

机敏材料中竹节型光纤传感阵列 及其信号处理*

杨建良 向 清 何竟翼 黄德修

(华中理工大学光电子工程系, 武汉 430074)

摘 要 提出了一种新颖的、采用刻纹多模光纤组成的可用于机敏材料与结构的竹节形光纤传感阵列, 并探索采用人工神经网络来处理其输出的并行分布式传感信号, 由此得到材料内应变、应力及损伤的大小及其位置等信息。给出了用 BP 网络对复合材料内光纤阵列传感信号的处理结果。
关键词 光纤传感, 机敏材料与结构, 人工神经网络。

1 引 言

近年来, 在国内外广泛开展了光纤机敏材料与结构的研究^[1]。即在材料或结构的关键部位埋入光纤传感阵列, 探测其内部应力、应变等变化, 并对材料与结构由于外力、疲劳等产生的变形、裂纹、层解等损伤进行实时监测。埋入材料内的光纤阵列输出信号中包含了材料内应变(应力)及损伤的大小及其位置等信息, 但由于它是大数量的并行分布信号, 用传统的分析方法从这些传感信号中推导出以上信息往往十分耗时、困难甚至完全不可能。而人工神经网络具有良好的自适应性、自组织性以及很强的学习能力、联想功能和高度并行性、容错性等优点^[2], 利用它可以有效、实时地处理传感阵列输出的并行分布式信号。本文采用 BP 网络对复合材料内强度调制型光纤传感阵列输出信号进行处理, 结果令人满意。

2 传感原理与阵列结构

已有人将马赫-陈德尔(Mach-Zender)、迈克尔逊、法布里-珀罗等光纤干涉仪^[3-5]及布拉格光栅光纤^[6]用于材料或结构内应力、应变、温度及损伤的探测。但单个传感器只能进行单点或某一小范围的测量与监测, 对于大型结构, 为全面监测其整体状况, 一般要采用传感器阵列。在阵列网络中, 为降低成本以及简化测量与信号处理, 一般不采用以上干涉型或布拉格传感单元而采用强度调制型传感单元。Hofer 报道过一种在结构表面(如机翼)上贴装或埋置于复合材料内部的光纤损伤探测系统^[7], 它由多根单方向平行光纤组成。当待测材料或结构由于外力或疲劳产生损伤裂纹时, 裂纹处光纤将会断裂导致光从裂处泄漏, 输出端探测不

* 国防科技预研基金资助项目。

收稿日期: 1996 年 7 月 11 日; 收到修改稿日期: 1996 年 12 月 25 日

到光。缺点是只能探测到裂纹存在而不能确定其位置，而对于平行于光纤的裂纹，则不管多大都探测不到。国内报道过一种克服了单方向光纤阵列难以确定损伤位置的缺点的二维光纤损伤探测阵列^[8]。它由光纤相互垂直交叉形成二维网络，利用光纤本身受压时产生微形变导致光功率损耗来测量应力与损伤。该方式简单，无需外加变形装置。缺点是灵敏度不高，而且由于有交叉点存在，埋置进复合材料内部时，容易形成树脂空洞，降低复合材料强度。为克服以上传感阵列的缺点，本文介绍一种新颖的强度调制竹节形刻纹光纤传感器[图 1(a)]。它是用氢氟酸对多模光纤包层周期性不对称刻蚀形成的 (L_E, L_U, d 分别为刻蚀宽度，刻蚀段间隙与刻蚀深度)。其传感机理为：1) 在外力作用下刻纹段与非刻纹段模体积不一致，由模体积不匹配造成光纤中传输光的功率损耗^[9]；2) 光纤受轴向应力作用下的侧向弯曲导致光纤中传输光的功率损耗[图 1(b)]。该侧向弯曲效应相当于光纤的微弯效应^[10]。该传感器不需外加变形装置，结构简单、测量方便、灵敏度高，是机敏材料与结构的理想传感器。

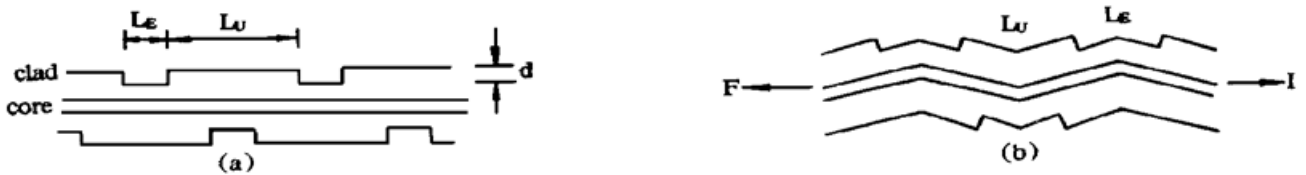


Fig. 1 Asymmetric etched fiber (a) and its lateral bending induced by axial stress (b)

将刻纹光纤埋置于教-11 飞机复合材料垂尾内(见图 2。教-11 机垂尾有 24 层，图 2 中只画出埋置了光纤的 3、4、5、6 层，其他层被省略)。按 $[+ 45^\circ / - 45^\circ / 90^\circ / F_{0^\circ} / 90^\circ / F_{45^\circ} / 0^\circ / F_{90^\circ} / 0^\circ / 0^\circ / + 45^\circ / - 45^\circ / + 45^\circ / - 45^\circ / 0^\circ / 0^\circ / - 45^\circ / + 45^\circ / - 45^\circ / + 45^\circ / 0^\circ / 0^\circ / 0^\circ / 90^\circ / 90^\circ / - 45^\circ / + 45^\circ]$ (其中 F 表示光纤，其下标表示埋置方向) 方式埋置，以形成状态探测与损伤估计光纤传感阵列(光纤沿 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 三方向排列是用于监测材料内纵向、剪切与横向应力或损伤)。三层光纤网每层分别埋置于相邻的两层(3 与 4、4 与 5、5 与 6) 复合材料无纬布之间，目的是避免在同一层中光纤交叉凸起，使复合材料内形成树脂空洞。为提高探测灵敏度，光纤的布局是正交地夹在两个增强纤维方向平行的面之间(3 与 4、5 与 6)，对于两个面的纤维不平行情况，光纤平分两个面上纤维之间的最大夹角(4 与 5)，且靠近受力最大的表面^[11]。埋置工艺为叠层-热压式：即将预浸了环氧树脂的碳纤维无纬布按顺序铺设，并同时在预计的叠层间铺设光纤，光纤有刻纹的竹节形传感部分埋入材料内，两端留出较长($> 50 \text{ mm}$)

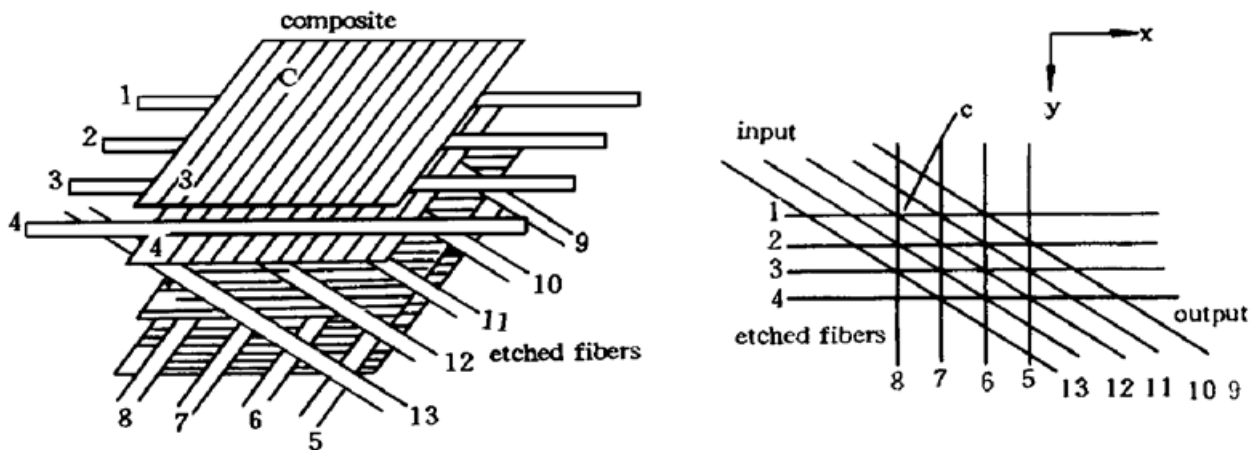


Fig. 2 Etched optical fiber sensor array in smart composite material and structure

的未刻蚀处理部分, 将其引出材料外以便连接光源与光探测器(光源与光探测器分别为惠普公司通信用高质量 LED1424 以及锗 PIN 光电二极管), 然后将铺设好的埋有光纤的复合材料送到固化炉热压固化。其中最大的困难在于怎样保护光纤内埋部分在热压过程中不受破坏(对于刻蚀竹节型光纤尤其重要)及光纤被引出材料时, 在材料边缘处的光纤因真空热压易受折损坏, 且热压成型时材料内环氧胶沿光纤流出, 既污染光纤, 又使光纤变脆易断。本文作者采用有效措施克服了上述困难, 使光纤完好率达 94% 以上。图 2 的光纤阵列不但可依前述传感原理测量复合材料内部应力与应变, 还可用作材料或结构内的损伤探测。图 2 中, 若输出端光纤 1 与 8(或 11)无光输出, 则基本可判定光纤 1 与 8(或 11)交叉处 C 附近材料存在裂纹, 精确度则与光纤间的间距有关。该阵列结构简单、测量方便、可靠性高, 另外还有如下优点:

- 1) 由于是利用光纤中光功率损耗来探测应力、应变与损伤, 可采用价格便宜的多模光纤, 在大型网络中节省明显;
- 2) 刻纹光纤表面凹凸不平, 埋入复合材料内可加强与基质材料的粘结力;
- 3) 相应于不同的材料或结构, 调节刻蚀时间, 控制光纤刻蚀深度, 可方便地改变光纤的断裂阈值, 保证在任何情况下光纤先于或同时与材料发生断裂, 提高了探测灵敏度。

实验用的内埋竹节形刻纹光纤阵列的碳纤维/环氧复合材料试件(教-11 机垂尾的一部分)的大小为 200×200 mm, 在板中心处 150×150 mm 的面积内, 埋入了 $4(0^\circ) \times 5(45^\circ) \times 4(90^\circ)$ 的竹节形刻纹光纤阵列(图 2, X 、 Y 方向光纤间距皆为 50 mm), 采用的是 $62.5/125 \mu\text{m}$ 的多模光纤, 每根光纤的刻蚀深度为 $25.5 \mu\text{m}$, 刻纹数目为 60, 其刻纹宽度与周期分别为 0.5 mm 与 1.5 mm。结构内受力(或损伤)的具体位置无法由单方向(如 X 向)光纤中光功率的变化来确定, 但可由两正交方向(X 、 Y 向)光纤中光功率的变化来基本确定。加入 45 度光纤是为监测剪切应变与应力, 也可进一步精确定位。将 X 、 Y 方向光纤的 16 个自然交叉点作为结构内受力(或损伤)的 16 个可分辨的区域, 对其施加大小不等的外力, 并在试件施力点的反面贴上电阻应变片检测试件的应变大小。将每次实验中得到的、归一化了的应变的大小、施力点位置、及阵列光纤相应的输出光功率大小作为一组训练值, 对下节将提到的神经网络进行训练。实验显示: 当施力于结构上时, 光功率损耗与施力大小基本成正比, 且变化明显。当外力导致施力点处应变达 4×10^{-3} 时, 经过该点的光纤中光功率已下降了 28%。而逐渐撤除外力、应变恢复到零时, 光功率损耗也线性地恢复到零点。可见竹节形刻纹光纤无迟滞现象, 重复性好。

3 阵列传感信号的神经网络处理

本文采用较常见的 BP 网络来解决材料与结构中受力(或损伤)的定位与程度问题: 根据光纤阵列出射光的光强分布与光纤上扰动参量及位置之间的对应关系, 将光纤传感阵列输出的光强度分布信号作为神经网络的输入。通过学习, 使传感光纤阵列上受力(损伤)的程度及位置与神经网络的输出模式间建立某种非线性映射关系, 即将 BP 网络输出值序列的一部分训练为表征位置的代码, 另一部分训练为对应监测量大小。从而使光纤阵列传感信号得到简单、直接的处理。对材料的状态参量进行探测, 并预报损伤。

由于条件所限, 所用神经网络(BP 网络)是在计算机上用软件实现的。网络结构由输入层、隐含层及输出层构成(如图 3)。输入层节点 N 等于输入样本 $X(t)$ 的个数, 即光纤阵列输

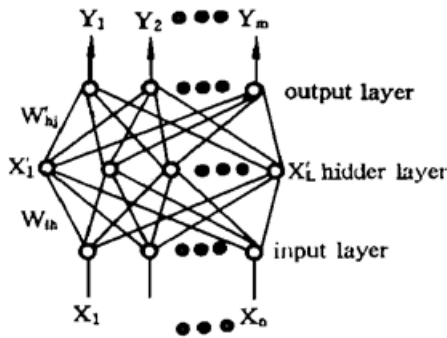


Fig. 3 The structure of artificial neural network (BP network)

出信号个数, 此处为 13(见图 2)。隐含层节点 L 根据精度要求取输入样本的四到五倍^[2]。本文取 $L = 54$ 。输出层节点 M 取 6 个, 其中前 4 个代码表示位置(16 个), 后 2 个表示受力(损伤)程度: 未受力、受力适中、受力达极限、材料损伤等四级。用对试件的各光纤交叉点进行加力实验得到的、归一化的应变大小、施力点位置、及阵列光纤相应的输出光功率大小等实验数据作为一组训练值, 对 BP 网络进行训练。

训练开始时, 取一组随机数对各权值与阈值进行初始化, 然后取一对训练样本 (X, T) 从输入节点输出网络, 计算其输出响应 Y

$$Y_j(t) = f \left[\sum_{h=0}^l W'_{hj} X'_h \right] \quad (1)$$

其中 $Y_j (j = 1, 2, 3, \dots, m)$ 为输出响应, 而 $X'_h (h = 1, 2, 3, \dots, L)$ 为隐含层响应

$$X'_h(t) = f \left[\sum_{i=0}^N W_{ih} X_i \right] \quad (2)$$

这里 $X_i (i = 1, 2, 3, \dots, N)$ 为输入样本, W_{ih} 、 W'_{hj} 分别为输入至隐含层、隐含层到输出的连接权重; 各层阈值用连接权重 W_{0h} 、 W'_{0j} 等效, 各节点通过它们与一固定偏置-1 连接。(1) 式与(2) 式中 f 为非线性激励函数, 一般取为 S 型^[2]

$$f(x) = 1/[1 + \exp(-x)] \quad (3)$$

然后在输出层中将实际输出 Y 与期望输出 T 比较, 计算误差函数 E

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M [T_j(t) - Y_j(t)]^2 \quad (4)$$

式中 $T_j(t) (j = 1, 2, \dots, M)$ 为期望的输出模式。若 $E \leq \epsilon$ (ϵ 为预先设定的一个很小的正数, 其大小依精度而定), 即网络实际输出与期望输出的误差在设定的精度内时, 则对训练样本的训练结束, 取下一对训练样本 (X, T) 进行训练。若 $E > \epsilon$, 则要对网络各层间的连接权值进行调整, 即进入误差反向传播过程。此时要先分别计算输出层与隐含层各节点误差值 δ_j 与 δ_h :

$$\delta_j = Y_j(t)[1 - Y_j(t)][T_j(t) - Y_j(t)] \quad (5)$$

$$\delta_h = X'_h(t)[1 - X'_h(t)] \sum_{j=1}^M W'_{hj} \delta_j \quad (6)$$

然后依各节点误差值对各层间权值与阈值进行修改:

$$W'_{hj}(t+1) = W'_{hj}(t) + \eta \delta_j X'_h(t) + \alpha [W'_{hj}(t) - W'_{hj}(t-1)] \quad (7)$$

$$W_{ih}(t+1) = W_{ih}(t) + \eta \delta_h X_i(t) + \alpha [W_{ih}(t) - W_{ih}(t-1)] \quad (8)$$

这里输出层与隐含层各节点阈值分别用 W'_{0j} 与 W_{0h} 表示。 η 为学习强度或学习步长 ($0 \leq \eta \leq 1$)。引入右边第二项动量项是为了抑制振荡的产生。在训练中发现当 $\alpha = 0.95$, $\eta = 0.1$ 时学习与收敛速率为最佳。对所有训练样本执行上述过程, 整个样本完成一次后, 网络的权重量级将确定。重复上述过程并修改权重值, 直到误差函数 E 达到收敛标准。

采用 C 语言编程设计了上述 $13 \times 54 \times 6$ 结构的 BP 网络, 采用 64 对样本对网络进行训练后, 再将施加于试件上的任意外力所产生的光信号数据输入神经网络, 以检测网络识别任意施力大小及位置的能力, 结果令人满意。训练与测试结果分别见表 1 与表 2。结果显示: 只要输入信号的分布模式与训练样本大致相同(不一定相等, 误差小于 20%), 就能 100% 地实现所需的映射, 网络抗干扰能力强。

Table 1. Training of BP network

input X_1, X_2, \dots, X_{13}	output Y_1, \dots, Y_6
0.3 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.3 1.0 1.0 0.3 1.0 1.0 1.0	0 0 0 1 0 1
0.6 1.0 1.0 1.0 0.6 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0	0 0 1 1 1 0
1.0 0.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.0 1.0 1.0 1.0 0.0 1.0	0 1 0 0 0 0
1.0 0.3 1.0 1.0 1.0 0.3 1.0 1.0 1.0 0.3 1.0 1.0 1.0	0 1 1 0 0 1
1.0 1.0 0.6 1.0 1.0 1.0 0.6 1.0 1.0 1.0 1.0 0.6 1.0	1 0 0 1 1 0
1.0 1.0 0.0 1.0 0.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.0 1.0 1.0 1.0	1 0 1 1 0 0
1.0 1.0 1.0 0.3 1.0 1.0 1.0 0.3 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0	1 1 0 0 0 1
1.0 1.0 1.0 0.6 1.0 0.6 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.6 1.0	1 1 1 0 1 0
1.0 1.0 1.0 0.0 0.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.0 1.0 1.0	1 1 1 1 0 0

Table 2. Testing of BP network

input X_1, X_2, \dots, X_{13}	output Y_1, \dots, Y_6
0.35 0.90 0.86 0.92 0.87 0.92 0.27 0.83 0.80 0.34 0.92 0.82 0.80	0.3 0.1 0.2 0.8 0.1 0.9
0.70 0.92 0.93 0.84 0.68 0.93 0.90 0.87 0.85 0.93 0.86 0.90 0.88	0.2 0.3 0.8 0.8 0.9 0.2
0.92 0.17 0.93 0.84 0.88 0.95 0.83 0.14 0.96 0.87 0.92 0.20 0.87	0.3 0.8 0.4 0.1 0.2 0.2
0.92 0.35 0.85 0.83 0.88 0.38 0.91 0.95 0.86 0.37 0.87 0.93 0.88	0.1 0.7 0.8 0.2 0.3 0.9
0.85 0.91 0.60 0.82 0.92 0.87 0.71 0.89 0.88 0.89 0.91 0.54 0.84	0.8 0.3 0.2 0.9 0.8 0.2
0.85 0.87 0.20 0.89 0.12 0.88 0.82 0.91 0.91 0.14 0.86 0.83 0.91	0.9 0.2 0.7 0.8 0.1 0.0
0.89 0.93 0.85 0.34 0.91 0.91 0.87 0.25 0.91 0.87 0.83 0.92 0.86	0.7 0.8 0.4 0.2 0.2 0.9
0.91 0.92 0.82 0.67 0.87 0.72 0.89 0.87 0.88 0.90 0.83 0.70 0.91	0.7 0.9 0.8 0.3 0.8 0.2
0.92 0.84 0.91 0.15 0.13 0.95 0.87 0.83 0.92 0.81 0.15 0.83 0.92	0.7 0.9 0.8 0.7 0.2 0.1

结束语 本文提出了一种新颖的、采用刻纹多模光纤组成的可用于机敏材料与结构的竹节形光纤传感器, 在教-11 机垂尾的碳纤维/环氧复合材料试件内实现了三维的传感阵列网络, 实验显示其对结构内受力与损伤较为敏感。探索采用人工神经网络来处理其输出的并行分布式传感信号, 由此得到材料内应变、应力及损伤的大小及其位置等信息。在计算机上用软件实现的神经网络(BP 网络)实验结果显示出其处理并行分布式传感信号的可行性。下一步的工作主要是针对机敏材料与结构中光纤传感阵列的具体应用, 研制全光或光电混合的、硬件的神经网络。

感谢南昌飞机制造公司六车间及 650 研究所复合材料室全体员工的大力支持与合作!

参 考 文 献

- [1] R. M. Measure, Advances toward fiber optic based smart structures. *Opt. Engng.*, 1992, **31**(1) : 34 ~ 47
- [2] 周继成, 人工神经网络. 北京, 科学普及出版社, 1993 : 4~ 10
- [3] D. W. Jensen, Validation of active strain measurements in composites using Mach-Zehnder interferometry with embedded optical fibers. *J. Reinforced Plastics Composites*, 1993, **12**(3) : 268~ 284
- [4] T. Valis, Passive quadrature demodulation localized Michelson fiber optical strain sensor embedded in composites material. *J. Lightwave Technol.*, 1991, **9**(4) : 535~ 544
- [5] C. E. Lee, Optical fiber Fabry-Perot embedded sensor. *Opt. Lett.*, 1989, **14**(21) : 1225~ 1227
- [6] G. Meltz, Formation of Bragg gratings in optical fibers by a transverse holographic method. *Opt. Lett.*, 1989, **14**(15) : 823~ 825
- [7] B. Hoffer, Fiber optic damage detection in composites structure. *Composites*, 1987, **18**(4) : 309~ 316
- [8] 涂亚庆, 机敏结构状态监测的光纤传感与信号系统研究. 重庆大学博士论文, 1994 : 71~ 89
- [9] Masoud Vaziri, Chin-Lin Chen, Etched fibers as strain gauges. *J. Lightwave Technol.*, 1992, **10**(6) : 836~ 841
- [10] Masoud Vaziri, Chin-Lin Chen, Optical-fiber strain sensors with asymmetric etched structures. *Appl. Opt.*, 1993, **32**(31) : 6399~ 6406

Optical Fiber Sensor Array with the Shape of Bamboo Node for Smart Material and Signal Processing

Yang Jianliang Xiang Qing He Jinyi Huang Dexiu
(Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

(Received 11 July 1996; revised 25 December 1996)

Abstract A novel fiberoptic sensor array with the shape of bamboo node is presented which is made of periodically etched multimode optical fibers and can be used for smart material and structures. An artificial neural network is applied to processing of parallel and distributing optical fiber array sensing signal in smart material, and to get the structure state such as dimension and location of stress, strain or damage in smart material and structures. The simulation results of BP network are given.

Key words fiberoptic sensing, smart material and structure, artificial neural network.