

基于机器学习的黏钢构件黏接层缺陷识别方法研究*

姚浩¹, 夏桂然², 刘泽佳², 周立成²

(1. 广州交通投资集团有限公司, 广州 510330;
2. 华南理工大学 土木与交通学院, 广州 510641)

(我刊青年编委周立成来稿)

摘要: 对黏钢加固结构黏接层缺陷对超声检测信号的影响进行了深入研究,并提出了一种基于机器学习的黏接层缺陷识别的新型方法.首先,该文基于直接接触式的脉冲回波反射法对黏钢构件进行有限元模拟,并阐述了超声波在黏钢构件中的传播规律;其次,通过分析局部段超声回波信号及相关信号特征,讨论了不同缺陷变量对超声回波信号的影响规律;最后,建立了黏钢构件超声时程响应数据集,并对比了不同机器学习模型对缺陷大小、位置的分类识别性能,形成了黏钢构件黏接层缺陷识别方法.结果表明,局部段超声回波信号及其特征随着缺陷大小、位置的改变呈规律性变化,能够对缺陷信息进行初步区分.同时,该文提出的基于 RF 模型的黏钢构件黏接层缺陷识别方法能够有效识别黏钢构件黏接层缺陷,具有较广阔的工程应用前景.

关键词: 超声检测; 机器学习; 黏钢构件; 黏接层缺陷

中图分类号: O3 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.440365

A Defect Identification Method for Bonding Layers of Adhesive Steel Members Based on Machine Learning

YAO Hao¹, XIA Guiran², LIU Zejia², ZHOU Licheng²

(1. *Guangzhou Communications Investment Group Co., Ltd.*,
Guangzhou 510330, P.R.China;

2. *School of Civil Engineering & Transportation, South China University of Technology*,
Guangzhou 510641, P.R.China)

(Contributed by ZHOU Licheng, M.AMM Youth Editorial Board)

Abstract: The effects of bonding layer defects on ultrasonic detection signals of bonded steel reinforced structures were deeply studied and a new method for the bonding layer defect identification based on machine learning was proposed. Firstly, based on the direct contact pulse-echo reflection method, the finite element simulation of the viscous steel member was carried out, and the propagation law of ultrasonic waves in the viscous steel member was expounded. Secondly, the characteristics of local ultrasonic echo signals and related signals were analyzed, and the effects of different defect variables on ultrasonic echo signals were discussed. Finally, the ultrasonic time-history response data set of the adhesive steel member was established, and the classifica-

* 收稿日期: 2023-12-25; 修订日期: 2024-01-24

基金项目: 广东省自然科学基金(2023A1515012942)

作者简介: 姚浩(1991—),男,硕士(E-mail: yyaohao@foxmail.com);

周立成(1987—),男,副教授,博士(通讯作者. E-mail: ctclzhou@scut.edu.cn).

引用格式: 姚浩,夏桂然,刘泽佳,周立成.基于机器学习的黏钢构件黏接层缺陷识别方法研究[J].应用数学和力学,2024,45(4):429-442.

tion and recognition performances of different machine learning models for the size and location of defects were compared, and the defect identification method for the adhesive layer of the bonded steel member was built. The results show that, the local ultrasonic echo signal and its characteristics change regularly with the defect size and location, which can help preliminarily distinguish the defect information. Meanwhile, the proposed RF model-based defect identification method can effectively identify the defects of the adhesive layer in the bonded steel member, and has a broad engineering application prospect.

Key words: ultrasonic testing; machine learning; bonded steel component; bonding layer defect

0 引言

根据交通运输部统计,截止 2021 年,我国公路桥梁数量总计达 96.11 万座,总长度达 7 380.21 万米,且在近年来分别以 3.15%、7.58% 的增速不断发展。随着中国经济的高速发展,交通量增加趋势明显,桥梁结构特别是一些大型桥梁在服役期间长期处于超负荷的运营状态^[1-2]。为维持桥梁结构的刚度和强度,工程上使用最广泛的桥梁修复加固措施为黏钢加固法^[3-4],而对于黏钢加固体系,加固后结构的承载力能否得到有效提高,取决于黏接层质量,即黏接层是否能使钢板与结构协同受力^[5]。黏接层缺陷是影响黏接质量的重要因素,缺陷的存在会造成结构强度下降、应力集中和不均匀分布以及疲劳寿命下降等负面影响,从而降低黏钢加固结构的承载能力和使用寿命^[6-7]。

当今在黏接结构缺陷识别领域,无损检测方法已经相当多样化,超声波法、红外热像法、渗透法、X 射线法等均有应用。由于超声波法具有灵敏度高、成本低和使用方便等优点,更受检测单位的青睐^[8-9]。然而,在研究损伤检测机理以及相关规律时,使用传统试验方法通常存在某些局限性和困难,因此采用有限元模拟技术辅助超声检测方法的研究手段成为科研人员的主要选择。相关的主要研究可以分为两类:一类是基于回波信号简单信息及波场分布的研究,如孙朝明等^[10]利用回波幅值成功识别出钢-铅两层黏接结构脱黏尺寸的大小;此外,Sun 等^[11]以铅-钢黏接结构为对象,模拟了超声波的传播过程,并阐明了脱黏缺陷对波场分布的影响。另一类是对回波信号深层信息的研究,如陈军等^[12]采用非线性超声检测的方法,研究了 AZ31 镁铝合金不同尺寸黏接缺陷对非线性系数的影响;郝威等^[13]探究了实际超声 C 扫描检测中含不同类型缺陷的复合材料蜂窝夹芯层超声大幅衰减的问题;李伟等^[14]有效模拟了碳纤维布多层复合材料的超声检测过程,准确识别出缺陷存在及缺陷位置;此外,Wojtczak 等^[15]通过对在某一区域记录的波速信号进行 RMS 处理,实现了单搭接钢板缺陷实际位置和几何形状的识别。这些研究通过有限元模拟技术辅助超声波检测方法,实现了缺陷位置、形态和尺寸等信息的准确定位、识别和评估,提高了结构缺陷检测的准确性和可靠性,为相关领域的发展提供了新思路和方法。

然而,目前大多数超声检测方法的相关研究仅局限于实验室或苛刻的实验条件(如水浸超声),难以实际应用于工程。除去工程的可操作性外,要将超声检测应用于黏钢加固的实际工程之中仍存在着以下局限:一方面是不同的材料之间的声阻抗差异大,使回波信号的缺陷特征不明显,导致缺陷信息难以直接通过信号辨别;另一方面,超声波在不同界面中的反射和折射受到多种因素的影响,通常需要有经验的检测人员进行数据采集和分析,即便如此,也会带来极大的不确定性。对此,机器学习方法可以通过对大量数据的学习和分析来自动提取不同特征的信息,具有高效的数据处理和模式识别能力,在解决这些问题方面有着很大的潜力。近年来,机器学习在缺陷识别领域的应用主要涵盖图像识别、声波信号识别等方向。在图像识别方面:Wang 等^[16]采用超声相控阵全聚焦法获取能源管道焊缝中不同类型缺陷的图像,分析探讨了四种不同机器学习模型对图像进行缺陷分类的可行性、有效性;Liu 等^[17]基于铸铁缸盖缺陷信号对应的特征谱图,使用卷积神经网络提高了对单孔、多孔等不同类型的缺陷的识别效率。在声波信号识别方面,Lv 等^[18]提取了 12 个激光超声信号的敏感特征向量,并结合主成分分析以及机器学习方法,实现了金属构件表面缺陷宽度和深度的量化;Sambath 等^[19]结合超声波扫描信号的小波特征和人工神经网络,实现了对焊缝四种不同类型的缺陷的识别区分。这些成果表明,机器学习在缺陷识别领域具有广泛的应用前景和潜力,有望为黏接结构的缺陷检测提供有效手段和技术支持。

近年来,有关黏钢加固结构的超声脉冲回波技术的相关研究匮乏,仅有的研究所使用的方法或仅局限于实验室条件,难以应用于实际工程,或仅局限于黏接层缺陷大小的识别,忽略了缺陷在黏接层厚度方向上的位置变化,或存在数据分析过于复杂、难以实现实时检测等问题.针对以上问题,本文将基于直接接触式的脉冲回波反射法,采用有限元模拟技术并结合相关特征提取方法,对黏钢加固结构开展不同缺陷工况下超声波信号影响的研究分析,为实际工程应用提供了必要的技术支持.此外,为实现黏接层缺陷大小、位置的高效检测,本文将使用机器学习算法对不同缺陷工况对应的超声波信号进行识别,可为工程上黏钢加固质量检测方法的制定提供新方向.

1 脉冲反射回波法及有限元模拟原理

1.1 脉冲反射回波法

超声波传播原理与光线类似,声波会在传播介质的界面上发生反射、折射等现象,其在黏钢构件中的传播如图 1 所示,脉冲反射回波法利用界面两端介质声阻抗的不同,使超声波发生不同程度的反射、透射,从而产生不同的波形信号,以达到对被检工件中是否有缺陷以及缺陷信息的判断与识别,其中,超声波在不同传播介质界面上的反射率 F_{ij} 和透射率 T_{ij} 由界面两侧介质的声阻抗 Z_i 决定^[20]:

$$T_{ij} = \frac{2Z_j}{Z_i + Z_j}, \tag{1}$$

$$F_{ij} = \frac{Z_j - Z_i}{Z_i + Z_j}. \tag{2}$$

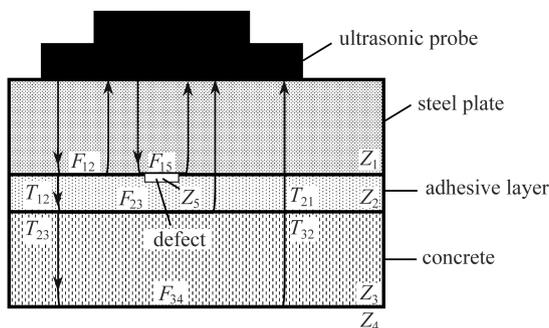


图 1 黏钢构件中超声波传播示意

Fig. 1 Ultrasonic propagation in the bonded steel member

1.2 超声检测有限元模拟原理

弹性动力学主要研究在动荷载作用下弹性体内各点的位移场、应力场以及应变场随位置和时间改变而改变的规律,通常可用于解释超声波的传播过程.在讨论弹性介质中波的传播时,利用位移表示的方程较为方便,对此,结合位移形式下的运动微分方程、几何方程、物理方程,推导得到 Navier 方程如下^[10-11,21]:

$$(\lambda + G) \nabla(\nabla \cdot u) + G \nabla^2 u + \rho X = \rho \frac{\partial^2 u}{\partial t^2}, \tag{3}$$

式中, λ, G 为 Lamé 常数,其数值与材料的弹性模量 E 和 Poisson 比 ν 有关; ∇ 为矢量 Hamilton 微分算子; u 为位移; ∇^2 为 Laplace 算子; ρ 为密度; X 为外荷载.

在二维情况下,将式(3)简化,可得出关于时间的弹性运动方程的有限元形式如下^[10-11,21]:

$$M \frac{\partial^2 U}{\partial t^2} + KU = F, \tag{4}$$

式中, M 为单元质量矩阵; U 为单元位移矩阵; K 为单元刚度矩阵; F 为外荷载矩阵.求解式(4)即可得到作用荷载在被检工件中激励的弹性波声场.

此外,超声波纵波在固体中传播速度的计算公式为^[10]

$$C_p = \sqrt{\frac{E(1 - \nu)}{(1 + \nu)(1 - 2\nu)\rho}}. \tag{5}$$

2 黏钢构件模型建立及实验验证

本文黏钢构件超声检测有限元模型采用 COMSOL 软件中的二维轴对称模型构建,图 2 展示了黏接层无缺陷的黏钢构件有限元模型.在几何上,黏钢构件为三层结构,由 10 mm 厚的钢板与 10 mm 厚的混凝土通过环氧树脂结构胶黏接而成,且黏接层厚度为 6 mm.考虑到钢材声阻抗与环氧树脂结构胶、空气声阻抗差异较大,超声波从钢板表面处开始纵向传播,当超声波传播至钢板/环氧树脂结构胶界面或缺陷处时,超声波发生强烈反射,使进入混凝土内部和反射至探头处的超声波占比极低,可忽略不计.同时,在混凝土底部和整体模型外围设置低反射边界,用以吸收残余波,从而消除边界对数值模拟结果的影响.

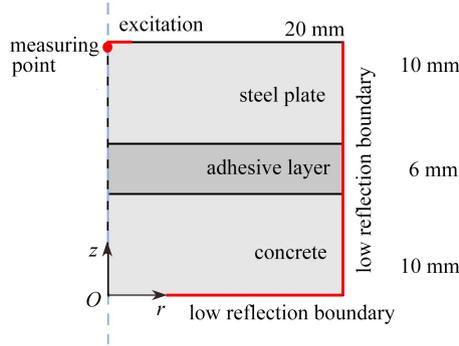


图 2 黏钢构件有限元模型

Fig. 2 The finite element model for the adhesive steel member

在材料方面,采用 Q345b 钢板、E2300S 环氧树脂结构胶以及 C25 混凝土,对应材料参数计算数值如表 1 所示.

表 1 材料参数

Table 1 Material parameters

simulation material	density $\rho / (\text{kg}/\text{m}^3)$	elasticity modulus E / MPa	Poisson's ratio ν
steel	7.85×10^3	2.00×10^5	0.28
epoxy structural adhesive	1.20×10^3	2.02×10^3	0.48
concrete	2.50×10^3	2.50×10^4	0.20

在有限元计算中,超声激励信号设置为工程上超声波检测中常用的 Gauss 脉冲,并通过添加一个正弦函数的窗函数将频率集中,具体表达式如下:

$$A(t) = e^{-10} \cdot S(t) \cdot \sin(2\pi ft), \quad (6)$$

式中, $A(t)$ 为随时间变化的超声激励幅值; $S(t)$ 为 Gauss 脉冲函数; f 为超声波中心频率.对应以上激励表达式,将超声激励的中心频率设置为 $f = 2.50 \text{ MHz}$,得到具体超声激励信号如图 3 所示,图中信号幅度将作为位移载荷作用于探头对应范围内的节点上.

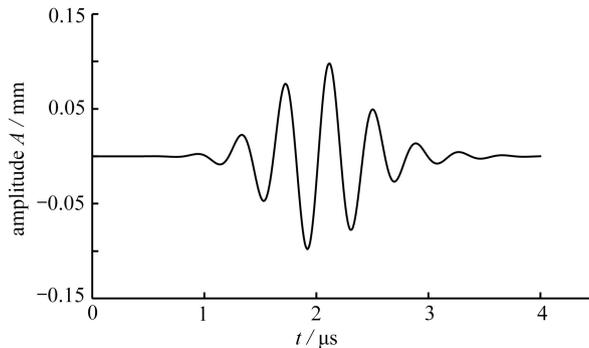
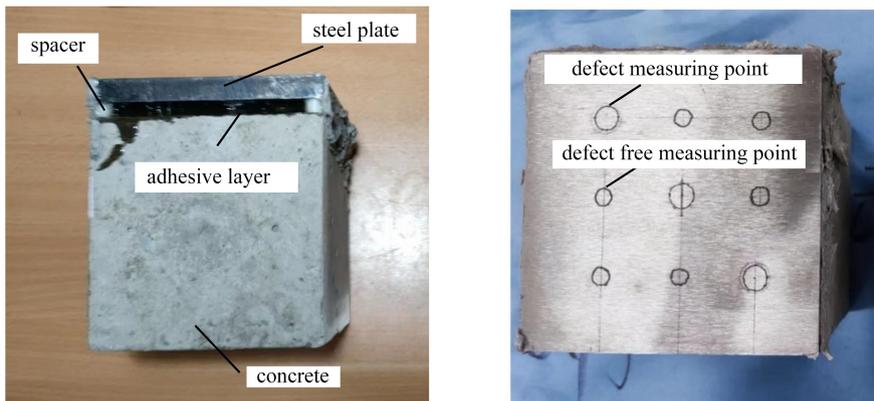


图 3 超声激励信号

Fig. 3 The ultrasonic excitation signal

在前处理设置中,为使所划分网格尽量规则、均匀,对钢板和混凝土采用映射的方式进行四边形网格划分,对环氧树脂结构胶层则使用自由三角形网格.此外,为保证有限元模拟的准确性,将网格允许最大单元的大小限制为超声波纵波波长的十分之一.

图 4 展示了实验用黏钢构件的整体概况及测点分布.该构件根据公路桥梁黏钢加固现场等比例制作而成,构件整体为三层结构,由上到下分别为钢板、环氧树脂结构胶以及混凝土块,所用材料厚度尺寸、牌号均与有限元模型相对应.同时,构件通过预置环氧树脂圆环形成特定尺寸缺陷,并在黏接层中均匀布置.此外,本次实验的超声检测设备选型为 CTS-9006PLUS,配备探头型号为 2.5Z6N,且分别对均匀布置的 3 个缺陷测点及 6 个无缺陷测点进行检测,并通过取平均的方式分别采集黏接层缺陷测点和无缺陷测点的检测信号.



(a) 黏钢构件整体结构

(b) 测点分布

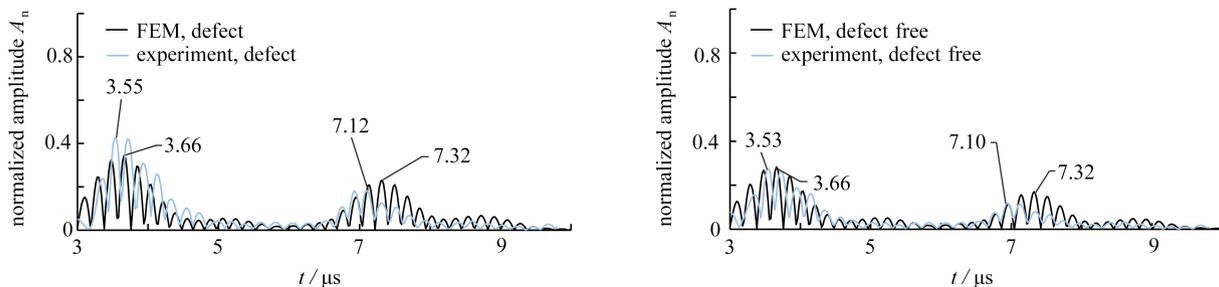
(a) The structure of the steel members

(b) The measuring points distribution

图 4 黏钢构件整体概况及测点分布情况

Fig. 4 The general layout and measuring points distribution of the steel members

以下通过对比超声检测信号及有限元模型计算结果以验证有限元模型的有效性.为了更好地进行对比分析,本研究预先将信号统一处理为全波输出模式,并剔除信号的激励部分后对信号幅值进行归一化,得到黏接层缺陷/无缺陷测点的实验及仿真信号对比结果,如图 5 所示.可见,对于黏接层缺陷工况,有限元模拟信号中的幅值、声时值与实验检测差异最大分别不超过 0.09 和 0.2 μs ;而对于黏接层无缺陷工况,仿真与实验结果在幅值、声时值上差异最大分别不超过 0.04 和 0.22 μs .可以看出,无论是无缺陷测点还是缺陷测点,经校正后的有限元模型的计算结果与实验结果在波峰幅值以及波峰对应的声时上差异极小,而这些微小偏差一般是由于实验中材料尺寸厚度及其属性参数无法与有限元中的设定完全一致所导致的.因此,可认为本研究所构建的有限元模型能够真实模拟实际检测情况,具有较高的可靠性.



(a) 黏接层缺陷测点检测结果对比

(b) 黏接层无缺陷测点检测结果对比

(a) Comparison of detection results of defect points on the adhesive layer

(b) Comparison of detection results of defect free points on the adhesive layer

图 5 黏接层超声检测与有限元模拟结果对比结果

Fig. 5 Comparison of ultrasonic detection and finite element simulation results of the adhesive layer

注 为了解释图中的颜色,读者可以参考本文的电子网页版本,后同.

3 缺陷对超声信号的影响规律研究

3.1 黏接层无缺陷的黏钢构件

超声检测对被检工件的判定方法,其基本依据是超声探头所接收的 A 扫描信号,即在设定时间和探头范围内随时间变化的一维波形信号.在计算时,计算时间步长设置为 $0.02 \mu\text{s}$,共计 1 000 个载荷步,得到黏接层无缺陷的黏钢构件超声检测仿真结果,如图 6 所示.图中,第一个波为超声波激励,当超声波传播至钢板-黏接层界面时,部分超声波发生反射形成钢板回波被探头接收;其余部分透射进入黏接层,并依次在黏接层-混凝土界面、钢板-黏接层界面发生反射、透射,形成黏接层回波并被探头接收.根据建模所设材料参数及式 (5) 可知,超声纵波在钢板中传播的速度为 $5\,707.0 \text{ m/s}$,在环氧树脂黏接层中传播的速度为 $3\,677.7 \text{ m/s}$,且超声波在钢层、环氧树脂黏接层中往返一次分别耗时 $3.50 \mu\text{s}$, $1.63 \mu\text{s}$,推知钢板、黏接层各回波位置如图 6 所示.

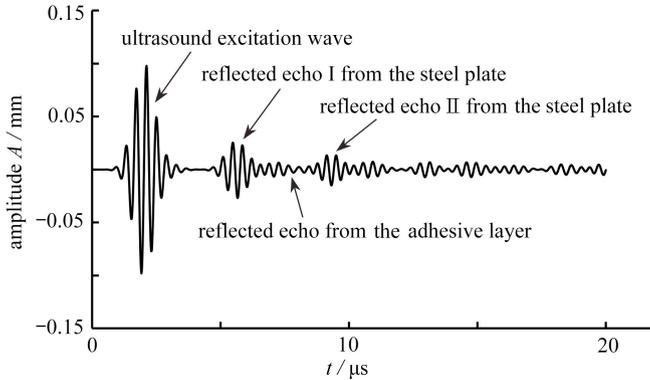


图 6 超声检测回波信号

Fig. 6 Ultrasonic detection echo signals

此外,通过有限元仿真的声场云图,能够实现超声波在黏钢构件中传播过程的可视化,能更直观地展现超声波在黏钢构件中的传播规律.取超声波声场分布时间 $t = 2.00 \mu\text{s}$, $2.80 \mu\text{s}$, $4.60 \mu\text{s}$, $14.00 \mu\text{s}$ 进行考察,如图 7 所示,图中模型由上往下分别为钢板、环氧树脂黏接层和混凝土,示意条上不同颜色代表的数值为 z 方向上的位移.

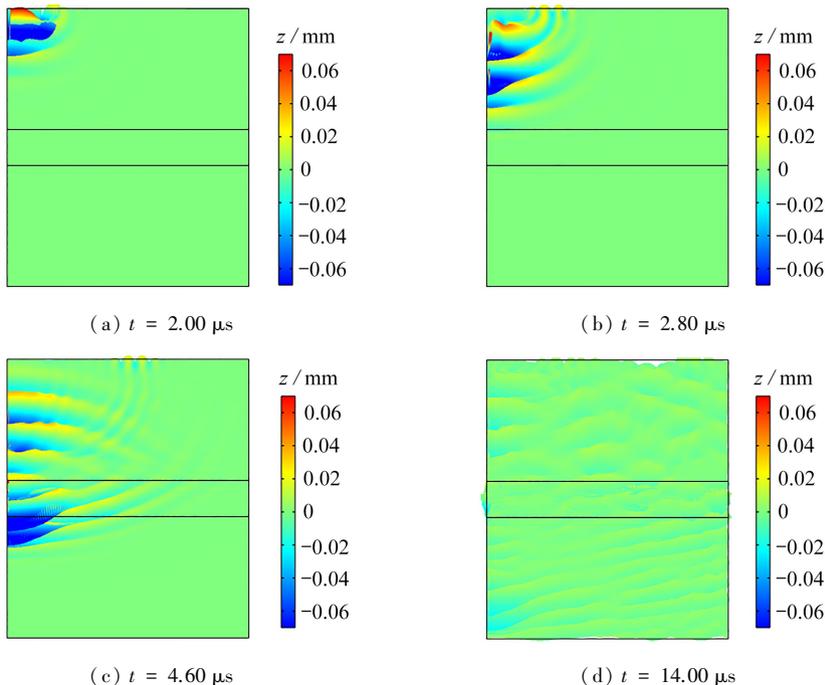


图 7 超声检测声场云图

Fig. 7 Sound fields of the ultrasonic detection

图 7(a)、7(b)为超声波从黏钢构件的钢板上表面垂直入射的初始阶段,可见,随着时间增加,超声波沿着指定位移方向传播,且能量较大.由图 7(c)可见,超声波在接触到钢板-黏接层界面后,部分声波反射,而部分声波透过界面在黏接层中继续传播且展示了超声波在黏接层-混凝土界面的行为,同理,超声波在此处亦发生反射及透射现象.图 7(d)为超声波在黏钢构件中发生多次反射、透射后的声场云图,由图中代表超声波能量大小的颜色深浅也可以基本判断,超声波能量随着发生反射及透射现象的次数增加而逐步减小,最终将衰减至零.

3.2 黏接层缺陷尺寸对超声信号的影响

在实际的黏钢加固施工中,手工涂胶和压力注胶是两种主要的黏贴工艺.由于施工不严谨、环氧树脂结构胶中气泡难以去除或黏钢加固后结构继续服役等因素的影响,常常会导致黏钢加固结构黏接层出现缺陷.目前常见的典型缺陷包括上紧贴型缺陷、中层缺陷以及下紧贴型缺陷,其中,上紧贴型缺陷的上表面与钢板下表面重合,中层型缺陷完全包含在黏接层内且不与外界相通,而下紧贴型缺陷的下表面则与混凝土上表面贴合.具体情况如图 8 所示.

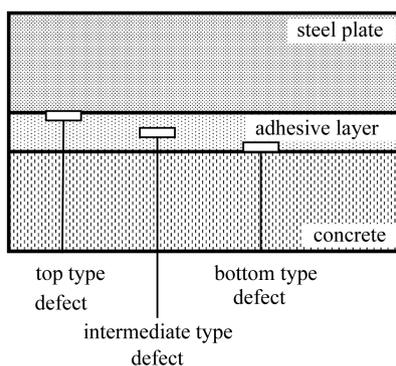


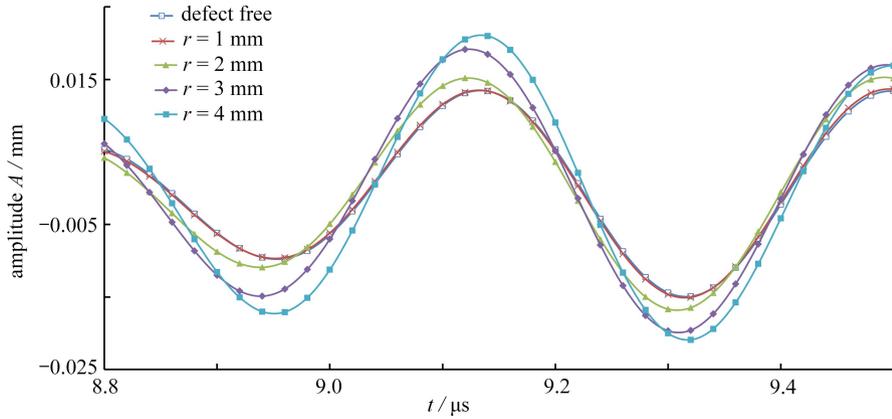
图 8 黏钢构件缺陷示意图

Fig. 8 Diagram of defects in the bonded steel member

由图 8 可知,典型缺陷主要是以缺陷在黏接层的不同位置区分的,而缺陷的大小也是缺陷的一个重要特征,因此以下分别讨论缺陷大小、位置对超声检测信号的影响.在黏钢构件有限元模型中,通过在黏接层不同位置设置不同大小的空洞,以达到模拟缺陷的效果.在超声检测模拟时,模型参数均按照 3.1 小节设置,且为研究缺陷大小对波形信号的影响,在黏钢构件黏接层处分别加入缺陷厚度为 1 mm,缺陷半径分别为 1 mm, 2 mm, 3 mm, 4 mm 的上紧贴型缺陷.

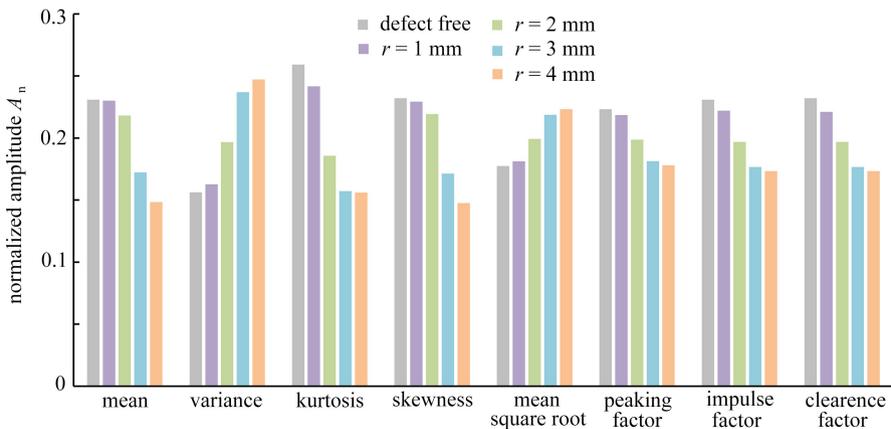
由于缺陷上表面与钢板-黏接层界面重合,当超声波第一次传播至钢板-黏接层界面处时,发生强烈反射部分的超声波继续在钢板中传播,直至第二次抵达钢板-黏接层界面,此时产生的回波幅值包含了黏接层缺陷的信息,且信号更加稳定,故截取该信号区段进行对比分析.如图 9(a)所示,在所选区段超声回波信号,黏接层无缺陷工况下对应的回波幅值最低,这是由于缺陷中空气的声阻抗小于环氧树脂的声阻抗,使超声波在第一次和第二次抵达钢板-黏接层界面时反射较少,导致该区段回波幅值低.此外,随着黏接层内缺陷半径的增加,回波幅值逐渐增加,但当黏接层缺陷半径为 1 mm 时,其回波幅值略高于黏接层无缺陷工况下的回波幅值.

为更好地研究黏接层中缺陷尺寸对超声回波整体信号的影响,本文将黏接层不同缺陷尺寸工况下波形信号的超声激励部分去除,并提取剩余信号的归一化时域特征进行讨论.如图 9(b)所示,所选的时域特征的变化均具有一定的规律性,总体可以分为两大类.其中,平均值、峭度、偏度、峰值因子、脉冲因子、裕度因子指标均在黏接层无缺陷时达到最大值,且随着缺陷尺寸的增大而减小;而方差、均方根指标在黏接层无缺陷时值最小,且随着缺陷尺寸的增大,指标值有上升的趋势.由上述分析可知,结合超声回波信号及其时域特征,可以实现对缺陷尺寸的区分.



(a) 局部回波信号对比

(a) The local echo signal comparison



(b) 超声回波信号时域特征对比

(b) Comparison of time domain characteristics of ultrasonic echo signals

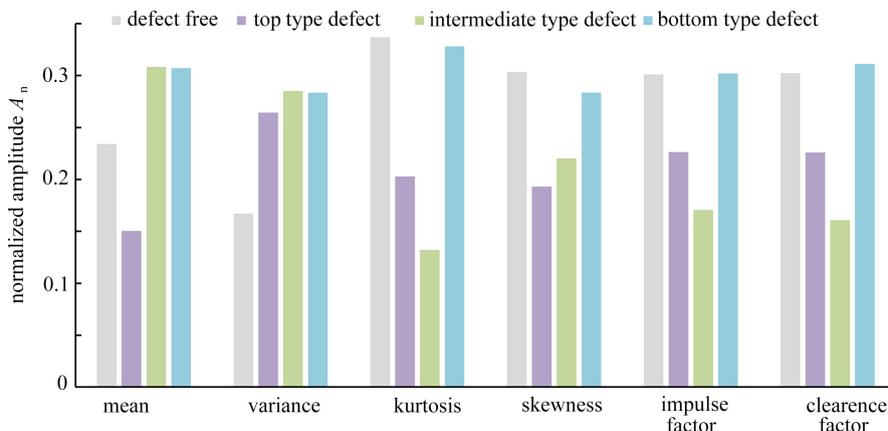
图9 不同缺陷尺寸对超声信号的影响

Fig. 9 Influences of different defect sizes on ultrasonic signals

3.3 黏接层缺陷位置对超声信号的影响

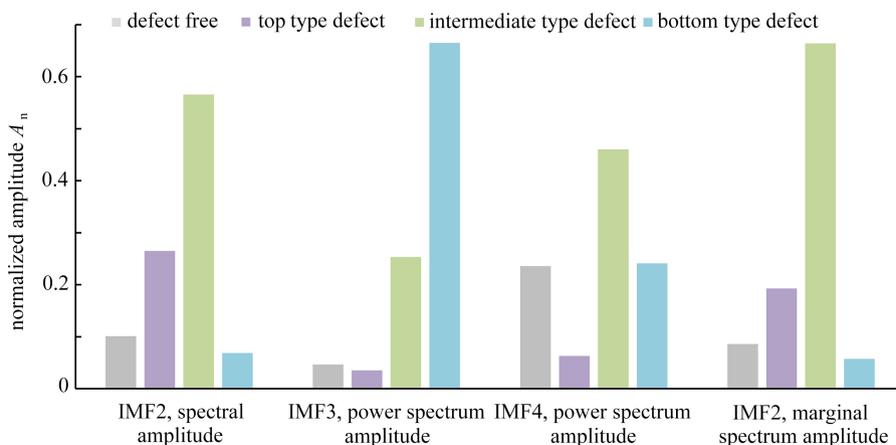
为了研究缺陷位置对超声检测信号的影响,本研究以半径为4 mm、厚度为1 mm的缺陷为例,将缺陷分别布置在黏接层的上、中、下部。由于缺陷位于不同位置且超声波在不同介质中传播的衰减特性,使得超声波在缺陷表面反射的时间和后续在黏钢构件中传播的超声波强度存在差异,因此很难直接通过超声时序信号判断缺陷位置。为解决这个问题,我们使用各种特征指标进行分析。在去除信号激励部分后,本研究提取剩余超声检测信号的归一化时域特征,如图10(a)所示。在该图中,含有下紧贴型缺陷和无缺陷的黏接层回波信号在峭度、偏度、脉冲因子和裕度因子指标上表现较强;而含有上紧贴型缺陷和无缺陷的超声回波信号则在平均值和方差指标上表现最弱。

为深入挖掘缺陷位置对超声检测信号的影响,本研究结合经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)法获取信号的时频域特征,并提取前5个本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF)的归一化频谱幅值、归一化功率谱幅值以及归一化边际谱幅值进行分析。其中,图10(b)显示了具有明显区分度的特征。从图中可以看出,在第三个IMF(IMF3)的功率谱幅值指标中,下紧贴型缺陷的回波信号取得最大值;而在第二个IMF(IMF2)的频谱幅值和边际谱幅值指标上,中层型缺陷的回波信号均取得最大值;此外,在第四个IMF(IMF4)的功率谱指标上,上紧贴型缺陷的回波信号取得最小值。综合上述各种特征指标,可以直观地看出不同位置的缺陷对超声检测信号的影响,并能以此对黏接层中的3种不同缺陷位置进行初步区分。



(a) 超声回波信号时域特征对比

(a) Comparison of time domain characteristics of ultrasonic echo signals



(b) 超声回波信号 IMF 特征对比

(b) Comparison of IMF characteristics of ultrasonic echo signals

图 10 不同缺陷位置对超声信号的影响

Fig. 10 Influences of different defect positions on ultrasonic signals

4 基于机器学习的缺陷识别方法

4.1 超声时程响应数据集

在第 3 节的讨论中,我们得知超声波信号的局部区域幅值、浅层的时域特征以及深层的信号特征会随着黏钢加固结构中黏结层缺陷大小、位置不同产生规律性变化,该结果进一步增强了机器学习算法在缺陷信息识别应用上的可行性。

为了产生大量的数据以供机器学习模型进行学习,本文在第 2 节建立的有限元模型基础上,将缺陷厚度设置为 1 mm,并通过改变胶层厚度、缺陷直径以及缺陷在胶层厚度方向上的位置来生成一系列符合实际工程情况的缺陷工况。具体而言,根据黏接层的厚度,将胶层厚度设置在 1~4 mm 之间;缺陷直径范围在 1~15 mm,步长为 0.5 mm;缺陷位置沿着胶层方向移动,步长为 0.1 mm,移动次数根据胶层厚度的变化而变化。综合计算得到总共 1 856 个不同的工况,具体统计情况详见表 2。这样的设计能够更好地模拟实际工程中的缺陷情况,并且为机器学习模型提供足够的训练数据。

考虑到实际工程中的检测要求,本研究根据相应的容许误差对计算得到的工况数据打上对应的缺陷大小、位置标签,形成超声检测数据集。此外,在标记数据前,均从信号中去除了超声激励部分,仅保留了代表缺陷大小和位置信息的局部信号,以减少输入数据的冗余度。

表2 超声检测数据集工况统计

Table 2 Working condition statistics of the ultrasonic test data set

thickness of adhesive h_a /mm	number of changes in the defect location	number of changes in defect diameter	number of working conditions corresponding to various thicknesses
1	1	29	29
2	11	29	319
3	21	29	609
4	31	29	899

4.2 机器学习模型选用及参数设置

机器学习的优势在于可以自动从大规模和复杂的超声检测信号中提取信息,并快速构建分类预测模型。然而,不同的模型适用于不同类型和大小数据集。对于本研究中的超声时程响应数据集,我们将采用三种传统的机器学习模型进行黏钢加固结构黏结层缺陷大小、位置的分类识别,并通过比较不同模型的分类识别能力来进行研究,具体包括随机森林(RF)模型、决策树(DT)模型以及K近邻(KNN)模型。其中,RF模型可以处理高维度数据和大规模数据集,且具有较好的鲁棒性和准确性;DT模型则能够处理非线性关系的数据,在小样本情况下表现良好;KNN模型对于数据分布没有限制,适用于非线性和高度复杂的数据。

在进行模型搭建时,主要包括数据预处理、训练集和测试集划分以及模型参数设置等几个部分。本研究中,RF、DT和KNN模型均使用最小-最大规范化方法(min-max scaler)对原始超声时域数据进行归一化处理,将数据范围限制在 $[-1, 1]$ 之间,以避免数据差异对模型造成的影响。同时,为提高模型的泛化能力和稳定性,在训练集和测试集上按8:2的比例进行划分,并通过设置random_state参数来控制随机数种子,保证实验结果更加可靠和稳定。

针对RF模型,主要可以调整树的数量和每棵DT的最大深度两个参数。增加树的数量可以提高模型的准确度和鲁棒性,但也会带来计算开销和过拟合风险;而限制每棵DT的最大深度则可以控制模型的过拟合程度,防止模型复杂度过高而导致泛化能力下降。因此,本研究中采用了100棵DT和每棵DT最大深度为10的RF模型。相较于RF模型,DT模型只需要创建一棵DT,因此只需设定DT的最大深度为10。在KNN模型中,应设置的近邻数量不宜过多,否则容易忽略信号的局部特征,本研究中将分类器的近邻数量设置为2。

4.3 结果与讨论

在评估分类模型性能时,常见的指标包括准确率(accuracy)、精准率(precision)、召回率(recall)和 F_1 值(F_1 -score)等。不同的指标适用于不同的场景。本研究针对黏钢加固结构中黏结层缺陷大小、位置的分类识别问题,且在数据集中各容许误差范围内样本数量均衡的条件下,可选用准确率作为机器学习模型分类能力的评判指标。其中,该指标表示分类正确的样本数占总体样本数的比例。

为了降低机器学习算法计算误差并提高识别结果的可靠性,本文中所有模型在分类识别缺陷大小和位置时,均进行了十次计算,并取平均值作为最终结果,具体结果如图11所示。在分类识别中,容许误差指设定的标签值与真实值之间允许存在的最大差异,例如,当所设标签值与真实值之间的差异小于或等于2.5 mm时,则认为是符合要求的;反之,若差异大于2.5 mm,则被认为不符合要求。

在无噪声条件下,所使用的三种模型在缺陷大小的识别任务中均能达到较高的识别准确率,且随着容许误差精度的提升,识别准确率有一定程度的下降。其中,RF模型表现最优,无论是容许误差为 ± 1.0 mm或 ± 2.5 mm,该模型的识别准确率均高于KNN和DT模型的识别准确率,达到95%以上;其次为KNN模型,在缺陷大小的容许误差为 ± 1.0 mm或 ± 2.5 mm时,识别准确率分别达到89.78%,94.09%;DT模型虽然在缺陷大小的识别准确率上表现最差,但在一定误差范围内,也能达到80%以上的识别准确率。在缺陷位置的识别任务中,RF模型的表现略差于DT模型,但其识别准确率也能达到70%以上。因此,在没有噪声影响的情况下,RF模型表现最优,并且在黏钢加固结构黏结层缺陷大小和位置的识别任务中具有优良的识别性能。

在实际的生产应用中,超声检测的信噪比会受到多种因素的影响,例如探头、声束、被检测物体及其表面条件等,而超声信号的精度和可靠性与信噪比的高低密切相关。根据不同的应用场景和检测需求,超声信号

的信噪比范围一般在 20 dB 到 50 dB 之间,同时可以通过优化检测参数或调整超声探头等方法来提高信噪比.为了更好地模拟实际工程检测中不能避免的噪声干扰,本研究通过向超声波信号添加不同强度的 Gauss 白噪声(信噪比为 10 dB,20 dB 和 30 dB)来实现.

使用 RF、DT、KNN 三个机器学习模型对加噪后的超声信号进行缺陷大小和位置的分类识别,具体结果如图 12 所示.相较于图 11 中无噪声的情况,可以看出在分别添加了信噪比为 30 dB,20 dB 和 10 dB 强度的噪声后,各模型在缺陷大小和缺陷位置识别任务中的性能均有所下降,并且随着噪声强度的增加,识别准确率下降越明显.在信噪比为 30 dB 和 20 dB 的检测信号中,RF 模型对于缺陷大小的识别能力下降幅度很小,其识别准确率仍高于 DT 模型和 KNN 模型.其中,当缺陷大小识别容许误差为 ± 2.5 mm 时,识别准确率为 97.26%,91.67%;当缺陷大小识别容许误差为 ± 1.0 mm 时,识别准确率仍能达到 93.33%,84.14%.在信噪比为 10 dB 的条件下,RF 模型对两种容许误差下的识别准确率则分别降至 77.85%,62.74%.此外,在缺陷位置识别任务中,RF 模型的识别准确率对含噪信号较为敏感,从无噪条件下的 72.10%下降至 10 dB 强噪声条件下的 60.97%.可见,在含噪信号中 RF 模型对缺陷位置的识别也能维持 60%以上的准确率.

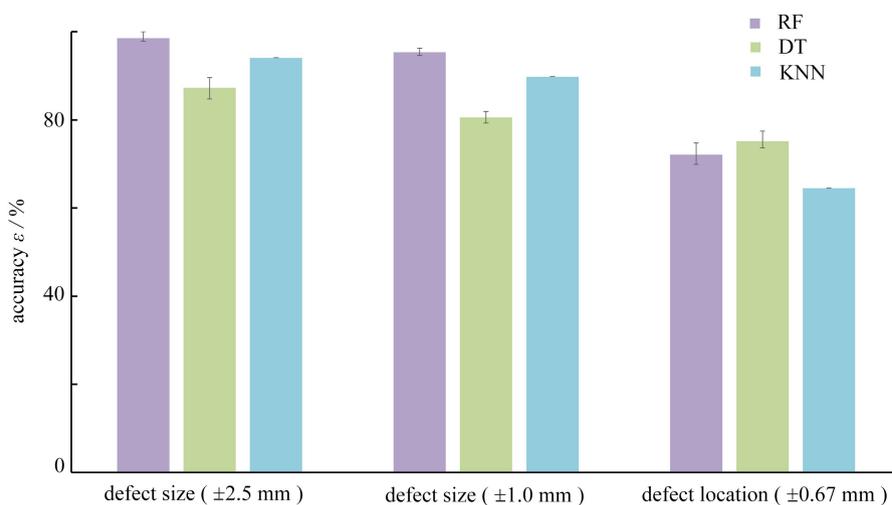
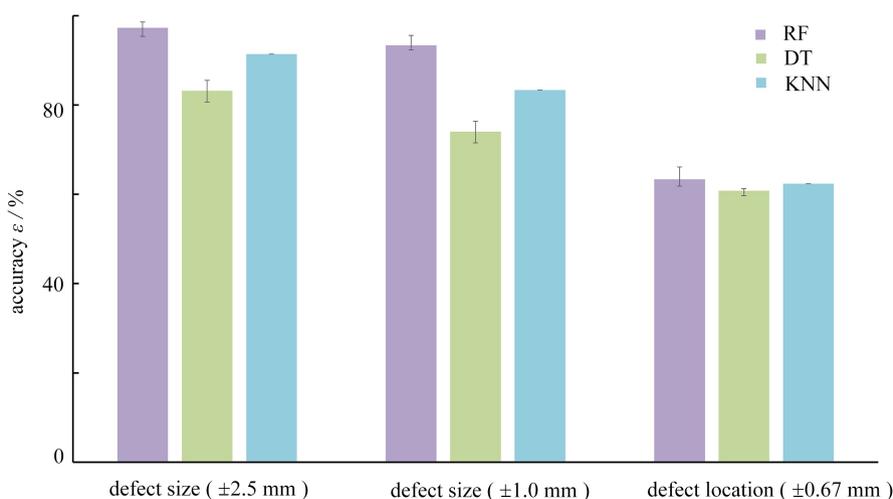


图 11 无噪声工况下 RF、DT、KNN 模型缺陷大小、位置识别准确率

Fig. 11 Defect size and location recognition accuracies of RF, DT, KNN models under the noiseless condition



(a) 噪声强度 30 dB

(a) Noise intensity 30 dB

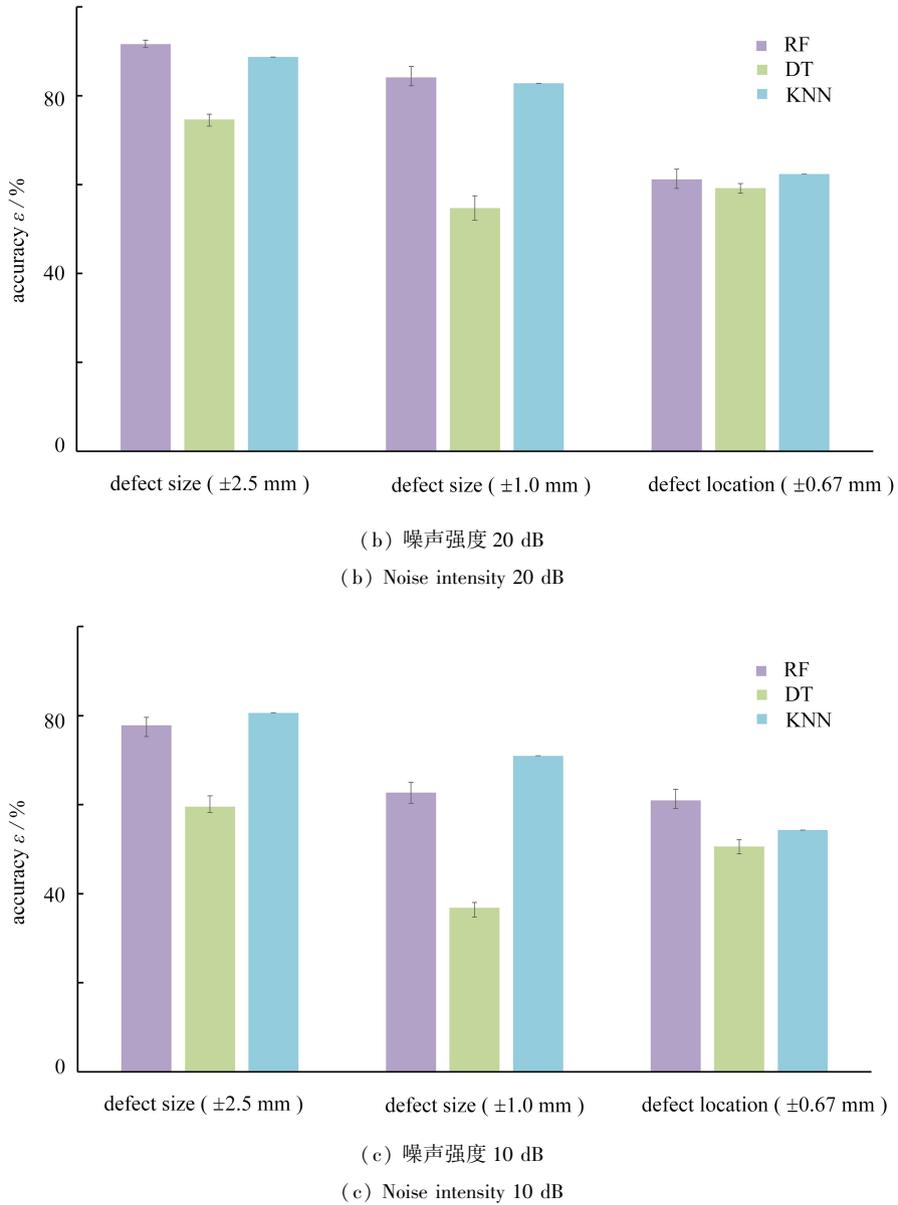


图 12 不同噪声条件下 RF、DT、KNN 模型缺陷大小、位置识别准确率

Fig. 12 Defect size and location recognition accuracies of RF, DT, KNN models under different SNR conditions

相对而言,DT 模型在各种识别任务中的性能均差于 RF 模型,尤其当信号的信噪比达到 10 dB 时,缺陷大小的识别准确率低至 36.83% 和 59.57%,而缺陷位置的识别准确率仅能达到 50.59%,该结果说明 DT 模型的识别结果受噪声影响极大,在强噪声条件下并不能正确学习到缺陷大小、位置的相关有效特征,不能对缺陷大小、位置进行有效地分类识别.KNN 模型在缺陷大小的识别任务上表现良好,即使在信噪比为 10 dB 的强噪声信号下,其在两种容许误差条件下识别准确率也能分别达到 80.65%,70.97%,略高于相同条件下 RF 模型的识别准确率,但在缺陷位置的识别任务中表现欠优.值得一提的是,本研究中各模型的识别结果波动很小,每次的识别准确率与平均值的偏差基本在 1%~3% 的范围内上下浮动,这表明本研究中采用的三个模型均具有高稳定性和一定的鲁棒性,可以认为它们是可靠的。

综合各模型在不同信噪比下对于黏钢加固结构黏结层缺陷大小和位置的分类识别表现,并结合超声检测工程中的实际情况,本研究建议采用 RF 模型来建立基于机器学习的黏钢加固结构黏结层缺陷识别方法.若考虑受到极强噪声影响的检测情况,则可在 RF 模型的基础上综合 KNN 模型在强噪声下的识别优势建立缺陷识别方法。

5 结 论

1) 本文基于直接接触式的脉冲回波反射法建立了黏钢构件超声检测有限元模型,通过对波形信号及声场云图进行了分析,阐述了超声波在黏钢构件中的传播规律。

2) 本研究获取了不同缺陷工况下黏钢构件黏接层的超声检测信号,并采用相关信号处理方法从局部段幅值、特征等角度进行了分析。结果显示,随着缺陷大小和位置的变化,信号局部段幅值和信号相关特征会呈现出规律性变化,能够一定程度上区分不同的缺陷大小和位置。

3) 本研究改变黏钢构件黏接层缺陷大小和位置,形成超声时程响应数据集,并采用 RF、DT、KNN 三种机器学习模型进行分类识别。另外,本研究还添加了不同信噪比的噪声来验证模型的工程适用性。结果表明,在无噪声和不同噪声条件下,RF 模型均能有效地识别黏钢构件黏接层的缺陷大小和位置。

参考文献(References):

- [1] 阿林香. 桥梁钢 T 梁梁底贴钢板施工质量控制[J]. 中国高新科技, 2021(2): 40-41. (A Linxiang. Construction quality control of steel plate attached to the bottom of bridge steel T-beam[J]. *China High and New Technology*, 2021(2): 40-41. (in Chinese))
- [2] 缪飞, 王庆翌. 钢筋混凝土结构粘钢加固质量检测[J]. 中华民居, 2014(5): 160. (MIAO Fei, WANG Qingzhao. Quality inspection of reinforced concrete structure bonded to steel reinforcement[J]. *China Homes*, 2014(5): 160. (in Chinese))
- [3] 佟阳. 粘贴钢板补强钢筋混凝土梁抗剪性能试验研究[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2011, 7(5): 4-5. (TONG Yang. Experimental study on shear behavior of reinforced concrete beams reinforced by pasted steel plates[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2011, 7(5): 4-5. (in Chinese))
- [4] 林学春. 钢筋混凝土桥梁粘钢加固试验研究[J]. 中外公路, 2013, 33(1): 167-172. (LIN Xuechun. Experimental study on reinforced concrete bridge reinforced with steel[J]. *Journal of China & Foreign Highway*, 2013, 33(1): 167-172. (in Chinese))
- [5] 刘茂钊, 杨博, 杨英武. 基于涡流热激励的粘钢加固混凝土结构粘胶层缺陷热像识别试验研究[J]. 中国测试, 2023, 49(5): 52-59. (LIU Maozhao, YANG Bo, YANG Yingwu. Experimental study on thermal image identification of bonded layer defects in reinforced concrete structures based on eddy current thermal excitation[J]. *China Measurement & Test*, 2023, 49(5): 52-59. (in Chinese))
- [6] 杨英武, 张欣, 杨小青, 等. 红外热像法识别混凝土结构粘钢加固缺陷的试验研究[J]. 低温建筑技术, 2018, 40(5): 21-27. (YANG Yingwu, ZHANG Xin, YANG Xiaoqing, et al. Experimental study on identification of reinforced defects of concrete structures by using infrared thermography[J]. *Low Temperature Architecture Technology*, 2018, 40(5): 21-27. (in Chinese))
- [7] YAN D, NEILD S A, DRINKWATER B W. Modelling and measurement of the nonlinear behaviour of kissing bonds in adhesive joints[J]. *NDT & E International*, 2012, 47: 18-25.
- [8] ADAMS R D, DRINKWATER B W. Nondestructive testing of adhesively-bonded joints[J]. *NDT & E International*, 1997, 30(2): 93-98.
- [9] TITOV S A, MAEV R G, BOGACHENKOV A N. Pulse-echo NDT of adhesively bonded joints in automotive assemblies[J]. *Ultrasonics*, 2008, 48(6/7): 537-546.
- [10] 孙朝明, 汤光平, 李建文. 脉冲反射法检测粘接缺陷的有限元模拟[J]. 无损检测, 2014, 36(7): 6-10. (SUN Chaoming, TANG Guangping, LI Jianwen. Finite element simulation of detection of bonding defects by pulse reflection method[J]. *Nondestructive Testing*, 2014, 36(7): 6-10. (in Chinese))
- [11] SUN G, ZHAO L, DONG M, et al. Non-contact characterization of debonding in lead-alloy steel bonding structure with laser ultrasound[J]. *Optik*, 2018, 164: 734-744.
- [12] 陈军, 乔丹, 崔哲, 等. 黏接结构弱黏接缺陷的非线性超声评价[J]. 无损检测, 2019, 41(9): 60-64. (LI Jun,

- QIAO Dan, CUI Zhe, et al. Nonlinear ultrasonic evaluation of weak bonding defects in bonding structure[J]. *Nondestructive Testing*, 2019, **41**(9): 60-64.(in Chinese))
- [13] 郝威, 李明, 徐莹, 等. 复合材料蜂窝夹芯缺陷超声检测模拟研究[J]. 机械科学与技术, 2023, **42**(8): 1362-1365.(HAO Wei, LI Ming, XU Ying, et al. Simulation study on ultrasonic detection of defects in honeycomb sandwich of composite materials[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2022, **42**(8): 1362-1365.(in Chinese))
- [14] 李伟, 李建增, 周海林, 等. 多层复合材料超声检测的数值模拟[J]. 系统仿真技术, 2012, **8**(1): 32-36.(LI Wei, LI Jianzeng, ZHOU Hailin, et al. Numerical simulation of ultrasonic testing of multilayer composites[J]. *System Simulation Technology*, 2012, **8**(1): 32-36.(in Chinese))
- [15] WOJTCZAK E, RUCKA M. Wave frequency effects on damage imaging in adhesive joints using lamb waves and RMS[J]. *Materials*, 2019, **12**(11): 1842.
- [16] WANG H, FAN Z, CHEN X, et al. Automated classification of pipeline defects from ultrasonic phased array total focusing method imaging[J]. *Energies*, 2022, **15**(21): 8272.
- [17] LIU Q, JIANG A, FANG D, et al. Intelligent recognition of defects in vermicular graphite cast iron engine cylinder head by ultrasonic testing[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, **1894**(1): 12034.
- [18] LV G, GUO S, CHEN D, et al. Laser ultrasonics and machine learning for automatic defect detection in metallic components[J]. *NDT & E International*, 2023, **133**: 102752.
- [19] SAMBATH S, NAGARAJ P, SELVAKUMAR N. Automatic defect classification in ultrasonic NDT using artificial intelligence[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2011, **30**(1): 20-28.
- [20] 徐猛, 李宇涛, 徐彦霖, 等. 粘接层厚度对粘接质量超声检测的影响分析[J]. 兵器材料科学与工程, 2008, **31**(3): 62-65.(XU Meng, LI Yutao, XU Yanlin, et al. Analysis of influence of bonding layer thickness on ultrasonic detection of bonding quality[J]. *Ordnance Material Science and Engineering*, 2008, **31**(3): 62-65.(in Chinese))
- [21] 马晓磊. 基于 COMSOL 仿真的材料缺陷超声检测模式识别[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2019.(MA Xiaolei. Pattern recognition of ultrasonic testing of material defects based on COMSOL simulation[D]. Nanchang: Nanchang Hangkong University, 2019.(in Chinese))