

引用本文:张泽霆,梁清泉,吴迪,等.面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络模型[J].光通信技术,2026,50(3):22-28.

面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络模型

张泽霆^{1,2},梁清泉^{1,2},吴迪^{1,2},蒋佳骏^{1,2},易高纬^{1,2},王雪峰¹,于洋²,张振荣^{1*}

(1.广西大学计算机与电子信息学院,南宁 530004; 2.国防科技大学理学院,长沙 410073)

摘要:为解决分布式声学传感(DAS)信号分类中特征提取繁琐、模型泛化能力弱及计算复杂度高的问题,提出一种面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络。首先构建DAS5C-0.5s-20k数据集,进而融合经主成分分析(PCA)降维的80维多域手工特征与多尺度一维卷积神经网络(MS1DCNN)提取的128维深度特征向量,并采用支持向量机(SVM)进行分类。实验结果表明:该方法在测试集上的5种类别准确率达98.44%,较仅使用手工特征向量的SVM模型、一维卷积神经网络(1DCNN)模型及MS1DCNN模型分别提升17.94%、11.25%和4.69%。

关键词:分布式声学传感;特征融合网络;手工特征提取;深度特征提取

中图分类号:TN929; TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2026)03-0022-07

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.03.004

Manual-deep feature fusion network model for efficient DAS recognition

ZHANG Zeting^{1,2}, LIANG Qingquan^{1,2}, WU Di^{1,2}, JIANG Jiajun^{1,2},

YI Gaowei^{1,2}, WANG Xuefeng¹, YU Yang², ZHANG Zhenrong^{1*}

(1. School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. School of Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: To address the challenges of cumbersome feature extraction, weak model generalization, and high computational complexity in distributed acoustic sensing (DAS) signal classification, this paper proposes a manual-deep feature fusion network for efficient DAS recognition. First, the DAS5C-0.5s-20k dataset is constructed. Then, 80-dimensional multi-domain handcrafted features reduced by principal component analysis (PCA) are fused with 128-dimensional deep feature vectors extracted by a multi-scale one-dimensional convolutional neural network (MS1DCNN), and support vector machine (SVM) is employed for classification. Experimental results demonstrate that the proposed model achieves an accuracy of 98.44% across five categories on the test set, representing improvements of 17.94%, 11.25%, and 4.69% over SVM model using only handcrafted features, one-dimensional convolutional neural network (1DCNN) model, and MS1DCNN model, respectively.

Key words: distributed acoustic sensing, feature fusion network, manual feature extraction, deep feature extraction

0 引言

分布式声学传感(DAS)技术基于光纤后向瑞利散射机制,能够实现对振动与声波信号的高灵敏度感知,在周界安防、油气管道监测及轨道交通等领域展

现出独特优势^[1-4]。然而,复杂环境下的多源扰动事件检测与分类仍面临严峻挑战:传统机器学习方法依赖手工设计的时域、频域及时频域特征(如短时能量、小波包能量熵等),虽具备一定可解释性,但特征提取繁琐且难以适应动态环境变化;而基于深度学习的端到端模型虽能自动挖掘信号特征,却往往忽视了稳定的手工特征^[5],且受限于高计算复杂度与对海量标注数据的依赖,难以满足边缘设备上的实时处理需求。因此,如何实现高效、鲁棒、可解释性强且泛化能力佳的DAS信号分类,已成为学术界与工业界共同关注的核心问题。

针对现有单一方法的局限,传统手工特征提取与

收稿日期:2025-07-21。

基金项目:广西重点研发计划项目(桂科AB23075155)资助;广西重点研发计划项目(桂科AB24010203)资助。

作者简介:张泽霆(2000—),男,硕士研究生,现就读于广西大学计算机与电子信息学院通信工程专业,主要从事分布式光纤声学传感、特征工程、机器学习、深度学习算法研究。

*通信作者:张振荣(1976—),男,博士,教授,主要研究方向为微波磁光学、光纤通信技术和光子信息处理。



深度学习模型的融合逐渐成为研究热点。2020年,Chen Xue 等人^[6]将注意力机制引入长短期记忆网络,结合谱减法去噪及短时能量、梅尔频率倒谱系数(MFCC)等手工特征,实现了对4种入侵事件94.3%的识别准确率。2021年,Bublin M 等人^[7]通过现场测试证实,将传统经验规则与深度网络相结合可有效降低系统误报率;同年,Wu Huijuan 等人^[8]通过融合时域统计量、MFCC特征及卷积神经网络(CNN)提取的深度特征,在提升分类精度的同时增强了模型在噪声环境下的鲁棒性。2022年,Sharma A K 等人^[9]提出CNN与基于手工特征的多层感知器级联集成网络,利用颜色矩和纹理特征补充非手工图像特征,将准确率从85.3%提升至98.3%。2023年,Attallah O 等人^[10]通过主成分分析(PCA)降维融合深度学习与手工设计特征,并结合支持向量机(SVM)分类器实现了100%准确率,为多源特征融合提供了范例。近年来,融合策略持续深化,2024年,Shamsipour G 等人^[11]提出混合特征集架构,通过将经典手工特征与CNN不同层级特征进行拼接,在图像检索任务中准确率达到96.68%;2025年,Varshney T 等人^[12]在乳腺癌分类研究中建立三级融合流程——融合形状特征、灰度共生矩阵特征及深度特征,经特征优化后实现了96.88%的二分类准确率。上述进展为本文研究奠定了重要基础。

尽管现有研究取得了显著进展,但仍面临以下挑战:1)数据匮乏,DAS应用场景采集成本高、周期长,导致大规模高质量数据集获取困难;2)特征冗余,现

有工作多采用简单的静态特征级拼接,易引入信息冗余,增加分类任务复杂度;3)融合性能评估不足,缺乏对手工-深度特征融合有效性、互补性及对网络整体性能影响的全面评估,导致模型可解释性较弱。

针对上述问题,本文提出一种面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络,旨在解决数据受限下的特征冗余问题,提升模型的计算效率与可解释性。

1 特征融合网络框架

本文提出的手工-深度特征融合网络框架结构如图1所示。该结构由数据预处理、特征提取和分类三部分组成^[13],基本工作原理如下:1)对DAS5C-0.5s-20k数据集进行多项预处理。该数据集基于采样率为20 kHz、空间分辨率为5 m的DAS解调装置采集,包含背景环境、敲击、剪切、摇晃及挖掘5类信号样本;2)分别使用多尺度一维卷积神经网络(MS1DCNN)提取深度特征向量(DFV),利用多域特征提取网络提取手工特征向量(MFV);3)通过特征拼接构建手工-深度融合特征向量(M-DFV);4)采用SVM、随机森林(RF)、决策树(DT)、K最近邻(KNN)4种不同模型进行训练,并结合多项指标进行评估,以确定最优网络框架。

1.1 数据预处理

数据预处理主要涵盖归一化、差分曲线生成、短时傅里叶变换(STFT)及离散小波变换(DWT)。其中,归一化旨在消除信号幅值差异,确保后续手工特征提取不受量纲影响;差分曲线通过计算相邻序列的幅值

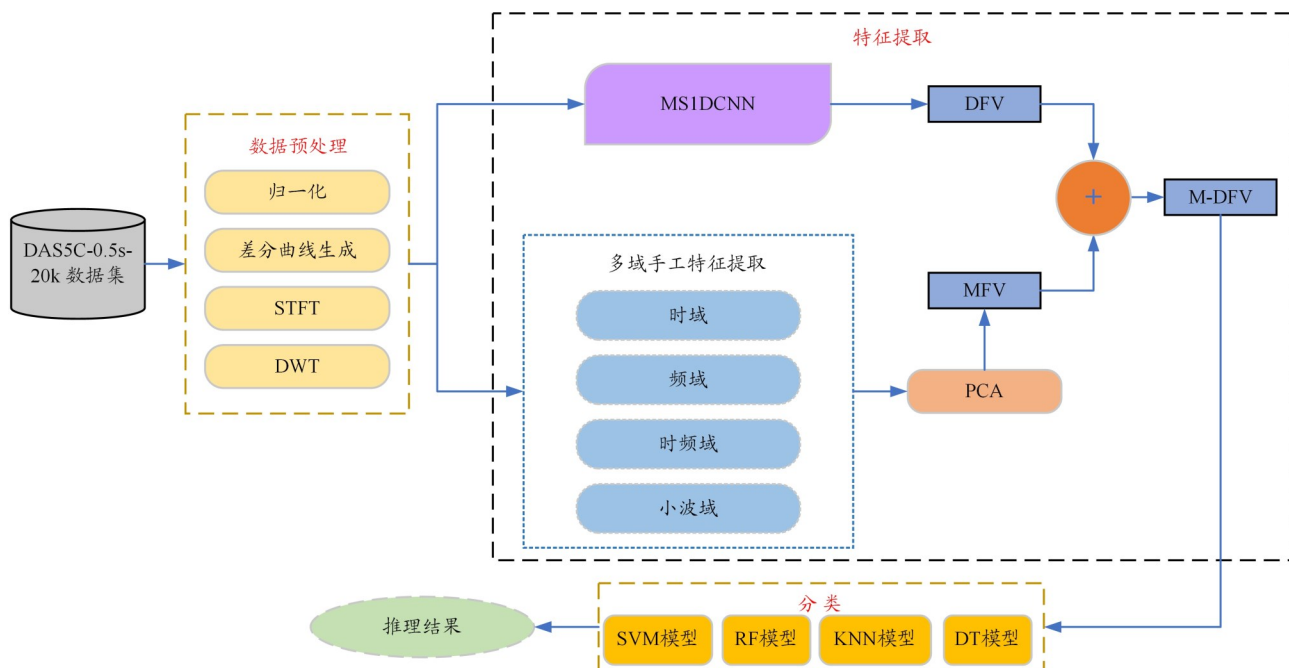


图1 手工-深度特征融合网络框架结构

张泽霆,梁清泉,吴迪,等:面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络模型

变化,直接捕捉光纤微应变事件的瞬时突变特征,蕴含了丰富的关键信息;STFT克服了传统快速傅里叶变换(FFT)缺乏时间定位能力的局限,实现了时频域的联合分析;DWT则凭借多尺度分析优势,对DAS信号进行从宏观振动模式到微观冲击事件的完整解析,尤其在复杂噪声背景下提取弱信号特征方面表现卓越。

1.2 特征提取

该阶段作为核心部分,分为多域手工特征提取与多尺度卷积神经网络深度特征提取两部分。这两部分的特征提取,既结合了专家经验,又捕捉了难以用物理意义定义的深度特征。最后,利用串行拼接方法^[14]将MFV和DFV进行融合,得到M-DFV特征集。

1.2.1 手工特征构造

本文利用多域特征提取网络,针对原始时域信号及其差分信号,分别从时域、频域、时频域和小波域中提取了25维、15维、12维及12维特征,共构造了128个手工特征;经PCA处理后,形成128维MFV。其中,时域特征作为最基础且应用最广泛的特征类型,直接反映了信号的直观特性;频域特征则通过频谱分布规律揭示信号的内在模式;时频域与小波域特征通过精准解析信号的局部瞬变结构与形态细节,构建了多尺度时频联合特征。综上所述,这种在全局与局部、宏观

与微观层面的互补覆盖,有效强化了对非平稳信号的多维度表征能力,为后续的特征融合与复杂模式识别任务奠定了信息丰富、物理意义明确且判别性强的特征基础。

1.2.2 深度特征提取

深度特征使用MS1DCNN^[15]进行提取,其网络结构如图2所示,该网络经过了专门的简化和优化,形成了5层处理的特征提取架构:

1)输入DAS一维信号,输入多尺度卷积分支模块,利用核尺寸为64、16、4、2这4条并行的一维卷积层(Conv1d)捕获不同时间粒度的特征,每个卷积操作后均立即接有批量归一化层(BN)和线性整流单元激活函数(ReLU),以加速训练并引入非线性。各路径均采用自适应池化(AMP)将输出序列统一调整至固定长度2 500,并独立完成单通道至64通道的升维扩展。

2)通过多尺度特征拼接与融合模块,将4路特征在通道维度拼接为256通道后,采用3×1卷积进行50%通道压缩至128通道,再依次通过BN和ReLU处理,并配合步长为2的一维最大池化层(MaxPool1d)实现时域特征初次降维。

3)5层递减串行卷积块模块,采用100→50→30→10→3的递减卷积核策略分层捕获宏观至微观的时域

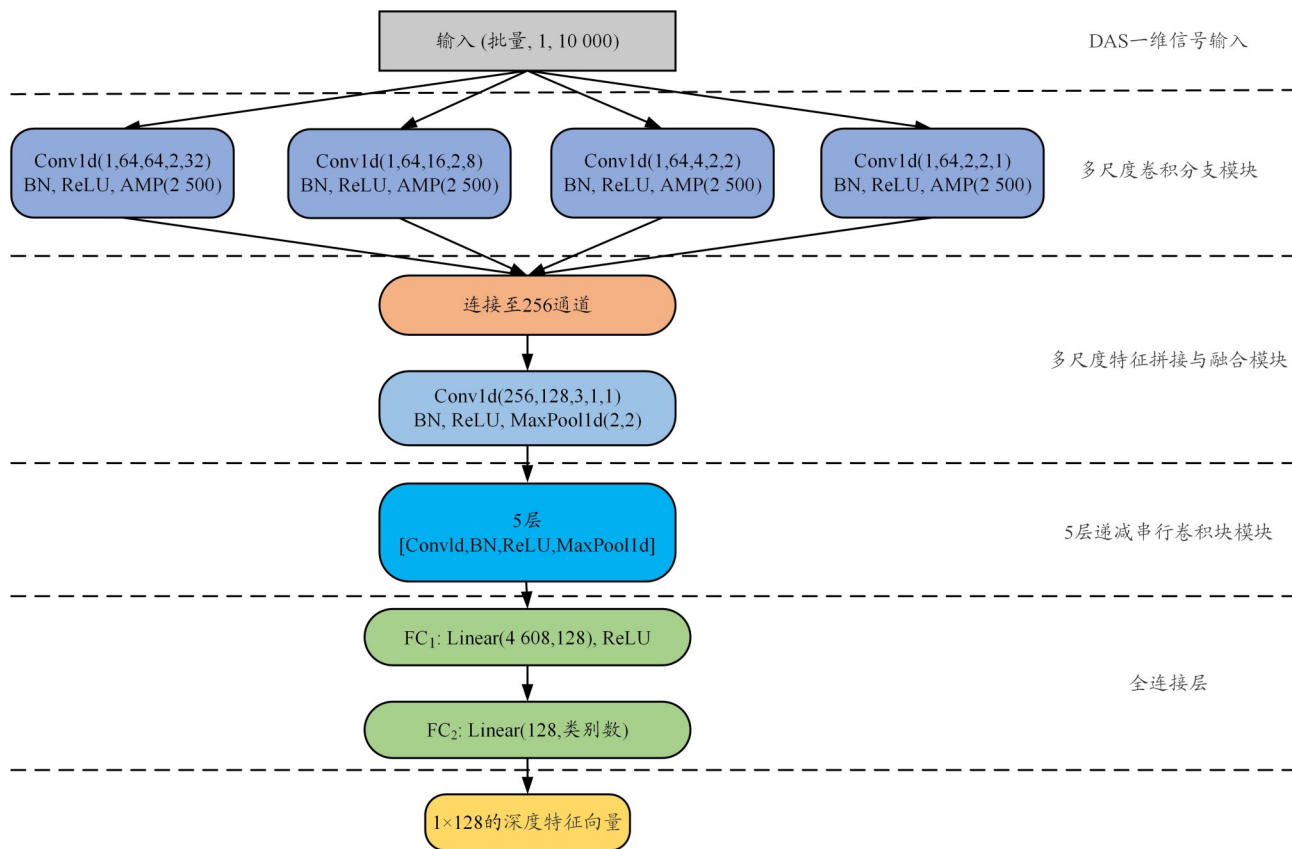


图2 MS1DCNN 深度特征提取网络

模式,全程维持128通道以控制参数量时,每个卷积块后均进行BN、ReLU、MaxPool1d处理。

4)将展平为一维向量的特征图输入到2个全连接层(FC)。其中,FC₁将4 608维的输入特征映射到1个128维的隐含空间,后接ReLU处理;FC₂输出维度对应于目标类别数量,再输出每个类别的预测分数。

5)网络末端输出1个维度为1×128的深度特征向量,该向量可直接用于分类,或作为下游任务的输入特征。

1.2.3 融合方法

根据融合时机的不同,融合方法可分为早期融合、中期融合和晚期融合3种。以往的研究^[16-17]表明,中期融合介于基于数据层的早期融合和基于决策层的晚期融合之间^[18]。其核心是在模型的中间层,对已提取但尚未完全抽象的特征进行交互整合,从而有效处理模态异步、数据质量差异等问题,提升模型的鲁棒性。

鉴于本文研究的一维DAS信号特性,采用中期融合策略,将 m 维MFV与 n 维DFV进行拼接,构建 $(m+n)$ 维的M-DFV。

1.3 分类

在机器学习技术的发展历程中,各类分类器在处理一维DAS信号方面展现出独特优势。SVM通过构建最大间隔超平面实现小样本高维空间分类,其核函数映射能有效处理周界安防场景中复杂的非线性频谱特征,尤其适用于罕见入侵事件的精准识别。RF模型是基于双重随机性构建多决策树集成的模型,有效提升了泛化能力。DT模型以信息熵或基尼系数最小化为准则,依据特征阈值进行递归分裂,形成具有高度可解释性的树形规则结构,适用于时域信号幅度阈值判断等需要快速响应的场景,但单棵树模型易出现过拟合,通常需配合剪枝策略加以优化。KNN作为一种懒惰学习模型,其分类过程依赖欧氏距离等度量进行相似波形匹配。

因此,本文在实验阶段使用SVM、RF、DT、KNN等模型对M-DFV进行分类,旨在验证融合特征的有效性及其复杂度,并评估不同模型的性能,以确定本文模型的最优分类器。实验结果表明,SVM模型性能最优。

2 实验设计与结果分析

为评估手工-深度特征融合方法的有效性,本文进行了对比实验,旨在从特征降维、特征组合、分类器选择及与现有方法对比等多个维度进行全面验证。

实验主体分为4个部分:探究PCA降维对手工特征集分类性能的影响、比较不同特征向量的有效性、在最优特征集上评估多种分类器的性能、将所提出的融合模型与现有先进方法进行性能对比。所有实验均遵循统一的评估框架,采用NVIDIA RTX4090显卡进行训练与推理,以确保结果的可靠性与可比性。

2.1 不同PCA维度下的性能对比

在获取手工特征集后,本文采用SVM模型作为分类器,核心函数选用Linear核,仅对手工特征集进行分类。评估指标包括精确率、特异性、F1分数、灵敏度和马修斯相关系数(MCC)。

测试集评估结果如图3所示。可以看出,随着PCA维度增加(保留更多主成分描述特征),模型各项指标整体呈上升趋势:精确率从0.96提升至0.98,表明误报减少、模型判别更加谨慎;特异度始终保持在0.99以上,说明模型对负类的识别能力极强,几乎不会将负类误判为正类;F1分数与灵敏度同步提升,反映模型对正类的识别能力与整体平衡性持续优化;作为综合评价指标,MCC从0.95提升至0.97以上,进一步验证了分类效果的整体改善。具体而言,当PCA维度为10时,模型仅用10个主成分,尽管信息损失较多,精确率仍可达0.96、MCC达0.95;而当维度提升至80及以上时,精确率达0.9807、MCC达0.9766,表明此时模型既能准确识别正类,也能有效区分负类,综合性能最优。

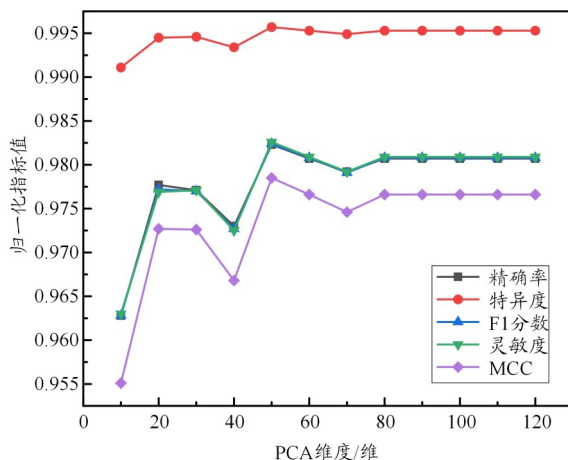


图3 在测试集上各指标随PCA维度变化曲线图

2.2 不同特征向量下的性能对比

为比较不同特征向量下的分类性能,同样采用基于Linear核函数的SVM分类器进行测试,结果如表1所示。可以看出,与MFV相比,M-DFV除特异度仅小幅提升0.89%外,其余关键指标均提升3.4%以上,其

张泽霆,梁清泉,吴迪,等:面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络模型

表1 不同特征向量下的分类性能

特征向量	精确率	特异度	F1分数	灵敏度	MCC
80维MFV	0.946 3	0.986 4	0.945 1	0.946 0	0.932 1
128维DFV	0.952 8	0.988 3	0.951 8	0.951 7	0.941 5
208维M-DFV	0.980 7	0.995 3	0.980 8	0.980 9	0.976 6

中MCC提升达4.45%。与DFV相比,M-DFV的精确率提升2.79%,表明假阳性误判率有效降低;特异度提升0.71%,阴性样本识别准确率达99.53%,逼近极限;F1分数提升2.9%,综合判别能力显著优化;灵敏度提升2.92%,降低了真实阳性样本的漏检率,显著提升了对关键目标的识别敏感度;MCC提升3.51%,模型预测结果与真实标签的相关性大幅增强。这充分表明,M-DFV在保持DFV高特异性优势的同时,弥补了其在敏感性和预测一致性方面的不足,使模型综合性能达到新高度。这种特征融合策略在接近性能极限时仍能实现显著突破,验证了其技术先进性。

2.3 分类器性能对比

在分类阶段,将208维的M-DFV特征集分别输入SVM、DT、KNN和RF这4种模型进行分类。其中,SVM采用了Linear、Quadratic、Cubic、Quartic、Gaussian和Sigmoid共6种不同的核函数。

基于DAS5C-0.5s-20k测试集的评估结果如表2所示。可以看出,在SVM分类器中,Quadratic核函数在所有指标上均显著领先,其精确率、特异度、F1分数、灵敏度和MCC分别达到0.983 9、0.996 1、0.983 8、0.984 0和0.980 5,表明其在处理复杂数据时具备高泛化能力与稳定性;Cubic和Linear核函数表现稳定但略低,Quartic稍弱,而Gaussian和Sigmoid表现较差。特别是Sigmoid核函数,其精确率仅为0.044 1,MCC低至0,反映出模型优化或特征空间映射完全失效,说明

表2 分类器性能指标表

分类器	精确率	特异度	F1分数	灵敏度	MCC
SVM-Linear	0.979 2	0.994 9	0.979 1	0.979 2	0.974 6
SVM-Quadratic	0.983 9	0.996 1	0.983 8	0.984 0	0.980 5
SVM-Cubic	0.979 3	0.995 0	0.979 2	0.979 3	0.974 6
SVM-Quartic	0.976 3	0.994 2	0.975 9	0.975 9	0.970 8
SVM-Gaussian	0.880 7	0.926 7	0.731 6	0.701 4	0.683 9
SVM-Sigmoid	0.044 1	0.800 0	0.072 2	0.200 0	0.000 0
DT	0.946 8	0.987 2	0.946 7	0.946 8	0.935 5
K-NN	0.969 4	0.992 6	0.969 0	0.968 9	0.962 9
RF	0.945 7	0.985 3	0.940 9	0.941 6	0.927 7

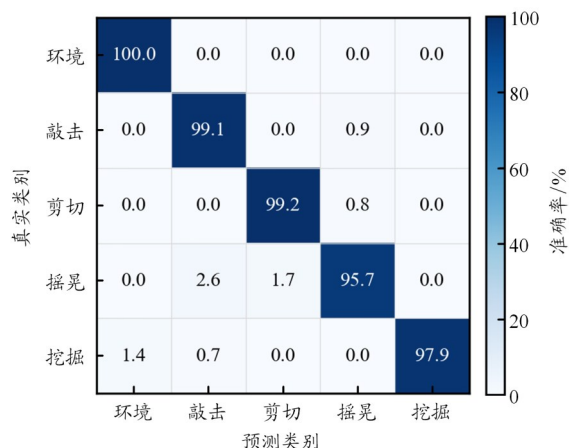
该核函数无法有效学习M-DFV中可通过低阶多项式超曲面分离的非线性结构。

综上所述,与DT、K-NN、RF相比,基于Quadratic核函数的SVM模型在全部5个评估指标上均取得最优表现,展现了卓越的平衡性与鲁棒性。其高灵敏度(0.984)和高特异度(0.996)表明模型在正负样本识别中无显著偏差,适用于高精度分类场景。因此,本文在M-DFV分类识别网络框架中,选用基于Quadratic核函数的SVM模型对M-DFV进行分类。

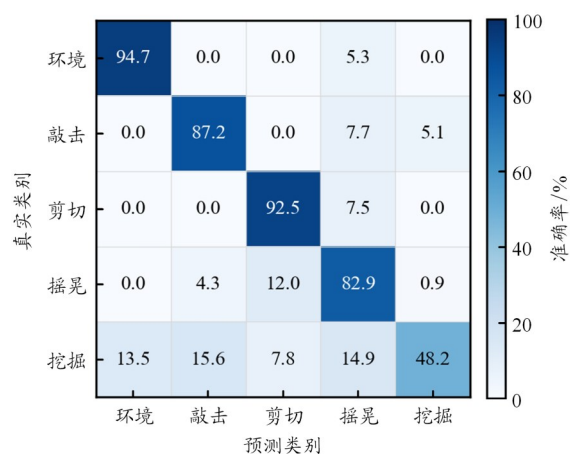
2.4 基于不同特征提取的网络性能对比

为验证本文所提模型的有效性,选取以下基线模型进行对比:SVM模型^[19]、一维卷积神经网络(1DCNN)模型^[20]以及MS1DCNN模型。各模型训练参数均统一设置如下:训练轮次为100,学习率为0.002,批量大小为128。在训练阶段,本文模型在训练集上的分类准确率达100%,充分验证了其对训练数据具备极强的拟合能力与特征表征能力。为考察模型的实际泛化水平,进一步对测试集进行分析,测试结果如图4所示。可以看出,本文模型5种类别平均准确率达98.44%,尤其在环境、敲击、剪切3个类别中准确率高达99.1%以上;与SVM、1DCNN、MS1DCNN模型相比,准确率分别提升了17.94%、11.25%和4.69%。这种在未见样本上的稳健表现验证了本文模型具备优异的泛化能力,表明其有效学习了DAS事件的普适性特征,而非过拟合于训练数据中的特异性噪声。

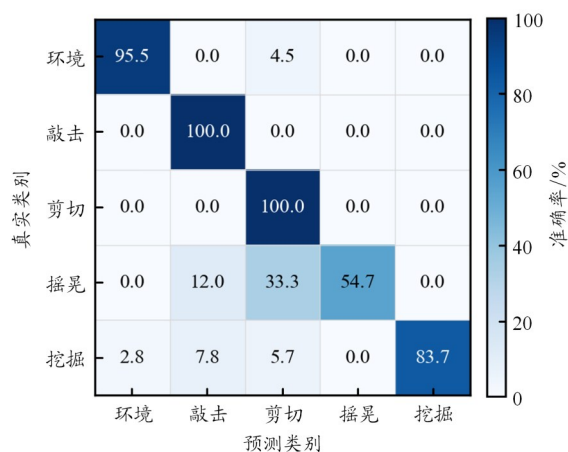
上述分析充分反映了传统单一特征分类网络在复杂DAS信号分类任务中事件特征可区分性弱的局限性。同时表明,本文模型通过融合物理意义明确的手工特征与难以量化的深度特征,实现了对DAS信号的多层次特征提取,从而有效区分不同事件类型。此外,相比单一方法,其展现出更强的鲁棒性和更均衡



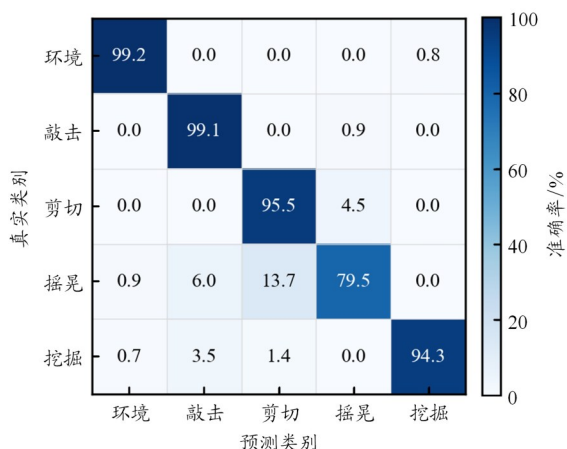
(a) 本文模型



(b) SVM模型



(c) 1DCNN模型



(d) MS1DCNN模型

图4 测试集上各模型的混淆矩阵图

的各类别性能,避免了单一方法在特定类别上的性能短板;在测试集上5项优异的宏平均指标,也证实了该模型具有更好的泛化能力,能够适应复杂环境下的DAS信号识别任务。

3 结束语

本文提出了一种面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络,使用独立样本DAS5C-0.5s-20k测试集来进行评估,结果表明:在特征向量的构建上,相比MFV和DFV,采用208维的M-DFV在分类精确率上分别提高了3.4%、2.79%;在分类器的选择上,使用基于Quadratic核函数的SVM分类器能获得最佳的性能,其精确率、特异度、F1分数、灵敏度、MCC分别达到了0.983 9、0.996 1、0.983 8、0.984 0、0.980 5;最后与SVM、1DCNN、MS1DCNN 3个基线模型相比,本文模型的分类准确率分别提升了17.94%、11.25%、4.69%。因此,在实际应用价值上,本文模型的低误分类率和均衡的性能表现,使其在实际DAS监测应用中具有重要的实用价值。综上所述,本文模型通过采用特征融合策略,在DAS信号分类任务中实现了显著的性能提升,为相关领域的研究和应用提供了有价值的参考。

参考文献:

- [1] Rao Yunjiang, Wang Zinan, Wu Huijuan, et al. Recent advances in phase-sensitive optical time domain reflectometry (Φ -OTDR) [J]. Photonic Sensors, 2021, 11(1): 1-30.
- [2] 王培国,杨斌,李泽,等. 基于 Φ -OTDR技术的通信光缆险情定位与预警系统设计与实现[J]. 光学仪器, 2012, 34(2): 61-66.
- [3] Tan Dongjie, Tian Xiaozhong, Sun Wei, et al. An oil and gas pipeline pre-warning system based on Φ -OTDR[C]//SPIE. Proceedings of 23rd International Conference on Optical Fibre Sensors. Santander: SPIE, 2014, 9157: 1269-1272.
- [4] Bao Xiaoyi, Zhou Dapeng, Chams B, et al. Recent development in the distributed fiber optic acoustic and ultrasonic detection[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(16): 3256-3267.
- [5] Han Zhe, Dai Jin, Zhou Liang, et al. An attention-based fusion for handcrafted and deep feature to improve optical and SAR image matching [C]//IEEE. Proceedings of 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Greece: IEEE, 2024: 7911-7914.
- [6] Chen Xue, Xu Chengjin. Disturbance pattern recognition based on an ALSTM in a long-distance Φ -OTDR sensing system[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2020, 62(1): 168-175.
- [7] Bublin M. Event detection for distributed acoustic sensing: combining knowledge-based, classical machine learning, and deep learning approaches[J]. Sensors, 2021, 21(22): 7527.
- [8] Wu Huijuan, Wang Chaoqun, Liu Xinyu, et al. Intelligent target recognition for distributed acoustic sensors by using both manual and deep features[J]. Applied Optics, 2021, 60(23): 6878-6887.
- [9] Sharma A K, Tiwari S, Aggarwal G, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer using cascaded ensembling of convolutional neural network and handcrafted features based deep neural network[J]. IEEE Access, 2022, 10: 17920-17932.

张泽霆,梁清泉,吴迪,等:面向高效DAS识别的手工-深度特征融合网络模型

- [10] Attallah O. Cervical cancer diagnosis based on multi-domain features using deep learning enhanced by handcrafted descriptors[J]. Applied Sciences, 2023, 13(3): 1916.
- [11] Shamsipour G, Fekri-Ershad S, Sharifi M, et al. Improve the efficiency of handcrafted features in image retrieval by adding selected feature generating layers of deep convolutional neural networks[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(3): 2607–2620.
- [12] Varshney T, Verma K, Kaur A, et al. Enhanced breast cancer classification: a novel fusion of deep features, shape features and GCLM features [J]. Procedia Computer Science, 2025, 258: 3500–3509.
- [13] Ma Xinrong, Mo Jiaqing, Zhang Jiangwei, et al. Optical fiber vibration signal recognition based on the fusion of multi-scale features[J]. Sensors, 2022, 22(16): 6012.
- [14] Rajinikanth V, Joseph R A N, Thanaraj K P, et al. A customized VGG19 network with concatenation of deep and handcrafted features for brain tumor detection[J]. Applied Sciences, 2020, 10(10): 3429.
- [15] 吴俊,管鲁阳,鲍明,等. 基于多尺度一维卷积神经网络的光纤振动事件识别[J]. 光电工程, 2019, 46(5): 180493-1–180493-8.
- [16] Duan Yongrui, Huo Jiazhen, Chen Mingzhou, et al. Early prediction of sepsis using double fusion of deep features and handcrafted features[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(14): 11–17.
- [17] Fooladgar F, Kasaei S. A survey on indoor RGB-D semantic segmentation: from hand-crafted features to deep convolutional neural networks [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(7): 4499–4524.
- [18] Song Xianfeng, Zou Yi, Shi Zheng, et al. DeFusion: aerial image matching based on fusion of handcrafted and deep features[C]//Springer Nature. Proceedings of International Conference on Neural Information Processing. Singapore: Springer Nature, 2023: 321–338.
- [19] Cao Xiaomin, Su Yunsheng, Jin Zhiyan, et al. An open dataset of Φ -OTDR events with two classification models as baselines[J]. Results in Optics, 2023, 10: 100372.
- [20] Wu Huijuan, Chen Jiping, Liu Xiangrong, et al. One-dimensional CNN-based intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(17): 4359–4366.