

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413230

基于空耦超声管道防腐层裂纹识别算法研究*

吕瑞宏¹, 解海龙¹, 王晨丽¹, 柳建华², 黄平¹

(1. 沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870; 2. 国能榆林能源公司洗选中心 榆林 719000)

摘要:天然气管道防腐层的完整性对管道安全至关重要,而裂纹损伤是引发泄漏和加速腐蚀的主要隐患之一。采用空耦超声谐振内检测技术,通过集成经验模态分解(EEMD)处理超声检测信号,分离出本征模态函数(IMF)分量,并与原信号进行相关性分析。随后,利用小波阈值去噪技术处理这些分量,重组后得到更清晰的去噪信号,从中提取出六维特征量,作为极端梯度提升(XGBoost)模型的输入。为了进一步优化模型性能,使用牛顿-拉夫逊(NRBO)算法对XGBoost的迭代次数、树的深度和学习率等关键参数进行优化,达到最佳识别效率和准确性。研究结果表明,该方法能够以95.83%的准确率识别防腐层损伤类型,且对裂纹长度预测的平均相对误差仅为6.3%,展现了优异的抗干扰能力和精度。该方法在抗噪性和精度方面表现优异,为天然气管道防腐层检测提供了新思路,有助于提升管道安全性、降低维护成本并延长管道使用寿命。

关键词:管道防腐层; 声谐振法; 空气耦合; 集成经验模态分解; XGBoost 优化算法

中图分类号: TH878 TB553 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.55

Research on crack identification algorithm of anti-corrosion layer of air coupling ultrasonic pipeline

Lyu Ruihong¹, Xie Hailong¹, Wang Chenli¹, Liu Jianhua², Huang Ping¹

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. National Energy Yulin Energy Company Washing Center, Yulin 719000, China)

Abstract: The integrity of the corrosion protection layer in natural gas pipelines is crucial for pipeline safety, as cracks are a major hidden hazard that can lead to leaks and accelerate corrosion. This paper employs an air-coupled ultrasonic intra-resonance detection technique, processing the ultrasonic detection signals using ensemble empirical mode decomposition (EEMD) to separate the intrinsic mode function (IMF) components. These components are then analyzed for their correlation with the original signal and subsequently processed using wavelet threshold denoising technique. The denoised signal is reorganized to improve clarity, and six dimensional feature quantities are extracted as inputs to the extreme gradient boosting (XGBoost) model. To further optimize the model's performance, key parameters such as the number of iterations, tree depth and learning rate of XGBoost are optimized using the Newton-Raphson (NRBO) algorithm to achieve the best recognition efficiency and accuracy. The results show that the method achieves a damage recognition accuracy of 95.83% for the corrosion protection layer, with an average relative error of only 6.3% in crack length prediction. This demonstrates excellent anti-interference ability and high accuracy. The method provides a new idea for natural gas pipeline anti-corrosion layer detection, contributing to improve pipeline safety, reduce maintenance costs and extend pipeline service life.

Keywords: pipeline anti-corrosion layer; acoustic resonance method; air coupling; ensemble empirical mode decomposition; XGBoost optimization algorithm

0 引言

管道防腐层完整性关系到安全和寿命,长期暴露在恶劣环境下导致老化和损伤,需及时检测处理,确保稳定运行。传统管道防腐层检测技术需要检测人沿管道进行现场操作,受外界噪声影响、环境干扰以及操作员操作问题等外界因素影响较大,限制了检测工作的效率。而超声内检测在管道内部进行防腐层损伤的检测,减少外界环境对检测工作的影响,避免户外作业^[1]。吕瑞宏等^[2-3]提出了一种适用于防腐层破损的管道内检测方法,分析能量密度、超声波在不同介质中的传播特性和破损处回波信号对防腐层的识别。空气耦合超声检测技术是通过空气作为耦合介质传播超声波,不需要添加耦合剂,避免了对被测材料的污染。

目前,空气耦合超声检测技术已取得了显著进展。Rahman 等^[4]利用机器学习分类模型评估环氧树脂涂层脱粘,技术在准确率、精密度、召回率和 F1 得分上优于其他模型。Wang 等^[5]提出一种混合空气耦合激光超声系统,用于金属/CFRP 复合材料非接触式检测,具

有高分辨率、灵敏度,能有效识别微缺陷如键合失效、分层等。Tian 等^[6]将高斯过程回归与智能检测机器人相结合,用于自主管道防腐涂层缺陷检测。Yang 等^[7]提出了一种基于空耦探头的倾斜非接触式 C 扫描方法,用于碳复合材料板内部分层检测,能有效识别细微杂质。陈志恒等^[8]研究了空气耦合超声兰姆波同侧相向检测法,为储油罐进行识别与分类。郭灿志等^[9]构建双机械手空气耦合超声检测系统,有效检测木材节子等缺陷,具备较强的复形和复杂曲面检测能力。王军等^[10]将相位编码脉冲压缩技术应用于木材空气耦合超声检测,提高超声波透射信号的识别能力。王丙泉等^[11]提出 Lamb 波的复合材料板空气耦合超声应力测量方法,具有较高精度和重复性。檀桢等^[12]利用空耦超声对钢-橡胶的粘接质量进行检测,解决了钢-橡胶粘接部件的无损检测问题。通过分析超声波在材料中的谐振频率,可准确测定防腐层的厚度,为评估防腐层的健康状况提供一种量化手段^[13]。Rus 等^[14]研究了局部超声共振光谱法进行测量厚度,消除了穿板超声速度对最靠近光学麦克风的板表面测量浮雕的影响。何龙龙等^[15]研究了电磁声谐振技术对涂层进行质量检测,验证了利用电磁声谐振技术于涂层质量评估的可行性。徐先纯等^[16]建立了某构件二界面脱粘的声谐振检测模型,得出了该构件的最优检测频率。常俊杰等^[17]将非接触空气耦合超声谐振法用于钢板测厚,其误差在 0.2 mm 以内。空气耦合超声在钢板、复合材料、碳纤维板等材料的检测中取得了显著的研究进展和应用效果。

因天然气管道在高温高压环境工作,传统检测方法存在一定的局限性,提出采用空气耦合超声检测技术对天然气管道防腐层裂纹损伤进行检测,并进行损伤识别算法研究,避免了高温高压环境对检测人员和设备的影响,解决了耦合剂污染被检物体、检测精度低和效率低等问题。将采集的管道防腐层损伤信号进行集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)分解,将得到的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量与原始信号进行相关性分析,保留相关度高的 IMF,对含噪 IMF 分量进行小波阈值去噪(wavelet threshold denoising, WTD)后与相关度高的 IMF 进行信号重构得到去噪信号。对去噪后的信号进行时频域特征提取得到六维特征量,将其输入优化的极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法以训练预测模型。这为天然气管道的维护和管理提供了新的技术手段。

1 基于管道防腐层双层结构的模型建立

1.1 超声波在管道防腐层双层结构中的传播模型

目前国内油气管道尺寸 D_0 大多介于 220~1 220 mm,设管道宽度 d_0 在 2~10 mm 的管道段为管道微体元结构 V,因 $D_0/d_0 > 100$,将管道视为由防腐层和管道层组成的双层结构因此其传播特性可由板状结构近似替代^[18]。当超声波在双层结构中传播时会发生透射、反射及衰减,且防腐涂层对声波的传播有强烈的阻尼作用,声波衰减较为严重,超声回波发生混叠。因此采用垂直入射的脉冲纵波来降低信号分离和提取的难度。如图 1 为超声波在管道防腐层双层结构的微体元传播模型示意图。

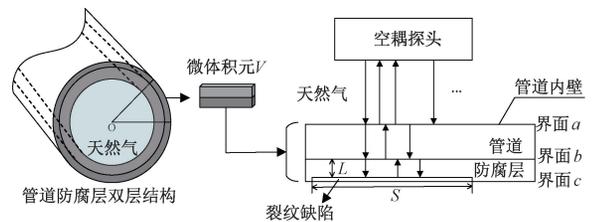


图 1 超声波在管道防腐层双层结构中的传播模型

Fig. 1 Propagation model of ultrasonic wave in double-layer pipeline coating structure

空耦探头垂直入射纵波,通过天然气到达待测管道内壁,超声波在不同界面处的透射与反射存在差异。在天然气与管道内壁的分界面 a 处发生第 1 次反射与透射,纵波的一部分被反射,沿空气返回到探头表面,在探头表面发生透射与反射,透射的部分被探头接收产生电信号,反射的部分再次通过空气到达管道内壁,重复纵波的传播过程,直至为 0;纵波透射的部分沿管道内壁传播

至管道外壁与防腐层内壁的分界面 b 处,在 b 处发生反射与透射,反射部分沿分界面 b 返回管道内壁,在管道内壁处再次发生透射与反射,在分界面 b 处透射的部分沿防腐层壁到达防腐层与空气或土壤的分界面 c ,在分界面 c 处再次发生透射与反射。超声波在分界面处会不断发生透射与反射直至衰减为 0。

超声波垂直入射到板状结构表面并沿厚度方向传播,当被测物体厚度为声波半波长的整数倍时,此时,如果超声波的频率与物体的固有频率一致,就会在试件厚度方向产生谐振现象^[19]。根据谐振频率可以求得被测件的厚度。

$$f_n = nc / (2d) \quad (1)$$

式中: f_n 为 n 阶谐振频率, $n = 1, 2, 3, \dots$, 当 $n = 1$ 时, f_1 是基本谐振频率, 相邻两个谐振频率的差为基本谐振频率, 即:

$$f_{n+1} - f_n = f_1 \quad (2)$$

得到检测材料厚度为:

$$d = \frac{c}{2(f_n - f_{n-1})} \quad (3)$$

式中: d 是试件的厚度; n 是半波长的倍数; f_n 为半波长 n 倍时的谐振频率; c 为被检测材料中的声速。

由于线性调频信号在目标缺陷分辨和抗噪声方面表现出色, 本文采用该信号来激励换能器进行超声信号的发射和接收。线性调频信号的时域表达式为:

$$S(t) = \begin{cases} A \cos \left[2\pi \left(f_0 t + \frac{1}{2} \mu t^2 \right) + \varphi_0 \right], & -\frac{T}{2} \leq t \leq \frac{T}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: 幅值 $A = 100$; f_0 表示信号的初始频率, 频率扫描范围为 200 kHz~5 MHz; 中心频率为 $f = 400$ kHz。 T 表示持续时间; μ 为调频斜率, 且 $\mu = \pm B/T$, B 表示信号的带宽; φ_0 表示初始相位。

超声波在传播中遇到介质界面时, 会发生反射和透射现象。反射指部分超声波沿原路径返回, 而透射指部分超声波穿过界面继续传播。声谐振测厚正是利用这一原理, 通过测量反射或透射超声波的频率、幅度等参数, 来推断被测物体的厚度, 如图 2 所示。

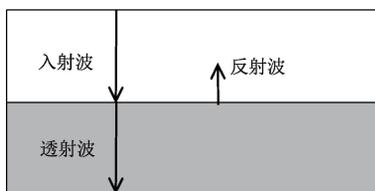


图 2 层间界面处发生的往返反射与透射

Fig. 2 Round-trip reflection and transmission at the interlayer interface

声波之间反射比和透射比的公式为:

$$R_v = \frac{P_r}{P_c} = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \quad (5)$$

$$T_p = \frac{P_s}{P_c} = \frac{4Z_2}{(Z_1 + Z_2)^2} \quad (6)$$

式中: 入射波声压为 P_c ; 透射波声压为 P_s ; 反射波声压为 P_r 。 Z_1 、 Z_2 分别为超声波入射双层介质上下两种材质的声阻抗, 单位 $\text{kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; R_v 是声压反射比; T_p 是声压透射比。

$$Z = \rho \cdot c \quad (7)$$

式中: ρ 为介质的密度, c 为被测材料介质中的声速。由式(5)、(6)知, 界面反射和透射时声压的变化主要取决于界面两侧介质声阻抗间的关系。两侧介质声阻抗接近时, 反射波系数接近 0, 几乎完全透射; 声阻抗差异增大时, 反射波系数接近 1, 回波信号增强。

在对管道防腐层进行谐振检测时, 钢板中谐振波幅值与反射比有关, 衰减与钢板的材料和厚度有关, 其表达式为:

$$u_{R1} = A \cdot \exp(i(\Delta\omega_1 t - kx)) \cdot R_v \cdot \exp(-\alpha(x + h_1)) \quad (8)$$

在对管道防腐层进行声谐振检测时, 防腐层中谐振波幅值与透射比有关, 衰减则由防腐层的材料和厚度决定, 写为:

$$u_{R2} = A \cdot \exp(i(\Delta\omega_2 t - kx)) \cdot T_p \cdot \exp(-\beta(x + h_2)) \quad (9)$$

式中: A 为入射波原始幅值; α 和 h_1 为钢板中的衰减系数和厚度; β 和 h_2 为防腐层中的衰减系数和厚度; $\Delta\omega_1$ 和 $\Delta\omega_2$ 分别为钢板和防腐层的谐振波基频, 其中 $\Delta\omega_1 = v_1/h_1$ 、 $\Delta\omega_2 = v_2/h_2$ 。 v_1 为上层钢板厚度方向的声速; v_2 为下层防腐层厚度方向的声速。超声波在管道防腐层声波能量公式为:

$$E = 0.5\rho v f^2 s^2 \quad (10)$$

式中: E 是超声波的能量; ρ 是介质的密度; v 是介质的声速; f 是超声波的频率; s 是谐振波的幅值。

2 基于 XGBoost 算法的优化分析

本研究采用空气耦合声谐振检测技术检测天然气管道防腐层, 得到防腐层损伤信号, 并对其进行预处理, 对降噪后的信号进行分析, 得到管道防腐层厚度方向上的信息。使用牛顿-拉夫逊优化算法对 XGboost 模型进行优化, 并将优化的模型与原始模型、梯度提升树和随机森林 3 种模型对裂纹缺陷长度识别实验进行对比, 实现防腐层缺陷的量化分析。

在声谐振检测技术用于管道防腐层损伤识别时, 原始损伤信号通常为非线性信号, 包含损伤信息与噪声。

为了从混叠的信号中提取有效的损伤特征并减少噪声影响,采用 EEMD 分解与小波阈值重构方法。通过 EEMD 分解提取 IMF 分量,利用相关系数筛选与原始信号高度相关的 IMF 分量,并对噪声主导的 IMF 进行去噪处理。最终,将去噪后的 IMF 与信号主导的 IMF 重构,得到清晰的损伤信号。

EEMD 分解后得到的 IMF 分量,如式(11)所示。

$$q_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{ij}(t) \quad (11)$$

式中: $q_j(t)$ 为 $x(t)$ 经过 EEMD 分解后的第 j 个 IMF 损伤信号分量。

对采集到的钢板-防腐层双层结构的损伤回波信号 $x(t)$ 进行 EEMD 分解,得到 11 个 IMF 分量 $q_1(t), \dots, q_{11}(t)$ 和 1 个残余分量 $r_1(t)$, 对其进行相关性分析,原始损伤回波信号与 IMF 分量的相关系数为:

$$r_j = \frac{\sum_{j=1}^M (y(t) - \bar{y})(c_j(t) - \bar{c}_j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^M (y(t) - \bar{y})^2 (c_j(t) - \bar{c}_j)^2}} \quad (12)$$

相关系数的范围为 $-1 \sim 1$, 相关系数为 1 时,表示完全正相关;相关系数为 0 时,表示没有线性相关性。

设定一阈值,由相关系数的标准差,得:

$$TH = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{j=1}^M (r_j - \bar{r})^2} \quad (13)$$

当相关系数大于阈值,则保留第 j 个 IMF 分量,当远小于阈值时,则将 IMF 视为无效信号并去除。

本研究使用小波阈值去噪法对 IMF 信号中的噪声进行处理。该方法通过小波变换对信号进行多尺度分析,在不同的频率和时间尺度上对信号进行分解,然后通过设定适当的阈值来抑制噪声,最终通过重构得到经过降噪处理后的信号。具体步骤包括:首先,对含有噪声的 IMF 分量进行小波变换,得到一系列小波系数;其次,选择适当的阈值,根据小波域内信号系数的大小差异,将噪声信号对应的系数置零,以抑制噪声;最后,对小波系数进行软阈值处理,确保处理过程平滑连续,避免产生断点或不连续点。

为了验证 EEMD-WTD 算法对回波信号降噪的有效性,将本文算法与经验模态分解法 (empirical mode decomposition, EMD)、加权均值法 (weighted mean method, WMM) 与主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 进行对比。为了客观的对比 4 种算法,本研究使用信噪比和均方误差作为去噪效果指标。信噪比与均方误差如式(14)和(15)所示。

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{P_s}{P_n} \right) \quad (14)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_n(i) - x_d(i))^2 \quad (15)$$

式中: P_s 是信号的功率; P_n 是噪声的功率; x_n 是原始信号; x_d 是降噪后的信号。

对 4 种降噪算法加入白噪声,将去噪处理后信号的信噪比和 MSE 计算结果如表 1,从表中可以看出本文提出的 EEMD-WTD 算法去噪后信噪比更大,均方误差更小,所以降噪效果优于其他 3 种算法。

表 1 4 种降噪算法 SNR 与 MSE 结果

Table 1 Results of four noise reduction algorithms

SNR and MSE		
降噪算法	SNR/dB	MSE
PCA	11.65	0.074 4
WMM	15.27	0.042 8
EMD	21.32	0.007 3
EEMD-WTD	25.48	0.003 9

利用声空耦谐振超声内检测技术对管道防腐层双层结构进行检测时,通过数学公式提取特征参数,可以获取回波信号的无量纲时域特征值和经过傅里叶变换后的频域特征值。研究中共提取了六维特征向量,用于识别防腐层损伤的类型和尺寸。

为了提高防腐层缺陷识别的收敛速度及准确性,本文采用牛顿-拉夫逊优化算法 (Newton-Raphson based optimizer, NRBO) 对 XGBoost 模型的参数进行优化。

1) 种群初始化。NRBO 通过在参数的搜索空间内初始化随机种群来搜索最优的 XGBoost 模型的迭代次数、极端提升树的深度、学习率这 3 个参数组合。设存在 N_p 个种群,每个种群中需要优化的参量个数用 dim 表示,使用式(16)生成随机种群中的每个参量:

$$x_j^n = lb + \text{rand} \times (ub - lb), \quad n = 1, 2, \dots, N_p, \quad j = 1, 2, \dots, dim \quad (16)$$

式中: x_j^n 表示第 n 个种群的第 j 个参量的值; rand 表示 $(0, 1)$ 之间的随机数; ub 和 lb 表示参量搜索空间的上界和下界。

2) Newton-Raphson 搜索规则 (Newton-Raphson search rule, NRSR)。XGBoost 模型的迭代次数、树的深度和学习率 3 个参数值由 NRSR 控制,如式(17)所示。

$$NRSR = \text{rand}n \times \frac{(y_w - y_b) \times \Delta x}{2 \times (y_w + y_b - 2 \times x_n)} \quad (17)$$

式中: $y_w = r_1 \times (\text{mean}(Z_{n+1} + x_n) + r_1 \times \Delta x)$; $y_b = r_1 \times (\text{mean}(Z_{n+1} + x_n) - r_1 \times \Delta x)$; $\text{mean}(\cdot)$ 表示平均值函数; $Z_{n+1} = x_n - \text{rand}n \times \frac{(X_w - X_b) \times \Delta x}{2 \times (X_w + X_b - 2 \times x_n)}$ 。其中, r_1 表示 $(0, 1)$ 之间的随机数; X_w 表示最差参量的位置; X_b 表示最佳矢量的位置; $\text{rand}n$ 均值为 0、方差为 1 的正态分

布随机数; $\Delta x = \text{rand}(1, \text{dim}) \times |X_b - X_n^T|$; $\text{rand}(1, \text{dim})$ 是具有 dim 维度决策变量的随机数。

新得到矢量的位置 $X1_n^T$ 如式(18)所示。

$$X1_n^T = x_n^T - \left(\text{rand}n \times \frac{(y_w - y_b) \times \Delta x}{2 \times (y_w + y_b - 2 \times x_n)} \right) + (\alpha \times (X_b - X_n^T) + b \times (X_{r_1}^T - X_{r_2}^T)) \quad (18)$$

用最佳矢量的位置 X_b 代替式(18)中的当前矢量 x_n^T 来构造新的矢量。

$$X1_n^T = X_b - \left(\text{rand}n \times \frac{(y_w - y_b) \times \Delta x}{2 \times (y_w + y_b - 2 \times x_n)} \right) + (\alpha \times (X_b - X_n^T) + b \times (X_{r_1}^T - X_{r_2}^T)) \quad (19)$$

3) 为了提高 NRBO 处理实际问题的有效性,避免参数收敛到局部最优解。通过组合最佳位置 X_b 和 X_n^T 当前矢量位置以生成更优的参量,如果随机值小于设定的阈值 DF ,则生成 X_{TAO}^T 重新为下一次迭代期间的新位置矢量赋值为:

$$\begin{cases} X_{TAO}^T = X_n^{T+1} + \theta_1 \times (\mu_1 \times x_b - \mu_2 \times X_n^T) + \theta_2 \times \delta \times (\mu_1 \times \text{Mean}(X^T) - \mu_2 \times X_n^T), \\ \mu_1 < DF \\ X_{TAO}^T = X_b + \theta_1 \times (\mu_1 \times x_b - \mu_2 \times X_n^T) + \theta_2 \times \delta \times (\mu_1 \times \text{Mean}(X^T) - \mu_2 \times X_n^T), \\ \text{其他} \\ X_n^{T+1} = X_{TAO}^T \end{cases} \quad (20)$$

式中: θ_1 和 θ_2 为 $(-1, 1)$ 和 $(-0.5, 0.5)$ 之间的一致随机数; μ_1 和 μ_2 为随机数。

将利用 NRBO 算法求得的最优参数用 XGBoost 进行分类识别,使用分类回归树(classification and regression tree, CART)作为 XGBoost 中的决策树,其数学公式可以表示为:

$$\hat{y}_i = \phi(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \quad f_k \in \psi \quad (22)$$

式中: \hat{y}_i 表示对第 i 个样本的预测值, $\phi(x_i)$ 表示由多个决策树组成的模型对 x_i 的预测, K 是决策树的数量, f_k 表示第 k 棵树的输出值, 分类回归树的空间表示为 $\psi = \{f(x) = w_{q(x)}\} (q: R^m \rightarrow T, w \in R^T)$, $w_{q(x)}$ 表示 CART 映射分数的集合, T 代表 CART 叶节点的数量, 则目标函数可以表示为:

$$L(\Phi) = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (23)$$

$$\text{where } \Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (24)$$

式中: $\sum_i l(\hat{y}_i, y_i)$ 表示目标函数的损失函数, 用来衡量预测值 \hat{y}_i 与真实值 y_i 之间的差异; γ 表示控制叶子节点数量的正则化参数; λ 表示控制叶子节点输出值的正则化参数; w 代表叶子节点的分值; $\Omega(f_k)$ 表示第 K 课树模

型复杂度。

计算得到第 t 次迭代中损失函数极值点的值为:

$$w_j^* = - \frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} \quad (25)$$

g_i 和 h_i 分别表示第 i 个样本预测值的一阶梯度和二阶梯度, $g_i = \partial_{y_j^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$, $h_i = \partial_{y_j^{(t-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$ 。

将 w_j^* 带入损伤函数中求出最优解目标函数为:

$$\tilde{L}^{(t)}(q) = - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{(\sum_{i \in I_j} g_i)^2}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \quad (26)$$

通过迭代更新 XGBoost 模型的迭代次数、极端提升树的深度和学习率这 3 个参数,搜索到最优的参数组合,提高识别的速度和精度。用优化的 XGboost 对裂纹缺陷长度进行检测时,平均相对误差率如式(27)所示。

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (27)$$

本文主要研究的是双层结构,但所采用的空耦超声检测技术、信号处理方法和缺陷分类方法同样适用于多层结构。这是因为这些技术能够有效获取多层结构中的回波信号,并处理复杂的信号,从中提取出有用的特征信息,最终通过分类方法实现缺陷的识别与分类。实际上,与双层结构相比,多层结构的主要区别仅在于声波的传播过程略有不同,但从技术原理和应用层面来看,并未发生本质变化。因此,本文提出的研究方法同样适用于多层结构的检测与分析。

使用空耦超声垂直入射方法检测管道防腐层的裂纹缺陷,主要通过回波信号的时延、幅度、波形和频率特性区分不同类型的裂纹。横向裂纹平行于结构表面,超声波遇到时会产生强烈反射,回波时延较短,幅度较大,波形规整但可能有轻微畸变,且可能引起轻微频率失真。纵向裂纹与表面垂直,超声波传播路径较长,导致回波时延较长,幅度较小,波形复杂,常出现非对称性或畸变,频率变化较平缓且频率失真较小。网状裂纹由多个细小、交错的裂纹组成,影响声波传播方向不规则,导致回波信号时延不稳定,可能出现多个回波时延。回波幅度通常较弱,波形复杂且不规则,常见多个峰值或畸变,频率变化复杂且成分丰富。通过分析损伤回波信号特征,可以有效区分横向裂纹、纵向裂纹和网状裂纹缺陷。鉴于横向裂纹对材料的影响较为显著,本文主要聚焦于横向裂纹的检测与分类,以确保结构的完整性与安全性。

3 声谐振管道防腐层损伤识别仿真分析

工程应用中常用三层聚乙烯(3 polyethylene, 3PE)涂

层模拟管道防腐层。因其声学参数与有机玻璃相似,本研究选择有机玻璃作为防腐层材料的模拟。为减少材料厚度微小变化对检测频率的影响,选用了厚度变化不敏感的压电材料 PZT-5H。主要材料的声学参数如表 2 所示。

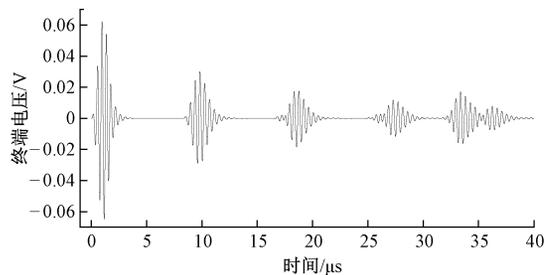
表 2 主要材料的声学参数

Table 2 Acoustic parameters of the main materials

材料参数	声速/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	密度/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	声阻抗/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}$)
空气	340	1.29	438.6
钢	5 900	7 850	4 631 500
PZT-5H	4 560	7 500	34 200 000
有机玻璃	2 730	1 180	320 000

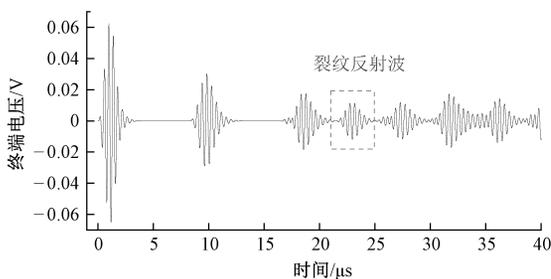
利用 COMSOL 软件构建含缺陷的钢板-有机玻璃双层结构仿真模型,钢板和有机玻璃的长宽高分别为 $40\text{ mm}\times 30\text{ mm}\times 6\text{ mm}$ 、 $40\text{ mm}\times 30\text{ mm}\times 4\text{ mm}$,缺陷为空气。

为研究裂纹缺陷对检测信号的影响,使用有限元模型对完好与含裂纹缺陷的防腐层进行检测,得到时域波形如图 3 所示,对应的能量值如表 3 所示。



(a) 防腐层完好的时域波形信号

(a) Time domain waveform signal with intact anticorrosive layer



(b) 含裂纹缺陷的时域波形信号

(b) Time domain waveform signal containing crack defects

图 3 不同防腐层状态的时域波形信号

Fig. 3 Time domain waveform signals of different anti-corrosion layer states

表 3 不同防腐层状态的信号能量

Table 3 Signal energy of different anti-corrosion layer states

缺陷类型	信号能量/J
无缺陷	0.345
有缺陷	0.372

从图 3 可以观察到,防腐层完好和存在缺陷时的反射波形各异,时域波形的差异能够用于缺陷的识别。表 3 列出了不同类型的信号能量。在钢板-有机玻璃双层结构完好时,超声回波信号的能量最低。这是由于有机玻璃板作为黏弹性介质,导致超声波的传播受到迟滞和衰减的影响。因此,防腐层厚度较大且能量衰减明显,接收到的信号能量较小。若防腐层存在缺陷,缺陷处的空气取代了环氧树脂,导致声阻抗的显著差异,使得从钢板透射的信号能量显著减少,大部分能量被反射回接收探头。

采用空气耦合声谐振法检测钢板,由于空气与钢板声阻抗差较大,超声波在钢板上表面的反射信号 $u_{r1}(t)$ 幅值较大,对整个波形进行傅里叶变换分析,则幅值谱将被 $u_{r1}(t)$ 的幅值谱覆盖,且 $u_{r1}(t)$ 不包含厚度信息,因此在实际分析中,将 $u_{r1}(t)$ 排除在外。对钢板进行声谐振检测的时域波形信号如图 4 所示,选取框图中的信号进行傅里叶变换。

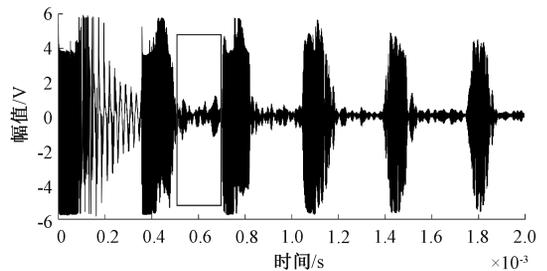


图 4 时域波形

Fig. 4 Time-domain waveform diagram

分别对钢板、有机玻璃进行声谐振检测选取包含钢板、有机玻璃厚度信息的时域波形信号进行傅里叶变换得到谐振频率与对应厚度的关系。测得钢板、有机玻璃的谐振频率与厚度的关系如表 4、5 所示。

表 4 不同厚度钢板谐振频率

Table 4 Resonance frequency of steel plate of different thickness

厚度 d/mm	基本谐振频率 f_1/kHz
6.2	478.466 7
7	421.142 9
8.2	361.4

表5 不同厚度有机玻璃谐振频率

Table 5 Resonant frequency of different thickness plexiglass

厚度 d/mm	基本谐振频率 f_1/kHz
3	462.833 3
3.9	360
5.45	255.688 1
7.8	174.615 4

钢板、外敷防腐层的谐振频率与厚度变化的关系如图5所示,随着厚度的增加,钢板、有机玻璃的基本谐振频率随之降低。

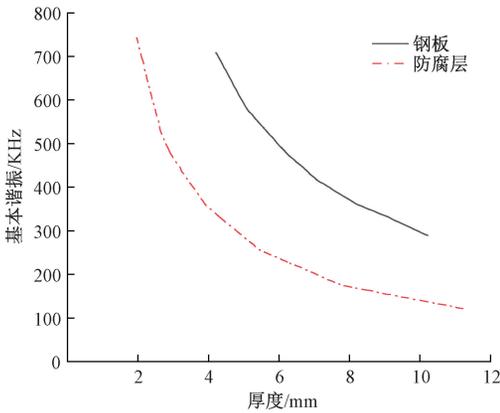


图5 钢板、防腐层厚度与谐振频率的关系

Fig. 5 The relationship between the thickness of steel plate and plexiglass and the resonant frequency

当管道防腐层双层结构产生缺陷时,由于缺陷的存在,导致该界面内会有空气存在,截取防腐层横截面进行弹性应变能密度的分析,得到如图6防腐层缺陷的截面处随时间变化的二维弹性应变能变化云图。

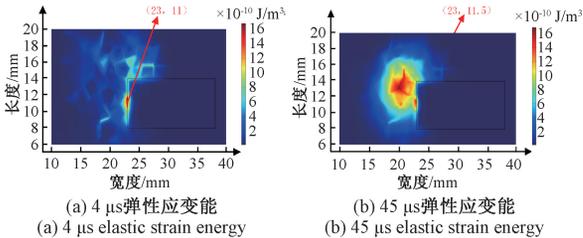


图6 防腐层缺陷的截面处的二维弹性应变能变化

Fig. 6 Cloud map of two-dimensional elastic strain energy change at the cross section of the corrosion protection layer defect

在图6中,探头垂直入射到钢板防腐层界面的能量分布显示,中间区域能量最高,并逐渐向四周扩散减小。当超声波到达防腐层缺陷处时,由于缺陷处存在空气,导致超声波大量反射,使得缺陷处的能量急剧下降。图6表明,缺陷位置(23, 11)的能量呈现突变,弹性应变能密

度从 14×10^{-10} 变为 2×10^{-10} ,缺陷处弹性应变能密度非常小,根据弹性应变能密度的变化可以识别出缺陷的存在。图7展示了在缺陷上方绘制的三维截点。可以观察到,在无缺陷时,该点的能量较低;当存在缺陷时,缺陷引起声波反射,使得能量随着缺陷长度的增加而增大。当缺陷长度达到一定程度时,能量达到最大值,随后逐渐趋于稳定。

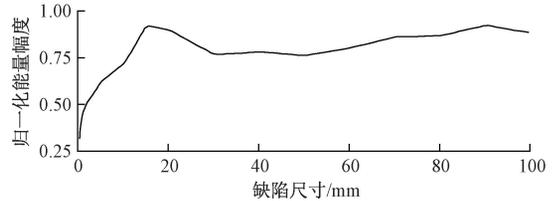


图7 能量随缺陷长度变化

Fig. 7 Plot of energy variation with flaw length

4 管道防腐层损伤结果识别

利用空耦声谐振技术检测外敷防腐层厚度变化,提取时频域信号特征,从而识别防腐层厚度和缺陷类型。实验装置模型如图8所示,用于对钢板-有机玻璃双层板状结构进行实验分析。该装置包括了计算机、空气耦合超声探头、双工器、前置放大器、高压放大器和示波器。实验中,采用了收发一体式空耦探头,通过计算机运行图像化编程软件 LabVIEW 来实现声谐振检测过程中的数据采集、读取、处理、存储和结果显示。

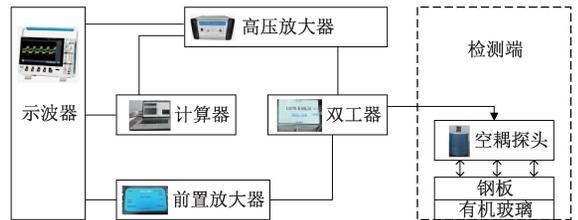


图8 实验装置模型

Fig. 8 Experimental device model diagram

在管道防腐层双层结构损伤识别实验中,由于环境因素和探头负载等条件的影响,采集信号常常受到噪声干扰,进而影响损伤识别的准确性。为提高识别精度,本研究对信号进行了有效的降噪处理。针对损伤回波信号,采用傅里叶变换提取了管道防腐层双层结构的一阶与二阶谐振频率,作为后续分析的关键参数,从而实现防腐层厚度方向尺寸信息的准确计算。此外,结合提取的时域与频域特征量,通过优化的 XGBoost 算法进行损伤识别与分类。综合考虑时域、频域特征及谐振频率分析,本方法能够精确识别防腐层缺陷的厚度方向及损伤尺寸,提升了损伤识别的精度和可靠性。

基于超声谐振技术检测钢板-防腐层双层板状结构的损伤状况,得到防腐层损伤回波信号,对其进行 EEMD 分解,得到 11 阶 IMF 分量。利用式 (12) 对原始信号与 11 阶 IMF 分量求相关性,得到原始信号与 IMF 分量的相关系数如表 6 所示。

表 6 原始信号与各阶 IMF 分量的相关系数

Table 6 Correlation coefficients between the original signal and IMF components

各阶 IMF 分量	相关系数
IMF1	0.099
IMF2	0.153
IMF3	0.314
IMF4	0.793
IMF5	0.794
IMF6	0.222
IMF7	0.211
IMF8	0.080
IMF9	0.020
IMF10	0.019
IMF11	0.016

IMF9、IMF10、IMF11 的相关系数远小于阈值,且与原始损伤回波信号的相关性较低,则将其视为无效信号去除,只取前 8 阶 IMF 分量 $q_1(t), \dots, q_8(t)$ 进行分析,经 EEMD 分解后的 8 阶 IMF 分量,如图 9 所示。

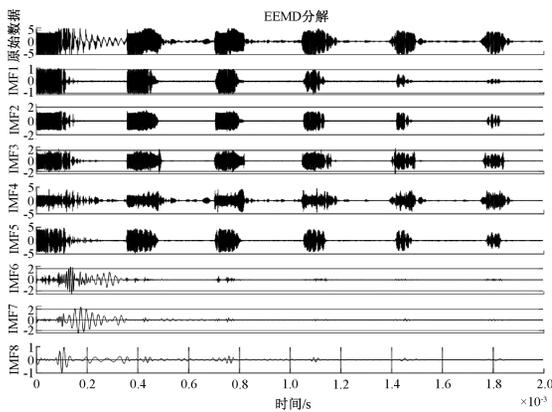


图 9 经 EEMD 分解后的时域波形

Fig. 9 Time-domain waveform after EEMD decomposition

根据表 6 和式 (13) 求得 IMF4、IMF5 大于阈值,则将 IMF4、IMF5 作为主要信号保留;IMF1、IMF2、IMF3、IMF6、IMF7、IMF8 作为含噪信号,对其进行降噪,得到降噪后信号如图 10 所示,去噪后的信号比原始信号信噪比提升了 1.8 dB。

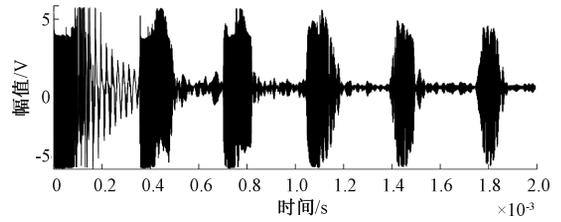


图 10 去噪后的信号

Fig. 10 Denoised signal

4.1 基于声谐振的管道防腐层损伤的厚度识别

超声换能器的中心频率处幅值最大,对于实际用于测量波形的超声换能器来说,所有的探头只能测量到其频率范围内的频谱,本研究空耦探头选用 200、400 kHz 两种不同中心频率的探头。

用 400 kHz 的空气耦合探头对 6.2、7、8.2 mm 单层钢板,进行超声谐振检测,通过 PC 端对产生谐振部分的时域信号直接转化为频域信号,对比分析频谱图最终检测结果。6.2、7、8.2 mm 钢板进行声谐振检测得到的谐振频率如图 11 所示。

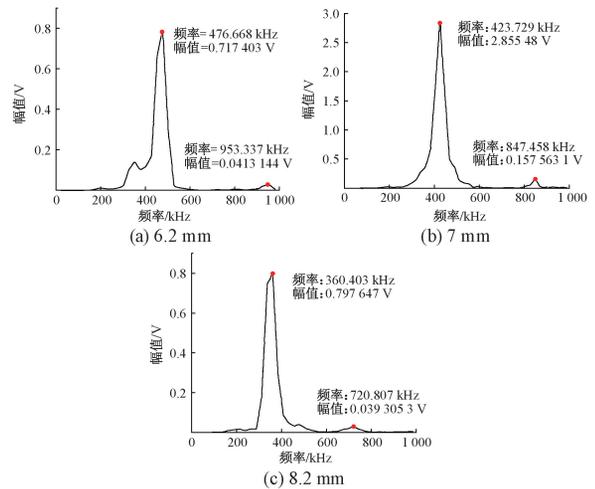


图 11 不同厚度钢板的谐振频率

Fig. 11 Resonance frequency of steel plates with different thickness

由图 11 可知,6.2 和 8 mm 厚度的钢板在一阶谐振频率的幅值约为 0.8 V,而 7 mm 厚度的钢板的一阶谐振频率幅值达到了 2.8 V。这是因为 7 mm 厚度的钢板的一阶谐振频率与探头的中心频率匹配,导致声波与钢板振动相叠加,使其幅值达到最大。相比之下,二阶谐振频率的幅值非常小,这是因为探头的频率响应范围有限,无法完全捕捉高阶振动模式。根据图 11 中不同厚度钢板的谐振频率,得到不同厚度钢板的一阶谐振频率和二阶谐振频率,利用式 (1)、(3) 计算出厚度,如表 7 所示。

由表 7 知,随着钢板厚度的增加,其一阶谐振频率逐渐减小;通过比较可知,根据检测得出的钢板的厚度与实

表7 不同厚度钢板的实验谐振频率及计算的出的厚度

Table 7 Experimental resonant frequencies and calculated thicknesses of steel plates of different thicknesses

实际厚度 d_0/mm	声速 $c/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	一阶谐振频率 f_1/kHz	二阶谐振频率 f_2/kHz	计算厚度 d/mm
6.2	5 933	476.668	953.337	6.223
7.076	5 896.667	423.729	847.458	6.958
8.2	5 927	360.403	720.807	8.222

实际厚度的误差在 0.2 mm 以内,误差较小,说明了声谐振测厚的准确性。

为了能准确采集到有机玻璃的谐振频率,分别采用 200 kHz 的空气耦合探头对 5.45 mm 的有机玻璃进行谐振检测,采用 400 kHz 的空气耦合探头对 3、3.9 mm 厚的有机玻璃进行谐振试验,得到不同厚度有机玻璃的谐振频率如图 12 所示。

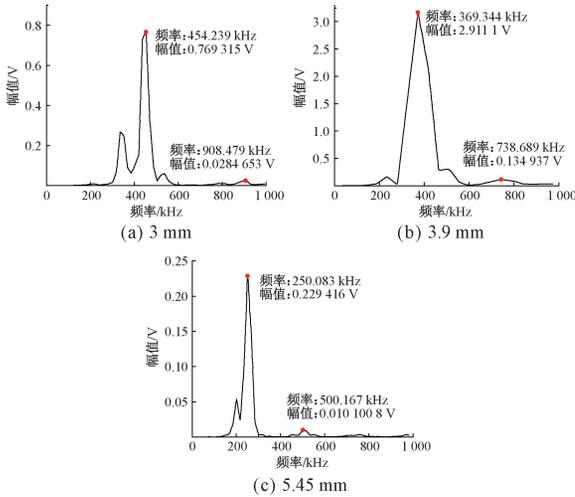


图 12 不同厚度的有机玻璃谐振频率

Fig. 12 The resonant frequency of organic glass with different thickness

根据 3、3.9、5.45 mm 有机玻璃的谐振频谱图,得到不同厚度有机玻璃的一阶谐振频率、二阶谐振频率,不同厚度有机玻璃的测量结果如表 8 所示。

利用式(1)、(3)得出有机玻璃的厚度,与实际有机玻璃厚度相近,误差在 0.5 mm 以内,且随着有机玻璃厚度的增加其谐振频率不断减小,与实际情况相符,证明本实验的可行性与有效性。

在实际工程中管道-防腐层为双层结构,因此设计了钢板-有机玻璃双层结构进行谐振试验,将空耦探头安置在钢板上方,垂直入射超声波,声波需要穿透钢板进入防腐层,因此探头的频率范围要同时能检测到钢板和有机玻璃的谐振频率,所以选用 400 kHz 的空耦探头,以及 7 mm 钢板和 3、3.9 mm 有机玻璃两种厚度分别进行试

表8 不同厚度有机玻璃的实验谐振频率及计算的出的厚度

Table 8 Experimental resonant frequencies and calculated thicknesses of plexiglass of different thicknesses

实际厚度 d_0/mm	声速 $c/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	一阶谐振频率 f_1/kHz	二阶谐振频率 f_2/kHz	计算厚度 d/mm
3.0	2 777	454.239	908.479	3.075
3.9	2 808	369.344	738.689	3.081
5.45	2 787	250.083	500.167	5.572

验,7 mm 钢板+3 mm 有机玻璃,7 mm 钢板+3.9 mm 有机玻璃的谐振频率如图 13 所示。

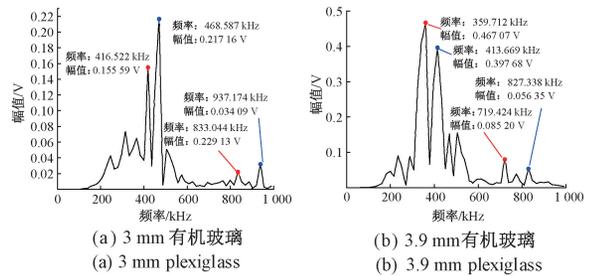


图 13 钢板+不同厚度有机玻璃谐振频率

Fig. 13 Steel plate + different thickness of organic glass resonance frequency

根据图 13 中 7 mm 钢板+3 mm 有机玻璃、7 mm 钢板+3.9 mm 有机玻璃的频谱图可得到 3 mm、3.9 mm 的谐振频率,并计算出有机玻璃的厚度如表 9 所示。

从表中可知利用声谐振超声检测测得防腐层的误差 0.1 mm 以内,可有效识别管道-防腐层双层结构中防腐层的厚度变化。

通过对管道防腐层进行声谐振检测,发现随着钢板或有机玻璃厚度的增加其谐振频率随之减小。但是在实际的工程应用中,由于防腐层的损伤,其厚度并不是恒定的,可能会检测到多个谐振频率,而根据厚度薄的防腐层的谐振频率高的特点,因此判断出一阶基本谐振频率最大处,厚度最薄。

4.2 基于优化的 XGBoost 的防腐层损伤类型结果分析

通过分析管道-防腐层双层结构中超声波传播时的回波信号,提取出能够表征不同损伤状态的特征值。这些特征值包括时域上的信号最大幅值、波形系数、峭度系数和偏态系数,以及频域上的重心频率和频率标准差,共计 6 维特征量。这些特征量能够捕捉到横向裂纹、纵向裂纹以及网状裂纹的独特信号特征。在进行类型分类在不同损伤状态间表现出显著差异,能有效的区分和表征不同损伤状态回波信号变化规律,为识别防腐层缺陷损伤状态提供了重要依据。

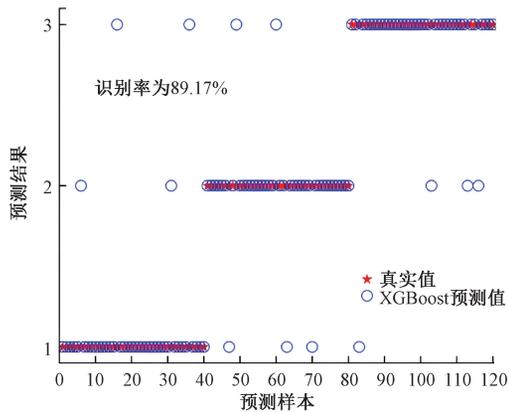
本文以钢板-有机玻璃为实验对象,共获取 600 组声谐振检测信号,其中包括 200 组基于长度变化的裂纹缺

表 9 不同厚度有机玻璃的实验谐振频率及计算的出的厚度

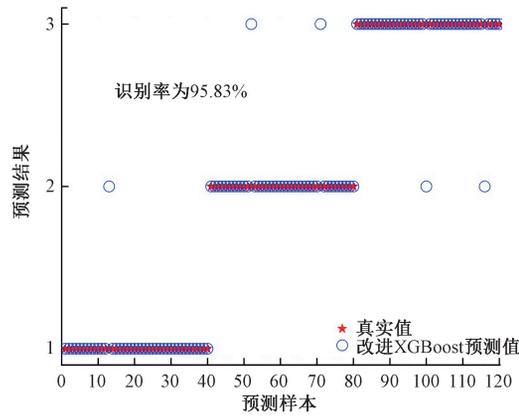
Table 9 Experimental resonant frequencies and calculated thicknesses of plexiglass of different thicknesses

板材组合	板材	实际厚度 d_0/mm	一阶谐振频率 f_1/kHz	二阶谐振频率 f_2/kHz	计算厚度 d/mm
7 mm 钢板+3 mm 有机玻璃	3 mm 钢板	7.076	416.522	833.044	7.078
	3 mm 有机玻璃	3.0	468.587	937.174	2.963
7 mm 钢板+3.9 mm 有机玻璃	7 mm 钢板	7.076	413.669	827.338	7.127
	3.9 mm 有机玻璃	3.9	359.712	719.424	3.903

陷信号,200 组基于面积变化的剥离缺陷信号,200 组基于半径变化的孔洞缺陷信号。选取 480 组作为训练集,120 组作为测试集。应用标准 XGBoost 分类算法和优化的 XGBoost 分类算法的管道防腐层结构损伤类型识别的结果如图 14 所示,应用优化的 XGBoost 分类算法的损伤识别精度达到 95.83%,而标准 XGBoost 分类算法的识别精度达到 89.17%。相比之下,优化的 XGBoost 分类算法的损伤识别精度提高了 6.66%,有效解决了管道防腐层缺陷类型识别问题。



(a) 标准 XGBoost
(a) Standard XGBoost



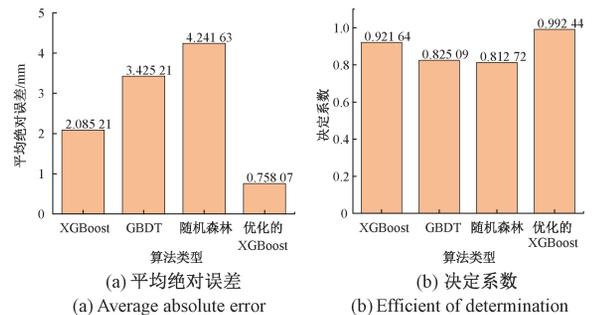
(b) 优化 XGBoost
(b) Optimize XGBoost

图 14 基于标准与优化的 XGBoost 分类算法的损伤类型识别结果对比

Fig. 14 Comparison of damage type identification results based on standard and optimized XGBoost classification algorithms

4.3 基于优化的 XGBoost 防腐层裂纹长度量化分析

对管道防腐层裂纹损伤尺寸识别,在有机玻璃上制造裂纹缺陷,裂纹长度从 0.3 mm 均匀增加至 39.9 cm,依次增加 2 mm,共 199 组,其中选取 160 组作为训练集,39 组作为测试集。对比标准 XGBoost、梯度提升树 (gradient boosting decision tree, GBDT)、随机森林 3 种算法对裂纹缺陷进行长度识别,选择平均绝对误差和决定系数作为算法性能的度量,其中裂纹损伤长度识别的平均绝对误差和决定系数如图 15 所示。



(a) Average absolute error (b) Efficient of determination

图 15 裂纹缺陷长度识别决定系数与平均绝对误差结果
Fig. 15 Plot of the coefficient of determination of crack defect length identification versus the mean absolute error results

从图 15 可知,优化后的 XGBoost 算法的平均绝对误差最小,决定系数最大,说明在防腐层裂纹缺陷长度识别中,化后的 XGBoost 算法效果最好,泛化能力最强。用优化的 XGBoost 算法进行防腐层裂纹缺陷长度识别具体如图 16 所示。

应用优化后的 XGBoost 回归算法对防腐层裂纹缺陷长度的部分识别结果如表 10 所示。防腐层裂纹缺陷长度输出值与真实值的最大绝对误差为 3.53 cm,根据式(27)得平均相对误差率为 6.3%,说明优化的 XGBoost 算法在裂纹损伤长度识别方面精度较高。

本文的实验环境模拟了实际管道防腐层检测中常见的条件,如不同的防腐层厚度和存在缺陷的情况。虽然实验条件较为理想,但在实际应用中,可以通过调整实验参数(如探头频率、信号处理方法等)来适应更复杂的工况。此外,文中提到的优化 XGBoost 算法具有较强的鲁棒性和泛化能力,可以在多种工况下保持较高的识别精度。

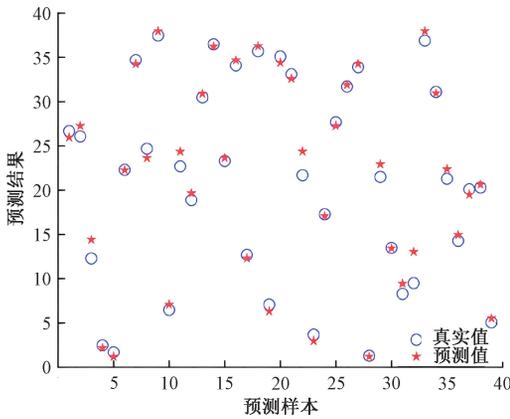


图 16 基于优化的 XGBoost 防腐层裂纹缺陷长度识别结果

Fig. 16 Results of crack defect length identification of XGBoost anti-corrosion layer based on optimization

表 10 防腐层裂纹缺陷长度识别结果

Table 10 Results of crack defect length in the corrosion-resistant layer (cm)

缺陷长度	识别输出	误差
2.9	3.299 2	0.399 2
6.1	6.170 2	0.070 2
18.9	19.086 9	0.186 9
2.7	3.658 3	0.958 3
0.9	1.146 1	0.246 1
11.1	11.298 8	0.198 8
8.1	8.232 9	0.132 9
16.1	17.392 5	1.292 4
4.7	4.074 9	0.625 0

5 结 论

本研究通过非接触式空气耦合超声谐振法对管道防腐层双层结构厚度进行测量,并对得到的谐振信号进行时频域变换,提取一阶和二阶谐振频率,计算出相应的厚度。此外,本文采用优化的 XGBoost 算法对管道防腐层信号进行分类识别,研究结果显示:声谐振超声检测测得的防腐层厚度误差控制在 0.1 mm 以内,且随着防腐层厚度增加,谐振频率逐渐降低,表明了声谐振检测的高准确性。在防腐层信号分类识别方面,优化的 XGBoost 算法相较于标准 XGBoost 算法提高了 6.66% 的损伤识别精度。最后,在防腐层缺陷尺寸识别方面,优化的 XGBoost 表现出比 XGBoost、GBDT 和随机森林更好的效果和泛化能力,平均相对误差率为 6.3%,实现了对防腐层裂纹缺陷长度的精确识别。

参考文献

[1] 杨理践,张晓丹,高松巍,等. 超声波在管道防腐层剥离内检测中的传播特性研究[J]. 电子测量与仪器学报,2018,32(1):9-18.
 YANG L J, ZHANG X D, GAO S W, et al. Study on the propagation characteristics of ultrasonic wave in the internal detection of pipeline coating stripping [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(1):9-18.

[2] 杨理践,吕瑞宏,高松巍,等. 基于 SH 导波的防腐层能量密度检测机理研究[J]. 仪器仪表学报,2016,37(5):1101-1109.
 YANG L J, LYU R H, GAO S W, et al. Research on the detection mechanism of energy density of anti-corrosion coating based on SH guided wave[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (5): 1101-1109.

[3] 吕瑞宏,王春云,赵艺伟,等. 基于 XGBoost 的管道防腐层裂纹损伤识别算法研究[J]. 计算机测量与控制,2023,31(5):14-20,27.
 LYU R H, WANG CH Y, ZHAO Y W, et al. Research on crack damage identification algorithm of pipeline anticorrosive coating based on XGBoost [J]. Computer measurement and control, 2023,31(5):14-20, 27.

[4] RAHMAN N A A, MAY Z, JAFFARI R, et al. Failure severity prediction for protective-coating disbondment via the classification of acoustic emission signals[J]. Sensors, 2023, 23(15):6833.

[5] WANG B, CHENG Z, LIAO W, et al. Non-contact detection of the interfacial microdefects in metal/CFRP hybrid composites using air-coupled laser ultrasound[J]. Structural Health Monitoring, 2024; 14759217241234557.

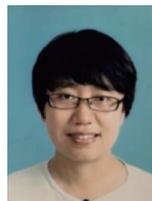
[6] TIAN SH X, WU ZH N, ZHANG D X. Gaussian process regression based inspection robot for predicting and locating pipeline anticorrosion coating defects[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35 (6): 066205.

[7] YANG L, WU D, LIU H, et al. Air-coupled transducer tilted C-scan for delamination introduced during the manufacturing process in CFRP plates[J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2024; 1-14.

[8] 陈志恒,罗文斌,常俊杰,等. 基于 EMD 的神经网络空耦超声储油罐液位检测[J]. 中国测试,2021,47(1):9-14.
 CHEN ZH H, LUO W B, CHANG J J J, et al. Oil level detection in storage tanks using neural network and air-coupled ultrasonic based on empirical mode decom-

- position[J]. *China Measurement & Test*, 2021, 47(1): 9-14.
- [9] 郭灿志,潘琛,孙万,等. 木材缺陷双机械手空气耦合超声检测方法[J]. *电子测量技术*, 2024, 45(22): 64-68.
- GUO C ZH, PAN CH, SUN W, et al. Dual robotic air-coupled ultrasonic detection of wood defects[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 45(22): 64-68.
- [10] 王军,李强鑫,吴寅,等. 脉冲压缩的木材空气耦合超声检测研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 36(3): 47-52.
- WANG J, LI Q X, WU Y, et al. Research on air-coupled ultrasonic inspection of wood by pulse compression[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 36(3): 47-52.
- [11] 王丙泉,赵勃. 复合材料板的空耦超声 Lamb 波原位应力测量方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(8): 100-108.
- WANG B Q, ZHAO B. In situ stress measurement of composite plates by air-coupled ultrasonic Lamb wave[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(8): 100-108.
- [12] 檀桢,王明泉,杨顺民,等. 基于空耦超声的钢-橡胶粘接质量检测技术研究[J]. *热加工工艺*, 2023, 52(3): 132-135.
- TAN ZH, WANG M Q, YANG SH M, et al. Research on steel-rubber bonding quality detection technology based on air-coupled ultrasonics[J]. *Hot Working Technology*, 2023, 52(3): 132-135.
- [13] 常俊杰,万陶磊,小仓幸夫. 非接触空气耦合超声谐振法测厚[J]. *无损检测*, 2019, 41(5): 10-13, 21.
- CHANG J J, WAN T L, XIAOCANG X F. Thickness measurement by non-contact air-coupled ultrasonic resonance method[J]. *Nondestructive Testing*, 2019, 41(5): 10-13, 21.
- [14] RUS J, GROSSE C U. Thickness measurement via local ultrasonic resonance spectroscopy[J]. *Ultrasonics*, 2021, 109: 106261.
- [15] 何龙龙,张闯,李泽欢,等. 涂层厚度与粘接质量的电磁声谐振无损检测[J]. *声学学报*, 2021, 46(2): 292-300.
- HE L L, ZHANG CH, LI Z H, et al. Electromagnetic acoustic resonance nondestructive testing of coating thickness and bonding quality[J]. *Acta Acustica*, 2021, 46(2): 292-300.
- [16] 徐先纯,郝娟,郭灿志,等. 多层粘接材料深层界面脱粘的超声谐振检测方法[J]. *中国测试*, 2022, 48(2): 14-20.
- XU X CH, HAO J, GUO C ZH, et al. Ultrasonic resonance detection method for deep interface debonding of multi-layer bonding materials[J]. *China Measurement & Test*, 2022, 48(2): 14-20.
- [17] 常俊杰,曾雪峰,万陶磊,等. 空气耦合超声金属/非金属粘结缺陷检测[J]. *宇航材料工艺*, 2020, 50(6): 91-97.
- CHANG J J, ZENG X F, WAN T L, et al. Air-coupled ultrasonic metal/non-metal bond defect detection[J]. *Aerospace Materials & Technology*, 2020, 50(6): 91-97.
- [18] 吕瑞宏,杨佳怡,张昊宇,等. 基于材料参数的管道防腐层粘接状态识别研究[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(5): 243-252.
- LYU R H, YANG J Y, ZHANG H Y, et al. Research on identification of bonding state of pipeline anticorrosive coating based on material parameters[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(5): 243-252.
- [19] 郭峰,吴九汇. 固固界面剪切分层的超声波耦合共振机理[J]. *西安交通大学学报*, 2020, 54(6): 1-9.
- GUO F, WU J H. Ultrasonic coupled resonance mechanism of solid-solid interface shear delamination[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2020, 54(6): 1-9.

作者简介



吕瑞宏, 2003 年于吉林大学获得学士学位, 2007 年于吉林大学获得硕士学位, 2016 年于沈阳工业大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学副教授, 主要研究方向为长输油气管道内检测技术及相关理论、微弱信号检测及处理、智能信号处理等。

E-mail: E-13940303171@163.com

Lyu Ruihong received her B. Sc. degree from Jilin University in 2003, and received M. Sc. degree from Jilin University in 2007, and received Ph. D. degree from Shenyang University of technology in 2016. Now she is an associate professor of Shenyang University of Technology, whose main research direction is the detection technology and related theories, ultrasonic detection and weak signal processing of long oil and gas pipelines.



解海龙(通信作者), 2022 年于安徽三联学院获得学士学位, 现为沈阳工业大学在读硕士研究生, 主要研究方向为长输油气管道内检测技术及相关理论。

E-mail: 1928277626@qq.com

Xie Hailong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui Sanlian University in 2022. He is currently a master student at Shenyang University of Technology. His research interest is in detecting technology and related theories in long-distance oil and gas pipelines.