DOI:10.14188/j.1671-8844.2024.0481 文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-15

基于改进Transformer的局部放电信号序列建模与绝缘缺陷类型识别方法

卢业旺[1],田洪[1,2],颜泉波[1],钮恒[3],黄潺凯[2],潘才保[4]

(1. 厦门理工学院电气工程与自动化学院厦门市高端电力装备及智能控制重点实验室,福建 厦门 361024,福建 厦门 361024;
2. 厦门尚为智能电力技术有限公司,福建 厦门 361024; 3. 厦门尚为科技股份有限公司,福建 厦门 361024; 4. 厦门鹭语电气技术有限公司,福建 厦门 361024)

摘要: 针对基于局部放电信号的绝缘缺陷类型识别问题,通过对Transformer模型架构的三项主要改进,提出一种序列建模与分类识别方法。改进措施包括:以对信号序列做"重叠滑动切片"处理的方式取代位置编码环节,以适应局部放电信号的低信噪比特点并保全频域信息;设计频域特征处理模块并加在编码器环节之前,强化模型对序列频域特征的学习与应用;在编码器环节中将层归一化步骤前置,提高模型训练速度和稳定性。设计并制作了典型绝缘缺陷样品,通过开展工频高压实验获取了各缺陷样品的局部放电超声信号序列并构建了数据样本集,基于上述改进Transformer架构的序列建模方法建立了分类识别模型,取得了良好的识别效果,验证了方法的有效性。开展了各改进模块的消融实验,验证了各改进措施的有效性和必要性。用四种代表性的其他序列建模方法和三种非序列建模方法对同一数据集分别进行了建模和分类识别,并与本文的模型进行了对比,结果表明,本文模型在识别准确率和资源消耗方面均优于其他几种模型。

关键词: 局部放电;识别;序列建模;Transformer;重叠滑动切片;频域块;前置层归一化

中图分类号: TM 855 **文献标志码:** A

A modified Transformer based Partial Discharge sequence modelling and insulation defect recognition method

LU Yewang[1], TIAN Hong[1,2], YAN Quanbo[1], NIU Heng[3], HUANG Chankai[2], PAN Caibao[4]

(1. Xiamen Key Laboratory of Frontier Electric Power Equipment and Intelligent Control, School of Electrical Engineering and Automation, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China;
2. Sunwe Smart Power Technology Co., Ltd, Xiamen 361024, China;
3. Sunwe Technology Co., Ltd, Xiamen 361024, China;
4. Xiamen Luyu Electrical Technology Co., Ltd, Xiamen 361024, China)

Abstract: To address the partial discharge based insulation defect recognition problem, a sequence modelling method for sorting and recognition is proposed based on Transformer architecture with 3 major modifications, i. e. the replacement of position encoding section by an overlapped-sliding-segmentation processing for the

收稿日期: XXXX-XX-XX

作者简介: 卢业旺(2000-),男,硕士生,主要从事电力设备状态感知与故障智能诊断等方面研究,E-mail: 1434236598@qq.com。

通信作者: 田洪(1983-),男,副教授,硕士生导师,主要从事高电压试验技术、电力设备绝缘状态监测与诊断技术方面研究,E-mail: tianhong@xmut.edu.cn。

基金项目: 福建省自然科学基金面上项目(No. 2022J011259);福建省中青年教师教育科研项目(JAT220335)。

本文引用格式: 卢业旺,田洪,颜泉波,等.基于改进Transformer的局部放电信号序列建模与绝缘缺陷类型识别方法[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-15.

Citation: LU Yewang, TIAN Hong, YAN Quanbo, et al. A modified Transformer based Partial Discharge sequence modelling and insulation defect recognition method[J]. Engineering Journal of Wuhan University, XXXX, XX(XX):1-15.

sequences, to adapt to the low Signal-Noise-Ratio partial discharge signals as well as to preserve the spectral information carried in the sequences; a spectral feature processing block to be placed before encoder blocks to improve the learning and application of frequency domain information; and a Pre-LN structure to upgrade the encoder for faster training and higher stability. Test samples were designed and built for each type of the insulation defects in accordance with the 4-category classification, experiments were carried out with high voltage at power frequency to produce partial discharge, and sequences of the ultrasonic signals emitted were recorded to build a dataset. A sequence model for sorting and recognition was built according to the proposed method, favorable results were achieved, proving the success of the method. Ablation experiments were designed and performed for each of the 3 proposed modifications and their combinations, and their effectiveness and necessity were proved. Models were also built with 4 other sequence modelling method and 3 non-sequence modelling methods on the same dataset, comparisons were made across them and against the proposed model, and the results showed the superiority of the proposed model in accuracy and resource consumption.

Key words: partial discharge; recognition; sequence-based modelling; Transformer; overlapped-sliding-segmentation; spectral feature processing block; pre-layer normalization

局部放电(partial discharge,PD)是能够反映电气设备绝缘状态的重要物理现象。当前,局部放电检测在电气设备研发、生产和运行中广泛开展,已成为评价绝缘性能的重要技术手段[1]。由于不同类型的绝缘缺陷所引起的局部放电具有不同的信号特征[2],技术人员依据局部放电信号波形对绝缘缺陷做出初步诊断已在工程实践中广泛开展,但由于高度依赖人工经验,误判问题普遍存在。随着在线监测技术在电力系统中的推广应用,实现局部放电在线监测的设备规模也迅速增长,依托仪器对海量监测数据实现自动识别成为急迫技术需求。

随着人工智能技术的发展,基于传统机器学习算法和深度学习算法实现局部放电信号的分类识别成为该领域的主要技术发展方向。基于传统机器学习算法,有学者提取PRPD谱图的放电密度分布特征参量和轮廓特征参量[3]、PRPS谱图的金字塔梯度直方图特征(PHOG)[4],利用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)和软打分机制实现了少量特征的图谱诊断,亦有从时域、频域维度提取局部放电信号的多个特征的研究报道[5,6],在SVM模型上均取得了一定的分类效果。基于深度学习算法,有学者利用时频谱灰度矩阵的子矩阵作为图信号[7]或者将一维特征序列用格拉姆角场变换得到二维特征图谱[8],使用图卷积网络(Graph Convolutional Network,GCN)、降噪自编码器(Denoising Autoencoder,DAE)等算法进行模式识别,与传统机器学习方法相比,准确率有一定提升。但上述方法均需对信号序列通过设计图谱并提取图形特征量或设计时域波形和频谱特征指标进行抽象处理后,以特征量为数据样本进行识别,必然导致信息损失,存在一定的片面性,导致图谱和特征量的设计成为影响识别准确率的关键。但工程经验表明,在不同的应用场景中,区分局部放电类型的最佳图谱类型并不相同,且部分在线监测装置因未对工频交流量进行同步监测从而缺乏工频相位参考,或缺陷相与工频参考相不一致等原因会导致基于工频相位参考的PRPD、PRPS等图谱绘制产生相位偏差甚至叠加错误。此外,由于电力设备存在个体差异,同类绝缘缺陷在不同类电力设备以及同类电力设备的不同个体上都存在一定的差异性,人为设计的特征指标难以满足所有应用场景,这是造成模型泛化能力难以保障的重要原因之一。建立直接对信号的时域采样数据序列进行分类识别的方法,则可以避免上述问题。当前已有学者基于上述思路完成了基于一维卷积神经网络(1DCNN)[9]对局部放电检测信号序列建模的工作,实现了判别脉冲波形是否是局部放电脉冲的目标,初步验证了基于序列建模对局部放电信号进行识别的可行性,但尚未见更进一步识别绝缘缺陷类型的研究。

因此,利用更强大的序列模型架构,进一步提升局部放电信号的分类识别能力成为值得研究的改进方向。当下,由Google团队开发的Transformer模型架构[10]以其强大的序列数据建模能力在自然语言处理、计算机视角、语音处理等领域有优异的表现[11],其自注意力(self-attention)机制能很好地捕捉时域信号的长距离依赖和全局特征,正适合局部放电脉冲按工频周期近似重现的特点,因而为基于局部放电的绝缘缺陷类型识别带来了新的机遇。

当前已有学者使用Vision Transformer（VIT）[12]和Swin Transformer[13]对局部放电的PRPD和PRPS谱图进行了识别，初步展示出对LeNet5、AlexNet等传统模型的显著优势，但仍未摆脱绘制图谱的繁琐步骤、大量计算及其中造成的信息损失。发挥Transformer的序列数据建模优势，直接建立以局部放电时域信号序列为数据样本的分类识别模型，是一个前景良好而尚未深入研究的方向。

为此，本文根据局部放电信号序列特点，提出一种改进Transformer模型结构，实现局部放电信号序列建模和绝缘缺陷类型识别的方法，并通过实验对方法的有效性及各改进模块的效能及其必要性进行分析和验证，再与其他几种代表性方法就识别准确率和资源消耗进行了比较。

1 基于改进Transformer的局部放电信号序列分类识别方法

针对局部放电时序信号的分类任务，本文提出对Transformer模型架构和实现方法的改进主要在于：以重叠滑动切片（overlapped-sliding-segmentation，OSS）方式处理序列以替代位置编码（position encoding，PE），利用频域块（spectral feature processing block，Spect）提取序列的频域特征，并在Transformer的编码器环节将层归一化模块（layer normalization，LN）前置。

1.1 Transformer基本架构在局部放电信号序列建模中的裁剪与应用

Transformer最初是自然语言处理（NLP）领域的一个重要模型架构，其本质是一个序列到序列（Sequence-to-Sequence，Seq2Seq）的模型架构[14]。它以编码器-解码器（Encoder-Decoder）为基本架构，加入了位置编码（Positional Encoding，PE）、自注意力和掩码等机制，由编码器捕获输入序列的信息编译成一个隐藏向量，由解码器根据隐藏向量生成输出向量。由于针对局部放电信号序列的分类任务不涉及数据生成或预测，因此本文去除原Transformer的掩码机制，基于Encoder-Only的Transformer进行改进，其基本架构包括位置编码和N个堆叠Transformer编码器，如图1所示。

在局部放电信号识别任务中，需在数据预处理（Input Embedding）阶段将局部放电信号序列$\boldsymbol{x}=[x_1,\cdots,x_n]$按固定长度$s$切片生成若干子序列$\boldsymbol{x}_k=[x_k,\cdots,x_{k+s-1}]$再将所有子序列组合成矩阵$\boldsymbol{M}$，$\boldsymbol{M}\in\mathbb{R}^{n/s\times s}$，作为数据样本输入模型。

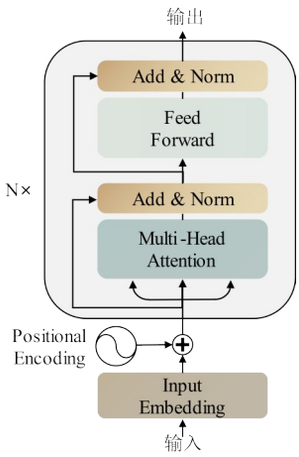


图1 Encoder-Only的Transformer模型架构

Fig.1 Architecture of Encoder-Only Transformer Models

子序列的顺序在分类识别中是重要的信息。Transformer模型中通过位置编码来保留位置信息。位置编码PE的计算如式（1）和式（2）所示：

$$PE_{(pos,2i)}=\sin\left(\frac{pos}{10000^{\frac{2i}{d_{\text{model}}}}}\right) \tag{1}$$

$$PE_{(pos,2i+1)}=\cos\left(\frac{pos}{10000^{\frac{2i}{d_{\text{model}}}}}\right) \tag{2}$$

式中，pos表示序列片段的位置，d_{model}表式序列嵌入的维度，即每个序列片段分割的点数。i表示位置编码的维度索引。

在编码器环节，Transformer支持多个编码器层堆叠，每个编码器层通常包括自注意力块和全连接的前馈神经网络（Feedforward Neural Network，FNN）。其中自注意力块用以捕捉输入序列中不同位置之间的关系和依赖性，前馈神经网络进一步增强特征的表示能力。

在对局部放电信号的分类识别任务中，由于信号中含有大量短暂且不平稳的非线性脉冲信号[15]，常规的自注意力块在一个线性投影空间里建立的不同向量之间的交互关系并不能完全提取出重要的交互信息，因此使用多头自注意力（Multi-Head Self-Attention）在多个不同子空间里计算不同时间片段之间的注意力信息。

将位置编码后的输入矩阵$\boldsymbol{X}\in\mathbb{R}^{N\times Dx}$映射到三个不同的空间中，得到查询向量$\boldsymbol{q}_i\in\mathbb{R}^{Dk}$、键向量$\boldsymbol{k}_i\in\mathbb{R}^{Dk}$和值向量$\boldsymbol{v}_i\in\mathbb{R}^{Dv}$。对于整个输入矩阵$\boldsymbol{X}$可以线性映射如式（3）所示：

$$\begin{cases}\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_q\in\mathbb{R}^{N\times D_k}\\ \boldsymbol{K}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_k\in\mathbb{R}^{N\times D_k}\\ \boldsymbol{V}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_v\in\mathbb{R}^{N\times D_v}\end{cases}\tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{W}_q\in\mathbb{R}^{Dx\times Dk}$,$\boldsymbol{W}_k\in\mathbb{R}^{Dx\times Dk}$,$\boldsymbol{W}_v\in\mathbb{R}^{Dx\times Dv}$,分别是三个线性映射过程中的权重参数,再使用缩放点积作为注意力评分函数,得到自注意力的最终输出如式(4)所示:

$$\mathrm{SelfAttn}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{D_k}}\right)\boldsymbol{V}\tag{4}$$

假设在H个空间中计算多头自注意力,计算如式(5)所示:

$$\begin{cases}\mathrm{MultiHeadAttn}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{Concat}(\mathrm{head}_1,\cdots,\mathrm{head}_H)\boldsymbol{W}^o\\ \mathrm{head}_i=\mathrm{Self\,Attn}\left(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_i^Q,\boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_i^K,\boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_i^V\right)\boldsymbol{W}^o\end{cases}\tag{5}$$

式中$\boldsymbol{W}^o\in\mathbb{R}^{Dv\times d\mathrm{model}}$为将多个头的注意力向量拼接后映射回输出向量的线性变换权重。投影参数矩阵$\boldsymbol{W}_i^Q\in\mathbb{R}^{d\mathrm{model}/H\times dk}$,$\boldsymbol{W}_i^K\in\mathbb{R}^{d\mathrm{model}/H\times dk}$,$\boldsymbol{W}_i^V\in\mathbb{R}^{d\mathrm{model}/H\times dv}$中,$i$对应不同的头,每个头都有自己的权重矩阵$\boldsymbol{W}_i^Q$,$\boldsymbol{W}_i^K$和$\boldsymbol{W}_i^V$。

前馈神经网络如式(6)所示:

$$\mathrm{FFN}(\boldsymbol{X}')=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{W}_1+\boldsymbol{b}_1)\boldsymbol{W}_2+\boldsymbol{b}_2\tag{6}$$

式中$\boldsymbol{X}'$为经自注意力块处理的矩阵,$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{b}_1$和$\boldsymbol{W}_2$、$\boldsymbol{b}_2$分别为隐藏层和输出层的权重与偏置。

为确保深层网络的稳定训练和高效表达能力,层之间加入残差连接与层归一化。最终编码器的结构如式(7)所示:

$$\begin{cases}\boldsymbol{H}'=\mathrm{LayerNorm}\left(\mathrm{SelfAttn}(\boldsymbol{X})+\boldsymbol{X}\right)\\ \boldsymbol{H}=\mathrm{LayerNorm}\left(\mathrm{FFN}(\boldsymbol{H}')+\boldsymbol{H}'\right)\end{cases}\tag{7}$$

式中SelfAttn表示自注意力块,LayerNorm表示层归一化,$\boldsymbol{X}$为经过位置编码后的时间序列,$\boldsymbol{H}$为一层编码器的输出。

1.2 以重叠滑动切片方式对位置编码的改进

在Encoder-Only的Transformer基本架构中,位置编码为每个输入片段添加一个独特的编码,使得模型能够捕捉和利用序列中每个片段的相对位置信息,但这一环节对序列本身产生了一定程度的改变。在局部放电检测的工程应用中,信号序列往往信噪比不高,尤其在绝缘缺陷早期阶段,弱信号强干扰的现象比较普遍,引入位置编码会对原始信号序列产生较严重的影响(如图2所示),使得模型训练效果较差。

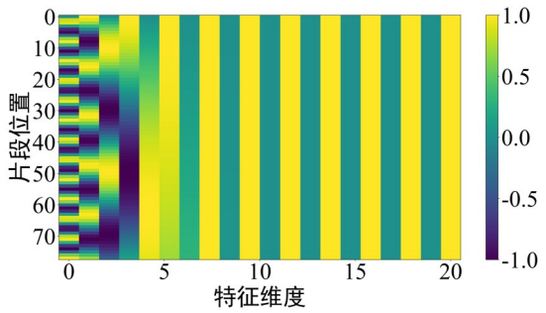
对此,本文对原架构做出改进,对局部放电信号序列以“重叠滑动切片”的方式进行处理,代替原位置编码环节,如图3所示。以小于窗口长度的步幅移动窗口切片,使得相邻的序列片段存在部分重叠,从而使得序列数据的前后位置关系信息蕴含于每一个片段内,从而使模型在无需额外的位置编码的情况下利用相对位置信息,从而增强对时间序列的建模能力。此外,由于每个序列片段中的数据均为原序列数据,未做任何改变,因此其频域信息也得以完整保留,为下一步加入频域块的改进措施奠定基础。

1.3 加入频域块的数据预处理结构改进

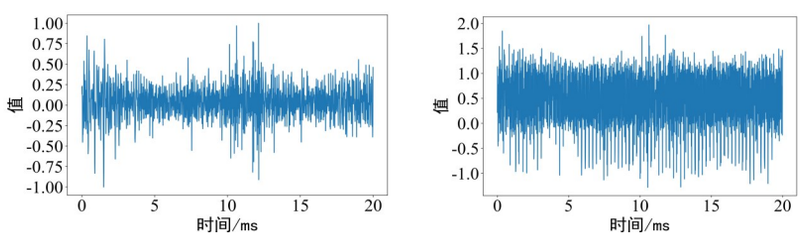
由于各类缺陷在放电机理上不同,其局部放电脉冲在一个工频周期内呈现出不同的聚集特性和信号幅值的规律性变化[6,16],反映出各类缺陷以工频周期为单位的信号序列在频谱上也具有特征。对局部放电信号序列的频域分析能够揭示信号在不同频率下的能量分布特征[17]。在模型中增加对频域特征的训练环节,使模型能够综合分析时、频域特征,可以提升模型的性能和鲁棒性,减少过拟合风险。

因此,本文在Transformer之前引入频域块对时间序列进行频域变换和特征训练。频域块的结构如图4所示,切片后的信号序列传入频域块,进行层归一化后通过FFT层,每一个时间片段沿着切片的方向处理得到频域信号,然后将频域信号乘以一个可学习的权重参数$\boldsymbol{W}$。模型的前向传播过程中,权重参数$\boldsymbol{W}$对频域信号进行加权,而在反向传播时,基于损失函数计算得到的梯度会更新$\boldsymbol{W}$的实部和虚部,使得模型能捕捉到影响模型分类的重要频域信息,并对不同频率分量施加幅度和相位调整,动态增强或抑制特定频率特征。频域块内的权重$\boldsymbol{W}$通过权值共享的形式提取所有片段的特征,以减少模型参数的数量。权重在初始化时设置标准差为0.02以缩小初始权值的范围,较小的初始权值有助于防止梯度爆炸、提高训练过程中的稳定性,帮助网络更平稳地开始学习过程,从而提高模型收敛的稳定性和速度。最后利用IFFT层将频域序列转回时域序列再经过MLP层以学习更加抽象的时、频域特征表示。

频域块的添加不仅能够增强模型对信号频率变化的敏感度,还有助于更准确地捕捉不同类型的绝缘缺陷所产生的局部放电信号中隐藏的波形形态变化趋势和频域上的能量分布。



(a)位置编码可视化



(b)局部放电信号时域序列波形　　(c)添加位置编码后的波形

图 2　位置编码可视化与时域信号添加位置编码前后对比

Fig.2　Position encoding visualization and time domain signal comparison before and after adding position encoding

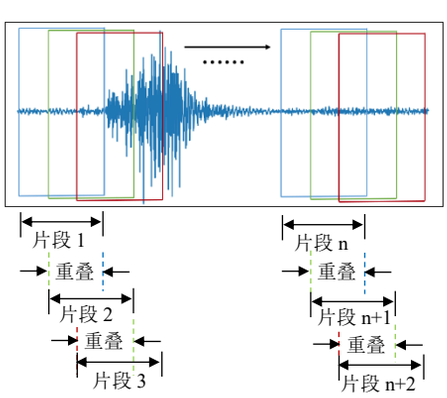


图 3　重叠滑动切片示意图

Fig.3　Demonstration of overlapped-sliding-segmentation

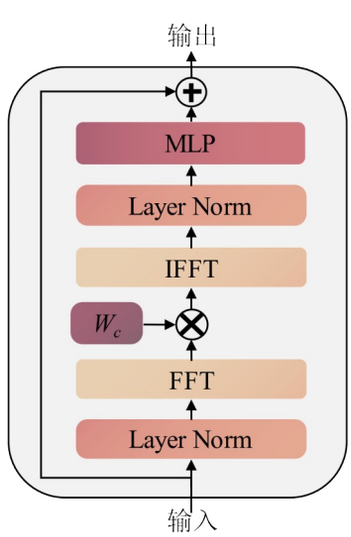


图 4　频域块

Fig.4　Spect Block

1.4　层归一化前置的编码器结构改进

原Transformer的编码器基本结构中，层归一化置于由多头自注意力构成的残差网络之后，该结构称为后置层归一化(Post-Layer Normalization，Post-LN)。这样的结构由于在计算梯度时不能通过残差连接直接传递到下一个子层，并且训练初期使用较大的学习率会让训练过程不稳定[18]。因此需要在训练初期预热学习率，让模型能在训练初期更好地适应数据，提高训练的稳定性和性能[19]。然而预热学习率带来的超参数寻优以及缓慢的训练过程在大规模模型训练中代价高昂[20]。基于这一考虑，利用Pre-LN结构[18]对常规Transformer架构进行改进，形成如式(8)所示的n层结构。

$$\begin{cases} \boldsymbol{H}' = \boldsymbol{H}^{l-1} + \mathrm{MultiHeadAttn}\left(\mathrm{LayerNorm}\left(\boldsymbol{H}^{l-1}\right)\right) \\ \boldsymbol{H}^{l} = \boldsymbol{H}' + \mathrm{FFN}\left(\mathrm{LayerNorm}\left(\boldsymbol{H}'\right)\right) \end{cases} \tag{8}$$

其中$l=1,2,\cdots,n$，将经过频域块处理后的片段矩阵$\boldsymbol{H}^0$传入n层Transformer编码器，最终输出$\boldsymbol{H}^n$，在第n层Transformer编码器的末端添加一个全连接层并计算分类概率$\hat{y}$，从而获得分类结果，如式(9)所示：

$$\hat{y} = \mathrm{softmax}\left(\boldsymbol{W}_n \boldsymbol{H}^n + \boldsymbol{b}_n\right) \tag{9}$$

综上,基于局部放电信号序列的自身特点,在对常规Transformer架构裁剪为Encoder-Only Transformer,并用多头注意力模块代替自注意力模块的基础之上,进行了三个方面的改进,具体包括:

1)以"重叠滑动切片"的方法处理信号序列,让相邻序列片段存在一定重叠,从而包含前后位置信息,以此取代原Transfomer模型架构中的位置编码环节。

2)增设频域块,将序列片段在频域块中计算频域信息并设计频域特征训练环节,再经过快速傅里叶反变换(IFFT)重新变成时域序列进入编码器。

3)调整Transformer层间顺序,通过层归一化前置摆脱模型训练初期的预热阶段。

由此,构建了如图5所示的局部放电信号序列建模与分类识别流程。

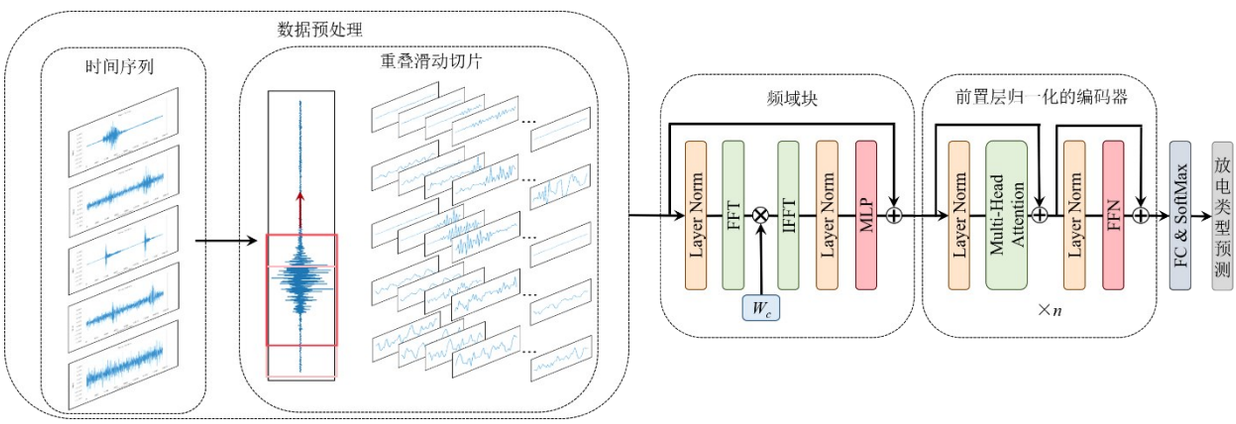


图5 基于改进Transformer的局部放电信号序列建模与绝缘缺陷类型识别流程

Fig.5 The process of the proposed modified Transformer based partial discharge sequence modelling and insulation defect recognition

2 实验验证

为验证上述方法的有效性和可行性,设计绝缘缺陷样品、开展工频高压局部放电实验、获取局部放电检测数据序列、构建样本集,基于上述方法进行建模与绝缘缺陷类型识别,通过识别准确率进行评价。

2.1 实验

当前的工程实践中,通常把电气设备各种缺陷引起的局部放电划分为四种典型类型[21]:尖端电晕放电、内部气隙放电、悬浮电位放电和沿面放电。因此制作四类典型局部放电缺陷模型作为实验对象,如图6所示。尖端电晕放电模型中,高压端针尖铜电极半径1mm,下方接地端平板铜电极半径40mm,针尖距离平板20mm;内部气隙放电模型中,高压端和接地端各为半径20mm的平板铜电极,中间夹着三层环氧树脂板,长宽均为100mm,外层氧树脂板厚度2mm,中间厚1mm,中间层环氧树脂板正中心打孔半径5mm空洞,三层叠加后用环氧树脂胶沾黏固化,模拟绝缘件气隙;悬浮电位放电模型中,在高压端半径40mm的铜平板下方10mm处放置金属螺丝;沿面放电模型中,高压端和接地端为半径20mm平板铜电极,夹着高40mm,半径20mm的绝缘子,并在绝缘子表面涂抹高岭土和NaCl悬混液形成人工污秽诱发沿面放电。

构建工频高压下的绝缘缺陷局部放电实验平台,用超声法对局部放电进行检测并获数据序列。同时,用脉冲电流法通过局部放电测试仪进行检测,基于人工经验辅助判别放电信号类型,确保实验产生的放电信号与绝缘缺陷模型的设计预期相符,如图7所示。其中超声信号的采集使用长沙鹏翔电子科技有限公司的PXDAQ24260SD声发射采集系统,超声波传感器为该公司的PXR04空气耦合式传感器,谐振频率40.0±1.0kHz,振频率灵敏度72.5dB。在采样率选择上,考虑到该传感器的频率响应曲线在谐振频率以外迅速衰减,使得输出信号高频分量较小,而模型训练的数据样本是以工频周期为固定时长的采样数据序列,这一时间尺度下放电脉冲之间的时间间隔远大于脉冲自身宽度,脉冲的时间分布特征远比每个脉冲本身的波形突出(如图8所示,从左到右分别是尖端电晕、内部气隙、悬浮电位、沿面放电。对比表明78.125ksps采样序列特征与625ksps采样序列特征高度相似),且越高的采样频率会带来越长的数据序列,进而产生越大的

计算量,因而设定78.125ksps为采样率。

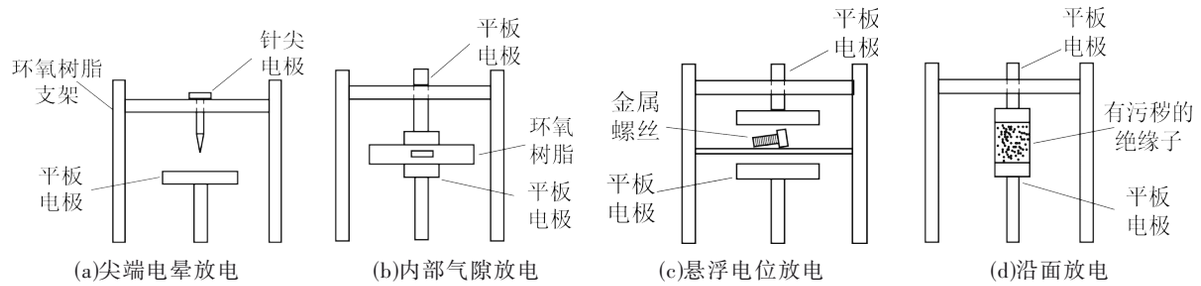


图 6 基于“四分类”的典型局部放电缺陷模型

Fig.6 Typical PD defect models based on the 4-class categorization practice

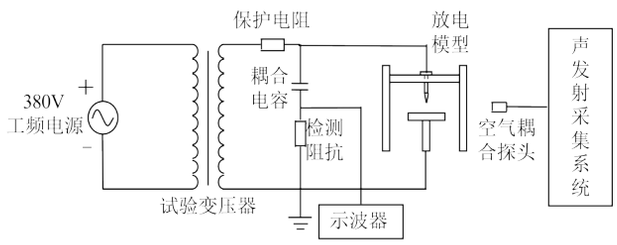
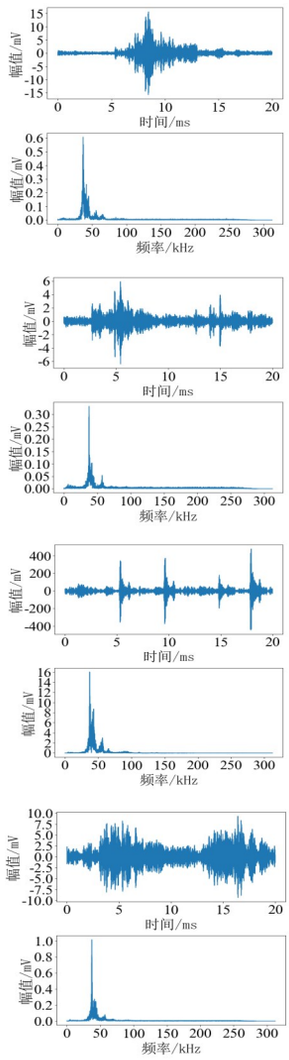
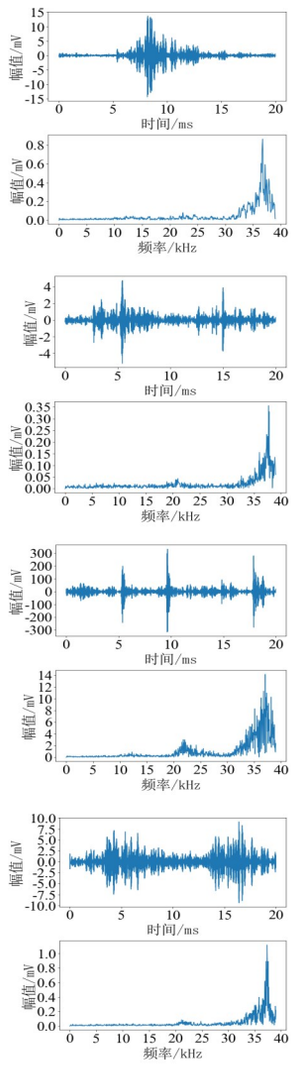


图 7 局部放电试验平台示意图

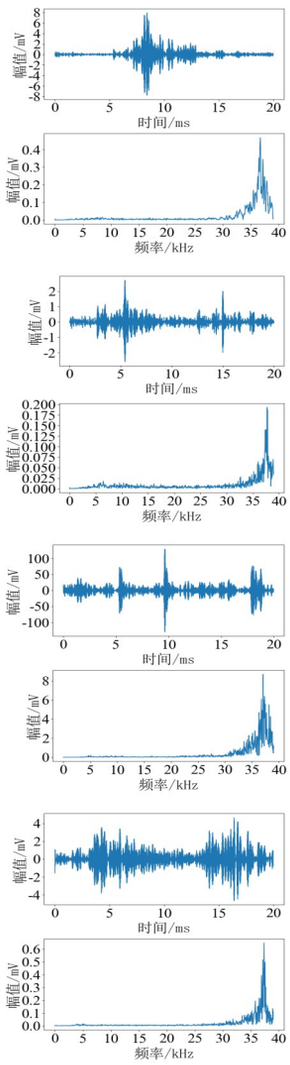
Fig.7 Schematic diagram of partial discharge experiment platform



(a)625ksps采样率信号及其频谱图



(b)625ksps采样率信号下采样至78.125ksps采样率及其频谱图



(c)625ksps采样率信号经过39kHz低通滤波后下采样至78.125ksps采样率及其频谱图

图 8　78.125ksps与625ksps采样率波形对比(各子图从左到右依次是尖端电晕、内部气隙、悬浮电位、沿面放电)

Fig.8　Comparison of waveforms at 78.125ksps and 625ksps sampling rates (from left to right, the sub-graphs are corona, internal air gap, floating potential, and surface discharge)

在实验过程中,逐步升高试验电压,采集局部放电从弱到强的各阶段信号,从数据层面增加模型可学习的特征信息。

实验共获取25369个超声信号序列样本,每个样本1560个采样数据,对应信号时长为20ms,即一个工频周期。四类典型绝缘缺陷的局部放电超声波信号时域波形如图9所示。

将全部样本按照80%和20%的比例随机划分为训练集和测试集,最终数据集样本数如表1所示。

2.2　模型参数设置与评估指标

对序列样本进行归一化处理后,首先需要进行重叠滑动切片处理。在使用移动时间窗切片数据方法时,时间窗口大小d_{model}和步进大小l对输入矩阵的维度具有直接影响,进而会对模型的参数规模、计算复杂度和内存消耗等方面产生重要影响。因此,通过分析模型的结构,可以得出模型总参数量的计算公式如式(10)所示:

$$\begin{aligned} Params_{Total} &= Params_{Spectblock} + Params_{Encoder} + Params_{Linear} \\ &\approx (2d_{model}d_{hidden}) + n \times (4d_{model}^2 + 2d_{model}d_{ffn} + 5d_{model} + d_{ffn}) + (d_{model}d_{output}\frac{\mathrm{L}}{l} + d_{output}) \\ &\approx d_{model}(4d_{model} + 2185 + \frac{7800}{l}) \end{aligned} \tag{10}$$

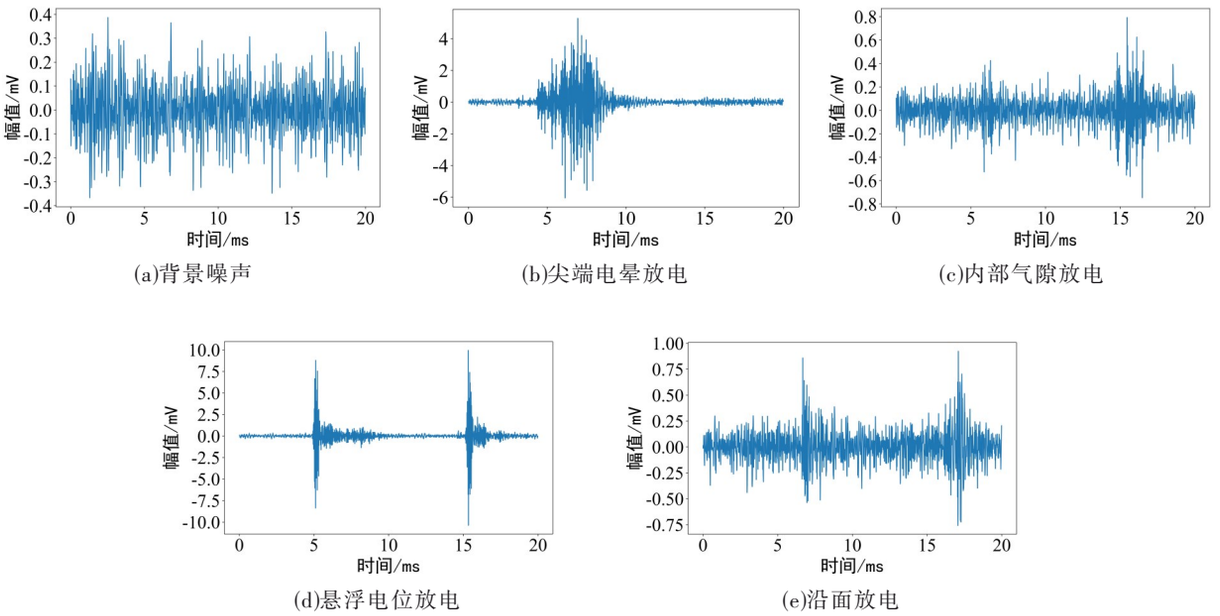


图 9　四种典型绝缘缺陷的局部放电超声波时域波形

Fig.9　Waveforms of acoustic signals from the partial discharge of the 4 defect models

表 1　数据集样本数量

Table 1　Number of samples in the dataset

标签	训练集样本数	测试集样本数
尖端电晕放电	4866	1216
内部气隙放电	3900	975
悬浮电位放电	4272	1069
沿面放电	3257	814
背景噪声	4000	1000

上式中，d_{hidden}为MLP隐藏层维度，n为Encoder层数，d_{ffn}为Encoder中前馈神经网络隐藏层维度，L为切片前的局部放电时域信号长度，d_{output}为分类数。分析表明，窗口大小d_{model}对模型参数量的影响最为显著。随着d_{model}的增大，参数量快速增长，主要由于其在多项式项中的高阶影响。步进l的减小（即窗口重叠增加）也会增加参数量和自注意力机制的计算复杂度$O(n^2)$，其中n为根据窗口大小和步进切片后片段数量。时间窗口大小d_{model}和步长l的选择需在模型性能、计算资源和内存消耗之间进行平衡。较大窗口和较小步长有助于捕捉时序依赖，但会增加计算复杂度和内存消耗；较小窗口和较大步长虽然减少了参数量，但可能导致模型难以捕捉长时序依赖或复杂特征，影响泛化能力，并减少相邻片段间的重叠，丢失位置信息。基于此，本文方法选择窗口大小d_{model}=45和步长l=15，使相邻片段重叠约2/3，最终每个序列样本被切片为104×45的矩阵。实际选择应根据模型设计和硬件资源调整，以确保性能与效率的最佳平衡。

重叠滑动切片序列样本经过1层频域块处理后输入到Transformer编码器，编码器层数设置为1，多头自注意力的头数需要被时间窗口大小d_{model}整除，头数设置为5。模型训练设置epoch为30，学习率0.001，优化器使用Adam。训练使用的GPU为NVIDIA3060，配置环境Python3.9和Pytorch1.11.0。

模型测试中采用识别准确率（ACC）和平均精度均值（mAP）作为主要评估指标。准确率侧重于衡量模型对整体样本的分类效果，而mAP可以反映模型在不同类别上的分类性能，更全面地评估准确率和召回率。

mAP首先计算每个类别的平均精度（AP），即P-R曲线下的面积，然后对所有类别的AP取均值。计算公式如下：

$$P=\frac{TP}{TP+FP},R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{11}$$

$$ACC=\frac{TN+TP}{FP+TN+TP+FN} \tag{12}$$

$$AP=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{13}$$

$$mAP=\frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}AP_i \tag{14}$$

式中TP为预测正常的正样本数，FP为预测错误的正样本数，FN为预测错误的负样本数，AP为$P-R$曲线下的面积，C为分类类别个数，对所有类别的平

均精度AP取平均即mAP。

2.3 识别结果

本文模型的ACC和mAP达到最优的97.9%和99.6%,测试集分类混淆矩阵如图10所示。模型在识别悬浮电位放电和背景噪声时表现优秀,ACC和mAP分别达到了99.25%和99.80%。尖端电晕放电和沿面放电的识别也有较好的效果,ACC和mAP分别为97.8%和97.9%,内部气隙放电的识别效果稍差,但精确度也达到了94.0%。这主要是由于内部气隙放电产生的超声波传播到外部空气中时信号已很微弱,信噪比过低,模型将其误判成其他绝缘缺陷类型在放电初期的弱信号。

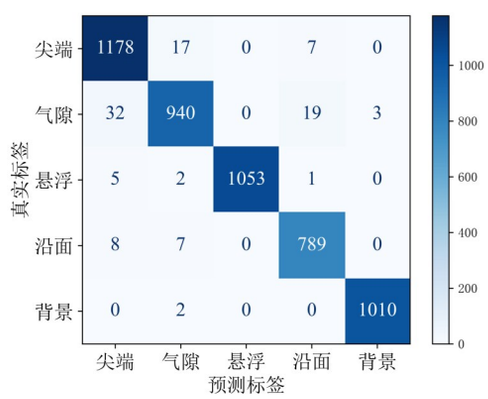


图10 测试集分类混淆矩阵

Fig.10 Confusion matrix of test set categorization

3 模型效能分析

3.1 各改进模块的效能分析

对本文提出的模型架构开展消融实验验证各个模块对识别效果和性能指标的影响。实验中以无位置编码的Post-LN Transformer模型为基准,对位置编码、重叠滑动切片、频域块和前置层归一化进行消融。表2展示了消融实验中的各项指标,其中加粗字体为该指标最优结果。图10展示了消融各模块后训练与验证过程中模型损失与识别准确率的变化过程,其中不同线型表示模块间消融的结果;除实线外相同线型的不同颜色用于对比Pre-LN和Post-LN结构对模型的影响。

如2表所示,相对于基准模型,给基准模型添加位置编码后的模型ACC和mAP反而分别下降了1.2%和6.5%,将位置编码替换成重叠滑动切片后则分别上升了15.4%和13.2%,与预期相符。这是由于位置编码的添加虽然为每个片段添加了位置信息,但使得信号序列产生了严重的畸变,而重叠滑动切片的处理则不影响原始信号序列的数值,只是利用相邻两个片段之间的重叠实现了位置信息的获取,使得局部放电信号序列特有的工频周期脉冲分布规律特征能够被模型反映。

表2 消融实验模型评价

Table 2 Evaluation on blocks of modification through ablation experiment %

模型结构	ACC	mAP
Post−LN Transformer(基准)	80.3	86.2
PE+ Post−LN Transformer	79.1	79.7
Pre−LN Transformer	89.0	95.3
OSS+ Post−LN Transformer	95.7	99.4
Spect+ Post−LN Transformer	95.6	98.9
OSS + Spect + Post−LN Transformer	97.5	99.5
OSS + Spect + Pre−LN Transformer	**97.9**	**99.6**

频域块的添加让基准模型的ACC和mAP分别上升了15.3%和12.7%,反映了频域信息对模型的重要性,同时也证明了频域块的有效性。

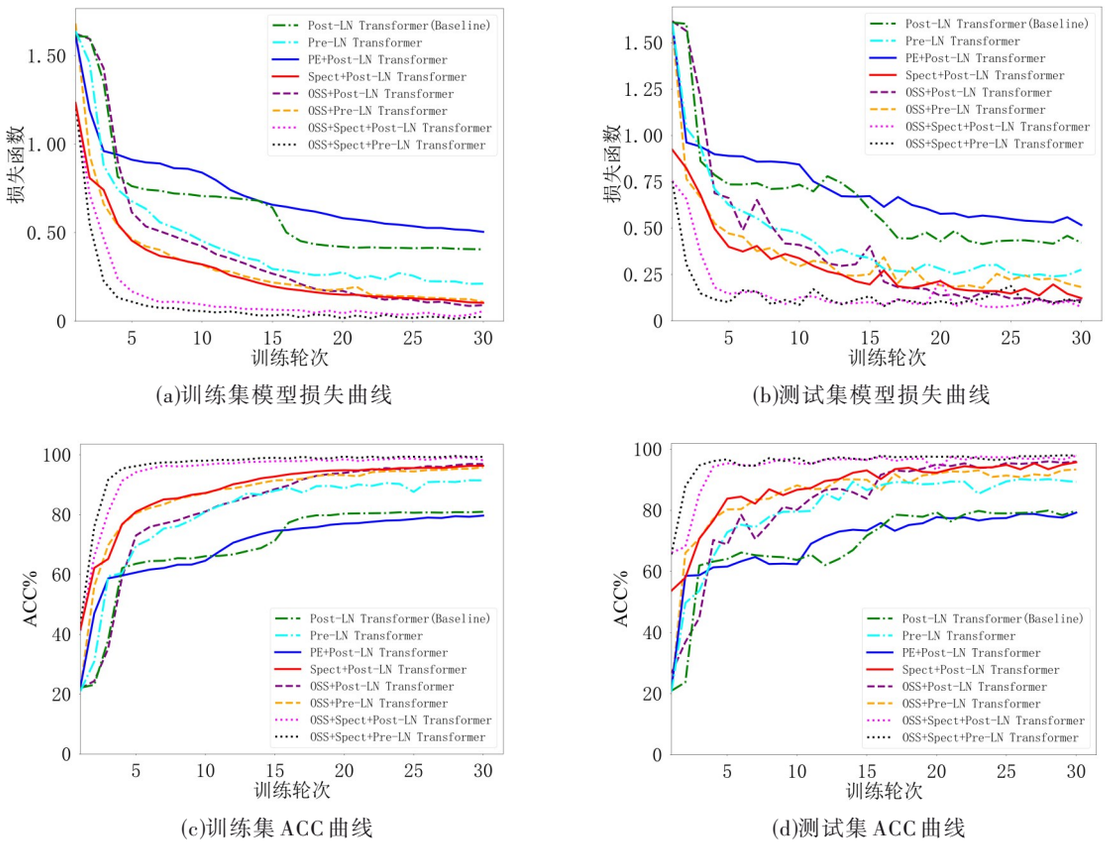
Pre-LN的Transformer相对于Post-LN的基准模型,ACC上升了8.7%,mAP上升了9.1%,与预期相符。Pre-LN结构的在每个子层计算前进行层归一化,使得输入分布更稳定,这有助于梯度在训练过程中更好地传递,让训练初期更稳定。该优势还可以从训练过程中的损失函数和准确率的变化体现,如图11(a)(c)所示。对比两种颜色的点划线、短虚线和点虚线可以看出,Pre-LN结构的模型要比Post-LN模型的损失和准确率曲线更加平滑,训练过程中的损失也有更快的收敛速度,模型的准确率也可以更快达到理想水平。

对每个训练轮次得到的模型均用测试集计算损失函数和准确率,可做出图11(b)(d)的曲线。从中可以观察到,按本文方法建立的模型(黑色点虚线)最快可在第10个训练轮次训练出最优模型,相较于其他模型的30个训练轮次收敛可以节约66.7%的训练时间,从而证明本文方法的有效性。经过各个模块的消融对比,证明了本文方法在局部放电信号序列分类识别任务中具有良好的适应能力与分类性能。

3.2 与其他方法的对比

为了验证本文方法在局部放电信号序列分类识别上的性能水平,将本文方法建立的模型与其他方法建立的模型进行对比。对比的模型分为两类:同样是基于序列的模型和相对传统的基于图谱或特征量的模型。

基于序列的模型选择了LSTM[22]、1D-CNN[9]、



(a)训练集模型损失曲线　(b)测试集模型损失曲线

(c)训练集ACC曲线　(d)测试集ACC曲线

图11　训练与验证过程中模型损失与准确度

Fig.11　The loss and accuracy variation curve of the model during training and validation

RNN[23]、GRU[24]四种代表性的模型，其中前四种模型在电力设备状态诊断与预测任务中已有部分使用，而为了缓解LSTM梯度消失或爆炸的问题而提出的GRU模型则在其他领域的一些时序任务中作为插入模块存在。

基于图谱或特征量的模型包括以时域图像为数据样本的CNN、SAE和以人工设计的特征量为数据样本的SVM[25]。其中，CNN为ResNet-34架构，SAE由两个自编码器堆叠组成，输入图片像素分别为224*224和145*72；SVM方法则是对时域序列和频域序列提取了18个特征量，并用NGO算法寻优的SVM最佳核函数。各网络的训练方式与本文模型一致，最终形成的模型以准确率、内存消耗和存储空间三个指标反映其效能，结果如表3所示。其中，准确率体现模型的分类性能，内存消耗和存储空间反映模型的资源需求，这直接关系到工程应用中模型的部署方式和难易程度。

表3　不同方法模型的对比

Table 3　Comparison among models from various methods

建模数据类型	建模方法	准确率/%	内存消耗/MB	存储空间/MB
基于信号序列建模	LSTM	67.1	**0.03**	3.99
	1D－CNN	94.89	12.76	3.19
	RNN	75.56	0.03	1.00
	GRU	71.61	0.2	36.56
	本文方法	**97.9**	43.35	**0.53**
基于图谱或特征量建模	CNN (resnet34)	94.5	1913.91	85.14
	SAE	83.86	**8.23**	138.47
	特征提取＋NGO－SVM	94.42	—	—

与其他几种基于序列的模型相比：

1)在准确率方面本文方法建立的模型相较于1D-CNN提高了3.01%,更显著优于其他的序列模型；

2)在资源消耗方面,由于多头注意力的计算复杂度和空间复杂度与序列长度呈二次方相关性,本文模型的内存消耗最高,但得益于自注意力机制使得Transformer模型能够捕捉到序列中不同位置的全局依赖关系,从而提升了模型的表现力和学习能力,本文模型的存储空间消耗显著低于其他模型,参数量最小仅为最大模型的1.4%。

与其他传统分类方法相比较,本文方法的准确率也呈现出一定的优势,但无需人工设计图谱生成与特征提取环节的优点是传统方法无可比拟的。

4 结论

针对局部放电信号的特点,本文对Transformer模型架构进行适应性裁剪,形成包含多头注意力机制的Encoder-Only Transformer基本模型架构,并在此基础上进行了三方面改进,实现了对局部放电信号序列的建模和绝缘缺陷类型识别。而后通过实验验证了方法的有效性和各改进模块的必要性,再与几种代表性的序列建模方法和相对传统的分类方法进行了对比。主要结论如下：

1)本文提出的方法在局部放电信号序列的建模与分类识别中效果良好,通过实验测试,建立的模型识别准确率达97.9%,满足工程应用需要。

2)本方法对Transformer的三项主要改进均取得了显著效果,且具有必要性。以重叠滑动切片数据对原位置编码的代替,让序列片段在不改变序列中各原始数据的同时包含位置信息;频域块的加入使得模型加强了对序列频域特征的学习,良好地适应了局部放电信号的周期性特点和工频周期内的规律性脉冲分布特点,有效提高了识别准确率;基于Pre-LN的编码器改进有效摆脱了模型训练初期的预热阶段,让模型实现了更快的收敛速度,节省了训练资源。

3)与四种代表性序列建模方法和三种基于图谱或特征量的分类方法对实验获取的同一数据集的分类识别结果对比表明,本文方法建立的模型识别准确率最佳、参数量最小,在基于局部放电信号识别绝缘缺陷的任务中优于其他方法。

参考文献：

[1] 王辉, 宋思蒙, 钱勇, 等. 基于CLAHE增强的GIS局放脉冲序列识别算法[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3836-44.
WANG Hui, SONG Simeng, QIAN Yong, et al. GIS partial discharge pulse sequence identification algorithm based on CLAHE enhancement[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3836-44.

[2] 孙源, 宋颜峰, 王昊天, 等. 开关柜局部放电超声-TEV融合检测技术[J]. 高电压技术, 2023, 49(12): 5052-60.
SUN Yuan, SONG Yanfeng, WANG Haotian, et al. Ultrasonic-TEV fusion detection technology for partial discharge in switch cabinet[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(12): 5052-60.

[3] 刘树慰, 邸振国, 李斯盟, 等. 基于软打分机制——多模态融合的真实开关柜局部放电模式识别方法[J]. 高压电器, 2023, 59(08): 203-11.
LIU Shuwei, DI Zhenguo, LI Simeng, et al. Partial discharge pattern recognition method for real switchgear based on soft scoring mechanism and multi-modal fusion[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(08): 203-11.

[4] 李泽, 钱勇, 刘伟, 等. GIS局部放电光信号检测技术及光学图像诊断方法[J/OL]. 电工技术学报, 1-11[2024-09-24]. https:// doi. org/10.19595/j. cnki. 1000-6753.tces.232016.
LI Ze, QIAN Yong, LIU Wei, et al. GIS partial discharge optical signal detection technology and optical image diagnosis method[J/OL]. Transactions of China Electrotechnical Society: 1-11[2024-09-24]. https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.232016.

[5] 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(01): 287-95.
CHEN Jiming, XU Chenhang, LI Peng, et al. GIS partial discharge pattern recognition feature extraction method based on time-frequency analysis and fractal theory[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(01): 287-95.

[6] WANG Z, LIU Z, QIAO L, et al. Research on Partial Discharge Pattern Recognition in GIS Based on EFPI Sensor [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2024, 19(1): 577-84.

[7] 张翼, 朱永利. 图信号与图卷积网络相结合的局部放电模式识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(18): 6472-81.
ZHANG Yi, ZHU Yongli. Partial discharge pattern recognition method combining graph signal and graph convolutional network[J]. Proceedings of the CSEE,

2021, 41(18): 6472-81.

[8] 关宇, 董明, 王腾腾, 等. 基于改进降噪自编码器与稠密连接网络的局部放电声信号模式识别[J/OL]. 高电压技术:1-10[2024-09-24].https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20232242.
GUAN Yu, DONG Ming, WANG Tengteng, et al. Pattern recognition of partial discharge acoustic signals based on improved denoising autoencoder and densely connected network[J/OL]. High Voltage Engineering: 1-10[2024-09-24]. https://doi. org/10.13336/j. 1003-6520. hve.20232242

[9] 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: 1299-309.

[10] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30.

[11] AHMED S, NIELSEN I E, TRIPATHI A, et al. Transformers in time-series analysis: A tutorial [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2023, 42 (12): 7433-66.

[12] 唐庆华, 方静, 李旭, 等. 基于Vision Transformer的电缆终端局部放电模式识别[J]. 广东电力, 2023, 36 (11): 138-45.
TANG Qinghua, FANG Jing, LI Xu, et al. Partial discharge pattern recognition of cable terminals based on Vision Transformer[J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(11): 138-45.

[13] 张雨啸, 张贲, 宋辉, 等. 非典型数据集下基于Swin Transformer的局部放电模式识别[J/OL]. 高电压技术 : 1-11[2024-08-11]. https://doi. org/10.13336/j. 1003-6520.hve.20231854.
ZHANG Yuxiao, ZHANG Ben, SONG Hui, et al. Partial discharge pattern recognition based on Swin Transformer under atypical data sets[J/OL]. High Voltage Engineering: 1-11[2024-08-11].https://doi.org /10. 13336/j. 1003-6520.hve.20231854.

[14] GEHRING J, AULI M, GRANGIER D, et al. Convolutional sequence to sequence learning; proceedings of the International conference on machine learning, F, 2017 [C]. PMLR.

[15] 彭炜文, 刘伟杰, 许家浩, 等. 一种基于相关系数的EEMD局部放电去噪方法[J]. 高压电器, 2021, 57 (06): 203-9.
PENG Weiwen, LIU Weijie, XU Jiahao, et al. A EEMD partial discharge denoising method based on correlation coefficient[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(06): 203-9.

[16] 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(03): 1113-23.
XU Chenhang, CHEN Jiming, LIU Weinan, et al. Pattern recognition of PRPD spectrum of GIS partial discharge based on deep residual network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(03): 1113-23.

[17] ZHANG W, WANG Y, CHEN X, et al. Spectrum Transformer: An Attention-based Wideband Spectrum Detector [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024.

[18] XIONG R, YANG Y, HE D, et al. On layer normalization in the transformer architecture; proceedings of the International Conference on Machine Learning, F, 2020 [C]. PMLR.

[19] PHONG N H, SANTOS A, RIBEIRO B. PSO-convolutional neural networks with heterogeneous learning rate [J]. IEEE Access, 2022, 10: 89970-88.

[20] NAKAMURA K, DERBEL B, WON K-J, et al. Learning-rate annealing methods for deep neural networks [J]. Electronics, 2021, 10(16): 2029.

[21] 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): 1557-68.

[22] ZHOU X, WU X, DING P, et al. Research on transformer partial discharge UHF pattern recognition based on CNN-LSTM [J]. Energies, 2019, 13(1): 61.

[23] 金森, 张若兵, 杜钢. 考虑振荡波衰减特性的电缆局放模式识别方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(07): 2583-90.
JIN Sen, ZHANG Ruobing, DU Gang. Cable partial discharge pattern recognition method considering oscillation wave attenuation characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(07): 2583-90.

[24] 刘云鹏, 王博闻, 岳浩天, 等. 基于50Hz倍频倒谱系数与门控循环单元的变压器偏磁声纹识别[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(14): 4681-94.
LIU Yunpeng, Wang Bowen, Yue Haotian, et al. Transformer bias magnetic soundprint recognition based on 50 Hz frequency-multiplied cepstral coefficients and gated recurrent units [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(14): 4681-94.

[25] 汪兆辉. 基于在线监测的环网柜局部放电缺陷类型识别方法研究[D]. 福建; 厦门理工学院, 2024.
Wang Zhaohui. Research on identification method of partial discharge defect type of ring main unit based on online monitoring [D]. Fujian; Xiamen University of Technology, 2024