

同行专家业内评价意见书编号: 20240855043

附件1

浙江工程师学院（浙江大学工程师学院） 同行专家业内评价意见书

姓名: _____ 王海军

学号: _____ 22160100

申报工程师职称专业类别（领域）: _____ 机械

浙江工程师学院（浙江大学工程师学院）制

2024年03月18日

一、个人申报

（一）基本情况【围绕《浙江工程师学院（浙江大学工程师学院）工程类专业学位研究生工程师职称评审参考指标》，结合该专业类别(领域)工程师职称评审相关标准，举例说明】

1. 对本专业基础理论知识和专业技术知识掌握情况：

在我的专业学习中，我深刻理解并全面掌握了本专业的的基础理论知识和专业技术知识。通过系统学习，我对从事工程构思、设计、实现、运作所需的相关数学、自然科学、工程方法等科学基础知识有了深入的理解，并能够将这些知识灵活应用于实际工程问题的解决中。此外，我系统掌握了复合材料自动化超声无损检测领域的专业理论知识、专业技术知识和研究方法。这为我后续的实际工作奠定了坚实的基础。

2. 工程实践的经历：

在杭州艾美依航空制造装备有限公司的实践中，我全程参与了复合材料自动化超声无损检测项目的各项任务。这项实践涵盖了从项目设计到实际执行的全过程，包括制定项目建设方案、执行项目计划任务、应对项目建设突发情况、监督项目建设风险管控等方面。我在这个过程中负责了撰写专利、论文，以及开发自动化超声无损检测平台等任务。这要求我在实践中综合运用所学的知识，不仅仅是理论的应用，更是实际场景中的灵活运用。

3. 在实际工作中综合运用所学知识解决复杂工程问题的案例：

实际项目需求：针对于飞机等大型设备、零件的超声无损检测，使用人工手持方式测量效率较低、且针对扫描后的结果判别不准确，影响材料结构性能的判定，无法对缺陷进行分类识别和准确定量评估。

项目解决方案：在这一项目中，我成功结合所学知识和实际需求，提出并实施了一种先进的自动化超声无损检测平台设计方案。这一方案在实际应用中得到了成功验证，为公司解决了复杂的技术问题，提高了生产效率。设计一款用于连接KUKA机器人与超声相控阵的连接装置，将超声检测设备与自动化设备进行连接，此外，针对运动控制的集成，开发一款自动化超声检测软件平台，用于运动控制分析一体化，针对缺陷的识别、缺陷大小的量化是软件中的核心部分，也是我硕士论文的主要研究内容，提出了一种基于变分模态分解和递归量化分析特征提取和卷积神经网络缺陷识别方法，对超声 A扫信号的变分模态分解过程，提出一种基于蝠鲞智能优化算法的变分模态分解方法。针对缺陷大小量化部分，受半波高度法启发，结合超声 A扫信号，提出一种半波高度四邻域缺陷量化算法，针对缺陷深度成像的B扫描，提出一种利用包络信号 B 扫成像方法，解决射频波 A 扫信号中缺陷回波多个峰值导致 B扫图像中出现缺陷断裂等与实际缺陷不符的问题。

以下是案例中的一些成果产出具体的情况：

（1）一项主要的代表作是我撰写的专利，涉及到复合材料自动化超声无损检测技术，设计开发了一款用于连接自动化设备与超声检测设备之间的连接器，并将设计内容整理成一篇专利，但由于保密等原因，暂未投递。

（2）此外，撰写两篇EI论文，其中一篇投稿于《浙江大学学报（工学版）》，已经录用，主要研究内容是针对碳纤维复合材料超声无损检测缺陷识别相关；另一篇投稿于《振动与冲击》，已经录用，主要研究内容为碳纤维复合材料超声无损检测缺陷的大小量化。这些论文深入研究了自动化超声无损检测技术，为公司的技术创新提供了坚实的理论支持。

（3）利用C++和Qt技术，开发了一款自动化超声无损检测平台，实现了超声设备的自动化扫描与缺陷的自动化分析过程，将研究的复合材料超声无损检测的缺陷识别与量化算法使用代码进行平台集成，并将超声设备与自动化设备进行连接，实现扫描分析平台一体化。未来检测平台落地应用后，不仅提高检测效率，会在企业的生产中取得显著的经济和社会效益。除此之外，我根据这一实践经验，进行了硕士学位论文的研究，撰写了一篇硕士论文，为自己的学术深造提供了坚实的基础。

案例总结：总的来说，我在杭州艾美依航空制造装备有限公司的实践中，通过综合运用所学的基础理论知识和专业技术知识，成功解决了复杂的工程问题，取得了一系列的业绩，为公司和行业的发展做出了一定的贡献。

(二) 取得的业绩(代表作)【限填3项, 须提交证明原件(包括发表的论文、出版的著作、专利证书、获奖证书、科技项目立项文件或合同、企业证明等)供核实, 并提供复印件一份】

1. 公开成果代表作【论文发表、专利成果、软件著作权、标准规范与行业工法制定、著作编写、科技成果获奖、学位论文等】

成果名称	成果类别 [含论文、授权专利(含发明专利申请)、软件著作权、标准、工法、著作、获奖、学位论文等]	发表时间/授权或申请时间等	刊物名称/专利授权或申请号等	本人排名/总人数	备注
基于递归量化分析的CFRP超声检测缺陷识别方法	一级期刊	2023年10月30日	《浙江大学学报(工学版)》	1/3	
CFRP超声检测半波高度四邻域缺陷量化方法	核心期刊	2024年03月18日	《振动与冲击》	1/3	

2. 其他代表作【主持或参与的课题研究项目、科技成果应用转化推广、企业技术难题解决方案、自主研发设计的产品或样机、技术报告、设计图纸、软课题研究报告、可行性研究报告、规划设计方案、施工或调试报告、工程实验、技术培训教材、推动行业发展中发挥的作用及取得的经济社会效益等】

(三) 在校期间课程、专业实践训练及学位论文相关情况	
课程成绩情况	按课程学分核算的平均成绩： 84 分
专业实践训练时间及考核情况(具有三年及以上工作经历的不作要求)	累计时间： 1.5 年 (要求1年及以上) 考核成绩： 82 分 (要求80分及以上)
本人承诺	
<p>个人声明：本人上述所填资料均为真实有效，如有虚假，愿承担一切责任，特此声明！</p> <p style="text-align: right;">申报人签名： <u>王海军</u></p>	

二、日常表现考核评价及申报材料审核公示结果

日常表现 考核评价	非定向生由德育导师考核评价、定向生由所在工作单位考核评价： <input checked="" type="checkbox"/> 优秀 <input type="checkbox"/> 良好 <input type="checkbox"/> 合格 <input type="checkbox"/> 不合格 德育导师/定向生所在工作单位分管领导签字（公章）：孙安 2024 年 3 月 18 日
申报材料 审核公示	根据评审条件，工程师学院已对申报人员进行材料审核（学位课程成绩、专业实践训练时间及考核、学位论文、代表作等情况），并将符合要求的申报材料在学院网站公示不少于5个工作日，具体公示结果如下： <input type="checkbox"/> 通过 <input type="checkbox"/> 不通过（具体原因： 工程师学院教学管理办公室审核签字（公章）：) 年 月 日

浙江工业大学研究生院

攻读硕士学位研究生成绩单

学号: 22160100	姓名: 王海军	性别: 男	学院: 工程师学院	专业: 机械	学制: 2.5年						
毕业时最低应获: 24.0学分	已获得: 24.0学分	入学年月: 2021-09			毕业年月: 2024-03						
学位证书号: 1033532024602161	毕业证书号: 103351202402600387				授予学位: 机械硕士						
学习时间	课程名称	备注	学分	成绩	课程性质	学习时间	课程名称	备注	学分	成绩	课程性质
2021-2022学年秋季学期	高性能复合材料制造技术及装备		2.0	81	专业学位课	2021-2022学年春季学期	研究生英语基础技能		1.0	61	公共学位课
2021-2022学年春季学期	数值计算方法		2.0	91	专业选修课	2021-2022学年夏季学期	智能制造实训		3.0	86	专业选修课
2021-2022学年秋季学期	现代控制理论及其MATLAB实践		2.0	80	专业选修课	2021-2022学年春季学期	研究生英语		2.0	87	公共学位课
2021-2022学年冬季学期	中国特色社会主义理论与实践研究		2.0	92	公共学位课	2021-2022学年夏季学期	工程伦理		2.0	91	公共学位课
2021-2022学年春季学期	科技创新案例探讨与实战		2.0	86	专业选修课	2021-2022学年夏季学期	自然辩证法概论		1.0	82	公共学位课
2021-2022学年秋季学期	研究生论文写作指导		1.0	77	专业学位课	2021-2022学年春季学期	工程技术发展前沿		2.0	95	专业学位课
2021-2022学年春季学期	飞机数字化装配技术与系统		2.0	86	专业学位课						

说明: 1. 研究生课程按三种方法计分: 百分制, 两级制 (通过、不通过), 五级制 (优、良、中、及格、不及格)。

2. 备注中“*”表示重修课程。

学院成绩校核章:

成绩校核人: 张梦依

打印日期: 2024-04-02

《浙江大学学报(工学版)》稿件录用通知单

王海军, 王涛, 俞慈君 等作者:

您(们)好! 您(们)撰写的论文:

《基于递归量化分析的CFRP超声检测缺陷识别方法》

(稿号: G230457, 作者单位: 浙江大学),

经专家评审, 拟刊发在《浙江大学学报(工学版)》, 发表日期待定。

此致

敬礼!

浙江大学学报(工学版)编辑部

2023年10月30日



录 用 证 明

王海军；王涛；俞慈君作者：您好！

你的稿件编号为 32565，题目为《CFRP 超声检测半波高度四邻域缺陷量化方法》，已被杂志社录用，特此证明！

上海《振动与冲击》杂志社

2024年3月18日



基于递归量化分析的 CFRP 超声检测缺陷识别方法

王海军¹, 王涛², 俞慈君²

(1. 浙江大学 工程师学院, 浙江 杭州 310058; 2. 浙江大学 机械工程学院, 浙江 杭州 310058)

摘要: 为解决碳纤维增强复合材料 (CFRP) 超声检测缺陷识别不准确、不可靠问题, 提出一种自适应变分模态分解 (AVMD) 与递归量化分析技术 (RQAT) 特征提取和卷积神经网络 (CNN) 识别方法. 实验预埋 6 种模拟缺陷, 使用超声相控阵检测后, 每种缺陷取 500 数据, 以蝠鲼智能优化算法优化出变分模态分解 (VMD) 所需 K 、 α 值, 使用优化参数的 VMD 得到本征模态函数 (IMF) 分量, 筛选高频噪声部分, 对剩余 IMF 分量使用递归量化分析技术, 每个信号得到 72 个特征值, 将特征值组成特征向量, 输入 CNN 进行识别, 训练集识别正确率为 99.94%, 验证集识别正确率为 98.09%, 测试集识别正确率为 98.27%. 结果表明: AVMD 与 RQAT、CNN 的结合很好地解决了 CFRP 超声检测中缺陷的识别分类问题.

关键词: 碳纤维复合材料; 无损检测; 变分模态分解; 递归量化分析; 特征提取; 卷积神经网络; 缺陷识别

中图分类号: TP 274+.2 **文献标识码:** A **文章编号:**

CFRP ultrasonic detection defect identification method based on recursive quantitative analysis

WANG Haijun¹, WANG Tao², YU Cijun²

(1. College of Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;
2. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: In order to solve the problem of inaccurate and unreliable defect recognition in ultrasonic detection of carbon fiber reinforced polymer (CFRP), an adaptive variational modal decomposition (AVMD) and recursive quantitative analysis technology (RQAT) feature extraction and convolutional neural networks (CNN) recognition methods are proposed. In the experiment, 6 kinds of simulated defects were embedded in the CFRP material, and the defect signal data was obtained after ultrasonic phased array detection, 500 data were taken for each defect, and the K and α values required for variational mode decomposition (VMD) were optimized by the manta ray intelligent optimization algorithm, and then the eigenmode function (IMF) component was obtained by using the VMD decomposition after the optimization parameters, the high-frequency noise part was screened out, and the recursive quantitative analysis technique was used for the remaining IMF component, and 72 eigenvalues were obtained for each defect signal. The feature values are formed into feature vectors and input to CNN for recognition, and the recognition accuracy rate of the training set is 99.94%, the recognition accuracy of the verification set is 98.09%, and the recognition accuracy rate of the test set is 98.27%. The combination of adaptive variational modal decomposition (AVMD), recursive quantitative analysis technology and CNN can solve the problem of defect identification and classification in CFRP ultrasonic testing.

Key words: carbon fiber reinforced polymer; non-destructive testing; variational mode decomposition; recur-

收稿日期: **网址:**

基金项目: 自然科学基金重点项目资助 (91748204); 国家自然科学基金创新研究群体科学基金项目 (51821093); 浙江省重点研发计划 (2020C01039) .

作者简介: 王海军 (1998—), 男, 山东济南人, 硕士生, 从事超声无损检测研究. orcid.org/0009-0008-5410-6085. E-mail: navywang@zju.edu.cn

通信联系人: 俞慈君, 男, 副研究员. orcid.org/0000-0001-9380-9009. E-mail: yuppy@zju.edu.cn

碳纤维增强复合材料(carbon fiber reinforced plastics, CFRP)由于其密度低、高比强度、高比模量的特点,广泛应用于航空航天^[1],汽车^[2]等领域.其多层结构和特殊制造工艺常会引入降低力学性能的缺陷,常见的缺陷类型有分层、夹杂、富树脂等.无损检测由于不会破坏其结构完整性被广泛应用于复合材料缺陷评估^[3],CFRP常用的无损检测方法包括超声检测(ultrasonic testing, UT)^[4],红外热成像(infrared thermography, IRT)^[5],X射线断层扫描(computer tomography, CT)^[6]和声发射(acoustic emission, AE)^[7]等,而超声检测是当前应用最广泛的无损检测技术之一.不同类型缺陷会对复合材料构件性能造成不同的影响,因此CFRP缺陷类型的识别十分关键.当前CFRP超声检测结果一般需要专家或有经验检测人员判别,使得缺陷检测分类识别工作量大、效率低,影响使用性能与安全性能评估,实现CFRP超声检测缺陷自动识别和分类是目前亟需解决的问题.

胡业发等^[8]利用小波包分解A扫信号,将子信号能量系数作为特征向量,主成分分析(principal component analysis, PCA)后输入反向传播(back propagation, BP)神经网络,实现对不同夹杂缺陷的识别. Liang等^[9]对超声缺陷进行小波包分解,得到缺陷特征向量,建立支持向量机(support vector machine, SVM)缺陷分类模型. Lee等^[10]提出一种回波边界决策方法,提取离散小波变换系数作为分类器的特征. Ge等^[11]使用经验小波变换和模糊相关分类方法,对滚动轴承振动信号进行识别分类. 李健等^[12]提出一种小波包分解提取特征和BP神经网络训练的方法实现缺陷分类.小波包基函数的人工选取会导致分类结果的不稳定,对分类结果产生影响.

Zhang等^[13]提出一种动态广域网络木材损伤识别方法,自动提取特征并实现损伤识别分类. Chen等^[14]提出一种孪生网络的元学习方法,实现超声缺陷特征提取和分类. 邓勇等^[15]提取前三阶Volterra级数时域核作为缺陷信号的特征向量,实现对钢板缺陷的识别分类. 胡宏伟等^[16]提出一种基于一维局部二元模式算法和核主成分分析提取焊缝缺陷回波信号特征,实现焊缝缺陷的自动分类. Rao等^[17]使用一种脉冲涡流技术和时域参数对缺陷进行检测分类.上述方法对噪声较为敏感,容易造成特征提取的不稳定,同时参数调节比较复杂,影响算法的效率和泛化能力.

Yang等^[18]提出一种经验模态分解(empirical

mode decomposition, EMD)和粗糙集属性约简的信号特征提取选择方法,实现超声缺陷的自动分类. Mousavi等^[19]使用EMD分解超声信号,提取协方差矩阵最大特征值作为损伤敏感特征,实现木材孔洞缺陷的检测和分类. Hassani等^[20]提出一种基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和频响函数的损伤识别分类方法.在进行EMD分解时,无法确定有效模态分量数量,对分类效果产生影响.进行VMD分解时,参数的选择对分解效果具有重要影响,由于缺乏明确的规则或算法,需要依赖经验等手动方法来确定合适的参数值.

本研究提出一种自适应变分模态分解与递归量化分析(adaptive variational mode decomposition and recursive quantitative analysis techniques, AVMD-RQAT)的信号特征提取方法和卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)识别,针对CFRP超声检测多种类、大规模缺陷数据应用,并将实验结果与参考文献[12]对比验证.

1 超声相控阵缺陷检测

CFRP缺陷样板的制备采用预浸料手工铺层与热压罐工艺固化完成,预浸料来自威海光威复合材料股份有限公司,型号为GW800G/GS-13,以T800碳纤维为增强体,GS13环氧树脂为基体,GS-13树脂含量为34%,厚度为0.187mm,所裁剪预浸料尺寸为330mm×330mm.为更好模拟实际工况中出现的不同缺陷类型,分别使用聚四氟乙烯、预浸料隔离膜、预浸料衬纸、铜片、铝片模拟缺陷,其中,聚四氟乙烯模拟分层缺陷,预浸料隔离膜、预浸料衬纸、铜片、铝片模拟四种夹杂缺陷;采用打穿预浸料方式,让其在固化过程中树脂流入,形成富树脂缺陷.

1.1 超声波传播特性

1.1.1 声速 简谐波在材料中传播时,单位时间内穿过的距离为该波的传播速度,通常用 c 表示.对于不同类型的超声波,其传播速度存在差异,固体材料中声速计算公式如下所示:

$$\text{纵波: } c_l = \sqrt{\frac{E}{\rho} \cdot \frac{1-\sigma}{(1-2\sigma)(1+\sigma)}}. \quad (1)$$

$$\text{横波: } c_s = \sqrt{\frac{E}{\rho} \cdot \frac{1}{2(1+\sigma)}} = \sqrt{\frac{G}{\rho}}. \quad (2)$$

式中, E 为弹性模量, ρ 为材料密度, σ 为泊松比, G 为切变模量.

1.1.2 声阻抗 超声波在材料中传播时, 任意一点声压与该点速度振幅 μ 的比值称作材料的声阻抗, 通常用 Z 表示.

$$Z = \frac{P}{\mu}. \quad (3)$$

声阻抗表示超声波传播过程中材料对质点振动的阻碍作用, 不同材料的声阻抗大小存在差异, 对于同一种材料, 波形不同, 声阻抗也存在差异, 对于平面波而言, 数值上等于材料密度与材料声速的乘积, 可直接表示出介质的声学特性, 是材料固有的特征参数.

1.1.3 界面反射与透射 当超声波入射到声阻抗不同的异质界面时, 如图 1 所示, 入射波一部分透射进入材料 2, 另一部分在界面处反射后继续在材料 1 中传播, 当碳纤维复合材料中存在缺陷时, 入射波在缺陷表面反射, 形成缺陷回波。声压反射系数与透射系数计算公式如下:

$$R_{12} = \frac{P_R}{P_0} = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1}. \quad (4)$$

$$T_{12} = \frac{P_T}{P_0} = \frac{2Z_2}{Z_2 + Z_1}. \quad (5)$$

其中, R_{12} 为材料 1 到材料 2 的反射率, 反射

率为正时, 表示反射波声压与入射波声压相位相同, 反射率为负时表示反射波声压与入射波声压相位相反, T_{12} 为材料 1 到材料 2 的透射率, 反应超声波的透射程度.

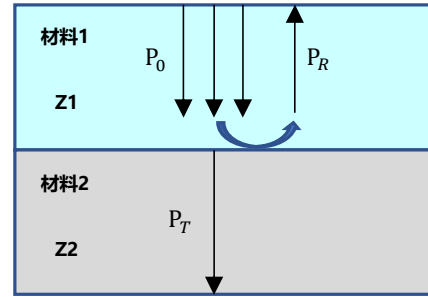


图 1 超声信号反射透射示意图

Fig.1 Schematic diagram of ultrasonic signal reflection and transmission

六种模拟缺陷材料特性如表 1 所示, 其中反射率是指从碳纤维复合材料到目标材料时的反射情况, 六种材料形成的反射波中, 有四种材料与入射波相位相反, 两种材料与入射波相位相同, 且在相位相反材料中, 从环氧树脂到衬纸, 反射率绝对值依次递增, 反射波波高递增, 在相位相同材料中, 铝比铜的反射率小, 故在超声信号中铝的缺陷位置反射回波比铜的波高低. 根据图 4(a) 可验证该分析结果.

表 1 六种缺陷材料性能对比表

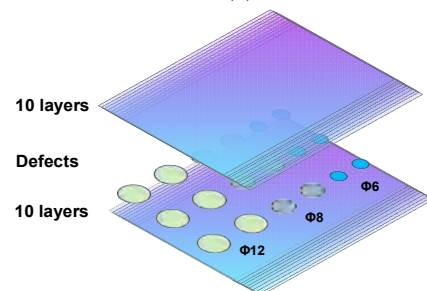
Tab.1 Comparison table of the properties of six defective materials

材料	密度(kg/m ³)	弹性模量(GPa)	声速(m/s)	声阻抗(Pa · s/m)	反射率	相位情况
CFRP	1.5×10 ³	89.45	3070	4.61×10 ⁶	0	无
环氧树脂	1.48×10 ³	3	2972	4.4×10 ⁶	-0.0228	相位相反
PE 膜	1.24×10 ³	0.9	2460	3.05×10 ⁶	-0.203	相位相反
聚四氟乙烯	2.1×10 ³	0.28	1400	2.94×10 ⁶	-0.221	相位相反
衬纸	1×10 ³	2	1500	1.5×10 ⁶	-0.509	相位相反
铜	8.96×10 ³	117	4660	4.18×10 ⁷	0.801	相位相同
铝	2.7×10 ³	70	6320	1.71×10 ⁷	0.575	相位相同

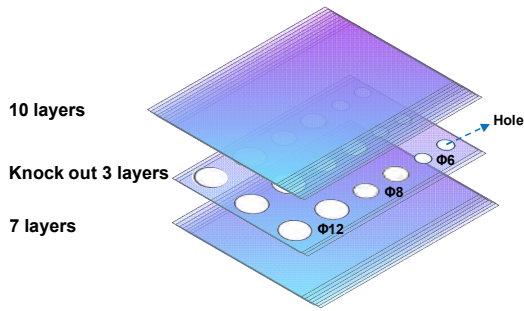
1.2 模拟缺陷样板制备

利用上述实验材料, 采用手工铺层, 铺层方式使用 [0/90]_{2s} 正交, 设计缺陷样板为 20 层, 厚度为 3.74 mm, 为避免近、远表面缺陷, 夹杂和分层缺陷设计缺陷埋层为 10 与 11 层之间, 富树脂缺陷打穿 11、12、13 层预浸料, 热压过程中树脂流入打穿区域形成富树脂. 设计直径为 12 mm、8 mm、6 mm 的圆形缺陷各两列, 缺陷样板如图 2 所示, 夹杂缺陷预埋时, 两种材料制备一个缺陷样板, 即两个图 2(a)中示意图构成一个缺陷样板, 分层、富树脂缺陷分别以两个图 2(a)和

图 2(b)示意图制备一个缺陷样板, 缺陷预埋完成后, 对完成铺层的 CFRP 预浸料使用热压罐固化, 得到 4 块缺陷样板如图 2(c)所示.



(a) 分层、夹杂模拟缺陷样板示意图



(b) 富树脂模拟缺陷样板示意图



(c) 制备缺陷样板图

图 2 缺陷样板图

Fig.2 Defect boilerplate

1.3 超声相控阵检测系统搭建

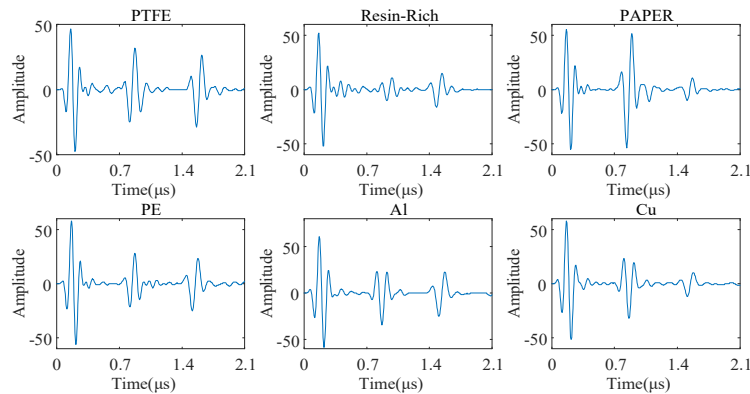
相控阵设备为 Olympus 公司的 FOCUS PX M/N: FPX-1664PR, 楔块是 Olympus SNW1-0L-IHC, 探头为 5L64-NW1, 所用软件为 Olympus 公司配套的 FocusPC, 扫描时不使用延时法则, 相控阵的 64 个阵元按照编码器每移动 1 mm 采集一次数据的方式对缺陷样板扫描. 搭建超声相控阵检测系统如图 3 所示.



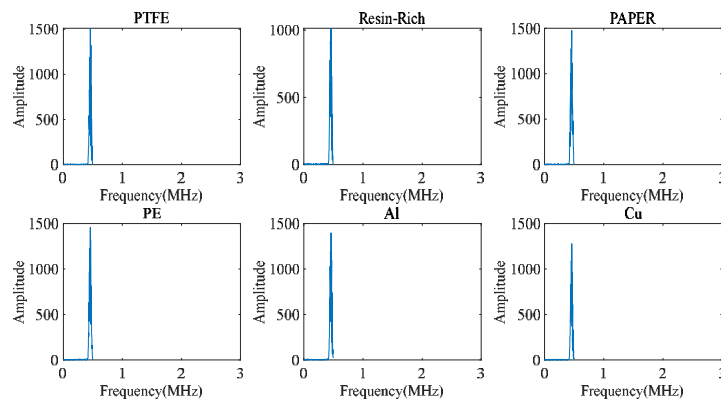
图 3 超声相控阵检测系统

Fig.3 Ultrasonic phased array inspection system

所检测出不同缺陷信号如图 4(a)所示, 由于预埋缺陷深度相同, 不同缺陷回波位置相同, 且波形相似, 不同缺陷信号难以区分, 将信号做 FFT 处理, 画出其频谱图如图 4(b)所示, 其频谱图中, 频谱分布具有较大相似性, 对不同类缺陷仍难以区分, 检测者无法对缺陷类型进行定性判断, 影响检测结果.



(a) 六种不同缺陷信号图



(b) 六种不同缺陷频谱图

图 4 六种不同缺陷信号传统分析图

Fig.4 Traditional analysis plots for six different defect signals

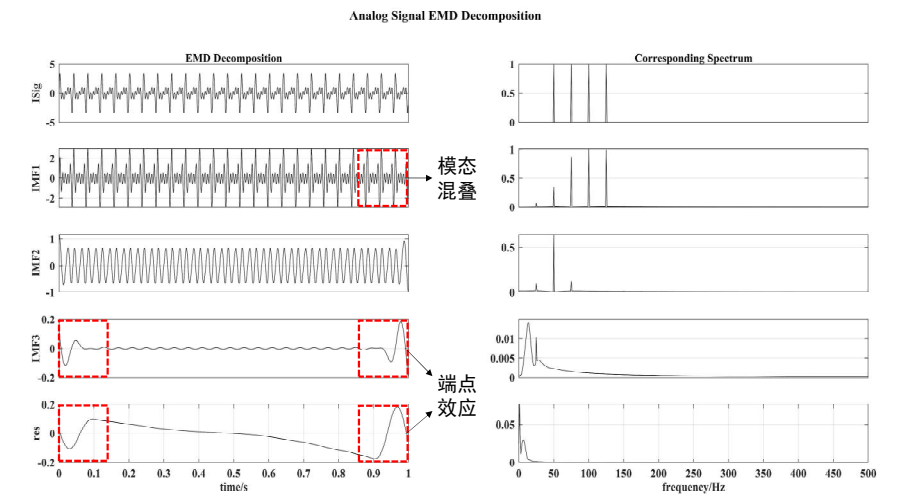
2 自适应 VMD 信号分解

测量过程中噪声信号的存在, 对信号特征的提取存在影响, 为降低噪声信号影响、并充分提取信号的特征信息, 首先对信号进行 VMD 分解, 得到不同的本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF)分量, 进而过滤高频噪声部分实现去噪, 利用剩余分量进行特征提取.

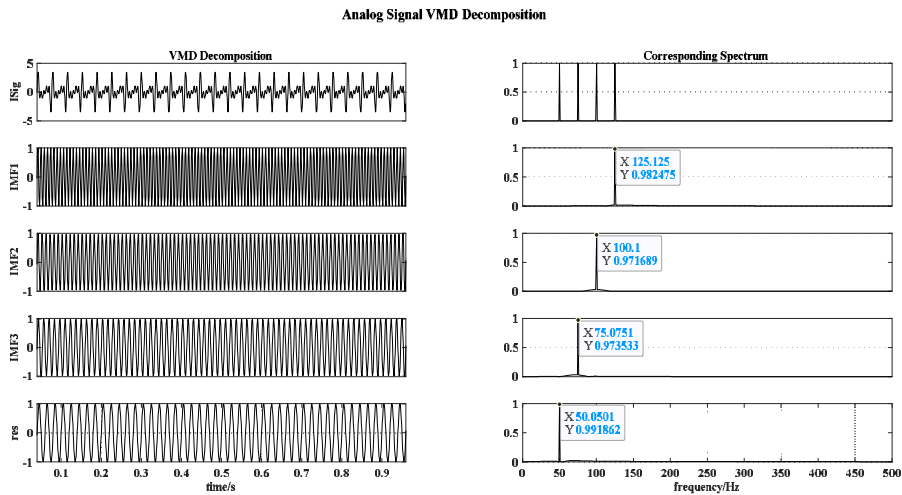
2.1 VMD 原理

VMD 方法是由 Konstantin Dragomiretskiy 等^[21]于 2014 年提出, 用于迭代求解变分问题, 将

复杂信号分解成调幅调频的模态分量信号. VMD 的目标是将输入信号 f 分解为离散数量的子信号 u_k , 是一种自适应、完全非递归的模态变分和信号处理方法. 假设每个模态在中心频率 ω_k 周围是紧密的, 模态包含的频率分量都在 ω_k 附近, ω_k 随着分解来确定, 克服了 EMD 方法存在端点效应和模态分量混叠的问题, 降低复杂度高和非线性强的时间序列非平稳性. 使用频率分别为 50 Hz、75 Hz、100 Hz、125 Hz 的正弦信号叠加作为模拟信号, 分别使用 EMD 与 VMD 方法进行分解如图 5 所示, 当使用 EMD 分解时, 分解的 IMF 分量明显存在模态混叠和端点效应, 而 VMD 方法则可以明显将四种频率信号分解出来.



(a) EMD 分解叠加信号效果图



(b) VMD 分解叠加信号效果图

图 5 EMD 与 VMD 分解叠加信号效果对比图

Fig.5 Comparison chart of EMD and VMD decomposition superposition signal effect

VMD 的核心思想是构建和求解变分问题, 变分问题的求解过程即为模态分解过程, 为评估一个模态的带宽, 简要由以下步骤来进行: a)对于

每一个模态 u_k , 通过 Herbert 变换, 得到 u_k 的边际谱. b)对于每种模态, 通过调谐相应估计中心频率的指数混频, 将模态的频谱移至“基带”. c)通过

解调信号的高斯平滑度，即梯度的平方范数来估计带宽。

首先构造变分问题，假设原始信号 f 被分解为 K 个分量，保证分解序列为具有中心频率的有限带宽的模式分量，同时各模式的估计带宽之和最小，约束条件为所有模式之和与原始信号相等，其对应的约束变分表达式为：

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{\mu_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}, \\ \text{s.t. } \sum_{k=1}^K \mu_k = f(t). \end{array} \right. \quad (6)$$

其中 K 为需要分解的模式数， $\mu_k = \{\mu_1, \dots, \mu_k\}$ 、 $\omega_k = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ 分别表示第 k 个模式分量及其中心频率； $\delta(t)$ 为狄拉克函数。

为求解上述约束变分问题，引入 Lagrange 乘法算子 λ ，将约束变分问题转换为非约束变分问题，得到增广 Lagrange 表达式：

$$\begin{aligned} L(\{\mu_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\rangle. \end{aligned} \quad (7)$$

其中， α 为二次惩罚因子，可以降低高斯噪声干扰。利用交替方向乘子迭代算法与帕塞瓦尔、傅里叶等距变换，得到各模式分量和中心频率的最优解，搜寻增广 Lagrange 函数的鞍点。 μ_k, ω_k, λ 的迭代优化过程如下：

$$\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega) / 2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}. \quad (8)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}. \quad (9)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) \right). \quad (10)$$

其中， γ 为容忍度， $\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{\mu}_i(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别对应 $\mu_k^{n+1}(t)$ 、 $f(t)$ 、 $\mu_i(t)$ 、 $\lambda(t)$ 的 Fourier 变换。

通过 VMD 算法原理可知， K 与 α 是两个需要确定的关键参数，目前对这两个参数的确定大多使用经验法或重复测试选取最优值^[22]，较为耗时，且精度不高，本文提出一种自适应变分模式分解 (adaptive variational mode decomposition, AVMD) 方法，利用蝠鲞智能优化算法进行优化寻解。

2.2 蝠鲞智能优化算法

该算法模仿蝠鲞在海洋中的觅食过程，针对蝠鲞的不同捕食策略进行数学建模，实现在复杂解空间中最优解的搜索。

2.2.1 三种觅食方式及数学原理 根据蝠鲞的觅食特点进行数学建模，形成三种觅食方式的数学模型如下：

(1) 链式觅食

链式捕食过程中，蝠鲞种群从头到尾排成一条捕食链。蝠鲞个体下一位置的移动方向与步长是由当前最优解与前一个体位置共同决定。该种位置更新方式数学模型如下：

$$p_i^d(t+1) = \begin{cases} p_i^d(t) + r(p_{\text{best}}^d(t) - p_i^d(t)) + \\ \alpha(p_{\text{best}}^d(t) - p_i^d(t)), i=1, \\ p_i^d(t) + r(p_{i-1}^d(t) - p_i^d(t)) + \\ \alpha(p_{\text{best}}^d(t) - p_i^d(t)), i=2, 3, \dots, N. \end{cases} \quad (11)$$

$$\alpha = 2r\sqrt{|\log(r)|}. \quad (12)$$

其中 r 表示在 (0,1) 上均匀分布的随机数； α 为系数权重； $p_i^d(t)$ 表示第 t 代、第 i 个个体在 d 维上的位置； $p_{\text{best}}^d(t)$ 表示第 t 代最优个体在 d 维上的位置； N 表示个体数量。

(2) 螺旋觅食

蝠鲞个体发现某猎物后，采用螺旋的方式向其靠近，由于(1)链式觅食的存在，其在向当前猎物螺旋移动的过程中，同样还受到前一个体的影响，该种位置更新方式的数学模型如下：

当 $t/T > \text{rand}$ 时，蝠鲞螺旋状运动的数学方程为：

$$p_i^d(t+1) = \begin{cases} p_{\text{best}}^d(t) + r(p_{\text{best}}^d(t) - p_i^d(t)) + \\ \beta(p_{\text{best}}^d(t) - p_i^d(t)) i=1, \\ p_{\text{best}}^d(t) + r(p_{i-1}^d(t) - p_i^d(t)) + \\ \beta(p_{\text{best}}^d(t) - p_i^d(t)) i=2, 3, \dots, N. \end{cases} \quad (13)$$

$$\beta = 2e^{-\frac{T-i+1}{T}} \sin(2\pi r_1). \quad (14)$$

当 $t/T \leq \text{rand}$ 时，蝠鲞螺旋状运动的数学方程为：

$$p_i^d(t+1) = \begin{cases} p_{\text{rand}}^d(t) + r(p_{\text{rand}}^d(t) - p_i^d(t)) + \\ \beta(p_{\text{rand}}^d(t) - p_i^d(t)) i=1, \\ p_{\text{rand}}^d(t) + r(p_{i-1}^d(t) - p_i^d(t)) + \\ \beta(p_{\text{rand}}^d(t) - p_i^d(t)) i=2, 3, \dots, N. \end{cases} \quad (15)$$

$$x_{rand}^d(t) = Lb^d + r(rand(Ub^d - Lb^d)). \quad (16)$$

其中 r_1 、 $rand$ 均表示在(0,1)上均匀分布的随机数； T 表示迭代总次数； $x_{rand}^d(t)$ 表示第 t 代、第 d 维的随机位置； Ub^d 、 Lb^d 表示 d 维变量的取值上下限； β 表示权重系数。

(3) 翻滚觅食

在翻滚捕食中，蝠鲼个体以当前最优解作为翻滚支点，翻滚至与当前位置成镜像关系的另一侧。该种位置更新方式数学模型如下：

$$p_i^d(t+1) = p_i^d(t) + S(r_2 p_{best}^d(t) - r_3 p_i^d(t)), i = 1, 2, \dots, N. \quad (17)$$

$$S = 2. \quad (18)$$

其中 r_2 、 r_3 均表示在(0,1)上均匀分布的随机数。

2.2.2 蝠鲼智能优化算法执行流程图 首先初始化种群数量、参数维度、参数上下限、适应度函数、最大迭代次数。其中种群数量为蝠鲼群体大小，同等条件下，群体大小与搜索空间步长成反比，参数维度为优化参数个数，参数上下限为搜索空间范围，适应度函数表示当参数为搜索空间某一位置时，该位置处优化参数的评价函数。根据随机数决定何种觅食方式更新位置，再执行翻滚觅食，使用最小包络熵作为适应度函数，计算适应度值，适应度值与迭代次数决定是否停止迭代，算法执行流程如图 6 所示。

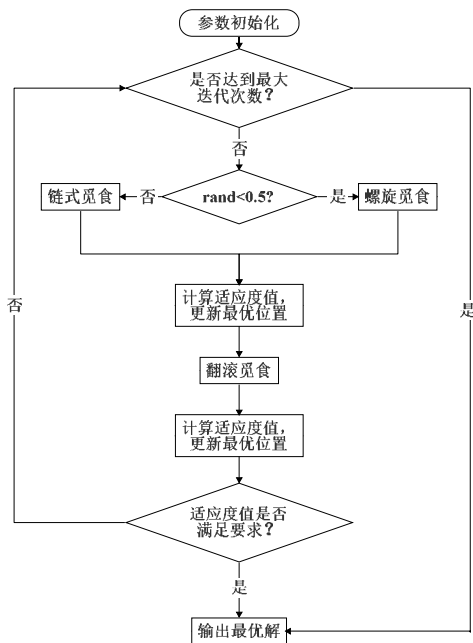


图 6 蝠鲼智能优化算法执行流程图

Fig.6 Manta ray intelligent optimization algorithm execution flowchart

2.3 自适应信号分解

将 VMD 与蝠鲼智能优化算法结合，提出一种自适应变分模态分解方法，用于自适应搜寻 VMD 分解时的最佳参数组合。该方法首先通过检验是否存在 K 、 Alpha 值来确定是否需要使用蝠鲼智能优化算法进行优化寻解，信号输入系统，系统检测该信号对象分解参数 K 与 Alpha 变量是否有实值，若不存在实值，则使用蝠鲼智能优化算法优化寻参，直至具备分解参数，进而完成 VMD 分解过程。自适应变分模态分解执行流程图如图 7 所示。

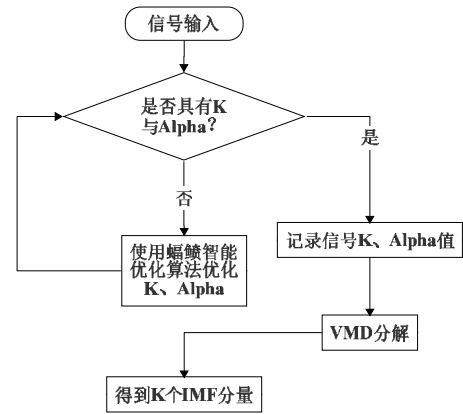
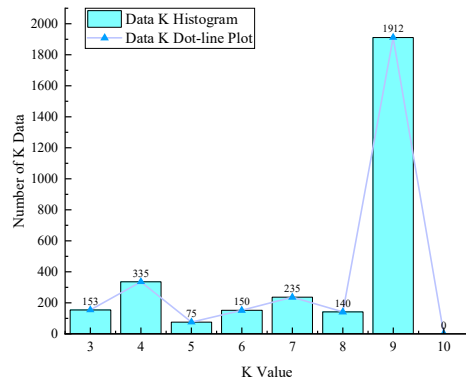


图 7 自适应 VMD 执行流程图

Fig.7 Adaptive VMD execution flowchart

为使实验结果更具应用性，分别从分层、富树脂、夹杂-衬纸、夹杂-隔离膜、夹杂-铜片、夹杂-铝片六种模拟缺陷中选取 500 个缺陷信号，共 3000 个数据进行参数优化，分别采用麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA) [23] 与蝠鲼智能优化算法对 K 值、 Alpha 值进行参数优化，参数优化后，对优化的结果数据进行统计，3000 个数据分别使用两种优化算法的 K 值、 Alpha 值统计结果如图 8 所示。图中可以看出，针对于不同的优化算法，优化结果上存在一定差异。



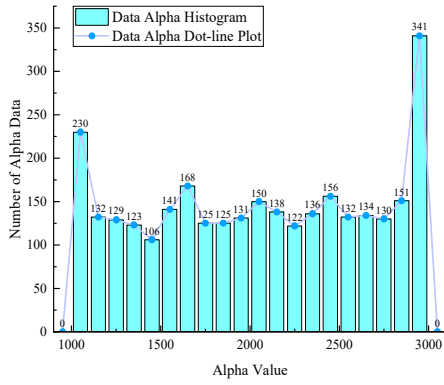
(a) 蝠鲼智能优化算法 K 值统计图

表 2 两种优化算法优化结果对比表

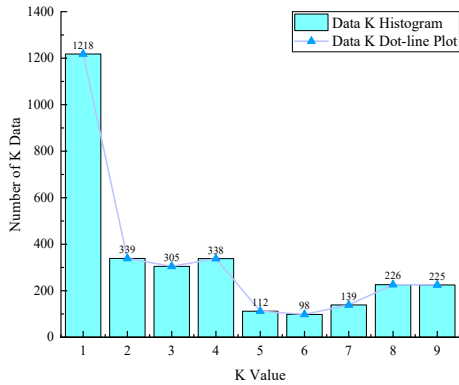
Tab.2 Comparison table of optimization results of two algorithms

方法	参数	均值	标准差	众数	中位数	极差
SSA	K	3.4	2.7	1	2	8
MRFO		7.7	2.0	9	9	6
SSA	Alpha	1936.4	625.3	1650	1936.8	1998.7
MRFO		2048.6	521.9	2950	2065.7	1999.4

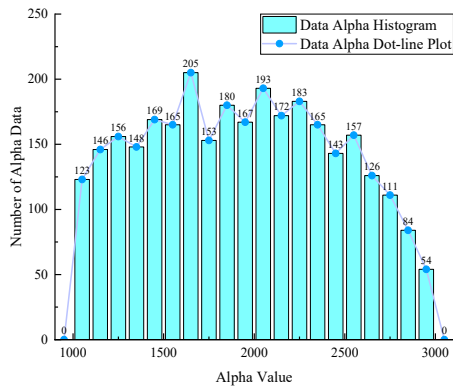
为使整体数据得到充分分解,降低参数选取对分解结果的影响,分别选取优化 K、Alpha 值的众数作为 VMD 分解的参数,K 值选择 9, Alpha 值选择 2950.对六种缺陷进行 VMD 分解,以分层缺陷为例,分解图如图 9 所示,各 IMF 分量频率中心标记为图中虚线位置,除噪声外其余每个模态函数的频谱在不同的频率范围内有明显的能量集中,频率分辨力较高,相邻模态函数的频谱在频域上有明显差异,能够将不同频率范围的 IMF 分量充分分解,且分解后,各 IMF 分量的频谱未出现重叠现象,使用 AVMD 方法对缺陷信号的分解充分且不过度.分解图中 IMF1 分量出现高频噪声,对特征提取存在影响,属于无效特征信息,故筛选掉高频 IMF1 分量,对 IMF2-IMF9 进行特征提取工作.



(b) 蝙蝠智能优化算法 Alpha 值统计图



(c) 麻雀优化算法 K 值统计图



(d) 麻雀优化算法 Alpha 值统计图

图 8 两种算法参数优化统计对比图

Fig.8 Statistical comparison chart of parameter optimization of two algorithms

将两种算法优化后的 K、Alpha 值进行数据分析,分别分析均值、标准差、众数、中位数、极差如表 2 所示,两种算法对于 K 值的优化,SSA 均值、众数、中位数相差较大,且标准差大于 MRFO,且出现了众数为 1 的情形,对于 Alpha 值的优化,SSA 标准差明显大于 MRFO,综合分析可知,MRFO 的优化稳定性明显高于 SSA 方法.

VMD and Corresponding Spectrum-Delamination Defect

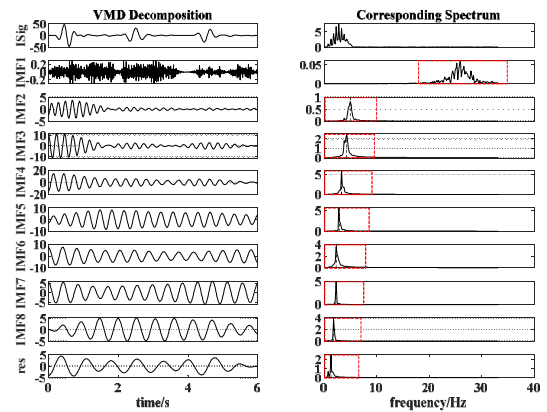


图 9 分层缺陷自适应 VMD 分解图

Fig.9 Delamination defect adaptive VMD exploded views

3 递归量化分析特征提取

缺陷特征是缺陷识别的关键,从缺陷中提取关键信息,找出缺陷间存在的差异,能够提高识别准确率.对于上述筛选后的 IMF 分量,采用递归量化分析技术,提取对应量化特征值,构建缺陷的特征向量.

3.1 递归量化分析原理

3.1.1 递归图 递归图(recurrence plots, RP)是由 Eckmann 等^[24]在 1995 年提出的,用于使动态系统的递归特性可视化.将递归图应用在时间序列上,首先将时间序列的时域空间变换到相空间从而将时域中的每个点 x_i , 变换成相空间的对应状态 \bar{s}_i , 计算两个相邻状态之间的距离,进行阈值二值化,得到递归图中对应两个状态之间的特征.递归图可以用一系列递归矩阵来表示:

$$R_{i,j}(\varepsilon) = \Theta(\varepsilon - \bar{s}_i - \bar{s}_j), i, j = 1, \dots, N. \quad (19)$$

其中, $R_{i,j}$ 是一个 $N \times N$ 的方阵, ε 为距离阈值,使得 $R_{i,j} \in \{0,1\}$, $\Theta(\cdot)$ 表示 Heaviside 函数.

(1) 相空间重构

相空间重构是一种由已知的时间序列,来恢复并刻画原动力系统的方法,是由时域空间变换到相空间的过程.相空间重构过程,有两个关键的参数:嵌入维数 d , 延迟时间 τ .

假设一维时间序列 $\{x(i), i=1,2,\dots,n\}$, 当选择延时时间为 τ , 嵌入维度为 d 进行相空间重构时,其得到的相空间矢量为:

$$y(i) = (x(i), \dots, x(i+(d-1)\tau)), 1 \leq i \leq n-(d-1)\tau. \quad (20)$$

延时时间是指在相空间中选择的两个状态之间的时间间隔.当延时时间 τ 太小时,相空间重构后两坐标分量 $x(i+j\tau)$ 与 $x(i+(j+1)\tau)$ 在数值上过于接近,使得相邻两坐标之间独立性不够;当延时时间 τ 太大时,相邻两坐标会出现完全独立的情形,混沌吸引子的轨迹在两个方向上的投影毫无相关性可言.因此需要选择一个合适的时间延时而来制衡,防止出现两种极端情形.

嵌入维度用于控制相空间重构后高维空间的维数,直接决定系统的几何结构是否被完全打开.

(2) 延时时间 τ 的确定

对于时间延时 τ , 常用的确定方法有自相关系数法、交互信息法,自相关系数法仅能提取时间序列的线性相关性,不能扩展到高维空间研究.交互信息法弥补了自相关系数法的缺点,原理如下:

假设两个离散信息系统 $\{s_1, \dots, s_m\}$, $\{q_1, \dots, q_m\}$ 所构成的系统 S 和 Q .通过信息论和遍历论可知,两个系统的信息熵分别是:

$$H(S) = -\sum_{i=1}^m P_S(s_i) \log_2 P_S(s_i). \quad (21)$$

$$H(Q) = -\sum_{i=1}^m P_Q(q_i) \log_2 P_Q(q_i). \quad (22)$$

其中, $P_S(s_i)$ 和 $P_Q(q_i)$ 分别是 S 和 Q 中事件 s_i 和 q_i 的概率.其交互信息的计算公式为:

$$I(S, Q) = H(S) + H(Q) - H(S, Q). \quad (23)$$

$$H(S, Q) = -\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n P_{S,Q}(s_i, q_j) \log_2 P_{S,Q}(s_i, q_j). \quad (24)$$

其中 $P_{S,Q}(s_i, q_j)$ 为事件 s_i 和事件 q_j 的联合分布概率,交互信息熵标准化为:

$$I(S, Q) = I(S, Q) / \sqrt{H(S) \times H(Q)}. \quad (25)$$

以上述理论为基础,进行时间延时的计算,定义:

$$(S, Q) = (x(i), x(i+\tau)), 1 \leq i \leq n-\tau. \quad (26)$$

即为利用 $x(i)$ 和 $x(i+\tau)$ 分别替代原公式中的 S 和 Q , 则 $I(S, Q)$ 是关于时间延时的函数,写作 $I(\tau)$. $I(\tau)$ 的大小表示了两个序列的相关程度, $I(\tau) = 0$ 表示 $x(i)$ 和 $x(i+\tau)$ 是完全不可预测,即两者完全不相关.故选择 $I(\tau)$ 的第一个极小值时对应的延时时间 τ 为最优延时时间.使用交互信息法得到 3000 个数据的延时时间,其中结果为 4 的个数为 123, 结果为 5 的个数为 891, 结果为 6 的个数为 1955, 结果为 7 的个数为 31, 从上述结果易于看出时间延时选择众数 6.

(3) 嵌入维度 d 的确定

常用的嵌入维度确定方法有虚假临近点法和 Cao 方法,其中 Cao 方法克服了虚假临近点法噪声敏感和需要选取阈值的主观性缺点,用较少的数据量便可求出嵌入维度,其原理如下:

时间序列 $\{x(i), i=1,2,\dots,n\}$ 基于嵌入时间 τ 构造的向量空间为:

$$y_i(d) = (x(i), \dots, x(i+(d-1)\tau)), \quad (27)$$

$$i = 1, 2, \dots, n-(d-1)\tau.$$

其中 d 是嵌入维度, τ 是延时时间, $y_i(d)$ 表示第 i 个 d 维重构向量.定义变量:

$$a(i, d) = \frac{\|y_i(d+1) - y_{n(i,d)}(d+1)\|_\infty}{\|y_i(d) - y_{n(i,d)}(d)\|_\infty}, \quad (28)$$

$$i = 1, 2, \dots, n-d\tau.$$

其中 $\|\cdot\|$ 是无穷范数, $y_i(d+1)$ 是第 i 个 $d+1$ 维向量. $n(i, d) \in \{1, \dots, n-d\tau\}$, 是使得 $y_{n(i,d)}(d)$ 在 d 维相空间里,最大范数下与 $y_i(d)$ 最近的向量,且 $n(i, d) \neq i$. 定义:

$$E(d) = (n-d\tau)^{-1} \sum_{i=1}^{n-d\tau} a(i, d). \quad (29)$$

由上式可以看出 $E(d)$ 与延时时间和嵌入维度有关, 当延时时间确定时, 只与嵌入维度有关. 当嵌入维度大于某个值 d_0 时, $E(d)$ 不再发生变化时, 即寻找到最小嵌入维度. 为方便量化寻找, 定义:

$$E_1(d) = \frac{E(d+1)}{E(d)}. \quad (30)$$

当嵌入维度 d 大于某个值 d_0 时, $E_1(d)$ 不再发生变化, 则 d_0+1 便是要寻找的最小嵌入维度. 使用 Cao 方法得到 3000 个数据嵌入维度汇总结果. 嵌入维度为 20 的数据个数为 674 个, 17 为 123 个, 18 为 176 个, 19 为 387 个, 21 为 349 个, 其余嵌入维度从 5 到 27 有少量分布, 从结果可知嵌入维度众数为 20, 且大多集中于 20 附近, 故嵌入维度选择 20.

根据上述理论, 将各缺陷递归图进行绘制, 以分层缺陷为例, 递归图如图 10 所示, 各 IMF 分量对角线结构较为完整, IMF1 高频噪声分量递归图白色区域占比较大, 从图中难以对递归图进行直观量化描述, 引入递归量化分析技术对各递归图进行量化分析.

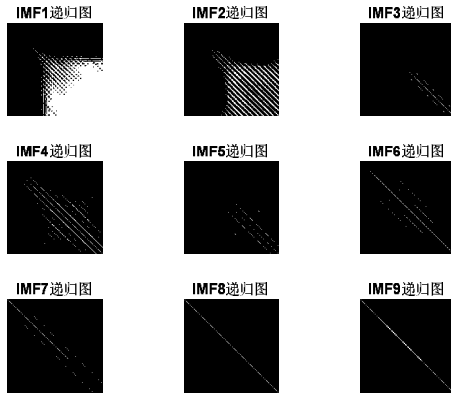


图 10 分层缺陷各 IMF 分量递归图

Fig.10 Recursive plot of each IMF component of the delamination defect

3.1.2 递归量化分析 将时间序列转换递归矩阵, 并进行二值化成像, 可以将系统的动力特性可视化, 但由于系统呈现形式为图像, 易出现分辨率低问题, 为解决该问题, Zbilut、Webber 等^[25]提出了递归量化分析方法, 将递归图中的特性, 以数值量化的形式呈现出来, Gao J.B 等^[26]补充了更为丰富的描述指标, 常用的递归量化分析指标有如下几种:

(1) 递归度(RR):递归图中递归点数量占总相

点的比例, 计算公式如下:

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}. \quad (31)$$

(2) 确定率(DET):45° 对角线上递归点占总点数的百分比, 计算公式如下:

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N IP(l)}{\sum_{i,j=1}^N R_{i,j}}. \quad (32)$$

其中 l_{min} 为最小对角线长度, 一般取 2, $P(l)$ 为对角线为 l 的对角线分布概率.

(3) 递归熵(ENTR):以 45° 对角线的分布概率的香农熵, 计算公式如下:

$$ENTR = -\sum_{l=l_{min}}^N P(l) \ln P(l). \quad (33)$$

(4) 比率(RATIO):确定率与递归率的比值, 计算公式如下:

$$RATIO = \frac{DET}{ENTR}. \quad (34)$$

(5) 平均对角线长度(L):递归图中平行于 45° 对角线方向线段的平均长度, 计算公式如下:

$$L = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N l P(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P(l)}. \quad (35)$$

(6) 层状度(LAM):构成竖直或水平线段结构的递归点的百分比, 计算公式如下:

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P(v)}{\sum_{i,j=1}^N R_{i,j}}. \quad (36)$$

其中 v_{min} 为最小分析长度, 一般取 2, $P(v)$ 为长度为 v 的竖直/水平线段分布概率.

(7) 圈闭时间(TT):指递归图中垂直结构长度的均值, 其计算公式如下:

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P^e(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N P^e(v)}. \quad (37)$$

(8) 最长对角线(L_{max}):除 45° 主对角线外, 其余 45° 最长对角线的元素个数, 其计算公式如下:

$$L_{max} = \max(\{l_i; i = 1, \dots, N_i\}). \quad (38)$$

其中 N_i 为除主对角线外其余 45° 对角线个数.

(9) 最长水平线段(H_{max}):递归图中水平结构的最大长度, 其计算公式如下:

$$H_{max} = \max(\{h_i; i = 1, \dots, N_h\}). \quad (39)$$

其中 N_h 为水平线段的个数.

利用以上 9 个指标可将递归图中的特征描述为数值参量, 并进行数值分析, 图 10 中已经将缺陷信号每一个 IMF 分量的递归图绘制, 为保留缺陷信息完整性, 将除噪声外每一 IMF 分量的递归图进行量化分析.

3.2 模态分量递归量化分析

对 CFRP 超声检测缺陷的 3000 个缺陷数据进行递归量化分析, 发现存在 115 个问题数据, 原始信号时域上变化较快, 频率较高, 递归矩阵无法显示系统特性, 将 115 个问题数据过滤筛选, 统计剩余 2885 个数据的 IMF2-IMF9 递归量化分析结果. 对 6 种缺陷信号进行编号, 1-6 分别代表分层缺陷、富树脂缺陷、夹杂-衬纸缺陷、夹杂-隔离膜缺陷、夹杂-铝片缺陷、夹杂-铜片缺陷,

对缺陷信号的每个 IMF 分量进行递归量化分析, 以其中 IMF3 分量为例, 递归量化分析结果平均值如表 3 所示. 递归度中 2 与 3 明显高于其他缺陷; 确定率 4 明显低于其他缺陷; 递归熵中 1、4 明显低于其他缺陷; 比率中除 3、6 数值差距较小外, 其余缺陷差距较大; 层状度中 1、4 明显低于其他缺陷; 圈闭时间中 2、3 明显高于其他缺陷; 最长对角线中 4 明显低于其他缺陷; 最长水平线中 1、4、5 明显低于 6, 且 6 明显低于 2、3; 平均对角线长度中 5 明显高于其他缺陷. 递归量化分析指标中的 9 个特征能够表征一个 IMF 分量的特点, 为充分提取缺陷信息, 将 IMF2-IMF9 递归量化分析后的 72 个(8×9)特征值构建特征向量, 表征一个缺陷.

表 3 2885 数据 IMF3 分量递归量化分析参数平均值汇总表

Tab.3 2885 data IMF3 component recursive quantitative analysis parameter mean summary table

Type	RR	DER	ENTR	RATIO	LAM	TT	Lmax	Hmax	L
1	0.03	0.81	1.33	34.12	0.61	2.37	243.27	3.10	45.59
2	0.11	0.93	2.02	11.92	0.92	8.29	258.05	43.36	46.41
3	0.08	0.90	1.91	17.50	0.88	7.43	233.06	40.36	46.26
4	0.02	0.73	1.27	48.63	0.54	2.45	195.46	2.95	47.93
5	0.04	0.87	1.69	26.73	0.81	3.05	235.22	5.59	55.15
6	0.05	0.90	1.87	19.27	0.88	4.16	253.29	15.22	44.34

4 CNN 神经网络分类识别

卷积神经网络是一种深度学习模型, 广泛应用于计算机视觉任务, 如分类和目标检测. CNN 的设计灵感来源于生物学中视觉皮层的工作原理,

通过一系列的卷积、池化和全连接层来自动学习输入数据的特征表示. 为提高检测效率, 本研究使用轻量级 CNN 识别模型, 识别速度在秒级, 该轻量级模型在保持较高识别性能的同时, 减少了模型的计算和存储资源需求, 通过优化网络结构和参数设置, 使其在嵌入式设备和资源受限环境下具备更强的实用性. 模型结构如图 11 所示.

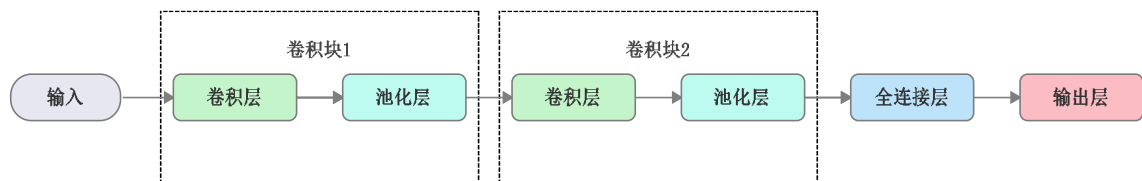


图 11 CNN 模型结构图

Fig.11 CNN model structure diagram

4.1 CNN 神经网络构建与训练

对原始数据进行预处理, 包括对数据进行贴标签和特征提取处理, 每个缺陷信号的特征被视为 $8 \times 9 \times 1$ 的模块进行输入. 使用的 CNN 模型包含输入层、两个卷积块、全连接层和输出层. 每个卷积块由卷积层、批归一化层、ReLU 激活层和最大池化层组成. 第一个卷积块有 16 个输出通道,

第二个卷积块有 32 个输出通道. 全连接层具有 64 个神经元, 并使用 ReLU 激活函数进行非线性变换. 输出层通过 softmax 函数输出类别概率. 训练时使用随机梯度下降算法, 并设置最大训练迭代次数为 100 次. 训练集和测试集的准确率通过混淆矩阵进行评估和可视化, 使用的 CNN 神经网络训练模型参数如表 4 所示.

表 4 CNN 神经网络训练模型参数

Tab.4 CNN neural network training model parameters

输入层	卷积层	卷积层	卷积层	池化层	全连接层	全连接层	输出层
8×9×1	3×3,16	2×2,2	3×3,32	2×2,2	64 神经元	6 神经元	6 层

4.2 识别分类效果

筛去问题数据后, 剩余共 2885 个数据, 其中分层 440 个, 富树脂 481 个, 夹杂-衬纸 500 个, 夹杂-隔离膜 482 个, 夹杂-铝片 500 个, 夹杂-铜片 482 个, 利用以上数据构建数据集. 分别使用参考文献[12]中提出的小波包分解与 BP 神经网络、本文特征提取与 BP 神经网络, 本文特征提取与

CNN 神经网络三种方法进行识别. 将数据按 8:2 划分为训练集与测试集, 小波包与 BP 神经网络方法得到混淆矩阵及误差如图 12 所示, 训练集识别正确率为 71.66%, 测试集识别正确率为 65.86%. Epoch 为 100 时, 最佳验证误差为 0.09. 从识别结果来看, 训练集和测试集正确率均较低, 在实际大规模扫描数据场景中不适用.

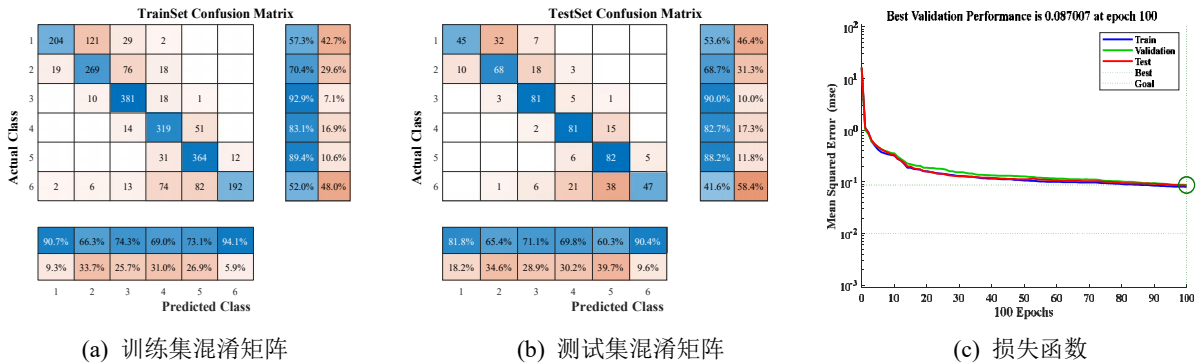


图 12 小波包与 BP 识别结果

Fig.12 Wavelet Packet Transform and BP results

使用本文提出的特征提取方法对缺陷进行特征提取, 提取出的特征值输入 BP 神经网络识别, 其中缺陷的特征数据按 8:2 划分为训练集和测试集, 识别结果如图 13 所示, 训练集识别正确率为

91.12%, 测试集识别正确率为 87.52%, Epoch 为 100 时, 最佳验证误差为 0.04. 从识别结果来看, 训练集和测试集的识别正确率相较于小波包分解特征提取与 BP 神经网络识别方法有明显提高.

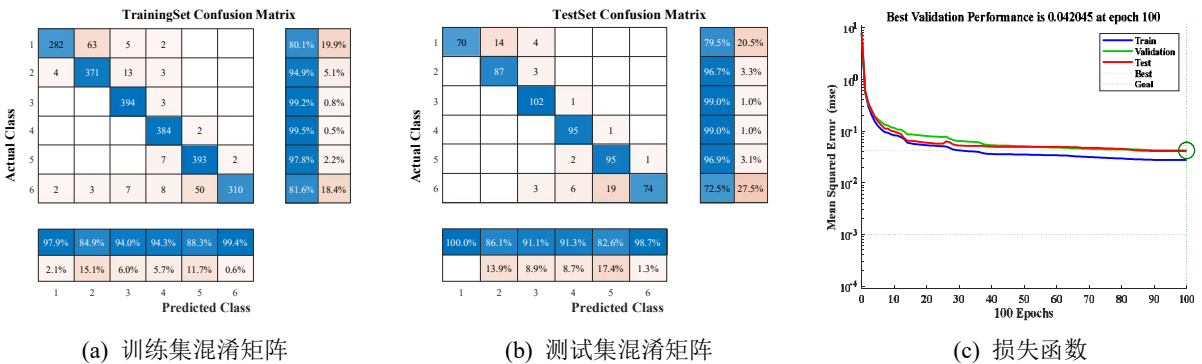
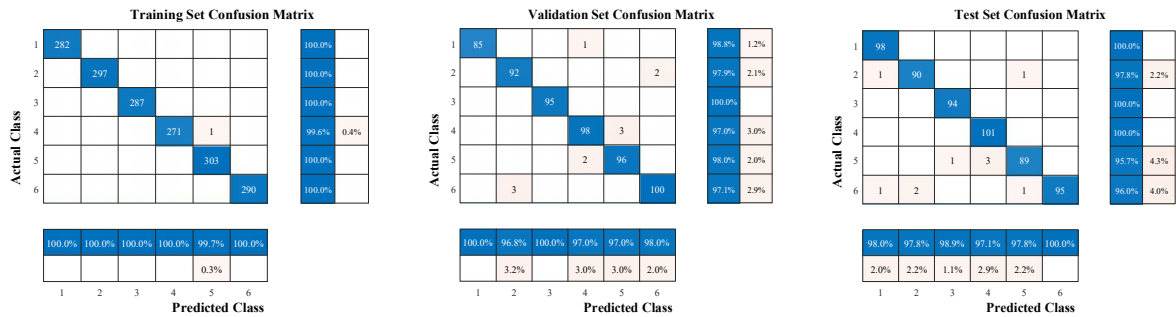


图 13 RQAT 与 BP 神经网络方法识别效果图

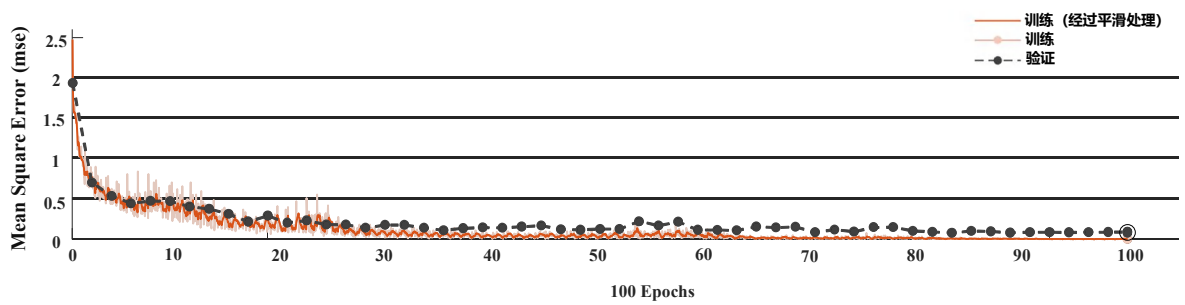
Fig.13 RQAT and BP neural network methods identify renderings

为了进一步提高识别正确率, 使用本研究提出的自适应变分模态分解和递归量化分析特征提取方法, 对缺陷信号进行特征提取后, 输入 CNN 神经网络识别, 识别过程中增加验证集, 将特征提取后的数据按 6: 2: 2 划分为训练集、验证集、测试集, 识别结果如图 14 所示, 训练集识别正确

率为 99.94%, 验证集识别正确率为 98.09%, 测试集识别正确率为 98.27%. Epoch 为 100 时, 最佳验证误差为 0.03. 从识别结果看, 将本研究方法特征提取后的缺陷特征输入 CNN 神经网络后, 相较于输入 BP 神经网络, 识别正确率得到进一步提高, 能够更好的适应实际工况需要.



(a) 训练集混淆矩阵 (b) 验证集混淆矩阵 (c) 测试集混淆矩阵



(d) 损失函数

图 14 新方法识别结果

Fig.14 New method to identify results

5 结 论

(1) 本文提出的基于蝠鲞智能优化算法的VMD方法可以有效解决VMD分解时关键参数K与Alpha的确定问题。

(2) 本文提出的自适应变分模态分解和递归量化分析方法，能够对CFRP超声无损检测实现去噪与特征提取，提取出的72个特征值放入CNN中，能够实现高准确率的识别分类，识别正确率达98.27%，为后续CFRP缺陷的高质量成像及精确定量研究工作奠定基础。

参考文献(References):

[1] MOHAMMADKHANI R, FRAGONARA L Z, PADIYAR J M, et al. Ultrasonic Phased Array Imaging Technology for the Inspection of Aerospace Composite Structures[C/OL].2019 IEEE 6th International Workshop on Metrology for Aerospace. New York: IEEE, 2019: 203-208.

[2] LEE J C, PARK D H, JUNG H S, et al. Design for Carbon Fiber Lamination of PMI Foam Cored CFRP Sandwich Composite Applied to Automotive Rear Spoiler[J/OL]. **Fibers and Polymers**, 2020, 21(1):

156-161.

[3] CHENG X Y, MA G S, WU Z Y, et al. Automatic defect depth estimation for ultrasonic testing in carbon fiber reinforced composites using deep learning[J/OL]. **NDT & E International**, 2023,135: 102804.

[4] WRONKOWICZ A, DRAGAN K, LIS K. Assessment of uncertainty in damage evaluation by ultrasonic testing of composite structures[J/OL]. **Composite Structures**, 2018, 203: 71-84.

[5] QU Z, JIANG P, ZHANG W. Development and application of infrared thermography non-destructive testing techniques[J]. **Sensors**, 2020, 20(14): 3851.

[6] SHOUKROUN D, MASSIMI L, IACOVIELLO F, et al. Enhanced composite plate impact damage detection and characterization using X-Ray refraction and scattering contrast combined with ultrasonic imaging[J]. **Composites Part B: Engineering**, 2020, 181: 107579.

[7] MAREC A, THOMAS J H, GUERJOURA R. Damage characterization of polymer-based composite materials: Multivariable analysis and wavelet transform for clustering acoustic emission data[J]. **Mechanical systems and signal processing**, 2008, 22(6): 1441-1464.

[8] 胡业发, 孟由, 张锦光, 等. 含夹杂缺陷碳纤维复合材料层压板的无损检测与评估研究[J/OL]. **复合材料科学与工程**, 2023(2): 94-100.

- HU Ye-fa, MENG You, ZHANG Jin-guang, et al. Nondestructive testing and evaluation of carbon fiber reinforced polymer laminates with inclusions [J/OL]. **Composites Science and Engineering**, 2023(2): 94-100.
- [9] LIANG H, CHENG G, ZHANG Z, et al. Research on ultrasonic defect identification method of well control manifold pipeline based on IAFSA-SVM[J/OL]. **Measurement**, 2022, 194: 110854.
- [10] LEE K, ESTIVILL-CASTRO V. Feature extraction and gating techniques for ultrasonic shaft signal classification[J/OL]. **Applied Soft Computing**, 2007, 7(1): 156-165.
- [11] GE M, WANG J, XU Y, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on EWT Sub-Modal Hypothesis Test and Ambiguity Correlation Classification[J/OL]. **Symmetry**, 2018, 10(12): 730.
- [12] 李健,郭薇,杨晓霞等.超声相控阵检测 CFRP 缺陷识别方法[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2015,48(08):750-756.
- LI Jian, GUO Wei, YANG Xiao-xia, et al. Ultrasonic phased array detection CFRP defect identification method[J]. **Journal of Tianjin University(Natural Science and Engineering Technology Edition)**, 2015, 48(08): 750-756.
- [13] ZHANG Y, YUEN K V, MOUSAVI M, et al. Timber damage identification using dynamic broad network and ultrasonic signals[J/OL]. **Engineering Structures**, 2022, 263: 114418.
- [14] CHEN H, LIU H, WANG X, et al. Research on Feature Extraction and Classification of Ultrasonic Flaw[C/OL].
- [15] 邓勇, 黄远伟, 赖治屹. 钢板缺陷识别的 Volterra-SVM 模型研究[J/OL]. **机械科学与技术**, 2023, 42(1): 132-138.
- DENG Yong, HUANG Yuan-wei, LAI Zhi-yi. Study on Volterra-SVM Model for Defect Recognition of Steel Plate[J/OL]. **Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering**, 2023, 42(1): 132-138.
- [16] 胡宏伟, 张婕, 彭刚, 等. 基于 LBP-KPCA 特征提取的焊缝超声检测缺陷分类方法[J]. **焊接学报**, 2019, 40(6): 34-39+162.
- HU Hong-wei, ZHANG Jie, PENG Gang, et al. A defect classification method for ultrasonic testing of welds based on LBP-KPCA feature extraction[J]. **Transactions of the China Welding Institution**, 2019, 40(6): 34-39+162.
- [17] RAO K S, BEATRICEVEENA T V, ANGANI C S, et al. Novel Time-Domain Parameters for Detection and Classification of Flaws Using Pulsed Eddy Current Technique[J/OL]. **Journal of Magnetism**, 2020, 25(3): 434-439.
- [18] YANG P, YANG Q. Empirical Mode Decomposition and Rough Set Attribute Reduction for Ultrasonic Flaw Signal Classification:[J/OL]. **International Journal of Computational Intelligence Systems**, 2014, 7(3): 481.
- [19] MOUSAVI M, TASKHIRI M S, HOLLOWAY D, et al. Feature extraction of wood-hole defects using empirical mode decomposition of ultrasonic signals[J/OL]. **NDT & E International**, 2020, 114: 102282.
- [20] HASSANI S, MOUSAVI M, GANDOMI A H. Damage detection of composite laminate structures using VMD of FRF contaminated by high percentage of noise[J/OL]. **Composite Structures**, 2022, 286: 115243.
- [21] DRAGOMIRETSKIY K, ZZOSSO D. Variational mode decomposition[J/OL]. **Signal Process**. 2014, 62:531-544.
- [22] 赵雨. 基于 AVMD 和 RF 的 GIS 局部放电模式识别方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2021: 001419.
- ZHAO Yu. Research on GIS partial discharge pattern recognition method based on AVMD and RF[D]. Changsha: Hunan University, 2021: 001419.
- [23] 褚惟, 王贵勇, 刘韬等. 麻雀算法参数优化 VMD 联合 K-SVD 滚动轴承故障诊断[J]. **噪声与振动控制**, 2022, 42(04): 100-106.
- CHU Wei, WANG Gui-yong, LIU Tao, et al. Fault diagnosis of VMD combined with K-SVD rolling bearing for parameter optimization of sparrow algorithm[J]. **Noise and Vibration Control**, 2022, 42(04): 100-106.
- [24] Eckmann J P, Kamphorst S O, Ruelle D. Recurrence Plots of Dynamical Systems [J]. **Europhysics Letter**, 1987, 4: 973-977.
- [25] Webber C L, Zbilut J P. Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies[J]. **Journal of Applied Physiology**, 1994, 76(2): 965.
- [26] Gao J B. Detecting Nonstationarity and State Transitions in a Time Series [J]. **Physical Review E**, 2001, 63: 066202.

CFRP 超声检测半波高度四邻域缺陷量化方法

王海军¹, 王涛², 俞慈君²

(1. 浙江大学 工程师学院, 浙江 杭州 310058;

2. 浙江大学 机械工程学院, 浙江 杭州 310058)

摘要: 复合材料缺陷面积准确量化是缺陷自动识别、自动分析的重要环节, 对研究复材制造工艺性能具有指导作用。本研究基于CFRP的超声相控阵无损检测数据开展研究, 分析比较了迭代阈值法、大津法两种图像分割方法对缺陷面积量化结果, 结合超声A扫描信号与C扫描图像, 提出一种半波高度四邻域缺陷量化算法, 定位连通缺陷区域的超声信号最大幅值点, 以最大幅值点处一半幅值为临界判断, 扩展四邻域缺陷边界搜索, 确定缺陷边界。与图像分割方法相比, 精度有较大提高, 针对于较小缺陷, 量化的缺陷面积与实际缺陷面积的偏差为13.2%, 其余缺陷面积量化偏差均小于2%。

关键词: 复合材料; 缺陷量化; 图像分割; 半波高度法

中图分类号: TH212; TH213.3

文献标识码: A

CFRP ultrasonic detection of half-wave height four-neighborhood defect quantification method

Wang Haijun¹, Wang Tao², Yu Cijun²

(1. School of Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;

2. School of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: The accurate area quantification of composite defects is an important part of automatic defect identification and analysis, which has a guiding role in the study of composite manufacturing process performance. In this study, based on the ultrasonic phased array nondestructive testing data of CFRP, the results of the defect area quantification were analyzed and compared by the iterative threshold method and the Otsu method, and a four-neighborhood defect quantification algorithm was proposed by combining the ultrasonic A-scan signal and the C-scan image, which located the ultrasonic signal of the connected defect area, and took half of the amplitude at the maximum amplitude of the largest amplitude as the critical judgment to expand the four-neighborhood defect boundary search and determine the defect boundary. Compared with the image segmentation method, the accuracy is greatly improved, and for small defects, the deviation between the quantized defect area and the actual defect area is 13.2%, and the quantization deviation of the remaining defect area is less than 2%.

Key words: composites; defect quantification; image segmentation; half-wave height method

超声检测技术在无损检测领域中占据重要位置, 其应用广泛遍及多个关键行业, 包括航空航天、医疗、建筑和制造业。该技术依赖于高频声波穿透材料, 进而通过分析

反射回的声波信号以识别材料内部的缺陷, 例如分层、空洞和夹杂物。然而, 仅从超声信号图像中直观判读缺陷存在一定局限, 特别是当检测者需要从众多信号图中提取和

基金项目: 自然科学基金重点项目资助 (91748204); 国家自然科学基金创新研究群体科学基金项目 (51821093); 浙江省重点研发计划 (2020C01039) .

第一作者 王海军, 男, 硕士生

通信作者 俞慈君, 男, 博士, 副研究员

识别缺陷相关信息时。因此,采用成像技术,尤其是 C 扫描方法,对缺陷进行直观评估,已成为工业扫描过程中的常规做法。为深入了解缺陷的具体形态和面积信息,对超声图像进行量化分析显得尤为重要。通过这种方法,可以更加精确地评估缺陷的特征,从而在保证结构完整性和安全性方面发挥关键作用^[1,2]。李雄兵^[3]等人提出了一种基于边界元运算的 C 扫描图像边缘跟踪算法,简化了边缘跟踪过程,且在工程应用中证明优于传统的 Gauss-Laplace 和 Prewitt 算法。陈怀东^[4]等人研究了一种新的超声检测图像分割方法。结合最佳直方图熵法和遗传算法,解决了超声图像分割中阈值难确定问题。刘继忠^[5]等人介绍了 Haralick 算法在超声 C 扫描图像边缘特征提取中的应用。该算法能有效抑制超声 C 扫描图像中的噪声,并且能够保留较好的边界特征。Song^[6]等人研究了超声 C 扫描用于检测 TC4 扩散键合接头中缺陷面积的方法。使用时域信号的幅度、频域信号的主频率和功率谱的主频率幅度作为特征参数,对缺陷进行了 C 扫描成像。结果表明,基于时域幅度的 C 扫描检测能准确、定量地表征大于探头焦点直径两倍的缺陷。上述研究通过对超声图像进行研究,实现了缺陷的边缘分割,但是没有对缺陷的位置、大小、面积进行进一步的量化研究。

李万达^[7]针对去噪后的超声检测图像采用脉冲耦合神经网络算法进行分割,对分割得到二值图像进行缺陷圆滑和拟合处理,对缺陷进行量化处理。吕洪涛^[8]等人发展一种基于超声 C 扫描数字图像处理的缺陷面积分析方法,以人机交互的形式利用软件平台对扫描结果进行缺陷量化工作。Fang^[9]等人提出了一种基于稀疏成像和图像处理的视觉无损检测和定量表征方法,结合图像分割和图像统计,确定了分层缺陷的位置和面积参数。Sanjeevareddy^[10]等人提出了一种三维光线追踪方法,用于定量评估一般均质和层状各向异性奥氏体材料中的超声 C 扫描图像。上述研究通过提高成像的质量来提升量化的精度,C 扫描的成像本质上是由 A 扫描数据得到,在超声设备扫描精度一定的情况下,需要结合 A 扫描信号对缺陷量化进行

分析。

复合材料以其显著的高强度、卓越的耐腐蚀性能和低密度特性,在制造业中得到了广泛应用。然而,由于其复杂的多层结构,在生产过程中容易引入各种缺陷,如层间剥离、异物夹杂、树脂富集区等。这些缺陷可能对材料的整体性能造成负面影响。因此,对复合材料进行精确的超声波缺陷检测是至关重要的。王秀菲^[11]使用 Relief-F 方法得到的权值因子赋给各个特征向量,构造特征加权核函数,获得特征加权 SVM 模型,实现了薄板复合材料粘接缺陷的量化识别。Mathew^[12]等人利用数字图像处理技术对碳纤维增强塑料复合材料层合板在冲击后疲劳载荷条件下的损伤进行了量化研究。Ming^[13]等人以量化从 Lamb 波信号中提取的非线性估计的不确定性,并在预测复合材料层合板中 BVID 的背景下验证该模型。Neerukatti^[14]等人利用无损评估(NDE)和结构健康监测(SHM)技术检测 X-COR 复合材料结构中分层和泡沫芯分离等损伤的能力,使用热成像和低频超声两种检测技术来检测和量化损伤的大小和位置。Gaétan^[15]等提出一种新的自适应光谱带积分(ASBI)方法,用于闪存热成像数据集的后处理,从而得到独特的损伤指数图,对复合材料缺陷面积进行了全面评估。上述研究利用信号处理和神经网络对缺陷的大小进行预测,预测的结果存在偶然性,且针对于大规模数据量化的效率较低无法满足工业需求。

本研究提出一种半波高度四邻域缺陷量化算法用于缺陷大小的量化,结合了超声 A 扫描信号和 C 扫描图像信息对缺陷边界进行准确判定,利用量化算法将超声 C 扫描图像进行二值化,实现缺陷区域与非缺陷区域的分割。

1 超声相控阵缺陷检测

CFRP 缺陷样板的制备采用预浸料手工铺层与热压罐工艺固化完成,预浸料来自威海光威复合材料股份有限公司,型号为 GW800G/GS-13,以 T800 碳纤维为增强体,GS13 环氧树脂为基体,GS-13 树脂含量为

34%，厚度为 0.187 mm，所裁剪预浸料面积为 330 mm×330 mm。分别设计直径为 12mm、8mm、6mm 的圆形缺陷，对应缺陷面积分别为 113.097mm²、50.265 mm²、28.274 mm²。其中 113.097mm² 大小的缺陷设计两个，用于测试量化算法稳定性。

利用上述实验材料，采用手工铺层，铺层方式使用正交铺层，设计缺陷样板为 20 层，厚度为 3.74 mm，为避免近、远表面缺陷，缺陷设计缺陷埋层为 10 与 11 层之间。对完成铺层的 CFRP 预浸料使用热压罐固化，得到缺陷样板。

使用超声相控阵设备搭建检测系统对缺陷样板进行检测，相控阵设备为 Olympus 公司的 FOCUS PX M/N: FPX-1664PR，楔块是 Olympus SNW1-0L-IHC，探头为 5L64-NW1，扫查时，使用线性扫查模式，扫查步进为 1mm，耦合剂使用水，使用 PC 机作为上位机，搭载 Olympus 公司 FocusPC 软件进行扫描控制。使用以上设备能够实现对缺陷样板平面的检测，扫描精度为 1mm²，即在 C 扫描图像中一个像素点代表的实际扫描面积为 1mm²。实验图像如图 1 所示。

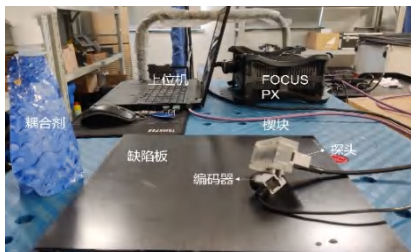


图 1 超声相控阵检测实验图

Fig.1 Ultrasonic Phased Array Testing Experiment Diagram

2 超声相控阵闸门法最大幅值成像

CFRP 材料在进行超声检测后，仅从超声 A 扫图对缺陷进行表征不够直观，检测者无法从多个信号图中找出缺陷的相关信息，故需要利用成像的方式对缺陷表征，常见的成像有 A 扫描、B 扫描、C 扫描等，其成像角度与成像方式如图 2 所示，C 扫描将扫描的整个扫描域信息展现出来，工业扫描过程中，检测者以 C 扫描为缺陷图像进行缺陷的直观评价，闸门法最大幅值成像^[16]成像效率

高、实时性好，在工业中广泛应用。

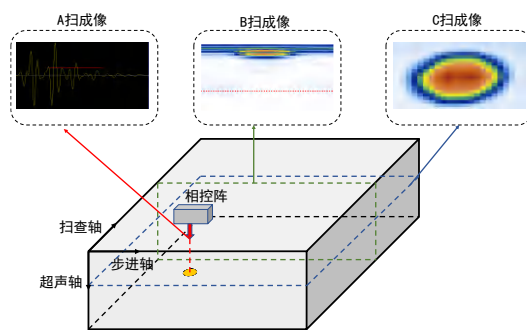


图 2 超声 A、B、C 扫描成像示意图

Fig.2 Schematic Diagram of Ultrasonic A, B, C Scan Imaging

2.1 成像原理

闸门法最大幅值成像过程中，在超声设备扫描出的 A 扫图上，手动指定一定深度范围，检测在此范围内的最大电压幅值，将该最大幅值记录，根据颜色编码，对大小不同的幅值进行映射，在扫描的 A 扫图中，存在三个波形，起始波、缺陷波、底面回波，其中，缺陷波是当该扫描部位存在缺陷时才会存在，其图像如图 3 所示。

闸门法最大幅值成像主要是针对于其中的缺陷波部分，设置的深度范围避开起始波与底面回波，对于非缺陷信号而言，不存在缺陷波，波幅较小，则利用最大幅值法取出的电压幅值较小，对于缺陷信号而言，存在缺陷波，波幅较大，利用最大幅值法取出的电压幅值较大，从而使得缺陷部位和非缺陷部分产生了差异，便可进行区分。

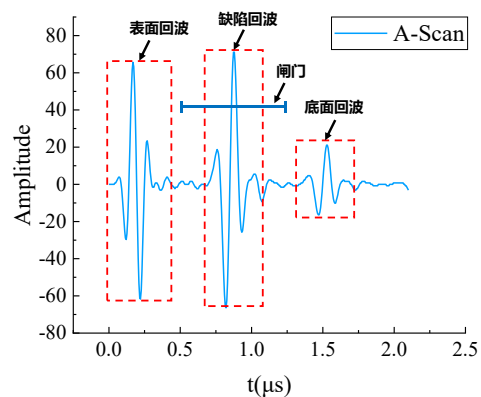


图 3 超声检测 A 扫信号解析图

Fig.3 Analysis Diagram of Ultrasonic Testing A-Scan Signal

从其本质而言,是从每一个 A 扫信号多个电压振幅信号中选取手动指定范围内的最大电压振幅信号,并将此值取出,代表该 A 扫信号的特征,针对所有 A 扫信号做相同处理,则将整个扫描面的 A 扫信号转换为一个数值矩阵。

2.2 颜色映射缺陷成像

根据不同的颜色映射,所成像的效果不

同,实验中在使用 Olympics 的成像效果及映射的颜色图如图4所示,从图中可以看出,该工业映射方案为对称映射,以幅值 0 为对称轴,向两侧颜色依次为蓝、黄、红为主色调,不同色调的交界处为颜色过渡区域。该颜色映射方案中能够将缺陷从非缺陷区域进行区分,但从颜色对比度上来看对比度相对较低。

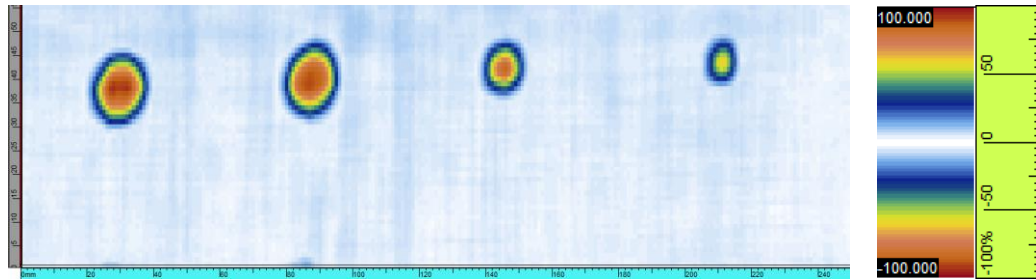


图4 Olympics 超声检测系统扫描预埋缺陷的 CFRP 样板 C 扫成像图

Fig.4 C-Scan Imaging Diagram of CFRP Sample with Embedded Defects Scanned by Olympics Ultrasonic Testing System

由于颜色映射为主观指定,采用其他颜色映射方案图像如图5所示。从图5中可以看出,无论采用何种映射方案,其缺陷边缘均存在边缘模糊的情况,这是由于在超声波在材料中传播过程中,由于波束扩散和边缘

散射,导致反射回超声相控阵换能器的位置、能量大小发生偏差,导致边缘出现模糊化的情况。在进行缺陷量化时,边缘的模糊化会对缺陷大小造成影响,是缺陷量化时面临重要问题。

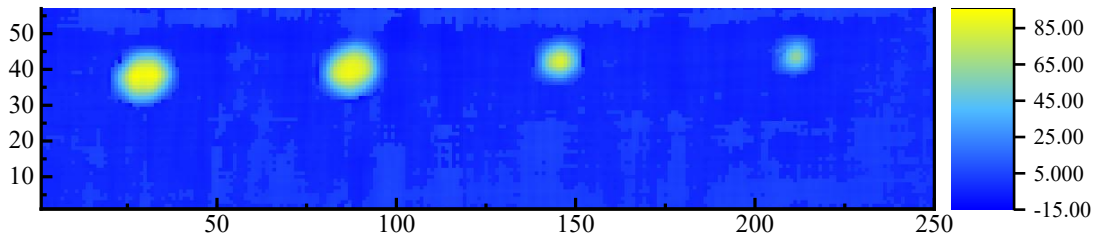


图5 CFRP 缺陷样板 C 扫描其他颜色映射方案图

Fig.5 Diagram of Alternative Color Mapping Schemes for CFRP Defect Sample C-Scan

3 半波高度四邻域缺陷量化算法

对最大幅值法 C 扫描成像的缺陷进行量化时,需要对缺陷的边缘进行准确划分,传统图像分割方法可以进行阈值分割。

3.1 传统图像阈值分割量化

经过上述成像过程,将扫描结果以图像形式呈现出来,容易想到使用图像处理方法对结果进行处理,需求是将缺陷从图像中分离出来,并对每一个缺陷区域量化大小,由

于聚四氟乙烯具有突出的耐化学稳定性,其预埋面积在进行工艺固化后影响较小,故采用预埋聚四氟乙烯的模拟分层缺陷板作为样板进行量化分析。这涉及到图像处理中的图像分割技术。图像分割技术中存在多种类别,如阈值分割算法、基于边缘的图像分割算法、基于区域的分割算法、基于图论的分割算法、基于深度学习的分割算法等。

(1) 图像灰度化

彩色图像由于存在 RGB 三通道,其图

像存在复杂程度较高、存储容量大等问题，工程上常常将图像转换为灰度图像进行研究，灰度值即为将白色与黑色之间按明亮程度分为若干个等级，灰度值表明了明暗的程度，数值范围为[0,255]，在软件中也常用[0,1]范围，灰度值越大，表示越亮。灰度化常用的方法有最大值法、平均值法、加权平均值法。本研究使用加权平均法，由于人的视觉

系统对 RGB 分量的敏感度不同，R、G、B 的分量选取比例分别为 0.30、0.59、0.11，加权平均法的公式为：

$$Gray(i, j) = 0.30R(i, j) + 0.59G(i, j) + 0.11B(i, j) \quad (1)$$

其中 $Gray(i, j)$ 表示 (i, j) 处的灰度值， $R(i, j)$ 表示图像中的红色分量， $G(i, j)$ 表示绿色分量， $B(i, j)$ 表示蓝色分量。

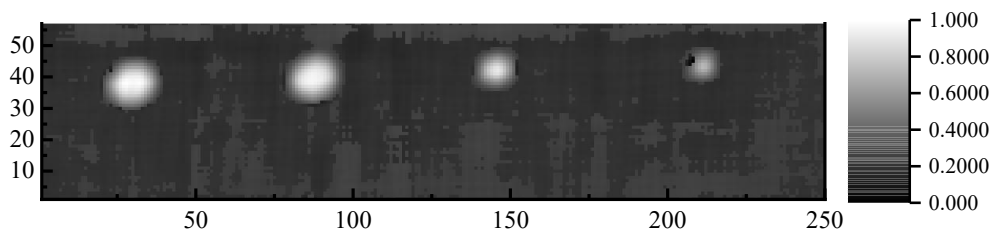


图 6 CFRP 缺陷样板 C 扫描灰度图

Figure 6: Grayscale Image of CFRP Defect Sample C-Scan

将缺陷图像做灰度化处理如图 6 所示，此时所扫描的所有数据均转换为灰度值为 [0,1] 的灰度图像，从灰度图像上可以看出，缺陷区域与非缺陷区域灰度对比有明显差异，为将整个图像的灰度值具体量化，绘制其灰度直方图画如图 7 所示，从直方图中可以看出，存在两个明显的波峰，说明缺陷区域与非缺陷区域灰度值差别较大。图像分割中的阈值分割算法计算量小，计算效率较高，适用于灰度图像存在两波峰的情形，其余的基于边缘、区域、图论等方法计算成本较高，综合分析，本研究使用基于阈值分割的图像分割算法对超声扫描进行缺陷量化。

阈值作为标准，作用于整个灰度图像，使得灰度图像上的每一个点与该阈值进行对比，根据人工设置，将大于阈值和小于阈值的像素点值置为 0 或 1，从而完成分割，将灰度图像转换为仅有 0、1 的二值化图像。在阈值分割算法中，迭代阈值算法和大津法是最为主流的分割算法，本研究将分别使用两种算法对图像进行分割，对比两种图像分割算法的结果。

(2) 迭代阈值算法

迭代阈值的算法思想是使得分割后的两部分图像的灰度均值基本保持稳定，取分割后的两部分灰度均值平均的收敛值作为分割阈值，其具体实施方法为：

- 1) 初始化阈值 T ;
- 2) 利用阈值 T 将给定图像分割成两组图像，记为 R_1 和 R_2 ;
- 3) 计算 R_1 和 R_2 的均值 μ_1 和 μ_2 ;
- 4) 选择新阈值为 $T = (\mu_1 + \mu_2)/2$;
- 5) 重复(2)至(4)步，直到连续两次 T 的差值小于等于一个预设值为止。

其中对于初始阈值 T 的选择，当目标与背景灰度直方图两峰围成面积相当时，可将初始阈值设置为整个图像的平均灰度值，当灰度直方图面积相差较大时，可选取最大灰度值和最小灰度值的中间值。对于 5) 中预

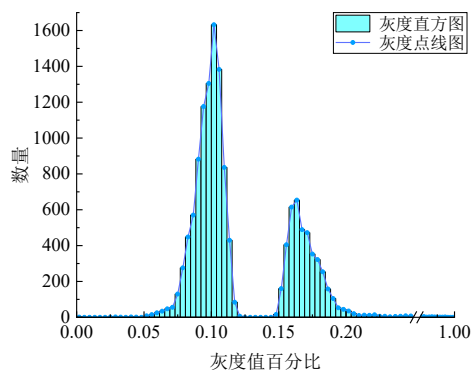


图 7 灰度直方图

Fig. 7 Grayscale Histogram

阈值分割算法的原理是选取一个灰度

设值的选择，本研究取值 0，精度要求越高 的图像分割场景该预设值的选取越接近 0。

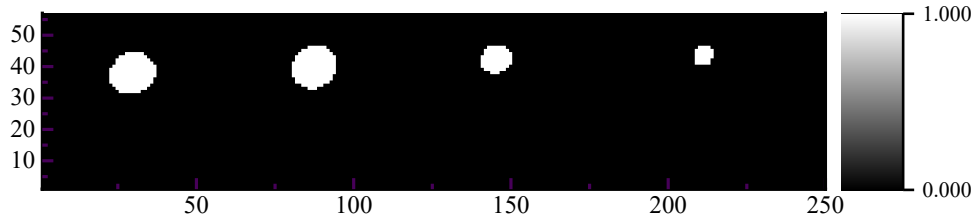


图 8 CFRP 缺陷样板 C 扫描迭代阈值法二值化图像

Figure 8: Binary Image of CFRP Defect Sample C-Scan Using Iterative Thresholding Method

使用迭代阈值法将缺陷图像进行分割后的结果如图 8 所示，对分割后的图像进行缺陷区域的量化统计，并计算其相对误差，统计结果如表 1 所示，从图表中可以看出，整体误差较大，最大误差为 43.2%，最小误差为 20.3%。

表 1 迭代阈值法量化面积误差表

Tab.1 Quantitative Area Error Table for Iterative Thresholding Method

原始面积(mm ²)	113.097	113.097	50.265	28.274
量化面积(mm ²)	154	154	72	34
误差	36.20%	36.20%	43.20%	20.30%

(3) 大津法

大津法又称为最大类间方差法，大津法分割的图像前景和背景图像的类间方差最大，算法不受图像亮度和对比度的影响，在图像阈值分割中广泛应用。其算法原理如下：

假设存在阈值 T_H 将图像所有像素分为两类小于 T_H 的 C_1 和大于 T_H 的 C_2 ，两类像素各

自的均值为 m_1 和 m_2 ，图像全局的均值为 m_G ，同时像素被分为 C_1 类和 C_2 类占总像素点比例分别为 p_1 和 p_2 ，则有以下式成立：

$$p_1 * m_1 + p_2 * m_2 = m_G \quad (2)$$

$$p_1 + p_2 = 1 \quad (3)$$

建立目标类间方差函数表达式为：

$$\sigma^2 = p_1(m_1 - m_G)^2 + p_2(m_2 - m_G)^2 \quad (4)$$

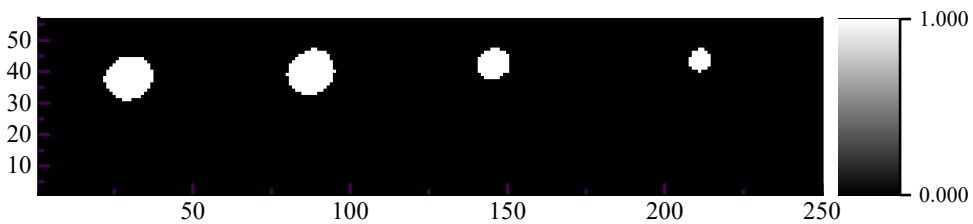


图 9 CFRP 缺陷样板 C 扫描大津法二值化图像

Fig.9 Binary Image of CFRP Defect Sample C-Scan Using Otsu's Method

T_H 遍历 0 至 255 每个灰度级，使得式(4)最大时的 T_H 即为最佳分割阈值，使用上述原理进行阈值选择，确定大津法的分割阈值。使用大津法对缺陷图像进行分割，将图像进行二值化，分割后的图像如图 9 所示，从分割结果上看，能够将缺陷区域与非缺陷区域

分离，对每个缺陷区域进行量化分析后，计算其相对误差，量化结果如表 2 所示，从表中可以看出，量化误差较大，最大误差为 61.1%，最小误差为 41.5%。该误差范围相较于迭代阈值法误差更大，量化精度不符合工业要求。

表 2 大津法量化面积误差表

Tab. 2 Otsu's Method Quantitative Area Error Table

原始面积(mm ²)	113.097	113.097	50.265	28.274
量化面积(mm ²)	166	167	81	40
误差	46.80%	47.70%	61.10%	41.50%

以上两种传统图像阈值分割算法量化结果均不理想,在上文中提到的在进行图像映射时出现的边缘模糊现象对量化结果造成了影响,分别将缺陷图像中心区域 A 扫信

号图与边缘区域 A 扫信号图拿出对比分析如图 10 所示,从图中可以看出,边缘区域缺陷峰值明显低于中心区域,在进行图像成像颜色映射时影响到最终的图像分割结果。

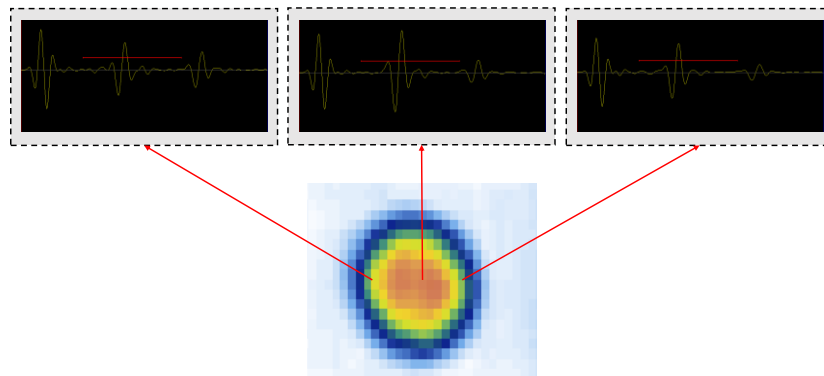


图 10 CFRP 缺陷样板 C 扫描缺陷中心与缺陷边缘 A 扫信号缺陷回波幅值对比图

Figure 10: Comparative Diagram of Defect Echo Amplitude in A-Scan Signals at the Center and Edge of Defects in CFRP Defect Sample C-Scan

本研究使用半波高度法对边缘像素点进行处理,利用半波高度的幅值设定,将缺陷波幅值以局部连通区域内最大缺陷波幅值一半作为标准的进行处理。

3.2 半波高度法测长原理

在实际工程的超声测长中,常常使用相对灵敏度测长法,以缺陷最高回波为相对基准,沿缺陷长度方向移动探头,降低一定的

dB 值来测定缺陷的长度,其中最常见的是降低 6dB 法,又称半波高度法。

半波高度法的具体做法是,移动检测探头,找到缺陷的最大反射波,最大反射波不能达到饱和,沿缺陷方向两侧移动探头,当缺陷波的高度降低一半时,探头中心线之间的距离即为缺陷的指示长度。其检测原理示意图如图 11 所示。

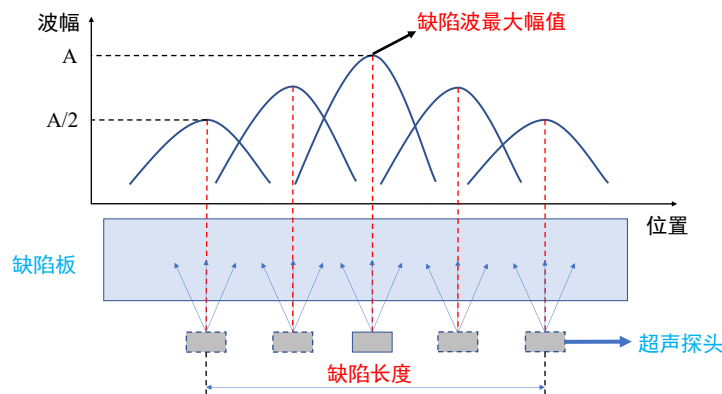


图 11 半波高度法示意图

Fig. 11 Schematic Diagram of the Half-Wave Height Method

3.3 区域半波高度图像阈值分割算法

受半波高度法启发,本研究提出一种区域半波高度图像阈值分割算法,用于解决上述图像中存在的边缘模糊对缺陷量化的影响,算法在每个缺陷连通域上找到该缺陷域的最大幅值点,以最大幅值点向四邻域搜索

开展阈值分割,在本研究场景下使用半波高度法,由于缺陷区域存在多处,需要确定每个缺陷区域内最大幅值点以及邻域的扩展。由于缺陷区域幅值最大灰度值大于背景灰度,故阈值分割后,区域的最大幅值点一定包含在被分割的缺陷图像中被分割出来。

表 3 大津法与迭代阈值法最大幅值定位结果表

Tab. 3 Table of Maximum Amplitude Localization Results Using Otsu's Method and Iterative Thresholding Method

缺陷面积(mm ²)	113.097	113.097	50.265	28.274
迭代阈值法定位坐标	(38,28)	(39,87)	(42,146)	(43,211)
大津法定位坐标	(38,28)	(39,87)	(42,146)	(43,211)
迭代阈值法用时(ms)	0.8964	0.0835	0.134	0.1356
大津法用时(ms)	0.8575	0.0802	0.0798	0.0759

分别采用迭代阈值法和大津法对图像分割,以图像左上角为原点,寻找其中最大幅值点并进行定位,其定位结果如表3所示,从表中可以看出,两种方法均可找到每个缺陷区域的最大幅值点,且每个缺陷区域最大幅值点定位结果相同。从算法执行时间上来看,大津法执行时间相较于迭代阈值法时间更短,效率更高,故采用大津法作为局部缺陷域最大幅值点确定的图像阈值分割算法。

以每个区域的最大幅值点为中心,以四邻域扩展方式向周围像素点进行扩展搜索,其中四邻域指以该像素点的上下左右像素点认定为相邻,示意图如图12所示,采用递归算法对每个缺陷区域进行搜索,针对每个相邻像素点,与最大幅值点处幅值进行半波对比,如果该像素点处的幅值小于区域最大幅的一半,则认定此像素点为非缺陷像素点,反之,则认定为缺陷像素点。

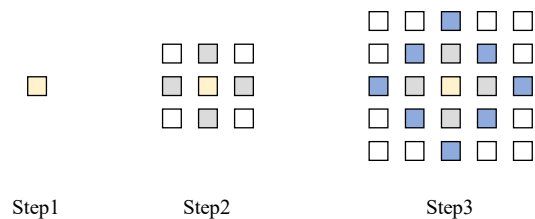


图 12 四邻域扩展搜索示意图

Fig. 12 Schematic Diagram of Four-Neighbor Expansion Search

其中递归的终止条件设置为搜索至图像边缘或一个像素点的四邻域内均不存在缺陷像素点。在实际搜索过程中,需要设置访问数组对每一个访问过的像素点进行标记,避免递归陷入死循环。以每个区域的最大幅值点出发,向其四邻域进行搜索,直至达到搜索的边界终止。利用上述区域半波高度图像分割算法对缺陷图像进行分割,分割结果如图13所示。

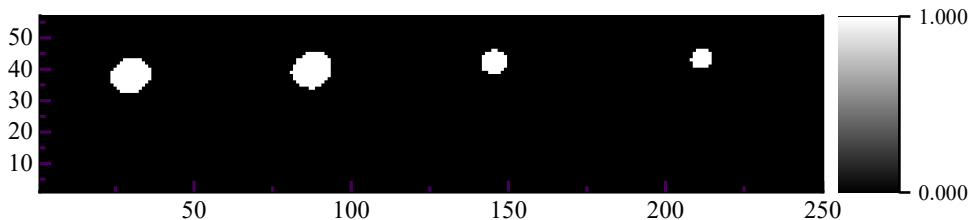


图 13 CFRP 缺陷样板 C 扫描 6dB 区域半波高度法二值化图像

Fig. 13 Binary Image of CFRP Defect Sample C-Scan in 6dB Region Using Half-Wave Height Method

对图像分割后的每个缺陷区域进行量化,量化结果如表4所示,从表中可以看出,除最小直径为6mm的缺陷的误差为13.2%,其余误差均在2%以内,此处小缺陷误差较

大的原因由于超声设备的精度问题,操作过程中不可控的误差带来的影响对小缺陷的相对误差的影响大于对大缺陷的相对误差影响。

表4 区域半波高度法量化面积误差表

Tab.4 Regional Half-Wave Height Method Quantitative Area Error Table

原始面积(mm ²)	113.097	113.097	50.265	28.274
量化面积(mm ²)	111	114	51	32
误差	1.90%	0.80%	1.50%	13.20%

从量化结果来看,本研究提出的区域半波高度图像分割算法相较于传统图像分割算法而言,量化精度有较大的提升。表中对于两个面积为113.097mm²的缺陷量化结果存在3mm²的误差,这是由于本研究中使用的超声设备的扫查方式为手持式,对不同缺陷区域扫查并非完全一致,从而引起的误差。

使用半波高度四邻域缺陷量化算法对缺陷图像进行二值化后,对于规格和分辨率已知的超声C扫图像来说,利用其基准坐标,

即可实现图像中缺陷损伤区域相对位置的判定,利用Regionprops函数获取二值化缺陷图像中的质心坐标,并将其边界框标出如图14所示,图中红色边缘为缺陷边界框,星号标记为局部单个缺陷的质心位置,从图中可以表征出缺陷的相对位置。由于本研究所预埋缺陷形状规则且分布均匀,缺陷的质心坐标与表3中利用大津法确定的局部缺陷域最大幅值点坐标重合。针对于本研究而言,相对位置坐标原点在图像左上角。

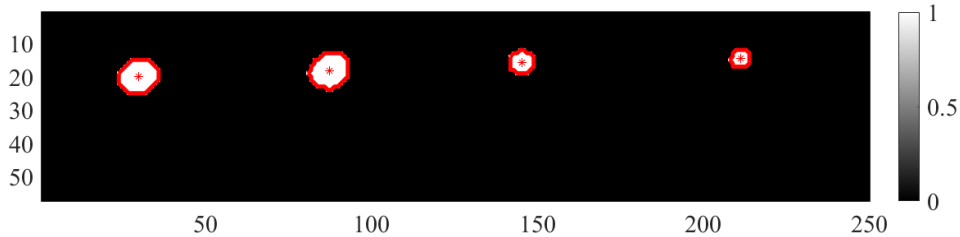


图14 CFRP缺陷样板C扫描缺陷轮廓与定位图

Fig.14 Defect Contour and Localization Diagram in CFRP Defect Sample C-Scan

缺陷的定位分为点定位和区域定位,由于缺陷位置是超声相控阵扫查过区域内的相对位置,缺陷在图像中的位置具有相对性,与使用的超声相控阵设备和扫查方式有关,进行缺陷的实际平面位置描述是以编码器和扫查方式确定的条件下讨论的,本研究不具体开展关于编码器和扫查方式的讨论,仅

讨论缺陷位于扫查后的图像中的相对位置关系。面对复合材料缺陷的场景下,由于缺陷的形状可能为规则图形,也可能为不规则的图形,针对于规则形状缺陷,使用点定位可描述缺陷的相对位置,针对于不规则图形,使用点定位无法对缺陷的位置进行描述,故需要使用区域定位,将缺陷的边框进行框出。

4 结论

(1) 针对CFRP超声检测缺陷量化工作,分别使用两种图像阈值分割算法开展量

化工作。

(2) 提出一种区域半波高度图像阈值分割算法,依托原始超声A扫数据,结合超声C扫描图像对缺陷边界进行准确划分,能

够将缺陷区域进行准确量化。

参考文献

- [1] Santos M, Santos J, Reis P, et al. Ultrasonic C-scan techniques for the evaluation of impact damage in CFRP[J]. *Materials Testing*, 2021, 63(2): 131–137.
- [2] Ilangovan S, Kumaran S S, Naresh K, et al. Studies on glass/epoxy and basalt/epoxy thin-walled pressure vessels subjected to internal pressure using ultrasonic “C” scan technique[J]. *Thin-Walled Structures*, 2023, 182: 110160.
- [3] 李雄兵, 周晓军, 吴思源, 等. 超声 C 扫描图像缺陷标记及边缘跟踪的研究[J]. *传感技术学报*, 2006(66):2690-2693.
- LI Xiong-bing, ZHOU Xiao-jun, WU Si-yuan, et al. Research on defect labeling and edge tracking of ultrasound C-scan images[J]. *Journal of Sensing Technology*, 2006(66):2690-2693.
- [4] 陈怀东, 曹宗杰, 张柯柯, 等. 基于遗传算法的超声检测图像分割识别方法[J]. *西安交通大学学报*, 2003(01):22-25.
- CHEN Huai-dong, CAO Zong-jie, ZHANG Ke-ke, et al. An image segmentation and recognition method for ultrasonic testing based on genetic algorithm[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2003(01):22-25.
- [5] 刘继忠, 朱根兴, 周晓军, 等. 基于 Haralick 算法的超声图像边缘特征提取[J]. *无损检测*, 2005(05):228-230.
- LIU Ji-zhong, ZHU Gen-xing, ZHOU Xiao-jun, et al. Edge feature extraction of ultrasound images based on Haralick algorithm[J]. *Non-destructive testing*, 2005(05):228-230.
- [6] Song W, Ren J, He P, Sun J, et al. Quantitative determination of the defects in TC4 diffusion bonded joints via ultrasonic C-scan[J]. *Journal Of Manufacturing Processes*, 2021, 64: 1476–1483.
- [7] 李万达. 基于超声波的新型轻质陶瓷基复合材料粘接缺陷检测研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- LI Wan-da. Research on the detection of bonding defects of new lightweight ceramic matrix composites based on ultrasound[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [8] 吕洪涛, 李 锋, 刘志毅等. 基于超声 C 扫描数字图像处理的缺陷面积分析[J]. *无损检测*, 2022, 44(12):37-41.
- LU Hong-tao, LI Feng, LIU Zhi-yi, et al. Defect Area Analysis Based on Ultrasonic C-Scan Digital Image Processing [J]. *Nondestructive Testing*, 2022, 44(12): 37-41.
- [9] FANG Y, CHEN Z M, YANG X H, et al. Visualization and quantitative evaluation of delamination defects in GFRPs via sparse millimeter-wave imaging and image processing[J]. *NDT & E International*, 2024, 141:102975.
- [10] Sanjeevareddy K, Christian H, Jens P, et al. Quantitative evaluation of ultrasonic C-scan image in acoustically homogeneous and layered anisotropic materials using three dimensional ray tracing method, [J]. *Ultrasonics*, 2014, 54(2):551-562.
- [11] 王秀菲. 基于特征加权支持向量机的复合材料粘接缺陷量化识别研究[D]. 内蒙古: 内蒙古大学, 2011.
- WANG Xiu-fei. Research on Quantitative Identification of Composite Bonding Defects Based on Feature-weighted Support Vector Machine[D]. Inner Mongolia: Inner Mongolia University, 2011.
- [12] Mathew J, Raghu V P. Quantification of fatigue damage in carbon fiber composite laminates through image processing[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2018, 5(9):16995-17005.
- [13] MING H, ZHU M, Michael D T, et al. Uncertainty quantification for acoustic nonlinearity parameter in Lamb wave-based prediction of barely visible impact damage in composites[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 82:448-460.
- [14] Neerukatti R K, Rajadas A, Borkowski L, et al. A hybrid method for damage detection and quantification in advanced X-COR composite structures[J]. *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems*, 2016, 9803:980326.
- [15] Gaétan P, Saeid H, Joost S, et al. Adaptive spectral band integration in flash thermography: Enhanced defect detectability and quantification in composites[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2020, 285:108305.
- [16] Michael D.C.Moles, Colin R. Bird, Pamela Herzog et al. Introduction to Phased Array Ultrasonic Technology Applications [M]. America, 2004: 177.