

中文引用格式:周尹辉,丁勇,吴玉龙,等. 基于特征融合与贝叶斯算法优化 SVM 的墙面空鼓检测[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(11):131-138.

英文引用格式:ZHOU Yinhui, DING Yong, WU Yulong, et al. Research on multi-classification detection method of wall hollow drum based on Bayesian algorithm optimization and feature fusion[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(11):131-138.

基于特征融合与贝叶斯算法优化 SVM 的 墙面空鼓检测*

周尹辉¹, 丁勇^{**1}副教授, 吴玉龙², 李登华^{3,4}高级工程师, 葛大龙¹

(1 南京理工大学 安全科学与工程学院, 江苏 南京 210094; 2 昆山市质量检测中心, 江苏 昆山 215332; 3 南京水利科学研究院, 江苏 南京 210029; 4 水利部水库大坝安全重点实验室, 江苏 南京 210024)

中图分类号:X948

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.11.0233

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2024YFC3210703);国家自然科学基金资助(U2240221);中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金资助项目(Y724011)。

【摘要】 为高精度识别墙面空鼓声信号,提高多类别墙体空鼓检测准确率,提出一种基于贝叶斯算法优化-支持向量机(BO-SVM)的多特征融合空鼓检测方法。首先,对采集的不同墙体敲击声音信号进行预加重、分帧、加窗等预处理,并分别提取梅尔倒谱系数特征(MFCC)和梅尔频谱系数特征(MSC);其次,将2种声学特征进行帧级串联融合,并归一化处理融合特征,形成融合特征数据集;然后,构建BO-SVM分类模型,并利用五折交叉验证方法优化核函数惩罚系数和参数,建立MFCC+MSC-BO-SVM模型;最后,以水泥墙、涂料墙、大理石墙和瓷砖墙等多类墙体的空鼓和非空鼓样本为对象开展分类试验。结果表明:融合特征在分类准确率、召回率和 F_1 值等指标上均优于单一特征;MFCC+MSC-BO-SVM模型整体识别准确率为96.36%,相较于标准SVM、随机森林、K近邻算法、网格搜索优化SVM模型和混沌粒子群优化SVM模型,准确率分别提高6.61%、9.58%、15.27%、13.90%和5.02%;BO法能够在较少迭代次数内获得最优参数组合,并表现出较好的模型收敛性与分类稳定性。

【关键词】 特征融合; 贝叶斯优化(BO); 支持向量机(SVM); 墙面空鼓检测; 梅尔倒谱系数特征(MFCC); 梅尔频谱系数特征(MSC)

Research on multi-classification detection method of wall hollow drum based on Bayesian algorithm optimization and feature fusion

ZHOU Yinhui¹, DING Yong¹, WU Yulong², LI Denghua^{3,4}, GE Dalong¹

(1 School of Safety Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China; 2 Kunshan Quality Inspection Center, Kunshan Jiangsu, 215332, China; 3 Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing Jiangsu 210029, China; 4 Key Laboratory of Reservoir and Dam Safety, Ministry of Water Resources, Nanjing Jiangsu 210024, China)

* 文章编号:1003-3033(2025)11-0131-08; 收稿日期:2025-05-10; 修稿日期:2025-08-10

** 通信作者:丁勇(1977—),男,江苏南京人,博士,副教授,主要从事结构健康检测、智能检测的研究。E-mail:12005048@njust.edu.cn。

Abstract: To achieve high-precision recognition of wall hollowing sound signals and improve multi-category detection accuracy, a multi-feature fusion method for wall hollowing detection based on BO-SVM was proposed. First, the collected knocking sound signals from different wall types were preprocessed by pre-emphasis, framing, and windowing, and both MFCC and MSC were extracted. The two acoustic features were concatenated at the frame level and normalized to construct a fused feature dataset. Then, a BO-SVM classification model was developed, and the kernel function penalty and parameters were optimized using five-fold cross-validation to establish the MFCC + MSC-BO-SVM model. Finally, classification experiments were conducted using hollow and non-hollow from multiple wall types, including cement, coating, marble, and ceramic tile walls. The results show that the fused features outperform single features in terms of accuracy, recall, and F_1 -score. The MFCC+MSC-BO-SVM model achieves an overall recognition accuracy of 96.36%, representing improvements of 6.61%, 9.58%, 15.27%, 13.90%, and 5.02% compared with standard SVM, Random Forest, K-Nearest Neighbor, Grid Search-optimized SVM, and Chaos Particle Swarm Optimization SVM respectively. Furthermore, the BO method can obtain the optimal parameter combination with fewer iterations, showing superior convergence and classification stability.

Keywords: feature fusion; Bayesian optimization (BO); support vector machine (SVM); wall hollow drum detection; Mel-frequency cepstral coefficients (MFCC); Mel-spectral coefficients (MSC)

0 引言

墙面空鼓现象是建筑工程中常见且亟需解决的问题,尤其在混凝土建筑和装饰装修中尤为突出。空鼓不仅影响建筑物美观,还可能对结构安全构成威胁。传统敲击听音法依赖人工经验,效率低且误判多;红外和超声检测受环境和墙体影响较大,操作复杂。为提高墙面空鼓检测的准确性和检测效率,亟需发展基于声学信号分析与智能算法的自动化检测方法。

国内外学者在墙面空鼓检测及结构缺陷检测方面已开展大量研究。黄继忠等^[1]将超声波成像仪应用于文物外墙围护结构空鼓成像;胡媛馨等^[2]证明了空鼓和非空鼓区域敲击声音存在区别;王俊伟等^[3]利用墙面敲击声音振动特性判别空鼓情况;孙牵宇等^[4]建立墙体空鼓缺陷模型;袁林等^[5]利用变分模态分解检测木材内部空鼓。随着机器学习的发展,刘思思等^[6]选取优化梅尔倒谱系数(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC)识别车窗电机异常噪声;王天锐等^[7]利用 MFCC 识别环境声音;王祺^[8]将机器学习法应用于木材表面缺陷识别;马辉等^[9]建立了基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的装配式建筑施工空间单元安全预警模型;武琳玉等^[10]利用 SVM 识别了油气站场内实测信号缺陷;贺春光等^[11]结合核主成分分

析与 SVM 识别缺陷;SALEEM 等^[12]应用人工神经网络检测缺陷;YOO 等^[13]将人工神经网络与逻辑回归结合检测裂缝。文献[14-15]表明:MFCC 和梅尔频谱系数特征(Mel-Spectral Coefficients, MSC)特征在语音识别、故障诊断、损伤监测及医疗诊断等领域均得到广泛应用,尽管国内外学者在墙面空鼓检测及结构缺陷检测中取得了丰富研究成果,但仍存在一定局限性:现有方法多依赖单一声学特征,在多类别墙体或复杂环境下识别准确率有限;同时,多特征融合与优化策略不足,模型在不同材质和环境条件下的泛化能力和鲁棒性有待提升;此外,对于水泥墙、涂料墙、大理石墙和瓷砖墙等多类别墙体的空鼓检测,现有方法在精度和稳定性方面仍存在挑战。

文献[16]通过大量分析声音分类系统和听觉特征发现,融合特征在声音识别中效果优于单一特征,为充分利用空鼓敲击声音的多特征信息,提高空鼓识别精度,在此基础上,笔者拟提出一种基于贝叶斯算法优化 SVM(Bayesian Optimization-based, BO-SVM)的 MFCC+MSC 特征融合墙面空鼓多分类检测方法。以声音的 MFCC+MSC 融合特征作为输入,利用 BO-SVM 的关键参数(核函数、惩罚系数 c 和 g 值),建立 MFCC+MSC-Bo-SVM 模型,高精度识别水泥墙、涂料墙、大理石墙、瓷砖墙等多类墙体空鼓,以期达到多特征融合下空鼓分类精度提升和模型收敛

性优化的目标。

1 敲击声音特征提取

提取声音特征能够保留音频分类中的有效信息,而融合不同声音特征则可更全面地反映声音信号中的有用信息。

MFCC 在声音处理领域中占有重要地位。通过非线性梅尔刻度上线性变换声音频率的对数能量谱,能更好地模拟人类听觉系统的响应。MSC 是声音处理中另一种重要的特征,它基于人类的听觉系统对频率的非线性感知,即梅尔刻度。

MSC 特征通过短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT) 后映射到梅尔刻度并取对数,反映人耳对频率的感知;MFCC 在此基础上进行离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 变换,提取更具判别力的低维倒谱系数,广泛用于语音与情感识别等。虽然 MFCC 通常和 MSC 一起讨论,但它们在提取和处理方法上有所不同。

融合采集到的音频提取 MSC 特征和 MFCC 特征,流程如图 1 所示。

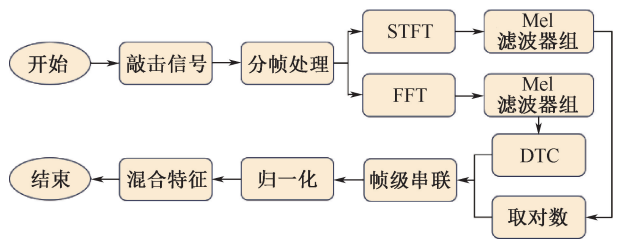


图 1 MFCC+MSC 混合特征流程

Fig.1 MFCC+MSC mixed feature flow chart

- 特征融合的具体过程如下:
- 1) 预加重、分帧、加窗。预加重、分帧和加窗处理原始信号,信号采用重叠采样,帧长为 25 ms,重叠区域的帧长为 10 ms。
 - 2) 快速傅里叶变换和 STFT 计算功率谱。对每一帧信号分别进行快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 和 STFT,得到频域信号。
 - 3) 能量谱计算及滤波。计算每帧的功率谱并应用梅尔滤波器。
 - 4) 进行 DCT 和取对数获得 MFCC 和 MSC 特征。
 - 5) 帧级串联融合 MSC 特征和 MFCC 特征,归一化后得到混合倒谱特征。
- 归一化处理 MFCC 特征和 MSC 特征:

$$\begin{cases} \text{MFCC} = \frac{\text{MFCC} - \mu\text{MFCC}}{\sigma\text{MFCC}} \\ \text{MSC} = \frac{\text{Mel} - \mu\text{Mel}}{\sigma\text{Mel}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: μ 为均值; σ 为标准差; μMFCC 为 MFCC 特征的均值,用于反映特征数据的中心趋势; σMFCC 为 MFCC 特征的标准差,用于衡量特征数据的离散程度。同理, μMSC 为 MSC 特征的均值; σMSC 为 MSC 特征的标准差。通过均值和标准差归一化特征,将不同特征维度的数据映射到相同量纲,便于特征融合与后续模型训练。

将归一化后的 MFCC 特征和 MSC 特征在帧级串联:

$$\text{CF} = [\text{MFCC}[Y] \text{MSC}[Y]] \quad (2)$$

式中:MFCC[Y]表示第 Y 维的归一化后的 MFCC 特征;MSC[Y]表示第 Y 维的归一化后的 MSC 特征。通过上述步骤,原始信号被处理为包含 MSC 特征和 MFCC 特征的混合特征,并归一化处理混合特征。

可视化处理融合后的特征,水泥墙的空鼓与非空鼓的特征融合示例如图 2 所示。

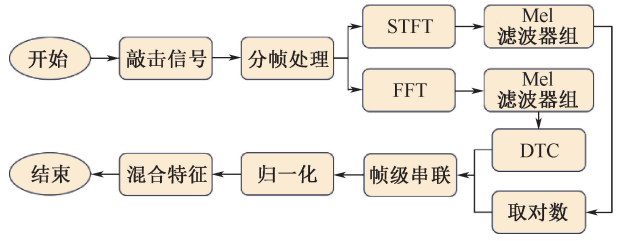


图 2 水泥墙体音频的 MFCC+MSC 融合特征

Fig.2 MFCC+MSC fusion features of audio from cement walls

融合 MSC 特征和 MFCC 特征能够保留频谱细节和去相关的紧凑特征,提供丰富的特征信息,提高模型对噪声和失真的鲁棒性,增强分类和识别性能,并提升模型的泛化能力。

2 基于 BO-SVM 的机器学习方法

SVM 的核心是在特征空间中寻找一个最优的超平面,这个超平面能够将不同类别的样本分开,并且使得离超平面最近的样本点到超平面的距离最大化^[17-18]。

BO 是一种高效的全局优化算法,利用贝叶斯统计思想来优化目标函数,该算法通过不断更新初始集合,可在相对短的时间内找到最佳参数组合^[19-20]。

BO 的步骤为:①设置模型中的惩罚系数 c,用

于平衡训练误差与间隔最大化,参数 c 范围为 $0.1 \sim 1\,000$,设置核函数参数 g ,表示单个训练样本对决策边界的影响范围, g 的范围为 $0.001 \sim 1$ 。②经过五折交叉验证,通过对样本的精确度测试作为目标函数 f 来评估模型性能。③当迭代次数达到目标函数的最优值时,输出最佳的参数组合(c 和 g)。

经过优化最终得到的核函数类型为 linear,最佳惩罚系数 $c=4.168$,最佳核参数 $g=0.247$ 。

3 墙面空鼓检测算法评价指标

各项指标的计算方式见表 1,由于探讨的声音问题本质上是分类问题,因此,选择精确率 P 、召回率 R 和 F_1 值作为评估指标。针对多分类问题,精确率、召回率和 F_1 值使用宏平均计算。其中,TP (True Positive) 表示实际和预测都是正类的音频个数;FP (False Positive) 表示实际为负类但被预测为正类的音频个数;FN (False Negative) 表示实际为正类但被预测为负类的音频个数。

表 1 评价指标

Table 1 Evaluation indicators

评价指标	公式
P	$\frac{TP}{TP + FP}$
R	$\frac{TP}{TP + FN}$
F_1	$2 \times \frac{P \times R}{P + R}$

4 墙面空鼓检测试验与分析

通过麦克风采集录音数据,使用如图 3 所示的敲击装置敲击墙面,每次敲击墙面时,将装置水平按压在被敲击墙面,抬起锤头至最高点,然后松开使其自由下摆敲击墙体,保证每次敲击的力度相同,排除因每次敲击力度不同而对数据集造成的影响。

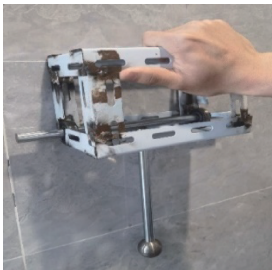


图 3 空鼓敲击装置

Fig. 3 Empty drum striking device

涂料墙 226 个、大理石墙 330 个、瓷砖 313 个。所采集到非空鼓音频分别为水泥墙 334 个、涂料墙 312 个、大理石墙 200 个、瓷砖 216 个。共计 2 193 个音频数据。

MFCC+MSC 混合特征提取采集到的数据,并将其转换为灰度图像,将所有图像调整为 64×64 像素,并且每个图像展平为一维数组,数据集划分为训练集跟测试集,其中,训练集占 80%,测试集占 20%,标准化处理训练集和测试集。预处理数据后,利用训练集进行模型训练,随后分类识别测试集。经过 BO 后,linear 被选择作为 SVM 建模的核函数类型。在 MFCC+MSC-BO-SVM 模型参数优化中,BO-SVM 的 2 个参数,全局搜索参数空间,以避免陷入局部最优解。其中,BO 优化的适应度曲线如图 4 所示。

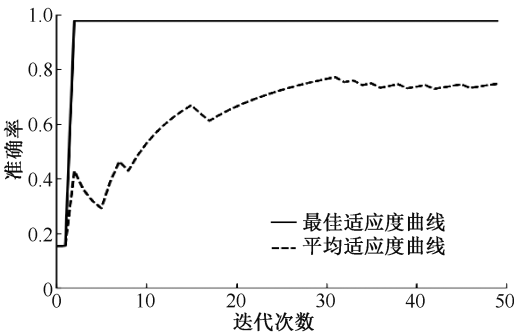


图 4 BO 优化适应度曲线

Fig. 4 Fitness curve optimized by BO

从 BO-SVM 的适应度曲线看出,优化过程在迭代不到 10 次时就已经快速收敛,表明 BO 算法在较少迭代次数内找到了接近最优的超参数组合。具体表现为:在初始几次迭代中,适应度值迅速提升,随后趋于平稳,后续迭代对适应度的改善非常有限,说明 BO 在搜索空间中能高效定位全局最优区域,避免不必要的计算开销。同时,曲线的快速收敛也反映出搜索空间的设置较为合理。

分别提取数据集的 MFCC 特征、MSC 特征以及 MFCC 与 MSC 系数特征,使用 BO-SVM 模型进行分类识别,识别效果见表 2。

表 2 2 种特征效果对比

Table 2 Comparison of the effects of two types of features

特征类型	分类器	$P/\%$	$R/\%$	$F_1/\%$
MFCC	BO-SVM	92.16	91.49	91.68
MSC 频谱	BO-SVM	93.48	92.67	92.15
融合特征	BO-SVM	96.36	95.82	96.21

其中,所采集到空鼓音频分别为水泥墙 262 个、

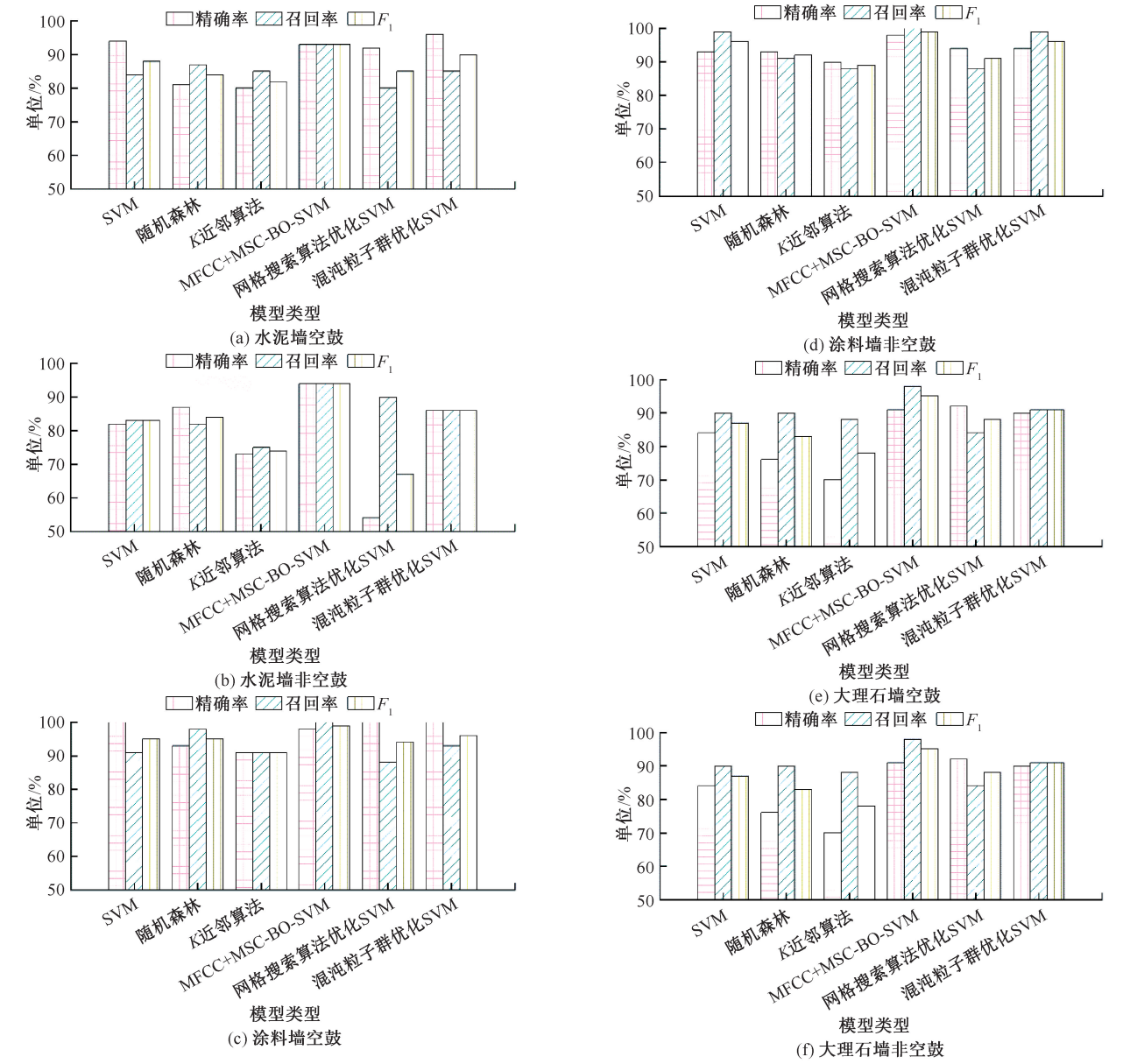
为验证融合特征的有效性,采用 BO-对 MFCC、

MSC 频谱以及融合特征进行对比试验。从整体准确率、召回率及 F_1 指标来看,融合特征在 3 项指标上均显著优于单一特征,表明融合 MFCC 与 MSC 频谱特征可更全面地表征空鼓音频特性,提升识别性能。

分别构建 SVM、随机森林、 K 近邻算法、网格搜索优化 SVM、混沌粒子群优化 SVM 模型,对各类墙面空鼓与非空鼓的识别结果如图 5 所示。

通过对比随机森林、 K 近邻、网格搜索优化 SVM、混沌粒子群优化 SVM 等 4 种模型,试验评估多类墙体(包括水泥墙、涂料墙、大理石墙、瓷砖墙)在空鼓与非空鼓状态下的检测效果。结果表明:BO-SVM 结合 MFCC 融合特征在所有模型中表现最优,整体准确率达 96.36%,精确率、召回率和 F_1 指

标在各墙体类别中均接近 1,展现出优异的泛化能力和鲁棒性。相较之下,随机森林和 K 近邻在某些类别下精度较低,尤其在水泥墙、大理石墙等硬质墙体中效果不佳;而网格搜索 SVM 和混沌 PSO-SVM 虽较为稳定,但在性能一致性上仍不及 BO-SVM。此外,BO-SVM 在训练过程中具有良好的收敛速度,能够在较少迭代中找到最优超参数组合,展现出良好的效率和实用性。综上,该方法在复杂墙体检测任务中具有明显优势,为工程实践提供了可靠的技术方案。各个模型的关键参数见表 3,其中, n 为随机森林中树的数量, MSS (Minimum Sample per Split)表示每个内部节点划分所需的最小样本数, MSL (Minimum Sample per Leaf)表示每个叶子节点包含的最少样本数量。



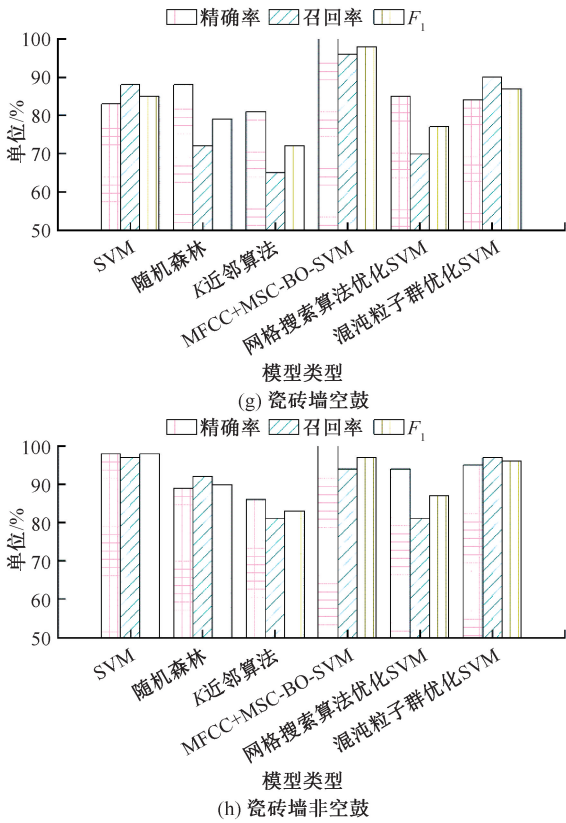


图 5 各模型空鼓识别结果

Fig. 5 Hollow drum recognition results of each model

表 3 各模型关键参数

Table 3 Key parameters of each model

模型	参数
MFCC+MSC-BO-SVM	$c=4.168, g=0.247$
SVM	$c=1, g=0.01$
随机森林	$n=200, MSS=2, MSL=1$
K近邻算法	$K=5$
网格搜索算法优化 SVM	$c=10, g=0.001$
混沌粒子群优化 SVM	$c=10, g=0.1$

综上所述, MFCC+MSC-BO-SVM 模型所有样本的识别效果最好, 整体准确率与检测时间见表 4。

表 4 模型整体准确率对比

Table 4 Comparison of overall accuracy of models

模型	整体准确率/%	检测时间/s
MFCC+MSC-BO-SVM	96.36	150.18
SVM	89.75	125.31
随机森林	86.78	148.92
K近邻算法	81.09	53.72
网格搜索算法优化 SVM	82.46	261.35
混沌粒子群优化 SVM	91.34	380.54

提出的 MFCC+MSC-BO-SVM 模型在准确率和检测效率之间实现了良好平衡, 整体准确率达到 96.36%, 分别比原始 SVM、随机森林、K 近邻算法、

网格搜索优化 SVM 和混沌粒子群优化 SVM 提高了 6.61%、9.58%、15.27%、13.90% 和 5.02%。尽管检测时间略高于部分传统算法, 但显著优于混沌 PSO 与网格搜索等优化方法, 在保证高精度的同时具备更优的检测效率, 展现出较强的综合优势和实际应用价值。

混淆矩阵如图 6 所示, 从测试集样本的混淆矩阵^[20]看出, MFCC + MSC-BO-SVM 模型分类效果很好。

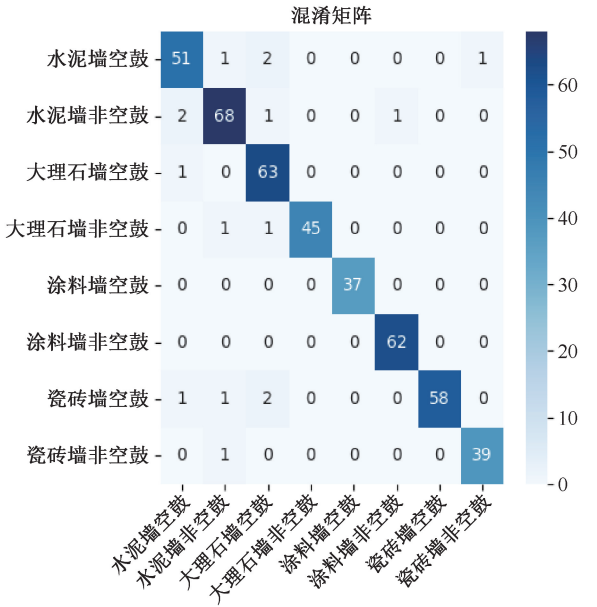


图 6 混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix

通过分析 MFCC+MSC-BO-SVM 模型在墙体空鼓检测中的混淆矩阵, 进一步验证了其出色的分类性能。矩阵覆盖 8 类墙体状态, 主对角线上的高值表明模型大多数预测结果与实际一致, 分类准确度高。特别是在识别涂料墙空鼓与非空鼓上准确率接近 100%, 几乎无误分类; 水泥墙和大理石墙分类效果也极佳, 仅有极少数样本误判; 瓷砖墙虽然存在个别混淆, 但整体识别准确率仍然较高。整体来看, 模型在各类别之间的混淆现象极少, 说明其能够有效提取特征、区分不同类别, 具备良好的鲁棒性和泛化能力。尤其是在复杂墙体场景下, 依然保持高稳定性, 与柱状图中的精确率、召回率和 F_1 指标结果一致, 进一步证明了该模型在墙体空鼓检测任务中的高效性与实用价值。

5 结 论

1) MFCC 与 MSC 频谱特征融合后的模型在准确率、召回率和 F1 值上均优于单一特征, 能够更全

面地表征音频信息,显著提升墙面空鼓检测的识别能力和鲁棒性。

2) BO 优化 SVM 参数后,MFCC+MSC-BO-SVM 模型在保留关键频谱信息的同时减少冗余特征,特征更加紧凑,对噪声具有更强的鲁棒性。

3) 对不同类型墙面(包括水泥墙、涂料墙、大理

石墙和瓷砖墙)的多分类检测显示,MFCC+MSC-BO-SVM 模型整体准确率达到 96.36%,相较于传统 SVM、随机森林、K 近邻算法、网格搜索优化 SVM 及混沌粒子群优化 SVM 模型具有显著性能提升。

4) 所提出的模型在多分类空鼓检测中表现出较强的泛化能力和稳定性。

参 考 文 献

- [1] 黄继忠,章云梦,张悦,等.无损检测技术在文物表面空鼓病害探查中的应用[J].上海大学学报:自然科学版,2022,28(4):656-667.
HUANG Jizhong, ZHANG Yunmeng, ZHANG Yue, et al. Application of non-destructive testing technique for detecting surface detachment in cultural heritage buildings[J]. Journal of Shanghai University: Natural Science Edition, 2022, 28(4): 656-667.
- [2] 胡媛馨,高建卫,孔戈,等.普通饰面砖的外墙饰面层空鼓检测研究[J].建筑科技,2017,1(5):41-44.
HU Yuanxin, GAO Jianwei, KONG Ge, et al. Study of the detection of decoration layer hollowing of ordinary finishing brick for external wall[J]. Building Technology, 2017, 1(5): 41-44.
- [3] 王俊伟,陈洋,赵鸿,等.建筑外墙敲击声音振动特征分析[J].住宅科技,2013,33(1):44-46.
WANG Junwei, CHEN Yang, ZHAO Hong, et al. Analysis upon sound and vibration characteristics of construction's external walls when knocked[J]. Housing Science, 2013, 33(1): 44-46.
- [4] 孙牵宇,童峰,曹绍杰.基于 SPCE61A 的墙体空鼓声无损检测系统[J].声学技术,2007,26(6):1150-1154.
SUN Qianyu, TONG Feng, CAO Shaojie. Acoustic inspection of wall hollowing based on SPCE61A single-chip microcomputer[J]. Technical Acoustics, 2007, 26(6): 1150-1154.
- [5] 袁林.基于声音信号与 VMD 算法的木板材内部空鼓检测方法研究[D].淄博:山东理工大学,2022.
YUAN Lin. study on internal delamination detection of wooden boards based on sound signals and VMD algorithm [D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2022.
- [6] 刘思思,谭建平,易子旭.基于 MFCC 和 SVM 的车窗电机异常噪声辨识方法研究[J].振动与冲击,2017,36(5):102-107.
LIU Sisi, TAN Jianping, YI Zikui. A window motor abnormal noise identification method based on MFCC and SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(5): 102-107.
- [7] 王天锐,鲍雪月,秦品乐.基于梅尔倒谱系数、深层卷积和 Bagging 的环境音分类方法[J].计算机应用,2019,39(12):3515-3521.
WANG Tianrui, BAO Qian Yue, QIN Pinle. Environmental sound classification method based on Mel-frequency cepstral coefficient, deep convolution and Bagging[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(12): 3515-3521.
- [8] 王祺,陈玉婷,董国忠,等.机器学习在木材表面缺陷检测中的应用研究[J].中国人造板,2024,31(4):16-24.
WANG Qi, CHEN Yuting, DONG Guozhong, et al. Application and research of machine learning in wood surface defect detection[J]. China Wood-Based Panels, 2024, 31(4): 16-24.
- [9] 马辉,吕航,栾瑞斌.基于空间单元分析的装配式建筑施工安全预警模型[J].中国安全科学学报,2020,30(5):27-32.
MA Hui, LYU Hang, LUAN Ruibin. Safety early-warning model of prefabricated construction based on spatial cell analysis[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(5): 27-32.
- [10] 武琳玉,梁伟,沙夺林.油气站场典型设备的焊缝缺陷检测与识别方法[J].中国安全科学学报,2020,30(11):108-113.
WU Linyu, LIANG Wei, SHA Duolin. Weld defect detection and identification method of typical equipment in oil-gas station[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(11): 108-113.
- [11] 贺春光,李璐芳,高峰,等.基于核主成分分析的 GSA-SVM 木材单板缺陷识别研究[J].森林工程,2023,39(2):

91-99.

HE Chunguang, LI Lufang, GAO Feng, et al. Study on GSA-SVM wood veneer defect identification based on kernel principal component analysis[J]. Forest Engineering, 2023, 39(2): 91-99.

- [12] SALEEM M, GUTIEREZ H, Using artificial neural network and non-destructive test for crack detection in concrete surrounding the embedded steel reinforcement [J]. Structural Concrete, 2021, 22(5): 2 849-2 867.
- [13] YOO H, KIM Y, Development of a crack recognition algorithm from non-routed pavement images using artificial neural network and binary logistic regression [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2016, 20(4): 1 151-1 162.
- [14] JOO S, CHOI J, KIM N, et al. Zero-crossing rate method as an efficient tool for combustion instability diagnosis [J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 2021; DOI: 10.1016/j.expthermflusci. 2020. 110340.
- [15] MAURICIO A, QI Junyu, SMITH W. A, et al. Bearing diagnostics under strong electromagnetic interference based on integrated spectral coherence [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 140; DOI: 10.1016/j.ymssp. 2020. 106673.
- [16] 薛英杰,陈颀,周松斌,等. 基于自监督特征提取的机械异常声音检测[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 361-371.
XUE Yingjie, CHEN Qi, ZHOU Songbin, et al. Mechanical abnormal sound detection based on self-supervised feature extraction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 361-371.
- [17] CHACHADA S, KUO C C J. Environmental sound recognition: a survey [C]. APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, 2014:1-9.
- [18] 闪霁芳,刘琨,江俊峰,等. 支持向量机在混合气体定量分析中的应用[J]. 光学学报, 2023, 43(12): 81-91.
SHAN Jifang, LIU Kun, JIANG Junfeng, et al. Application of support vector machine in quantitative analysis of mixed gas[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(12): 81-91.
- [19] WANG Xilu, JIN Yaochu, SCHMITT S, et al. Recent advances in Bayesian optimization [J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55; DOI: 10.1145/3582078.
- [20] 陈进,靳佳澍,陈跃鹏,等. 基于 BOESN 的 PEMFC 性能退化预测[J/OL]. 中国电机工程学报: 1-12[2024-06-09]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240044>.
CHEN Jin, JIN Jiashu, CHEN Yuepeng, et al. Performance degradation prediction of PEMFC based on BOESN[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-12[2024-06-09]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240044>.

作者简介: 周尹辉 (2000—),男,河南郑州人,硕士研究生,主要研究方向为建筑无损检测、智能检测、人工智能、信号处理。Email:1311485190@qq.com。