

基于稀疏导波的裂纹定位和尺寸评估

董文利¹, 景健^{2,3}, 王胜^{2,3}, 郑凯¹, 宗圣康^{2,3}, 张辉^{2,3}

- 江苏省特种设备安全监督检验研究院, 南京 210036;
- 江苏省微纳生物医学仪器设计与制造重点实验室, 南京 211189;
- 东南大学 机械工程学院, 南京 211189)

摘要: 材料在使用过程中, 受各种因素的影响, 会不可避免地产生诸多损伤, 破坏材料结构完整性的同时, 也具有一定的安全隐患; 在无损检测中, 尤其是导波检测领域, 由于缺乏高效方法对材料结构中存在的损伤进行尺寸检测, 因此使用导波方法对材料进行微裂缝等损伤的检测的过程中仍然存在很多困难; 对一种基于稀疏导波的损伤检测方法进行了研究, 可以在进行结构损伤定位的同时对损伤尺寸进行测量; 研究表明, 使用导波进行损伤检测时, 由损伤而产生的复杂反射波中包括很多与损伤形状和尺寸相关的信息, 但是这些信息并不明显, 且信号重叠无法区分; 因此, 提出一种稀疏 lamb 波方法来分解由材料损伤产生的反射信号的各个分量; 在此基础上, 通过确定各个反射信号分量相应的传播时间来计算材料损伤尺寸; 最后, 在具有人工损伤的铝板上进行实验验证, 结果表明, 基于稀疏导波损伤检测的方法是可行的。

关键词: 导波; 损伤定位; 损伤尺寸检测; 稀疏表示; 反射分量

Crack Location and Size Evaluation Based on Sparse Guided Waves

DONG Wenli¹, JING Jian^{2,3}, WANG Sheng^{2,3}, ZHENG Kai¹, ZONG Shengkang^{2,3}, ZHANG Hui^{2,3}

- Jiangsu Special Equipment Safety Supervision and Inspection Institute, Nanjing 210036, China;
- Jiangsu Key Laboratory of Design and Manufacture of Micro-nano Biomedical Instruments, Nanjing 211189, China;
- School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: Affected by various factors, materials will inevitably produce many damages during use, it not only destroys the integrity of the material structure, but also has certain security risks. In nondestructive testing, especially in the field of guided wave testing, because lacked the efficient method to detect the size of damage in materials and structures, there are still many difficulties in the process of using guided wave method to detect the micro-cracks and other damages of materials. A damage detection method based on sparse guided waves is studied, which can be used to locate structural damage and measure damage size at the same time. The results show that the complex reflected wave generated by the damage includes many information related to the shape and size of the damage, but the information is not obvious to distinguish the signal overlap. Therefore, a sparse lamb wave method is proposed to decompose each component of the reflected signal generated by material damage. On this basis, the damage size is calculated by determining the corresponding propagation time of each reflected signal component. Finally, the experimental verification is implemented on the aluminum plate with artificial damage, the results show that the method based on the sparse guided wave damage detection is feasible.

Keywords: guided waves; damage location; damage size detection; sparse representation; reflected component

0 引言

材料在使用过程中, 受制造工艺、外力作用和各种环境因素的影响, 会不可避免地产生诸多损伤, 比如微裂纹、微孔隙、腐蚀、疲劳损伤等等。在这些损伤的影响下, 不仅会使材料的力学性能大大降低, 破坏其结构完整性, 还存在着一定的安全隐患。因此, 为了确保材料结构的可靠

性和安全性, 有必要对材料的系列损伤进行检测评估。同时, 材料损伤状态检测必须快速准确, 且足够简易, 力求不影响材料结构的正常运作, 这就需要将无损检测技术、结构健康监测技术, 对其损伤进行较为全面的分析。

面对这一背景要求, 无损检测技术为材料结构的损伤检测提供了方向。无损检测指的是在不影响材料结构本身组织及其性能的前提下, 基于热、电、声、光、磁等物理

收稿日期: 2022-11-29; 修回日期: 2023-01-29。

基金项目: 国家自然科学基金资助(52272433, 11874110); 国家市场监督管理总局计划(2022YJ11, 2020MK039); 江苏省重点研发计划资助(BE202-1084)。

作者简介: 董文利(1968-), 女, 江苏盐城人, 高级工程师, 主要从事科技、质量等方向的研究。

通讯作者: 张辉(1977-), 男, 安徽宿州人, 教授, 博士研究生导师, 主要从事复杂声场调控与声探测技术, 多物理场无损检测新技术以及信号智能处理与识别方向的研究。

引用格式: 董文利, 景健, 王胜, 等. 基于稀疏导波的裂纹定位和尺寸评估[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(3): 306-312.

量对材料性能或内部存在的缺陷较为敏感的特性, 对材料本身属性或缺陷进行状态评估, 包括评定缺陷的位置、大小、形状、数量等。经过长期的发展, 成熟的无损检测手段也越来越多, 包括射线照相法、红外热检测、磁粉检测、渗透检测、涡流检测、超声检测等。其中, 超声无损检测是指通过分析超声波与材料结构或缺陷损伤相互作用时产生的散射、透射及反射现象, 对检测材料结构进行损伤评价。超声无损检测技术是目前无损检测领域应用最广泛的关键技术, 它灵敏度高, 精度高, 检测范围大, 且成本低、效率高, 技术要求低, 这是其他无损检测手段所无法比拟的。

更关键的是, 超声检测技术可进一步应用于结构健康监测技术中。结构健康监测是指通过结构轻便的传感器网络, 进行信号激励、采集、存储与分析处理, 实现快速在线反馈物理健康状态的技术。结构健康监测技术为工程技术人员提供包括结构的工作载荷、环境载荷导致的损伤、损伤的增长趋势以及结构的剩余寿命等全方位的信息。因此, 结构健康监测技术在提高结构可靠性、降低维护费用、故障和失效预警等方面具有巨大潜力。损伤检测始终是结构健康监测的主要任务之一。与传统的无损检测技术使用较为庞大的检测设备不同, 最新的损伤检测技术主要依靠各类小型传感器组成非接触式或嵌入式的传感器网络, 以此来获取工程结构的动态信息(如位移、应力、应变等等), 然后通过后期的数据处理和分析来获取损伤的特征。常用的损伤检测方法有基于结构振动的方法、基于机电阻抗等静态参量的方法、声发射方法等。相比较于传统意义上的无损检测技术, 结构健康监测技术更侧重于实现连续且在线的结构健康状态评估。显然, 传统无损检测技术通常设备规模大, 操作繁琐耗时, 是无法满足在线无损监测的要求的。而超声检测技术作为极少数可以通用于结构健康监测技术的无损检测技术, 得到研究者们的青睐和广泛应用。

超声无损检测按原理分为两类: 体波检测和导波检测。体波是指在无限大或半无限大弹性固体内传播的声波, 可分为传播方向与振动方向相同的纵波以及传播方向与振动方向垂直的横波。体波检测通常需要耦合剂, 并利用超声换能器实现声波信号激发与接收。基于体波的检测方案存在诸多局限, 不仅受限于设备规模和操作环境, 而且检测缓慢, 精度有限。同时, 随着理论完善和传感器系统的发展, 超声导波方法在无损检测领域受到更多学者的关注。与超声体波相反, 超声导波是声波在结构中传播时遇边界发生反射, 经过一段时空耦合形成了特殊的超声波形式。声波在介质的上下边界会发生各种类型的反射和折射, 产生各种类型的反射波、折射波以及横波一纵波之间的模式转换。

由于导波在传播过程中沿传播路径衰减很低, 可以引起材料结构表面及内部所有质点的振动, 检测范围可以覆盖结构全局, 具有低衰减、范围广等特性, 可以在大面积范围内进行损伤检测, 因此在结构健康监测技术中, 通常

使用导波进行大规模的结构损伤检测^[1]。但是, 导波在传播的过程中会出现多模态和频散的特点, 即波的相速度会随频率的变化而变化, 从而导致导波信号较为复杂, 各种模式的导波信号难以相互分离, 分析困难, 难以进一步利用导波进行材料损伤检测^[2]。此外, 导波在传播过程中会不可避免的存在结构边界的反射信号、由损伤导致的复杂反射信号以及由环境噪声产生的干扰信号, 这些因素会导致最终收集的导波信号出现的波形非常复杂。

为了解决在导波检测过程中存在的这些问题, 在复杂导波信号中提取有效信息来表征结构损伤, 通常使用信号处理工具^[3-5]或者对收集到的导波信号进行间接分析^[6-9]。C. Liu 等人提出一种基于奇异值分解(SVD, singular value decomposition)的损伤敏感特征提取的方法^[3]。奇异值分解是一种广泛用于降维的线性分解方法, 它寻求对数据矩阵进行线性分解, 以创建一个正态基础来表示数据。基于奇异值分解的损伤信号提取的基本思路是对接收到的导波信号进行相空间重构, 利用 SVD 将导波信号空间分解为一系列奇异值对应的加噪信号子空间和噪声子空间, 保留前面对应加噪信号子空间的若干个较大奇异值, 而其余的奇异值全部置为零, 再利用 SVD 逆过程得到去除掉噪声信号的导波信号矩阵的估计式, 最后由相空间反重构恢复出降噪后的信号。Liu Z 等人研究了一种用 16 个压电元件组成的紧凑型矩形相控压电传感器阵列检测板状结构中的损伤的方法^[4], 这个紧凑的阵列不仅可以检测和定位板上的单一通孔缺陷, 还可以识别多缺陷, 比如通孔和表面缺陷的组合, 并通过实验证明了这种紧凑的矩形相控阵可以检测出板材的全部结构, 并同时实施多缺陷检测。其中, 去除所获得的导波信号的噪声是利用连续小波变换实现的, 连续小波变换适用于信号滤波, 可以提供小波系数图, 具有窄频带的信号可以很容易地从图中提取出来。Zuo H 等人提出了一种新型的基于模型的二维多信号分类损伤识别算法, 用于板状材料的损伤检测^[5]。该算法基于散射信号包含损伤的位置信息这一重要特征, 利用了实验接收的残余信号和损伤散射模型接收的散射信号的交叉相关函数。由于信号和噪声的不相关, 利用信号子空间和噪声子空间的正交性, 通过搜索监测区域内的空间频谱峰值, 即可以成功识别出损伤的位置。目前, 大多数已经提出的损伤检测和定位方法都是基于将监测到的信号与损伤发生前的结构记录基线进行比较, 而为了确保该方法的准确性和有效性, 这种比较过程必须考虑到除损伤以外的任何能改变超声导波信号的条件, 从而导致了该方法较为复杂。Michaels J E 提出了一个损伤检测两步骤的过程^[6], 首先检测损伤, 然后进行损伤的定位和定性, 适用于变温环境下的复杂板状结构。损伤检测是基于混响信号的长时间行为, 而损伤定位则是利用相同信号的早期时间系统的变化, 该阶段也提供特征信息。Sen D 等人提出了基于稀疏度的板材损伤检测算法, 使用直接从相关系统获得的响应信号组成的字典, 作为检测和定位损伤的关键特征^[7]。不论当损伤位于字典所

定义的可能损伤坐标的网格上还是网格外时, 该种算法都能很好的解决损伤检测问题。Huang L 等人介绍了一种无基线的损伤检测方法, 利用多径反射兰姆波进行结构预测^[8]。导波在自由边缘的反射被认为是一个虚拟的换能器, 位置在实际换能器的镜像位置, 这些额外的回波产生了从不同方向检查材料结构的波, 相当于在传感器网络中增加了传感路径。在此基础上, 通过测量发射换能器和接收换能器交换角色之前和之后记录的两个响应信号中的相关波包的波形差异, 对每个传感路径进行定量评估, 从而实现损伤的定位。导波信号的飞行时间 (ToF, time of flight) 作为一种信号特征, 可以通过后处理散射信号来从中获得有关材料特性的信息以及实现损伤定位。Cantero-chinchilla S 等人提出了一种基于贝叶斯反演问题的完全概率方法, 可以严格地提供每个传感器独立的 ToF 的稳健估计^[9]。然后, 将预测作为输入引入到损伤定位的贝叶斯反问题中, 能够有效地重建金属板内的损伤定位。尽管有大量关于利用导波对结构进行损伤检测的文献, 但是上述各种方法都有一个共同的缺点, 都不能准确的对损伤尺寸或者损伤程度进行定量评估, 具有一定的局限性, 准确的损伤尺寸估计仍然是一个巨大的挑战。

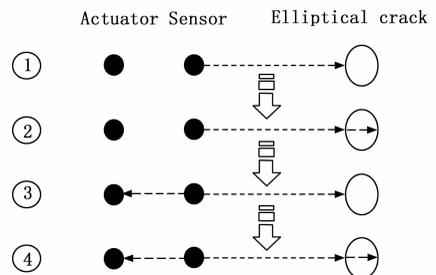
另一方面, 基于反射或透射系数的技术^[10]和换能器阵列^[11]等方法也已经被证明可以提取到结构损伤的特征, 但是这种方法也不能提取关于损伤大小的详细信息, 还存在损伤检测精度低, 测量过程繁琐复杂等不足。基于结构损伤与导波之间的相互作用机制, 结构损伤表征的准确度通常取决于是否能稳定提取到对损伤尺寸足够敏感的信号特征。因此, 本文提出一种基于稀疏导波的新方法对复杂损伤反射信号进行分析与评估, 可以同时实现损伤的定位与损伤特征分析。研究表明, 来自于损伤引起的反射信号通常由损伤部位的边缘引起的多个反射分量组成。因此, 我们开发一种具有特殊反射干扰结构的线调频基稀疏分解损伤反射信号, 它将复杂的损伤反射信号分解为与损伤边缘有关的两个反射分量。然后, 通过确定不同反射分量的相应的传播时间来评估损伤尺寸。最后在具有人工损伤的铝板上的进行实验, 结果验证了所提方法的有效性。

1 利用反射导波信号进行损伤检测

研究导波和结构损伤之间的相互作用机制对准确的定量评估结构损伤至关重要。利用导波进行损伤检测通常使用一发一收和脉冲回波两种方法。一发一收方法又根据接收和发射探头相对于待测结构的位置, 分为接收探头、发射探头在结构的同侧和接收探头、发射探头在结构的两侧两种情况。利用超声导波在缺陷处产生的衍射信号对结构进行检测的方法叫做衍射时差法 (time of flight diffraction, TOFD), 其探头通常布置于待检测结构的同侧, 根据探头扫查方式的不同又可分为平行扫查、非平行扫查和偏置非平行扫查。这种方法具有缺陷检测率高、检测精度高、定量检测不依赖缺陷回波幅度等优点, 但同时其存在一定的检测盲区, 且受噪声影响较大。穿透法也属于一发一收模

式, 但其两个探头布置于待测结构的两侧, 利用脉冲波或者连续波穿透结构后的能量变化来对结构进行检测。这种方法不存在检测盲区, 适合检测薄的材料结构, 且设备和操作简单, 但它不能定量检测缺陷的深度, 只能判断缺陷是否存在。脉冲回波法利用超声导波在结构损伤处反射波的情况进行损伤检测, 其又可细分为缺陷回波法、底波高度法和多次底波法。脉冲回波法的优点主要有灵敏度高、损伤定位精度高、适应范围广、探伤操作方式灵活等。本文研究了脉冲回波在损伤反射信号的固有特性方面对损伤进行定位和定量检测的能力。假设损伤的形状近似于椭圆, 文献 [10-11] 表明这种假设比矩形或圆形的假设更合理。

原则上, 传播的导波与被检材料结构的损伤处相互作用, 产生的反射信号包括与损伤有关的大量信息, 这些信息可能表明损伤的存在、位置、严重程度或者其他特征, 了解反射波的细节有助于描述损伤的这些特征。如图 1 所示, 激励源在板状结构中产生 lamb 波, lamb 波与损伤发生相互作用。起初, 波到达损伤的前边缘, 产生新的反射信号和透射信号。随后, 波会到达损伤的后边缘, 产生额外的反射信号和透射信号。其中, 前边缘反射信号主要取决于损伤前缘的几何轮廓, 包括其深度和周长。后边缘反射信号的模式和能量与更多的因素有关, 包括损伤的两个边缘和损伤区域的几何轮廓。由于前缘和后缘信号包括关于缺陷特征的不同特征的信息, 这两个信号的重叠使反射明显变得极为复杂。因此, 提取这两个信号, 然后在缺陷特征分析中单独或联合进行分析是非常有用的。总而言之, 不管透射情况如何, 损伤反射信号的复杂性是由损伤前后边缘产生的两个反射分量之间的干扰造成的。由于这两个反射分量非常接近, 具有相似的周期数、频率和调制方式, 因此经常被忽略。但是这两个反射分量有不同的振幅和相移时间^[12]。因此, 可以通过分析这两个反射分量来描述损伤的整体反射信号。这两个反射分量的传播时间反映了两个损伤前后边缘之间的距离, 这种特征为我们提供了一种评估损伤宽度的方法。



①到达损伤前边缘的直接路径; ②到达损伤后边缘的直接路径; ③前边缘反射; ④后边缘反射。

图 1 前边缘与后边缘反射分量示意图

但是, 反射分量通常是相互重叠的, 并且会受到与损伤边缘具有相似特征的信号干扰, 传统信号处理技术不能准确的表征这两个较弱的反射分量, 尤其在充满大量噪声的环境中, 更增加了区分的难度。因此, 我们提出了一种基于稀疏

信号方法来分解这两个反射分量并准确提取损伤特征。

2 基于稀疏信号的损伤特征评估方法

2.1 Lamb波稀疏分解

假设激励源和接收器连接在板上, 激励源产生导波, 接收器检测到相应的响应。这种响应受到损伤的影响, 变得较为复杂, 可以被视为多种波成分, 例如, 直接波、损伤反射波和边界反射波和环境噪声的总和^[13]。可以表示为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^N c_i r_i(t) + e(t) \quad (1)$$

其中: $r(t)$ 表示响应, $r_i(t)$ 表示第 i 个波分量, c_i 表示相应的加权系数, N 是波分量的数量, $e(t)$ 是环境噪声。由于导波固有的色散特性和多模态特性, 这些波分量通常会相互重叠, 导致得到的响应信号难以分析^[2]。

稀疏表示是区分这些相互重叠的波分量的一种方法, 它的原理是通过建立多种波成分组成的超完整的电子字典, 从字典中选择最合适的稀疏矢量代表总的响应信号。同时, 稀疏分解也是一个将总体响应信号分解成响应波矢量的过程, 各个波分量与传播距离有关, 被设定为电子字典的原子函数, 表示为:

$$U = [u_1, u_2, u_3, \dots, u_l, u_L] D^{-1} \quad (2)$$

其中: u_l 表示波分量的原子函数, L 表示原子函数的数量, D 是字典中每一列的归一化矩阵。

相应的稀疏向量可以写为:

$$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_l, \alpha_L] \quad (3)$$

其中: α_l 是每个 u_l 的加权系数。

因此, 总的响应信号可以写为:

$$y = U\alpha + e \quad (4)$$

其中: y 是响应信号的矢量形式, e 是噪声项。

由于响应信号中只包含一定数量的波分量, 所以 α 中大部分的元素应该为零。同时, 非零加权系数代表波分量是存在的, 即原子函数的最佳组合可以评估分析信号。

因此, 找到最佳的稀疏向量 α 很重要。通常可以利用正交匹配追踪算法^[14]和基追踪去噪^[15]来解决公式(4)中基于稀疏度的线性逆问题。正交匹配追踪算法迭代的基本思想就是每次迭代过程中, 从全息矩阵中选出与测量信号相关度最大的那一列, 然后从全息矩阵中去掉该列并加入到扩充矩阵中, 然后利用最小二乘法原理求出使残差最小的一个估计值, 然后不断的从全息矩阵中减去相关列重复以上过程, 直到达到迭代次数结束。基追踪(Basis Pursuit, BP)方法是信号稀疏表示领域的一种新方法, 基追踪方法采用表示系数的范数作为信号表示稀疏性的度量, 通过最小化范数将信号稀疏表示问题定义为一类有约束的极值问题, 进而转化为线性规划问题进行求解。通过解决逆过程问题, 信号的每个分量都可以被分解, 相应的传播时间也可以被确定, 提供了一种分析损伤反射波的方法。

2.2 用于损伤检测的优化字典设计

从2.1节可以看出, 经过设计的电子字典对于分析信号的精确稀疏估计非常重要。合适的电子字典包含反映分

析信号结构的原子, 可以利用最少的原子函数表示一个信号。本小节将阐述如何设计用于损伤表征的最佳字典。

采用汉宁窗调制的正弦信号作为激励信号进行激励。这种信号形式由于能量能更好地集中在中心频率上, 而且分散性更小, 通常用于结构健康监测。与常见的Gabor字典相反, 本文利用基于线调频基的字典。对于导波传播来说, 波包通常是分散的和不对称的, 基于线调频基的字典更适用于分析信号结构。从激励信号的角度来看, 利用了一个特殊的汉宁窗线调频字典^[16]。

$$u(t) = \left\{ 1 - \cos \left[\frac{\omega_c(t-\tau)}{N} \right] \right\} \cos \left[\omega_c(t-\tau) + \frac{\xi}{2}(t-\tau)^2 + \varphi \right] \quad (5)$$

其中: ω_c 是中心频率, N 是周期数, τ 是时移, φ 表示相位变化, ξ 表示占频率调制的线调频参数。

然后, 在 τ 和 $\tau + 2\pi N/\omega_c$ 之间的矩形窗口被应用于公式(5)。

这种基于汉宁窗线调频的字典与激励信号有关, 不需要预先了解材料特性。为了构建字典, 需要确定5个参数(ω_c , N , τ , ξ 和 φ)。其中 ω_c 和 N 是根据激励函数固定的。 τ 是根据采样率和总信号长度离散的。 ξ 是根据选定的导波模式的群延迟斜率和导波的传播距离来确定^[16]。最后, 建立一个基于汉宁窗线调频的字典。

2.3 用于损伤尺寸评估的优化字典设计

2.2节中的字典设计并不适用于评估由损伤而引起的复杂反射波成分。受这两个反射分量的物理机制的启发, 提出了一个特别设计的字典, 从[12]修改而来, 用于识别复杂的损伤反射波。

由于损伤引起的复杂反射波由前边缘反射分量和后边缘反射分量组成, 它们只在振幅和相移的持续时间上有所不同, 所以重新定义字典的每个原子函数, 可以用两个反射分量之间的干涉结构来表达。

$$u(t) = \sum_{i=1}^2 \text{sgn}(\bullet) A_i u_i(t + \theta_i) \quad (6)$$

其中: A 和 θ 分别是两个反射分量的振幅和相位指数。利用前边缘和后边缘反射分量的组合结构, 将复杂的反射波确定为一个单一的原子函数。因此, 通过改变振幅和相位指数逐渐构建字典来表征这两个反射分量。最后, 得到的相应的反射信号被用来评估损伤的尺寸。

3 裂缝定位和尺寸评估

本文开发一个新的损伤定位与尺寸评估算法。该算法包括六个阶段。

1) 设置压电换能器。首先, 压电换能器的设置应根据待测结构的几何形状和目标检测区域来确定。压电换能器的作用是用来激发和接收导波信号, 激发的导波信号经过损伤区域, 于损伤区域的前后边缘发生反射和透射, 反射信号被压电换能器接收到, 用于进一步的处理。如图3所示, 最少的压电换能器数量为4个, 但更多的压电换能器

会带来更高的检测精度。

2) 激励和响应信号记录。用设定好的波形进行信号激励, 并记录接收器收到的响应信号。这里激励信号采用汉宁窗调制的正弦信号, 这种信号类型具有能量集中、分散较少的优点。用波形发生器产生激励信号, 经功率放大器放大后输入到激励压电换能器中, 响应信号从接收压电换能器中获得, 通过示波器显示和记录。

3) 字典设计。如第 2 节所述, 构建两个优化的字典。构建基于线调频基的字典, 从激励信号的角度来看, 构建基于汉宁窗线调频的字典, 字典的每个原子函数, 利用前边缘和后边缘反射分量的组合结构, 用两个反射分量之间的干涉结构来表达。

4) 响应信号的稀疏估计。利用基追踪降噪 (basis pursuit de-noising, BPDN) 算法解决基于稀疏性的线性反演问题, 确定反射成分的传播时间。再通过波的传播速度, 计算出相应的传播距离。

5) 损伤边缘点的确定。得到传播距离, 损伤边缘点由基于椭圆的损伤成像算法^[17]确定, 椭圆损伤成像算法中, 每个激励-接收压电换能器对被认为是一个椭圆的两个焦点, 而传播路径的确定长度等于加倍的半长轴。在点状损伤的情况下, 其位置可以通过识别椭圆的交点来表示。当考虑到线状裂纹时, 其端点由椭圆的交点表示, 而裂纹方向由椭圆的切线决定。该算法将在后面详细介绍。

6) 损伤成像。由椭圆损伤成像算法确定特定的边缘点集和损伤的中心点后, 损伤尺寸通过三维样条插值来近似计算。三维样条插值原理就是根据三维空间位置上已有的损伤边缘点和中心点的数据构造一个拟合函数, 使之与已有数据吻合, 然后将所研究损伤区域任意位置的坐标代入拟合函数, 从而得到损伤区域任意位置的数据, 进而得到损伤的尺寸。

拟板的损伤状态。图 3 是使用砒码模拟铝板的损伤状态。

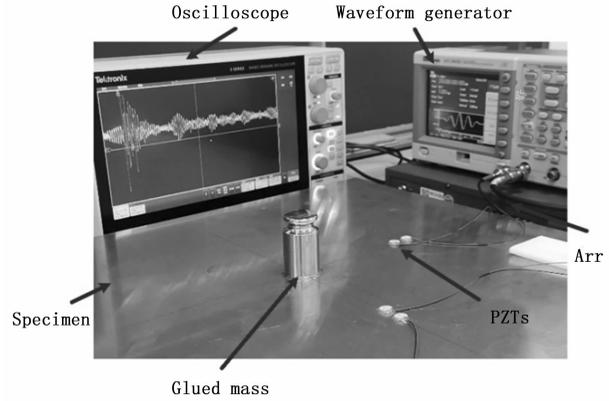


图 3 实验装置

实验所用的压电换能器是由锆钛酸铅 (PZT) 制成的圆形压电传感器, 其直径为 10 mm, 厚度为 2 mm。使用中心频率为 200 kHz 的汉宁窗调制的 5 周期正弦信号作为激励信号, 测试信号从接收压电换能器中获得, 如图 4 所示。

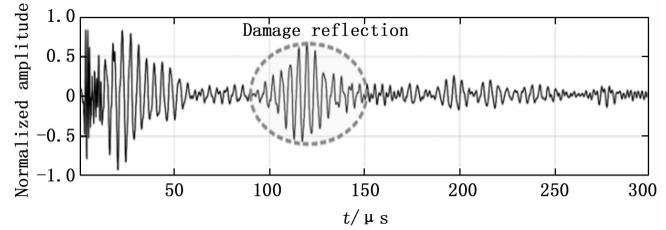


图 4 响应信号波形

按照第 3 节的阶段, 我们根据第 2 节的算法构建两个字典。第一个字典用于识别整体信号包含的多个不同分量, 第二个字典用于从损伤引起的反射波包中区分两个损伤前后边缘引起的反射分量。

需要注意的是, 若损伤方向与传感器位置发生偏离, 损伤检测的准确性可能会受到影响。因此需要更多的传感器来检测损伤尺寸, 并且基于椭圆的损伤成像算法确定损伤的边缘点。

基于椭圆的损伤成像算法表明, 每个激励-接收压电换能器对可以作为定位椭圆的两个焦点。由相应的时差确定的传播长度等于椭圆的两倍半长轴。因此, 损伤的每个边缘点可以通过椭圆的交点来确定。此外, 定位椭圆的切线与损伤方向一致, 可以更加准确评估损伤大小。

如图 5 所示, 显示了基于椭圆损伤成像算法的执行过程。在该过程中, 只展示了一对压电换能器的情况, 损伤位置是随机选择的。而实验中使用了 4 个压电换能器。因此可以通过基于椭圆的损伤成像算法确定损伤边缘点的集和外部切线路径位置。

首先对信号进行稀疏分解, 分离得到的两个损伤反射分量, 如图 6 所示。与之相应的波的传播速度可以通过实验测试来确定, 也可以通过导波色散曲线来计算。在此, 采用半解析有限元的方法计算基本导波模式的理论色散曲

整个损伤定位与尺寸评估算法的流程图见图 2 所示。

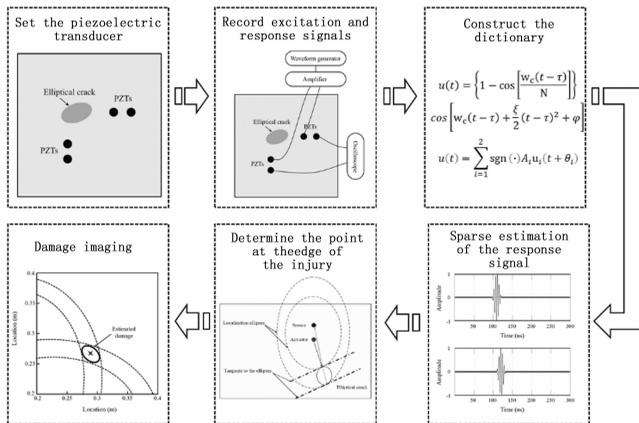


图 2 损伤定位和尺寸评估流程图

4 实验

为了验证本文提出的算法的有效性, 以尺寸为 500 mm × 500 mm、厚度为 4 mm 的铝板作为研究对象。利用一个直径为 25 毫米、重量为 0.3 公斤的附加质量粘在板上模拟

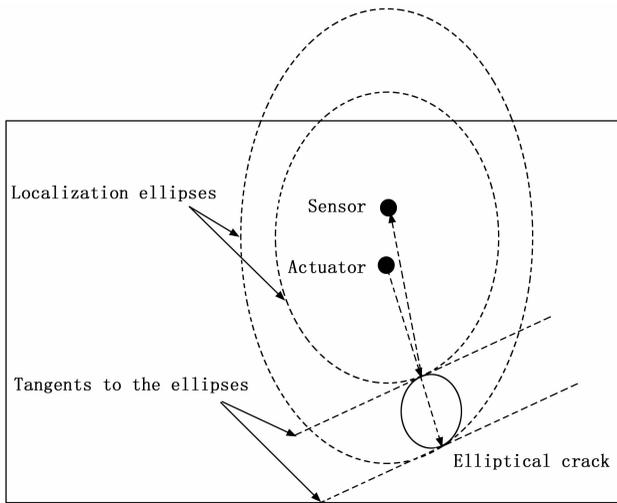


图5 基于椭圆的损伤成像算法的损伤图

线并确定波的传播速度。通过两个损伤反射分量之间的时间间隔, 得到传播路径的长度, 使用基于椭圆的损伤成像算法了, 确定四个定位椭圆, 椭圆外切路径的交点可以确定损伤的中心点和边缘点。随后, 我们根据所有的损伤边缘点和中心点构建三维样条曲线, 最终的损伤成像图如图7所示。通过对比真实的损伤尺寸和算法检测的损伤尺寸, 所提出的方法具有很高的检测精度。

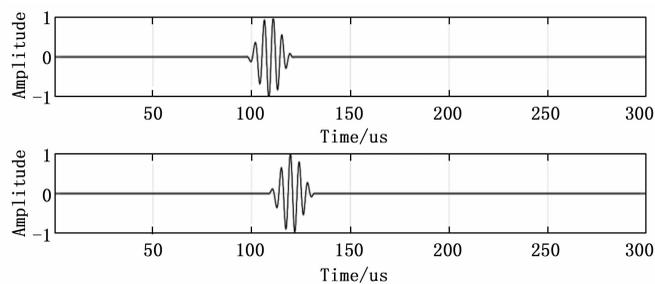


图6 两个反射波分量波形图

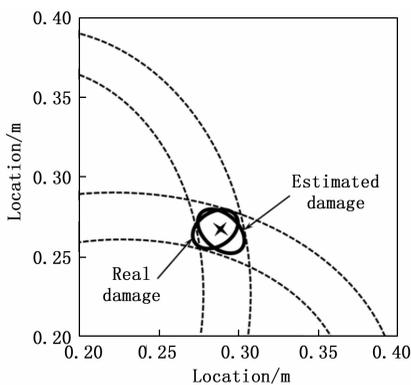


图7 实验结果

5 结束语

本文提出了一种基于稀疏导波的损伤定位与尺寸评估方法。该方法的关键点是构建特定的字典结构来代表损伤

导致的反射波中每个波分量的波传播特性。开发了一个优化的基于汉宁窗线调频的字典来分析复杂的损伤反射波。在具有人工损伤的铝板上进行了实验验证, 验证了所提出方法的有效性。实验中只使用了四个压电换能器, 说明损伤尺寸检测的准确性会受到压电换能器与损伤的相对位置的影响。使用更多的压电换能器会有更高的检测精度, 但压电换能器数量至少是四个。此外, 除了裂纹以外, 该方法还能够评估其他类型的损伤, 如腐蚀。后续工作通过进一步优化设计, 该方法可以应用于更复杂的结构。

参考文献:

- [1] SU Z, YE L. Identification of damage using Lamb waves: from fundamentals to applications, London: Springer London, 2009.
- [2] PAI P F, DENG H, SUNDARESAN M J. Time-frequency characterization of Lamb waves for material evaluation and damage inspection of plates [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 62-63: 183-206.
- [3] LIU C, HARLEY J B, BERGES M, et al. Robust ultrasonic damage detection under complex environmental conditions using singular value decomposition [J]. Ultrasonics, 2015, 58: 75-86.
- [4] LIU Z, SUN K, SONG G, et al. Damage localization in aluminum plate with compact rectangular phased piezoelectric transducer array [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70 (MAR.): 625-636.
- [5] ZUO H, YANG Z, XU C, et al. Damage identification for plate-like structures using ultrasonic guided wave based on improved MUSIC method [J]. Composite Structures, 2018, 203 (NOV.): 164-171.
- [6] MICHAELS J E. Detection, localization and characterization of damage in plates with an in situ array of spatially distributed ultrasonic sensors [J]. Smart Materials and Structures, 2008, 17 (3): 35035-35015.
- [7] SEN D, AGHAZADEH A, MOUSAVI A, et al. Sparsity-based approaches for damage detection in plates [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 117 (FEB. 15): 333-346.
- [8] HUANG L, ZENG L, LIN J, et al. Baseline-free damage detection in composite plates using edge-reflected Lamb waves [J]. Composite Structures, 2020, 247: 112423.
- [9] CANTERO-CHINCHILLA S, CHIACHIO J, CHIACHIO M, et al. A robust Bayesian methodology for damage localization in plate-like structures using ultrasonic guided-waves [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 122 (MAY1): 192-205.
- [10] LU Y, YE L, SU Z, et al. Quantitative assessment of through-thickness crack size based on Lamb wave scattering in aluminium plates [J]. NDT & E international: Independent nondestructive testing and evaluation, 2008 (1): 41.
- [11] LU G, LI Y, ZHOU M, et al. Detecting damage size and shape in a plate structure using PZT transducer array [J]. Journal of aerospace engineering, 2018.

[12] WANG X, TSE P W, MECHEFSKE C K, et al. Experimental investigation of reflection in guided wave-based inspection for the characterization of pipeline defects [J]. Elsevier, 2010 (4).

[13] GAO F, HUA J, ZENG L, et al. Amplitude modified sparse imaging for damage detection in quasi-isotropic composite laminates using non-contact laser induced Lamb waves [J]. Ultrasonics, 2018, 93.

[14] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit; recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C] // Conference on Signals, Systems & Computers. IEEE, 1993.

[15] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit [J]. SIAM Review, 2001, 43.

[16] KIM H W, YUAN F G. Enhanced damage imaging of a metallic plate using matching pursuit algorithm with multiple wave-paths [J]. Ultrasonics, 2018, 89: 84 - 101.

[17] ZIMA B, KEDRA R. Detection and size estimation of crack in plate based on guided wave propagation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142: 106788.

the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 3431 - 3440.

[14] 王 林, 董 楠. 基于 Gabor 特征与卷积神经网络的人体轮廓提取 [J]. 南京理工大学学报, 2018, 42 (1): 89 - 95. DOI:10.14177/j.cnki.32-1397n.2018.42.01.013.

[15] 倪 康, 吴一全, 庚 嵩. 基于改进区域项 CV 模型的金相图像分割 [J]. 光学学报. 2018, 38 (4): 200 - 208.

[16] 谢建林, 袁小平, 王胜利, 等. 基于分水岭算法的金相图像分割 [J]. 能源技术与管理, 2006 (2): 102 - 103.

[17] 周雨蓉. 基于分形理论的铸造铝合金金相组织缺陷识别与分类研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2014.

[18] 朱建栋. 钢材金相图像晶界提取算法研究及智能评级软件设计 [D]. 镇江: 江苏大学, 2018.

[19] 张海军, 王春光, 郁志宏. 在小波域进行基于模拟退火算法的图像阈值分割 [J]. 内蒙古农业大学学报 (自然科学版), 2008, 29 (3): 167 - 170.

[20] 孙秋冬, 颜文英, 邱勇平, 等. 钢金相图像中晶粒度的估算方法 [J]. 上海第二工业大学学报, 2006, 23 (1): 21 - 25.

[21] CHOWDHURY A, KAUTZ E, YENER B, et al. Image driven machine learning methods for microstructure recognition [J]. Computational Materials Science, 2016, 123: 176 - 187.

[22] DECOST B L, HOLM E A. A computer vision approach for automated analysis and classification of microstructural image data [J]. Computational Materials Science, 2015, 110: 126 - 133.

[23] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net; Convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234 - 241.

[24] ZHOU Z, SIDDIQUEE M, TAJBAKHS N, et al. UNet++: A nested U-Net architecture for medical image segmentation [M]. Deep Learning in Medical Image Analysis and multimodal learning for clinical decision support. Springer, cham, 2018: 3 - 11.

[25] OKTAY O, SCHLEMPER J, FOLGOC L L, et al. Attention U-Net; Learning Where to Look for the Pancreas [C] // IEEE. 2018.

[26] VARSHNEY M, SINGH P. Optimizing nonlinear activation function for convolutional neural networks [J]. Signal Image and Video Processing, 2021 (8): 1 - 8.

[2] ORTEGON J, LEDESMA - ALONSO R, BARBOSA R, et al. Material phase classification by means of Support Vector Machines [J]. Computational Materials Science, 2018, 148: 336 - 342.

[3] TSUTSUI K, TERASAKI H, MAEMURA T, et al. Microstructural diagram for steel based on crystallography with machine learning [J]. Computational Materials Science, 2019, 159: 403 - 411.

[4] GOLA J, WEBEL J, BRITZ D, et al. Objective microstructure classification by support vector machine (SVM) using a combination of morphological parameters and textural features for low carbon steels [J]. Computational Materials Science, 2019, 160: 186 - 196.

[5] WU R, KAMATA S. A jointly local structured sparse deep learning network for face recognition [C] // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016: 3026 - 3030.

[6] MOHAMED A A, LUO Y, PENG H, et al. Understanding clinical mammographic breast density assessment; a deep learning perspective [J]. Journal of Digital Imaging, 2018, 31 (4): 387 - 392.

[7] 吕鸿蒙, 赵 地, 迟学斌. 基于增强 AlexNet 的深度学习阿尔茨海默病的早期诊断 [J]. 计算机科学, 2017, 44 (1): 50 - 60.

[8] 雷 涛, 李云彤, 周文政, 等. 数据与模型联合驱动的陶瓷材料晶粒分割 [J]. 自动化学报, 2022, 48 (4): 1137 - 1152.

[9] 邹耀斌, 雷帮军, 臧兆祥, 等. 归一化互信息量最大化导向的自动阈值选择方法. 自动化学报, 2019, 45 (7): 1373 - 1385.

[10] 侯奕辰, 彭 辉, 谢俊章, 等. 改进 Unet++ 在脑肿瘤图像分割的研究 [J]. 计算机工程与设计, 2022, 43 (6): 1725 - 1731. DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2022.06.029.

[11] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521: 36 - 444.

[12] DECOST B L, LEI B, FRANCIS T, et al. High throughput quantitative metallography for complex microstructures using deep learning; a case study in ultrahigh carbon steel [J]. Microsc Microanal, 2019, 25 (1): 21 - 29.

[13] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C] // Proceedings of