

中文引用格式:周尹辉,丁勇,李登华. 空鼓信号采集装置及其智能化识别算法[J]. 中国安全科学学报,2026,36(1):167-173.

英文引用格式:ZHOU Yinhui, DING Yong, LI Denghua. Hollowing signal acquisition device and intelligent identification algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2026,36(1):167-173.

空鼓信号采集装置及其智能化识别算法*

周尹辉¹, 丁勇^{**1}副教授, 李登华^{2,3}高级工程师

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

中图分类号:X924.3

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.01.0326

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】 为解决墙面空鼓监测中传统人工检测方法存在的主观性强、效率低、难以大规模应用等问题,提出一种基于全自动空鼓信号采集装置与优化信号处理算法的智能化识别算法。首先,设计一种能够稳定运行于建筑墙面的全自动空鼓信号采集装置,采集标准化敲击与高精度声学信号;然后,采用贝叶斯优化(BO)的变分模态分解(VMD)与集合经验模态分解(EEMD)对原始信号作降噪处理,增强空鼓信号特征;然后,提取信号的梅尔频谱(MSC)和梅尔倒谱系数(MFCC)特征,并进行帧级融合,形成MFCC+MSC特征集;最后,利用多数投票集成学习模型分类,进行高精度的空鼓检测。结果表明:文中方法的分类准确率达99.31%,显著优于传统方法,验证了自动化装置与优化信号处理技术结合在墙面空鼓检测中的可行性与有效性。

【关键词】 空鼓信号; 采集装置; 集合经验模态分解(EEMD); 变分模态分解(VMD); 梅尔倒谱系数(MFCC); 梅尔频谱特征(MSC)

Hollowing signal acquisition device and intelligent identification algorithm

ZHOU Yinhui¹, DING Yong¹, LI Denghua^{2,3}

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

Abstract: Traditional manual methods for detecting wall hollowing suffered from strong subjectivity, low efficiency, and difficulties in large-scale application. To address these issues, this study proposed an intelligent detection method based on a fully automatic hollowing signal acquisition device and an optimized signal processing algorithm. Firstly, a fully automatic hollowing signal acquisition device capable of stable operation on building walls was designed to achieve standardized tapping and high-precision acoustic signal acquisition. Secondly, VMD and EEMD optimized by Bayesian Optimization (BO) were employed to denoise the original signals, thereby enhancing the features of hollowing signals. Then, MSC and MFCC features of the signals were extracted and fused at the frame level to form an MFCC+MSC feature set.

* 文章编号:1003-3033(2026)01-0167-07; 收稿日期:2025-09-10; 修稿日期:2025-11-10

** 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。

Finally, a majority voting ensemble learning model was utilized for classification, enabling high-precision hollowing detection. The results indicate that the classification accuracy of the proposed method reaches 99.31%, significantly outperforming traditional methods. These results validate the feasibility and effectiveness of combining automated devices with optimized signal processing techniques for wall hollowing detection.

Keywords: hollowing signal; acquisition device; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); variational mode decomposition (VMD); mel-frequency cepstral coefficients (MFCC); Mel spectrum characteristics (MSC)

0 引言

随着智能检测技术的飞速发展,基于声学信号分析的检测方法为墙面空鼓检测带来了新的思路和方向。然而,目前基于该方法的技术手段,如超声波检测、红外热成像检测等,在检测精度、系统鲁棒性及设备便携性等方面仍存在诸多不足,无法满足实际工程中对高效、准确检测的需求。因此,亟待设计一套高效、标准化的空鼓信号采集装置,并结合优化的信号处理与分类算法,来解决当前墙面空鼓问题。

汪思迪^[1]通过定量分析负风压对黏贴保温板外保温系统的影响,归纳出黏贴保温板外保温系统空鼓产生过程;肖翠翠等^[2]利用红外热成像技术进行建筑外墙渗漏和空鼓检测;赵响等^[3]利用 GATNet 识别建筑墙体瓷砖空鼓;赵仕兴等^[4]利用无人机搭载红外热成像相机开展空鼓缺陷检测室内试验;刘向开等^[5]利用无人机红外热成像检测外墙;周浩等^[6]采用梅尔倒谱系数 (Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) 特征和高斯混合模型相结合的方法识别空鼓;廖健^[7]采用无人机检测识别建筑外墙面空鼓;沈吉才^[8]利用反向传播神经网络的涡流信号二维阻抗分析法检测建筑物外墙空鼓缺陷。LIU Yuchen 等^[9]将轻量级网络 MobileViT 与卷积块注意力模块机制和新的回归损失函数相结合,来识别印刷电路板缺陷;王浚银等^[10]利用改进的 YOLOv7-tiny 来识别铝型材料的表面缺陷;YOO 等^[11]则将人工神经网络和逻辑回归算法结合,识别裂缝检测;王超群等^[12]利用自适应噪声的完全集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 结合模糊 C 均值聚类模型来识别管道缺陷;李苗等^[13]利用机器学习来识别成品油管的运行工况;郭震等^[14]利用机器学习来预测火灾蔓延;张凯^[15]利用轻量梯度提升机算法来预测边坡稳定性。传统空鼓检测方法仍然存在诸多不足。

人工检测依赖经验听觉,主观性强,高层或大面积墙体检测时效率低、重复性差、劳动强度大;非接触式的超声波或红外热成像检测受环境、材质、成本限制,难以大规模推广;现有机器学习方法处理声学信号时,特征提取不稳定、分类精度易受噪声影响,难以满足复杂环境检测需求。

鉴于此,笔者拟提出一种全自动空鼓信号采集装置,结合优化的信号处理与分类算法,智能化识别墙面空鼓信号,以期建筑空鼓检测提供高效、标准化、智能化的解决方案。

1 空鼓信号采集装置的设计原理

传统空鼓检测方法在高层建筑中存在明显局限。由于人工敲击方式依赖操作人员直接接触墙面,高层建筑的空鼓检测往往需要搭建脚手架或使用吊篮,不仅增加了检测成本,还存在较大的安全风险。此外,人工检测在高空环境下易受风力、操作稳定性等因素影响,容易导致漏检或误判,降低检测的可靠性。

针对上述问题,设计并制作一款全自动空鼓信号采集装置,精准控制敲击力度、角度和位置,提高信号采集的稳定性和一致性。该装置适用于不同类型的墙面材料,减少人为误差,提升检测效率,特别是在高层建筑中可显著提升安全性和作业便捷性,为建筑空鼓检测提供更加高效、精准的解决方案。该装置详细设计如图 1 所示。

全自动空鼓信号采集装置由风机、定滑轮、牵引绳等多个部件构成,能自动化运行于高层建筑外墙,用机械敲击获取空鼓信号,提高采集效率与检测精度,按功能分为 6 个模块:

1) 风机模块。核心是风机,提供稳定风力让装置紧贴墙面,确保敲击不发生滑落倾斜,保证信号采集准确。装置下放至检测区后风机启动,气流使装置贴附墙面,结合自身重力保持稳定,减少墙面不平整对检测精度的影响。

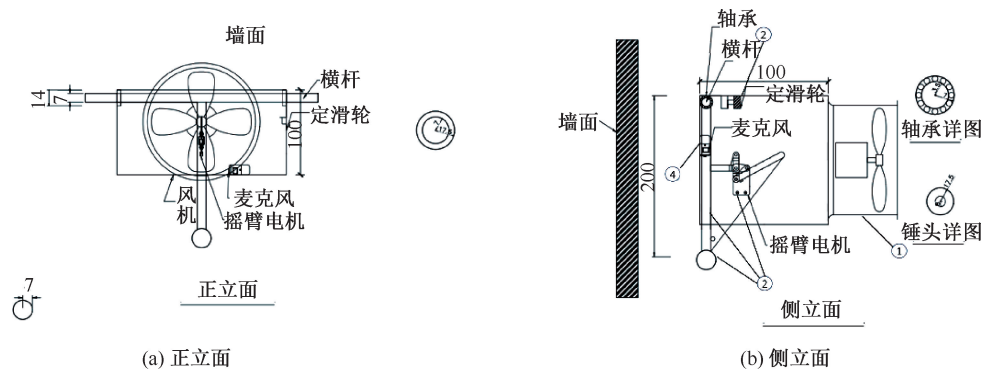


图 1 全自动建筑空鼓敲击系统

Fig. 1 Schematic diagram of automatic building hollow drum percussion system

2) 牵引与敲击模块。由定滑轮、牵引绳、摆臂电机、镀铬光轴和金属锤头组成。定滑轮(32 mmV 型)引导牵引绳,使摆臂电机稳定拉动锤头;镀铬光轴(直径 14 mm)导向支撑,减少敲击偏差;金属锤头(直径 35 mm)在合适力度下敲击墙面;摆臂电机(24 V 直流)调速控制敲击节奏。敲击声由麦克风采集传至控制系统分析。

3) 控制系统模块。是装置核心,负责电机驱动、风机控制、电源管理和数据采集存储。调节摆臂电机转速与角度,控制锤头敲击;根据检测状态启停风机;提供 24 V 直流电源;采集存储敲击声信号。工作流程为装置下放、风机吸附、电机驱动敲击、麦克风采集信号,任务完成后关闭风机、收回装置待机。

4) 麦克风采集模块。采用高灵敏度麦克风收集敲击声信号并转为数字信号。锤头敲击后,麦克风捕捉回响信号,经放大滤波存储于控制系统,后续通过信号分析判断空鼓位置。

5) 支撑结构模块。支撑结构模块由长方体框架、轴承和镀铬光轴组成,主要用于保持装置稳定,确保敲击过程精准可靠。框架尺寸为 200 cm×100 cm×100 cm,采用金属材质,提供足够的强度和刚性,以支撑整个装置的运行。轴承(外径 35 mm、内径 14 mm)用于减少运动部件的摩擦,提高摆臂电机和牵引系统的运行效率,使敲击更加平稳。镀铬光轴则起到支撑和导向作用,确保锤头沿固定方向敲击墙面,避免侧向偏移影响检测结果。

6) 装置整体工作流程。装置从外墙上方下放至指定位置,启动风机贴附墙面;控制系统启动摆臂电机带动锤头敲击;麦克风采集声波信号传至控制系统存储分析;检测完成后,风机关闭,装置收回,数据进入后续处理分析阶段。

2 空鼓信号的采集和评价指标

严格按照标准化流程采集数据,确保采集到的空鼓信号具有较高的代表性和可用性。使用该设备采集大理石墙的空鼓信号,共计处理 1 445 个样本,其中,大理石墙上空鼓样本为 721 个,非空鼓样本为 724 个。各项指标的计算方式见表 1,由于文中探讨的是降噪问题和分类问题,因此,选择信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、精确率 P 、召回率 R 和 F_1 值来作为评估指标。

为验证本方法的有效性 with 适用性,选取大理石墙面作为典型测试对象。该材质致密坚硬,声学特性鲜明,空鼓信号差异显著,同时其光滑表面为自动化装置提供了稳定吸附条件,有利于高质量信号采集。在此典型场景下的成功验证,表明该方法具备向其他材质墙面推广的潜力。

表 1 评价指标

Table 1 Evaluation indicators	
评价指标	公式
SNR	$10\lg \frac{W_s}{W_n}$
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}$
P	$\frac{TP}{TP + FP}$
R	$\frac{TP}{TP + FN}$
F_1	$2 \cdot \frac{P \times R}{P + R}$

注: W_s 为信号功率; W_n 为噪声功率; n 为样本数量; y_i 为第 i 个实际值; $\tilde{y}_i$ 为第 i 个预测值; $(y_i - \tilde{y}_i)^2$ 为每个样本的误差平方;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。

SNR 是评估信号质量的关键指标,表示信号强度与噪声强度的比率。高 SNR 意味着信号中有用成分相对于背景噪声的比率较高,表明信号的清晰度和质量较好。RMSE 量化了信号处理前后的误差,反映处理后信号与原始信号之间的差距。较低 RMSE 表示降噪处理后的信号与原始信号更接近,误差更小。

3 智能化识别降噪算法原理

变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 是一种改进的信号分解方法,相比传统的经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD), VMD 在处理非线性、非平稳信号时更稳定,能够减少噪声和端点效应的影响。其核心思想是通过优化算法,将信号分解为若干个带宽最窄的本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF),从而实现更精准的信号分离。

VMD 的目标是将输入信号 $f(t)$ 分解为若干个本征模态函数 $U_k(t)$,每个模态函数的中心频率为 ω_k 。VMD 算法通过解决以下变分问题来实现这一目标。

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\},\{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial \left[(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t) \right] \exp - j\omega_k t \right\|^2 \right\} \\ \&s. \ t. \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = f \end{cases}$$

(1)

式中: $U_k(t)$ 为第 k 个模态函数; ω_k 为 k 个模态函数的中心频率; $\delta(t)$ 为狄拉克函数; j 为虚拟单位。

VMD 分解效果对参数敏感, K 值影响分解精度,惩罚因子 α 影响信号重构质量。因不同音频信号最优参数有别,手动调整成本高,优化 K 和 α 是关键。引入贝叶斯优化贝叶斯优化 (Bayesian

Optimization, BO), 构建模型、智能选点,高效搜索最优参数,提升 VMD 分解的稳定性与准确性。

利用 BO 算法对 VMD 的分解层数 K 、惩罚子 α 、时间步长 t 寻优,流程如图 2 所示。

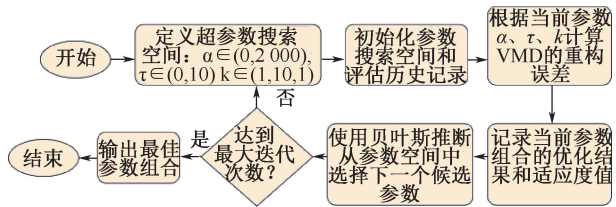


图 2 贝叶斯算法优化 VMD 流程

Fig. 2 Bayesian algorithm optimization VMD flowchart

VMD 参数寻优分解,参数寻优结果示例见表 2。

表 2 VMD 参数寻优结果

Table 2 VMD parameter optimization results

最优值	最佳 α	最佳 t	最佳分解层数 K
大理石墙空鼓	3. 32	3. 22	6
大理石墙非空鼓	6. 64	3. 19	6

分析结果表明:BO 能够有效避免传统经验设定参数所带来的主观性和不确定性,使 VMD 在不同信号情况下均能实现较优的分解效果。

EEMD 是对 EMD 的改进,旨在缓解其模式混叠问题。该方法在原始信号中加白噪声,多次 EMD 分解后取平均,能提高 IMF 分解的稳定性与准确性,处理非线性、非平稳信号更可靠。

EEMD 以 VMD 分解的 IMF 分量为输入,加噪多次分解得稳定 IMF,用皮尔逊相关系数计算其与原始信号的相关性,筛选关键 IMF 用于重构。此方式可去噪、保特征、减冗余、提效率,重构信号更接近原始信号,保真度高,还能提升特征提取和模式识别的能力。信号重构后大理石墙信号可视化结果如图 3 所示。

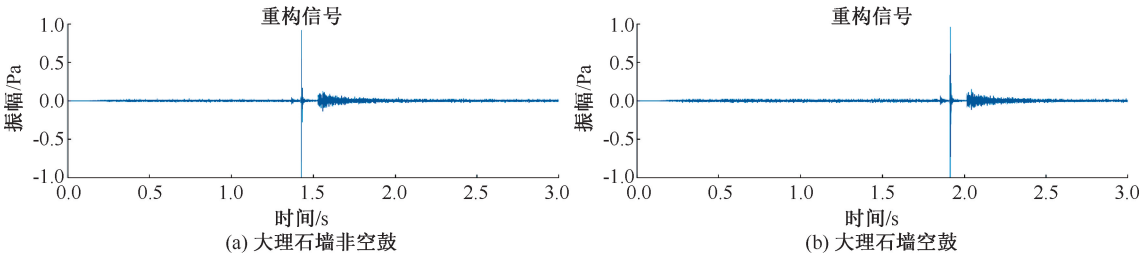


图 3 大理石信号降噪后重构

Fig. 3 Reconstructed image of marble signal after denoising

可以看出,经过 VMD 和 EEMD 处理,信号的噪声被有效去除,重构后的信号更加平滑,波形更具规

律性,且没有显著的高频噪声干扰。分别构建小波软阈值降噪模型、小波硬阈值降噪模型、自适应小波

降噪模型、卡尔曼滤波降噪模型,和文中的 BO-VMD-EEMD 降噪模型进行对比。对比结果见表 3。

表 3 大理石墙非空鼓					
Table 3 Non-hollow parts of marble walls					
模型	BO-VMD-EEMD	小波软阈值	小波硬阈值	自适应小波	卡尔曼滤波
信噪比	80.72	9.20	12.57	9.21	4.14
均方根误差	2.679×10^{-6}	0.007 8	0.005 3	0.007 8	0.013 9

由表 3 可知:BO-VMD-EEMD 模型降噪效果最佳,空鼓信号的 SNR 达 24.1, RMSE 为 0.001 6,非空鼓信号的 SNR 高达 80.72, RMSE 仅 2.679×10^{-6} ,均明显优于其他方法。小波硬阈值次之, SNR 分别为 9.48 和 12.57, RMSE 为 0.008 7 和 0.005 3。小波软阈值、自适应小波降噪能力较弱,卡尔曼滤波效果最差。整体来看,BO-VMD-EEMD 在信噪比提升和误差降低方面具有显著优势。

4 基于 MFCC 与 MSC 的融合特征提取

为从音频信号中精准提取空鼓特征,本文采用融合 MFCC 与 MSC 特征的方案,具体流程如图 4 所示。首先计算 MFCC 特征参数,对信号进行短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT),获得频谱,再经梅尔滤波器组滤波及对数能量计算后,通过离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)处理得到倒谱系数;其次提取 MSC 特征,基于快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)得到的功率谱,计算信号在不同通道或频带间的幅度平方相干性;2 种特征均基于人耳听觉原理,通过特征融合可更全面、准确地表征空鼓信号的独特性。

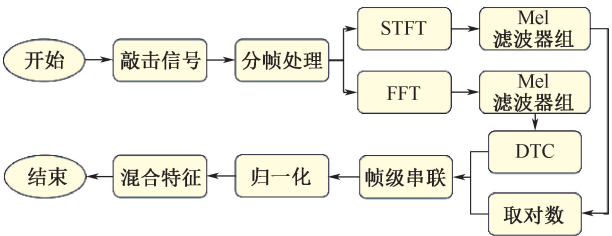


图 4 MFCC+MSC 混合特征流程
Fig. 4 MFCC+MSC mixed feature flowchart

可视化处理融合后的特征,大理石墙的空鼓与非空鼓的特征融合如图 5 所示。

将 MSC 与 MFCC 特征结合,可同时保留声音信号的细节信息,并提取更加紧凑且去相关的特征,从而提高特征的表达能力。这种融合方式有助于增强模型对噪声和信号失真的适应性,提高分类与识别的准确性,并提升模型在不同环境下的泛化能力。

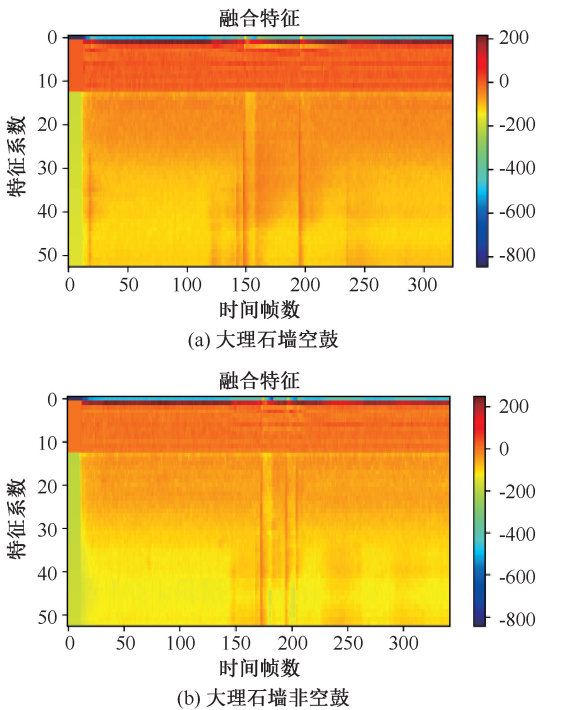


图 5 大理石墙语音的 MFCC+MSC 融合特征
Fig. 5 Example of MFCC+MSC fusion feature diagram for marble wall audio

5 智能化算法分类模型构建与分析

采用基于集成学习的多数投票分类算法分类处理采集到的信号。具体来说,通过多数投票分类器集成 BO-支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、SVM、网格搜索优化 SVM、混沌粒子群优化 SVM 等 4 种模型,分类识别数据集。

多数投票是一种集成学习方法,通过组合多个模型的预测结果,提高整体分类准确性和稳定性。其核心思想是利用多个基学习器的优势,减少单个模型的局限性,从而提升泛化能力。在投票机制中,多个模型分别预测测试样本,最终根据各模型的结果做出综合决策。

多数投票分为硬投票和软投票 2 种方式。硬投票直接统计每个类别的预测次数,选择出现最多的类别作为最终结果;软投票则基于各模型输出的类别概率进行加权平均,选取平均概率最高的类别作

为最终预测。相比之下,软投票能够更充分地利用各模型的置信度信息,因此采用软投票机制。基于 BO-SVM、SVM、网格搜索优化 SVM、混沌粒子群优化 SVM 的多数投票模型,其整体流程如图 6 所示。

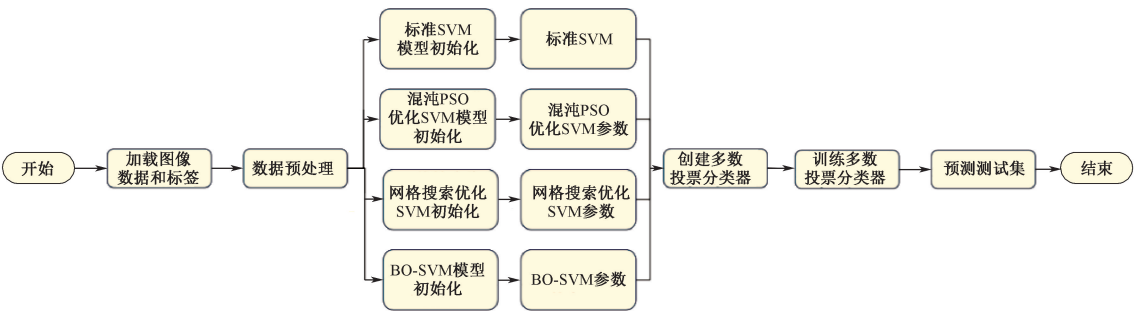


图 6 多数投票算法模型流程

Fig. 6 Flowchart of majority voting algorithm model

多数投票模型的具体步骤如下:

- 1) 数据预处理。将图像数据灰度化,调整尺寸至 128×128 像素,随后进行数据展平和标准化处理,并划分为训练集与测试集。
- 2) 基学习器构建。构建 4 种经过优化的 SVM 模型作为基学习器,具体包括:BO-SVM、标准 SVM、网格搜索优化 SVM 以及混沌粒子群优化 SVM。
- 3) 集成与训练。采用软投票机制将上述 4 个基学习器集成为一个多数投票分类器,并进行训练。
- 4) 性能评估。在测试集上评估集成模型的性能,计算准确率、生成分类报告以分析模型效果。

经过训练测试,多数投票模型的识别精度达到 99.31%,其中,混沌粒子群优化 SVM 模型训练过程中得到的最佳适应度为 1,对应的最佳惩罚系数 c 值为 477.93,网格搜索优化 SVM 模型训练过程中得到的最佳惩罚系数为 1,最佳核参数为 0.001,BO 算法模型训练过程中得到的最佳核函数类型为 linear,最佳惩罚系数 c 为 747.12,最佳核参数 g 为 0.184。模型的详细识别率见表 4;各模型识别准确率对比结果见表 5。

表 4 多数投票模型识别效果

Table 4 Recognition effect of majority voting model

类别	准确率	召回率	F_1
大理石墙空鼓	99	100	99
大理石墙非空鼓	100	99%	99

多数投票集成模型以 99.31% 的准确率表现最佳,显著优于各单一模型,体现了集成学习的优势。BO-SVM 次之,准确率达 98.36%,显示出较强的参数优化能力。标准 SVM 和混沌 PSO 优化 SVM 性能相近,分别为 91.75% 和 92.73%。网格搜索优化

表 5 各个模型准确率

Table 5 Accuracy of each model %

模型	整体准确率
多数投票	99.31
BO-SVM	98.36
SVM	91.75
网格搜索算法优化 SVM	92.16
混沌粒子群优化 SVM	92.73

SVM 表现相对较弱,仅为 92.16%,说明其参数搜索效率不及 BO。整体来看,集成模型和高效优化方法能有效提升分类性能。多数投票模型的混淆矩阵如图 7 所示。

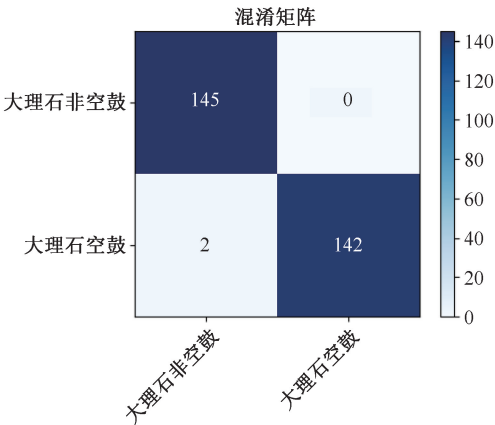


图 7 多数投票模型混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix for majority voting model

多数投票分类模型混淆矩阵显示,其在大理石信号分类中识别准确率达 99.31%,性能优越。该模型集成多个基学习器优势,能高效准确识别空鼓与非空鼓信号,鲁棒性好。这表明此算法用于墙体空鼓检测具有可行性,有工程应用价值且稳定。

6 结 论

1) 提出一种基于全自动空鼓信号采集装置的智能墙面空鼓检测方法,研发一个自动化采集装置,该装置能够精确控制敲击力度、角度和位置,确保空鼓信号采集的标准化,减少人为误差,提高检测精度和效率。相比传统的人工检测,自动化装置更加稳

定且一致,适用于高层建筑的空鼓检测。

2) 在信号处理方面,采用降噪算法去除环境噪声,能够保证空鼓信号的准确性。通过特征提取信号,可获取能够有效反映空鼓特征的关键参数,为后续分类提供可靠依据。多数投票机器学习分类算法能够实现空鼓的自动识别和分类,识别准确率达到99.31%,提升了分类的准确度和系统的稳定性。

参 考 文 献

- [1] 汪思迪. 粘贴保温板外保温体系分析:以设计视角看空鼓、开裂、脱落的过程[J]. 居舍, 2025(7): 56-59.
- [2] 肖翠翠, 远航. 基于红外热成像技术的建筑外墙渗漏及空鼓检测研究[J]. 北方建筑, 2025, 10(1): 70-73.
XIAO Cuicui, YUAN Hang. Research on building exterior wall leakage and hollowing detection based on infrared thermography technology [J]. Northern Architecture, 2025, 10(1): 70-73.
- [3] 赵响, 丁勇, 李登华. 基于融合特征的 CNN-Transformer 墙体瓷砖粘贴空鼓检测算法[J]. 现代电子技术, 2024, 47(18): 163-171.
ZHAO Xiang, DING Yong, LI Denghua. Fused feature based CNN-Transformer algorithm for empty drum detection of pasting tile in exterior wall[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(18): 163-171.
- [4] 赵仕兴, 马麟涛, 许浒, 等. 建筑饰面砖空鼓缺陷无人机识别关键参数试验研究[J/OL]. 土木与环境工程学报:中英文, 1-13. [2025-03-19]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1218.tu.20241028.2110.007>.
ZHAO Shixing, MA Lintao, XU Hu, et al. Experimental study on key parameters for identification of hollowing defects via UAV in facade tiles[J/OL]. Journal of Civil and Environmental Engineering: 1-13. [2025-03-19]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1218.tu.20241028.2110.007>.
- [5] 刘向开, 司敏. 基于无人机红外热成像技术的建筑外墙检测应用[J]. 建材世界, 2024, 45(2): 107-109.
LIU Xiangkai, SI Min. Application of unmanned aerial vehicle (UAV) infrared thermography technology for exterior wall inspection in buildings[J]. The World of Building Materials, 2024, 45(2): 107-109.
- [6] 周浩, 梁军汀, 卢杰. 基于 MFCC 和 GMM 的瓷砖空鼓率识别系统及方法[J]. 无损检测, 2024, 46(3): 28-32, 55.
ZHOU Hao, LIANG Juntong, LU Jie. Ceramic tile hollow drum rate identification system and method based on MFCC and GMM[J]. Nondestructive Testing, 2024, 46(3): 28-32, 55.
- [7] 廖健. 某建筑采用无人机搭载红外热像技术对外墙饰面砖空鼓状况分析[J]. 广东建材, 2023, 39(10): 39-41.
- [8] 沈吉才. 基于涡流的建筑物外墙空鼓快速检测技术研究[D]. 上海: 上海应用技术大学, 2023.
SHEN Jicai. Rapid detection technology of building exterior wall hollowing based on eddy current [D]. Shanghai: Shanghai Institute of Technology, 2023.
- [9] LIU Yuchen, LIU Fuzheng, JIANG Mingshun. Research on YOLO algorithm for lightweight PCB defect detection based on MobileViT[J/OL]. Optoelectronics Letters, 1-8 [2025-03-19]. <https://doi.org/10.1007/s11801-025-4292-5>.
- [10] 王浚银, 文斌, 沈艳军, 等. 基于改进 YOLOv7-tiny 的铝型材表面缺陷检测方法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2025, 59(3): 523-534.
WANG Junyin, WEN Bin, SHEN Yanjun, et al. Surface defect detection method for aluminum profiles based on improved YOLOv7-tiny[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2025, 59(3): 523-534.
- [11] 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): 1151-1162.
- [12] 王超群, 梁伟, 梁晓斌. CEEMD-FCM 模型下的管道缺陷识别方法[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(1): 87-93.
WANG Chaqun, LIANG Wei, LIANG Xiaobin. Pipeline defect recognition method based on CEEMD-FCM [J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(1): 87-93.
- [13] 李苗, 李凌波, 左志恒, 等. 基于机器学习的成品油管道运行工况识别[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(6): 127-135.
LI Miao, LI Lingbo, ZUO Zhiheng, et al. Machine learning-based recognition for recognizing operating conditions of multi-product pipelines[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(6): 127-135.
- [14] 郭震, 贾笑岩, 李富民, 等. 基于机器学习的建筑火灾蔓延快速预测[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(11): 117-125.
GUO Zhen, JIA Xiaoyan, LI Fumin, et al. Fast prediction for building fire spread based on machine learning[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(11): 117-125.
- [15] 张凯, 张科. 基于 LightGBM 算法的边坡稳定性预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(7): 113-120.
ZHANG Kai, ZHANG Ke. Prediction study on slope stability based on LightGBM algorithm [J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(7): 113-120.

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。E-mail: 1311485190@qq.com。