王宇辉, 傅中君, 周磊, 等. 基于 GAN 对抗网络和 CNN-BiLSTM-Attention 框架的局部放电模式识别[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):193-199. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24091903

基于 GAN 对抗网络和 CNN-BiLSTM-Attention 框架的局部放电模式识别

王宇辉, 傅中君, 周 磊, 饶 航
(江苏理工学院 机械工程学院, 江苏 常州 213001)

摘 要: 局部放电现象是变压器中最常见的放电故障类型,由于其运作环境的特殊性,通常存在采集困难导致数据样本稀缺的问题。卷积神经网络(CNN)因其出色的特征提取能力而在局部放电模式识别领域得到广泛应用。为了提高局部放电故障模型诊断的准确率,本文将注意力机制、卷积神经网络、双向长短期记忆网络结合,提出了 CNN-BiLSTM-Attention 模型。在模型中,使用 CNN 提取局部特征位置,使用 BiLSTM 提取全局双向时间特征,并使用注意技术自适应加权特征。同时为了解决样本稀缺和数据不平衡的问题,引入了改进的 GAN 对抗网络来增强数据。实验结果表明,引入 CNN-BiLSTM-Attention 模型可以提高预测性能,在 GAN 对抗网络的帮助下,模型的识别准确率达到了 98.8%,在传统识别模型 SVM 方法上提高了 1.8%,在 CNN+Autoencoder 识别率上提高了 5.8%,是几种可比较方法中最高的。因此,本研究提出的模型更具有说服力。

关键词: 局部放电; 卷积神经网络; 双向长短期记忆网; 时频分析; 对抗网络
中图分类号: TP391.41 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0193-07

Partial Discharge pattern recognition based on GAN and CNN-BiLSTM-Attention framework

WANG Yuhui, FU Zhongjun, ZHOU Lei, RAO Hang
(College of Mechanical Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, Jiangsu, China)

Abstract: Partial Discharge (PD) is the most common type of discharge fault in transformers. Due to the particularity of its operating environment, difficulties in collection are often encountered, which leads to the scarcity of data samples. The Convolutional Neural Network (CNN) is widely applied in pattern recognition owing to its strong feature extraction ability. To improve the recognition accuracy of PD model, this paper combines Attention Mechanism, Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) and CNN, employs CNN to extract local feature positions and BiLSTM is utilized to extract global bidirectional temporal features, and then use the attention mechanism to adaptively weight the features. Additionally, to address the issues of sample scarcity and data imbalance, an improved Generative Adversarial Network (GAN) has been introduced to enhance the data. The experimental results show that the CNN-BiLSTM-Attention methods proposed in this study can improve the prediction performance. With the help of GAN adversarial network, the proposed method could reach 98.8% recognition accuracy, which is 1.8% higher than that of the traditional recognition model SVM method and 5.8% higher than that of CNN+Autoencoder. The result is the highest among several comparable methods. Therefore, the model proposed in this study is more convincing.

Key words: Partial Discharge; Convolutional Neural Network; Bidirectional Long-Short Term Memory; time-frequency analysis; Generative Adversarial Network

0 引 言

电力是国家基础性资源,在社会生产和民众日常生活中起着至关重要的作用。变压器的绝缘系统在长期作业中不可避免地会劣化和老化,导致局部放电(PD)的发生[1]。局部放电是绝缘失效的重要表现形式,一旦出现将会进一步加剧设备的老化[2]。

目前提升局部放电故障检测精度的主要途径可以归纳为以下 3 个方面:

作者简介: 王宇辉(1999—), 男, 硕士研究生。主要研究方向:深度学习,机器视觉。
通信作者: 傅中君(1973—), 男, 博士,副教授, 硕士生导师。主要研究方向: 智能仪表及嵌入式系统 。Email:june@jsut.edu.cn。

收稿日期: 2024-09-19

(1)在故障机理方面,通过使用不同的现象发生设备和先进的实验设备获取局部放电产生的声波、光线、电流、影像等物理现象的数据[3]。

(2) PD 模式和缺陷之间有很强的相关性,利用这些关联可以从局部放电信息中提取出不同的特征信息,Mantach 等学者[4]直接将波形信号放入模型中进行分类。此外,借助纹理分析算法及小波变换[5]和傅里叶变换[6]等信号处理工具,Ding 等学者[7]开发了一种在新型的时频变压器的基础上构建的连续小波变换方法,大大提高了模型的泛化能力。

(3) Ma 等学者[8]提出了 CNN-BiLSTM 网络模型,用于系统性能退化的分析和预测。实验表明模型的预测精度相对于同类方法提高了 29.26%。胡文星等学者[9]提出基于 Bahdanau 注意力机制的 BiLSTM 识别方法,得到的识别准确率更高。研究中还提出融合区域特征的 CNN-BiLSTM 分类模型,通过预测和单独的分块模型对比可知,模型在准确率上相比自身预测模型提高了 5.69%[10]。冉文兵等学者[11]通过重建生成对抗网络对模型进行优化,同时引入注意力机制,来提升图像局部细节的锐度。Wang 等学者[12]提出了一种 MixNet 深度学习模型,结合 GAN 生成对抗网络对数据进行增强,克服了实际应用场景中数据样本不平衡的现象,模型不仅对故障诊断的精度大大提升,存储成本和计算效率也得到了优化[13]。易才键等学者[13]采用焦点损失函数对数据不平衡问题进行优化,分类准确率得到了大幅提升。

1 基本原理

1.1 小波变换时频分析

短时傅里叶变换和小波变换(WT)是最典型的方法,一直以来赢得业界广泛关注[14]。小波变换定义是以 τ 为大小的位移量将窗函数进行位移,在变化的尺度 α 下和原始的信号作内积,其在频域上可以等效表达为:

$$\mathrm{WT}_f(\alpha,\tau)=\frac{\sqrt{\alpha}}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}F(\omega)\psi(c\omega)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega t}\mathrm{d}t \quad (1)$$

其中,$\psi(t)$ 表示基本小波,$F(\omega)$,$\psi(\omega)$ 分别表示 $F(t)$,$\psi(t)$ 的傅里叶变换。从式(1)中可以看出,当 $\alpha>1$ 时,窗函数将被扩张,导致窗口宽度变大;当 $\alpha<1$ 时,窗函数将被压缩,导致窗口宽度变小。实验中选择 ComplexMorlet 函数作为 WT 的小波基函数,其在时频两域均有良好的分辨率,因而在结构工程领域的应用中尤为有效。

为了更加方便地表示每种局部放电缺陷的特性,减少后续模型训练的难度和复杂程度,对原始波形信号进行脉冲提取,得到单次脉冲图,作为将波形图输入到神经网络模型的替代方法,将小波变换后的时频谱图作为数据输入到模型中[15]。经过小波变换分解后,信号子频带之间基本上没有频谱的混淆和能量漏损。经过小波时频分析后对应结果如图 1 所示。时频谱图是利用数据中的信号进行小波变换时频映射生成的[16]。此后将时频矩阵作为 CNN 的输入。

1.2 GAN 对抗网络设计和数据扩充

GAN 网络的基本原理是生成器 G 和判别器 D 进行零和博弈相互矫正对方的系数和关系,最终使两者达到纳什平衡[17]。实验中假设 PD 数据 x 满足分布 P_r,同时存在噪声向量 z 满足高斯分布 P_z。通过深度学习网络建立 P_r 和 P_z 之间的映射关系,并通过对已知数据的特征分布进行学习,其目标函数如下所示:

$$G_{\min}D_{\max}V(G,D)=E_{x\sim p_r}[D(x)]-E_{z\sim p_z}[D(G(z))] \quad (2)$$

其中,$V(\cdot,\cdot)$ 表示目标函数;E 表示目标函数的期望分布值;$G(z)$ 表示生成器产生的数据;$D(\cdot)$ 表示鉴别器的输出。

GAN 的训练过程具有高度的灵活性和自由度,这种特性经常导致训练不稳定、甚至难以驾驭。实验中在 GAN 网络中引入了 Wasserstein 距离方法,具体表示生成分布 p_z 移动到实际分布的最小需求,同时还会用到引入 Wasserstein 后的 GAN 网络的目标函数。这种策略不仅限制了鉴别器约束条件和复杂数据分布的能力,同时也带来了梯度消失的问题。故考虑到网络性能的稳定性,又将引入梯度惩罚函数来避免权重剪裁可能导致的问题。改进的具有梯度惩罚度的 Wasserstein GAN(以下简称为 GW-GAN)的目标函数可以表示为:

$$G_{\min}D_{\max}V(G,D)=E_{z\sim p_z}[D(G(z))]-E_{x\sim p_r}[D(x)]+\mu E_{\hat{x}\sim p_{\hat{x}}}[(\|\nabla_{\hat{x}}D(\hat{x})\|_2-1)^2] \quad (3)$$

其中,μ 为惩罚系数,$\hat{x}$ 表示沿实分布 p_r 与生成分布 p_z 之间的直线随机抽样。与 Wasserstein GAN 的目标函数相比,GW-GAN 增加了新的梯度惩罚项,GW-GAN 可以生成更高质量的数据样本,对抗网络原理如图 2 所示。

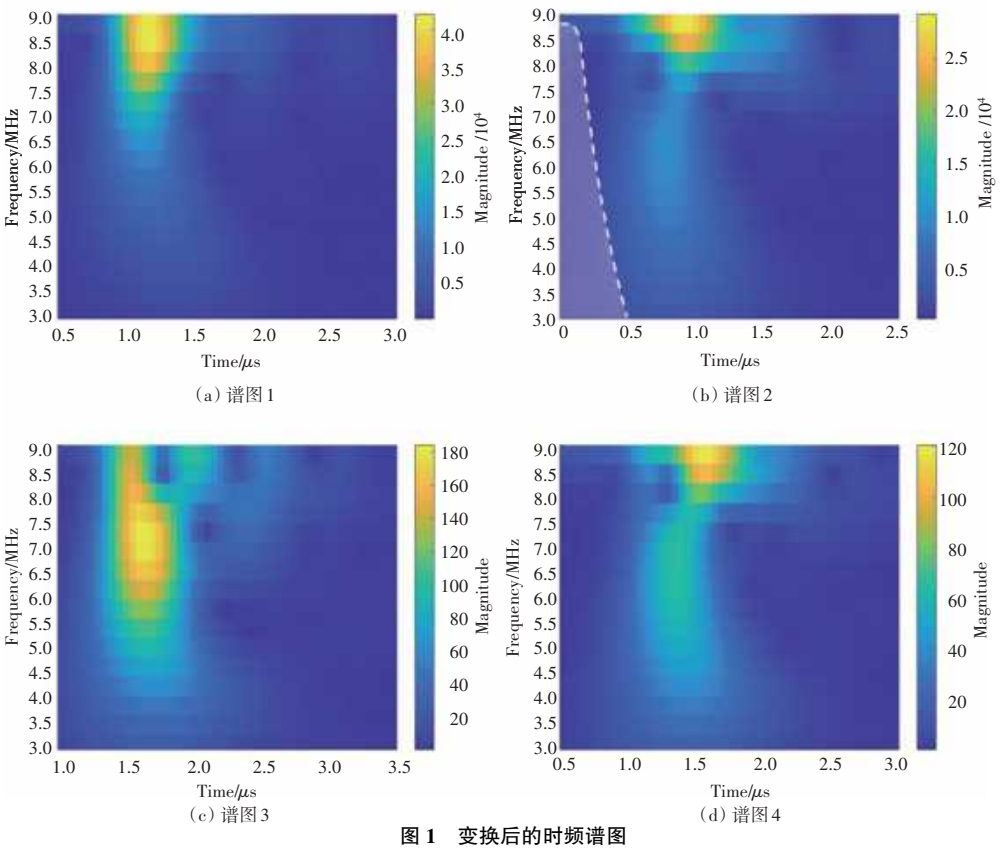


图 1　变换后的时频谱图

Fig. 1　Transformed time-frequency spectrum

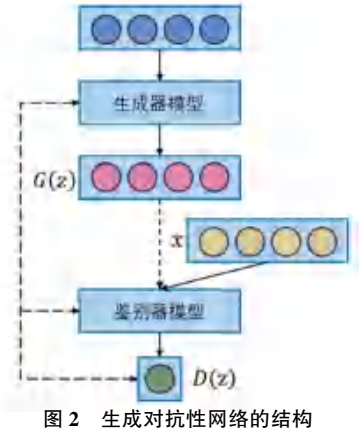


图 2　生成对抗性网络的结构

Fig. 2　Structure of Generative Adversarial Network

2　提出的模型

2.1　CNN 框架的设计

本文设计了一种改进型的 CNN 模型用来故障识别，模型含有 8 个卷积块和 2 个全连接块。其中第 1 层包含 1 个卷积层、1 个批标准化层和 1 个激活层，其余每个卷积块比第 1 层多 1 个最大池化层。模型前 2 层卷积块的过滤器大小为(5×5×16)，第 3 层和第 4 层过滤器大小为(3×3×64)，第 5 层和第 6 层过滤器大小为(3×3×64)，第 7 层和第 8 层过滤器大小为(3×3×128)，模型中使用最大池化层对特征进行下采样，窗口大小为 2×2，模型中使用 ReLu 激活函数。然后又在 Conv2D 卷积层和激活层之间用批处理归一化代替传统的归一化，模型的最后通过正则化技术来缓解过拟合带来的影响。在每个训练案例中对唯一的简洁化网络进行采样和训练。

2.2　BiLSTM 模型框架

LSTM 由 3 个门组成：输入门、遗忘门和输出门。这 3 个门通过记忆单元状态 c_t 连接和通信，有选择性地挑取网络中的特征[18]。BiLSTM 作为改进的 LSTM，可以同时考虑到序列中 2 个方向的特征。其内部结构如图 3 所示。在 t 时刻，隐藏层的状态由正向 $\overrightarrow{h_t}$ 和反向 $\overleftarrow{h_t}$ 表示。$\overrightarrow{h_t}$ 和 $\overleftarrow{h_t}$ 计算公式如下：

$$\overrightarrow{h_t}=\overrightarrow{\mathrm{LSTM}}(h_{t-1},x_t,c_{t-1}),t\in[1,T] \tag{4}$$

$$\overleftarrow{h_t}=\overleftarrow{\mathrm{LSTM}}(h_{t+1},x_t,c_{t+1}),t\in[T,1] \tag{5}$$

$$H_t=[\overrightarrow{h_t},\overleftarrow{h_t}] \tag{6}$$

其中，x_t 表示网络在时刻 t 的输入数据；h_t 表示 LSTM 隐藏层在时间 t 的状态；“[ ]”表示向量的连接。模型中 BiLSTM 模块在 CNN 卷积网络模型之后，继续提取信号中的时间特征，得到双向时间特征向量 $[H_0, H_1, \cdots, H_n]$。这里，式(4)表示引入 Wasserstein 后的 GAN 网络的目标函数。

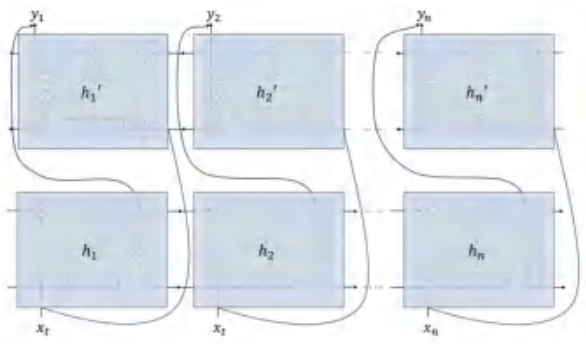


图 3 双向 BiLSTM 内部结构

Fig. 3 Internal structure of BiLSTM model framework

2.3 注意力机制

BiLSTM 输出的特征 $[H_0,H_1,\cdots,H_n]$ 被注意力机制接收后,使用注意函数计算每个特征 H_i 和回归值 y_t 之间的相似性得分 $e_{t,i}$,计算过程如下:

$$e_{t,i}=\mathrm{Score}(H_i,y_t)=\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\tanh(\boldsymbol{U}[H_i;y_t]) \quad (7)$$

其中, $\boldsymbol{V}$ 和 $\boldsymbol{U}$ 表示在训练过程中学习的参数值,得到 $a_{t,i}$ 处的概率分布来表示 H_i 的重要程度。具体公式如下:

$$a_{t,i}=\mathrm{Softmax}(e_{t,i})=\frac{\exp(e_{t,i})}{\sum_{j=0}^{t}\exp(e_{t,i})} \quad (8)$$

最后,取 $a_{t,i}$ 为 H_i 的权重,与 H_i 做乘法运算,得到加权特征 $\widetilde{H}_t$, 计算过程如下:

$$\widetilde{H}_t=\sum_{t=0}^{n}a_{t,i}H_i \quad (9)$$

由此得到最后的加权特征向量 $[\widetilde{H}_0,\widetilde{H}_1,\cdots,\widetilde{H}_n]$。

2.4 优化的 CNN-BiLSTM-Attention 注意力机制的故障识别模型

改进的 CNN-BiLSTM-Attention 模型的总框架如图 4 所示。该模型由 4 个模块构成:卷积模块、BiLSTM 模块、注意力机制和分类模块。卷积模块包括 8 个卷积块和 2 个全连接块。输入的时频谱图经过卷积模块处理后,提取出来的特征信息传递到 BiLSTM 模块中。由于 CNN 在处理图像的全局特征时存在一定的局限性,所以有必要提取时间特征。提取后获得双向时间特征向量 $[H_0,H_1,\cdots,H_n]$。然后将这些特征告知注意力机制模块,注意机制借助式(7)~(9)来计算这些特征中每个维度的权重。这些向量更多关注的是对预测结果有显著影响的特征,强化这些信息的表达。全连接层由 2 个神经网络层组成,神经元数量分别为 192 和 4,激活函数为 ReLU。

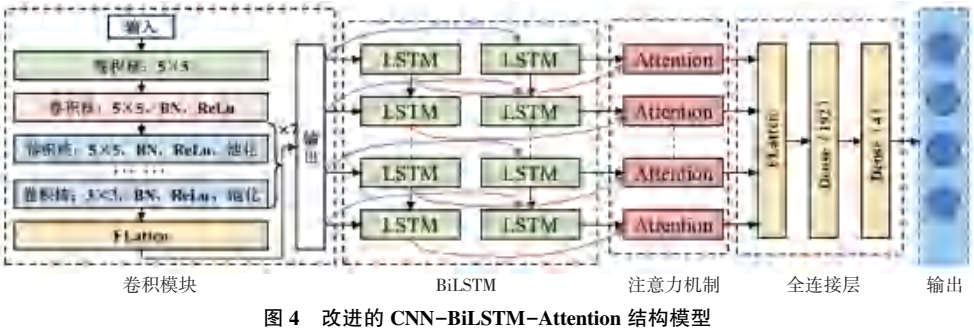


图 4 改进的 CNN-BiLSTM-Attention 结构模型

Fig. 4 Improved CNN-BiLSTM-Attention structural model

3 实验设计和数据采集

3.1 模型实验环境搭建和数据采集

实验平台使用预制故障变压器模型,按照 IEC602070 标准搭建局部放电试验平台,并利用脉冲电流法获取不同故障类型的放电信号。同时为了得到高频电流信号,将高频电流传感器放置在变压器模型中性点接地处进行信号采集[19]。

示波器中心的采样率为 40 (Mpoints · s^{-1}),实验频带为 40~300 kHz。实验的一个工频周期为 0.02 s,每个工频周期采集到的数据为一个实验样本,实验室平均气温约为 15 ℃,脉冲频率为 40 MHz,共采集 5 600 组实验样本,大致按照 7∶3 的比例划分训练集和测试集,其中 3 900 个为训练

样本，1 700 个为测试样本。实验设置见表 1。

表 1　放电实验数据信息

Table 1　Discharge experiment data information

放电类型	样本数量	试验电压
金属尖端放电	1 500	18.6
油纸气隙放电	1 100	16.6
金属沿面放电	1 500	13.5
油中气泡放电	1 500	11.7

为了尽可能描述出电力变压器的实际工作状态中的故障特征、放电的部位和规律，本文设计了变压器局部放电的 4 种典型绝缘缺陷，以油浸式变压器作为研究对象，4 种放电模型分别是金属尖端放电、油纸气隙放电、金属沿面放电和油中气泡放电，如图 5 所示。局部放电模型全长 50 mm，放电环境均为绝缘油 25#变压器油。

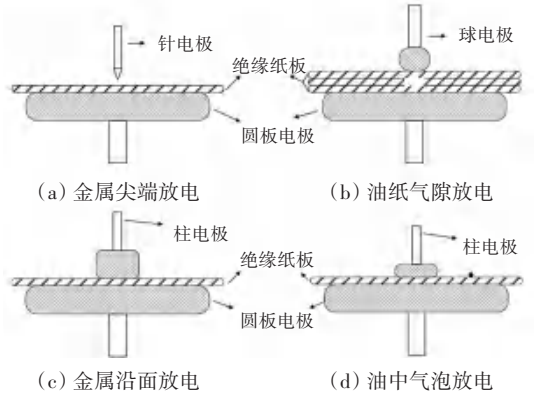


图 5　4 种典型局部放电类型模型

Fig. 5　Electrode model of four typical PD defect

3.2　数据的预处理

3.2.1　数据的归一化处理

为了方便计算发生在样本 N_0 点之后的情况，综合考虑到所有 M 个信号 $(x_1, x_2, \cdots, x_m)$ 的度量，区间控制在 $n^* \in [1; N_0]$ 内，以确定噪声的参数和水平。由于噪声水平通常不是简单的由信号的某个统计量来定义的，通过分母乘以 4 来为噪声设置一个更高的阈值，从而增加了归一化过程的鲁棒性。这样即使噪声水平有一定的波动或不确定性，归一化后的信号仍然能够保持相对稳定，有利于后续的脉冲提取。对于本模型 4 种缺陷识别，一般信息处理的归一化公式如下：

$$\tilde{x}_i(n) = \frac{x_i(n)}{4 \cdot \sigma([x_1(n^*); x_2(n^*); \cdots; x_M(n^*)])} \tag{10}$$

由于变换非线性，归一化的值不能保证独立的，于是使用批归一化来帮助模型使梯度传播有更好表现[20]。进而推得：

$$y = f(Au + b) \tag{11}$$

$$y = f(\mathrm{BN}(Au)) \tag{12}$$

$$\mathrm{BN}(Au) = \mathrm{BN}((kA)u) \tag{13}$$

根据式(11)~式(13)可以证明：

$$\begin{cases} \dfrac{\partial \mathrm{BN}((kW)u)}{\partial u} = \dfrac{\partial \mathrm{BN}(Au)}{\partial u} \\ \dfrac{\partial \mathrm{BN}((kW)u)}{\partial (kW)} = \dfrac{1}{k} \cdot \dfrac{\partial \mathrm{BN}(Au)}{\partial W} \end{cases} \tag{14}$$

式(12)~式(14)计算的是批处理化参数的变化过程，其中用均值替代偏差 b。

尺度不影响时频矩阵，也不影响梯度传播，但是较大的权重会导致梯度变小。尽管模型中的变换为非线性，并且归一化值不一定是高斯或独立的，但仍期望批归一化有助于模型表现更加稳定可靠。

3.2.2　数据滤波器和噪声处理

由于原始的波形数据信号中含有电压波动导致的低频信号出现，并不能为局部放电提供正向的帮助，所以要通过预先设定好的高通滤波将其过滤掉。研究中假设经过高通滤波后的输出为 $Z = (z_1, z_2, z_3, \cdots, z_n)$，则有

$$z_n = \alpha z_{n-1} + \alpha(x_{\mathrm{ts}}^n - x_{\mathrm{ts}}^{n-1}) \tag{15}$$

其中，x_{ts}^i 表示经过归一化后高压信号数据中的某一时刻的信息；$\alpha = \dfrac{1}{2\pi \Delta T f_c}$；$\Delta T$ 表示前后 2 个时刻采集点的时间差；f_c 表示截止频率，本实验默认频率低于 100 Hz 的频段信息为无用信息，所以实验中设置 f_c = 100 Hz。

4　模型结果分析与讨论

4.1　模型性能分析

本研究使用 PyCharm (Tensor Flow 框架) 和 Matlab 软件在一台配备 NVIDIA GeForce RTX 4060 显卡、i7-13700HX 和 16 GB RAM 机器上训练本文的模型。在神经网络模型代码的实现中，使用了 Python3.9 和 Matlab2023a 共同训练。Adam 算法优化的训练下，epoch 超参数的认证值为 200，学习率为 0.000 1。

4.2　CNN 和 BiLSTM 结合的模型评估指标

首先评估不含注意力机制的 CNN 和 Bi-LSTM 结合的效果，其他对照模型的配置均与 CBLAG 模型相同[21-22]。实验结果见表 2。表 2 中可以看出使用原始的 CNN 是对照模型中诊断性能最差的；BiLSTM 是改进的 LSTM，其性能也高于后者；CNN+BiLSTM 性能最高。

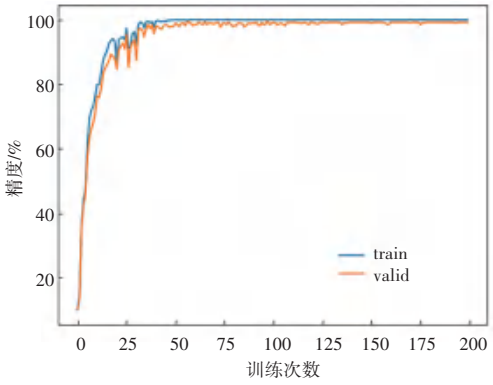
表 2 CNN + BiLSTM 的有效性评价与比较

Table 2 Evaluation and comparison of the effectiveness of CNN+BiLSTM %

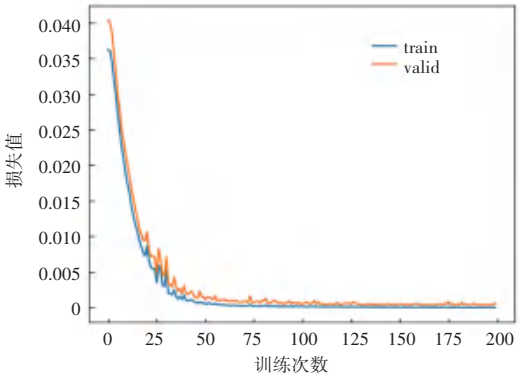
模型	准确度	精度	召回率	*F*1
CNN	93.1	90.1	93.2	93.1
LSTM	94.3	90.3	94.3	93.9
BiLSTM	95.5	91.9	95.3	95.1
CNN+LSTM	95.9	96.1	95.6	97.3
CNN+BiLSTM	97.1	97.2	97.1	98.1

4.3 关于注意力机制的评估

实验中对引入注意力机制前后效果做了比较。注意力机制的有效性评价见表 3。从表 3 可以看出,由于注意力机制对部分的权重给予了优化,训练过程中可以进行特征选择,模型的性能和精确度相较于优化前都有所提高。交叉熵经常被用来评估多分类问题模型的性能,所以采用交叉熵作为损失函数。图 6 为训练 200 次模型的训练验证精度和损失。



(a) 模型训练验证精度



(b) 模型的损失函数

图 6 模型训练的精度和损失值曲线

Fig. 6 Precision and loss curves of model training

表 3 注意力机制的有效性评价

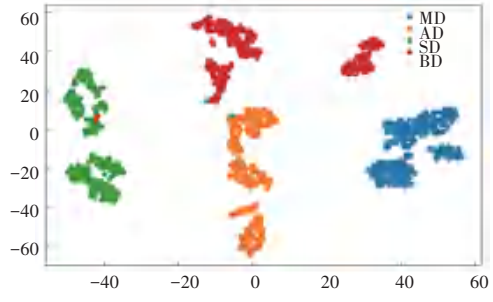
Table 3 Evaluation of the effectiveness of attention mechanism %

模型	准确度	精度	召回率	*F*1
CNN+BiLSTM	97.1	97.2	97.1	98.1
CNN+BiLSTM+Attention	98.0	97.8	94.3	93.9

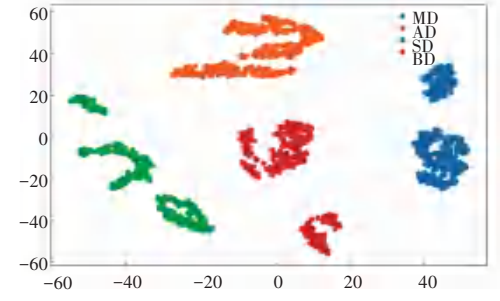
图 7(a)中可以明显看出同一种缺陷的同一颜色大部分聚集在一起,但是有个别的绿色聚集在了红色和橙色区域,导致部分缺陷类型的识别率有所降低,究其原因就在于数据不平衡导致的样本数量的差异。

4.4 加入对抗网络后模型整体评估和可视化分析

图 8 为模型在测试集上的 ROC 曲线,同时也表现出了很好的准确度。图 7(b)中看到边界分类明显,基本没有混叠,这说明该模型对于局部放电缺陷分类很理想。最后综合性地对模型进行评价和总结,并与现有的其他故障诊断模型进行了比较。故障诊断模型准确率对比结果如图 9 所示。从图 9 可以看出,6 种方法中,本文提出的模型 CBLAG 总体准确率最高,达到了 98.8%;其次是 MACGAN,使用该方法在本文的训练集和测试集上进行 200 次训练,最后得到的 4 种模型识别的平均识别率达到了 83.6%,最小的是 BPNN,使用同样的方法进行测试,识别率仅有 64.8%。



(a) 加入注意力机制后的结果



(b) 加入对抗网络后结果

图 7 可视化训练结果

Fig. 7 Results of visualization training

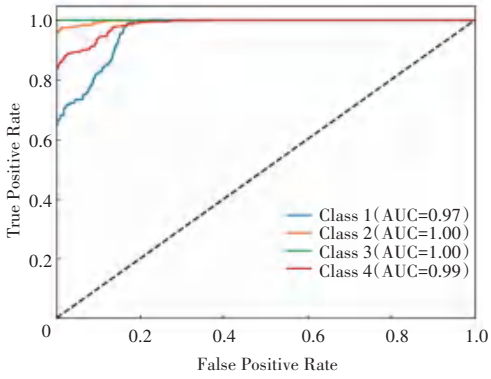


图 8　模型训练的 ROC 曲线

Fig. 8　ROC curve for model training

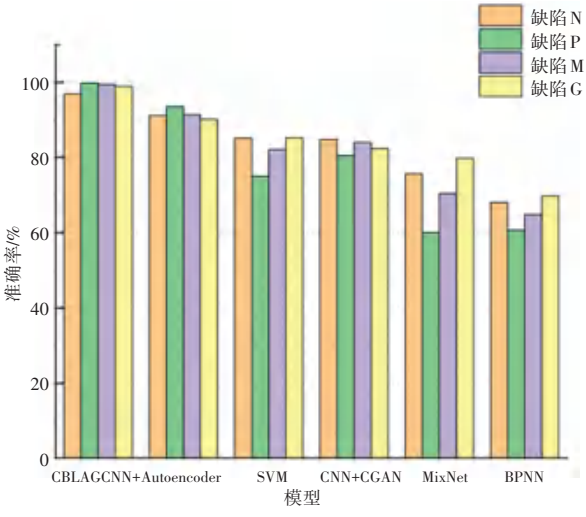


图 9　故障诊断模型准确率对比结果图

Fig. 9　Comparison results of fault diagnosis models

5　结束语

为了提高局部放电故障模型的诊断准确率，降低故障带来的损失，提出了一种新的 CBLAG 综合模型。通过对接收到的信号进行预处理，包括批归一化、高通滤波和噪声处理操作。分析可知，通过预处理增大了模型的泛化能力。将获取到的所有样本数据放入到提出的 CBLAG 模型进行训练。经过训练验证后得到的识别准确率高达 98.8%。高于对照的 SVM、MobileNet、ResNet 和 BPNN 等模型。

在引入注意力机制之前，模型的准确率没有明显的优势，只是因为在训练过程中未能严格评估权重的重要性。在引入了注意力机制之后，准确率又提高了 1.2%。在数据增强方面，对比了在平衡数据样本条件下模型的识别率最高，通过 t-SNE 可视化图和 ROC 曲线明显可以看出，检测出的结果精确度很高。

参考文献

[1] PAN C, TANG J, ZHANG Y, et al. Variation of discharge characteristics with temperature in moving transformer oil contaminated by metallic particles[J]. IEEE Access, 2018, 6: 40050-40058.

[2] KLEIN L, SEIDL D, FULNECEK J, et al. Antenna contactless partial discharges detection in covered conductors using ensemble stacking neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 118910.

[3] 晏刚，李自荣，冉艳红，等. 基于油浸式机器人的变压器故障识别研究[J]. 智能计算机与应用，2023，13(6)：112-116.

[4] MANTACH S, GILL P, OLIVER D R, et al. An interpretable CNN model for classification of partial discharge waveforms in 3D-printed dielectric samples with different voidsizes[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(14): 11739-11750.

[5] 田奥升，张晔，马超，等. 基于小波软阈值滤波的含噪故障诊断方法[J]. 智能计算机与应用，2023，13(9)：1-4.

[6] 唐杰，钱进，张涛. 基于深度卷积神经网络的汽轮机转子故障诊断[J]. 智能计算机与应用，2023，13(8)：120-124.

[7] DING Y, JIA M, MIAO Q, et al. A novel time-frequency Transformer based on self-attention mechanism andits application in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108616.

[8] MA Zhonghai, SUN Yiwen, JI Hui, et al. A CNN-BiLSTM-Attention approach for EHA degradation prediction based on time-series generative adversarial network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 215: 111443.

[9] 胡文星，蔡佳欣，柯振宇，等. 基于注意力机制的 BiLSTM 动物声音情绪识别[J]. 智能计算机与应用，2024，14(7)：57-63.

[10] 张文浩，尹玲. 基于 CNN 和 BiLSTM 的地震检测漏报优化算法[J]. 智能计算机与应用，2023，13(2)：169-173.

[11] 冉文兵，梁永超，覃芹，等. 基于生成对抗网络和注意力机制的医学图像超分辨率重建[J]. 智能计算机与应用，2023，13(1)：136-141.

[12] WANG Yanxin, YAN Jing, YANG Zhou, et al. GAN and CNN for imbalanced partial discharge pattern recognition in GIS[J]. High Voltage, 2022, 7(3): 452-460.

[13] 易才键，陈俊，王师玮. 基于 CNN 的乳腺癌病理图像分类研究[J]. 智能计算机与应用，2022，12(3)：92-96.

[14] 吴婕，张海翔. 基于特征增强的小样本图像分类算法研究[J]. 智能计算机与应用，2024，14(7)：37-42.

[15] 李论，徐杨，王义，等. 基于多级小波分解时间序列的花椒图像分类识别模型[J]. 智能计算机与应用，2024，14(5)：235-240.

[16] 吴世海，任梓豪，何抒航，等. 分布定位式光纤振动传感系统的事件识别[J]. 智能计算机与应用，2021，11(9)：48-53.

[17] 孙进，周威，谢文涛. 基于条件生成对抗网络的大视角单图像人脸纹理重建[J]. 智能计算机与应用，2024，14(3)：159-162.

[18] 龚帅奎，蒋路茸，范骐凯. 基于 Bi-LSTM-Attention 的癫痫发作检测方法[J]. 智能计算机与应用，2024，14(2)：69-75.

[19] SUN J, PAN S, DENG J Z. Research status of partial discharge detection of power transformer based on pulse current method[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2195(1): 012024.

[20] 马志昕，骆淑云. 基于 Advanced-TD3 算法的卫星探索控制策略[J]. 智能计算机与应用，2024，14(4)：83-88.

[21] KITANI R, IWATA S. Verification of interpretability of phase-resolved partial discharge using a CNN with SHAP[J]. IEEE Access, 2023, 11: 4752-4762.

[22] VIEL F, MACIEL R C, SEMAN L O, et al. Hyperspectral image classification: An analysis employing CNN, LSTM, transformer, and attention mechanism[J]. IEEE Access, 2023, 11: 24835-24850.