 2023, 180: 103407.

[97] SIAN H W, KUO C C, DER LU S, et al. A novel fault diagnosis method of power cable based on convolutional probabilistic neural network with discrete wavelet transform and symmetrized dot pattern[J]. IET Science, Measurement&Technology, 2023, 17(2): 58-70.

[98] PRIANANDA C W, ILLIAS H A, RAYMOND W J K, et al. Hybrid deep learning models for enhanced classification of phase-resolved partial discharge patterns from high-voltage rotating machine insulation[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32: 3059-3067.

[99] SHERSTINSKY A. Fundamentals of recurrent neural network(RNN)and long short-term memory(LSTM) network[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2020, 404: 132306.

[100] NGUYEN M T, NGUYEN V H, YUN S J, et al. Recurrent neural network for partial discharge diagnosis in gas-insulated switchgear[J]. Energies, 2018, 11(5): 1202.

[101] DAS R, DAS A K, CHAKRABORTY B, et al. Mathematical morphology-aided bidirectional long short-term memory network-based partial discharge pulse sequence classification[J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2023, 51(12): 3454-3461.

[102] LI A, WEI G Z, LI S L, et al. Pattern recognition of partial discharge in high-voltage cables using TFMT model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(6): 3326-3337.

[103] LI S Y, MAN Y Y, ZHANG C, et al. PRPD data analysis with Auto-Encoder Network[J]. E3S Web of Conferences, 2019, 81: 01019.

[104] ZEMOURI R, LÉVESQUE M, AMYOT N, et al. Deep convolutional variational autoencoder as a 2D-visualization tool for partial discharge source classification in hydrogenerators[J]. IEEE Access, 2020, 8: 5438-5454.

[105] DUAN L, HU J, ZHAO G, et al. Identification of partial discharge defects based on deep learning method[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1557-1568.

[106] TANG J, JIN M, ZENG F P, et al. Assessment of PD severity in gas-insulated switchgear with an SSAE[J]. IET Science, Measurement&Technology, 2017, 11(4): 423-430.

[107] SAHOO R, KARMAKAR S. Investigation of electrical tree growth characteristics and partial discharge pattern analysis using deep neural network[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 220: 109287.

[108] RAYMOND W J K, XIN C W, KIN L W, et al. Noise invariant partial discharge classification based on convolutional neural network[J]. Measurement, 2021, 177: 109220.

[109] LI Z, XU Y P, JIANG X C. Pattern recognition of DC partial discharge on XLPE cable based on ADAM-DBN[J]. Energies, 2020, 13(17): 4566.

[110] KARIMI M, MAJIDI M, MIRSAEEDI H, et al. A novel application of deep belief networks in learning partial discharge patterns for classifying corona, surface, and internal discharges[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(4): 3277-3287.

[111] QIN X B, ZHANG Y Z, MEI W, et al. A cable fault recognition meth-

od based on a deep belief network[J]. Computers&Electrical Engineering, 2018, 71: 452-464.
[112] ZHU G Y, ZHOU K, LU L, et al. Partial discharge data augmentation based on improved Wasserstein generative adversarial network with gradient penalty[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(5): 6565-6575.
[113] ZHOU L J, MA H Q, JIANG W H, et al. Research on partial discharge image recognition of onboard cable terminal based on generative adversarial network[C]//2024 IEEE China International Youth Conference on Electrical Engineering(CIYCEE). Wuhan, China: IEEE, 2024: 1-7.
[114] WANG Y X, YAN J, YANG Z, et al. GAN and CNN for imbalanced partial discharge pattern recognition in GIS[J]. High Voltage, 2022, 7(3): 452-460.
[115] 刈 Y H, ZHOU F, ZHANG W J. Partial discharge detection and recognition in insulated overhead conductor based on Bi-LSTM with attention mechanism[J]. Electronics, 2023, 12(11): 2373.
[116] LI Z Z, QU N, LI X, et al. Partial discharge detection of insulated conductors based on CNN-LSTM of attention mechanisms[J]. Journal of Power Electronics, 2021, 21(7): 1030-1040.
[117] FU Z J, WANG Y H, ZHOU L, et al. Partial discharge recognition of transformers based on data augmentation and CNN-BiLSTM-attention mechanism[J]. Electronics, 2025, 14(1): 193.
[118] JI J S, SHU Z, WANG W S, et al. Noise separation and discriminative feature learning for partial discharge recognition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(10): 11774-11784.
[119] ROY S S, PARAMANE A, SINGH J, et al. Image visibility patch-aided partial discharge recognition framework for identifying defects in XLPE cables[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3545310.
[120] JOSE S, NGUYEN K T P, MEDJAHER K, et al. Fault detection and diagnostics in the context of sparse multimodal data and expert knowledge assistance: application to hydrogenerators[J]. Computers in Industry, 2023, 151: 103983.
[121] LIU K, NIE G B, JIAO S B, et al. Research on fault diagnosis method of vehicle cable terminal based on time series segmentation for graph neural network model[J]. Measurement, 2024, 237: 114999.
[122] CAO B L, LIU K, WU G N, et al. Peak-hold-aided evaluation approach for the insulation state of vehicle cable terminals via adaptive spatial-temporal graph-gated attention networks[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(5): 11088-11099.
[123] DENG Y, XIE Q, CHEN J W, et al. KSMNet: learn the core discriminant features and semantic relationships for partial discharge pattern recognition via Mamba[J]. Measurement, 2025, 246: 116683.
[124] MANTACH S, ASHRAF A, JANANI H, et al. A convolutional neural network-based model for multi-source and single-source partial discharge pattern classification using only single-source training set[J]. Energies, 2021, 14(5): 1355.
[125] 吴　闽，蒋　伟，罗颖婷，等. 基于改进 SSD 的 GIS 多源局放模式识别[J]. 高电压技术，2023，49(2)：812-821.
WU Min, JIANG Wei, LUO Yingting, et al. Multi-source partial discharge pattern recognition in GIS based on improved SSD[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 812-821.
[126] 雷志鹏，彭　川，许子涵，等. 基于改进 Deformable DETR 模型的多源局部放电识别方法及其应用[J]. 中国电机工程学报，2024，44(15)：6248-6260.
LEI Zhipeng, PENG Chuan, XU Zihan, et al. Pattern recognition methods of multi-source partial discharge based on the improved Deformable DETR model and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(15): 6248-6260.
[127] 朱永利，张　翼，蔡炜豪，等. 基于辅助分类–边界平衡生成式对抗网络的局部放电数据增强与多源放电识别[J]. 中国电机工程学报，2021，41(14)：5044-5053.
ZHU Yongli, ZHANG Yi, CAI Weihao, et al. Data augmentation and pattern recognition for multi-sources partial discharge based on boundary equilibrium generative adversarial network with auxiliary classifier[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14): 5044-5053.
[128] BASHARAN V, RAJAMAYIL M. Defect diagnosis in power transformer using explainable AI: a semi-supervised learning-based Partial discharge pattern approach[J]. Electric Power Systems Research, 2025, 247: 111860.
[129] CHEN B S, HU Y, WU L. Deep learning-based multi-source partial discharge pattern recognition integrated with auxiliary prior localization information[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32: 3209-3217.
[130] WANG Y X, YAN J, WANG Z B, et al. Multi-source partial discharge diagnosis in gas-insulated switchgear via zero-shot learning[J]. Measurement, 2023, 217: 113033.
[131] WANG Y X, YAN J, YANG Z, et al. A class alignment multisource domain adaptation for partial discharge condition assessment with unknown faults in GIS[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(12): 19955-19971.



杨　勇
1981—，男，博士，教授，博导
主要从事气体放电及应用方面的研究工作
E-mail: yangyong@hust.edu.cn

YANG Yong
Ph.D., Professor



石寰宇
2001—，女，博士生
主要从事局部放电智能检测方面的研究工作
E-mail: 3053807583@qq.com

SHI Huanyu
Ph.D.candidate



李　传(通信作者)
1989—，男，博士，副教授
主要从事气体放电及应用方面的研究工作
E-mail: lichuan@hust.edu.cn

LI Chuan
Ph.D.
Associate professor
Corresonding author

收稿日期　2025-05-27　在线出版日期　2025-09-26　　编辑　曾文君