

基于声场特征和C扫描图像的棒材缺陷定量评价

董 明^{1,2}, 田 辉¹, 马宏伟^{1,2}, 陈 渊², 曹现刚^{1,2}, 万 翔^{1,2}

(1. 西安科技大学机械工程学院, 陕西西安 710054; 2. 陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 陕西西安 710054)

摘要: 缺陷定量评价是无损检测领域研究的重点, 超声波的扩散导致C扫描图像边缘模糊, 影响缺陷定量精度. 为了提高棒材缺陷定量的准确性, 提出了基于声场特征和C扫描图像的棒材缺陷定量评价方法. 基于多元高斯声束模型, 根据超声波在曲面界面的传播规律, 建立了水浸条件下棒材内部的声场模型, 仿真得到棒料内部的声场分布, 提取缺陷所在目标平面的声场特征值. 以尼龙棒为研究对象, 对含有不同深度、不同直径平底孔的尼龙棒试件进行超声C扫描成像, 提取C扫描图像的特征值. 建立数据集并训练随机森林回归模型, 利用训练后的回归模型对测试集进行预测, 得到的平底孔尺寸值比6 dB下降法的结果更接近于标准值, 对于1.5 mm平底孔的定量误差为19.33%, 下降了27.34个百分点. 对含有自然缺陷的尼龙棒试件进行定量评价, 结果表明该方法能够准确得到尼龙棒自然缺陷的尺寸信息.

关键词: 多元高斯声束模型; 缺陷定量; C扫描成像; 随机森林回归; 棒料

基金项目: 国家自然科学基金(No.51705418); 陕西省自然科学基金基础研究计划—陕煤联合基金项目(No.2021JLM-07)

中图分类号: TN911.4; TB553

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)04-1212-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20240594

Quantitative Evaluation Defects in Rod Workpieces Based on Acoustic Field Characteristics and C-Scan Images

DONG Ming^{1,2}, TIAN Hui¹, MA Hong-wei^{1,2}, CHEN Yuan², CAO Xian-gang^{1,2}, WAN Xiang^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an, Shaanxi 710054, China)

Abstract: Flaw sizing is the focus of research in the field of non-destructive testing. The diffusion of ultrasonic waves causes edge blurring of C-scan images, which affects the accuracy of flaw sizing. A defects quantitative evaluation method for rod workpieces is proposed based on acoustic field characteristics and C-scan images. Based on the multi-Gaussian beam model, according to the propagation law of the ultrasonic wave at a curved interface, the acoustic field distribution of the spherical focusing probe under the curved surface condition is deduced, and the acoustic field characteristic values of the target plane where the defect is located are extracted. Nylon rod samples with flat-bottomed holes of different depths and diameters are scanned by ultrasonic C-scan system, and the characteristic values of the C-scan images are extracted. A dataset is created and a random forest regression model is trained. The test set is processed by the trained model, and the predicted results are closer to the standard values compared with the quantitative results of the 6 dB drop method. The quantitative error for the 1.5 mm flat-bottomed hole is 19.33%, a 27.34 percentage points reduction compared to the 6 dB drop method. The quantitative evaluation is performed on nylon rod with natural defects, the results show that the model can effectively predict the size information of natural defects in nylon rods.

Key words: multi-gaussian beam model; flaw sizing; C-scan image; random forest regression; rod workpieces

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.51705418); Shannxi Coal Joint Fund of Natural Science Basic Research Program (No.2021JLM-07)

1 引言

各种棒料, 如金属棒、尼龙棒、转子等是工业领域中

重要的原始坯料^[1-3], 其成型过程或加工过程中会产生各种缺陷, 若缺陷不能及时发现, 将影响结构的完整

性,甚至造成断裂事故.为保障材料及其产品使用的安全性,有必要对棒料进行无损检测,及时发现内部缺陷.

常用磁粉^[4]、涡流^[5]、射线^[6]和超声^[7]等方法对棒材进行检测.超声检测具有可靠性高、易于实现自动化的优点,是棒料缺陷检测的重要手段.超声C扫描由棒料和探头的组合运动实现栅格扫查或螺旋扫查,生成扫描图像.从C扫描图像可以直观得到缺陷的形状、大小、深度等信息^[8].缺陷的评价一直是无损检测领域研究的重点^[9],缺陷定性分析已有较好的准确性,但缺陷尺度的定量识别还存在一定困难^[10].传统利用含横通孔的试块制作距离幅值校正(Distance Amplitude Correction, DAC)或者用含平底孔的试块制作距离增益尺寸(Distance Gain Size, DGS)曲线,根据A超信号中缺陷回波出现的时刻和幅值得到缺陷的当量尺寸^[11],不能直观得到缺陷形状和尺寸信息.随着超声检测自动化技术的发展,超声C扫描图像能够提供幅值和位置信息,具有直观、准确的特点^[12],基于C扫描图像对缺陷进行精确分析和表征一直是超声无损检测领域的难题.6 dB下降法是一种常见的缺陷定量方法,缺陷大小表示为回波幅值下降到峰值一半时所对应的图像宽度,该方法适用于缺陷尺寸大于声束宽度的情况^[13].若缺陷处于探头远场区,由于声场扩散和声束变宽,使得C扫描图像边缘模糊,影响到缺陷定量的准确性^[14].虽然采用聚焦探头可以改善图像的边缘模糊问题,但当缺陷位于非聚焦区或缺陷尺寸小于声束宽度时,此问题依然存在.

对C扫描图像进行处理可提高缺陷表征的精度.曹宗杰等人^[15]提出了一种基于局部协方差特征的超声C扫描图像分辨率提高方法,减小了边缘模糊效应,实现图像缺陷边缘的快速准确检出.李凌等人^[16]使用边缘跟踪算法从C扫描图像中提取缺陷边缘,并构建了缺陷特征参数,实现缺陷几何特征的表征.但是这些方法都是针对图像本身,没有考虑声波的扩散现象对缺陷成像的影响.学者们采用反卷积来解决由声扩散所导致的图像边缘模糊问题,Zhao等人^[17]基于探头的点扩散函数对C扫描图像进行频域维纳反卷积处理,提高了缺陷的横向分辨率.Dalitz等人^[18]基于瑞利积分推导了点扩散函数的解析式,分别用Wiener滤波、ForWard和Richardson-Lucy(RL)3种方法对C扫描图像进行反卷积处理,结果表明RL算法性能最佳.Lyu等人^[19]基于点扩散函数用RL迭代算法对铝合金板平底孔超声C扫描图像进行处理,相比于6 dB下降法,提高了定量评价的精度,但是对于小尺寸缺陷仍存在较大误差.

近年来,学界开始引入机器学习改进缺陷定量评价的精度.Hutchins等人^[20]使用神经网络校正因为声束尺寸引起的C扫描图像失真,提高了缺陷空间分辨

率.Li等人^[21]采用广义回归神经网络获得动态阈值对超声C扫描图像进行二值化处理,改善6 dB下降法的性能,明显提高了小尺寸缺陷的定量精度.然而,神经网络在训练的过程中通常需要大量的数据来保证输出的准确性,这需要制作大量的含缺陷试块,增加了人力和财力^[22].随机森林(Random Forest, RF)算法是BREIMAN于2001年提出的一种机器学习算法^[23],RF对异常值和噪声具有鲁棒性,比其他决策树方法学习过程更快,且不会发生过度拟合的问题^[24,25].在被检测工件中,探头发射的超声波分布是决定缺陷检测结果的重要因素,影响着检测范围和检测分辨率.以上研究中都没有考虑探头的声场特征,若能提取相关声场特征值并用于随机森林模型的训练,必能提高模型对缺陷的定量评价精度.

因此,本文以尼龙棒为研究对象,建立分层曲面声场仿真模型提取声场特征,获取一批含有不同直径和深度平底孔尼龙棒试件的C扫描图像,以声场特征和超声C扫描图像特征作为RF训练的数据源,建立基于随机森林回归预测的尼龙棒缺陷定量评价模型,为棒材缺陷定量评价提供了一种新的解决思路.

2 特征子集构建

特征值的选取是回归预测中的重要环节,特征值和输出值之间有着非线性的关系,且这种关系是不被确定的.为提高缺陷定量分析的精度,本文采用探头在工件中的声场特征和缺陷C扫描图像特征构建特征子集.

2.1 声场特征值

探头声场分布特征是影响缺陷检测效果的重要因素,但难以确定声场特征和缺陷大小之间的关系,可以将声场特征输入随机森林回归模型进行训练,以此来提升缺陷定量预测的准确性.

基于多元高斯声束模型,计算水浸聚焦探头在分层曲面下三维空间的声场.基于傍轴近似和曲面相位修正,液体中任意点的声压可表示为^[26]

$$p(x, y, z) = \sum_{l=1}^{25} \frac{p_0 A_l \exp(ikz)}{\sqrt{1 + iB_{xl}z/D_R} \sqrt{1 + iB_{yl}z/D_R}} \exp\left(\frac{ikx^2}{2} \frac{iB_{xl}/D_R}{1 + iB_{xl}z/D_R} + \frac{iky^2}{2} \frac{iB_{yl}/D_R}{1 + iB_{yl}z/D_R}\right) \quad (1)$$

其中, p_0 为探头表面初始声压, A_l 为25组复值膨胀系数^[27], k 为液体中声波的波数, D_R 为瑞利距离.点聚焦探头的迭代系数表达式为^[28]

$$B_{xl} = B_{yl} = B_l + \frac{ika^2}{2f_l} \quad (2)$$

其中, B_l 为25组复值膨胀系数^[27], f_l 为聚焦探头的标称

焦距, a 为探头半径.

声束在曲面界面处的传播过程如图 1 所示. 基于高斯声束在液体和各向同性固体介质中基于近似傍轴理论的传播解析解, 并考虑声束在分层曲面上的透射规律, 得到声束由液体传播到固体中的稳态声场为

$$H(x, y, z) = \rho c_2^p \sum_{l=1}^{25} A_l v_0 T_{12}^{p;l} w(z) \cdot \exp[q(x, y, z)] A_l \quad (3)$$

其中, $T_{12}^{p;l}$ 为声波从液体到固体的透射系数^[17], ρ 为固体介质的密度, c_2^p 为固体中纵波波速, v_0 为探头表面的初始速度, $q(x, y, z)$ 和 $w(z)$ 分别为

$$q(x, y, z) = ik_1 z_1 + ik_2 z_2 + i \frac{k_1}{2} [x, y]^T [c_1^p M_2^p(z_2)]_l [x, y] \quad (4)$$

$$w(z) = \frac{\sqrt{\det[M_2^p(z_2)]_l} \sqrt{\det[M_1^p(z_1)]_l}}{\sqrt{\det[M_2^p(0)]_l} \sqrt{\det[M_1^p(0)]_l}} \quad (5)$$

其中, k_1 和 k_2 分别为声波在两种介质中的波数, c_1^p 为液体中纵波波速, M_1^p 和 M_2^p 分别为声束在液体介质和固体介质中的传输矩阵^[3]. 传输矩阵中曲面的曲率系数可表示为 $h_{11} = 1/r_1, h_{22} = 1/r_2, h_{12} = h_{21} = 0, r_1$ 和 r_2 分别为曲面的主曲率和次曲率.

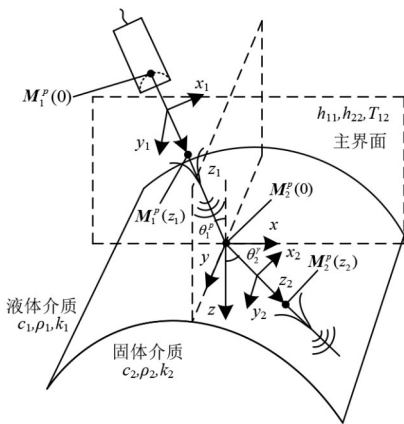


图 1 声束在曲面界面处的传播

基于声场仿真模型, 提取以下 4 种声场特征(图 2).

(1) 声束宽度方差. 选取缺陷所在目标平面上的声束宽度值 d 和缺陷最大直径 D , 计算声束宽度和声束宽度方差与直径进行比值, 将该比值作为特征值. 声束宽度会影响缺陷的成像效果, 理论上只有尺寸大于声束宽度的缺陷才能实现较为准确的成像. 该特征值表示了声束宽度相对于缺陷最大直径的偏移程度.

(2) 近场偏移. 取缺陷所在目标平面与声束焦点的距离作为特征值. 当缺陷位于聚焦区时会有较高的分辨率.

(3) 声压峰值. 缺陷所在目标平面上声压的最大值. 声压会直接影响缺陷的检测结果.

(4) 声压均值. 缺陷所在目标平面上声压均值. 该特征值表示在缺陷目标平面上高能量点源所占的比例.

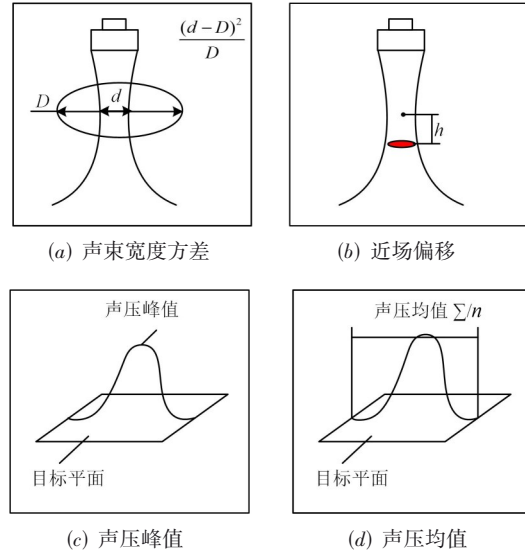


图 2 声场特征值示意图

2.2 C 扫描图像特征值

利用超声 C 扫描图像可获取不同截面的信息用于对缺陷进行定位、定性和定量分析. 由于声场扩散, 当声束扫描到缺陷的边缘时, 使得 C 扫描图像边缘模糊, 影响到缺陷定量的准确性, 得到有效的缺陷 C 扫描特征信息是实现缺陷准确定量评价的关键. C 扫描图像特征值示意图如图 3 所示.

(1) -6 dB 点数. 对于尺寸大于声束截面的缺陷, 6 dB 下降法具有较高的定量精度. 在缺陷超声 C 扫描图像中, 统计回波幅值 > 0.5 倍峰值幅值的像素点数作为特征值.

(2) -3 dB 点数. 统计回波幅值 > 0.7 倍峰值幅值的像素点数作为特征值. 选取该特征值是为了优化回扫模型对于小尺寸缺陷的预测性能.

(3) 回波平均幅值. 取缺陷超声回波幅值的平均值作为特征值. 超声回波幅值的大小表示目标缺陷所反射回的能量, 缺陷尺寸和回波幅值大小之间有着非线性的关系.

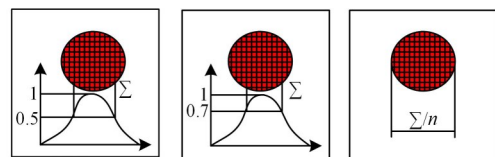


图 3 C 扫描图像特征值示意图

3 基于随机森林回归的缺陷定量方法

3.1 随机森林理论

随机森林由弱模型决策树(Classification And Regression Tree, CART)、结合装袋算法(Bagging)和随机特征子空间(Random Subspace Method, RSM)组成^[29],随机森林在构建过程中会生成数百甚至数千个决策树,这些决策树本身会充当回归函数,RF回归预测的最终输出是所有决策树输出的平均值.每个决策树由决策节点和叶子节点组成,决策节点通过测试函数评估每个输入的样本,并根据样本的特征将其传递给不同的子节点分支.

设 \mathbf{X} 表示包含 m 个特征的输入向量,其中有 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, \mathbf{Y} 表示输出向量, S_n 表示包含 n 个观测值的训练集,表示为

$$S_n = \{(\mathbf{X}_1, Y_1), (\mathbf{X}_2, Y_2), \dots, (\mathbf{X}_n, Y_n)\}, \mathbf{X} \in \mathbf{R}^m, Y \in \mathbf{R} \quad (6)$$

RF基本框架如图4所示,步骤如下.

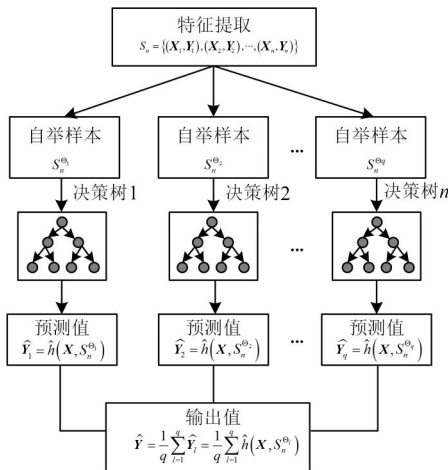


图4 随机森林回归预测框架

(1)采用 Bagging 算法从 S_n 中随机选择 q 个观测值构建 q 个自举样本,得到训练样本集合 $(S_n^{o1}, S_n^{o2}, \dots, S_n^{oq})$.

(2)在CART算法的基础上,生成二叉树,每棵树有 m 个特征向量,在每个节点处随机选取 r 个特征向量,从根节点开始,每个节点将自己的分割函数应用于新输入的 \mathbf{X} 向量,经过递归地重复上述过程,直到击中终端叶子节点,当达到最大级别数时,或者当节点包含的观测值少于预定义数量时,停止树的生长,训练过程结束.

(3)将测试集带入训练好的回归树模型中,得到 q 个预测值,表示为 $\widehat{Y}_1 = \widehat{h}(\mathbf{X}, S_n^{o1}), \widehat{Y}_2 = \widehat{h}(\mathbf{X}, S_n^{o2}), \dots, \widehat{Y}_q = \widehat{h}(\mathbf{X}, S_n^{oq})$.

(4)对所有预测树的输出求平均,输出向量 \mathbf{Y} 的估计可表示为

$$\widehat{\mathbf{Y}} = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \widehat{Y}_i = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \widehat{h}(\mathbf{X}, S_n^{oi}) \quad (7)$$

一般来说,森林中树越多,预测模型的鲁棒性就越高,而树数量的增加会增加计算负担.泛化误差随着树数量的增加而收敛,这意味着在达到某一点后,预测的精度无法提高.

3.2 评价指标

对于构造的任意回归树,都会生成一个新的训练集,并替换原始数据.并非所有样本都被选择用于装袋过程中的训练,一些样本数据可以在训练样本中重复使用.未选择的样本称为袋外样本(Out Of Bag, OOB).通常,大约 2/3 的训练样本用于构建回归函数,另外 1/3 构成 OOB 样本.每次使用训练样本构建回归树时,OOB 样本都用于评估回归树的性能.通过这种方式,RF 可以在不使用外部数据子集的情况下计算泛化误差的无偏估计,这种内置的验证功能提高了 RF 的泛化能力,使用 RF 也可以大大减少过度拟合的危险.

OOB 误差计算公式为

$$MSE \approx MSE^{OOB} = p^{-1} \sum_{i=1}^p [\widehat{Y}(X_i) - Y_i]^2 \quad (8)$$

其中, $\widehat{Y}(X_i)$ 是与给定输入样本 X_i 对应的预测输出, Y_i 是表示样本 X_i 对应的真实值, p 是 OOB 样本的总数.

4 随机森林模型预测及结果分析

4.1 预测模型原始数据集

4.1.1 声场特征值数据集

根据探头参数和水声距,计算尼龙棒中的声压分布,对声压幅值进行归一化处理,如图5所示,声场聚焦区域能很好地覆盖尼龙棒一半区域.

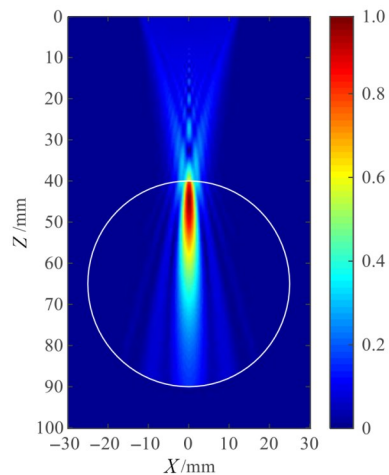


图5 尼龙棒中声压二维切片图

根据2.1节声场特征值确定规则,可以确定声束宽度方差和近场偏移2个特征值.

4.1.2 C扫描图像特征值数据集

为了得到合适的数据集用于决策树训练,设计了12个含有不同大小、不同深度平底孔的尼龙棒试件,如图6所示,尼龙棒直径为50 mm,平底孔参数如表1所示.



图6 尼龙棒试件

尼龙为高衰减材料,故采用频率为1.5 MHz、直径为25 mm、焦距为55 mm的点聚焦探头.设置水声距为40 mm,采用四自由度超声水浸检测系统对尼龙棒试件进行C扫描,水浸检测系统如图7所示,该扫描装置由三自由度的直线运动(X、Y、Z轴)和一个旋转机构(R轴)组成,Z轴可调节探头与工件间的水声距,X轴带动探头直线往复运动,尼龙棒装夹在R轴所在的卡盘上,R轴带动工件旋转实现周向步进运动.对12个试样进行扫描,得到60个C扫描图像,如图8所示.

根据C扫描图像所在的层数,可以得到各缺陷深度信息,基于如图5所示的声压二维切片图,确定缺陷所在目标平面上的声压峰值和声压均值2个特征值.

根据2.2节C扫描图像特征值确定规则,可以确定-6 dB点数、-3 dB点数和回波平均幅值3个特征值.将平底孔的实际尺寸作为特征向量的输出值,组合成60×8大小的特征集矩阵,将该矩阵90%的数据作为训练数据集用于随机森林回归模型的训练,10%的数据

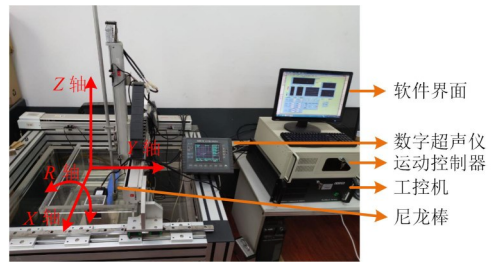


图7 四自由度超声水浸检测系统

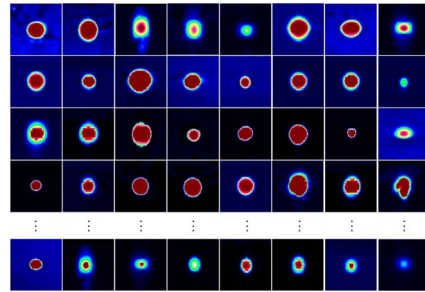


图8 超声C扫描图像数据集

作为模型验证测试对比样本.

4.2 回归模型预测训练

影响随机森林回归模型预测能力的主要参数有决策树的数量、节点最大特征数和最小叶子节点数.改变决策树数量、最小叶子节点数等参数进行试验,以获得较好的预测性能.将所建立的54×8大小的训练数据集随机排序并导入随机森林回归预测模型,设置决策树数量为1000,得到最小叶子节点取不同值时的OOB误差值曲线如图9所示,可见,随着决策树数量的增加,OOB误差快速下降,决策树数量>200后,OOB误差逐渐收敛到一个稳定值,再增加决策树的数量并不能提升估计精度,且会增加不必要的计算成本.此外,随着叶子节点的增大,OOB误差的收敛值也随之增大,因为本文的训练集数据较少,增大叶子节点会使得预测值误

表1 平底孔参数

单位:mm

试件编号	平底孔尺寸					平底孔深度				
	A1	A2	A3	A4	A5	A1	A2	A3	A4	A5
#1	8	8	8	8	8	48	43	34	27	18
#2	6	6	6	6	6	48	43	34	27	18
#3	5	5	5	5	5	48	43	34	27	18
#4	3	3	3	3	3	48	43	34	27	18
#5	2	2	2	2	2	48	43	34	27	18
#6	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	48	43	34	27	18
#7	8	5	3	2	1.5	43	43	43	43	43
#8	8	5	3	2	1.5	36	36	36	36	36
#9	8	5	3	2	1.5	29	29	29	29	29
#10	8	5	3	2	1.5	23	23	23	23	23
#11	8	5	3	2	1.5	16	16	16	16	16
#12	8	5	3	2	1.5	7	7	7	7	7

差较大,因此,选取最小叶子节点数为2.

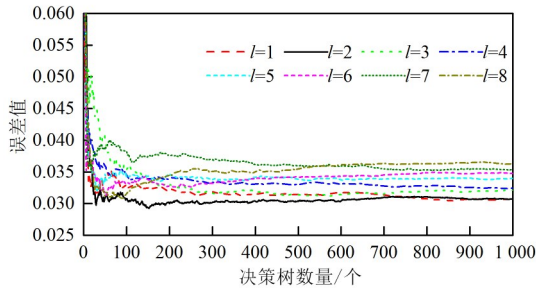


图9 不同最小叶子节点时的OOB误差值

设定决策树为200,最小叶子节点为2,将上述 54×8 训练集导入回归模型中进行训练学习,其训练结果如图10所示,此时OOB误差为0.035,回归模型预测结果有较好的精度.

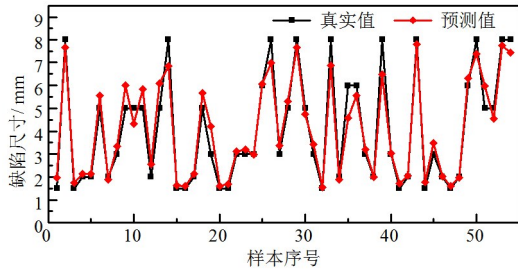


图10 随机森林回归模型训练结果

为验证本文方法的正确性,将未参与模型训练的 6×8 大小的测试数据集用于回归模型的验证.将测试集输入训练好的回归模型中,测试结果如图11所示,回归模型预测值与真实值接近.用6 dB下降法对测试用的6个平底孔C扫描图像进行定量分析,并与本文方法预测结果进行对比,如表2所示,可见6 dB下降法对大尺寸缺陷有较高的定量精度,但对小尺寸缺陷定量误差大,特别是对于1.5 mm平底孔的定量误差高达46.67%.结合图像特征和声场特征对尼龙棒平底孔的超声扫描数据进行随机森林回归模型预测,得到的定量评价结果更加接近实际尺寸,其误差有所下降,对于1.5 mm平底孔的定量误差为19.33%,下降了27.34个百分点.证明本文训练的随机森林回归模型对于尼龙棒缺陷的定量评价是有效的.

5 尼龙棒缺陷定量评价

对直径50 mm,长280 mm,含有自然缺陷的尼龙棒进行水浸超声C扫描成像,并利用训练好的随机森林回归预测模型对其内部缺陷进行定量评价.通过扫描得到了7个缺陷的超声C扫描图像,包括1个较大的缺陷和6个较小的缺陷,如图12所示.根据C扫描图像所在的层数,可以得到各自然缺陷深度信息,如表3所示.

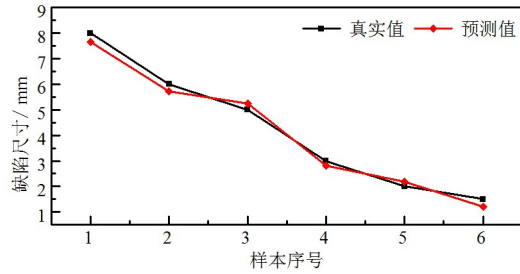
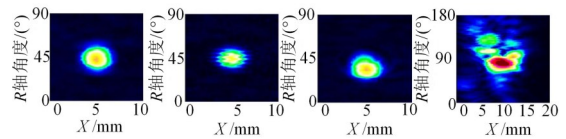


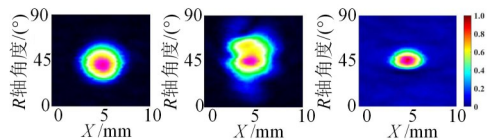
图11 随机森林回归模型测试结果

表2 回归预测与6 dB下降法结果对比

平底孔直径/mm	6 dB下降法		回归预测		误差下降/个百分点
	尺寸/mm	误差/%	尺寸/mm	误差/%	
8	8.80	10.00	7.66	4.25	5.75
6	6.38	6.33	5.71	4.83	1.50
5	5.72	14.40	5.25	5.00	9.40
3	3.52	17.33	2.81	6.33	11.00
2	2.64	32.00	2.19	9.50	22.50
1.5	2.20	46.67	1.21	19.33	27.34



(a) 1号缺陷 (b) 2号缺陷 (c) 3号缺陷 (d) 4号缺陷



(e) 5号缺陷 (f) 6号缺陷 (g) 7号缺陷

图12 自然缺陷的超声C扫描图像

表3 自然缺陷深度信息 单位:cm

缺陷编号	深度	缺陷编号	深度
1	23.7	5	35.7
2	24.6	6	29.3
3	37.6	7	18.9
4	24.1		

从图12的C扫描图像中提取图像特征值,根据缺陷对应的深度信息提取相应的声场特征值,组成一个 7×7 数据集,并输入已训练好的回归模型里,得到自然缺陷回归预测结果如表4所示.

为了获得尼龙棒内部缺陷的实际尺寸,采用nano Voxel-3000型显微CT检测系统对含自然缺陷的尼龙棒进行扫描,如图13所示.工作台到探测器之间的距离为317 mm,电压为150 kV,电流为190 mA,曝光时间0.42 s,尼龙棒试件每旋转 0.2° ,CT射线源便照射一次,

扫描帧数为 1 080 fps/s.

表 4 自然缺陷回归预测结果 单位:mm

缺陷编号	缺陷大小	缺陷编号	缺陷大小
1	1.58	5	1.53
2	1.56	6	1.54
3	1.52	7	1.58
4	6.68		

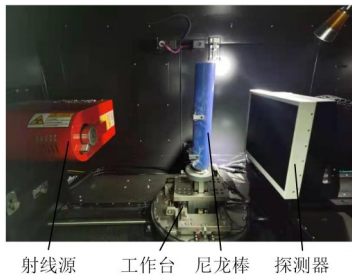


图 13 尼龙棒 CT 检测

由工业 CT 扫描得到的尼龙棒二维图像数据须经过图像处理与数字建模才能进行图像识别与量化分析. 将尼龙棒 CT 扫描原始数据导入 AVIZO 软件中进行三维重构, 可以得到尼龙棒结构特征的三维数据体, 然后对数据体进行阈值分割, 最终得到缺陷分布的三维空间透视图如图 14 所示. 从图 14 中可以看出, 在尼龙杆中有 7 处明显的孔隙缺陷. 从左到右各缺陷编号为 1~7, 分别对应于图 12(a)~图 12(g).

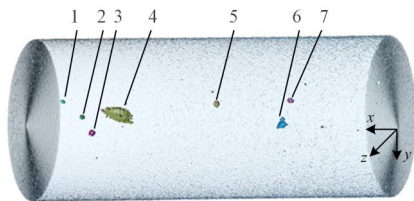


图 14 尼龙棒 CT 断层扫描重建图像

提取每个缺陷的 X-Y 横截面图和 X-Z 横截面图, 并使用 AVIZO 软件中的测量工具测量缺陷在空间各方向的最大尺寸作为缺陷的大小, 测量缺陷中心到最近表面的距离作为缺陷的深度, 各缺陷的信息如表 5 所示.

表 5 回归预测结果与 CT 结果对比

缺陷编号	CT 结果		回归预测结果 大小/mm	相对误差/%
	最大直径/mm	深度/mm		
1	1.30	24.8	1.62	24.61
2	1.53	25.7	1.64	7.19
3	1.22	38.3	1.66	36.06
4	7.22	23.4	7.67	6.23
5	1.63	37.0	1.66	1.84
6	1.68	30.0	1.74	3.57
7	1.71	18.4	1.64	4.09

从图 15 可知, 对于 2 号、5 号、6 号和 7 号缺陷, 本文回归预测模型的预测结果与 CT 扫描结果接近, 误差较小. 然而, 对于 1 号、3 号和 4 号缺陷, 其预测结果误差较大. 这是因为本文所建立的训练集中最小的平底孔直径为 1.5 mm, 回归模型缺少对尺寸 < 1.5 mm 缺陷的学习, 导致了回归模型对尺寸 < 1.5 mm 缺陷的预测结果误差较大, 这需要建立更加完备的训练数据集来解决此问题.

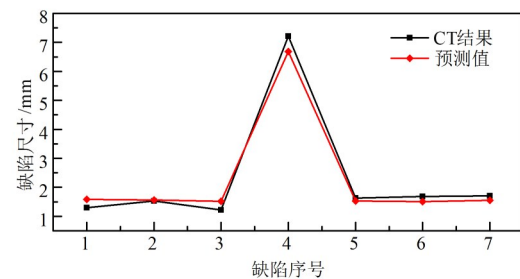


图 15 回归预测结果与 CT 结果对比

6 结论

基于声场特征和 C 扫描图像建立特征集对随机森林回归模型进行训练, 并利用该模型对平底孔和自然缺陷进行定量评价, 提高了棒材缺陷定量评价的精度, 结论如下:

(1) 基于多元高斯声束模型, 建立了点聚焦探头在分层曲面下的声场仿真模型, 得到探头在棒料内部的声场分布, 提取缺陷所在目标平面对应的声束宽度方差、近场偏移、声压峰值和声压均值 4 个特征值.

(2) 以尼龙棒为研究对象, 对 12 个含有不同深度、不同直径平底孔的尼龙棒试件进行超声 C 扫描成像, 提取 C 扫描图像的 -6 dB 点数、-3 dB 点数和回波平均幅值 3 个特征值.

(3) 对比不同参数下的 OOB 误差值, 确定决策树为 200, 最小叶子节点为 2 时 OOB 误差最小, 与 6 dB 下降法相比, 随机森林回归模型得到的定量评价结果更加接近于实际尺寸, 1.5 mm 平底孔的定量误差为 19.33%, 下降了 27.34 个百分点.

(4) 将训练后的回归预测模型用于尼龙棒自然缺陷的定量评价, 并与 CT 扫描结果进行对比, 回归模型对尺寸 < 1.5 mm 缺陷的预测结果误差较大, 这是因为本文建立的训练集中最小的平底孔直径为 1.5 mm, 需要建立更加完备的训练数据集来解决此问题.

参考文献

- [1] 李振杰, 蔡桂喜, 张博, 等. 金属圆棒超声螺旋扫查检测的合成孔径成像技术[J]. 金属学报, 2024, 60(4): 559-568.
LI Z J, CAI G X, ZHANG B, et al. Synthetic aperture im-

- aging technology for ultrasonic spiral scanning detection of metal bars[J]. *Acta Metallurgica Sinica*, 2024, 60(4): 559-568. (in Chinese)
- [2] 董明, 李敬, 索永录, 等. 基于改进果蝇优化算法正交匹配追踪的超声信号降噪方法[J]. *电子学报*, 2022, 50(2): 493-501.
- DONG M, LI J, SUO Y L, et al. An improved fruit fly optimization algorithm based orthogonal matching pursuit for ultrasonic noise reduction[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(2): 493-501. (in Chinese)
- [3] DONG M, TIAN H, MA H W, et al. Ultrasonic water immersion nondestructive testing for nylon bars based on a multi-Gaussian beam model[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2023, 42(2): 53.
- [4] LU J L, CHENG G G, WU M, et al. Detection and analysis of magnetic particle testing defects on heavy truck crankshaft manufactured by microalloyed medium-carbon forging steel[J]. *Journal of Iron and Steel Research International*, 2020, 27(5): 608-616.
- [5] PATEL A, YADAV A, LAW M, et al. Damped chatter resistant boring bar integrated with an absorber working in conjunction with an eddy current damper[J]. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 2023, 11(5): 2013-2024.
- [6] XI X, YANG S T. Investigating the spatial development of corrosion of corner-located steel bar in concrete by X-ray computed tomography[J]. *Construction and Building Materials*, 2019, 221: 177-189.
- [7] LIU P, HU Y, CHEN Y, et al. Investigation of novel embedded piezoelectric ultrasonic transducers on crack and corrosion monitoring of steel bar[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 235: 117495.
- [8] 郑阳, 李铮, 李超月, 等. 基于 EMAT 的三维声场断层扫描测量方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(12): 9-18.
- ZHENG Y, LI Z, LI C Y, et al. Measurement of three-dimensional sound field with the layered scanning method based on EMAT[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(12): 9-18. (in Chinese)
- [9] FELICE M V, FAN Z. Sizing of flaws using ultrasonic bulk wave testing: A review[J]. *Ultrasonics*, 2018, 88: 26-42.
- [10] 江守燕, 万晨, 孙立国, 等. 基于 SBFEM 和深度学习的裂纹状缺陷反演模型[J]. *力学学报*, 2021, 53(10): 2724-2735.
- JIANG S Y, WAN C, SUN L G, et al. Crack-like defect inversion model based on sbfem and deep learning[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(10): 2724-2735. (in Chinese)
- [11] KLEINERT W. Defect sizing using non-destructive ultrasonic testing: Applying bandwidth-dependent DAC and DGS curves[M]. Berlin: Springer, 2015.
- [12] GORDON G A, CANUMALLA S, TITTMANN B R. Ultrasonic C-scan imaging for material characterization[J]. *Ultrasonics*, 1993, 31(5): 373-380.
- [13] FELICE M V, VELICHKO A, WILCOX P D. Accurate depth measurement of small surface-breaking cracks using an ultrasonic array post-processing technique[J]. *NDT & E International*, 2014, 68: 105-112.
- [14] WRONKOWICZ A, DRAGAN K, LIS K. Assessment of uncertainty in damage evaluation by ultrasonic testing of composite structures[J]. *Composite Structures*, 2018, 203: 71-84.
- [15] 曹宗杰, 潘希德, 薛锦, 等. 提高超声 C 扫描图像分辨率的插值方法研究[J]. *西安交通大学学报*, 2005, 39(9): 921-924, 1006.
- CAO Z J, PAN X D, XUE J, et al. Image interpolation method for improving resolution of ultrasonic C-scan image[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2005, 39(9): 921-924, 1006. (in Chinese)
- [16] 李凌, 周晓军, 李雄兵. 超声 C 扫描图像的缺陷边缘提取及特征参数构建[J]. *中国机械工程*, 2007, 18(15): 1822-1824.
- LI L, ZHOU X J, LI X B. Flaw edge-detection and feature parameter construction in ultrasonic C-scan image[J]. *China Mechanical Engineering*, 2007, 18(15): 1822-1824. (in Chinese)
- [17] ZHAO J, GAYDECKI P A, BURDEKIN F M. Investigation of block filtering and deconvolution for the improvement of lateral resolution and flaw sizing accuracy in ultrasonic testing[J]. *Ultrasonics*, 1995, 33(3): 187-194.
- [18] DALITZ C, POHLE-FRÖHLICH R, MICHALK T. Point spread functions and deconvolution of ultrasonic images[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2015, 62(3): 531-544.
- [19] LYU D, TIAN J H, HU H W, et al. Ultrasonic C-scan image restoration method using the Richardson-Lucy algorithm and a flaw measurement model[J]. *Applied Acoustics*, 2022, 200: 109074.
- [20] HUTCHINS D A, PARDOE A C, BILLSON D R, et al. Neural network correction of ultrasonic C-scan images[J]. *Ultrasonics*, 1999, 37(4): 263-272.
- [21] LI X B, WANG Y L, NI P J, et al. Flaw sizing using ultra-

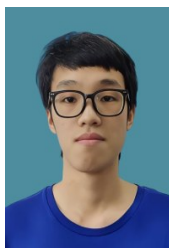
- sonic C-scan imaging with dynamic thresholds[J]. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 2017, 59(11): 603-608.
- [22] SHIPWAY N J, BARDEN T J, HUTHWAITE P, et al. Automated defect detection for fluorescent penetrant inspection using random forest[J]. *NDT & E International*, 2019, 101: 113-123.
- [23] 胡向东, 万润楠. 基于改进随机森林的工业互联网安全态势评估方法[J]. *电子学报*, 2024, 52(3): 783-791.
HU X D, WAN R N. Method of security situation assessment based on improved RandomForest for industrial Internet[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(3): 783-791. (in Chinese)
- [24] 李应, 印佳丽. 基于多随机森林的低信噪比声音事件检测[J]. *电子学报*, 2018, 46(11): 2705-2713.
LI Y, YIN J L. Sound event detection at low SNR based on multi-random forests[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(11): 2705-2713. (in Chinese)
- [25] BELGIU M, DRĂGUȚ L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 114: 24-31.
- [26] LUCAS B G, MUIR T G. The field of a focusing source[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1982, 72(4): 1289-1296.
- [27] KIM H J, SCHMERR L W Jr, SEDOV A. Generation of the basis sets for multi-Gaussian ultrasonic beam models: An overview[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2006, 119(4): 1971-1978.
- [28] ZHANG S Z, LI X B, JEONG H. Analytical diffraction corrections for circular focused transducers expressed using the multi-Gaussian beam model[J]. *Acta Acustica United with Acustica*, 2017, 103(5): 717-720.
- [29] HO T K. The random subspace method for constructing decision forests[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(8): 832-844.

作者简介



董明男, 1984年出生, 湖北恩施人. 现为西安科技大学副教授, 硕士生导师. 主要研究方向为超声无损检测与评价、机械测试理论与技术.

E-mail: jesunat@hotmail.com



田辉男, 1998年出生, 山东菏泽人. 现为西安科技大学硕士研究生. 主要研究方向为超声无损检测与评价.

E-mail: 18700099382@163.com