

基于 FBG 和 BP 神经网络的声发射定位方法^{*}

申景诗¹, 曾晓东¹, 姜明顺²

(1. 西安电子科技大学物理与光电工程学院 西安, 710126) (2. 山东大学控制科学与工程学院 济南, 250061)

摘要 针对传统基于神经网络的声发射定位选择的样本不具有广泛代表性的问题, 提出了基于光纤布拉格光栅 (fiber Bragg grating, 简称 FBG) 传感和反向传播 (back propagation, 简称 BP) 神经网络的声发射定位技术。该方法使用提取的窄带信号间时差作为样本, 无需考虑损伤特性及波速对定位的影响, 同时使用 Levenberg-Marquardt (简称 LM) 算法训练样本, 提高了 BP 神经网络的训练速度。在 500 mm × 500 mm 的铝合金板上进行实验, 声发射定位的平均误差为 6.65 mm, 验证了该方法的有效性和准确性。

关键词 声发射定位; 光纤布拉格光栅; 反向传播神经网络; Levenberg-Marquardt 算法

中图分类号 TN253

引 言

声发射技术是结构损伤检测的重要手段, 声发射检测的主要目标是声发射源定位、声发射源类型判断和损伤程度评估, 其中声发射源定位是声发射技术的关键。

传统的声发射定位方法主要使用三角定位法和椭圆定位法。这两种方法都需要使用时差参数和波速参数实现声发射定位, 且在很多情况下会出现多解的情况^[1-3]。Aljets 等^[4]使用 3 个传感器组成正三角形, 根据声发射信号到达传感器的距离和时间差确定声发射源位置。该方法在靠近阵列的位置定位精度较高, 在远离阵列的位置定位精度较低。Tang 等^[5]使用同样的定位思路使用 4 个传感器组成较小的阵列确定声发射源的位置, 但是该方法在声发射源距离传感器阵列不超过 12cm 时, 定位误差较大。Scholey 等^[6]根据信号传播的速度计算监测区域内每一个搜索点到传感器的时差, 然后与实际声发射信号计算的时差进行匹配, 确定声发射源的位置, 定位的最大误差约为 15mm。Ciampa 等^[7]及叶荣耀等^[8]利用时间反转技术与搜索点的传递函数聚焦定位声发射源位置, 定位的误差范围与搜索点的间距相关。文献[8-12]使用时间延时叠加方法分别在钢板、旋转机械及复合材料上进行声发射实

验。这种定位方法极度依赖波速参数, 在复杂结构或波速难以测量的结构中难以应用。Yang 等^[13]使用一维多重信号分类法实现铝合金板上的声发射源方向估计, 但该方法不能精确确定声发射源的坐标。李东生等^[14]使用声发射信号的幅值、上升时间、持续时间及强度作为 BP 神经网络的训练样本实现钢板的声发射源定位, 最大误差不超过 5.91%。该方法需要不同损伤程度的声发射样本, 样本获得困难且样本量巨大, 难以在实际中应用。

综上所述, 在声发射定位方面, 需要一种参数少且易实施和应用性强的方法去实现。在声发射信号中, 信号间的时差可以反映声发射源的位置, 且与损伤特性的相关性不强。因此可以将时差作为样本输入, 使用 BP 神经网络实现声发射定位, 输出声发射源坐标, 同时引入 LM 算法提高收敛速度。在铝合金板上对该定位方法进行验证, 获得了较好的定位结果。

1 定位原理

1.1 FBG 应变原理

FBG 传感基本原理为

$$\lambda_B = 2n_{\text{eff}}\Lambda \quad (1)$$

其中: λ_B 为布拉格光栅反射波长; n_{eff} 为光纤的有效

^{*} 国家自然科学基金资助项目(41472260); 山东省自然科学基金资助项目(2014ZRE27372); 山东大学基本科研业务费交叉培育专项基金资助项目(2016JC012); 山东大学青年学者未来计划资助项目(2016WLJH30)

收稿日期: 2017-05-14; 修回日期: 2017-08-06

折射率; Δ 为光栅周期。

在不考虑温度影响的情况下,声发射产生的应力波作用于 FBG 后,应力波会对其有效折射率 n_{eff} 和光栅周期 Δ 进行调制,从而使反射波长 λ_B 发生变化。

声发射产生的应力波作用于 FBG 时,光栅轴向受到非均匀应变场作用,式(1)改写为

$$\begin{cases} \lambda_B = 2n_{\text{eff0}}\Delta_0(1 + \alpha\epsilon_{\text{AE}}) \\ a = 1 - \frac{1}{2}n_{\text{eff0}}^2[p_{12} - \nu(p_{11} - p_{12})] \end{cases} \quad (2)$$

其中: p_{11} 和 p_{12} 为有效弹光系数; ν 为光纤的泊松系数; n_{eff0} 和 Δ_0 分别为初始状态下的有效折射率和周期; ϵ_{AE} 为应力波产生的应变场。

1.2 声发射定位系统搭建

声发射定位系统框图如图 1 所示,系统中用断铅模拟声发射源。为实现声发射信号的快速解调,利用放大自发辐射(amplified spontaneous emission,简称 ASE)光源线性段作为边缘滤波器,结合边沿滤波解调原理构建光纤光栅解调系统,如图 1 中虚框部分所示。当声发射信号作用于 FBG 引起其反射峰出现漂移 $\Delta\lambda$ 时,由于 ASE 光源斜边滤波的调制,反射峰的强度产生相应变化。这种变化通过光电转换及放大电路转化成电压信号变化,最后由采集系统进行信号的采集及存储。

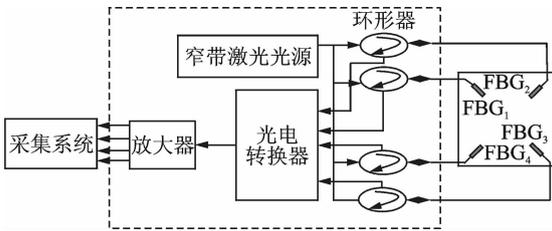


图 1 FBG 声发射定位系统

Fig.1 FBG acoustic emission locating system

1.3 BP 神经网络原理

BP 神经网络是使用误差反向传播训练算法的神经网络,一般包含输入层、隐含层和输出层,隐含层中包括一层或多层神经节点。BP 神经网络学习需要一组已知目标输入/输出的学习样本集,训练时先使用随机值作为权值,输入学习样本得到网络输出,然后计算输出值与目标输出的误差,根据误差及对应准则修改权值,从而使误差减小,反复循环直至误差达到预设的范围时,网络训练完成。

如图 2 所示,以 3 层 BP 神经网络为例,输入层到第 j 节点的输入为 x_j ,其中: $j=1, 2, \dots, M$; w_{ij}

为隐含层第 i 个节点到输入层第 j 个节点的权值; ϕ 为隐含层传递函数; θ_i 为隐含层第 i 个节点的阈值; ω_{ki} 为输出层第 k 个节点到隐含层第 i 个节点的权值; $i=1, 2, \dots, q$; φ 为输出层传递函数; a_k 为输出层第 k 个节点的阈值, $k=1, 2, \dots, L$; o_k 为输出层第 k 个节点的输出,确定网络中的各个变量后,即可进行训练^[15]。在本研究中,时差参数为网络的输入,声源位置为网络的输出。

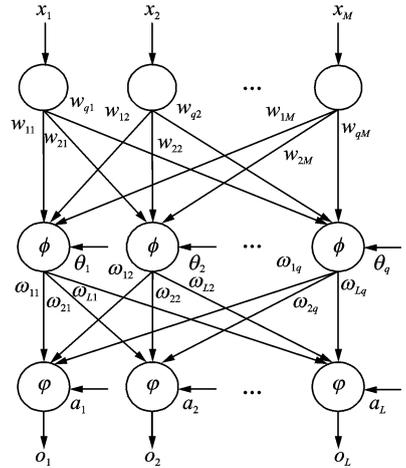


图 2 BP 神经网络结构图

Fig.2 Structure of BP neural network

隐含层第 i 个节点的输入输出为

$$\begin{cases} u_i = \sum_{j=1}^M w_{ij}x_j + \theta_i \\ y_i = \phi(\sum_{j=1}^M w_{ij}x_j + \theta_i) \end{cases} \quad (3)$$

输出层第 k 个节点的输入输出为

$$\begin{cases} v_k = \sum_{i=1}^q \omega_{ki}\phi(\sum_{j=1}^M w_{ij}x_j + \theta_i) + a_k \\ o_k = \varphi(\sum_{i=1}^q \omega_{ki}\phi(\sum_{j=1}^M w_{ij}x_j + \theta_i) + a_k) \end{cases} \quad (4)$$

设输出层第 k 个节点的期望输出为 T_k ,则第 k 个节点的输出误差为

$$e_k = T_k - o_k \quad (5)$$

网络的总误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (T_k - o_k)^2 \quad (6)$$

1.4 Levenberg-Marquardt 训练方法

为了使网络输出接近期望值,同时提高收敛速度,引入 Levenberg-Marquardt 算法,设第 n 次迭代后包含权值和阈值的向量为 \mathbf{W}_n ,则第 $n+1$ 次迭代的向量为

$$\mathbf{W}_{n+1} = \mathbf{W}_n + \Delta\mathbf{W} \quad (7)$$

根据牛顿法, ΔW 为

$$\Delta W = -\nabla^2 E(W)^{-1} \nabla E(W) \quad (8)$$

其中: $\nabla E(W)$ 为下降梯度。

$\nabla^2 E(W)$ 为误差函数(6)的 Hessian 矩阵, 根据式(6)可得

$$\begin{cases} \nabla E(W) = J^T(W)e(W) \\ \nabla^2 E(W) = J^T(W)e(W) + \sum_{i=1}^N e_i(W) \nabla^2 e_i(W) \end{cases} \quad (9)$$

其中: $J(W)$ 为 Jacobian 矩阵。

根据式(8)可得

$$\Delta W = [J^T(W)J(W) + \mu I]^{-1} J(W)e(W) \quad (10)$$

其中: μ 比例系数, 通常情况下为大于零的常数; I 为单位矩阵^[15]。

LM 算法对所有输入样本进行整体训练, 当误差达到预设的范围时, 网络就会终止迭代过程, 该方法接近二阶收敛速度, 收敛速度快且稳定性好, 流程如图 3 所示。

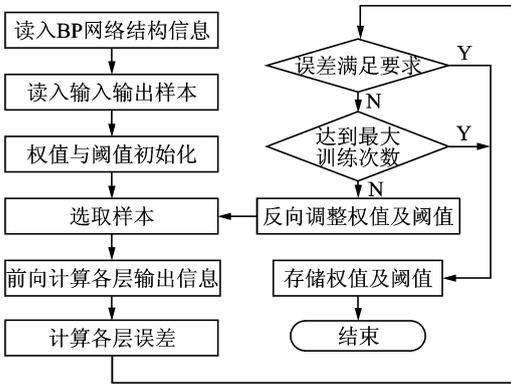


图 3 BP 神经网络流程图

Fig. 3 Flow chart of BP neural network

2 BP 神经网络声发射定位实验及分析

2.1 BP 神经网络样本及训练方法确定

此实验是在 $500 \text{ mm} \times 500 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ 的铝合金板上进行的, 在板中心设置 $300 \text{ mm} \times 300 \text{ mm}$ 的监测区域, 在监测区域的四角粘贴 4 个 FBG 传感器, 传感器布局如图 4 所示。在铝合金板采集声发射信号时, 定位系统的采样频率设置为 5 MHz , 信号放大增益设置为 40 dB 。

在获取样本时, 由于不同频率的波在板中的传播速度不同, 因此为了减小频散效应的影响, 对 FBG 采集的声发射信号经过 Shannon 小波变换, 得到对应频率的窄带信号; 计算对应信号的模值, 将模

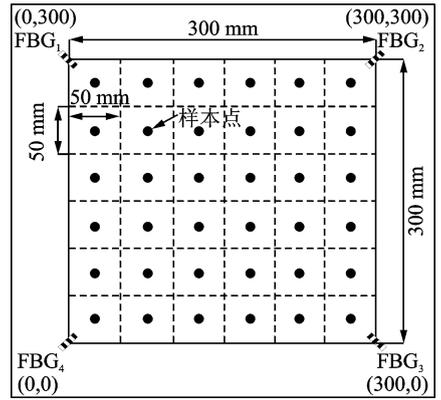
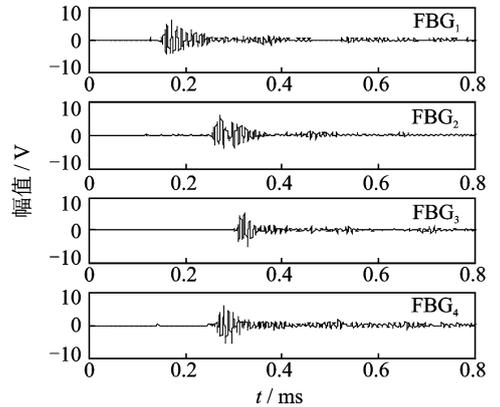


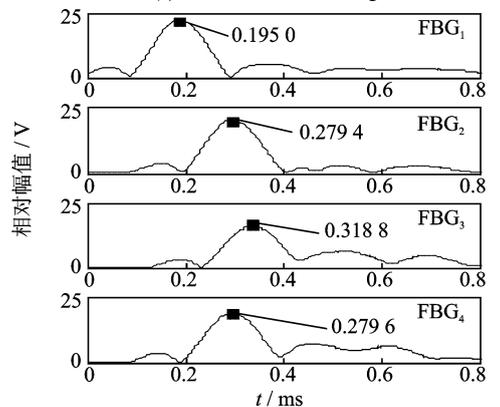
图 4 BP 神经网络声发射定位监测区域及传感器示意图
Fig. 4 Acoustic emission localization monitoring region of BP neural network and sensor sketch map

值最大处的时刻定义为信号的到达时刻, 通过模值的峰值时刻计算参考传感器 FBG_1 与其他传感器间的信号时差。提取第 1 个样本点处的信号及窄带信号模值如图 5 所示。在所有样本点位置各进行 10 次实验, 计算平均时差, 将各个样本点的平均时差信息作为样本。



(a) 声发射信号

(a) Acoustic emission signals



(b) 窄带信号模值

(b) Amplitude of narrow-band signals

图 5 第 1 样本点声发射信号及窄带信号模值图
Fig. 5 Acoustic emission signals of first sample points and modulus values of narrowband signals

获取训练样本后,需确定隐含层神经元个数,根据隐含层判定公式判断神经元个数约为 7~16 个,但在实际应用中需要通过实验来确定神经元数目。在使用 LM 算法对样本进行训练时发现,当神经元数目为 15 个时收敛速度较快,迭代 64 次,因此确定神经元数目为 15。另外,根据精度和训练速度的需求,选择最大训练步数为 5 000,最小误差为 0.5,学习率为 0.1。

由于 BP 神经网络初始化的权值和阈值是随机的,因此每次训练中迭代次数也不相同。在铝合金板上基于 LM 算法进行了 10 次训练,记录每次训练的迭代次数,训练结果如图 6 所示。可以看出,10 次训练平均迭代次数为 216,收敛速度较快,因此 LM 算法训练样本适合被用于声发射定位。

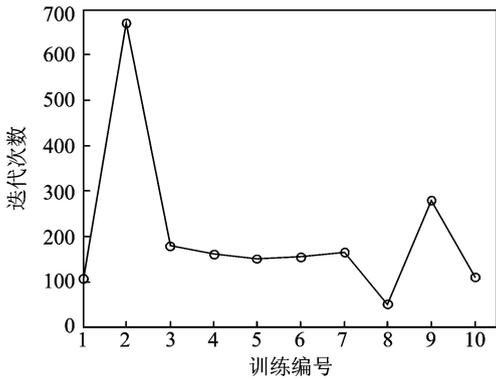


图 6 LM 算法迭代结果

Fig. 6 Iterative results of LM algorithm

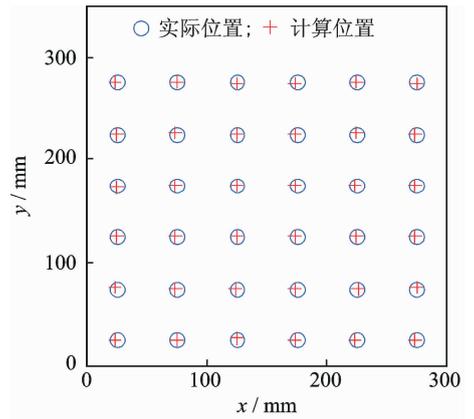
2.2 BP 神经网络声发射定位及结果分析

在铝合金板上的所有样本点处各进行一次声发射实验,计算出时差作为测试样本,使用测试样本对基于 LM 算法训练完成的 BP 神经网络进行验证,如图 7 所示。

根据公式 $\epsilon = \sqrt{(x_{\text{test}} - x_{\text{acc}})^2 + (y_{\text{test}} - y_{\text{acc}})^2}$ 计算定位误差,其中: $x_{\text{test}}, y_{\text{test}}$ 为样本点的计算位置; $x_{\text{acc}}, y_{\text{acc}}$ 为样本点的实际位置。根据计算结果得定位的平均误差为 0.82 mm,可以看出训练获得了较好的定位效果。

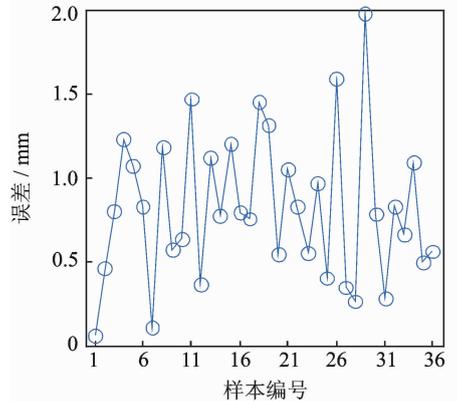
在监测区域为 300 mm × 300 mm 的铝合金板上随机选择 10 个坐标点进行声发射实验,使用 Shannon 连续小波变换提取时差信息,将 10 个点的时差信息输入训练完成的神经网络中,获得定位结果如图 8 所示。定位最大误差为 10.2 mm,最小误差为 1.4 mm,平均误差为 6.65 mm。

由于该 BP 神经网络参数的确定与训练样本点的数据有关,因此测试样本的误差相比于训练样本



(a) 实际位置与计算位置

(a) Actual position and calculated position



(b) 平均误差

(b) Average error

图 7 铝合金样本训练验证

Fig. 7 Aluminum sample training verification

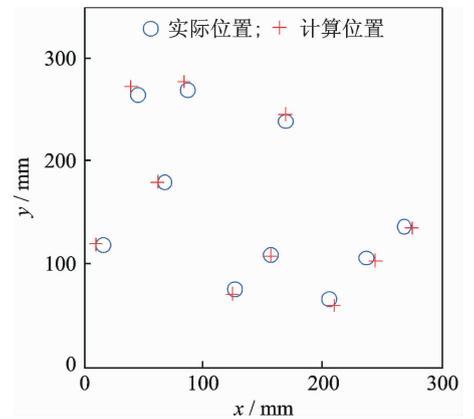


图 8 定位结果

Fig. 8 Locating results

的误差偏大,但测试样本仍具有较高的定位精度。

3 结束语

针对传统基于神经网络的声发射定位选择的样本不具有广泛代表性的问题,提出了使用时差作为样本的 BP 神经网络声发射定位方法,该方法使用

窄带信号间时差作为样本,无需考虑损伤特性及波速对定位的影响。同时使用 LM 算法训练样本,提高了 BP 神经网络的训练速度。使用 FBG 传感器在铝合金板上 300 mm×300 mm 的监测区域中验证了该方法,定位的平均误差为 6.65 mm。可见,该方法具有较高的定位精度和较好的实用性。

参 考 文 献

- [1] Coverley P T, Staszewski W J. Impact damage location in composite structures using optimized sensor triangulation procedure[J]. *Smart Materials and Structures*, 2003, 12: 795-803.
- [2] Staszewski W J, Mahzan S, Traynor R. Health monitoring of aerospace composite structures-active and passive approach[J]. *Composites Science and Technology*, 2009, 69: 1678-1685.
- [3] Fu Tao, Liu Yanju, Lau K T, et al. Impact source identification in a carbon fiber reinforced polymer plate by using embedded fiber optic acoustic emission sensors [J]. *Composites Part B*, 2014, 66: 420-429.
- [4] Aljets D, Chong A, Wilcox S, et al. Acoustic emission source location on large plate-like structures using a local triangular sensor array[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 30: 91-102.
- [5] Tang Junjun, Lu Wenxiu, Li Zheng, et al. Acoustic emission localization on a large anisotropic composite plate[C]//*Instrumentation and Measurement Technology Conference*. Pisa: IEEE, 2015: 204-209.
- [6] Scholey J J, Wilcox P D, Wisnom M R, et al. A generic technique for acoustic emission source location [J]. *Journal of Acoustic Emission*, 2009, 27: 291-298.
- [7] Ciampa F, Meo M. Acoustic emission localization in complex dissipative anisotropic structures using a one-channel reciprocal time reversal method[J]. *Acoustical Society of America*, 2011, 130(1): 168-175.
- [8] 叶荣耀,王强,范昕炜,等. 基于时间反转法的单传感器复合材料声发射源定位研究[J]. *武汉理工大学学报*, 2014, 36(12): 22-26.
Ye Rongyao, Wang Qiang, Fan Xinwei, et al. Research on acoustic emission source localization of single sensor composite material based on time reversal method[J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2014, 36(12): 22-26. (in Chinese)
- [9] He Tian, Xiao Denghong, Pan Qiang, et al. Analysis on accuracy improvement of rotor-stator rubbing localization based on acoustic emission beamforming method[J]. *Ultrasonics*, 2014, 54: 318-329.
- [10] Xiao Denghong, He Tian, Pan Qiang, et al. A novel acoustic emission beamforming method with two uniform linear arrays on plate-like structures[J]. *Ultrasonics*, 2014, 54: 737-745.
- [11] He Tian, Pan Qiang, Liu Yaoguang, et al. Near-field beamforming analysis for acoustic emission source localization[J]. *Ultrasonics*, 2012, 52: 587-592.
- [12] 何田,肖登红,刘献栋,等. 基于近场波束形成法的声发射源定位研究[J]. *振动工程学报*, 2012, 25(2): 199-205.
He Tian, Xiao Denghong, Liu Xiandong, et al. Research of acoustic emission source location based on near-field beamforming[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2012, 25(2): 199-205. (in Chinese)
- [13] Yang Hongjun, Lee Y J, Lee S K. Impact source localization in plate utilizing multiple signal classification [J]. *Journal of Mechanical Engineering Science*, 2013, 227(4): 703-713.
- [14] 李冬生,黄新民,欧进萍. 改进的神经网络技术在声发射定位中的应用[J]. *无损检测*, 2006(6): 288-291.
Li Dongsheng, Huang Xinmin, Ou Jinping. Application of improved neural network technique in localization of acoustic emission source [J]. *Nondestructive Testing*, 2006(6): 288-291. (in Chinese)
- [15] 刘永建. 基于改进神经网络的民机发动机故障诊断与性能预测研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2012.



第一作者简介:申景诗,男,1978年3月生,博士生。主要研究方向为光电检测技术与结构健康监测。

E-mail: jingshi_shen@163.com

通信作者简介:姜明顺,男,1981年1月生,博士、副教授。主要研究方向为光电检测与结构健康监测。

E-mail: sdujiangmingshun@163.com