文章编号:1005-0523(2015)05-0105-05

基于阵列探头的超声缺陷检测仿真及其定位

周建民,孙 昆,刘 波,李 鹏,徐清瑶

(华东交通大学机电工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:以铝板为研究对象,首先基于超声仿真技术,设计了“单发多收”超声阵列探头,对位于铝板内部不同深度处的 21 类缺陷分别进行建模和仿真分析,并获取相应的时域信号;其次,基于主成分分析(principal component analysis,PCA),对各缺陷的幅频初始特征进行提取,获得各缺陷的特征向量;最后,采用概率神经网络(probabilistic neural network,PNN)对各缺陷进行定位分析。研究分别以 21×9 和 21×4 个缺陷为训练样本和测试样本,分析结果表明:缺陷定位的平均正确率为 82.14%,96.43%,100%。研究论证了采用超声阵列探头,并结合主成分分析和概率神经网络,进行缺陷定位的有效性。

关键词:超声检测;缺陷定位;概率神经网络;主成分分析

中图分类号:TP301.6 **文献标志码**:A

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2015.05.016

在制造、成形和服役过程中,铝板内部将不可避免地产生各类损伤缺陷,致使其力学性能劣化,甚至导致严重的灾难性事故。目前,随着铝板在机械零部件制造、航空航天和造船等工业领域的广泛应用,对铝板缺陷检测提出了更高的要求。

超声检测因其便捷、快速和无损的特点,已成为最常使用的无损检测技术。近年来,超声相控阵检测作为超声检测技术的热点之一,利用“多发多收”的检测原理,通过控制各阵元激发声波的延时时间,采用逐点扫描方式,实现了被测件内部信息的采集,该技术虽然弥补了传统超声技术检测精度不高,定位不准确的不足,但对设备及检测过程提出了较高的要求,一定程度上制约了该技术的发展[1]。

本研究针对铝板超声探伤的应用环境,设计了一种“单发多收”的探伤模式,利用 COMSOL Multiphysics[2]仿真软件建模和仿真分析,获取相应时域信号,结合主成分分析,对各缺陷的幅频初始特征进行提取,获得各缺陷的特征向量,采用概率神经网络对各缺陷进行定位分析,以实现对被检测铝板内部缺陷点的定位,即实现了“单发多收”的探测。实验结果表明缺陷位置平均识别率分别达到 82.14%,96.43%,100%。研究采取的方法和技术路线如图 1 所示。

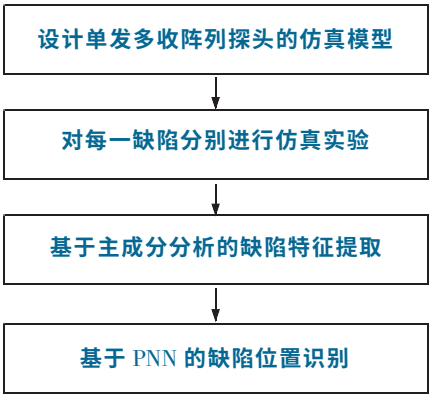


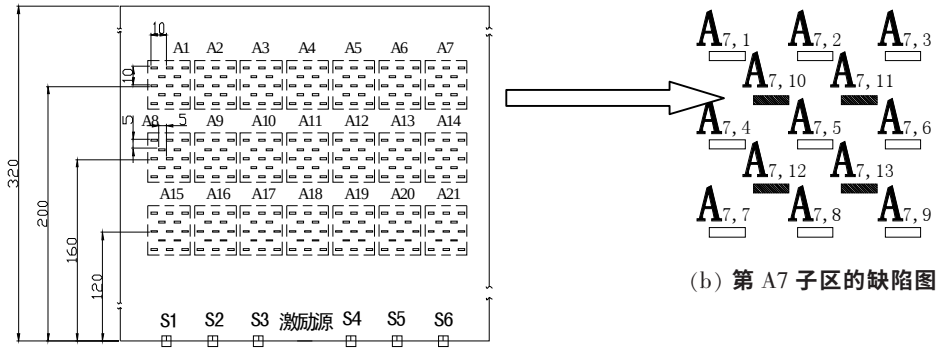
图 1 技术路线框图
Fig.1 Technical route chart

收稿日期:2015-05-21
基金项目:国家自然科学基金项目(51175175)
作者简介:周建民(1975—),男,教授,博士,研究方向为无损检测技术。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1 单发多收阵列探头的仿真模型

研究以长宽分别为240 mm和320 mm的铝板为对象，构建二维“单发多收”超声探伤仿真模型(如图2所示)。模型中超声激励源直径为10 mm，探头阵列由6个阵元接收换能器组成（图中S1,S2,S3,S4,S5,S6),阵元位置关于激励源对称分布,两边阵元间距为30 mm。同时根据深度不同,将试件分为3个缺陷区,各缺陷区细分为7个子区,并逐次对各子区的13个缺陷(缺陷尺寸的长宽分别为4 mm和1 mm)进行仿真分析[3]。各子区中缺陷的分布均相同,图2(b)给出第A7子区中13个缺陷的分布,其中A_{ij}表示第A_i子区中的第j个缺陷。



(a) 全部缺陷分布　　(b) 第A7子区的缺陷图

图2 超声探伤仿真二维平板铝板内缺陷模型的相关尺寸及分布

Fig.2 The size and distribution of the defect model in the two-dimensional aluminum plate by ultrasonic flaw detection

模型中将平板试件两边边界设置为辐射边界,将上下面及缺陷横线设置为硬声场边界,仿真分析各参数设置如表1所示，模型中试件的最大单元网格尺寸为2.575×10^{-3} m，缺陷边界最大单元网格尺寸为$6.437\ 5\times10^{-4}$ m,计算时间步长为1×10^{-7} s采样时间步长为1×10^{-7} s,声源的函数表达式为[4]

$$f(t) = -2\pi^2(t/r-1)\exp[-\pi^2(t/r-1)^2]。\tag{1}$$

式中：$r = 1/f_0$；f_0为声源中心频率(取200 kHz)。

表1 各介质参数表

Tab.1 Parameters table

参数	纵波速度/(m·s^{-1})	密度/(kg·m^{-3})	弹性模量/(GN·m^{-2})	泊松比
铝板	5 150	2 700	68	0.33
空气	340	1.25	无	无

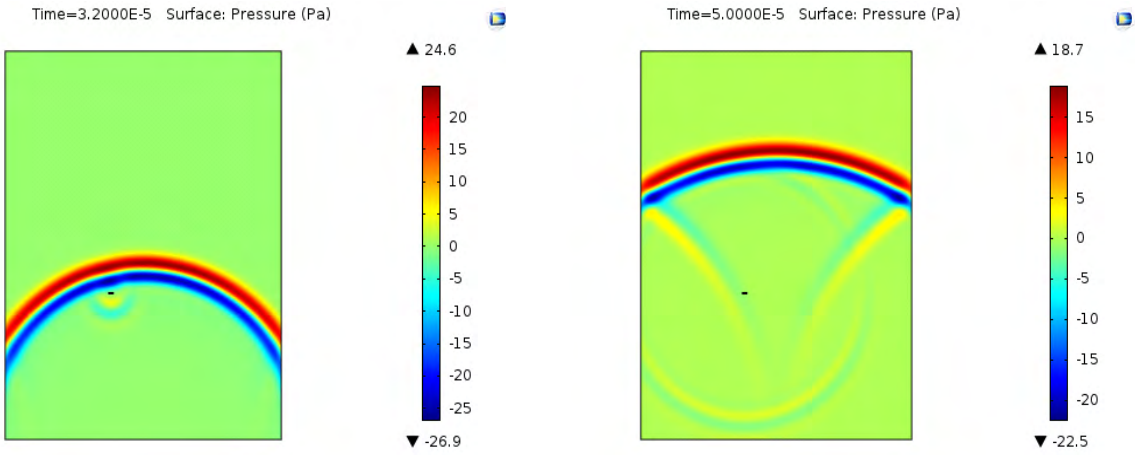
2 仿真结果

基于COMSOL Multiphysics有限元的瞬态求解模式,对铝板模型进行压力声学仿真。图3为包含缺陷$A_{17,5}$的试件在不同时刻超声波的声压分布图。可以发现,声波在传播的过程中,遇到缺陷与试件底面时分别发生反射,形成反射回波,通过阵列探头获取回波的时域信号,并为后续缺陷定位提供时域信息。

3 特征提取

根据深度不同,将试件分为3个缺陷区域,各缺陷区域又细分为7个子区域,各子区域包含有13个缺陷,其中9个作为训练样本,4个作为测试样本,因此全部缺陷类训练样本有189个,测试样本84个。每个缺陷样本的特征指标都为6个接收探头阵列单元接收到的时域信息。为了消除始波和底面回波对缺陷回波的

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net



(a)　　(b)

图 3　不同时刻铝板试件声压分布图

Fig.3　Acoustic pressure distribution of aluminum plate at different time

干扰，本文对换能器接收到的时域数据全部进行统一截取，采用相同的初始起点和截取的长度 n(n=840 个)。从而构建初始时域特征矩阵，为了更好地提取时域波形信号的某些成分和特征，对初始时域特征矩阵进行了频谱分析，得到各缺陷的幅频信息，并构建初始幅频特征矩阵 $\boldsymbol{X}^v$：

$$\boldsymbol{X}^v=\begin{bmatrix} x^v_{11} & \cdots & x^v_{m} \\ \vdots & & \vdots \\ x^v_{l1} & \cdots & x^v_{m} \end{bmatrix}。\tag{2}$$

式中：v 为接收换能器的编号(v=1,2,3,4,5,6)；l 为缺陷样本个数；m 为初始幅频特征维数。

研究中共选择 6 个接收换能器，即共获得 6 个初始特征矩阵 $\boldsymbol{X}^v$(v=1,2,3,4,5,6)，逐次对各初始特征矩阵 $\boldsymbol{X}^v$ 进行主成分分析[5]。主成分分析作为一种线性无督导的数据降维方法，不仅可以满足特征提取的需要，而且可以保证实时性的要求，因此本研究采用主成分分析法。具体步骤如下：

1）根据初始特征矩阵 $\boldsymbol{X}^v$，计算其相关系数矩阵 $\boldsymbol{S}^v$ 为

$$\boldsymbol{S}^v=\begin{bmatrix} s^v_{11} & \cdots & s^v_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ s^v_{m1} & \cdots & s^v_{1m} \end{bmatrix};\tag{3}$$

式中 $$\boldsymbol{S}^v_{in}=\frac{\sum_{k=1}^{l}(x^v_{ki}-\overline{x^v_i})(x^v_{kj}-\overline{x^v_i})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{l}(x^v_{ki}-\overline{x^v_i})^2(x^v_{kj}-\overline{x^v_i})^2}}。$$

2）计算相关系数矩阵 $\boldsymbol{S}^v$ 的特征值 λ^v_i (i=1,2,⋯,m)(其中，特征值 λ^v_i 按由大到小的顺序排列)，及相应的正交化单位特征向量 $\boldsymbol{T}^v_i=[t^v_{i1},t^v_{i2},\cdots,t^v_{im}]$。并计算累计贡献率 $\sum_{i=1}^{p}\lambda^v_i/\sum_{i=1}^{m}\lambda^v_i$，确定贡献率大于 90%的主成分个数 p。

3）计算主成分：$\boldsymbol{R}^v_i=\boldsymbol{X}^v\boldsymbol{T}^v_i$($i$=1,2,⋯,$p$)，式中 $\boldsymbol{R}^v_i$ 为 l 维向量，表示 l 个样品的第 i 个主成分(即 l 样品的第 i 个特征)。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4 基于PNN的缺陷位置识别

概率神经网络(PNN)旨在利用贝叶斯决策规则,在多维输入空间内分离决策空间,是一种基于统计学原理的人工神经网络。本研究主要对位于铝板内部不同深度处的21类缺陷进行定位分析,因此采用概率神经网络进行分析。所采用的概率神经网络分为输入层、模式层、求和层、输出层4层。研究对任意一个测试样本进行预测分类前,都将预先放入训练样本中,与训练样本一起进行频谱分析后,再进行主成分分析。测试样本的特征矢量由输入层进入神经网络后,模式层与累加层将计算出该样本在每一模式类的概率密度,具有最大值的那一类别将被认为是当前测试样本的模式类型[6-9]。

根据图2(b)所示,每类缺陷训练样本取9个,测试样本取4个,全部缺陷类训练样本189个,测试样本84个,根据上述主成分分析分别对训练样本进行主成分分析获取样本特征,根据贡献率达到90%以上,得到特征,取前3列,把其引入到PNN中,代入模式层。因此,每一个样本对应6个接收换能器阵元,经主成分分析降维后可用18维特征向量表示。

模式层先计算测试样本 W 与训练样本 T 的距离,再通过径向基非线性映射后获得输出向量 N,表示为输入的测试样本属于各缺陷类别的概率,计算公式如下:

$$N(W)=\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{b/2}}\exp\left(\frac{||W-T||^2}{2\sigma^2}\right)。\tag{4}$$

式中:W 为预测样品的 b 维特征向量;σ 为平滑系数。

求各层计算向量 N 的加权和 S,混合权重均等,且满足各项总和为1;输出层根据 S 中最大值响应获得网络的输出量。

对铝板内部不同深度的缺陷进行定位,研究以3个不同深度缺陷区域,将每一个缺陷区域细分为7个缺陷子区域,各缺陷子区域含有13个缺陷,其中9个作为训练样本,4个作为测试样本,在概率神经网络训练时,设定缺陷类型共21类,按缺陷深度从高到低,从左至右进行编排,缺陷输出类型分别为1,2,…,21。首先根据所有训练样本建立模式层,然后对3个不同深度的缺陷区域的测试集分别进行定位。

5 结果与分析

根据接收换能器阵列接收的时域波形数据,通过频谱分析,采用主成分分析和概率神经网络方法[10],以3大缺陷区域各缺陷子区域缺陷的频域特征作为训练集,然后对其它测试集进行识别,结果如图4所示。

结果表明:

1)对于3大缺陷区域,测试样本的平均评估正确率分别为82.14%,96.43%,100%。结果表明,距离激励源越远的区域,缺陷的识别率越低,原因在于距离越远的缺陷其超声回波信号衰减越多,容易受到试件两侧和底面的反射回波影响,增加了识别的难度。

2)位于正中间及附近缺陷区域测试样本的识别率越来越高,且距离激励源越近识别率越高,研究中第A1至A7类缺陷样本中,中间及附近测试样本的平均识别率为58.3%;第A8至A14类缺陷样本,中间及附近测试样本的识别率已达到100%,原因在于中间附近缺陷较外侧更容易受到试件两侧反射回波的影响。

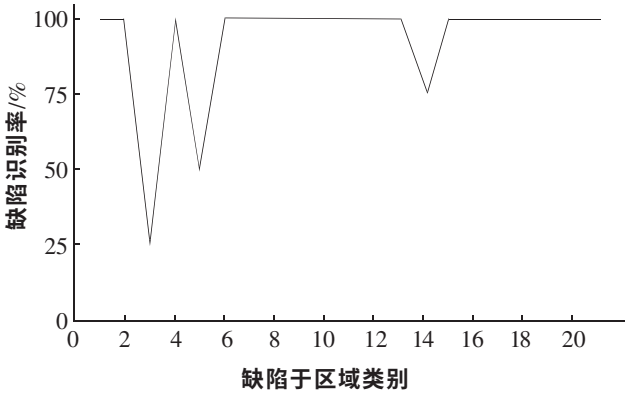


图4 各缺陷子区域的识别率

Fig.4 Identification rate of each defect subregion

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

6　结论

针对铝板超声探伤的应用环境，研究设计了“单发多收”的超声探伤模式，利用阵列接收换能器提取试件超声反射回波的时域信号作为初始特征，对时域信号进行频谱分析后，再通过主成分分析有效提取缺陷的特征向量；并结合概率神经网络，对 3 大缺陷区域进行识别。结果表明，试件中 3 大缺陷区域的测试样本识别的正确率分别为 82.14%，96.43%，100%。研究为超声技术在材料缺陷的定位研究提供了一个借鉴和参考。

参考文献：

[1] 陈博.基于单发多收阵列的近场超声源定位技术研究[D].广州：华南理工大学，2013.
[2] 吕琼莹，杨艳，焦海坤，等.基于 COMSOL Multiphysics 超声波电机的谐振特性分析[J].压电与声光，2012，34(6): 864–867.
[3] 张智.基于有限元法的压电换能器的仿真与结构设计[D].长春：吉林大学，2012.
[4] 韩庆邦，赵胜永，罗强龙，等.基于 COMSOL 的波纹管孔道压浆缺陷仿真分析[J].云南民族大学学报：自然科学版，2013，22(6)：444–447.
[5] 黄勇，林春，张健.基于 PCA 方法的强化木地板表面图像特征提取[J].林业机械与木工设备，2010，38(3)：24–26.
[6] 蒋加伏，肖淑苹，杨鼎强.基于改进概率神经网络的纹理图像识别[J].计算机工程与应用，2008，44: 48–50.
[7] 李鹏，周建民，赵志敏.基于 PCA 和 PNN 的高甘油三脂血清荧光光谱识别[J].光子学报，2011，40(11): 1641–1645.
[8] 秦小虎，刘利，张颖.一种基于贝叶斯网络模型的交通事故预测方法[J].计算机仿真，2005，22(11): 230–232.
[9] 周建民，符正晴，蔡莉，等.基于热图时序特征和 PNN 的孔洞缺陷红外无损检测方法[J].华东交通大学学报，2014，31(2): 86–90.
[10] 王野平，陈文倩，江华荣.基于 BP 算法的中密度纤维板热压机压力控制研究[J].华东交通大学学报，2012，29(4): 29–34.

Simulation and Localization of Ultrasonic Defect Detection Based on Array Probe

Zhou Jianmin, Sun Kun, Liu Bo, Li Peng, Xu Qingyao

(School of Mechatronical Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Taking aluminum plate as the research object, based on ultrasound simulation technology, this study firstly designs the array probe of single–launch–multiple–reception model, which simulates 21 kinds of defects located at different depths inside the aluminum plate to obtain the corresponding time domain signals. Secondly, it extracts initial features of amplitude frequency of all defects to gain each defect feature vector according to principal component analysis. Finally, the probabilistic neural network is used to make location analysis for each defect. The training samples of defects and the test samples of defects are explored. Results show that the average accuracy for locating defects is 82.14%, 96.43% and 100% respectively. The research demonstrates effectiveness of the defect localization by using ultrasonic array probe combined with principal component analysis and probabilistic neural network.

Key words: ultrasonic testing; defect location; probabilistic neural network; principal component analysis

(责任编辑　刘棉玲)

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net