

文章编号: 1671-7449(2026)04-0515-07

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(4): 515-521.

基于小波特征提取与GBDT的激光致声 混凝土缺陷检测

李丰江, 张政, 胡振东, 江森森, 马秆, 王思磊, 李忠洋*

(华北水利水电大学 电气工程学院, 河南 郑州 450045)

摘要: 混凝土的质量状况直接关系到现代基础设施的安全性与耐久性, 传统的人工判别依赖于经验, 过程主观性强且一致性较差。提出一种基于梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)和激光致声的混凝土缺陷检测方法, 采用小波包分解(Wavelet Packet Decomposition, WPD)对激光致声产生的振动信号进行多子带分解, 并从各频段中提取一组统计特征。利用GBDT对特征进行分类判别, 在自建的混凝土试块缺陷数据集上对所提方法进行验证。实验结果表明, GBDT实现了90%的准确率和94%的召回率, 验证了小波特征提取与GBDT在激光致声混凝土缺陷检测中的有效性。

关键词: 激光致声; 小波包分解; 机器学习; 混凝土缺陷检测; 无损检测

中图分类号: TN249

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026047

引用格式: 李丰江, 张政, 胡振东, 等. 基于小波特征提取与GBDT的激光致声混凝土缺陷检测[J]. 测试技术学报, 2026, 40(4): 515-521.

Li Fengjiang, Zhang Zheng, Hu Zhendong, et al. Laser-acoustic concrete defect detection based on wavelet feature extraction and GBDT[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(4): 515-521.

Laser-Acoustic Concrete Defect Detection Based on Wavelet Feature Extraction and GBDT

Li Fengjiang, Zhang Zheng, Hu Zhendong, Jiang Sensen, Ma Gan, Wang Silei, Li Zhongyang*

(School of Electrical Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450045, China)

Abstract: The quality of concrete directly impacts the safety and durability of modern infrastructure. Traditional manual assessment relies on empirical judgment, which is highly subjective and lacks consistency. A concrete defect detection method is proposed based on gradient boosting decision tree (GBDT) and laser-induced acoustic techniques. The wavelet packet decomposition (WPD) method is employed to decompose the vibration signals generated by laser-induced acoustics into multiple sub-bands, and a set of statistical features is extracted from each frequency band. The GBDT is then utilized to classify and identify these features. The proposed method is validated on a self-built dataset of concrete test blocks with defects. Experimental results demonstrate that the GBDT achieves an accuracy of 90% and a recall rate of 94%. This study confirms the effectiveness of wavelet feature extraction combined with GBDT in laser-induced acoustic detection of concrete defects.

【收稿日期】2025-10-16

【修回日期】2025-11-14

【录用日期】2025-11-28

【基金项目】国家自然科学基金资助项目(62305112, 61735010); 河南省自然科学基金资助项目(252300423425); 河南省重点研发与推广专项(科技攻关)资助项目(242102210156, 252102211097); 河南省高等学校重点科研项目计划资助项目(25A510010)

【作者简介】李丰江(2000—), 男, 硕士生, 主要从事激光致声智能感知研究。E-mail: 18641656821@163.com。

*【通信作者】李忠洋(1983—), 男, 教授, 博士, 主要从事太赫兹辐射源, 微纳光电器件研究。E-mail: thzwave@163.com。

Key words: laser-induced acoustics; wavelet packet decomposition; machine learning; concrete defect detection; non-destructive testing

0 引言

作为现代建筑结构的主要构成材料,混凝土的质量状况直接关系到水利大坝、桥梁、公路等重要基础设施的安全性与耐久性^[1]。随着建筑物使用年限的增长,混凝土结构常出现裂缝、脱空等缺陷^[2],进而引发渗漏、材料侵蚀、结构错位等一系列安全隐患^[3]。因此,开展混凝土结构的缺陷检测,对保障建筑安全运行具有重要意义。

传统的混凝土缺陷检测方法,如钻孔取芯法和敲击法,依赖人工经验,主观性较强,且往往会对结构造成局部破坏,其适用性和可靠性均受限制^[4-5]。激光致声法是近年来发展迅速的一种无损检测技术,具备非接触、高分辨率和适应复杂结构等优势,已初步应用于混凝土结构的内部缺陷识别^[6]。该方法本质属于冲击回波法,利用激光激励产生应力波,通过接收结构表面的振动信号来反演内部缺陷信息^[7]。与传统冲击回波法相比,激光致声法以高能脉冲激光作为激励源,具备以下优势:完全非接触,尤其适用于表面粗糙或恶劣环境下的混凝土;激励点可精确控制,且能量和重复性高度一致,有利于激发稳定、可重复的应力波信号。

随着我国工程建设规模的扩大,传统人工方式难以满足诊断需求。在此背景下,引入计算机辅助诊断技术已成为提升检测效率的重要途径。张瑞杰^[8]提出了融合图像复原与轻量化识别的协同检测框架,实现了多类型缺陷的高效精准识别与量化分析。涂兵等^[2]基于波速修正的改进合成孔径聚焦技术,解决了钢管混凝土内部脱空缺陷的问题。李昊璇等^[9]基于改进YOLOv8算法有效提升了模型对钢材表面多元、多尺度缺陷的特征表征与检测能力。柴艳丽等^[10]通过融合小波分析与循环自相关函数,从复杂激光超声信号中提取微裂缝信息,显著提升了检测精度与可靠性。综上所述,计算机辅助诊断技术在缺陷检测中发挥着重要的作用。

本研究采用小波包分解(Wavelet Packet Decomposition, WPD)对信号进行多尺度频带划分,提取能够反映缺陷特性的时频域统计特征,进而利用机器学习方法构建智能识别模型实现快速判别分类^[11]。梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision

Tree, GBDT)通过迭代方式组合多个弱学习器,逐步优化残差,能够有效捕捉特征间的关联,且对样本量的要求较少,更适用于实际工程中的振动信号分类任务^[12]。

本研究采用WPD与GBDT相结合的框架,对激光致声信号进行分析与分类。WPD能够对非平稳、瞬态的激光致声信号进行精细的时频分解;GBDT能有效捕捉特征间的关联,并具备对异常值的鲁棒性,实现精准分类。本研究将WPD-GBDT框架创新性地应用于激光致声混凝土缺陷检测,通过构建全面的时频统计特征并利用其优秀的学习能力,在自建数据集上取得了高精度与高召回率,为混凝土缺陷的智能识别提供了一种新颖且有效的解决方案。

1 实验材料与方法

1.1 激光致声原理

当激光辐照材料表面时,会通过热弹效应激发超声波。这些超声波以纵波、横波和表面波等形式在材料中传播^[13],其传播特性会因内部缺陷而发生改变。因此,通过探测超声波的反射、散射及衰减信号,即可实现对其内部缺陷的无损检测与表征^[14]。

当激光功率密度超过材料弹性限度时,材料表面发生烧蚀效应,产生等离子体并引发反向作用力,从而激发出以法向传播为主、强度更高的纵波与横波。相较于热弹效应激发声波能量分散于法向两侧的传播特性,烧蚀机制所激发的声波能量更集中于法向,具备更强的深部探测能力^[15]。尽管烧蚀会造成微米级表面损伤,但对混凝土结构安全无影响,在工程实践中可视为无损^[6]。因此,本研究采用烧蚀效应激发声波,以实现混凝土内部空洞的有效探测。

对于浅层空腔缺陷,可将缺陷上方混凝土层简化为矩形薄板模型。其弯曲振动的一阶固有频率^[16]为

$$f = \frac{\pi h}{4} \left(\frac{1}{d_1} + \frac{1}{d_2} \right) \sqrt{\frac{E}{3(1-\nu^2)\rho}}, \quad (1)$$

式中: h 为矩形薄板的厚度,即空洞深度; d_1 和 d_2 分别为矩形板的两个边长; E 、 ν 、 ρ 分别为混凝土的杨氏模量、泊松比及密度。

1.2 混凝土试块

本研究的实验样本采用 C45 强度等级的混凝土制备而成, 试块 ρ 为 $1\,400\text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ 、 ν 为 0.2、 E 为 $3.35\times 10^{10}\text{ Pa}$ 。试件设计尺寸为 $400\text{ mm}\times 400\text{ mm}\times 200\text{ mm}$ 。为模拟内部空腔缺陷, 在浇筑过程中, 于距成型表面 30 mm 深度处预置了一块尺寸为 $200\text{ mm}\times 200\text{ mm}\times 20\text{ mm}$ 的聚乙烯闭孔泡沫板。浇筑完成后, 试块在标准条件下养护 28 d。最终制备完成的含预设缺陷混凝土试块如图 1 所示, 混凝土配合比如表 1 所示。

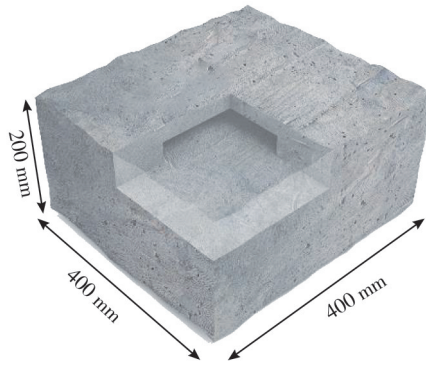


图 1 混凝土试块示意图

Fig. 1 Schematic diagram of concrete test block

表 1 混凝土配合比

Tab. 1 Concrete mix proportion

混凝土/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	粉煤灰/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	细骨料/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	粗骨料/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	水/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)
321	144	740	1 060	153

1.3 数据采集平台

激光致声混凝土缺陷检测实验平台如图 2 所示。

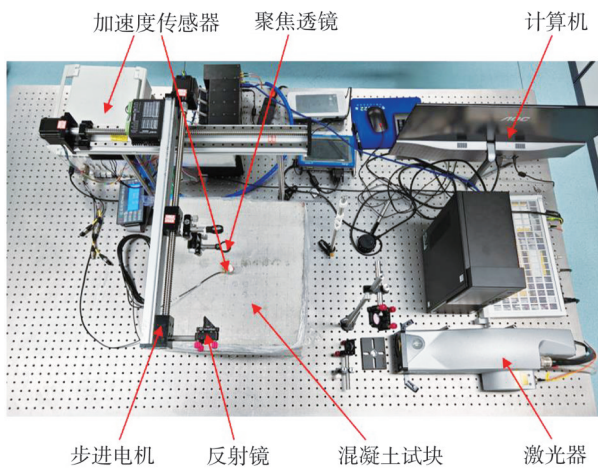


图 2 激光致声检测实验平台

Fig. 2 Laser-induced acoustic testing experimental platform

激励源采用一台波长为 $1\,064\text{ nm}$ 和脉冲宽度为 5 ns 的调 Q Nd: YAG 激光器, 通过步进电机控制其沿混凝土试块表面进行移动与定点激发。激光单脉冲能量设置为 200 mJ , 所产生的表面振动信号由量程为 $\pm 2000\text{ m/s}^2$ 的加速度传感器采集, 采样频率为 20 kHz , 信号记录时长为 0.1 s 。

为获取混凝土表面的振动响应, 将试块按图 3 所示对表面进行 13×13 的网格划分。每个网格点视为一个独立样本点, 激光激励与传感器接收均布置在同一网格位置。为提升数据稳定性, 每个样本点进行 5 次重复测量, 通过微调测点位置以降低随机误差影响, 形成覆盖整个试块表面的完整数据集。

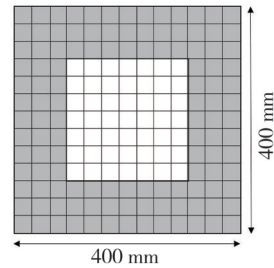


图 3 数据采集区域划分图

Fig. 3 Data acquisition area division

1.4 小波包分解

小波变换 (Wavelet Transform, WT) 逐渐被应用于信号去噪与特征提取, 其核心思想是将信号表示为一系列小波函数的线性组合, 从而在时频域实现对信号的局部化分析^[17]。WT 主要包括连续小波变换 (Continuous Wavelet Transform, CWT) 与离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 两种形式。信号 $x(t)$ 的 CWT 定义为

$$W_x(a, b) = \frac{1}{|a|^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (2)$$

式中: $\psi(t)$ 为连续小波, 其复共轭由 $\bar{\psi}(t)$ 表示; a 为尺度参数; b 为平移参数。该变换通过调节 a 和 b 计算信号与小波在不同缩放与平移位置上的相关系数, 从而获得连续的时频表示。

WPD 对 DWT 仅分解低频分量的方式进行了扩展, 同时对高频分量也进行递归分解, 从而在更细的频带范围内提取信号特征^[18]。

本文选用 Sym10 小波作为基函数, 对采集到的振动信号进行 5 层 WPD 分解, 将信号划分为 32 个频带。从每个子带中提取以下 6 类时频域统计特征作为识别依据:

- 1) 每个子带中系数的平均绝对值: 表征信号的功率分布, 缺陷区域常出现功率谱异常;
- 2) 每个子带中系数的平均功率: 表征信号的功率分布, 缺陷区域常出现功率谱异常;
- 3) 每个子带中系数的标准偏差: 衡量信号波动程度, 缺陷可能导致信号波动性增强;
- 4) 相邻子带的绝对平均值之比: 捕捉频带间能量转移特性, 缺陷会改变频带能量分布;
- 5) 每个子带中系数的偏度: 描述信号分布的不对称性, 缺陷可能使分布偏离正态;
- 6) 每个子带中系数的峰度: 反映信号分布的尖锐程度, 缺陷常导致分布形态变化。

这些特征覆盖了信号的时域、频域和统计分布特性, 能够捕捉因缺陷引起的变化, 这类特征在机械故障诊断和材料缺陷检测中具有良好效果^[19]。上述特征将共同作为输入, 用于训练GBDT模型, 以实现混凝土缺陷的智能识别。

1.5 GBDT

GBDT是一种集成学习算法, 通过迭代训练一系列决策树, 每一棵树致力于修正前一棵树的残差, 从而逐步提升模型性能。其目标函数结合了损失函数的梯度拟合项和模型复杂度正则项, 具体形式为

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n g_i \cdot \omega_{q(x_i)} + \gamma T \quad (3)$$

式中: g_i 为样本 i 的损失函数一阶梯度; $\omega_{q(x_i)}$ 为叶节点权重; T 为叶子节点数量; γ 为复杂度惩罚系数。

通过优化目标函数, 可推导出叶节点 j 的最优权重为

$$\omega_j^* = -\eta \cdot \frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{|I_j|}, \quad (4)$$

式中: $|I_j|$ 为属于叶节点 j 的样本集合; η 为学习率。

在本文中, 将WPD提取的时频特征与能量统计特征作为输入, 利用GBDT对混凝土缺陷区域与正常区域进行二元分类。

2 结果与讨论

2.1 实验结果

激光冲击典型缺陷区域与正常区域的振动信号如图4和图5所示。

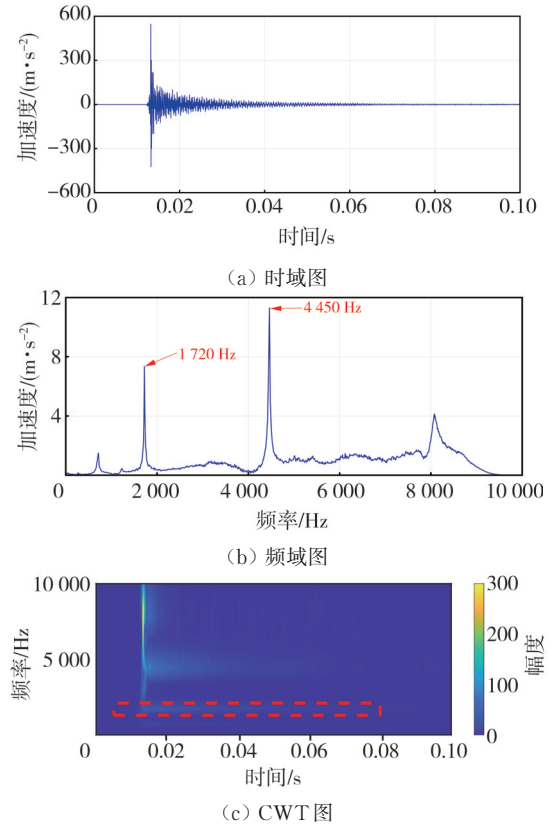


图4 激光冲击缺陷区域

Fig. 4 Laser-impacted defective area

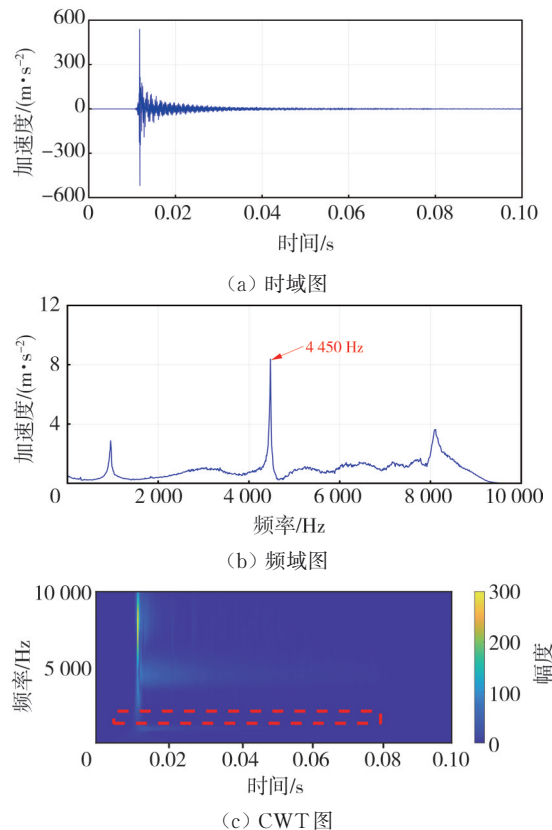


图5 激光冲击正常区域

Fig. 5 Laser-impacted normal area

在时域上,两者的振动幅值差异不明显,但缺陷区域的信号能量衰减更为缓慢。在频域上,正常区域仅在 4 450 Hz 附近存在一个由激光烧蚀效应引起的特征频率;缺陷区域在 1 720 Hz 附近出现了一个额外的特征频率,该频率与理论计算值(1 694 Hz)基本吻合,且其对应的 1 600~1 800 Hz 频带在 CWT 时频谱中呈现出能量集中。该现象表明,缺陷的存在会改变结构的振动模态,激发独特的低频成分,证实了激光致声法应用于混凝土缺陷检测的可行性。

2.2 模型参数

为评估 GBDT 的分类性能并确定其最优超参数配置,本研究采用五折交叉验证,并结合随机搜索策略进行超参数优化。定义的参数搜索空间以及优化结果如表 2 所示。

表 2 超参数优化结果

Tab. 2 Hyperparameter optimization results

超参数	搜索空间	优化结果
n_estimators	[100,300]	223
max_depth	[2,6]	4
learning_rate	[0.01,0.2]	0.07
min_samples_split	[30,60]	55
min_samples_leaf	[15,30]	22
subsample	[0.4,0.7]	0.483

本文将混凝土试块表面左上角 7×7 区域划为测试集,其余区域作为训练集,并从训练集中抽取 20% 的样本作为验证集。本文采用空间划分的方式,主要基于以下两点考虑: 1) 防止因信号在空间上的相关性导致模型过拟合,从而客观评估其泛化性能; 2) 模拟工程实践中对未知区域进行预测的真实情况,以验证模型的缺陷定位能力。

2.3 模型分类结果

本文采用二分类任务设置,将缺陷样本定义为正类(标记为 1),正常样本定义为负类(标记为 0)。基于图 6 所示的混淆矩阵,提取以下 4 类基本判别结果:真阳性(TP)表示实际为缺陷且被正确识别的样本数;真阴性(TN)代表实际正常且被正确判定的样本数;假阳性(FP)为实际正常但被误判为缺陷的样本数;假阴性(FN)则为实际缺陷但被漏识的样本数。在此基础上,进一步构建如下多项性能评价指标以全面评估分类效果

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%, (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%, (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%, (7)$$

$$F1\text{-score} = 2 \cdot \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}. (8)$$

Confusion Matrix		Predicted Label	
		Normal	Defect
True Label	Normal	TN	FP
	Defect	FN	TP

图 6 混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix

将经 WPD 提取的特征数据集输入 GBDT 模型进行训练,所得的分类结果对应的混淆矩阵如图 7 所示。另外,本文模型的 Accuracy、Precision、Recall 和 F1-score,分别为 0.90、0.87、0.94 和 0.90。

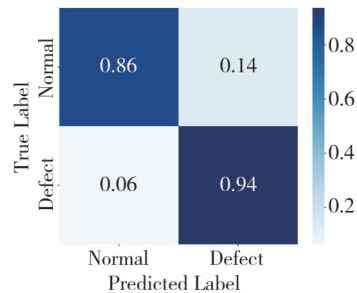


图 7 混淆矩阵结果图

Fig. 7 Confusion matrix results

从模型实验结果可以看出,模型的准确率和召回率分别达到了 90% 与 94%。在缺陷识别任务中,召回率尤为关键,因为它直接关系到漏检率的高低。较高的召回率表明模型能够捕捉到绝大多数真实缺陷,极大降低了漏检风险。这进一步验证了 WPD 在特征提取方面的卓越能力,以及 GBDT 在分类性能上的强大优势。两者的结合使得本文所设计的模型在保持较高准确率的同时,显著提升了召回率,充分满足了混凝土缺陷检测对高可靠性的苛刻要求。

为直观评估模型对混凝土内部缺陷的定位能力,基于混凝土 13×13 网格点,利用训练完成的 GBDT 模型预测各节点缺陷概率,并绘制混凝土缺陷概率热力图,如图 8 所示。图中采用红-黄-蓝连续色阶映射:暖色调区域(红/黄)表征高缺陷概率,冷色调区域(蓝)表征低概率,白色框线标注真实缺陷边界。

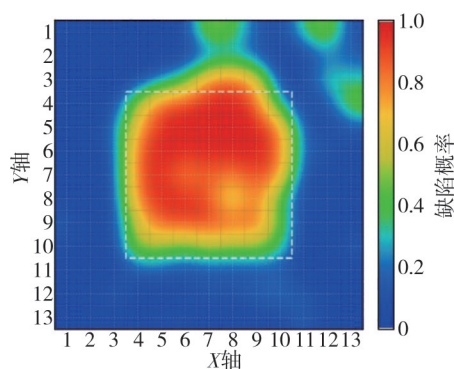


图8 缺陷概率热力图

Fig. 8 Defect probability heatmap

如图8所示,GBDT模型的预测结果与真实缺陷分布呈现高度空间一致性,成功实现混凝土内部缺陷的定位。

3 结论

本研究针对混凝土结构无损检测的自动化与高精度需求,提出了一种融合激光致声技术、WPD与GBDT的智能检测方案。通过构建WPD-GBDT组合模型,充分挖掘激光致声信号的时频域统计特征并学习其非线性关系,在自建混凝土数据集上实现了90%的准确率与94%的召回率,显著降低了缺陷漏检风险。进一步通过概率映射生成缺陷等高线图,实现了缺陷区域的空间可视化定位,结果表明定位结果与真实缺陷分布基本吻合。本研究证实了所述方法在混凝土缺陷识别与定位方面的有效性与工程应用潜力,为结构健康监测提供了一种新的解决方案。为提升模型的泛化能力,未来工作可着重于扩展数据集,包括不同强度等级的混凝土试块、多种缺陷形状以及不同尺寸和深度的缺陷样本。通过增加样本多样性,可以进一步验证模型的鲁棒性,以提升模型在真实工程环境中的适用性。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

[1] 潘远,周双喜,杨丹. 基于改进Unet模型的混凝土裂缝分割研究[J]. 华东交通大学学报, 2024, 41(1): 11-19.
Pan Yuan, Zhou Shuangxi, Yang Dan. Research on concrete crack segmentation based on improved unet model[J]. Journal of East China Jiaotong University,

2024, 41(1): 11-19. (in Chinese)

[2] 涂兵,覃成金. 基于SAFT的钢管混凝土脱空缺陷检测研究[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2025, 50(4): 723-735.

Tu Bing, Qin Chengjin. Research on debonding defect detection of concrete-filled steel tubular based on SAFT [J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2025, 50(4): 723-735. (in Chinese)

[3] Zheng X, Liu F, Luo T, et al. Study on durability and pore characteristics of concrete under salt freezing environment[J]. Materials, 2021, 14(23): 7228.

[4] Rehman S K U, Ibrahim Z, Ali Memon S, et al. Non-destructive test methods for concrete bridges: a review [J]. Construction and Building Materials, 2016, 107: 58-86.

[5] 薛颖杰,陈智刚,杨芮,等. 椭圆截面弹体侵彻多层混凝土靶的数值仿真[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2025, 46(1): 35-44.

Xue Yingjie, Chen Zhigang, Yang Rui, et al. Numerical simulation of elliptical cross-section projectile penetrating into multi-layer concrete target [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2025, 46(1): 35-44. (in Chinese)

[6] 邹锦阳,张雅婷,丁欣,等. 激光致声混凝土内部空洞检测[J]. 红外与激光工程, 2023, 52(1): 134-143.

Zou Jinyang, Zhang Yating, Ding Xin, et al. Detection of internal cavities in concrete with laser-acoustic method [J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(1): 134-143. (in Chinese)

[7] Wang K, He M, Fan Z, et al. Impact wave propagation mechanisms and response characteristics in defective concrete [J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(8): 085005.

[8] 张瑞杰. 基于轻量化神经网络的混凝土图像缺陷检测方法[D]. 北京: 北京化工大学, 2025: 9.

Zhang Ruijie. Concrete image defect detection method based on light weight neural network [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2025: 9. (in Chinese)

[9] 李昊璇,孙宇翔. 基于改进YOLOv8的钢材表面缺陷检测[J]. 测试技术学报, 2025, 40(1): 1-9.

Li Haoxuan, Sun Yuxiang. Steel surface defect detection based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 40(1): 1-9. (in Chinese)

[10] 柴艳丽,朱岩,王建强. 融合循环自相关函数的小波分析算法在微裂缝检测中的应用[J]. 测试技术学

- 报, 2019, 33(2): 116-120.
- Chai Yanli, Zhu Yan, Wang Jianqiang. Wavelet analysis algorithm integrating cyclic autocorrelation function for micro crack detection[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2019, 33(2): 116-120. (in Chinese)
- [11] 王嘉敏, 武文红, 牛恒茂, 等. 基于深度学习的混凝土缺陷检测方法综述[J]. 计算机科学, 2025, 52(S1): 347-358.
- Wang Jiamin, Wu Wenhong, Niu Hengmao, et al. Review of concrete defect detection methods based on deep learning[J]. Computer Science, 2025, 52(S1): 347-358. (in Chinese)
- [12] 钱锋. 基于机器视觉的混凝土裂缝检测方法综述[J]. 中国建设信息化, 2025(16): 42-48.
- Qian Feng. Summary of concrete crack detection methods based on machine vision[J]. Informatization of China Construction, 2025(16): 42-48. (in Chinese)
- [13] 袁红. 激光烧蚀固体材料引起力学效应的数值模拟研究[D]. 绵阳: 中国工程物理研究院, 2011: 27.
- Yuan Hong. Numerical simulation study on mechanical effects caused by laser ablation of solid materials [D]. Mianyang: China Academy of Engineering Physics, 2011: 27. (in Chinese)
- [14] 李炎隆, 王军忠, 陈俊豪, 等. 冲击回波法对混凝土内部损伤检测的试验研究[J]. 应用力学学报, 2020, 37(1): 149-154.
- Li Yanlong, Wang Junzhong, Chen Junhao, et al. Experimental study on the detection of internal damage of concrete by impact-echo method[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2020, 37(1): 149-154. (in Chinese)
- [15] Choi S, Jhang K Y. Internal defect detection using laser-generated longitudinal waves in ablation regime [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32(9): 4191-4200.
- [16] Katakura K, Akamatsu R, Sugimoto T, et al. Study on detectable size and depth of defects in noncontact acoustic inspection method [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2014, 53(7S): 07KC15.
- [17] Penedo S R M, Netto M L, Justo J F. Designing digital filter banks using wavelets[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2019(1): 33.
- [18] Yan R, Gao R X, Chen X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: a review with applications[J]. Signal Processing, 2014, 96: 1-15.
- [19] Sun B, Liu X. Bearing early fault detection and degradation tracking based on support tensor data description with feature tensor [J]. Applied Acoustics, 2022, 188: 108530.