

基于时间反转的超声-概率成像算法的损伤定位研究

殷新锋,杨金易,张明

(长沙理工大学 土木工程学院,湖南 长沙 410114)

摘要:为了进行结构损伤的定位研究,该文提出一种改进的基于时间反转(TR)的超声-概率成像算法(TRPDI)。对贴于铝板表面的压电陶瓷片(PZT)施加电信号,使其产生能在铝板内部有较好传播性能的超声Lamb波,以Lamb波理论和时间反转理论为基础,对损伤指标进行优化,利用损伤成像算法分析试件损伤程度并确定损伤位置。采用3种不同的数据处理方式,获取信号中的有效成分,分别进行损伤的存在性判断和损伤的定位研究。试验证明基于时间反转的超声-概率成像算法能提高定位精度,在工程的损伤定位中具有较大的应用潜力。

关键词:时间反转;超声Lamb波;概率成像算法;数据处理;定位精度

中图分类号:U414

文献标志码:A

0 引言

随着工艺水平的不断提高,各种金属材料已广泛应用于桥梁工程^[1],例如新材料桥面板、高强斜拉索、钢-混组合结构等,与传统的混凝土和砌体结构相比,金属材料具有质量轻、强度高、延性好等优点,包括钢材、铝、铜在内的各种金属材料在结构设计中已经居于重要位置。然而,这些金属材料的各种损伤破坏也时有发生,如钢板锈蚀、复合板分层、拉索断裂、汽车冲击荷载^[2]引发的损伤、甚至是由于外部重击造成的完全穿透损伤等。这些损伤破坏往往会给结构的正常运行带来一系列问题,更关键的是,人们往往无法识别这些损伤,或者损伤位置不易被发现。因此,研究一种能够无损而又快速便捷地识别损伤的监测方法显得尤为重要。

将损伤情况可视化 and 识别损伤位置逐渐成为结构健康监测研究的热点之一^[3]。虽然近些年在损伤定位研究中已经取得了一定的成果,但是它们往往有着复杂的运算和比较长的处理时间,传统的一些定位方法甚至还需要结构处于健康状态下的信号作为基准才能达到效果。而基于时间反转的超声-概率成像算法的检测技术具有简单快速、定位精度高

且无需基准的优点,具有对结构进行实时、在线、直观监测的潜力,在结构损伤发生的初期提供预警并能提供损伤位置,从而可以避免由结构失效带来的损失,因此采用基于时间反转的超声-概率成像算法的检测技术展开损伤定位研究具有重要意义。

本文试验通过不同的时间窗截取结构响应信号中的S0和A0两种模态,又将其分别通过时间反转得到聚焦信号。将得到的各组信号数据分别采用3种不同的处理方式,进行损伤的存在性判断和损伤的定位研究。采用相对能量和损伤指标判断铝板中存在损伤时所接收信号幅值的衰减来发现损伤的存在,并确定损伤程度。结合成像结果,将信号的特征提取并由算法处理后来确定损伤位置。通过对比实际损伤位置和试验数据定位的成像位置,验证基于时间反转的超声-概率成像算法在工程损伤定位中的可行性。

1 试验原理

1.1 时间反转理论

时间反转法由法国科学家Fink最先成功应用到声学领域中,经过理论和试验研究,开始应用到信号数据处理中并取得了良好的效果。信号的时间反转在时域上是指传感器接收到声源发射的时域信号

收稿日期:2021-03-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:52078057)

作者简介:殷新锋,男,博士,副教授.E-mail:yinxinfeng@163.com

后,将此时域信号在时间轴上进行反转处理而幅值不变(类似于镜像),再次在对应传感器上发射回去,最终实现信号的重新聚焦^[4]。试验采用的时间反转步骤见图1。反转聚焦后的信号与激励信号只有信号幅值上的区别,将信号归一化处理后即可比较激励信号与聚焦信号的差异。

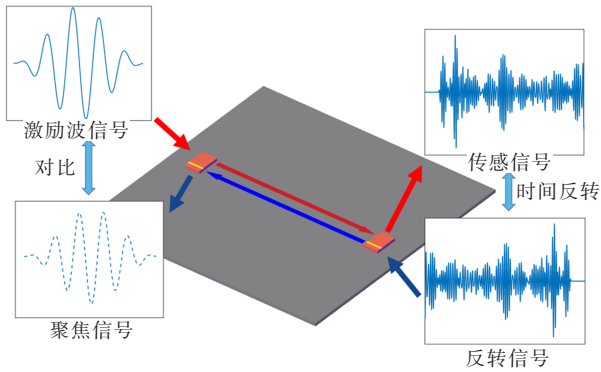


图1 时间反转原理示意图

1.2 算法基本原理

试验通过改进 Hay 等提出的损伤概率成像算法(PDI)来进行损伤成像研究^[5]。基于传统的损伤概率成像方法认为,损伤是引起结构运行中测量到的波信号与结构运行前测量到的基准波信号差异的唯一因素。为了估计监测区域存在损伤的可能性,采用铝板处于健康状态时测量得到的 Lamb 波信号与铝板处于损伤状态时得到的 Lamb 波信号的皮尔逊相关系数 ρ 来表征损伤程度^[6]。在实际中可以把刚开始服役的结构接收到的信号作为基准,与工作一段时间后的结构接收到的信号求取相关系数 ρ ;或者把判断为健康的信号作为基准,与判断为损伤的信号求取相关系数 ρ ,以此来确定结构中是否存在损伤。

一个信号序列 X_i 可以分解成 n 个离散信号序列 $X_i = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 信号能量 E 为这 n 个离散序列的平方和,由下式表示^[7]:

$$E = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} |x(n)|^2 \quad (1)$$

将两个接收到的信号 $X_k = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_k\}$ 和 $Y_k = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_k\}$ 的皮尔逊相关系数定义为:

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{k=1}^K (X_k - \mu_x)(Y_k - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (X_k - \mu_x)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K (Y_k - \mu_y)^2}} \quad (2)$$

式中: μ_x 和 μ_y 分别为信号 X_k 和 Y_k 的均值; K 为信号长度。

改进的算法将信号经 TR 处理后,得到聚焦信号 $X_a = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_k\}$ 与原激励信号 $Y_b = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_k\}$ 的相关系数 ρ_{ab} 参照式(2)计算。

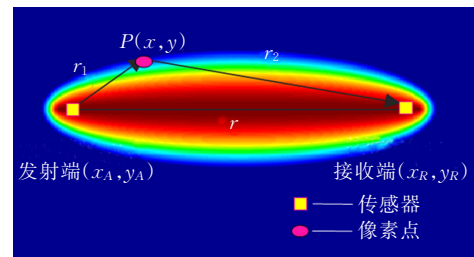
简单来说就是优化相关系数 ρ 的取值方式,将未经 TR 处理的传统算法(PDI)改进为经 TR 处理的新算法(TRPDI)。

为了能够清晰地表征结构的损伤程度,再定义一个损伤指标 DI ^[8]:

$$DI = |1 - \rho| \quad (3)$$

式中: DI 的值越大,代表发生损伤的概率越大。

试验把待监测区域划分成一个个点的集合,将这些点称为像素点,每个像素点都有一个与之对应的损伤概率值,然后对每一传感器路径上的像素点进行损伤概率值的赋值,最后利用 PDI 算法和 TRPDI 算法分别进行成像。假设在监测区域中布置一个由 N 个传感器组成的阵列,利用压电材料的正压电效应和逆压电效应,每个传感器都能在结构中激励和接收信号。根据互易性原理^[9],驱动-传感器路径 $i-j$ 与 $j-i$ 是完全相同的,因此,整个区域中有 $S[S = N \times (N-1)/2]$ 条驱动-传感器路径, N 值足够大就能确保所有驱动-传感器路径能够覆盖整个监测区域。每一条驱动-传感器路径是一个封闭的椭圆区域(图2)。在整个传感器阵列监测区域内,有 S 个椭圆区域,每一点的损伤存在概率值都是由所有驱动-传感器路径上的损伤存在概率线性叠加而得到的,即将所有的椭圆区域叠加融合。通过所有传感路径的叠加融合来判断损伤的存在以及确定损伤的具体位置。



注: r_1 为任一像素点 (x, y) 到激励传感器中心位置 (x_A, y_A) 的距离; r_2 为该像素点 (x, y) 到接收传感器中心位置 (x_R, y_R) 的距离; r 为激励传感器中心位置 (x_A, y_A) 到接收传感器中心位置 (x_R, y_R) 的距离。

图2 传感器路径示意图

因此,监测区域中的每一个点 (x,y) 处的损伤存在概率为:

$$P(x,y)=\left|\sum_1^k P_{ij}(x,y)\right|^T=\left|\sum_1^k DI_{ij}G_{ij}(x,y)\right|^T \quad (4)$$

$$G_{ij}(x,y)=\frac{\beta-R_{ij}(x,y)}{\beta-1} \quad (5)$$

其中:

$$R_{ij}=\begin{cases} r_{ij} & r_{ij}<\beta \\ \beta & r_{ij}\geq\beta \end{cases}; r_{ij}=\frac{\sqrt{(x_A-x)^2+(y_A-y)^2}+\sqrt{(x_R-x)^2+(y_R-y)^2}}{\sqrt{(x_A-x_R)^2+(y_A-y_R)^2}}$$

式中: $G_{ij}(x,y)$ 为检测路线 ij 形成的椭圆检测区域内像素点的分布函数权重值; k 为传感器路径数量; β 为一个大于1的尺寸因子,它决定了每条传感路径扫过椭圆区域的大小。 β 值越大,传感路径扫过椭圆区域越圆润,反之传感路径扫过椭圆区域越细长; T 为对比增强因子,其作用是为了使各像素区域的数值差异更明显,提高后期的成像效果。

2 试验方法

2.1 阵列布置

研究表明^[10]:PZT阵列布置越密,成像效果越好,但该试验中不需要布置很多的PZT传感器,少量的点位已经能够很好地将损伤特征表征出来,同时也为了试验效率,试验仅选取6个点位进行布置,共有15条驱动传感路径。将6个PZT片成线性阵列布置在尺寸为400 mm×400 mm×2 mm、型号为6061的铝板上,每个PZT片离板的边界距离为50 mm。各PZT传感器的坐标如表1所示。同时,设置直径为10 mm的圆形人工损伤,圆心坐标位置为(150 mm, 180 mm)。以左下角端点为坐标原点,具体布置见图3。

表1 PZT传感器的坐标位置

传感器编号	坐标位置/mm	传感器编号	坐标位置/mm
P1	(50,350)	P4	(200,50)
P2	(50,50)	P5	(350,350)
P3	(200,350)	P6	(350,50)

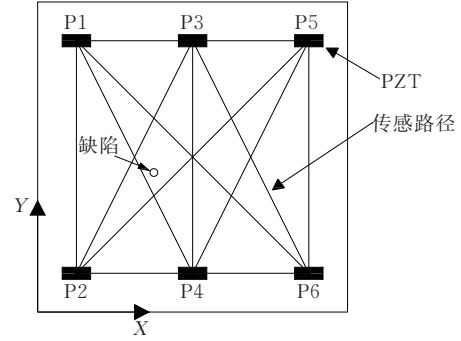


图3 传感路径

试验设备主要由笔记本电脑、数据采集系统(NI-USB 6366)、功率放大器、薄铝板、压电陶瓷片(PZT-5A)、连接线等组成。PZT片的尺寸为15 mm×10 mm×0.3 mm。为了避免PZT片直接暴露在空气中而影响其性能,在其表面涂一层环氧树脂胶。为了控制误差以保证试验的准确性,需要在试验前对数据采集系统进行验证。数据采集模块采用NI-LABVIEW软件编写,支持NI-USB 6366数据采集系统^[11]。激励信号采用调制的5周期160 kHz的汉宁窗信号(图4)。施加的电压为10 V。由于试验传感路径较少,为了使监测区域尽可能大而又能够准确定位损伤, β 取1.05, T 取2即可满足试验需要。

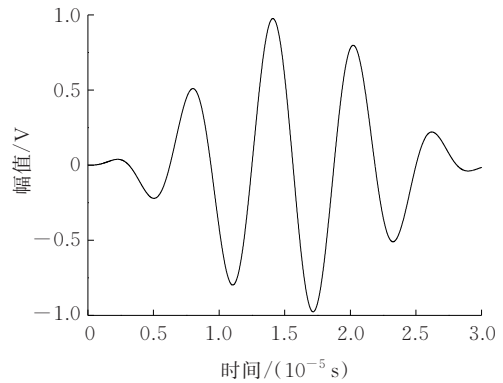


图4 激励信号

2.2 能量和损伤指标方法

由于PZT路径上能量的损失,通过损伤路径的信号首波A0模态和S0模态波包的信号幅值总比未通过损伤路径的信号幅值小。以通过采集系统采集到的铝板响应信号P1~P4和P4~P5为例,可以看到损伤信号首波A0模态和S0模态波包的信号幅值明显下降,而其后的次要信号幅值由于信号在采集过程中受到边界反射和噪声等多种环境因素的影响难

以有准确的规律,所以只截取首波分析,见图5。由图5可以判断,传感路径P1~P4比P4~P5存在损伤的概率大。

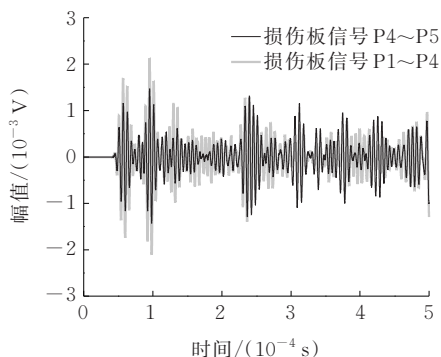


图5 路径P1~P4与路径P4~P5的损伤信号

显然,信号能量值越小,信号通过的PZT路径存在损伤的概率越大(图6)。由式(1)计算各个路径信号的能量值 E ,并以相对能量值 E_R 表示。相对能量值 E_R 的计算公式为:

$$E_R = \frac{E_i}{E_{\max}}, i = 1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

式中: E_{\max} 为各传感路径能量的最大值。

进一步通过式(2)、(3)计算损伤指标 DI ,见图7。利用图7中明显的梯度落差,可将其分别分为I、II、III 3个区域,由 E_R 和 DI 能够判断结构中是否存在损伤的大致路径。从图7(a)可以看出I区域是损伤存在的主要区域,而从图7(b)中可以看出III区域是损伤存在的主要区域,两者的损伤路径具有一致性,具体编号为P1~P4、P2~P5、P2~P3、P1~P6、P3~P4。由此判断损伤位置在图6的预测区域内,但精度不高。当然可以通过不断增加传感器的数量,也可以通过在预测区域四周布置新的传感器,来缩小预测区域,直至其范围逼近真实损伤大小,但这显然是低效且耗时的。

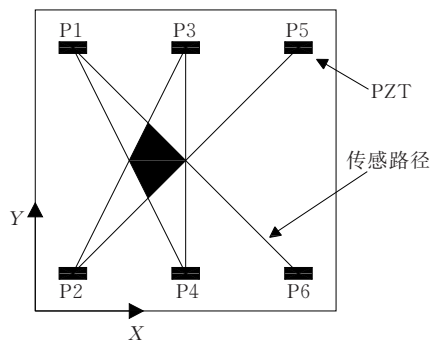
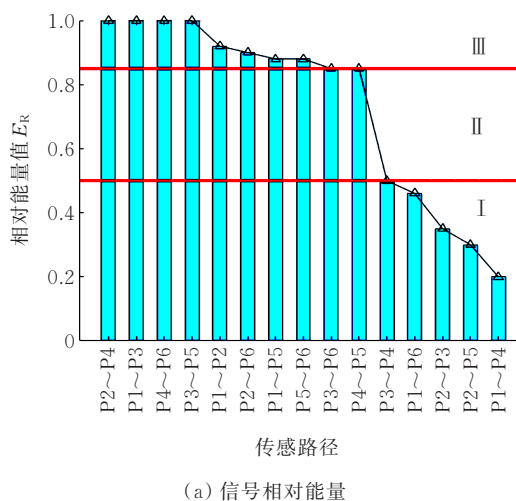
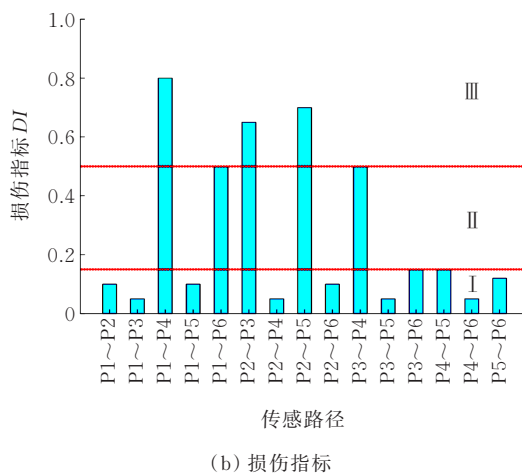


图6 初步识别的损伤位置



(a) 信号相对能量



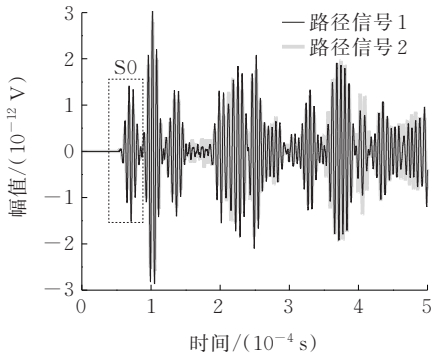
(b) 损伤指标

图7 TR处理后的信号能量和损伤指标

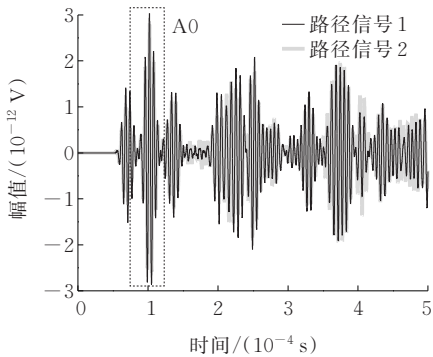
2.3 使用时间反转的损伤概率成像算法

上述方法虽然可以大致判断损伤存在的位置,但有明显的不足之处,那就是无法精确地进行损伤定位。因此,需要利用损伤概率成像算法进行更为精确的定位研究。现将时间反转(时反)处理方法(TR)加入损伤概率成像(PDI)算法中,形成一种基于时间反转的损伤概率成像方法(TRPDI)。

由于整个信号数据中大部分信号都是由边界反射和不同模式信号叠加的,甚至还有噪声等外在因素的干扰,所以需要信号数据进行更为精准的处理,此研究以 3.125×10^{-5} s的时间窗分别单独截取S0模式和A0模式的Lamb波响应信号,截取Lamb波的方式如图8所示。将截取的结构两组响应信号以图1的方式进行TR处理实现聚焦,然后将聚焦后的信号归一化处理并移到与激励信号相同的时间轴上,即两者最终拥有相同的时间窗,一般结果见图9。



(a) 截取S0模式信号



(b) 截取A0模式信号

图8 数据截取方式

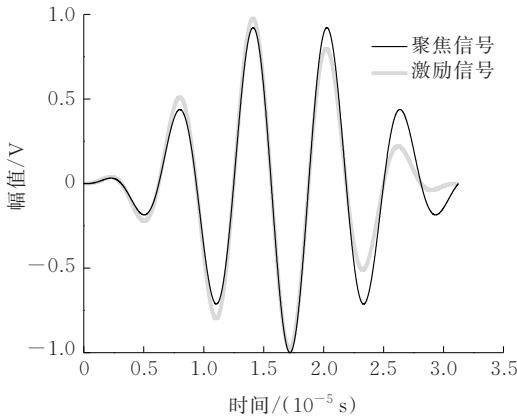
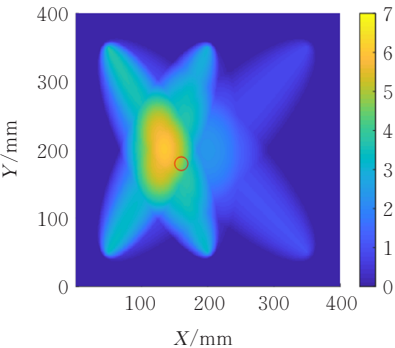
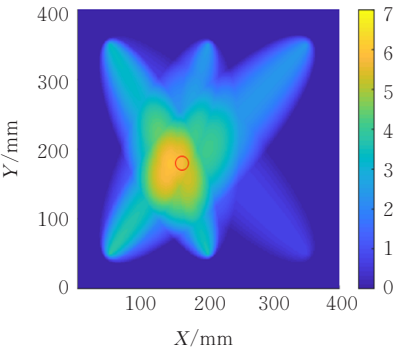


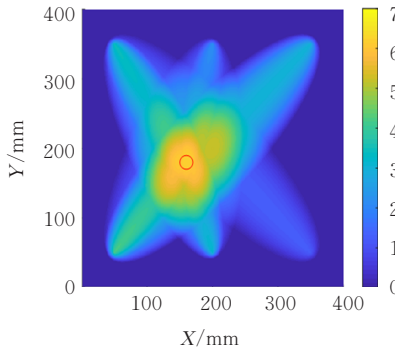
图9 激励信号与经TR处理后的聚焦信号



(a) 未经时反处理的成像效果



(b) A0模式经时反处理的成像效果



(c) S0模式经时反处理的成像效果

图10 融合成像效果

利用 Matlab 软件编程进行损伤概率成像,基本原理是利用响应信号首先算得各个传感路径的相对能量和损伤指标,判断出结构中是否有损伤,若有损伤再进行下一步的融合成像,生成最终的概率成像图。为了清晰地看到损伤位置和方便定量研究,对成像图进行阈值化处理。通过两种不同模式下 Lamb 波损伤概率成像效果的对比,即从图 10(b)、(c)和图 11(b)、(c)中可以明显看到,使用 S0 波包的时反成像效果要优于使用 A0 波包的时反成像效果。同时将未经时反处理的信号直接进行概率成像,也得到了如图 10(a)和图 11(a)的成像图。对比图 10、11 可见未经时反处理的成像效果明显不及经时反处理的成像效果。将各成像区域中心位置与实际损伤中心位置的距离 d 以数值的形式体现(表 2)。

表 2 成像区域中心位置与实际损伤中心位置的距离 mm

d_1	d_2	d_3	d_1-d_2	d_1-d_3	d_2-d_3
27.20	8.00	3.16	19.20	24.04	4.84

注: d_1 为未使用时反成像区域中心位置与实际损伤中心位置的距离; d_2 为使用 A0 模式 Lamb 波时反成像区域中心位置与实际损伤中心位置的距离; d_3 为使用 S0 模式 Lamb 波时反成像区域中心位置与实际损伤中心位置的距离。

由表 2 可知:使用 A0 模式 Lamb 波经时反方法处理后的成像精度比未使用时反方法提高了 19.20 mm,使用 S0 模式 Lamb 波经时反处理后的成像精度比未使用时反方法提高了 24.04 mm,使用 S0 模式 Lamb 波经时反方法处理后的成像精度比 A0 模式 Lamb 波经时反方法处理后的成像精度提高了 4.84 mm。

3 结论

通过优化损伤指标改进一种基于信号处理的损

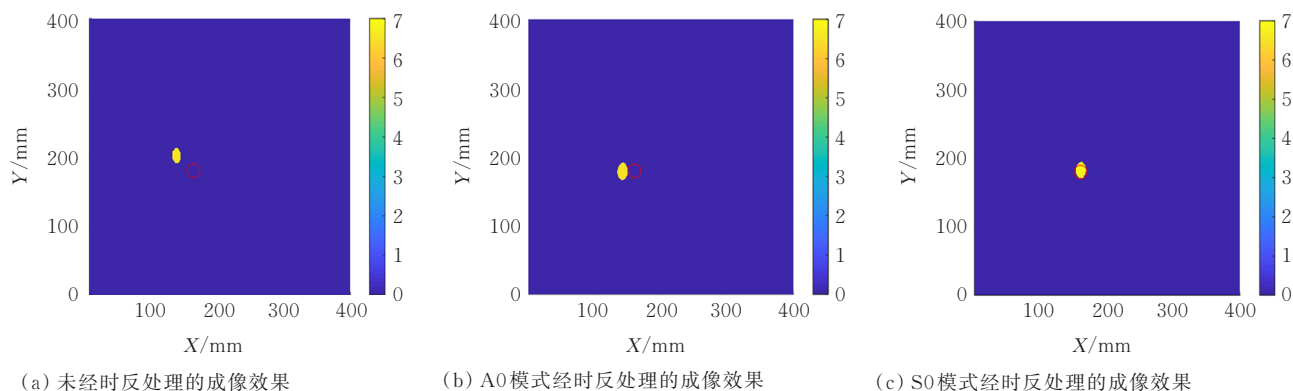


图 11 阈值化成像效果

伤定位算法,利用传感器监测超声 Lamb 波在结构中的传播,对接收到的各传感器的信号进行处理分析并进行融合成像,能够成功得到图像结果。整个采集分析系统具有低成本、高精度和很好的适应性,能够快速得到响应数据来分析结构的健康状态和损伤位置。根据试验结果,得到如下结论:

(1) 通过计算信号相对能量值 E_R 和损伤指标 DI ,能够判别结构中是否存在损伤,并能大致判断损伤区域的位置,为下一步进行损伤定位提供依据。

(2) 将不同数据获取方式的概率成像效果进行对比,使用时反处理后得到的聚焦信号成像效果要比传统未经时反处理的信号成像效果更好,使用 S0 模式 Lamb 波的时反成像效果比使用 A0 模式 Lamb 波的时反成像效果更好。

(3) 从成像结果来看,使用 TRPDI 算法对结构进行损伤的融合概率成像具有可行性,并且具有很好的信噪比,对信号的要求不高,能够识别损伤的具体位置,证明了基于时间反转的超声-概率成像算法应用于实际工程的前景很大。

参考文献:

- [1] 许红胜,胡亚斯,颜东煌.既有腐蚀拉索钢丝蚀坑形态参数的分布特征[J].中外公路,2020,40(1):80-84.
- [2] YIN X, SONG G, LIU Y. Vibration suppression of wind/traffic/bridge coupled system using multiple pounding tuned mass dampers (MPTMD)[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1133.
- [3] 苏晨辉,姜明顺,梁建英,等.强噪声下碳纤维增强树脂复合材料结构 Lamb 波层析损伤成像方法[J].复合材料学报,2020,37(4):886-895.
- [4] 李震,赵钰龙,王少锋.基于时间反转聚焦的缺陷回波增益新方法[J].仪器仪表学报,2018,39(8):154-161.
- [5] HAY T R, ROYER R L, GAO H, et al. A comparison of embedded sensor lamb wave ultrasonic tomography approaches for material loss detection[J]. Smart Materials and Structures, 2006, 15(4):946-951.
- [6] 冯勇明.基于 Lamb 波的航空复合材料板结构损伤识别技术方法研究[D].南京:南京航空航天大学,2012.
- [7] 殷新锋,李鹏飞,刘扬.基于压电陶瓷的分段粘结混凝土试验[J].交通科学与工程,2019,35(2):22-26.
- [8] 苗晓婷,赵晶晶,李富才,等.一种基于波信号能量谱相关系数的损伤定位方法[J].机械工程学报,2016,52(15):73-80.
- [9] 成程,刘军生,刘柳,等.智能压电系统在结构工程中的应用[J].西安建筑科技大学学报(自然科学版),2020,52(6):840-845.
- [10] JAN H, MORTEZA T, STEVEN D, et al. Linear and nonlinear guided wave imaging of impact damage in CFRP using a probabilistic approach[J]. Materials, 2016, 9(11):901.
- [11] LIU Y, ZHANG M, YIN X, et al. Debonding performance of CFRP-strengthened nanomaterial concrete beam using wavelet packet analysis[J]. Journal of Sensors, 2020, 2020(1):1-13.