第 50 卷 第 11 期：5022-5033 高电压技术 Vol.50, No.11: 5022-5033
2024 年 11 月 30 日 High Voltage Engineering November 30, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231406

基于可变形卷积与自监督对比学习的 GIS 局部放电诊断方法

张瑞霖[1]，张　悦[2]，孙晓兰[3]，钱　勇[1]，盛戈皞[1]，江秀臣[1]
（1. 上海交通大学电子信息与电气工程学院，上海 200240;
2. 国网上海市电力公司市北供电公司，上海 200040; 3. 国网青岛供电公司，青岛 266002）

摘　要：在高压变电站现场，气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)局部放电诊断准确率受到有标签样本数量的制约。为解决常规局部放电诊断方法中无法使用无标签数据、难以克服训练样本与待测试样本差异等问题，提出了一种基于可变形卷积与自监督对比学习的 GIS 局部放电诊断方法。首先通过比较未标注数据样本之间的相似性与差异性训练特征提取网络，得到输入数据的特征表示，之后利用有标签数据训练分类器，学习不同局放数据特征表示的缺陷类别，最后将待测试样本输入模型，实现局部放电诊断。为了进一步提高模型在特征提取过程中的感知能力，引入可变形卷积神经网络和空间变换模块，增强卷积核对特征图的适应性。结果表明：使用自监督对比学习可以充分利用无标签数据，实现高效特征捕捉，在有标签数据量不充足的情况下，通过无标签数据进行预训练的模型在局部放电诊断准确率上平均提高 9.34%。该文提出的自监督对比学习方法可以为局部放电缺陷诊断提供一种新的解决方案。

关键词：局部放电；GIS；自监督；对比学习；可变形卷积

GIS Partial Discharge Diagnosis Method Based on Deformable Convolution and Self-supervised Contrastive Learning

ZHANG Ruilin[1], ZHANG Yue[2], SUN Xiaolan[3], QIAN Yong[1], SHENG Gehao[1], JIANG Xiuchen[1]
(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Shibei Power Supply Company, State Grid Shanghai Electric Power Company, Shanghai 200040, China;
3. State Grid Qingdao Power Supply Company, Qingdao 266002, China)

Abstract：In high-voltage substation, the accuracy of gas insulated switchgear (GIS) partial discharge diagnosis is restricted by the number of labeled samples. In order to solve the problem that unlabeled data cannot be used in conventional partial discharge diagnosis methods, and the difference between training samples and samples to be tested cannot be overcome, a GIS partial discharge diagnosis method based on deformable convolution and self-supervised contrastive learning is proposed in this paper. First, the feature extraction network is trained by comparing the similarity and difference between the unlabeled data samples to obtain the feature representation of the input data. Then, the classifier is trained by the labeled data to learn the defect categories represented by the features of different partial discharge data. Finally, the samples to be tested are input into the model to achieve partial discharge diagnosis. In order to further improve the perception ability of the model in the process of feature extraction, a deformable convolutional neural network and a spatial transform module are introduced to enhance the adaptability of the convolutional check feature map. The results show that self-supervised contrastive learning can make full use of unlabeled data to achieve efficient feature capture. In the case of insufficient labeled data, the model pre-trained by unlabeled data can improve the PD diagnosis accuracy by 9.34% on average. The self-supervised contrastive learning method proposed in this paper can provide a new solution for the partial discharge diagnosis.

Key words：partial discharge; GIS; self-supervised; contrastive learning; deformable convolution

基金资助项目：国家自然科学基金 (62075045)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (62075045).

0　引言

气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)因其体积小、安装方便、集成度高、绝缘灭弧性能优良等特点，在电力系统中得到广泛应用[1-2]。局部放电现象是 GIS 绝缘劣化的重要征兆和表现形式，又是绝缘进一步劣化的关键成因[3-4]。局部放电信号中包含了丰富的绝缘状态信息，对局部放电的在线监测可以有效监测出绝缘缺陷的发生及严重程度[5]。不同类型局部放电反映的劣化机理不同，会对电气设备造成不同程度的破坏，因此对局部放电缺陷进行正确诊断，对评估设备内部绝缘状态、避免绝缘劣化发展有重要的指导意义[6-8]。

随着计算机技术和人工智能技术的出现和发展，多种应用于 GIS 局部放电诊断的技术被提出。局部放电相位分布(phase resolved partial discharge, PRPD)和脉冲序列相位分布(phase resolved pulse sequence, PRPS)是 GIS 局部放电的数据呈现方式，被广泛应用到相关研究[9-11]中。研究人员通过采集 GIS 在局放发生过程中的信号，对数据进行预处理并提取信号中的特征量，例如平均脉冲宽度、信号均值等，从而进行局放缺陷类型诊断[12-14]。然而，在外施电压改变或出现噪声干扰时，局部放电脉冲幅值、形状等特性将发生改变，因此，局部放电信号的特征量提取过程易受到外界环境影响，导致机器学习模型在实际应用场景下的性能不理想。

深度学习是基于神经网络的机器学习方法，其优势在于可自动从大量数据中提取特征，能够处理复杂的数据类型[15-16]，卷积神经网络等深度学习算法也被广泛应用于局部放电诊断任务中[17-19]。但深度学习对于数据数量和复杂性的要求较高，有标签样本缺乏的问题制约了局部放电诊断的准确率。考虑到 GIS 内绝缘缺陷导致的局部放电为偶发性现象，能够采集到真实、完整、具有标签的数据数量有限，一些学者提出了面向小样本数据的解决方案。文献[20]提出了领域自适应深度迁移学习，使用预训练模型提升局部放电诊断准确率，但源域和目标域之间的特征区别限制了模型的表现[21]；文献[22]利用条件生成对抗网络对训练样本数量进行扩充，从而解决局部放电样本量不足的问题，但条件生成对抗网络在小样本上无法保证训练过程的稳定性，存在生成器与判别器难以动态平衡的情况，进而导致模型坍塌等问题[23]；文献[24]提出基于多级二阶注意力的孪生网络用于小样本 GIS 的局部放电诊断，以特征相似度度量最小化作为局放诊断依据，但其对特征的一致性要求较高[25]，对于局放诊断的现场试验，测试样本与训练样本存在形态与特征分布差异的情况不可避免。因此，在有标签数据有限的小样本条件下，局部放电诊断的准确率受到制约。

在实际工况环境中，存在大量未知类别的局部放电数据，这些未被标签标记的数据无法被上述深度模型利用。在无标签数据中蕴含丰富的样本视觉特征，可为局部放电诊断任务提供有效的特征表示，因此，充分利用局部放电无标签数据对于提升局部放电诊断准确率有重要意义。自监督学习是一种利用数据自身信息来进行训练的方法，可以利用无标注数据学习到输入特征中的内在关系，无需大量标注数据[26]，该方法在有标签数据有限的数据集下具有优势。自监督学习通过训练特征提取网络，能够获得数据的有效特征表示，从而提升模型的识别准确率，避免了传统有监督学习中由于有标签数据有限而出现的鲁棒性不足等问题。

基于自监督学习的优势，本文提出一种可利用无标签数据的 GIS 局部放电缺陷诊断方法，通过自监督对比学习(self-supervised contrastive learning, SSCL)比较不同无标签数据样本之间的相似性和差异性，得到局放 PRPD 谱图的有效特征表示。为使得模型在特征捕捉过程中有更强的感知能力，在特征提取网络中使用可变形卷积神经网络，并引入空间变换模块，从而提升卷积过程中感受野的自适应性。利用预训练特征提取网络得到有标签数据的特征表示，并利用分类器对特征表示进行识别，从而实现局放缺陷诊断任务。结果表明，采用自监督对比学习方法能够充分利用 GIS 局部放电无标签数据，实现高效特征捕捉，与传统有监督学习相比，本文提出的方法能在少数有标签数据的微调下得到更优的局部放电缺陷诊断的准确率。

1　基于改进可变形卷积的自监督对比学习

1.1　自监督对比学习

对比学习(contrastive learning, CL)是一种基于同类数据对比的机器学习方法，其目标是让相似的样本在特征空间中更接近，而让存在差异的样本远离。对比学习在训练过程中，随机选择一个或多个样本视为“正样本”，并从数据集中选择多个与其不同的样本作为“负样本”，通过最小化每个样本与其

正样本间的距离，并最大化每个样本与其负样本间的距离，从而学习到一种特征表示，使相似样本与不相似样本在特征空间中形成初步差异。对比学习任务可以基于不同数据的特征进行对比、区分，从而通过自监督的方式对实例进行判别[27-28]。

自监督对比学习采用无监督模式生成正负样本并训练模型，因此可以使用未标记的样本。自监督任务利用图像中的丰富信息来生成需要进行对比的样本，从而构建更有意义的样本对，提高对比学习的效率与效果。在对比学习视觉表示[29]中，模型构建了基于正样本对与负样本对之间的互信息，通过损失函数判别不同特征之间的相似度。

自监督对比学习算法框架如图 1 所示，由编码器模型构成特征提取网络，由全连接网络模型构成投影网络。自监督对比学习通过捕捉相似的正样本对特征，在无标签数据中得到有用信息。数据增强是对比学习产生正样本对的方式，通过对单个样本数据应用 2 次随机变换得到在特征上具有较高相似度的一对样本。假设输入数据为 x，首先应用数据增强方法对其进行变换，生成针对同一实例的 2 个相关视图 $\boldsymbol{x}_i$ 和 $\boldsymbol{x}_j$，即一对正样本。对 $\boldsymbol{x}_i$ 和 $\boldsymbol{x}_j$ 分别应用编码器模型 $f(\cdot)$ 实现特征提取，$f(\cdot)$ 将输入数据转化为具有较强表征能力的高维特征向量 $\boldsymbol{h}_i$ 和 $\boldsymbol{h}_j$：

$$\boldsymbol{h}_i = f(\boldsymbol{x}_i) \tag{1}$$

通过投影网络 $g(\cdot)$ 将原始特征向量映射到另一个向量空间中，利用全连接网络提取特征向量 $\boldsymbol{h}_i$ 和 $\boldsymbol{h}_j$ 中的高级特征信息，从而将原始向量转化为更具表征能力的特征向量 $\boldsymbol{z}_i$ 和 $\boldsymbol{z}_j$，以用于后续的样本相似度计算与对比学习任务。使用单隐层的全连接神经网络作为投影网络：

$$\boldsymbol{z}_i = g(\boldsymbol{h}_i) = \boldsymbol{W}^{(2)}\sigma(\boldsymbol{W}^{(1)}\boldsymbol{h}_i) \tag{2}$$

式中：σ 表示 ReLU 非线性激活函数；$\boldsymbol{W}^{(2)}$和 $\boldsymbol{W}^{(1)}$ 分别为两层全连接神经网络的权重矩阵。为了在模型训练过程中消除向量长度的影响，改善数据的可比性和一致性，并提高模型的收敛速度，对投影网络的输出特征向量进行批次 L_2 范数归一化处理：

$$\boldsymbol{z}_i' = \frac{\boldsymbol{z}_i}{\|\boldsymbol{z}_i\|_2} \tag{3}$$

式中：$\|\boldsymbol{z}\|_2$ 表示向量 $\boldsymbol{z}$ 的二范数，即向量 $\boldsymbol{z}$ 在其各分量 $\boldsymbol{z}_1$，$\boldsymbol{z}_2$，…，$\boldsymbol{z}_m$ 平方和的平方根：

$$\|\boldsymbol{z}\|_2 = (|\boldsymbol{z}_1|^2 + |\boldsymbol{z}_2|^2 + \ldots + |\boldsymbol{z}_m|^2)^{\frac{1}{2}} \tag{4}$$

对比损失函数用于度量同一样本不同变换的

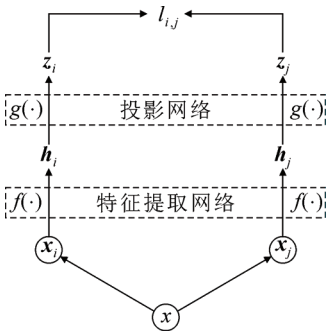


图 1 自监督对比学习算法框架图

Fig.1 Diagram of self-supervised contrastive learning algorithm block

特征表示之间的相似度和不同的特征表示之间的差异度，对于给定输入 $\boldsymbol{x}_i$，需要通过对比损失函数对 $\boldsymbol{x}_j$ 和 $\{\boldsymbol{x}_k\}_{k\neq i}$ 进行区分。每个训练批次的样本个数为 N，经过扩充后得到的数据量为 $2N$，除了当前样本的正样本对，其他 $2(N-1)$个数据样本均为负样本。对于任意 2 个已经过 L_2 范数归一化的特征向量 $\boldsymbol{u}$、$\boldsymbol{v}$，利用余弦相似度来进行向量间相似度的度量，即：

$$\mathrm{Sim}(\boldsymbol{u},\boldsymbol{v}) = \frac{\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}}{\|\boldsymbol{u}\|\|\boldsymbol{v}\|} \tag{5}$$

对于正样本组(i,j)，对比损失函数可表示为：

$$l_{i,j} = -\ln\frac{\exp\left(\mathrm{Sim}\left(\boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_j\right)/\tau\right)}{\sum_{k=1}^{2N} I_{[k\neq i]}\exp\left(\mathrm{Sim}\left(\boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_k\right)/\tau\right)} \tag{6}$$

式中：$I_{[k\neq i]}$为指示函数，用于表示某个集合中元素的存在与否，当元素属于该集合时，函数值为 1，反之则为 0；τ 为温度参数，是对比学习模型的超参数，反映函数对不同相似度图像的偏好程度。

将训练好的编码器模型迁移到下游任务中，将有标签数据通过训练好的编码器模型得到特征向量表示，并将特征向量和标签用于训练同一个分类器，采用交叉熵损失函数来进行模型的优化，损失函数L为：

$$L = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} L_i = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{M} y_{ic}\ln\left(p_{ic}\right) \tag{7}$$

式中：M 表示类别的总数量；p_{ic} 表示观测样本 i 属于类别 c 的预测概率；y_{ic} 为符号函数，当且仅当样本 i 的真实类别等于 c 时取 1，否则取 0。

1.2 改进可变形卷积神经网络

1.2.1 可变形卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)采用卷积运算方式对输入数据进行特征提取，通过调整卷积核的权重，对数据中的空间特征，如

边缘、纹理、形状等进行学习。但 CNN 的卷积核形状与大小固定，在适应不同感受野的目标性状和大小变化上能力有限。针对以上局限，本文在特征提取网络中应用可变形卷积神经网络(deformable convolutional networks, DCN)[30]，通过引入可变形卷积操作，根据目标的形状和位置动态调整卷积核的形态，以更好地适应被检测数据，提高特征提取阶段的感知能力。

DCN 将卷积拆分为两部分：偏移量预测器和采样器。偏移量预测器可根据输入特征图，预测出每个像素点的偏移量，即相对卷积核中心位置的坐标；采样器根据偏移量，对输入特征图进行采样，从而得到可变形卷积操作的输出。普通卷积与可变形卷积采样对比如图 2 所示。在标准卷积中，卷积核有固定的形状和大小；在可变形卷积中，卷积核的形状会根据输入特征图的特征进行调整，采样位置更适应对象的形状和尺寸，有更强的特征捕捉能力。

对于 2 维特征图，规则网格 D 定义了卷积核感受野的尺寸和相对中心位置的坐标，例如，在 3×3 的卷积核中，有：

$$D=\{(-1,-1),(-1,0),\ldots,(0,1),(1,1)\} \tag{8}$$

对于特征图中位置 p_0，通过卷积运算得到的输出特征图映射 y 为：

$$y(p_0)=\sum_{p_n\in D} w(p_n)\cdot c(p_0+p_n) \tag{9}$$

式中：c 表示输入特征映射；$w(p_n)$是卷积核中相应的权值参数。在可变形卷积神经网络中，向卷积的感受野相对位置中增加偏移量为 $\{\Delta p_n \mid n=1,\cdots,M\}$ 其中，M 表示规则网格 D 的尺寸。输出特征图映射变为：

$$y\left(p_0\right)=\sum_{p_n\in D} w\left(p_n\right)\cdot c\left(p_0+p_n+\Delta p_n\right) \tag{10}$$

经过变换后，其采样位置为非整数，为将其对应到输入特征图中实际存在的像素点，采用双线性插值方式计算含有偏移量的采样点像素值：

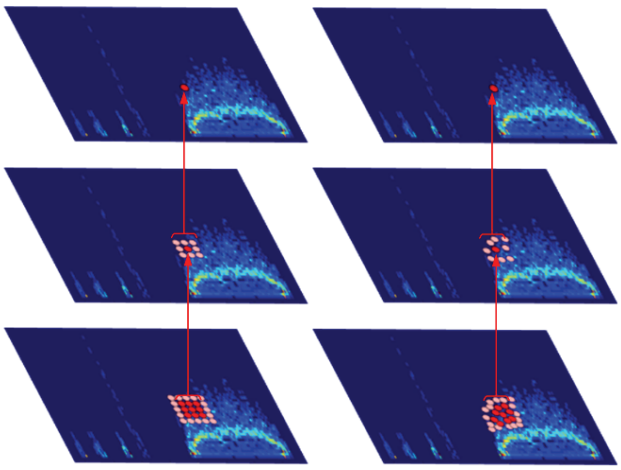
$$c(p)=\sum_q G(q,p)\cdot c(q) \tag{11}$$

式中：$p=p_0+p_n+\Delta p_n$，表示采样点相对卷积核中心的位置；q 表示输入特征图 H 中的所有像素坐标，$G(\cdot,\cdot)$ 为双线性插值核函数，可分解为 2 个 1 维内核：

$$G(q,p)=g\left(q_x,p_x\right)\cdot g\left(q_y,p_y\right) \tag{12}$$

式中：p、q 被分解为 x 与 y 方向上的分量；函数 $g(a,b)$用来计算插值运算的相应权值，表达式为：

$$g(a,b)=\max(0,1-|a-b|) \tag{13}$$



(a)　标准卷积　　(b)　可变形卷积

图 2　普通卷积与可变形卷积对比

Fig.2　Comparison between ordinary convolution and deformable convolution

在对偏移量进行梯度计算，可得：

$$\frac{\partial y\left(p_0\right)}{\partial \Delta p_n}=\sum_{p_n\in D} w\left(p_n\right)\cdot\frac{\partial c\left(p_0+p_n+\Delta p_n\right)}{\partial \Delta p_n}= \sum_{p_n\in D}\left(w\left(p_n\right)\cdot\sum_{q\in H}\frac{\partial G\left(q,p_0+p_n+\Delta p_n\right)}{\partial \Delta p_n}\cdot c(q)\right) \tag{14}$$

1.2.2　基于输入特征图的空间变换模块

在可变形卷积网络中，引入一个卷积核学习输入特征图的位置偏移，使得感受野倾向于聚集在典型特征周围。然而，待检测对象的不规则使得卷积核覆盖范围无法仅通过一个位置偏移卷积核得到足够优化。为改善感受野对于特征捕捉的敏感性，向可变形卷积模块中增加调制机制[31]，实现输入特征图的空间变换，使得模型不仅学习到偏移量，还可以学习基于特征图的卷积核幅度调制，改变空间分布和样本特征对目标任务的相对影响。

加入调制层的可变形卷积神经网络结构如图 3 所示，调制层进一步增强网络在处理空间支持区域的能力，对于传达有效特征信息有限的区域，调制机制将减小将该位置或分区的特征幅度，反之亦然。调制机制为网络模块提供了另一维度的自由度，可以调整其空间支持区域的范围，对于局部放电缺陷诊断任务中的放电区域增大模型感知幅度，进一步提高对比学习过程的表现能力。

图 3 中，conv 和 sigmoid 分别为卷积和激活函数计算过程。对于输入特征映射 c，位置 p_0 处的输出特征图映射为：

$$y'(p_0)=y(p_0)\cdot\Delta m_k=\sum_{p_n\in D}w(p_n)\cdot c(p_0+p_n+\Delta p_n)\cdot\Delta m_n \quad (15)$$

式中：Δm_n 表示 p_n 位置的调制权重标量。偏移量Δp_n和调制量Δm_n 均通过旁路卷积层计算得到。旁路卷积层的输出是三通道的特征图，其中前两通道对应于位置偏移量Δp_n，最末通道通过激活函数得到调制量Δm_n。该卷积层的卷积核权重初始化为 0，因此偏移量和调制量的初始值应分别为 0 和 0.5。

1.3 局部放电诊断流程

在本文提出的基于改进可变形卷积神经网络的自监督对比学习流程中，模型通过对无标签数据的对比学习构建数据的对比损失，进而学习到输入图像有效的特征表示。具体流程如图 4 所示。

1）数据集预处理。数据被划分为无标签数据和有标签数据，需要保证数据样本的平衡性和多样性，避免出现偏差或过拟合等问题，提高模型鲁棒性。将有标签数据划分为训练集与测试集，并对所有样本进行最大归一化处理。

2）模型构建及上下游任务训练。在特征提取网络中，选择残差神经网络作为基础网络，并利用 DCN 替换末端卷积层，以学习输入特征图的非线性空间变换，从而更好地适应目标的形状和结构。此外，加入调制层能够对 DCN 的卷积过程进行精细调节，以更好地区分同一图像的不同区域，在模型中生成更显著的对比特征。利用无标签数据对对比学习部分进行训练，利用全连接网络作为投影网络获得高维特征，基于对比损失函数对模型参数进行优化，完成局部放电诊断模型训练上游任务，得到适用于局部放电图谱的特征提取网络。将有标签数据送入训练好的特征提取网络中，基于输出的特征表示对分类器进行训练，完成局部放电诊断模型训练下游任务。

3）局部放电数据诊断。从对比学习预训练模型中加载参数，获得特征提取网络，并抛弃全连接层投影网络。将待测数据集输入到特征提取网络中，获得其特征表示，并利用下游任务中获取的模型对该特征进行分类，以实现局部放电缺陷诊断任务。

2 试验分析

2.1 特高频局放数据预处理

本文搭建了 1 个 GIS 局部放电试验平台，如图 5 所示，该装置主要由 GIS 局部放电试验罐体、电压控制装置及局部放电检测装置构成，GIS 试验罐体内充入气压为 0.4 MPa 的 SF_6 气体模拟 GIS 内部环境，工频高压变压器的电源容量为 10 kVA，最大输出电压为 120 kV。示波器型号为 Lecroy WaveRunner 240MXI-A，最大采样频率为 10 GHz，带宽为 2 GHz，特高频传感器型号为 JD-US02，检测带宽为 300~1 500 MHz。

在本文中，利用试验平台模拟典型的绝缘缺陷，缺陷模型结构如图 6 所示。为模拟 GIS 运行过程中内部出现金属碎屑导致的局部放电，将不同尺寸的金属颗粒置于平板电极间，制成自由微粒放电模型；为模拟 GIS 表面金属针尖凸起导致的局部放电，将铜制尖端模型与底座相连接，制成尖端放电模型；为模拟实际设备安装或运行过程中出现金属

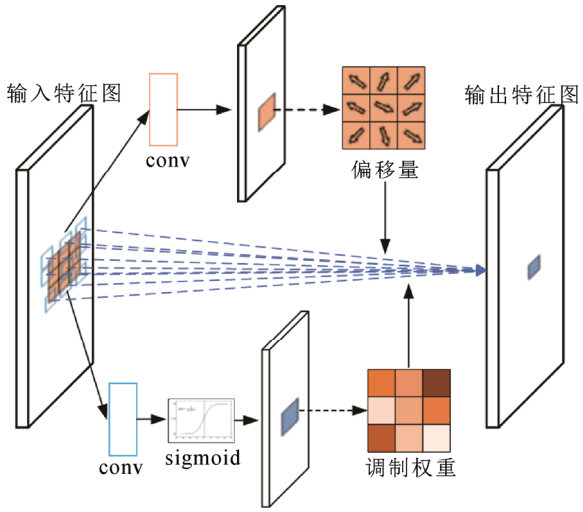


图 3 可变形卷积网络结构示意图

Fig.3 Structure diagram of deformable convolutional network

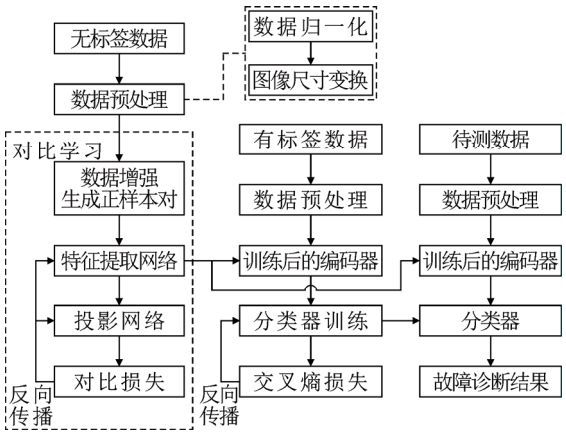


图 4 基于自监督对比学习的局部放电诊断流程

Fig.4 Partial discharge fault diagnosis process based on self-supervised contrastive learning

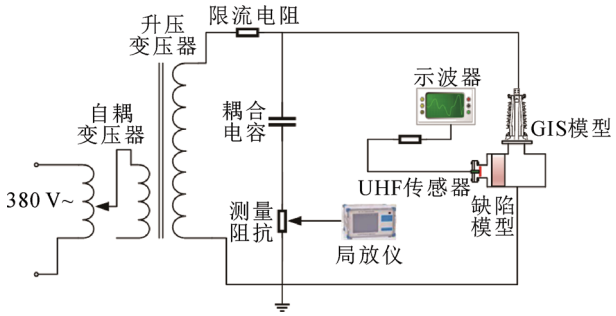


图 5　GIS 局部放电试验平台

Fig.5　GIS partial discharge test platform

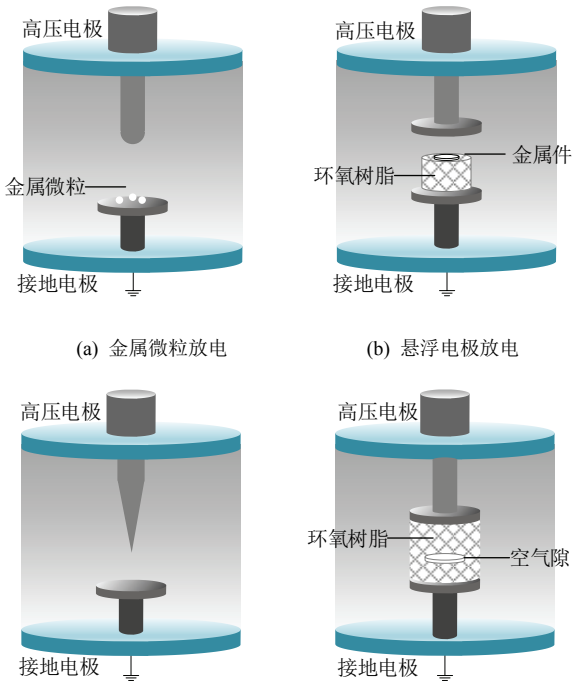


图 6　局部放电缺陷模型示意图

Fig.6　Partial discharge defect model diagram

零件松动而出现的悬浮电位，在环氧树脂支撑件顶部放置金属件，置于低压端，制成悬浮电极放电模型；为模拟 GIS 在加工过程中绝缘材料内部出现的空隙引起的局部放电，在极板之间放置含有空气隙的环氧树脂件，制成绝缘气隙放电模型。

将特高频传感器输出和分压后的工频电压接入示波器，以测量与工频相位同步的局放信号。为了捕捉不同缺陷类型局部放电起始电压，并观察电场强度变化对局部放电 PRPD 谱图造成的影响，在 20~80 kV 的阶升电压下进行局放试验，从而测得不同外施电压下的局放信号。为了确保试验数据的多样性，对缺陷位置进行调整后多次重复试验。

局部放电相位分布 PRPD 谱图是一种建立在幅值-相位平面上的 2 维谱图，图中相应区域的颜色深浅代表放电次数的多少。PRPD 谱图反映了放电信号的幅值、脉冲的相位以及放电次数 3 者间的分布特征。

在本文中，每组试验共记录连续 50 个周期的局部放电脉冲数据。不同局放信号中，放电幅值存在一定差异。本文提出的局部放电诊断方法关注 PRPD 谱图中的形状、边缘、颜色特征，因此在数据预处理过程中，将缺陷类型、场强相同的数据归类，得到每种类别中去除异常值的最大幅值，并根据此值进行幅值归一化处理。试验采集到典型缺陷的 PRPD 谱图如图 7 所示。

2.2　试验配置及网络参数设置

使用 PyTorch 作为深度学习框架，显卡型号为 NVIDIA RTX 3090，CPU 型号为 i7-12700K，内存为 32 GB。上游任务中，自监督学习过程的批次大小为 64，初始学习率大小设置为 10^{-3}，下游任务中，对全连接网络进行微调，批次大小为 128，初始学习率为 2×10^{-4}，均选择 Adam 作为优化器。在自监督对比学习中，以残差网络作为上游任务的基础网络，采用加入可变形卷积模块的 ResNet-50 作为特征提取网络。自监督对比学习模型结构与参数见表 1。

特征提取是对比学习中的关键环节，在对比学习阶段，图像数据增强的方式决定了网络对于原始输入特征的捕捉能力，且自监督学习对数据增强有较强依赖[32]。在局放 PRPD 谱图中，每个点代表当前相位下局部放电脉冲数目，数据相对位置及不同点间的相位差关系不宜改变，否则会造成数据失真和噪声增加，影响模型的训练，因此不适合进行随机镜像、随机旋转等图像增强方式。本文使用了添加随机噪声、随机颜色失真、随机高斯模糊、随机灰度变换 4 种数据增强的方式，如图 8 所示。

2.3　模型分析

2.3.1　温度参数与对比学习模型性能分析

在自监督对比学习中，温度参数 τ 是一个用于缩放相似度分布的超参数，它会影响模型相似度计算额对比损失函数的优化过程。较小的温度参数将会使得相似度分布集中，增加相似度较高的样本之间的区分度；相反，较大的温度参数会使得相似度分布更加平缓。

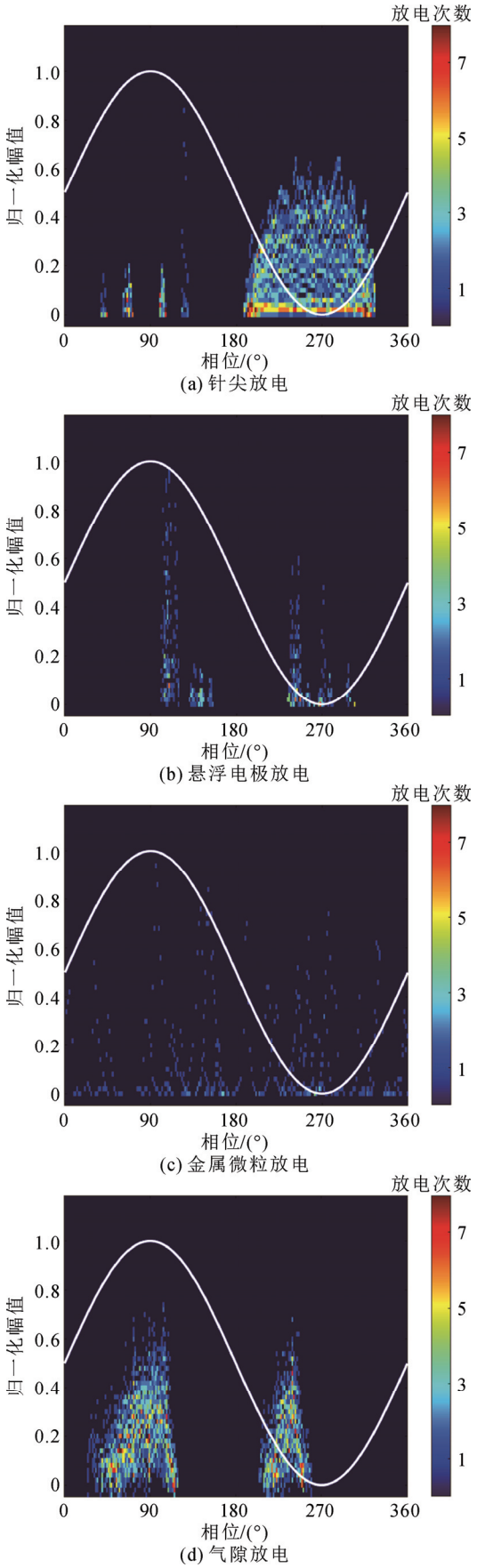


图 7 不同缺陷下的 PRPD 谱图

Fig.7 PRPD patterns of partial discharge under different defects

表 1 自监督对比学习模型结构与参数

Table 1 Model structure and parameters of self-supervised contrastive learning

网络	模块	类型	通道数	网络参数
特征提取网络	卷积模块	Conv	128	3×3, stride 1
	(残差模块 1)×3	Conv	64	1×1, stride 1
			64	3×3, stride 1
			256	1×1, stride 1
	(残差模块 2)×4	Conv	128	1×1, stride 1
			128	3×3, stride 2/1
			512	1×1, stride 1
	(残差模块 3)×6	Conv	256	1×1, stride 1
			256	3×3, stride 2/1
			1024	1×1, stride 1
	(可变形卷积模块)×3	Conv	512	1×1, stride 1
		Conv	512	1×1, stride 2/1
		Deform. Conv	512	1×1, stride 1
		Conv	1 024	1×1, stride 1
	平均池化模块	AvgPool	2 048	1×1
投影网络	全连接层	Linear	512	—
		Linear	128	

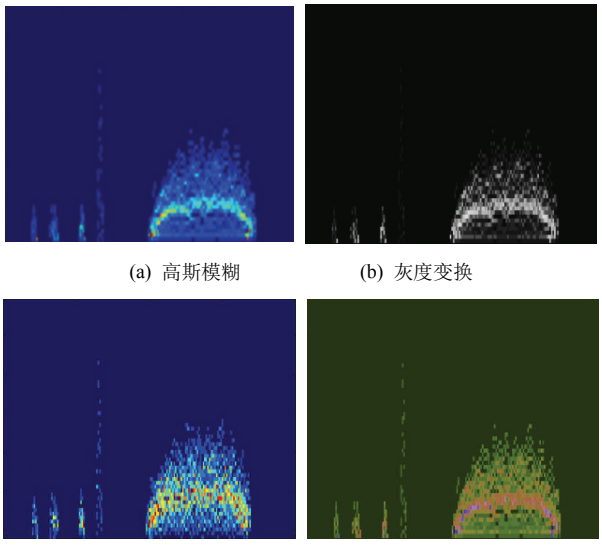


图 8 自监督对比学习数据增强效果图

Fig.8 Data augmentation renderings of self-supervised contrastive learning

此外，温度参数大小也会影响模型对损失函数反向传播过程，过小的温度参数可能导致梯度消失或梯度爆炸，进而无法收敛；过大的温度参数可能导致模型忽略输入的细节，影响模型的性能。因此，在训练中根据输入数据的类型特点，选择合适的温度参数有重要意义。

对于局部放电现象，不同绝缘缺陷产生的局放信号可能具有较相似的频谱特征、幅值分布及相位

分布，进而导致局部放电 PRPD 谱图相较普通多分类任务具有较高的输入相似度，因此在温度参数的选择上，需要选取较小的数值，由此使模型更多关注到相似度较高样本对之间的区分度。

温度参数的选取将会直接决定特征提取网络的性能，以下游任务中的识别准确率和损失变化情况作为特征提取网络性能判断标准。本文将温度参数 τ 分别设置为 0.05、0.1、0.5、1、2 并进行试验，上游任务进行 200 轮次训练后，在下游任务进行 200 轮次微调，得到局部放电诊断准确率随迭代次数变化情况，试验结果如图 9 所示。

通过试验结果可以看出，τ 取值为 0.5 时，目标任务的识别准确率最高，下游任务中分类器误差损失下降速度较快。

2.3.2　特征提取性能分析

在自监督对比学习中，经过训练的特征提取网络可以将无标签数据转化为有用的特征表示，以供下游任务使用。利用 t-分布随机邻域嵌入 (t-distributed stochastic neighbour embedding, t-SNE) 算法将原输入数据、对比学习输出特征及下游任务分类器输出降维映射到 2 维空间中进行可视化，通过观察数据点在可视化空间中的分布来评估特征提取的性能。

t-SNE 算法是一种用于研究高维数据的非线性降维算法，可将高维数据映射到易于观察的低维度，同时保持数据在高维空间内携带的信息。其原理是通过相似度匹配的方法不断优化高维数据在低维空间中点的位置，从而最小化低维空间与高维空间相似度分布的差异。t-SNE 算法的基本步骤如下：

1）首先计算所有点之间的相似度，将数据点之间的高维欧几里得距离转换为相似性条件概率。对于高维数据点 $\boldsymbol{a}_i$，$\boldsymbol{a}_j$，2 者相似度的计算式为：

$$p_{j|i}=\frac{\exp\left(-\left\|\boldsymbol{a}_i-\boldsymbol{a}_j\right\|^2/2\sigma_i^2\right)}{\sum\limits_{k\neq i}\exp\left(-\left\|\boldsymbol{a}_i-\boldsymbol{a}_k\right\|^2/2\sigma_i^2\right)} \tag{16}$$

式中：σ_i 表示数据点 $\boldsymbol{a}_i$ 为中心的高斯方差。

2）在低维空间中，随机初始化每一个点的位置，并计算降维后数据点 $\boldsymbol{b}_i$ 和 $\boldsymbol{b}_j$ 之间的相似度。为了使得降维后数据的差异度被更清晰体现，在相似度计算上使用 t 分布，计算式为：

$$q_{j|i}=\frac{\left(1+\left\|\boldsymbol{b}_i-\boldsymbol{b}_j\right\|^2\right)^{-1}}{\sum\limits_{k\neq i}\left(1+\left\|\boldsymbol{b}_i-\boldsymbol{b}_k\right\|^2\right)^{-1}} \tag{17}$$

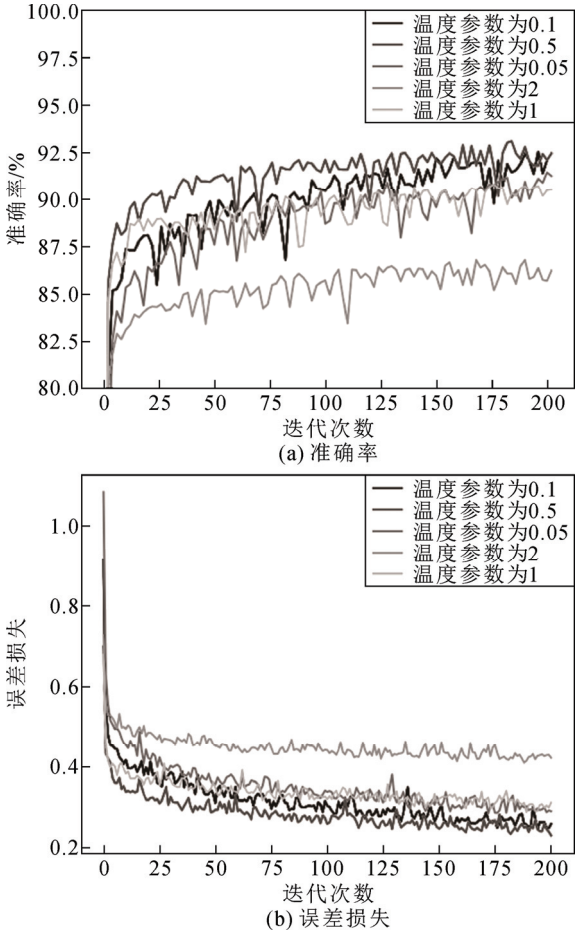


图 9　不同温度参数取值时的准确率、误差损失随迭代次数变化情况

Fig.9　The variation in accuracy and error loss as a function of iteration count across diverse temperature parameter settings

3）计算每个点的条件概率分布，即以特定点为中心的一定范围内出现另一个点的概率。SNE 的目的是最小化低维与高维下分布条件概率 P_i，Q_i 的差异，计算分布间所有数据点对 i,j 的 KL 散度 D_{KL}：

$$\sum_i D_{\mathrm{KL}}\left(P_i\|\,Q_i\right)=\sum_i\sum_j p_{j|i}\log_2\frac{p_{j|i}}{q_{j|i}} \tag{18}$$

4）通过迭代优化的方式不断调整点的位置，最终得到低维空间中的数据分布表示。

在 t-SNE 分析中，温度参数 τ 设置为 0.5，降维映射在二维坐标系 x_1–x_2 中的结果如图 10 所示。经过 t-SNE 降维后的 2 维图像可以体现出数据样本之间的相对距离关系，由图像可知，在原始数据中，不同类型局放数据在高维特征空间中的相对距离较近，而对比学习仅通过无标签数据即可得到良好的特征表示，使得同类型缺陷数据聚集成簇，不同标签数据间具有更大的相对距离。在经过下游分类器

运算后，同一局放缺陷类型数据点在图中较接近，不同类别的数据点较分散，从而可得到良好的局部放电诊断效果。

2.4 结果验证与分析

2.4.1 识别准确率分析

为验证本文中提出的可变形卷积-自监督对比学习(DCN-SSCL)方法在局部放电诊断中的识别性能，选取 2 种无监督学习方法和 3 种在局部放电诊断中应用较广泛的有监督学习方法进行对比，其中，在自监督对比学习中，温度参数为 0.1，使用 2 000 组无标签数据对上游任务进行 200 轮次训练，并在下游任务中，分别将 100、200、300、400 个有监督训练数据应用在自监督学习中的下游任务与有监督学习的训练中。其中，利用支持向量机模型测试准确率时选取上升时间、峰值时间、平均频率等 11 个特征参数[33]，特征参数详见表 2。识别准确率结果如表 3 所示。

由表 3 可知，相较于有监督学习模型，自监督学习在标签数据量有限的前提下在测试集上获得较高的准确率。其中，加入可变形卷积层的自监督对比学习方法具有更强的特征提取能力，其高维特征表示在有监督任务下获得了更优的效果，识别准确率平均提高 1.34%。DCN-SSCL 在目标任务中比 ResNet-50 的识别准确率平均提高 9.34%，其中，在样本数量仅为 100 时，识别准确率提高 12.77%。本文提出的自监督对比学习方法可以利用无标签模式预先训练对比学习模型，之后在下游任务中对分类器进行微调，提高识别准确率。

为充分比较本文提出的方法和其他基准方法的性能，利用全部有标签数据对自监督模型下游任务做微调，并对有监督模型利用准确率 y_{acc}、精确率 y_{pre}、召回率 y_{rec}、y_{F1} 分数 4 个指标来评价分类器的性能，其计算式分别为：

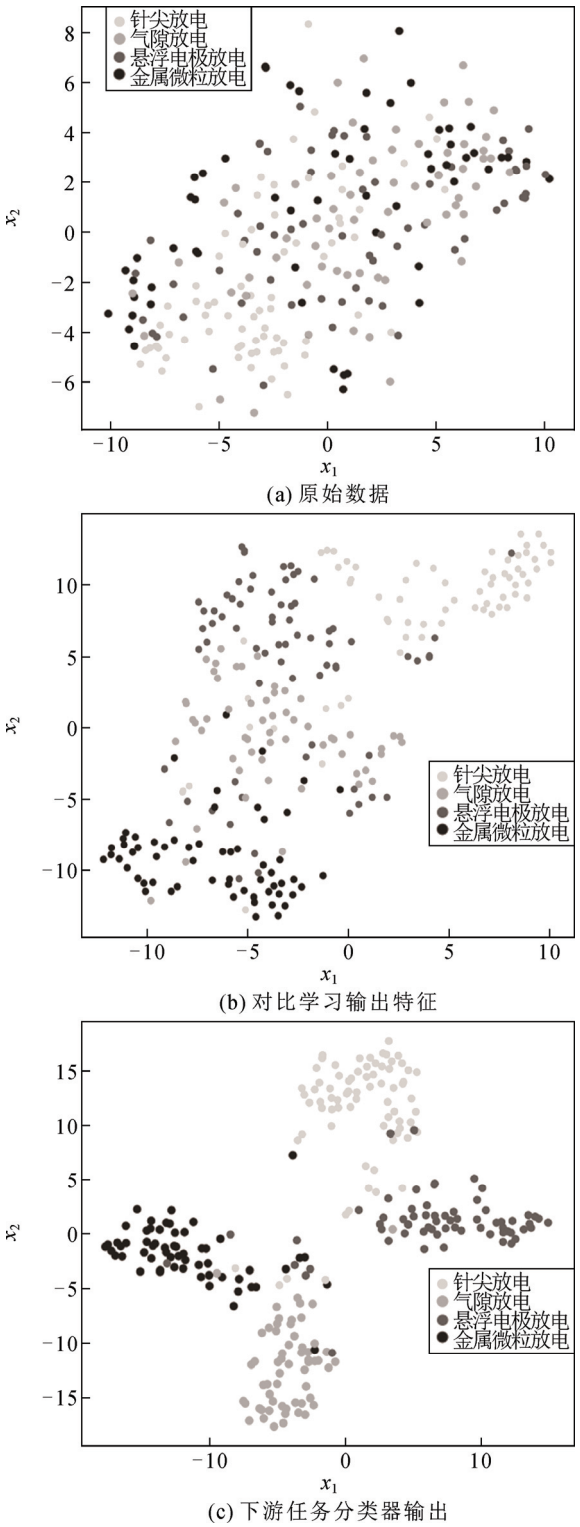
$$y_{\mathrm{acc}}=\frac{x_{\mathrm{TP}}+x_{\mathrm{TN}}}{x_{\mathrm{TP}}+x_{\mathrm{FP}}+x_{\mathrm{TN}}+x_{\mathrm{FN}}} \tag{19}$$

$$y_{\mathrm{pre}}=\frac{x_{\mathrm{TP}}}{x_{\mathrm{TP}}+x_{\mathrm{FP}}} \tag{20}$$

$$y_{\mathrm{rec}}=\frac{x_{\mathrm{TP}}}{x_{\mathrm{TP}}+x_{\mathrm{FN}}} \tag{21}$$

$$y_{\mathrm{F1}}=\frac{2x_{\mathrm{pre}}x_{\mathrm{rec}}}{x_{\mathrm{pre}}+x_{\mathrm{rec}}} \tag{22}$$

式中：x_{TP} 代表真阳性样本数；x_{TN} 代表真阴性样本数；x_{FP} 代表假阳性样本数；x_{FN} 代表假阴性样本数。



(a) 原始数据

(b) 对比学习输出特征

(c) 下游任务分类器输出

图 10 t-SNE 数据降维可视化结果

Fig.10 t-SNE data dimensionality reduction visualization results

通过各个类别的 y_{acc}、y_{pre}、y_{rec} 算数平均值得到模型的准确率、精确率、召回率，并计算得到 F_1 分数。

自监督学习与有监督学习性能比较结果如表 4 所示，经过自监督对比学习预训练后，模型在各个

表 2　局部放电特征参数描述

Table 2　Partial discharge characteristic parameter description

局部放电特征	参数名称	特征描述
时域波形特征	上升时间	首个脉冲波头到波峰持续时间
	峰值时间	信号在峰值 90%以上的持续时间
	脉冲宽度	信号在峰值 50%以上的持续时间
	脉冲个数	信号的波峰数量
频域波形特征	平均频率	频域信号的平均频率
	第一主频率	频谱信号的主频频率
	频谱方差	频域信号的频谱方差值
	连续小波分解总能量	连续小波分解后信号的总能量
	连续小波分解频带能量	连续小波分解后特定频带的总能量
PRPD 谱图特征	放电相位	脉冲幅值达到阈值的相位均值
	放电次数	脉冲幅值达到阈值的次数

指标上都获得了较优秀的表现，其中，SSCL 在 4 个指标上的表现相较于有监督学习模型 ResNet-50 平均提升 2.31%。加入可变形卷积模块后，4 项指标平均提升 0.48%。由此可知，本文提出的基于可变形卷积及自监督对比学习方法可有效提升模型性能。

2.4.2　外界条件变化下局部放电识别准确率分析

在实际环境下，局部放电信号受到许多外界条件的干扰，例如：缺陷位置所处场强大小、环境噪声等。因此，外界条件变化下局部放电诊断准确率的研究对自监督对比学习性能的验证有意义。

为了验证实验室环境下训练得到的深度模型是否适用于实际生产环境下，调节外施电压以模拟缺陷在不同电场强度下的局部放电信号差别。利用阶升调压的方式观察放电幅值，得到各种缺陷的局放起始电压。在前置任务中，在外施电压为 1 倍起始电压与 1.2 倍起始电压下得到训练集 PRPD 谱图，以训练自监督对比学习模型与有监督学习模型；在后置任务中，将缺陷的外施电压设置为 1.5 倍起始电压，为模拟生产环境下可能存在的噪声干扰，在局放数据样中叠加均值为零的高斯白噪声，得到信噪比为–1 dB 的含噪数据，利用无标签数据继续对特征提取网络进行自监督训练，使用少量有标签数据对分类器模型进行微调。试验结果如表 5 所示。

在数据微调阶段，通过少量有标签数据即可对分类器性能进行优化，得到良好的局部放电诊断效果。结果显示，自监督学习得到的模型在外界条件变化下具有更优秀的识别性能，在 2 组试验中识别准确率分别提高 17.40%、16.55%；考虑到在实际应用场景中，无标签数据容易获取、数量充足，因此本文提出的自监督对比学习方法对于改善局部放电诊断准确率有积极意义。

表 3　不同数量训练数据下模型准确性

Table 3　Model accuracy under different amounts of training data

学习类型	模型	准确率/%			
		训练数据为 100	训练数据为 200	训练数据为 300	训练数据为 400
有监督学习	SVM	63.48	67.21	72.19	74.82
	Vgg-19	72.93	76.32	80.08	85.47
	ResNet-50	73.83	76.91	81.78	87.82
自监督学习	SSCL	84.62	87.28	89.21	91.23
	DCN-SSCL	86.60	88.59	90.14	92.38

表 4　自监督学习与有监督学习性能比较

Table 4　Performance comparison between self-supervised learning and supervised learning

学习类型	模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F_1 分数
有监督学习	SVM	75.62	74.29	77.32	0.757 7
	Vgg-19	88.63	88.52	87.72	0.881 1
	ResNet-50	89.30	89.76	87.91	0.888 3
自监督学习	SSCL	92.44	92.52	91.28	0.919 0
	DCN-SSCL	93.12	92.74	91.89	0.923 1

表 5　外界条件改变下试验配置及测试结果

Table 5　The experimental configuration and test results under varying external conditions

学习类型	模型	前置试验数据量		后置试验数据量		识别准确率/%
		有标签	无标签	有标签	无标签	
有监督学习	ResNet-50	100	—	100	—	68.22
		240	—	240	—	74.28
自监督学习	DCN-SSCL	100	720	100	720	85.62
		240	1 000	240	1 000	90.83

3　结论

GIS 内绝缘缺陷导致的局部放电为偶发性现象，具有标注的数据数量有限。为解决局部放电诊断任务中有标签数量少，模型性能受训练样本量制约的问题，本文提出一种基于可变形卷积及自监督对比学习的局部放电诊断方法，主要结论如下：

1）自监督对比学习框架可以充分利用局部放电无标签数据进行训练，学习各类别数据间的相似性与差异性，从而得到更多关于输入数据的有效特征，通过 t-分布随机邻域嵌入降维结果可知，在局部放电诊断任务上，经过特征提取网络的特征表示优于源数据样本。

2）对于局部放电诊断任务，自监督对比学习

首先在无标签数据集上进行无监督模式训练，利用数据增强的方式生成正负样本对，利用样本对的相似性和差异性学习到输入数据的通用特征表征，从而提升识别的准确率。DCN-SSCL 在局部放电诊断任务中比 ResNet-50 的识别准确率平均提高 9.34%，其中，在有标签样本数量为 100 时，识别准确率提高 12.77%。

3）自监督对比学习可以学习到局放 PRPD 谱图抽象且通用的特征表示，在外界条件变化的情况下，能在小规模有标签数据微调后适应缺陷场强改变的局放信号特征，这使得自监督对比学习可以在有标签数据数量缺少的情况下，仍然获得较好的局放诊断性能。在 2 组试验中，经过部分有标签数据进行微调后，识别准确率分别提高 17.40%、16.55%。在实际现场的应用，本文提出的方法可以适应数据的复杂性，克服训练样本与待测试样本的差异，提升局放缺陷诊断准确率，满足工程场景需要。

参考文献 References

[1] 王卫东，赵现平，王达达，等. GIS 局部放电检测方法的分析研究[J]. 高压电器，2012，48(8)：13-17，23.
WANG Weidong, ZHAO Xianping, WANG Dada, et al. Analysis on the method of GIS partial discharge detection[J]. High Voltage Apparatus, 2012, 48(8): 13-17, 23.

[2] 邵先军，谢 成，丁五行，等. C4F7N 质量流量转换系数测定方法[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1791-1797.
SHAO Xianjun, XIE Cheng, DING Wuxing, et al. Measurement method of C4F7N mass flow conversion coefficient[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1791-1797.

[3] 钱 勇，黄成军，江秀臣，等. 基于超高频法的 GIS 局部放电在线监测研究现状及展望[J]. 电网技术，2005，29(1)：40-43，55.
QIAN Yong, HUANG Chengjun, JIANG Xiuchen, et al. Present situation and prospect of ultrahigh frequency method based research of on-line monitoring of partial discharge in gas insulated switchgear[J]. Power System Technology, 2005, 29(1): 40-43, 55.

[4] 盛戈皞，钱 勇，罗林根，等. 面向新型电力系统的电力设备运行维护关键技术及其应用展望[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3072-3084.
SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Lingen, et al. Key technologies and application prospects for operation and maintenance of power equipment in new type power system[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3072-3084.

[5] 李继胜，赵学风，杨景刚，等. GIS 典型缺陷局部放电测量与分析[J]. 高电压技术，2009，35(10)：2440-2445.
LI Jisheng, ZHAO Xuefeng, YANG Jinggang, et al. Measurement and analysis of partial discharge on typical defects in GIS[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(10): 2440-2445.

[6] LAPP A, KRANZ H G. The use of the CIGRE data format for PD diagnosis applications[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2000, 7(1): 102-112.

[7] 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.

[8] HAN X T, GUO R C, SHEN S H, et al. Study on the combined characteristics of UHF and optical signals induced by partial discharge at spacer surface in GIS[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(16): 3332-3337.

[9] 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.

[10] GU F C. Identification of partial discharge defects in gas-insulated switchgears by using a deep learning method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 163894-163902.

[11] 臧奕茗，钱 勇，陈孝信，等. 基于非下采样 Contourlet 变换的光电图像融合方法在 GIL 局放检测中的应用[J]. 高电压技术，2021，47(2)：519-528.
ZANG Yiming, QIAN Yong, CHEN Xiaoxin, et al. Application of photoelectric image fusion method based on non-subsampled Contourlet transform in GIL partial discharge detection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 519-528.

[12] 张新伯，唐 炬，潘 成，等. 用于局部放电模式识别的深度置信网络方法[J]. 电网技术，2016，40(10)：3272-3278.
ZHANG Xinbo, TANG Ju, PAN Cheng, et al. Research of partial discharge recognition based on deep belief nets[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3272-3278.

[13] 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.

[14] MANSOUR D E A, TAHA I B M, FARADE R A, et al. Partial discharge diagnosis in GIS based on pulse sequence features and optimized machine learning classification techniques[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 211: 108162.

[15] 唐文虎，牛哲文，赵柏宁，等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术，2020，46(9)：2985-2999.
TANG Wenhu, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and application of data-driven artificial intelligence technology for condition analysis of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 2985-2999.

[16] SUKUMAR T, BALAJI G, VIGNESHWARAN B, et al. Recognition of single and multiple partial discharge patterns using deep learning algorithm[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems. Coimbatore, India: IEEE, 2021: 184-189.

[17] 陈健宁，周远翔，白 正，等. 基于多通道卷积神经网络的油纸绝缘局部放电模式识别方法[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1705-1715.
CHEN Jianning, ZHOU Yuanxiang, BAI Zheng, et al. Pattern recognition method of partial discharge in oil-paper insulation based on multi-channel convolutional neural network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1705-1715.

[18] 朱霄珣，林佳伟，刘宝平，等. 基于 Iradon-CNN 的变压器局部放电状态识别方法[J]. 电子测量技术，2022，45(17)：36-42.
ZHU Xiaoxun, LIN Jiawei, LIU Baoping, et al. Transformer partial discharge state identification method based on Iradon-CNN[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(17): 36-42.

[19] 王 磊，张 磊，牛荣泽，等. 基于 CNN+D-S 证据理论的多维信

息源局部放电故障识别[J]. 电力工程技术，2022，41(5)：172-179.
WANG Lei, ZHANG Lei, NIU Rongze, et al. Partial discharge fault identification of multi-dimensional information sources based on CNN+D-S evidence theory[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(5): 172-179.

[20] WANG Y X, YAN J, YANG Z, et al. A domain adaptive deep transfer learning method for gas-insulated switchgear partial discharge diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4): 2514-2523.

[21] WANG M, DENG W H. Deep visual domain adaptation: a survey[J]. Neurocomputing, 2018, 312: 135-153.

[22] 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.

[23] PAPERNOT N, MCDANIEL P, JHA S, et al. The limitations of deep learning in adversarial settings[C]// Proceedings of 2016 IEEE European Symposium on Security and Privacy. Saarbruecken, Germany: IEEE, 2016: 372-387.

[24] 王艳新，闫　静，王建华，等. 基于多级二阶注意力孪生网络的小样本 GIS 局部放电诊断方法[J]. 电工技术学报，2023，38(8)：2255-2264.
WANG Yanxin, YAN Jing, WANG Jianhua, et al. Few-shot partial discharge diagnosis for gas-insulated switchgear using a novel multi-level second-order attention Siamese network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(8): 2255-2264.

[25] CHICCO D. Siamese neural networks: an overview[M]. CARTWRIGHT H. Artificial Neural Networks. New York, USA: Humana, 2021: 73-94.

[26] JING L L, TIAN Y L. Self-supervised visual feature learning with deep neural networks: a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(11): 4037-4058.

[27] HADSELL R, CHOPRA S, LECUN Y. Dimensionality reduction by learning an invariant mapping[C]// Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2006: 1735-1742.

[28] WU Z R, XIONG Y J, YU S X, et al. Unsupervised feature learning via non-parametric instance discrimination[C]// Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 3733-3742.

[29] CHEN T, KORNBLITH S, NOROUZI M, et al. A simple framework for contrastive learning of visual representations[C]// Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning. Baltimore, USA: PMLR, 2020: 1597-1607.

[30] DAI J F, QI H Z, XIONG Y W, et al. Deformable convolutional networks[C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 764-773.

[31] ZHU X Z, HU H, LIN S, et al. Deformable ConvNets V2: more deformable, better results[C] // Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 9308-9316.

[32] DOERSCH C, GUPTA A, EFROS A A. Unsupervised visual representation learning by context prediction[C]// Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 1422-1430.

[33] 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.



张瑞霖
1998—，男，硕士生
主要从事电力设备状态监测智能化方面的研究
E-mail: shshzrl546@sjtu.edu.cn

ZHANG Ruilin



钱　勇(通信作者)
1977—，男，博士，副教授
从事输变电设备状态监测与智能化技术的研究
E-mail: qian_yong@sjtu.edu.cn

QIAN Yong
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期　2023-07-29　修回日期　2023-12-25　　编辑　卫李静