

基于 BP 神经网络的信号子空间拟合多损伤超声定位方法

陈智聪¹, 安达奇², 郝庆阳¹, 万象¹, 黄飞¹

(1. 中广核检测技术有限公司, 江苏 苏州 215000;

2. 阳江核电有限公司, 广东 阳江 529500)

摘要: 提出了一种基于 BP 神经网络的信号子空间拟合多损伤定位方法用于复合材料的多损伤监测; 该方法采用大量的导波信号协方差矩阵训练了 BP 神经网络损伤数目估计模型, 在此基础上, 基于多损伤阵列导波传播模型构建了阵列流型矩阵, 并利用最小化代价函数拟合阵列流型矩阵与信号子空间的等价关系, 从而实现阵列导波的多损伤成像定位; 最后, 为验证提出方法的有效性, 文章在碳纤维复合材料板结构上进行了多损伤成像定位实验; 损伤识别准确率达 91.6%, 平均定位角度误差 1.6°, 距离误差 15.3 mm, 实验结果证明了方法的有效性。

关键词: 结构健康监测; 子空间拟合; 多损伤成像; BP 神经网络

Multi-Damage Ultrasonic Localization Method for Signal Subspace Fitting Based on BP Neural Network

CHEN Zhicong¹, AN Daqi², HAO Qingyang¹, WAN Xiang¹, HUANG Fei¹

(1. CGN Inspection Technology Co., Ltd., Suzhou 215000, China;

2. Yangjiang Nuclear Power Co., Ltd., Yangjiang 529500, China)

Abstract: To monitor multiple damages in composite materials, a multi-damage localization method based on signal subspace fitting and back propagation (BP) neural network model is proposed. Firstly, this method uses covariance matrix of a large amount of guided waves array signals to train the damage estimation model of the BP neural network. Then, the array manifold matrix is constructed based on the multi-damage array guided wave propagation model. On this base, a minimization cost function is used to fit the equivalence relationship between the array manifold matrix and the signal subspace, which realizes the multi-damage imaging and localization. Finally, to verify the effectiveness of the proposed method, multi-damage imaging localization experiments are carried out on a carbon fiber composite plate, the accuracy rate of damage identification reaches up to 91.6%, and the mean localization angle error and distance error are 1.6° and 15.3 mm, respectively, which shows the effectiveness of the proposed method.

Keywords: structural health monitoring; subspace fitting; multi-damage imaging; BP neural network

0 引言

复合材料具有高强度、轻量化、耐热耐疲劳等特点, 在航空航天、风电及汽车等领域得到了广泛研究和大量应用。但复合材料在制造和服役过程中易受到冲击而产生人眼不可视的微小内部损伤, 若不能及时检测, 则可能造成灾难性事故。因此, 对复合材料结构进行结构健康监测能够保障服役安全, 实现视情维护从而降低

维护成本。

由于导波在传播过程中对小损伤敏感, 且传播距离相对较远, 基于导波的结构健康监测方法得到了广泛研究和大量应用。近年来, 基于阵列信号处理的导波损伤成像方法得到了大量研究, 该类方法能够聚焦合成多路径信号、定向波束扫描、实现多损伤成像定位等, 被视为一种很有工程应用前景的损伤监测方法^[3-4]。在真实工程应用时, 复杂的结构形式导致传感器布置空间受限

收稿日期:2024-07-01; 修回日期:2024-08-21。

作者简介:陈智聪(1985-),男,大学本科,高级工程师。

引用格式:陈智聪,安达奇,郝庆阳,等. 基于 BP 神经网络的信号子空间拟合多损伤超声定位方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(8):249-255, 265.

和导波传播模型复杂。而基于密集阵的导波成像方法易于布置在狭小空间,且能够提高损伤散射信号信噪比,因此,基于密集阵列的损伤成像方法在结构健康监测领域得到了大量研究。根据成像原理的不同,密集阵列的导波成像方法主要包括相控阵方法^[5]、空间滤波器^[6]等。

但与相控阵、空间滤波器方法不同,基于子空间分解的空间谱估计算法是一种新的阵列信号处理方法^[7-8],在同等传感器阵列下具有很高的分辨力、精度和稳定性。根据子空间求解方法的不同,子空间类方法主要包括多重信号分类(MUSIC, multiple signal classification)^[9]、子空间拟合、旋转不变子空间算法等,目前主要应用于雷达、声呐、医学、海洋等领域的信号源方向估计和距离估计^[10-12]。其中, MUSIC 算法利用阵列流型矢量与噪声子空间的正交特性构造出“针状”空间谱峰,从而来估计信号源的参数。文献[13-14]研究了远场 MUSIC 算法在结构健康监测中的应用及实现的基本原理。文献[15-16]基于近场假设提出了改进 MUSIC 算法并在复合材料结构上进行了损伤成像的有效验证。针对腐蚀损伤散射信号微弱、信噪比低的问题,文献[17-19]提出了基于激励波束成型和加权图像融合的 MUSIC 算法,实现了铝板结构的腐蚀损伤诊断。

另一方面,子空间拟合法算法主要应用于雷达、声呐及移动通信等领域。文献[20]将子空间拟合算法应用于极化天线阵列,并实现了目标的方位估计。文献[21]应用子空间拟合法算法实现了移动信源的方位估计。与传统 MUSIC 方法不同,该方法构造多维的阵列流型矩阵与阵列接受数据的信号子空间之间的拟合关系,并将之转化为代价函数最小化求解问题,最后通过多损伤位置的空间搜索求出信号源的位置。因此,该方法既保证了算法分辨率,又具备多损伤信号解相干和多损伤定位的能力。在结构中传播的导波是一种超声波动信号,具有与声波、电磁波类似的特点。因此,基于导波的信号子空间拟合法具备应用于结构损伤诊断的潜力。文献[22-24]初步开展了基于子空间拟合的导波多损伤成像方法的研究。

然而,采用上述空间平滑 MUSIC 算法及子空间拟合方法实现多损伤成像的前提条件均需要准确的损伤源数目估计。目前的研究均采用阵列信号协方差矩阵特征分解后的大特征值数目来估计。但在实际监测时,由于多损伤散射信号具有相关性,且各种导波边界反射信号也与损伤散射信号混叠且互为相关信号,特征值估计信号源数目方法的准确性严重降低,导致子空间拟合多损伤成像的准确性也随之降低,甚至失效。

BP (Back-Propagation) 神经网络,即反向传播神

经网络是一种常用的多层前馈网络模型,由输入层、隐藏层、输出层组成,被广泛应用于模式识别、数据挖掘、机器学习等领域^[25]。BP 神经网络具有很强的非线性映射能力,有利于解决损伤源数目估计中的不确定性问题。因此,本文提出了一种基于阵列导波特征参数和 BP 神经网络的信号源数目估计方法,该方法直接以阵列信号协方差矩阵为神经网络的输入特征,采用 BP 算法实现神经网络模型的训练,从而实现损伤源数目的估计。在此基础上,采用子空间拟合方法,进一步降低多损伤散射信号的相干性,并实现多损伤成像定位。本文对所提出的方法在碳纤维复合材料结构上进行了多损伤成像验证。

1 阵列导波子空间拟合多损伤成像

1.1 导波多模和频散特性

本文基于在结构中传播的导波进行多损伤成像。导波在板结构中的位移符合对称和反对称两种不同的模式。其传播可采用 Rayleigh-Lamb 波动方程描述,公式(1)和(2)常分别称为导波对称 S 模式和反对称 A 模式的频散方程,公式如下:

$$\frac{\tan(qh)}{\tan(ph)} = -\frac{4k^2 qp}{(k^2 - q^2)^2} \quad (1)$$

$$\frac{\tan(qh)}{\tan(ph)} = -\frac{(k^2 - q^2)^2}{4k^2 qp} \quad (2)$$

其中:

$$p^2 = \frac{\omega^2}{c_L^2} - k^2,$$

$$q^2 = \frac{\omega^2}{c_T^2} - k^2$$

式中, $2h$ 为结构厚度, ω 为角频率, c_L 为纵波波速, c_T 为横波波速, $k = \frac{\omega}{c_p}$ 为波数, c_p 为相速度。

方程中未知数 k 具有多个波数数值解,对应于每个 S 模式和 A 模式。对称模式的 Lamb 波波速组成频厚积的函数,且方程有无数个根 k , 根分别为 $S_0, S_1, \dots, S_n$ 。由公式(2)可知,反对称模式的 Lamb 波波速同样构成频厚积的函数,同样也有无数个根,根为 $A_0, A_1, \dots, A_n$ 。导波在板结构中传播会受到内部材质不均、外部环境噪声等各类影响,都可能导致在传播过程中产生各种复杂的振动轨迹。由于 k 与 ω 的关系不是线性的,因此 c_p 与 ω 相关,这就会导致频散现象。即导波各模式的传播速度与其频率相关。在任意特定频率下,均存在两种或两种以上模式。且每个模态的群速度和相速度均不同,当信号的中心频率处于高频时,模态的种类就越多。因此需要选择合适的信号作为激励信号。

1.2 多损伤阵列导波传感模型

为了实现子空间拟合多损伤成像,首先需要建立传

传感器阵列的多损伤传感信号模型。图 1 为一维均匀传感器阵列, 阵列共 $2M+1$ 个阵元, 编号为 PZT_M 至 PZT_{-M} , 阵元间距为 d 。以线性阵列的中心, 及参考阵元 PZT_0 为原点, 建立坐标系。

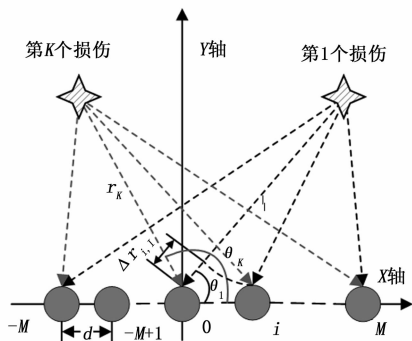


图 1 多损伤阵列导波传感模型

设有 K 个损伤, 极坐标为 $(\theta_k, r_k) k=1, 2, \dots, K$, 散射引起的导波信号入射至阵列中, 则 PZT_i 阵元接受的导波信号可表示为:

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^K e^{-j\omega_0 \tau_{i,k}} s_k(t) + n_i(t) \quad (3)$$

式中, ω_0 为导波信号频率, $s_k(t)$ 为参考阵元接受的第 k 个损伤散射信号, $n(t)$ 为背景噪声。

阵列接受响应信号的波阵面是球面波, Lamb 波阵列信号传播模型如图 1 所示。信号源传播到传感器阵列各个阵元距离 r , 以及其相对于 x 轴的夹角 θ 均不相同, $\tau_{i,k}$ 为第 k 个损伤散射信号到达阵元 PZT_i 与参考阵元 PZT_0 的时间差:

$$\tau_{i,k} = \frac{r_k - \sqrt{r_k^2 + i^2 d^2 - 2r_k i d \cos \theta_k}}{c} \quad (4)$$

式中, c 为导波传播速度。由公式 (4) 可知时间延迟 $\tau_{i,k}$, 不仅与信号的角度相关, 还与信号源的距离相关。进一步, 可将所有阵元的导波信号写为矩阵形式:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}(\theta, r) \mathbf{s}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (5)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(t) &= [x_{-M}(t) x_{-M+1}(t) \cdots x_M(t)]^T, \\ \mathbf{A}(\theta, r) &= [a(\theta_1, r_1) a(\theta_2, r_2) \cdots a(\theta_K, r_K)], \\ a(\theta_k, r_k) &= [e^{-j\omega_0 \tau_{-M,k}} e^{-j\omega_0 \tau_{-M+1,k}} \cdots e^{-j\omega_0 \tau_{M,k}}]^T, \\ \mathbf{s}(t) &= [s_1(t) s_2(t) \cdots s_K(t)]^T, \\ \mathbf{N}(t) &= [n_{-M}(t) n_{-M+1}(t) \cdots n_M(t)]^T. \end{aligned}$$

式中, $\mathbf{a}(\theta_k, r_k)$ 为导向矢量。

1.3 子空间拟合方法

信号子空间拟合算法的核心思想是通过数学建模来描述传感器阵列接收到的信号与信号源之间的关系。在这个模型中, 阵列流型矩阵 (也称为阵列响应矩阵或阵列模式矩阵) 是一个关键的组成部分, 它表征了信号从源点传播到各个传感器阵元的响应。这个矩阵

通常依赖于信号源的位置、传感器阵列的几何布局、波的传播特性以及介质的物理属性。在实际应用中, 传感器阵列接收到的信号不仅包含来自信号源的直接传播波, 还可能包含由结构的边界和内部特性引起的反射、散射和衍射波。这些复杂的信号混合在一起, 形成了接收信号的协方差矩阵。信号子空间拟合算法通过对协方差矩阵进行特征值分解, 提取出包含信号源信息的主要特征向量, 从而构建出信号子空间。然后, 算法构建代价函数, 来衡量了阵列流型矩阵与信号子空间之间的匹配程度。代价函数的设计通常基于范数, 目的是量化两者之间的差异。通过最小化这个代价函数, 可以找到最佳的信号源位置, 使得阵列流型矩阵与信号子空间的拟合度最高。

上述多损伤阵列导波传感模型中的 $\mathbf{A}(\theta, r)$ 即为阵列流型矩阵, 为 $2(M+1) \times K$ 的复数矩阵, 与多损伤位置相关。随后, 对阵列信号协方差矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{E}[\mathbf{X}\mathbf{X}^H]$ 进行特征值分解:

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}_S \sum_S \mathbf{U}_S^H + \mathbf{U}_N \sum_N \mathbf{U}_N^H \quad (6)$$

式中, $\mathbf{U}_S$ 为前 K 个特征向量张成的信号子空间, $\sum_S$ 为前 K 个特征值构成的对角矩阵。 $\mathbf{U}_N$ 为后 $2M+1-K$ 个特征向量张成的噪声子空间, $\sum_N$ 为后 $2M+1-K$ 个特征值构成的对角矩阵。

当 $\mathbf{A}(\theta, r)$ 中的多损伤坐标对应于真实损伤位置时, $\mathbf{A}(\theta, r)$ 等价于信号子空间, 即有非奇异矩阵 $\mathbf{T}$, 使得:

$$\mathbf{U}_S = \mathbf{A}(\theta, r) \mathbf{T} \quad (7)$$

根据公式 (5), 可以构建代价函数:

$$(\hat{\theta}, \hat{r}), \hat{\mathbf{T}} = \underset{(\theta, r), \mathbf{T}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{U}_S - \mathbf{A}(\theta, r) \mathbf{T}\|_F^2 \quad (8)$$

式中, $\|\cdot\|_F$ 表示 F 范数运算。进一步, 公式 (6) 可改为:

$$(\hat{\theta}, \hat{r}) = \underset{(\theta, r)}{\operatorname{argmin}} \operatorname{tr} \{ \mathbf{P}_{\mathbf{A}(\theta, r)}^\perp \mathbf{U}_S \mathbf{U}_S^H \} \quad (9)$$

$\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\theta, r)}^\perp$ 为阵列流型矩阵的投影互补矩阵, $\mathbf{P}_A^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$ 。 $\operatorname{tr} \{\cdot\}$ 为求矩阵的迹数。

根据公式 (7), 对监测区域进行空间搜索, 构建不同多损伤坐标组合的阵列流型矩阵 $\mathbf{A}(\theta, r)$, 当代价函数达到最小值时, 此时对应的多损伤坐标即为真实损伤位置。为了最小化代价函数, 通常需要在监测区域内进行空间搜索, 以计算代价函数的值。由于计算过程非常复杂, 特别是当搜索空间很大或者网格分辨率很高时。为了提高搜索效率, 将采用优化技术。本文采用的空间搜索方法为交替迭代搜索, 将多维空间搜索降为一维空间搜索, 从而降低算法计算量^[24]。搜索过程中, 首先假设第一轮搜索位置。接着, 变化第 k 个损伤搜索位置, 其余估计的损伤位置保持不变, 并计算阵列流型

矩阵。以此类推,直至共 K 个损伤位置搜索完毕后,获得当前搜索轮次的最小代价函数。将当前轮次的代价函数与上一轮次的代价函数作比较,若代价函数的变化值大于等于设定的阈值,则继续进行下一轮搜索。若代价函数的变化值小于设定的阈值,则说明损伤位置已达到最优值。此时,叠加最后轮次中 K 个损伤的代价函数成像结果,即可实现多损伤成像定位。

子空间拟合多损伤定位流程如图 2 所示。

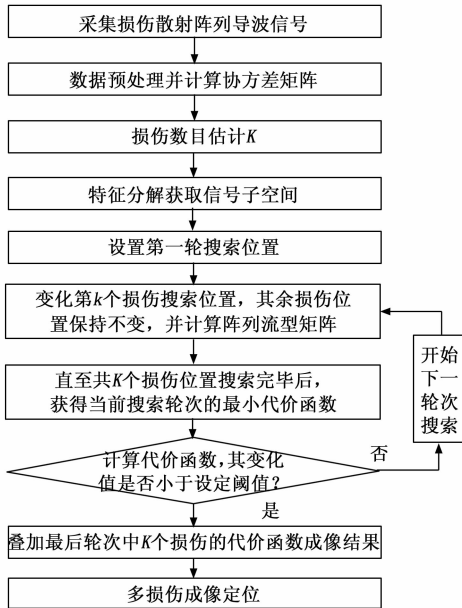


图 2 子空间拟合多损伤定位流程

2 基于 BP 神经网络的损伤数目估计

由上可知,子空间拟合方法中阵列流型矩阵和信号子空间的计算均须以损伤数目准确已知为条件。本文以导波阵列信号协方差矩阵作为损伤数目估计的特征参数,以不同方向、不同距离的多损伤仿真信号数据进行神经网络模型的训练,从而实现损伤数目的准确估计。

2.1 建立 BP 神经网络模型

BP 网络由输入层、隐含层及输出层组成,每层都有若干个节点,层与层之间节点的链接状态通过权重来体现。其中,输入层的节点个数等于输入的维度,输出层的节点个数等于输出的维度,而隐含层的节点个数可以根据实际情况自行设定。在 BP 神经网络中,每个节点都包含一个感知器(即一个单独的神经元),其包含输入项、权重、偏置、激活函数和输出。在正向传播过程中,输入数据经过感知器节点的计算后,通过激活函数的处理得到输出结果;而在反向传播过程中,将结果与期望结果进行比较,通过多次迭代不断调整网络上各个节点的权重。如图 3 所示,其中隐含层数为 2。因实验中采用的是 9 阵元压电传感器阵列,其对应的协方差矩阵维数为 9×9 ,所以输入层的节点数为 81;隐含层

的节点数设置为 30;此外,输出层节点为 3,对应损伤数分别为 1、2、3 的概率大小。

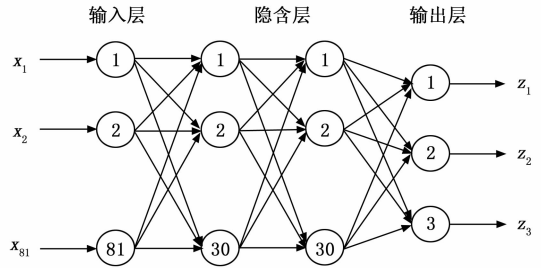


图 3 损伤数目估计的 BP 神经网络模型

其中每层的计算公式如下:

$$Z = T(WX + b) \quad (10)$$

式中, T 为激活函数, b 为激活阈值, W 为连接权重,对于多层网络,采用的是前馈传播的方式进计算,即每一层都按以上的公式进行计算,直到最后一个输出层。

BP 神经网络模型中,隐含层的激活函数采用线性整流函数 (ReLU),其计算效率高且在深层网络中可以防止梯度消失:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (11)$$

其中:当输入 x 为正时,ReLU 函数直接输出该值;当输入为负时,输出为 0。

输出层函数采用逻辑函数 (Sigmoid),将输出压缩到 0 和 1 之间,适合于处理多分类问题:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (12)$$

损失函数为均方误差 (MSE),衡量了模型预测值与实际值之间差异的平方,迫使模型最小化这些差异。采用神经网络输出值与真值的均方误差作为损失函数,其计算公式如下:

$$E(W, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l (\hat{z}_{i,j} - z_{i,j})^2 \quad (13)$$

式中, m 为训练样本个数, l 指输出层神经元个数, $\hat{z}_{i,j}$ 为第 i 个样本的 j 个输出的预测值, $z_{i,j}$ 为训练集实际输出。

为防止模型出现过拟合现象,在原有损失函数中增加了 L_2 正则化项,在优化网络输出与真值的误差时还要让权值尽量小。正则化通过修改损失函数,向优化过程中引入额外的惩罚项,从而限制模型的复杂性。这有助于防止神经网络对训练数据过度拟合。在神经网络中,使用 L_2 正则化之后的损失函数为:

$$E = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m E(W, b) + \lambda \|W\|_2^2 \quad (14)$$

式中, λ 为正则化参数用于对经验风险和结构风险进行折中处理。 $\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m E(W, b)$ 为经验风险, $\|W\|_2^2$ 为结构风险。

2.2 多损伤阵列导波信号仿真

训练 BP 神经网络需要大量损伤数据, 但受到试件数量的限制, 真实损伤数据数量无法满足训练要求。依照阵列导波传播模型构建的仿真数据可以提供大量数据样本, 且仿真数据考虑了结构边界反射及噪声影响, 足以模拟真实损伤信号, 从而提高人工神经网络的训练效果。因此本文采用仿真数据进行训练, 然后采用真实损伤数据进行验证测试。首先, 根据公式 (3) 和 (4), 已知损伤源和传感器阵列的位置、导波波速, 可计算各阵元的相对时延 $\tau_{i,k}$; 并假设参考阵元接受的损伤散射信号 $s_k(t)$ 为正弦调制波, 即可获得各阵元的响应信号。同时, 考虑结构边界对导波传播的影响为仿真边界反射, 在损伤源相对结构四周边界对称的位置添加一次边界反射源, 并对其幅值设置边界反射衰减系数, 如图 4 所示。将损伤源传播信号与一次边界反射源传播信号相叠加, 可获得带边界反射的阵列响应导波信号。采用类似方法, 可继续添加二次边界反射乃至多次边界反射源。本文进行了二次边界反射仿真, 边界反射衰减系数设置为 0.018, 噪声为 20 dB 的高斯白噪声。

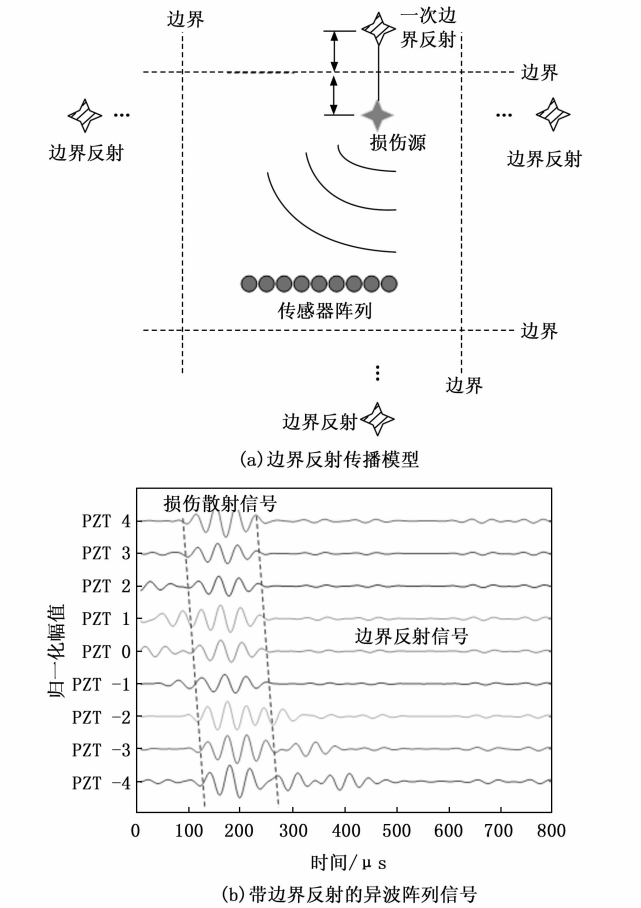


图 4 带边界反射导波仿真

根据上述阵列导波信号仿真方法, 共仿真了 6 750 组导波信号, 包括 750 组单损伤数据样本、2 000 组双

损伤数据样本和 4 000 组三损伤数据样本。此外, 额外仿真了 600 组测试用的导波信号, 包括 100 组单损伤数据样本、200 组双损伤数据样本和 300 组三损伤数据样本。其中, 损伤位置均为在监测范围内, 即 $0\sim180^\circ$ 和 $0\sim300\text{ mm}$, 随机产生。

2.3 BP 神经网络训练及验证

对 6 750 组导波信号进行协方差矩阵运算, 得到 $6\,750\times81$ 的训练数据样本。训练采用 mini-batch 梯度下降法, 最大迭代次数设置为 50 000, 学习率设置为 0.2, 批大小设置为 100。图 5 为训练过程中的损伤数目识别准确率。可见, 在经过 30 次迭代计算后, 准确率已趋于稳定并维持在 96% 左右。

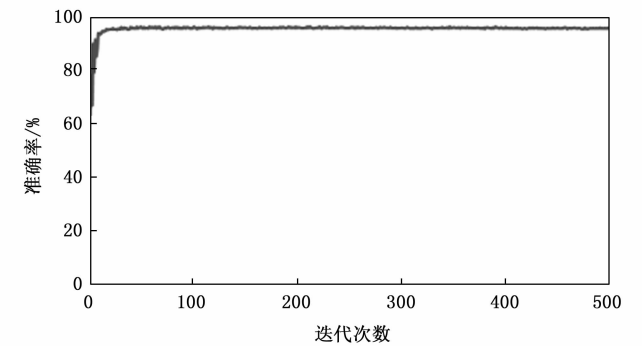


图 5 神经网络训练过程准确率

训练结束后, 采用 600 组测试数据样本对神经网络模型进行测试验证。图 6 为输入 600 组测试数据样本时的 BP 神经网络输出结果。在 600 组测试样本中, 准确估计了损伤数目的有 580 组, 准确率达到 96.7%, 验证了模型的有效性。

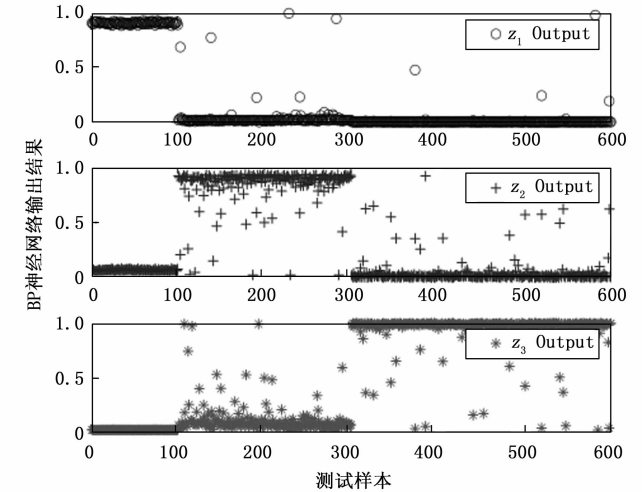


图 6 测试样本输出结果

3 多损伤诊断实验验证

为验证 BP 神经网络损伤数目估计和子空间拟合多损伤定位方法的有效性, 本文在碳纤维复合材料板上进

行了多损伤实验验证。

3.1 实验设置

图 7 为实验装置，包括 600 mm×500 mm×3 mm 碳纤维复合材料板、NI-USB6366 数据采集卡、KH 功率放大器及电荷放大器等。

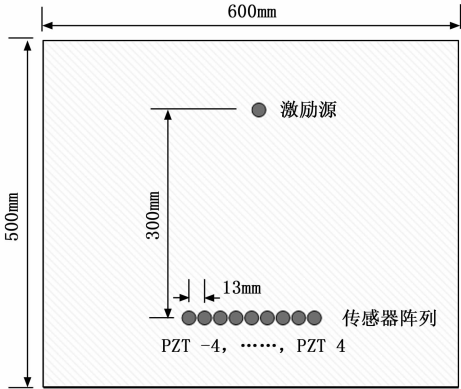


图 7 实验设置

碳纤维复合材料板上布置了一维均匀线型阵列，阵元数为 9，阵元间距为导波波长的一半，即 13 mm。阵元采用压电陶瓷片，材料为 PZT5A，直径 8 mm，高度为 0.5 mm。此外，在进行损伤监测时必须采用主动监测方法，在传感器线阵之外还需要增加一个专门的压电元件用作激励源，向结构中激发导波。激励源与传感器阵列的距离为 300 mm。实验中激励信号为 50 kHz 正弦调制波，激励幅值为 ±50 V，采样率为 1 Msps，采样点数为 1 000。

实验通过在碳纤维复合材料平板上粘贴吸波材料来模拟损伤。通过在结构上粘贴吸波材料，可以改变结构局部的力学特性。当导波在传播过程中经过粘贴吸波材料处时，同样会产生导波反射、散射等现象，与真实复合材料结构损伤类似。实验中，共模拟了 7 组损伤，包括 3 组单损伤、3 组双损伤和 1 组三损伤，如表 1 所示。

表 1 损伤数目及位置分布

序号	损伤数	损伤位置
1	1	(150 mm, 90°)
2	1	(120 mm, 65°)
3	1	(150 mm, 108°)
4	2	(150 mm, 90°) (120 mm, 65°)
5	2	(150 mm, 90°) (150 mm, 108°)
6	2	(120 mm, 65°) (150 mm, 108°)
7	3	(150 mm, 90°) (120 mm, 65°) (150 mm, 108°)

3.2 损伤数目估计

典型的多损伤阵列导波信号（第 5 组双损伤）如图 8（a）所示，其中第一个波包信号为串扰，第二个波包为多个损伤散射信号相互叠加的结果，在其后面的波包均为边界反射信号。

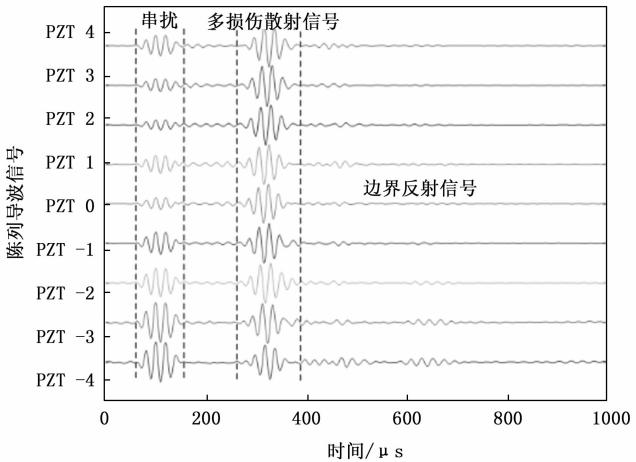


图 8 实际多损伤散射阵列信号

将所有 7 组多损伤阵列导波信号进行协方差矩阵运算，并输入至神经网络模型，得到损伤数目估计结果分别为 1、1、1、2、2、1、3。可见，除了第 6 组双损伤估计为 1 个损伤，其余的损伤数目均估计准确。

3.3 多损伤定位结果

在 3.2 小节的损伤数目估计结果上，本文进一步采用子空间拟合算法对损伤进行了成像定位。

以第 1 组单损伤（150 mm，90°）为例，因其只有 1 个损伤，因而在代价函数最小化搜索过程中只需一轮空间搜索即可。空间搜索范围为角度 1~180°，距离 1~300 mm，步进分别是 1°和 1 mm。以各搜索位置的代价函数值作为像素值，可实现损伤位置图像的绘制，如图 9（a）所示。与单损伤不同，多损伤诊断时，需采用迭代替换的搜索方法。即在迭代的每一步，只对一个损伤位置进行空间搜索，而其他损伤的位置保持不变。这样，经过多轮的迭代替换搜索，可实现代价函数最小化求解并实现多损伤定位。将最后一次迭代过程中，每个损伤搜索过程中的成像结果叠加，可获得多损伤成像结果。第 5 组双损伤和第 7 组三损伤的成像结果如图 9（b）和（c）所示。

与此同时，迭代搜索过程中使得代价函数达到最小值对应的搜索位置即为损伤位置。实验中的 7 组损伤定位结果如表 2 所示。在第 1~3 组单损伤中，定位距离误差均小于 24 mm，角度误差小于 2°。第 4~6 组双损伤中，由于第 6 组损伤在数目估计时只识别出了 1 个损伤，因而定位结果只识别了（120 mm，65°）的损伤，

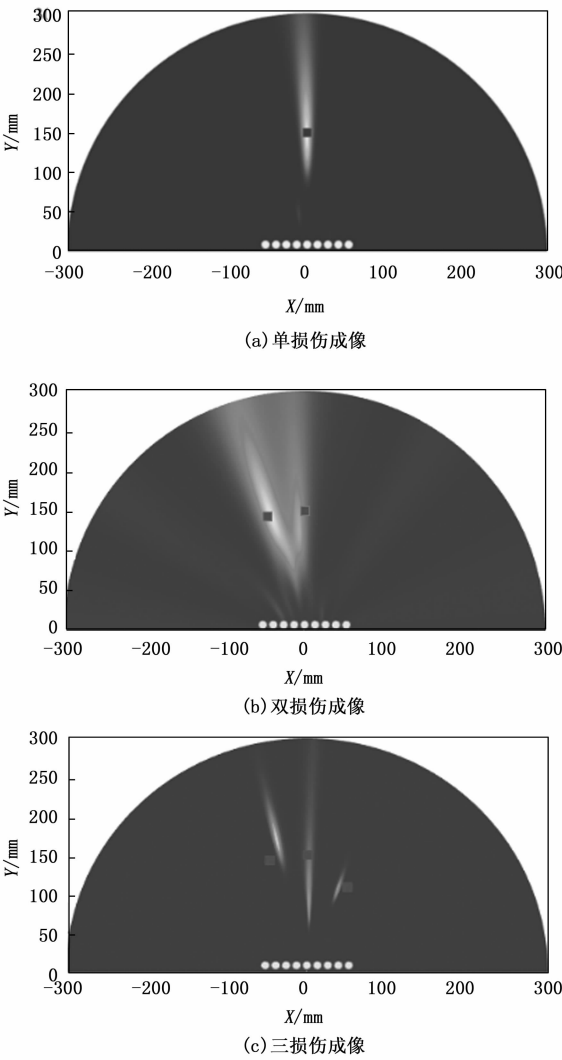


图 9 典型多损伤成像结果

定位结果为 (102 mm, 68°)。其余 2 组双损伤均实现了准确定位, 定位距离误差均小于 18 mm, 角度误差小于 4°。在第 7 组三损伤中, (150 mm, 90°) 处的定位距离误差较大, 其余 2 处损伤定位结果良好。

表 2 多损伤定位结果

序号	定位结果	定位误差
1	147 mm, 90°	3 mm, 0°
2	96 mm, 67°	24 mm, 2°
3	133 mm, 107°	17 mm, 1°
4	158 mm, 89°	8 mm, 1°
	117 mm, 69°	3 mm, 4°
5	136 mm, 91°	14 mm, 1°
	142 mm, 109°	8 mm, 1°
6	102 mm, 68°	18 mm, 3°
7	110 mm, 90°	40 mm, 0°
	113 mm, 67°	7 mm, 2°
	176 mm, 105°	26 mm, 3°

综上所述, 在 7 组共计 12 处损伤中, 基于 BP 神经网络的子空间拟合方法实现了 11 处损伤的定位, 损伤识别准确率达到 91.6%。且定位结果良好, 平均定位角度误差为 1.6°, 平均定位距离误差为 15.3 mm。

4 结束语

本文提出了基于 BP 神经网络的子空间拟合多损伤定位方法, 该方法以阵列信号协方差矩阵为输入特征并通过大量数据训练了损伤数目估计模型, 并利用阵列流型矩阵与信号子空间的等价性实现多损伤成像定位。该方法在碳纤维复合材料板结构上进行了多损伤实验, 实验共有 7 组共 12 次损伤, 损伤识别准确率达到 91.6%, 平均定位角度误差 1.6°, 距离误差 15.3 mm。

参考文献:

[1] FERNANDES P, PINTO R, CORREIA N C. Design and optimization of self-deployable damage tolerant composite structures; review [J]. Composites Part B Engineering, 2021, 221 (1/2): 109029.

[2] 陈雪峰, 杨志勃, 田绍华, 等. 复合材料结构损伤识别与健康监测展望 [J]. 振动·测试与诊断, 2018, 38 (1): 10.

[3] QING X, LI W, WANG Y, et al. Piezoelectric transducer-based structural health monitoring for aircraft applications [J]. Sensors, 2019, 3: 545.

[4] MITRA M, GOPALAKRISHNAN S. Guided wave based structural health monitoring; review [J]. Smart Materials and Structures, 2016, 25 (5): 053001.

[5] YU L, TIAN Z. Guided wave phased array beamforming and imaging in composite plates [J]. Ultrasonics, 2016, 68: 43–53.

[6] REN Y, QIU L, YUAN S F, et al. A diagnostic imaging approach for online characterization of multi-impact in aircraft composite structures based on a scanning spatial-wave-number filter of guided wave [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 90: 44–63.

[7] SCHMIDT R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, 34 (3): 276–280.

[8] CARDOSO J F, MOULINES E. In-variance of subspace based estimators [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48 (9): 2495–2505.

[9] SCHMIDT R O. A signal subspace approach to multiple emitter location and spectral estimation [D]. Stanford University, 1982.

[10] 张揽月, 杨德森. 基于 MUSIC 算法的矢量水听器阵源方位估计 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2004, 25 (1): 30–36.

(下转第 265 页)