第 52 卷 第 7 期：3052-3063 高电压技术 Vol.52, No.7: 3052-3063
2026 年 7 月 31 日 High Voltage Engineering July 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20260451

基于异构协同与跨尺度并行注意力融合的覆冰检测模型

王健健[1,2,3,4]，王茹妍[2]，王　然[2]，谢晓宇[2]，尚秋峰[2,3,4]
（1. 华北电力大学燕赵电力实验室，保定 071003; 2. 华北电力大学电子与通信工程系，保定 071003; 3. 河北省电力物联网技术重点实验室，保定 071003; 4. 电力物联智慧化技术河北省工程研究中心，保定 071003）

摘　要：针对输电线路覆冰数据受环境与气候影响且含有复杂时空特性的问题，提出一种基于异构协同与跨尺度并行注意力融合的覆冰状态自动检测模型 HCNNs。该模型由 3 个异构子分类器协同构成，可根据当前分类器的分类误差率，结合动态权重调整机制引导后续子分类器关注前期组件的误分类样本，利用异构特性提取多样化特征，实现各组件性能耦合与模型识别精度提升。同时提出一种并行融合注意力机制 PFA 并将其嵌入 HCNNs 模型，引入全局池化与局部池化操作实现卷积层特征解耦与跨尺度融合，优化模型特征提取能力。基于分布式光纤声波传感技术采集的无覆冰、一级覆冰与二级覆冰 3 种输电线路覆冰状态现场监测数据，进行了算法性能分析。结果表明，HCNNs 的识别准确率、精确率、召回率与 F_1 百分数分别达到 97.14%、98.26%、99.30%与 98.78%，性能优于对比模型，为长距离架空输电线路覆冰等级检测提供了方法参考。

关键词：输电线路；覆冰检测；分布式光纤声波传感；深度学习；并行融合注意力机制；异构协同

Icing Detection Model Based on Heterogeneous Collaboration and Cross-scale Parallel Attention Fusion

WANG Jianjian[1,2,3,4], WANG Ruyan[2], WANG Ran[2], XIE Xiaoyu[2], SHANG Qiufeng[2,3,4]
(1. Yanzhao Electric Power Laboratory, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;
2. Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;
3. Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology, Baoding 071003, China;
4. Hebei Engineering Research Center of Intelligent Technology for Power Internet of Things, Baoding 071003, China)

Abstract: To solve the problem that transmission line icing data are affected by environmental and climatic factors and exhibit complex spatiotemporal characteristics, this paper proposes an automatic icing detection model named HCNNs based on heterogeneous collaboration and cross-scale parallel attention fusion. The model consists of three heterogeneous sub-classifiers working collaboratively. According to the classification error rate of the current classifier, a dynamic weight adjustment mechanism is used to guide subsequent sub-classifiers to focus on the misclassified samples of previous components. By leveraging heterogeneous characteristics to extract diverse features, the model achieves collaborative coupling among components and improves recognition accuracy. In addition, a parallel fusion attention mechanism (PFA) is proposed and embedded into the HCNNs model. Global pooling and local pooling operations are introduced to decouple convolutional layer features and achieve cross-scale fusion, thereby optimizing the feature extraction capability of the model. Based on the field monitoring data of transmission line icing states obtained by using distributed optical fiber acoustic sensing technology, including no icing, first-level icing, and second-level icing conditions, the performance of the proposed algorithm is analyzed. The results demonstrate that the HCNNs model achieves a recognition accuracy of 97.14%, precision of 98.26%, recall of 99.30%, and F_1-score of 98.78%, outperforming the compared models. The proposed method provides a valuable reference for icing severity detection of long-distance overhead transmission lines.

Key words: transmission line; icing detection; distributed fiber optic acoustic sensing; deep learning; parallel fusion attention mechanism; heterogeneous collaboration

——————————

基金资助项目：国家自然科学基金(62205105)；河北省省级科技计划项目(SZX2020034)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (62205105), Hebei Provincial Science and Technology Plan Project (SZX2020034).

0　引言

输电线路在严寒天气、潮湿环境及复杂地形等因素影响下易发生覆冰现象[1-2]，由此可能导致电缆出现放电甚至导线或地线烧断等事故，同时线路覆冰也会造成杆塔结构发生断裂、倾斜、下沉乃至倒塌等损伤[3-4]。传统人工巡检方法不仅浪费人力，增加了线路维护和运营的总费用，还会影响供电可靠性，对企业和居民用电造成不便[5-6]。因此，实现输电线路覆冰状态自动检测对提升电力系统的运行安全与维护效率具有重要意义。

当前，研究人员已在自动检测架空输电线路覆冰状态方面作了许多研究[7]。文献[8]使用张力传感器采集覆冰数据序列，并通过烟花算法分析了覆冰数据序列的时间特性[8]。Snaiki 等人使用自动表面观测系统采集温度、风速等气象数据，借助粒子群、灰狼等多种优化算法训练前馈神经网络，得出降水、温度、露点温度和风速影响输电线路覆冰的结论[9]。为确定多维气象因素与覆冰程度之间的客观规律，Han 等人使用灰色关系分析和皮尔逊相关分析两种方法计算出大气压力、温度、湿度和风速等多维气象数据与覆冰程度之间的关联度，为电力系统的运行和维护提供保障[10]。随着基于图像识别的测量方法逐渐应用于结冰检测，文献[11]通过监控终端摄像头构建了边缘智能覆冰监测系统，通过混合架构实现双阶段优化：前端采用轻量化卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)完成特征提取，后端通过多尺度目标分类网络解析冰层特征，并结合信道剪枝技术减少了覆冰厚度检测所需的计算资源[11]。为提高模型区分覆冰导线和背景的能力，Jiao 等人利用固定的视频监控收集架空输电线路图像数据，构建了引入可变形卷积和三元组注意力机制的实例分段网络，将不同类型覆冰的检测和分割准确率差异控制在 3%以内[12]。

上述研究内容侧重于使用包括机械传感、气象传感在内的单点传感技术和计算机视觉进行输电线路覆冰状态异常检测。然而，随着输电线路覆冰监测技术向长距离监测方向发展，传统单点传感在监测范围和连续性方面较之分布式光纤声波传感(distributed fiber acoustic sensing，DAS)存在技术局限性。分布式光纤声波传感技术具有抗电磁干扰、灵敏度高等优势[13]，能够精确定位光纤沿线各处的振动事件，并监测振动信号的幅度、相位和频率等矢量信息，广泛用于管道监测[14-15]、周界安防[16-17]等领域，因此可利用 DAS 技术进行输电线路覆冰状态的实时检测。随着人工智能技术的快速发展，深度学习凭借着独特的神经网络结构与强大的非线性映射能力，能够自适应提取 DAS 信号中与覆冰状态相关的有用振动特征。将 DAS 技术与深度学习模型结合，可实现长距离输电线路覆冰状态分布式检测。已有相关学者提出使用卷积神经网络对 DAS 技术采集到的振动信号进行识别的方法[18-19]，但存在模型设计单一、特征提取能力不足等难题。

针对覆冰数据受输电线路周边环境和气候因素共同影响且含有复杂时空特性的问题[20-21]，本文利用 DAS 技术构建了基于深度学习的覆冰状态定量评估模型。具体表现为对 DAS 技术采集到的架空输电线路振动信号进行数据处理与分析，设计一种异构卷积神经网络(heterogeneous convolutional neural networks，HCNNs)融合模型，通过动态样本重加权策略优化多个异构子分类器的特征提取能力，解决覆冰振动数据时空特性复杂、特征不易提取的难题。同时提出一种并行融合注意力机制(parallel fusion attention mechanism，PFA)并将其嵌入 HCNNs 模型，针对 DAS 振动信号非平稳与多尺度耦合的复杂特性，对不同网络层提取多尺度特征，对特征进行全局与局部的并行提取与融合，实现卷积层特征的解耦与跨尺度融合，从而提升模型的特征表达能力。最终 HCNNs 模型以加权聚合的方式实现架空输电线路覆冰状态识别。

1　基于 HCNNs 的覆冰等级分类识别

1.1　模型构建

目前，机器学习和深度学习是信号处理领域的两种主流方法。机器学习方法具有一定潜力，但模型性能在较大程度上依赖人工经验选择数据特征，特征选择的有效性将直接影响识别的准确率。与机器学习相比，深度学习可自动提取数据的复杂特征表示，其中 CNN 被广泛应用于传感器信号识别领域[22]。本文在 CNN 模型基础上，为兼顾覆冰信号的局部特征与全局特征提取，融合多个子分类器异构组成 HCNNs 网络，以实现对信号特征的自动提取与端到端分类识别，提高覆冰状态识别的准确性。

由于架空输电线路所处环境复杂、气候多变，DAS 设备采集的覆冰数据具有复杂特性[23]。为有效提取覆冰数据的内部特征，提升模型性能，提出一

种由不同卷积神经网络组成的 HCNNs 异构融合模型来建立输电线路振动信号与覆冰状态之间的相关性，如图 1 所示。模型架构的 5 个关键组件为：(a)数据采集；(b)权重更新；(c)模型训练；(d)加权聚合；(e)离线测试。由 CNN、含通道注意力的 CNN 模型(CNN with channel attention, CACNN)和基于并行融合注意力机制的 CNN 模型(CNN based on parallel fusion attention mechanism, PFACNN) 3 类异构子分类器从数据中提取不同特征，达到互补的效果，提升 HCNNs 模型的特征提取能力。HCNNs 模型工作流程如下所述。

1）数据集初始化与局部特征提取

首先初始化数据集样本分布状态，对数据集各样本设置初始权重如式(1)所示：

$$w_i = \frac{1}{n}, \quad i = 1,2,\cdots,n \tag{1}$$

式中：i 为数据集中各样本编号；w_i 为当前各样本所占权重；n 为数据集中样本总数。

使用赋予初始权重的样本数据集进行模型训练，将普通轻量化 CNN 模型作为第一个子分类器提取数据的局部特征。在每一轮训练中，模型会根据上一次分类的错误情况计算分类错误率，如式(2)所示：

$$\varepsilon^{(j)} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(w_i \cdot \left(y_i \neq C^{(j)}(x_i)\right)\right)}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \tag{2}$$

式中：$\varepsilon^{(j)}$ 表示第 j 个分类器的分类错误率；y_i 表示第 i 个样本的真实类别标签；$C^{(j)}(x_i)$ 表示第 j 个子分类器对样本 x_i 的预测类别；$\left(y_i \neq C^{(j)}(x_i)\right)$ 表明第 j 个分类器对第 i 个样本的预测 $C^{(j)}(x_i)$ 与 x_i 对应的真实类别 y_i 相等时，该项值为 0，预测错误时该项值为 1。

根据分类错误率，计算当前子分类器在 HCNNs 模型中的权重，如式(3)所示：

$$\alpha^{(j)} = \ln\left(\frac{1-\varepsilon^{(j)}}{\varepsilon^{(j)}}\right) \tag{3}$$

式中：$\alpha^{(j)}$ 为第 j 个分类器权重。

同时更新样本权重分布，给予错误分类样本更高权重，如式(4)所示。使得后续子分类器更加关注难以分类的样本，通过不断调整，模型能够减小分类错误，提高分类器的准确率。

$$w_i^{(j+1)} = w_i^{(j)} \cdot \exp\left(\alpha^{(j)} \cdot \left(y_i \neq C^{(j)}(x_i)\right)\right), \quad i = 1,2,\cdots,n \tag{4}$$

式中：$w_i^{(j)}$ 和 $w_i^{(j+1)}$ 分别为第 j 个子分类器与第 j+1 个子分类器中的样本权重。

2）第二数据集构建与全局特征提取

依据上述更新后的样本权重，筛选出未被充分提取局部特征的类别数据作为数据集的主要部分，并与少量其他类别数据共同构成第二个数据集，将其作为 CACNN 的输入，利用通道注意力机制着重提取数据的全局特征，根据式(2)、式(3)、式(4)再次对数据集的样本分布进行权重更新。

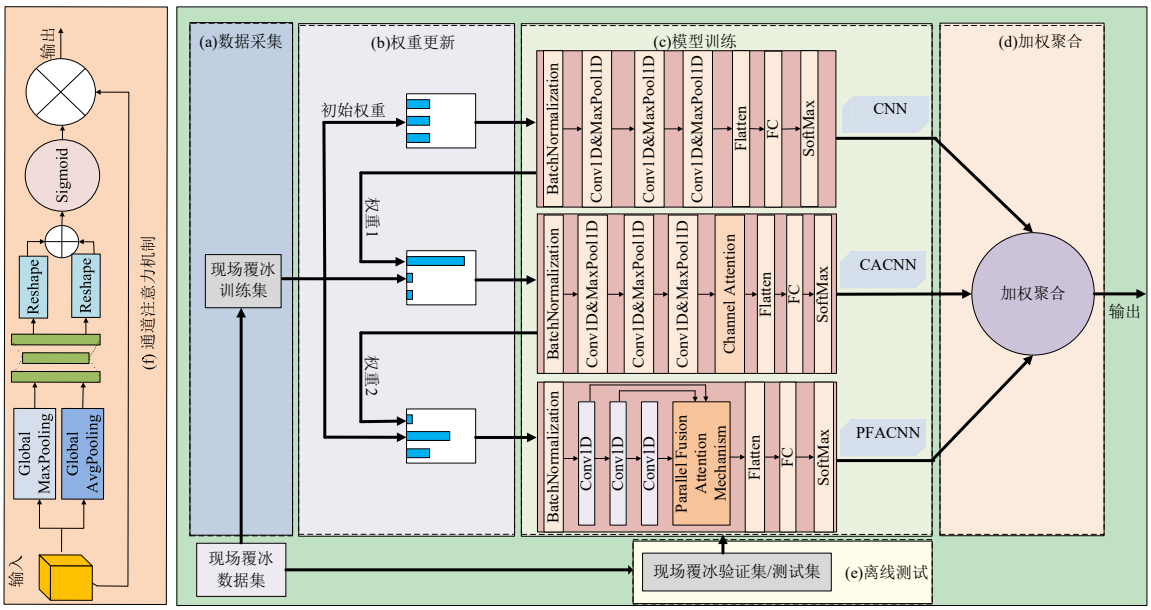


图 1 HCNNs 模型结构图

Fig.1 Structure diagram of HCNNs model

3）第三数据集构建与融合特征提取

基于最新的权重分布，选取经过前两个子分类器处理后仍未被提取到有效特征的类别数据作为数据集主体，辅以少量其他类别样本形成第 3 个数据集，将其作为 PFACNN 的输入，通过 PFA 机制进一步提取前两个分类器性能表现不佳数据的全局与局部特征，从而全面提升异构集成模型 CNNs 的整体性能。

4）异构融合与加权输出

在分类器训练完成后，根据式(3)更新 3 个子分类器的精度权重，采用加权聚合机制得到模型最终分类结果，如式(5)所示。最终提升模型的整体分类精度和稳定性，抑制模型过拟合风险及单个模型误分类的影响。

$$F(x)=\operatorname{argmax}_{y\in Y}\sum_{j=1}^{3}\left(\alpha^{(j)}\cdot\left(y_i=C^{(j)}(x_i)\right)\right) \quad (5)$$

式中：$F(x)$ 为最终分类结果；$C^{(j)}(x_i)$ 为可能的类别标签；Y 为所有可能类别标签的集合；$y\in Y$ 表示 y 为类别集合 Y 中一个元素；argmax 表示从所有候选类别中选取加权投票得分最高的类别标签。

HCNNs 模型利用其异构的特点实现数据集特征提取与子分类器功能互补。其中，PFACNN 以牺牲部分训练效率为代价，获得优于 CNN、CACNN 的性能，因此将其流程末端，对未被充分学习的数据样本进行并行特征提取，以此弥补前两个子分类器在特征提取方面的不足。

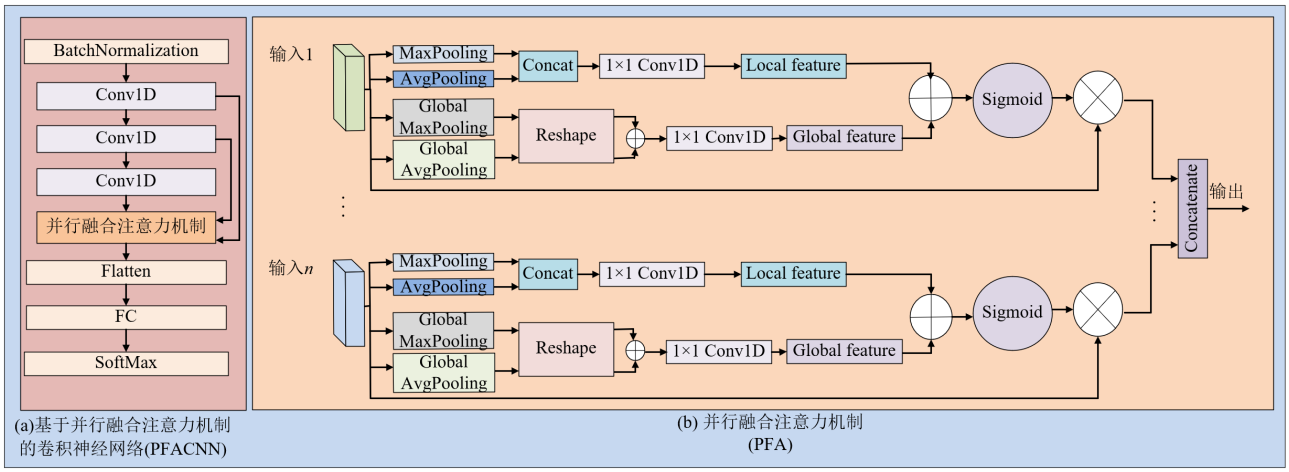
1.2　并行融合注意力机制

DAS 振动信号的数据特征可通过构建多层网络来进行提取。HCNNs 模型的子分类器由多个卷积层组成，可从低层到高层提取不同尺度的信号特征。所谓低层特征，包括边缘特征、频率特征及局部纹理，在分类决策中起着重要作用。随着网络层数的增加，该模型逐渐提取出更多的抽象和高层特征。

为增强模型对多层数据特征的表示能力，引入注意力机制。现有注意力机制在特征增强方面已取得一定效果。挤压-激励(squeeze-and-excitation, SE)模块通过建模通道间依赖关系实现特征重标定[24]，但仅关注通道维度，忽略了空间结构信息；卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)在此基础上引入空间注意力机制，采用通道与空间注意力串联的方式进行特征优化[25]，虽然提升了特征表达能力，但其顺序处理方式会导致部分特征信息在传递过程中被削弱。针对上述问题，本文提出并行融合机制，通过同时引入全局池化和局部池化操作，并采用并行结构实现多尺度协同建模与融合，实现了全局与局部特征的互补表达。

输电线路覆冰过程中的 DAS 振动信号具有非平稳、多尺度耦合的复杂特性。环境噪声往往覆盖较宽的频带且具有随机性，而覆冰引起的振动响应通常表现为一定的冲击成分。为有效区分覆冰特征与干扰，本文提出的 PFA 从全局和局部两个维度对振动信号进行特征解耦。全局特征对应振动信号在较长时窗内的整体统计特性，刻画不同覆冰等级下振动信号的分布差异。局部特征对应振动信号在短时窗口内的细节，提取突发性振动事件特征，区分覆冰与其他环境干扰。

基于并行融合注意力机制的 CNN 结构如图 2 所示。并行融合注意力机制工作机理为：当 PFA 获取到各卷积层输出时，通过全局平均池化层和全局



(a)基于并行融合注意力机制的卷积神经网络(PFACNN)　(b) 并行融合注意力机制(PFA)

图 2　并行融合注意力机制结构图

Fig.2　Structure diagram of parallel fusion attention mechanism

最大池化层对各层输出进行全局特征提取和压缩特征信息。但仅采用全局池化会导致局部细节信息的丢失，因此在全局池化的同时，并行引入局部平均池化层和局部最大池化层使其保留重要的局部特征。之后对二者使用元卷积核进行卷积操作，使网络不同尺度特征信息的注意力权重能够根据输入的具体情况动态调整。随后将两者特征合并，需要说明的是，为保证全局特征能与局部特征合并，在特征经过全局池化后，PFA 通过 Reshape 操作调整特征形状，使全局与局部特征融合，再使用 Sigmoid 函数获得融合后的特征信息，对应的分布权重 Sigmoid 函数如式(6)所示：

$$\sigma(x)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-x}} \tag{6}$$

式中：x 为输入的特征。

将每个卷积层得到的输出都按照上述流程进行处理，可得到不同尺度的特征，进一步增强 CNN 的特征提取能力，同时也减少了数据特征浪费的现象。最后通过 Concatenate 操作将各尺度特征拼接得到经 PFA 权重加权后的特征。

2 现场系统搭建与数据采集

2.1 覆冰监测系统搭建

DAS 技术属于分布式光纤传感技术，利用光纤作为传感器，通过相位解调法提取传感光纤内后向瑞利散射(Rayleigh backscattered, RBS)光的相位变化来探测振动信号，同时利用相位敏感光时域反射计原理实现振动源的定位[26]。通过分析光纤中振动散射信号的变化并提取相关特征，可实现输电线路覆冰状态的自动检测和系统搭建。为了准确获取线路覆冰时 DAS 采集的振动时域信号，本研究将连接 DAS 的光纤复合架空地线(optical fiber composite overhead ground wire, OPGW)布设在与输电线相邻位置处，如图 3 所示。在现场部署过程中，OPGW 作为地线固定在杆塔上，且与输电线距离相近，防止因其他环境因素造成 OPGW 与电缆振动行为不同，从而保持监控信号的一致性。当 OPGW 覆冰时，DAS 会采集到特定位置处的振动异常信号。

基于 DAS 技术的覆冰监测系统使用布里渊电子科技有限公司 BLY-pDAS-100P 型号设备，脉冲重复频率为 1.25 kHz，系统原理框图如图 3 所示。采用输出功率为 20 mW，中心波长为 1 550 nm 的窄线宽激光器产生稳定连续的激光，激光通过耦合器以 90:10 比例输出光功率比为 9:1 的探测光和本地光。脉冲发生器用于驱动声光调制器，探测光输出脉冲宽度为 100 ns。探测光经过移频量为 50 MHz 的声光调制器进行频率调制，经调制的探测光通过掺铒光纤放大器进行放大，随后通过光纤环形器进入 OPGW 后返回携带振动信息的 RBS 光，接着经过环形器后与本地光在 3 dB 耦合器中耦合，通过平衡光电探测器后转换为拍频信号的电信号，最后电信号通过采样率为 250 MHz 的数据采集卡将数字信号传输到电脑中。该设备安装于某国家电网公司的超高压变电站内，通过 OPGW 内的光纤实现输电线路的分布式监测，线路全长 50 km，其中站内光缆长度为 10 km，站外输电线长 40 km。

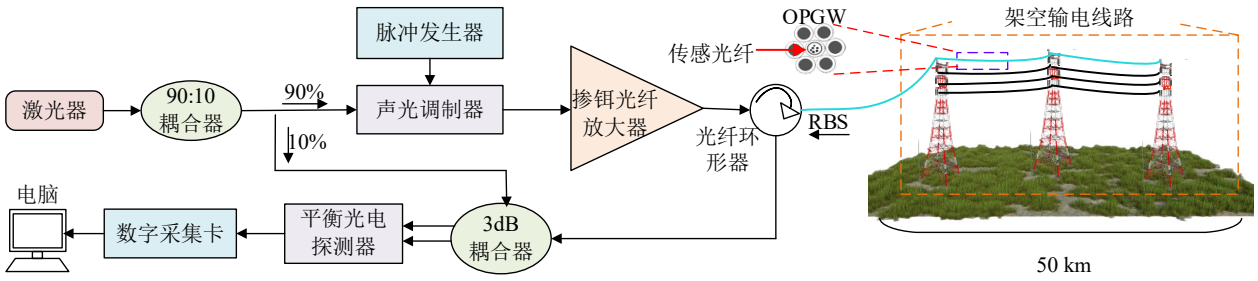


图 3 覆冰监测系统示意图

Fig.3 Schematic diagram of the icing monitoring system

2.2 数据集制作

根据《110 kV~750 kV 架空输电线路设计规范》以及本文研究的现场区域历史覆冰情况可知，线路覆冰厚度主要分布在 10 mm 以下，即覆冰等级主要分为一级覆冰和二级覆冰[27]。根据现场运维人员的观测数据，本文将冰厚为 0~5 mm 的数据标注为一级覆冰(OI)，将冰厚为 6~10 mm 的数据标注为二级覆冰(TI)，将冰厚为 0 mm 的数据标注为无覆冰(NI)。

图 4 为 DAS 系统采集到的不同覆冰等级下振动信号的典型时域波形。从图 4 可以看出，随着覆冰等级增加，DAS 振动信号的相位波动幅度整体呈增大趋势。针对 DAS 振动信号选取了不同指标进行时域特征定量分析，并进行了归一化处理，如图 5 所示。不同覆冰等级的 DAS 信号呈现的不同特征可用于深度学习覆冰等级识别。

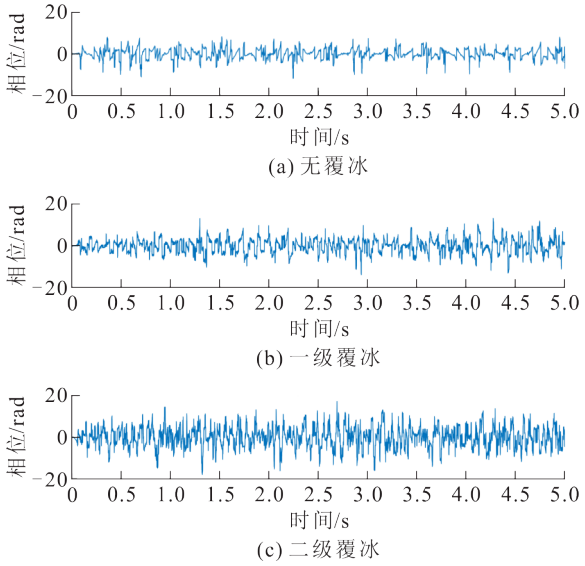


图 4　覆冰振动信号时域波形图

Fig.4　Time-domain waveform of icing vibration signals

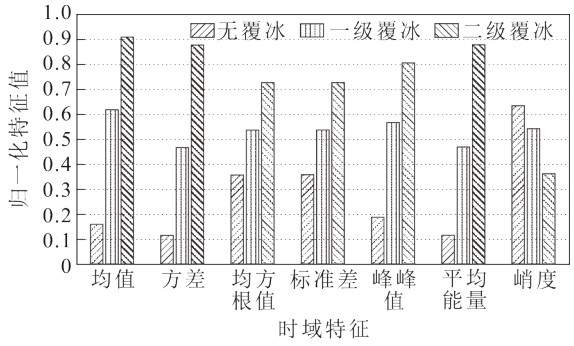


图 5　覆冰振动信号归一化时域特征对比

Fig.5　Comparison of normalized time-domain features of icing vibration signals

本文数据来自某超高压变电站内 DAS 监测系统采集到的现场振动信号。根据现场运维人员观测结果可知，12 月 13、14 日输电线出现轻微覆冰，覆冰厚度为 0~5 mm；12 月 15—21 日由于持续降雪冰厚不断增加，覆冰厚度 6~10 mm；12 月 26—29 日线路无覆冰。为提高模型数据集的泛化性能，根据现场实际覆冰观测记录、覆冰发生时间段、线路距离点及完整振动事件时间周期，本文选取了输电线路沿线 10.5、15.0、20.0、25.0 和 30.0 km 这 5 个不同距离点数据来对 NI、OI 及 TI 等类别的工程实际样本进行分类，每类样本均来自振动位置的 5 s 时间信号，包含每个事件的完整振动周期。根据上述样本数据划分方法，获取 3 种类别的数据样本数各为 25 600 组，且每类数据以 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集，在训练时将样本随机打乱并将事件类别标签设置为独热编码形式。制作的数据集详细信息如表 1 所示。

表 1　覆冰数据集制作

Table 1　Icing dataset production

类别	训练/验证/测试样本数量	事件描述
NI	17 920/5 120/2 560	环境噪声
OI	17 920/5 120/2 560	0~5 mm 覆冰厚度
TI	17 920/5 120/2 560	6~10 mm 覆冰厚度

2.3　软硬件环境与参数设置

实验设置参数如表 2 所示。本文使用 HCNNs 来提取一维振动信号的时域特征并进行分类。第 1 个子分类器 CNN 由 3 个卷积池化模块组成，激活函数为 ReLu，“padding”填充参数设为“same”，池化层“padding”填充参数设置为“valid”。第 2 个子分类器 CACNN 具有与 CNN 相同的模型参数配置，但增加了额外的通道注意力机制。两者参数设置如表 3 所示。第 3 个子分类器 PFACNN 在 CNN 的基础上去除了池化层，并添加了并行融合注意力机制，模型参数配置如表 4 所示。表中空白表示该层无对应参数或该项不适用。

表 2　实验设置参数

Table 2　Experimental setup parameters

设置项目	参数或型号
数据来源	某超高压变电站 OPGW 现场数据
线路长度	全长 50 km，站内光缆 10 km，站外输电线 40 km
设备型号	BLY-pDAS-100P
脉冲重复频率	1.25 kHz
覆冰类别	NI、OI、TI
开发语言	Python 3.8
深度学习框架	TensorFlow-GPU 2.10.0
CUDA 版本	11.6
操作系统	Windows 11
CPU	Intel Core i7-9750H
GPU	4G NVIDIA GTX1050
评价指标	A、P、R、F_1

表 3 CNN/CACNN 参数配置

Table 3 CNN/CACNN parameter configuration

模型结构	卷积核大小	卷积核数量	特征图尺寸
Input			418×1×1
Batch normalization layer			418×1×1
Conv1d_1	3*1	8	418×1×8
Maxpool1d_1	2*1		209×1×8
Conv1d_2	3*1	16	209×1×16
Maxpool1d_2	2*1		104×1×16
Conv1d_3	3*1	32	104×1×32
Maxpool1d_3	2*1		52×1×32

表 4 PFACNN 参数配置

Table 4 PFACNN parameter configuration

模型结构	卷积核大小	卷积核数量	特征图尺寸
Input			418×1×1
Batch normalization layer			418×1×1
Conv1d_1	3*1	8	418×1×8
Conv1d_2	3*1	16	418×1×16
Conv1d_3	3*1	32	418×1×32

为验证深度学习模型的高识别准确率和强可靠性，本文使用准确率(A)、精确率(P)、召回率(R)及 F_1 分数值进行模型性能对比与评价[28]。为便于计算上述评价指标，定义如表 5 所示的混淆矩阵。

表 5 混淆矩阵的定义

Table 5 The definition of the confusion matrix

混淆矩阵	预测标签为正类	预测标签为负类
实际标签为正类	真正类(TP)	假负类(FN)
实际标签为负类	假正类(FP)	真负类(TN)

各评价指标具体定义如下，N 代表对应样本数量，N_{TP}、N_{TN}、N_{FP} 和 N_{FN} 分别表示真正类、真负类、假正类和假负类的样本数量。

$$A=\frac{N_{TP}+N_{TN}}{N_{TP}+N_{TN}+N_{FP}+N_{FN}} \tag{7}$$

$$P=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FP}} \tag{8}$$

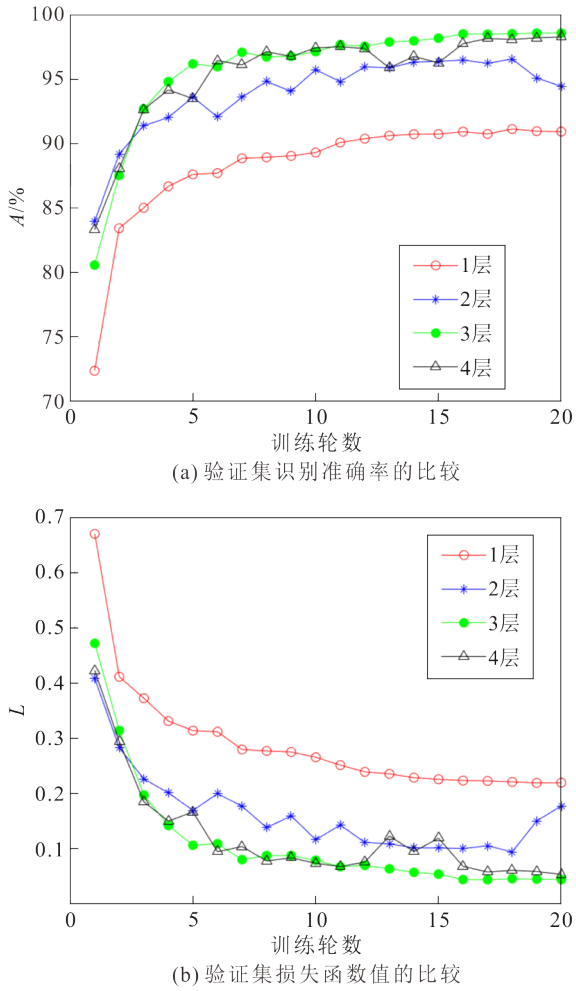
$$R=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FN}} \tag{9}$$

$$F_1=2\cdot\frac{PR}{P+R} \tag{10}$$

3 结果与讨论

3.1 并行融合注意力机制消融实验

为了验证并行融合注意力机制在 DAS 覆冰检测中的优异性能，使用制作好的现场数据集进行了消融实验。通过比较不同层数的 PFACNN 性能来确定最佳层数。设置网络迭代次数为 20，以卷积模块层数为变量，其他训练参数保持一致。图 6 显示了不同层的 PFACNN 训练过程中样本识别准确率和损失函数值(L)的变化。随着网络训练迭代次数的增加，训练曲线趋于收敛。从图 6 可以看出，3 层卷积模块的识别精度高于其他层模块。因此 PFACNN 选择三层卷积模块结构是合理的。



(a) 验证集识别准确率的比较

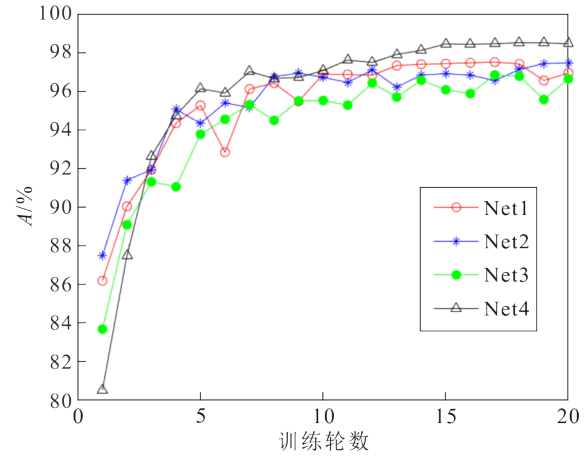
(b) 验证集损失函数值的比较

图 6 具有并行融合注意力机制的不同层数 CNN 的性能

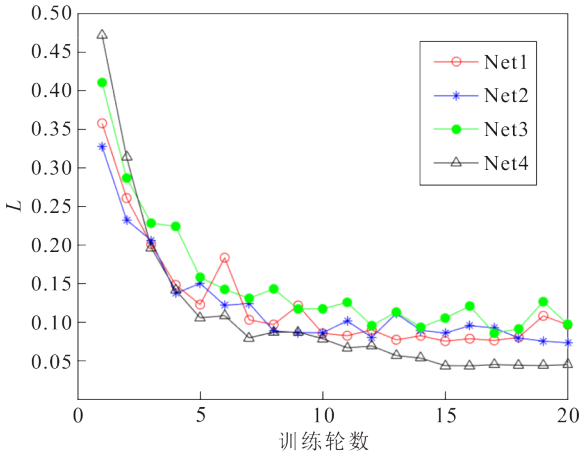
Fig.6 Performance of different layers of CNN with parallel fusion attention mechanism of the validation set

为客观验证并行融合注意力机制的有效性，使用 4 种模型设计了另一种消融实验进行比较：Net1 (CNN)、Net2(具有空间注意力机制的 CNN)、Net3(具有通道注意力机制的 CNN)和 Net4 (具有并行融合注意力机制的 CNN)。模型中的卷积层数设置为 3，其余训练参数保持不变，模型在训练阶段对验证样本的识别准确率和损失函数如图 7 所示。在模型对

验证样本的识别率和损失值稳定后，Net1 显示轻微的过拟合。与 Net1 相比，Net2 在其基础上增加了空间注意力机制，其训练曲线相对平滑，识别准确率略有提高，如图 7(a)所示。Net3 在 Net1 的基础上增加了通道注意力机制，但 Net3 的性能比 Net1 差，包括图 7(a)中的识别准确率较小，图 7(b)中的损失值较大。相比之下，图 7(a)和图 7(b)中 Net4 的曲线都更稳定，这表明 Net4 具有更强的抑制过拟合能力，且在验证样本上实现了最高的识别精度和最低的损失值。



(a) 验证集识别准确率的比较



(b) 验证集损失函数值的比较

图 7　基于不同注意力机制的 CNN 性能比较

Fig.7　Performance comparison of CNNs based on different attention mechanisms

3.2　子分类器移除实验

为进一步验证 HCNNs 中不同子分类器对最终识别性能的贡献，设计了子分类器移除实验，实验结果如表 6 所示。通过分别移除 PFACNN、CACNN 和 CNN，比较 HCNNs 与不同子分类器移除模型在 A、P、R 和 F_1 上的差异。实验结果表明，HCNNs 模型取得最优识别效果，移除任一子分类器后，模型各项评价指标均出现不同程度的下降。当移除 PFACNN，仅采用 CNN 与 CACNN 进行融合时，模型识别准确率降至 90.48%，各性能指标均下降明显，表明 PFACNN 对模型整体识别性能贡献最大。同时，移除 CNN 或 CACNN 后性能均有所降低，表明两者均能够为模型提高有效的互补特征。综合结果表明，HCNNs 可通过融合各子分类器提取到的不同角度特征表达进一步提升输电线路覆冰等级识别效果。

表 6　子分类器移除模型对比

Table 6　Comparison of models with sub-classifiers removed

模型	A/%	P/%	R/%	F_1/%
CNN+CACNN	90.48	90.47	90.48	90.47
CNN+PFACNN	95.40	95.45	95.40	95.40
CACNN+PFACNN	94.35	94.37	94.35	94.35
HCNNs	97.14	97.15	97.15	97.15

3.3　模型性能比较

本节将讨论 HCNNs 用于覆冰检测的适用性和可靠性。表 1 中的验证集和测试集用于比较 HCNNs 模型与 4 种深度学习算法和其他 3 种机器学习算法的性能。选择 4 种深度学习算法与所提出的 HCNNs 进行比较，包括典型的同构 CNNs 模型、VGG11、Resnet18 与 TCN 模型。在模型训练期间添加了提前停止机制以抑制过拟合，当验证集的损失函数值变化小于 0.01 时，训练将停止，且在额外 5 轮训练后没有进一步减少。图 8 比较了 5 种算法验证集的 A、L、P、R 和 F_1 曲线。由于受早停机制的影响，每个算法模型曲线的训练轮数不同。当训练轮数增加时，Resnet18 模型曲线出现明显过拟合，其他模型曲线已收敛。其中，TCN 模型效果与 VGG11 接近。同构 CNNs 模型的 3 个子分类器性能优于 Resnet18，所提模型的 CNN 子分类器性能同样强于 Resnet18。CACNN 子分类器的性能与 VGG11 相似，PFACNN 子分类器在所有评价指标上均优于其他模型。

图 9 显示了 5 个模型测试集的混淆矩阵图。图中每个数值表示对应实际类别样本被模型预测为某一类别的数量。表 7 显示了使用图 9 中混淆矩阵计算的 A、P、R 和 F_1。从表 7 可以看出，HCNNs 在参数量仅高于同构 CNNs 的情况下，取得了最高的识别准确率。模型推理时间略高于 VGG11 与同构 CNNs，但准确率相比于前两者分别提高 8.53%与 4.63%。TCN 模型的识别准确率为 88.29%，与

VGG11 接近且高于 Resnet18，低于同构 CNNs 的 92.51%及 HCNNs 的 97.14%，对一级覆冰等级的 R 值较低，模型总体识别性能受限。同构 CNNs 达到了最少参数量及最短推理时间，但识别准确率低于 HCNNs。对于 NI、OI 和 TI 事件，HCNNs 的 P、R 和 F_1 值相较于其他模型也表现出一定优势。实验结果表明，HCNNs 在模型参数量、推理时间以及识别性能之间取得了较优平衡，表现出综合优势。

此外，本文还将 HCNNs 的性能与 3 种机器学习算法进行了比较，包括随机森林、异构机器学习和 XGBoost。设计了 3 个包含不同特征的数据集，并从覆冰数据中提取，如表 8 所示。Feature1 和 Feature2 数据集包括 3 个不同的类别，而 Feature3 融合了 Feature1 和 Feature2。机器学习算法的实现

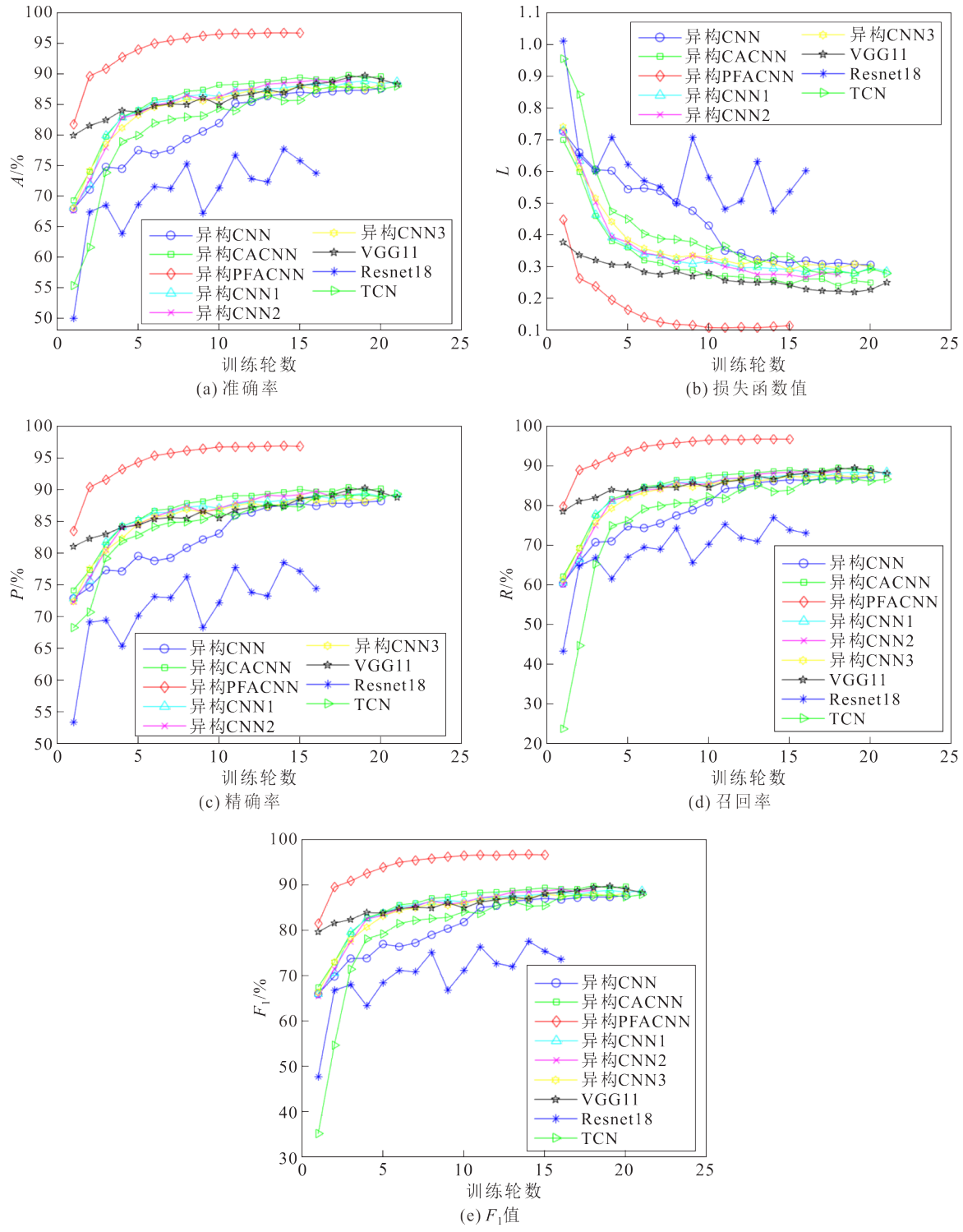


图 8 不同模型的验证集性能比较

Fig.8 Performance comparison of different models for validation sets

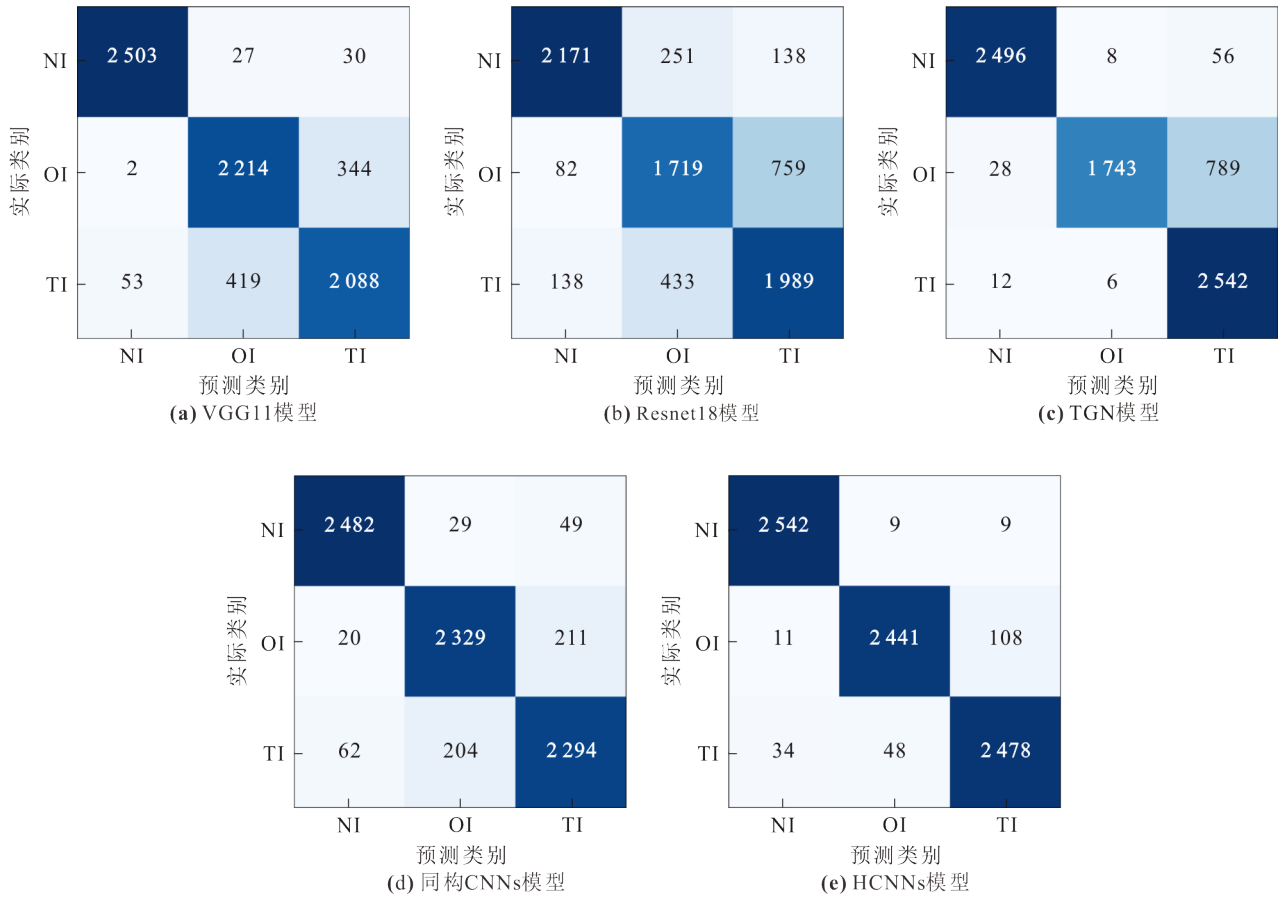


图 9　不同模型的混淆矩阵比较

Fig.9　Comparison of confusion matrices for different models

表 7　不同模型测试集对比

Table 7　Comparison of test sets for different models

模型	A/%	类别	P/%	R/%	F_1/%	参数量/个	推理时间/s
VGG11	88.61	NI	97.85	97.77	97.81	238 155	0.30
		OI	83.26	86.48	84.84		
		TI	84.81	81.56	83.15		
Resnet18	76.55	NI	90.80	84.80	87.70	71 219	0.48
		OI	71.54	67.15	69.28		
		TI	68.92	77.70	73.05		
TCN	88.29	NI	98.42	97.50	97.96	861 171	0.36
		OI	99.20	68.09	80.75		
		TI	75.05	99.30	85.49		
同构CNNs	92.51	NI	96.80	96.95	96.87	20 997	0.30
		OI	90.91	90.98	90.94		
		TI	89.82	89.61	89.71		
HCNNs	97.14	NI	98.26	99.30	98.78	60 585	0.32
		OI	97.71	95.35	96.52		
		TI	95.49	96.80	96.14		

全部基于 Python3.8 和第 3 方模块 sklearn，这 3 种算法的函数参数都为默认值。以上 4 种算法的识别精度比较如图 10 所示。机器学习算法对不同特征集

表 8　不同特征数据集

Table 8　Different feature dataset

特征数据集	特征类别
Feature1	偏度、标准差、过零率
Feature2	平均能量、平均标准差、标准差方差
Feature3	偏度、标准差、过零率、平均能量、平均标准差、标准差方差

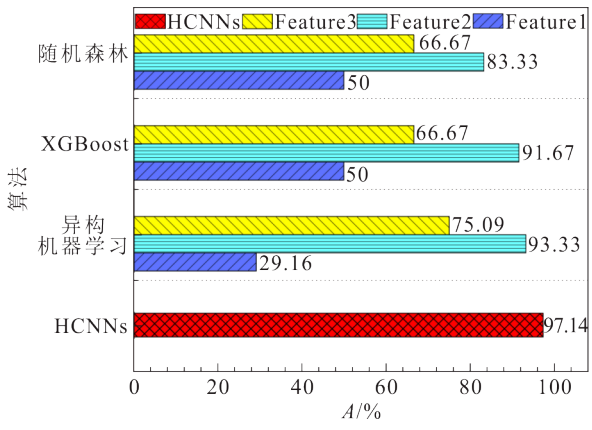


图 10　HCNNs 与机器学习的比较

Fig.10　Comparison of HCNNs and machine learning

的识别准确率差异较大，表明识别结果受特征选择的影响。具体来说，Feature2 的性能最优，说明在构建特征数据集时，类别数量与识别准确率之间没有相关性，类别数量过多同样会导致机器学习算法的识别准确率降低。此外，对比算法在 Feature2 上获得的最高识别准确率仅为 93.33%，仍小于本文提出模型的 97.14%，验证了所提出的 HCNNs 在处理大规模数据集方面的泛化性能和分类效果优于机器学习算法，并再次证明 HCNNs 的性能优越。

4 结论

本文结合 DAS 技术，提出一种基于异构协同与跨尺度并行注意力融合的覆冰状态自动检测模型 HCNNs，用以实现输电线路覆冰状态识别。

1）通过对 DAS 设备采集到的细微振动信号进行数据处理与分析，建立了振动信号与输电线路覆冰状态的相关性，克服单点传感器的局限性。

2）结合并行融合注意力机制 PFA 和卷积网络，设计了一种用于输电线路覆冰状态检测的 PFACNN 模型，其 A、P、R 及 F_1 分数值曲线均高于其他子分类器及对比模型，且 L 曲线下降更快并稳定在较低水平，表现出优异的分类能力。

3）融合 CNN、CACNN 及 PFACNN 的 HCNNs 模型利用异构特性提取多样化特征，通过并行融合注意力机制对多尺度卷积层特征进行解耦后融合，以应对覆冰数据复杂特性。

4）结果表明，HCNNs 模型相较于传统机器学习与典型深度学习模型，在本文设备部署线路的早期风险预警和智能巡检方面表现出优异性能，可有效解决现有方法中存在的识别精度低、可靠性差等问题，为长距离架空输电线路覆冰等级检测提供方法参考。

5）由于设备部署的现场区域为轻冰区，线路监测期间尚未观测到 3 级以上等级的覆冰现象。若后续能够获取 3 级及以上覆冰样本数据，可将其作为新的事件类别加入训练集，HCNNs 通过重新训练及现场数据验证后可实现高等级覆冰状态识别。本文根据现场运维观测结果，结合 DAS 技术实现了输电线路覆冰等级识别，满足了现场运维需求，后续研究可在此基础上进一步构建 DAS 信号特征与冰厚、脱冰之间的关联关系。

参考文献 References

[1] WANG L Y, CHEN Z C, ZHANG W J, et al. The causes and forecasting of icing events on power transmission lines in southern China: a review and perspective[J]. Atmosphere, 2023, 14(12): 1815.

[2] 邓颖，蒋兴良，张志劲，等. 基于 DEM 分析的输电线路覆冰微地形分类识别及验证方法[J]. 高电压技术，2024，50(11)：4971-4980.
DENG Ying, JIANG Xingliang, ZHANG Zhijin, et al. Icing micro-terrain identification and verification method of transmission line based on DEM analysis[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(11): 4971-4980.

[3] 胡建林，刘杰，蒋兴良，等. 基于弧垂测量的综合荷载下导线等值覆冰厚度监测方法[J]. 高电压技术，2022，48(2)：584-593.
HU Jianlin, LIU Jie, JIANG Xingliang, et al. Monitoring method for equivalent icing thickness of conductor under complex load based on sag measurement[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 584-593.

[4] 朱永灿，谢松林，董新胜，等. 强风作用下输电线路的脱冰响应研究[J]. 电网技术，2024，48(4)：1779-1786.
ZHU Yongcan, XIE Songlin, DONG Xinsheng, et al. Research of ice-shedding response of transmission lines under strong winds[J]. Power System Technology, 2024, 48(4): 1779-1786.

[5] 韩兴波，吴海涛，郭思华，等. 输电线路单导线覆冰和扭转的相互影响机制分析[J]. 电工技术学报，2022，37(17)：4508-4516.
HAN Xingbo, WU Haitao, GUO Sihua, et al. Analysis of interaction mechanism between icing and torsion of single transmission lines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(17): 4508-4516.

[6] 李利荣，梅冰，戴俊伟，等. 基于多尺度轻量化卷积的高压输电线路巡检[J]. 高电压技术，2024，50(12)：5269-5280.
LI Lirong, MEI Bing, DAI Junwei, et al. High-voltage transmission line inspection based on multi-scale lightweight convolution[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(12): 5269-5280.

[7] 郝艳捧，毛典明，成延庭，等. BOTDR 监测 OPGW 覆冰最小临界厚度试验方法[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3191-3200.
HAO Yanpeng, MAO Dianming, CHENG Yanting, et al. Test method for minimum critical thickness of ice coating on OPGW based on BOTDR monitoring[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3191-3200.

[8] HUANG X B, LI H B, ZHU Y C. Short-term ice accretion forecasting model for transmission lines with modified time-series analysis by fireworks algorithm[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(5): 1074-1080.

[9] SNAIKI R, JAMALI A, RAHEM A, et al. A metaheuristic-optimization-based neural network for icing prediction on transmission lines[J]. Cold Regions Science and Technology, 2024, 224: 104249.

[10] HAN S J, LI D Q, LI K Y, et al. Analysis and study of transmission line icing based on grey correlation pearson combinatorial optimization support vector machine[J]. Measurement, 2024, 236: 115086.

[11] WANG B, MA F Q, GE L J, et al. Icing-EdgeNet: a pruning lightweight edge intelligent method of discriminative driving channel for ice thickness of transmission lines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2501412.

[12] JIAO J G, LIU F L, WANG Z G, et al. Detection and segmentation of overhead transmission line icing images via an improved YOLOv8-seg[J]. Electrical Engineering, 2025, 107(7): 9635-9647.

[13] 张旭苹，张益昕，王亮，等. 分布式光纤传感技术研究和应用的现状及未来[J]. 光学学报，2024，44(1)：0106001.
ZHANG Xuping, ZHANG Yixin, WANG Liang, et al. Current status and future of research and applications for distributed fiber optic sensing technology[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106001.

[14] ZHANG S, XIONG Z J, JI B Y, et al. Water pipeline leakage detection

based on coherent φ-OTDR and deep learning technology[J]. Applied Sciences, 2024, 14(9): 3814.

[15] VERMA S, KUMARI J, MONDAL A, et al. Modeling and simulation of Φ-OTDR system suitable for underwater intrusion detection and classification[J]. Optik, 2024, 311: 171876.

[16] KAMANGA I, ZHU G, WANG Z, et al. Enhancing Φ-OTDR vibration event classification by stacking MFCCs and differential phase features using CNNs[J]. Optical Fiber Technology, 2024, 88: 104032.

[17] SHI Y, LIU H F, ZHANG W T, et al. Event recognition method based on feature synthesizing for a zero-shot intelligent distributed optical fiber sensor[J]. Optics Express, 2024, 32(5): 8321-8334.

[18] RUAN S S, MO J Q, XU L, et al. Use AF-CNN for end-to-end fiber vibration signal recognition[J]. IEEE Access, 2021, 9: 6713-6720.

[19] YI J C, SHANG Y, WANG C, et al. An intelligent crash recognition method based on 1DResNet-SVM with distributed vibration sensors[J]. Optics Communications, 2023, 536: 129263.

[20] 王传琦，伍历文，邓志斌，等. 时间累积架空输电线路覆冰预测模型与算法综述[J]. 中国电力，2024，57(6)：153-164，234.
WANG Chuanqi, WU Liwen, DENG Zhibin, et al. Review of icing prediction model and algorithm for overhead transmission lines considering time cumulative effects[J]. Electric Power, 2024, 57(6): 153-164, 234.

[21] ZHOU R, ZHANG Z G, ZHANG H J, et al. Reliable monitoring and prediction method for transmission lines based on FBG and LSTM[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102603.

[22] 张沛，曹泽凯，付学谦，等. 基于深度学习的光伏功率预测方法研究综述[J]. 电力信息与通信技术，2025，23(12)：78-88.
ZHANG Pei, CAO Zekai, FU Xueqian, et al. A review of research on photovoltaic power generation prediction methods based on deep learning[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2025, 23(12): 78-88.

[23] TAN Y H, WU J F, LIU Y H, et al. A lightweight transformer-based spatiotemporal analysis prediction algorithm for high-dimensional meteorological data[J]. Remote Sensing, 2024, 16(23): 4545.

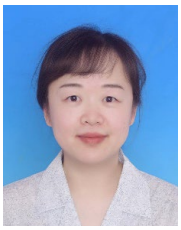
[24] 赵志伟，孙腾飞，李大鹏，等. 基于 SE-ResNet 与智能算法的烧结终点预测及优化调控模型[J]. 中国冶金，2026，36(1)：199-212.
ZHAO Zhiwei, SUN Tengfei, LI Dapeng, et al. Sintering endpoint prediction and optimization regulation model based on SE-ResNet and intelligent algorithms[J]. China Metallurgy, 2026, 36(1): 199-212.

[25] 陈志刚，陶子纯，王衍学，等. 基于逐次变分模态分解和 CBAM-ResNet 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击，2025，44(4)：298-304，312.
CHEN Zhigang, TAO Zichun, WANG Yanxue, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on SVMD and CBAM-ResNet[J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(4): 298-304, 312.

[26] 吴慧娟，王新蕾，廖海贝，等. 全智能化分布式光纤声波传感器的信号处理方法[J]. 光学学报，2024，44(1)：0106009.
WU Huijuan, WANG Xinlei, LIAO Haibei, et al. Signal processing in smart fiber-optic distributed acoustic sensor[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106009.

[27] 陈杰，张廼龙，邱刚，等. 适用于小样本数据库的输电线路导线覆冰预测灰色模型及应用[J]. 电力科学与技术学报，2023，38(6)：267-272.
CHEN Jie, ZHANG Nailong, QIU Gang, et al. Icing prediction grey model for transmission line conductors based on small sample database and its application[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(6): 267-272.

[28] XIE W, LI Y F, WEI H X, et al. Convolutional-attention hybrid deep-learning model with transfer learning for quality inspection of DC motors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 2517113.



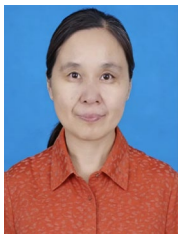
王健健
1983—，女，博士，副教授，硕导
主要从事分布式光纤传感、光通信与光传感、信号分析和处理方面的研究工作
E-mail: ncepuwangjj@163.com

WANG Jianjian
Ph.D.
Associate professor



谢晓宇(通信作者)
2000—，男，硕士
主要从事深度学习及其应用方面的研究工作
E-mail: 17732488297@163.com

XIE Xiaoyu
Corresponding author



尚秋峰
1968—，女，博士，教授，硕导
主要从事光传感技术、智能信号处理和电力设备监测方面的研究工作
E-mail: lindashqf@126.com

SHANG Qiufeng
Ph.D., Professor

收稿日期　2026-04-08　修回日期　2026-05-30　　编辑　卫李静