

文章编号 1004-924X(2013)11-2764-07

基于数据融合的多通道光纤位移传感器

肖韶荣^{1*}, 张周财², 黄 新²

(1. 南京信息工程大学 物理与光电工程学院, 江苏 南京 210044;

2. 南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 基于多传感器数据融合理论, 构建了一种多通道光纤位移传感器。用一根光纤作为输入通道, 三根光纤作为输出通道, 每两通道构建一个双通道光纤位移传感器。对不同双通道传感器输出进行数据融合处理, 拓宽了传感器的测量范围。对传感器测量结果进行归一化处理, 得到传感器的多条输出特性曲线; 然后从获得的多条输出特性曲线中选取合适的区域作为传感器的工作区间; 最后, 分别采用回归分析和神经网络算法对选取的工作区间进行数据融合处理, 并讨论了它们的适用范围和优缺点。实验结果表明, 多通道光纤位移传感器结合适当的数据融合方法, 提高了系统的测量精度和稳定性, 采用径向基函数(RBF)神经网络法得到的最大相对误差小于 1.0%。三个通道融合后, 光纤位移传感器的动态范围扩展为双通道的 1.5 倍。

关键词: 光纤位移传感器; 多通道; 数据融合; 回归分析; 径向基函数神经网络

中图分类号: TN253 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132111.2764

Multi-channel fiber-optic displacement sensor based on data fusion

XIAO Shao-rong^{1*}, ZHANG Zhou-Cai², HUANG Xin²

(1. *School of Physics and Optoelectronic Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;*

2. *School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)*

** Corresponding author, E-mail: sr.xiao@163.com*

Abstract: A multi-channel fiber-optic displacement sensor was proposed based on the multi-sensor data fusion theory. By using a fiber as the input channel, and three fibers as the output one, every two channels constructed a two-channel fiber-optic displacement sensor. Then, the data from different two-channel fiber-optic sensors were fused to extend the measurement range of the sensor. Furthermore, the sensor measurement results were normalized to obtain the plurality of output characteristic curves of the sensor. By selecting the appropriate area from the plurality of output characteristic curves, the operation range of the sensor was determined. Finally, the data were processed by regression analysis and neural network algorithm respectively and the range of application, advantages and disadvantages of the methods were discussed. The results show that the measurement accuracy and stability have been improved. The greatest relative error by the Radial Basis Function(RBF) neural network is less than 1.0%, and the dynamic range of three channel fiber optic displacement sensor is

收稿日期: 2013-05-07; 修订日期: 2013-06-07.

基金项目: 科技部公益性(气象)行业专项资助项目(No. GYHY201106047); 江苏省科技支撑计划资助项目(No. BE2010733)

extended to 1.5 times that of dual channel sensors with appropriate data fusion.

Key words: fiber optic displacement sensor; multi-channel; data fusion; regression analysis; Radial Basis Function(RBF) neural network

1 引言

位移测量是光纤传感器的重要应用之一。用两根多模光纤构成的光强反射式结构是光纤位移传感器的典型结构,但这种结构存在“光峰”现象^[1-2]。利用双通道结构^[3-5]能很好地解决光峰带来的多值问题,并且通过选取两路信号的比值作为测量信号,能够有效抑制环境干扰带来的误差,在一定程度上提高测量精度。因此,双通道结构得到了广泛的关注和应用^[6-7]。

受到光纤探头接收范围的影响,双通道结构传感器与单通道类似,其位移测量范围仍不够大。传感器的多通道结构实质是多个传感器的组合测量,数据融合技术在多传感器测试系统中发挥着重要作用^[8-9]。为了拓宽光纤传感器的测试范围,有学者^[10]用神经网络算法对两光纤束通道接收的光强所形成的输出单峰特性进行处理,有效地拓展了测量范围,但采用的与被测位移面间距保持不变的参考单通道光纤传感器,却给应用带来很大不便。本文基于多传感器数据融合理论,构建了一种多通道光纤位移传感器。用一根光纤作为输入通道,三根光纤作为输出通道,每两通道构建一个双通道光纤位移传感器。对不同的双通道传感器输出进行数据融合处理,以便拓宽双通道光强反射式光纤位移传感器的测量范围。

2 多通道光纤位移传感器

三通道光强反射式光纤位移传感器的结构如图 1 所示。e 为投射光纤,a,b,c 为接收光纤,它们的芯纤半径相等。 l_a, l_b, l_c 分别为光纤 a,b,c 与光纤 e 的芯轴间的距离,且 $l_c > l_b > l_a$ 。投射光纤和接收光纤到反射面的距离均为 d ,即为待测位移。投射光纤输出的光束呈发散的圆锥状投射到反射面 M 上,并经反射面 M 反射,其中部分反射光被接收光纤 a,b,c 接收。每两个通道确定传感器的一个输出特性参量 Φ ,定义 Φ 为两根接收光纤收到的光强之比。以 b 和 c 接收光纤为例,

它们的输出特性为:

$$\Phi = \frac{I_c}{I_b}, \quad (1)$$

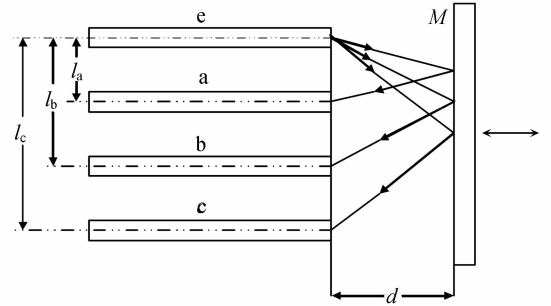


图 1 光纤位移传感器结构

Fig. 1 Structure of optical fiber displacement sensor

其中: I_b, I_c 分别为接收光纤 b 和 c 收到的光强。光纤 a,b,c 的参数及传感器探头的几何参数确定之后, Φ 仅与传感器探头端面到位移反射面间的距离有关^[5]:

$$\Phi = \frac{\left[1 - \frac{l_c^2}{l_c^2 + 4d^2} \cdot \frac{1}{A_N^2}\right] [l_b + 4d^2]^{3/2}}{\left[1 - \frac{l_b^2}{l_b^2 + 4d^2} \cdot \frac{1}{A_N^2}\right] [l_c + 4d^2]^{3/2}}, \quad (2)$$

式中: A_N 为投射光纤 e 的数值孔径。传感器的最小工作距离 d_{\min} 为^[5]:

$$d_{\min} = \frac{l_b}{2} \left[\frac{1}{A_N^2} - 1 \right]^{1/2}. \quad (3)$$

传感器输出参量与涉及到的两根光纤与投射光纤间的距离有关。由于光纤 a 距离投射光纤 e 最近,其最小工作距离靠近探头端面,接收到的光强最强;光纤 b 次之,光纤 c 距离较远,接收到的光强最弱。

实验中, l_a, l_b, l_c 分别为 0.5, 1.0, 1.5 mm,用分辨率为 0.01 mm 的千分尺对 1.8~6.05 mm 位移量每隔 0.05 mm 进行测量,获得 3 个传感器的输出参量样本。为了消除外界环境的干扰,将 3 个传感器的输出进行归一化处理,获得 3 个传感器的输出特性曲线,如图 2 所示。每一条曲线都是一个双通道光纤位移传感器的输出特性,其对应的线性区域约为 2.0 mm。

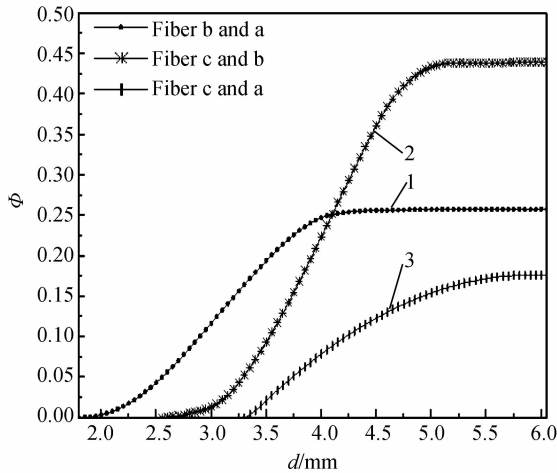


图 2 多通道光纤位移传感器的输出特性曲线

Fig. 2 Output property curves of multi-channel optical fiber displacement sensors

灵敏度是传感器的一个重要指标,其定义为传感器在稳态工作情况下单位输入量变化产生的输出量变化,即输出-输入特性曲线的斜率。斜率越大,传感器的灵敏度越高。应用时尽量选择线性较好的位移段作为工作区域,选取 3 条曲线的位移段:曲线 1 为 2.2~3.9 mm,曲线 2 为 3.15~4.75 mm,曲线 3 为 3.3~5.2 mm。从图中可以看出,在 3 条曲线的位移段中曲线 2 的斜率最大,曲线 1 次之,曲线 3 最差。为了尽量增大传感器的灵敏度,减少外界干扰带来的误差,当工作位移段有多条曲线时选取斜率最大,反应最灵敏的曲线段作为传感器的工作区间,所以在 2.2~3.15 mm 位移段选择曲线 1 为样本数据,3.15~4.75 mm 选择曲线 2 为样本,4.75~5.2 mm 选择曲线 3 为样本。光纤传感器的工作区间定为 2.2~5.2 mm。

3 数据融合

数据融合是通过一定算法对来自多个传感器的多源信息进行综合处理,以产生更可靠、更准确的信息。根据多源观测信息给出一个关于状态的最优估计量,从而减少在信息处理中可能出现的误差,降低信息的不确定性。本文系统采用三路传感光路感知待测量,通过信息融合的方法将三路测量结果进行综合处理来降低干扰,确保在足够高的灵敏度下,拓宽传感器的测量范围。对系统进行数据采样并分析取得 2.2~3.15 mm、

3.15~4.75 mm、4.75~5.2 mm 3 个位移段的数据样本。然后对这些数据样本进行融合处理。

3.1 回归分析法

回归分析法(Regression Analysis, AS)是通过研究两个或两个以上变量之间的相关关系对未来进行预测的一种数学方法。它既提供了建立变量之间相关关系的数学表达式,通常称为经验公式的一般途径;又可以对所建立的经验公式的适用性进行分析,使之能有效地用于预测和控制。

3.1.1 AS 基本原理

在 AS 中,给定通道测试数据点 $(x_{11}, x_{21}, \dots, x_{m1}, y_1), (x_{12}, x_{22}, \dots, x_{m2}, y_2), \dots, (x_{1N}, x_{2N}, \dots, x_{mN}, y_N)$ 。其中,数值输出 y_j 为线性函数,即一些输入变量 x_{1j}, \dots, x_{mj} 和噪声的加权。则回归模型^[11]可表示为:

$$y_j = b_0 + b_1 x_{1j} + b_2 x_{2j} + \dots + b_m x_{mj} + \epsilon, \quad (4)$$

式中: $b_k (k = 0, 1, \dots, m)$, ϵ 为高阶无穷小。

残差平方和为:

$$\sum_{j=1}^N \delta_j^2 = \sum_{j=1}^N [y_j - (b_0 + b_1 x_{1j} + b_2 x_{2j} + \dots + b_m x_{mj})]^2 = Q(b_0, b_1, \dots, b_m). \quad (5)$$

可由极值条件确定使残差平方和达到最小时的参数值 b_k , 即:

$$\frac{\partial Q}{\partial b_k} = -2 \sum_{j=1}^N [y_j - (b_0 + b_1 x_{1j} + b_2 x_{2j} + \dots + b_m x_{mj})] x_{kj} = 0. \quad (6)$$

其中, $k = 0, 1, \dots, m, x_{0j} = 1$ 。

若 $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_j, \bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{ij}, i = 1, 2, \dots, m$, 在式(6)中取 $k=0$ 得:

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x}_1 - \dots - b_m \bar{x}_m. \quad (7)$$

由(6)得:

$$\sum_{j=1}^N x_{kj} y_j - b_0 \sum_{j=1}^N x_{kj} - b_1 \sum_{j=1}^N x_{1j} x_{kj} - \dots - b_m \sum_{j=1}^N x_{mj} x_{kj} = 0, \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{kj} y_j - (\bar{y} - b_1 \bar{x}_1 - \dots - b_m \bar{x}_m) \sum_{j=1}^N x_{kj} - b_1 \sum_{j=1}^N x_{1j} x_{kj} - \dots - b_m \sum_{j=1}^N x_{mj} x_{kj} = 0, \quad (9)$$

$$b_1 \sum_{j=1}^N (x_{1j} - \bar{x}_1) x_{kj} + b_2 \sum_{j=1}^N (x_{2j} - \bar{x}_2) x_{kj} + \dots + b_m \sum_{j=1}^N (x_{mj} - \bar{x}_m) x_{kj} = \sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y}) x_{kj}. \quad (10)$$

记:

$$s_{ki} = s_{ik} = \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i) x_{kj} = \sum_{j=1}^N x_{kj} x_{ij} - \frac{1}{N} \left[\sum_{j=1}^N x_{kj} \right] \left[\sum_{j=1}^N x_{ij} \right], \quad (11)$$

$$s_{ky} = \sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y}) x_{kj} = \sum_{j=1}^N x_{kj} y_j - \frac{1}{N} \left[\sum_{j=1}^N x_{kj} \right] \left[\sum_{j=1}^N y_j \right], \quad (12)$$

其中: $i=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, m$.

得到:

$$\begin{cases} s_{11}b_1 + s_{12}b_2 + \dots + s_{1m}b_m = s_{1y} \\ s_{21}b_1 + s_{22}b_2 + \dots + s_{2m}b_m = s_{2y} \\ \dots\dots\dots \\ s_{m1}b_1 + s_{m2}b_2 + \dots + s_{mm}b_m = s_{my} \end{cases} \quad (13)$$

用克莱姆法则求得多元线性方程组系数 $b_i (i=1, 2, \dots, m)$, 再由式(7)算出 b_0 , 从而得到所需方程。

3.1.2 回归分析融合方法

实验选取的 3 个位移段特性曲线数据都是单调变化, 即单输入单输出。从图 2 可以看出, 2.20~3.15 mm 和 3.15~4.75 mm 位移段内选择的工作曲线的线性较好, 用一元回归分析法对两个位移段拟合。令 2.20~3.15 mm 位移段内曲线 1 的特性参数为 x , 标定位移为 y , 位移表达式为 $y=b_0+b_1x+\epsilon$ 。根据最小二乘法, 求得一元线性方程为:

$$y \approx 7.725x + 2.158. \quad (14)$$

同理, 令 3.15~4.75 mm 位移段内曲线 2 的特性参数为 x , 标定位移为 y , 该位移段的一元线性方程为:

$$y \approx 3.925x + 3.109. \quad (15)$$

而 4.75~5.20 mm 位移段的曲线线性相对较差, 为了减小误差, 令该段位移内曲线 3 的特性参数为 x , 相应标定位移看作函数值。可用三次方程描述位移 y :

$$y = b_0 + b_1x + b_2x^2 + b_3x^3 + \epsilon. \quad (16)$$

其中, b_0, b_1, b_2, b_3 为系数, ϵ 为高级无穷小。

由式(16)计算获得的 y 与标定位移 d 存在误差, 其残差平方和为:

$$\sum_{j=1}^N \delta_j^2 = \sum_{j=1}^N [d_j - (b_0 + b_1x_{1j} + b_2x_{2j} + b_3x_{3j})]^2. \quad (17)$$

为使残差平方和达到最小, 根据极值条件对系数 $b_k (k=0, 1, 2, 3)$ 偏微分且使其结果为 0。建立方程组, 计算出式(16)的系数, 即可确定此方程。经过实验得到的方程为:

$$y = -9.382 + 2.755 \times 10^2 x - 1.891 \times 10^3 x^2 + 4.598 \times 10^3 x^3. \quad (18)$$

把 3 个位移段的输出特性参数分别代入各自方程中, 用工具软件 MATLAB 绘制的曲线如图 3 所示。横坐标表示实际位移 d , 纵坐标表示拟合后传感器的输出位移 y 。

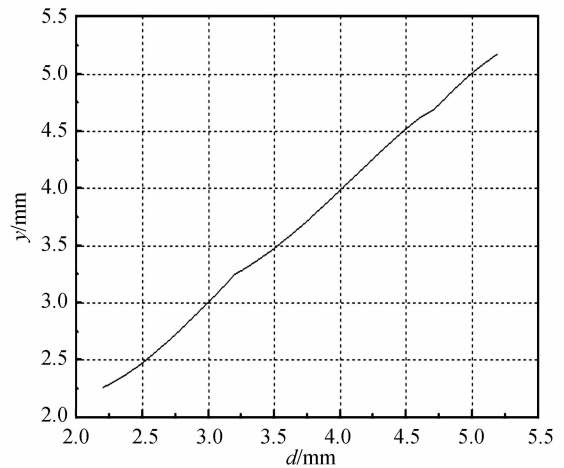


图 3 回归分析融合结果

Fig. 3 Result of regression analysis fusion

3.2 RBF 神经网络算法

径向基函数(Radial Basis Function, RBF)是由 J. Moody 和 C. Darken^[11]在 80 年代末提出的一种神经网络。RBF 网络是一种局部逼近网络, 它能够以任意精度逼近任意连续函数。

3.2.1 RBF 网络结构和工作原理

RBF 网络是能学习和存贮大量的输入输出模式映射关系, 而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程, 它是一种三层前向网络。图 4 是一个 RBF 神经网络结构。

第一层即输入层由信号源节点组成; 第二层为隐含层, 被隐含单元数由所描述问题的需要而定, 隐含单元的变换函数是高斯函数^[12], 即:

$$\Psi_i(\|x - c_i\|) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad (i = 1, 2, \dots, m), \quad (19)$$

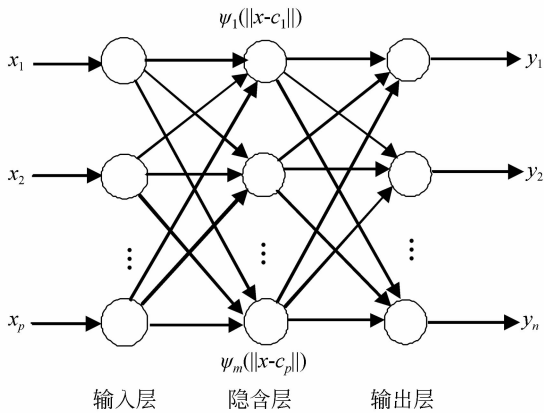


图 4 RBF 神经网络结构

Fig. 4 Structure of RBF neural network

式中: $\Psi_i(\|x - c_i\|)$ 为第 i 个隐含层节点的输出; $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ 为输入样本向量; c_i 为第 i 个隐含层节点的高斯函数的中心且与 x 有相同的维数; σ_i 为第 i 个隐含层节点的变量, 称标准化常数, 或基宽度; m 为隐含层节点的个数, 它是对称中心径向对称且衰减的非线性函数; 第三层为输出层, 它对输入模式的作用做出响应, 采用线性函数作为激活函数, 输出层第 i 个神经元输出为:

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} \Psi_i(\|x - c_i\|) + b, (k = 1, 2, \dots, n). \quad (20)$$

式中: ω_{ik} 为输出层神经网络权值, b 为网络阈值。

由于输入到输出的映射是非线性的, 而隐含层空间到输出空间的映射是线性的, 从而可以大大加快学习速度并避免局部极小问题。

3.2.2 RBF 融合方法

取位移段内的特性参量作为网络输入, 相应光纤传感器的标定位移为网络期望输出, 即网络的输入层和输出层节点数都为 1。采用 k-means 算法^[13]对训练样本进行聚类, 以划分的类别数作为隐含层节点数, 以各类的中心为径向基函数的中心, 各类的方差变换为宽度参数。

初始化网络权值、学习率和阈值, 对样本数据进行必要的归一化处理。分别将 3 个位移段样本输入 RBF 算法中进行训练, 训练完成后用工具软件 MATLAB 对 RBF 网络训练结果进行拟合, 结果如图 5 所示。横坐标表示实际位移 d , 纵坐标表示拟合后传感器的输出位移 y 。

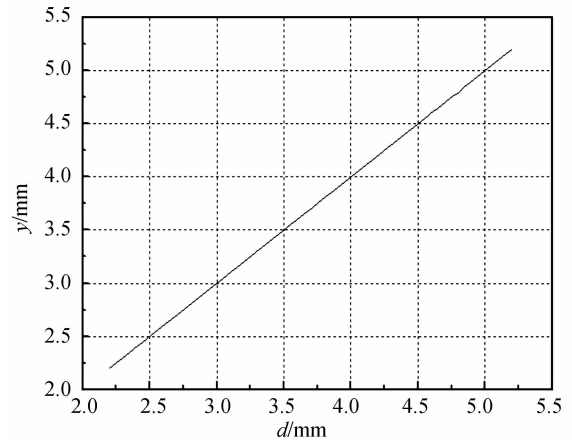


图 5 RBF 神经网络算法融合结果

Fig. 5 Result of RBF neural network algorithm fusion

4 算法分析与讨论

以上给出了 2 种处理三通道光纤传感器输出特性的数据融合算法。其中, 回归分析法的模型结构简单, 参数较少。在分析多因素模型时, 这种方法更加简单和方便; 运用回归模型, 只要采用的模型和数据相同, 通过标准的计算方法可以获得唯一的结果; 本文采用一元回归的方法将 3 个通道的传感器输出特性融合到一条目标曲线, 回归分析可以准确地计量各个因素之间的相关程度与回归拟合程度的差异, 提高观测的可靠性。从图 3 中可以看出, 回归分析法拟合效果一般, 误差较大, 这与输入样本个数和回归分析方法有关, 通过构建更为合适的回归分析模型可以进一步减小误差。RBF 神经网络算法能够逼近任意的非线性函数, 可以处理系统内难以解析的规律, 具有良好的泛化能力, 并有很快的学习收敛速度。而且它是一个局部逼近网络, 对输入空间的某个局部区域只有少数几个连接权值影响输出, 精度很高, 几乎完全逼近。从图 5 可以看出, RBF 算法融合后的输出期望位移值基本与标定位移一致, 误差很小, 能很好地满足系统的精度要求。表 1 为两种算法的比较结果。

经过 3 个通道融合后, 光纤位移传感器的动态范围扩展到 2.20~5.20 mm, 为双通道的 1.5 倍。增加光纤通道数可以进一步扩展传感器的测量范围。实验中观察到, 当激光器的输出功率较

低时,远离发射光纤的接收光纤接收的光信号较弱,对应通道的电信号电压较小。因此,增加光纤

通道数,同时需要增强激光功率,以便提高传感器的可靠性和稳定性。

表 1 回归分析法与 RBF 神经网络法比较

Tab. 1 Comparison between regression analysis and RBF neural network methods

位移段 /mm	样本数	回归分析法			RBF 神经网络法		
		标准差 /mm	最大相对误差 /(%)	最小相对误差 /(%)	标准差 /mm	最大相对误差 /(%)	最小相对误差 /(%)
2.20~3.15	20	0.25×10^{-1}	2.78	1.07	0.34×10^{-3}	0.04	0.003
3.15~4.75	33	0.25×10^{-1}	2.25	0.72	0.81×10^{-3}	0.67	0.1
4.75~5.20	10	0.80×10^{-2}	0.34	0.19	0.39×10^{-3}	0.18	0.03

5 结 论

文中采用三通道光强反射式光纤传感器构成位移测量系统。用三根光纤同时接收反射光,每两根组成一个双通道光纤传感器,可以消除光源光强变化和環境光干扰带来的影响。在得到的 3 条特性曲线中,选取线性较好、灵敏度高的特性曲

线作为工作区域,对样本数据进行融合处理,不仅能够降低系统的不确定性,而且可拓宽传感器的测量范围。对于同样的传感器结构测得同一组数据,采用不同的数据处理方法,所得结果也会有所不同,RBF 神经网络法的最大相对误差小于 1.0%。3 个通道融合后,光纤位移传感器的动态范围扩展为双通道的 1.5 倍;通过增加传感器接收光纤的数目,可以进一步拓展传感器的测量范围。

参考文献:

[1] 赵勇,李鹏生,浦昭邦. 光纤位移传感器进展及其应用[J]. 传感器技术,1999,18(2):4-6.
ZHAO Y, LI P SH, PU ZH B. Development and application of fiber-optic displacement sensor[J]. *Journal of Transducer Technology*, 1999, 18(2): 4-6. (in Chinese)

[2] 孙晶华,王智元. 反射式光纤位移传感器的灵敏度计算[J]. 传感器技术,1997,16(1):26-29.
SUN J H, WANG ZH Y. Sensitivity calculation of reflective type fiber-optic displacement sensor[J]. *Journal of Transducer Technology*, 1997, 16(1): 26-29. (in Chinese)

[3] 苑立波,房国义. 反射补偿式光纤位移传感器的理论分析[J]. 光通信技术,1993,17(4):213-217.
YUAN L B, FANG G Y. The theoretical analysis of reflective compensation type fiber-optic displacement sensing probe[J]. *Optical Communication Technology*, 1993,17(4):213-217. (in Chinese)

[4] 肖韶荣. 双通道抛物线型多模光纤位移传感器输出特性[J]. 量子电子学报,1999,16(2):186-189.

XIAO SH R. Two-channel parabolic multimode fiber displacement sensor output characteristics[J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 1999, 16(2):186-189. (in Chinese)

[5] XIAO S R. Investigation on the properties of the two-way optical fiber sensor for displacement[J]. *Acta Photonica Sinica*, 1998,27(z1):126-129.

[6] 胡光辉,刘晔,张国林,等. 双光路光纤位移传感器数据融合方法的研究[J]. 激光与红外,2004,34(4):315-318.
HU G H, LIU Y, ZHANG G L, et al.. Research on methods of data fusion for optical fiber displacement sensor using double optical paths[J]. *Laser & Infrared*, 2004, 34(4): 315-318. (in Chinese)

[7] 肖韶荣,朱平,贾富来. 光纤气压传感器特性分析[J]. 光学精密工程,2008,16(6):1042-1047.
XIAO SH R, ZHU P, BEN F L. Analysis on characteristics of optical fiber sensor for atmospheric pressure[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(6): 1042-1047. (in Chinese)

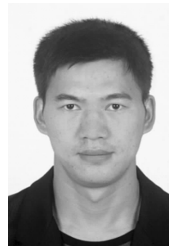
[8] 何友,彭应宁. 多传感器数据融合模型综述[J]. 清华大学学报:自然科学版,1996,36(9):14-20.

- HE Y, PEN Y N. Summary of multi-sensor data fusion model[J]. *Journal of Tsinghua University: Sci. & Tech.*, 1996, 36 (9):14-20.
- [9] 阙瑞义, 朱荣, 刘鹏, 等. 组合热膜式流速矢量传感器[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(1): 103-109.
- QUE R Y, ZHU R, LIU P, *et al.*. Combined hot film anemometers for measuring flow speed vectors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(1): 103-109. (in Chinese)
- [10] 汪晓东, 叶美盈. 宽量程反射式光纤位移传感器的研究[J]. *中国激光*, 2002, 29(9):813-816.
- WANG X D, YE M Y. Study on reflective fiber optic sensor for displacement measurement over a wide measuring range [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2002, 29(9): 813-816. (in Chinese)
- [11] MOODY J, DARKEN C. Fast learning in networks of locally-tuned processing units[J]. *Neural Computation*, 1989, 1(2): 281-294.
- [12] AUDONE B, GIUNTA G. Multiple Linear Regression to Detect Shielding Effectiveness Degradations[C]. *EMC Europe*, 2008.
- [13] 朱明星, 张德龙. RBF 网络基函数中心选取算法的研究[J]. *安徽大学学报:自然科学版*, 2000, 24 (1): 72-78.
- ZHU M X, ZHANG D L. RBF network basis function center selection algorithm [J]. *Journal of Anhui University: Natural Science Edition*, 2000, 24(1): 72-78. (in Chinese)

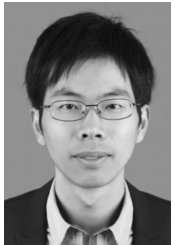
作者简介:



肖韶荣 (1958—), 男, 江西吉安人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事大气环境光电探测技术的研究工作。E-mail: sr.xiao@163.com



张周财 (1986—), 男, 江西德兴人, 硕士, 研究方向为光电信号处理方法。E-mail: a515717152@126.com



黄新 (1988—), 男, 江苏江阴人, 硕士, 研究方向大气光探测技术。E-mail: 364296999@qq.com

(版权所有 未经许可 不得转载)