

文章编号 1004-924X(2008)02-0235-06

基于 RBF 神经网络的数字闭环光纤陀螺温度误差补偿

金 靖, 张忠钢, 王 峥, 宋凝芳, 张春熹

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100083)

摘要: 设计了基于径向基函数(RBF)神经网络的温度误差补偿方案, 并对该方案所采用的标度因数误差模型和偏置误差模型进行研究。根据光纤陀螺的温度误差分布情况设计了标度因数误差和偏置误差联合补偿的方案, 将基于多尺度分析的噪声和趋势项分离算法应用于建模数据预处理, 以提高建模数据的准确性。建立了 RBF 神经网络模型, 并改进模型的学习方法以防止网络的过拟合。最后, 讨论模型输入向量对神经网络规模的影响。温度补偿的结果表明: 标度因数误差模型的残差均方(RMS)达到 $0.73(\text{bit}/(^\circ)/\text{s})^2$, 偏置误差模型的 RMS 达到 $0.051(\text{bit}/(^\circ)/\text{s})^2$ 。该建模方法可以消除数字闭环光纤陀螺温度误差, 满足中、高精度光纤陀螺实时温度补偿的要求。

关键词: 光纤陀螺; 神经网络; 温度误差; 误差模型; 误差补偿

中图分类号: TN253; TP183 **文献标识码:** A

Temperature error compensation for digital closed-loop fiber optic gyroscope based on RBF neural network

JIN Jing, ZHANG Zhong-gang, WANG Zheng, SONG Ning-fang, ZHANG Chun-xi

(*School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China*)

Abstract: A scheme based on Radial Basis Function (RBF) neural networks was designed for temperature error compensation and the scale factor error model and the bias error model were investigated. Based on the temperature error distribution of Fiber Optic Gyroscope (FOG), a scheme combined scale factor error compensation with bias error compensation was designed for temperature error compensation. A separate algorithm based on multiscale analysis was used in the preprocess of modeling data for higher modeling accuracy. Then, the two RBF neural network models were developed and their learning algorithms were improved to avoid over-fitting. Finally, the effects of the models' input vectors on the models' scale were discussed as well. The simulation results indicate that Residual Mean Square (RMS) of the scale factor error model is $0.73(\text{bit}/(^\circ)/\text{s})^2$ and the RMS of the bias error model is $0.051(\text{bit}/(^\circ)/\text{s})^2$. The error models can satisfy the requirements of real-time temperature compensation for mid and high precision FOGs.

Key words: fiber optic gyroscope; neural network; temperature error; error model; error compensation

收稿日期: 2007-08-27; 修订日期: 2007-10-12.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2006AA801107)

1 引言

数字闭环光纤陀螺具有高可靠性、大动态范围、体积小、质量轻等优点,但是其性能易受温度影响,这主要是由于光纤折射率、波长、光功率、光纤环几何尺寸、光纤损耗、调制系数等光学参数和调制频率、调制解调相位等电学参数随温度波动引起的^[1-3]。对于中精度光纤陀螺,从机理上消除温度误差难度大、成本高,而温度误差建模补偿是一种简单、快捷的解决方法。常用的建模方法有线性回归模型、神经网络模型等,前者结构简单,但要取得高的建模精度必须明确模型的物理意义,而且此结构对复杂的非线性关系无能为力;后者结构复杂,对物理过程可看作黑箱模型,且具有良好的逼近复杂非线性函数的能力^[4-5]。

近年,将神经网络应用于光纤陀螺温度补偿成为一个研究热点,但其中较少讨论建模数据预处理、模型泛化能力以及模型规模的缩减方法等问题^[6-7]。本文提出一种标度因数和偏置温度误差联合补偿的模型,利用 RBF 神经网络出色的函数逼近能力和学习能力,建立了温度误差模型,通过对建模数据的预处理和改进学习方法提高了模型精度和泛化能力,并通过增加输入向量削减了模型规模。

2 温度误差补偿原理

由数字闭环光纤陀螺(FOG)工作原理可知^[1],理想情况下陀螺输出为一个数字量 D_o ,该数字量即代表了陀螺当前敏感轴方向的输入角速度 Ω_i , D_o 和 Ω_i 之间为线性比例关系,可表示为:

$$D_o = \Omega_i K_o, \quad (1)$$

式中, K_o 为陀螺理想的标度因数。陀螺输出角速度表示为:

$$\Omega_o = \frac{D_o}{K_o} = \Omega_i. \quad (2)$$

由于光纤陀螺检测电路和光路设计、制作的不完美,总会在陀螺的输出引入附加偏置误差 B ,而且标度因数和偏置误差都受温度 t 的影响^[1-3]。因此,实际陀螺的输出表达式为:

$$D_o = \Omega_i K + B, \quad (3)$$

式中, K 为陀螺实际的标度因数。此时,陀螺输

出角速度表示为:

$$\Omega_o = \frac{D_o}{K_o} = \Omega_i \frac{K}{K_o} + \frac{B}{K_o}, \quad (4)$$

可见, $\Omega_o \neq \Omega_i$, Ω_o 中包含了标度因数温度误差和偏置温度误差。为了消除温度误差的影响,设计了光纤陀螺温度误差补偿方案,如图 1 所示。

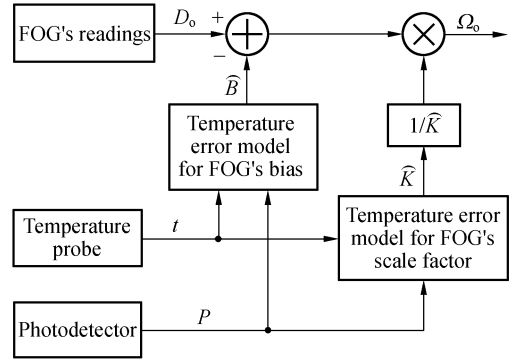


图 1 温度补偿方案

Fig. 1 Scheme of temperature compensation

图中, P 为转换成电压值的光功率, \hat{B} 、 \hat{K} 为使用温度误差模型对 B 、 K 的估计值。由图 1 可得陀螺输出角速度表达式为:

$$\Omega_o = (D_o - \hat{B}) / \hat{K}, \quad (5)$$

将式(3)代入式(5)得:

$$\Omega_o = \Omega_i \frac{K}{\hat{K}} + \frac{B - \hat{B}}{\hat{K}}. \quad (6)$$

可见,若陀螺温度误差模型估计值足够准确,使得 $K \approx \hat{K}$ 、 $B \approx \hat{B}$,则有 $\Omega_o \approx \Omega_i$ 。

3 建模数据测量与预处理

神经网络结构的过设计将导致对训练数据的过拟合,从而使网络泛化属性丢失。建模数据不准确是产生过拟合的根本原因,不合理的网络结构参数使网络的学习能力过强,把建模数据中的误差也记录下来,反而在其准确的位置不能给出正确的预测。合理的数据测试方法和预处理方法可以改善建模数据样本的质量^[8-9]。

由于标度因数的测量和计算比较复杂,不可能得到连续的建模数据。为了使建模数据更接近真实值,就要提高测量次数,使其均值接近准确值。测试数据分 3 次进行,每次在 $-40 \sim 60$ °C 范围内选择 7 个测试点,共计 21 个测试点,同步测

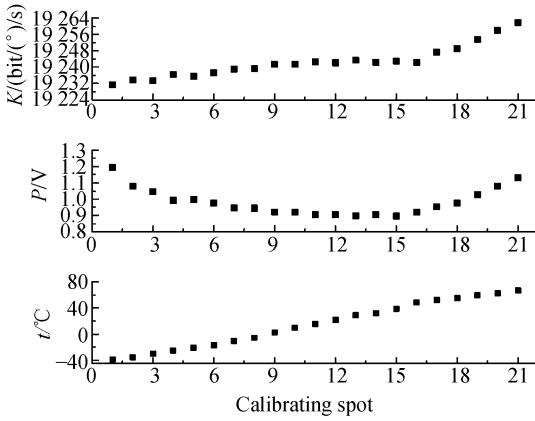


图 2 标度因数温度误差测试结果

Fig. 2 Testing results of temperature error for scale factor

量 t 、 P 、 K , 测试结果如图 2 所示。

陀螺偏置误差测试的温度范围是 $-40 \sim 60$ $^{\circ}\text{C}$, 考虑到陀螺实际的应用环境条件, 同时使数据样本具有代表性, 分别选取了 0.5 、 1 和 2 $^{\circ}\text{C}/\text{min}$ 3 种温度变化速率, 每个温度变化速率都进行 1 个升降温循环测试。同步采集陀螺输出偏置误差 B 、 t 和 P , 数据取样间隔为 10 s, 采集时间为 $53\ 600$ s。由于偏置误差数据量大, 且包含丰富的噪声, 所以选取 Daubechies2 小波对其进行基于多尺度分析的噪声和趋势项分离^[10-11], 由于温度变换过程中陀螺输出噪声能量也随之波动, 所以平稳性检验只针对均值进行, 而忽略方差的平稳性检验, 最终取第 4 尺度分解时的近似信息作为建模用的偏置误差数据 B , 数据测试和处理结果如图 3 所示。

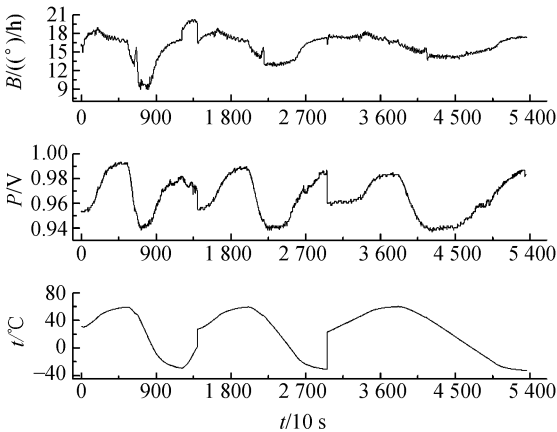


图 3 偏置温度误差测试结果

Fig. 3 Testing results of temperature error for bias

4 温度误差的 RBF 神经网络模型

根据 RBF 神经网络工作原理^[9], 建立了如图 4 所示的温度误差模型。

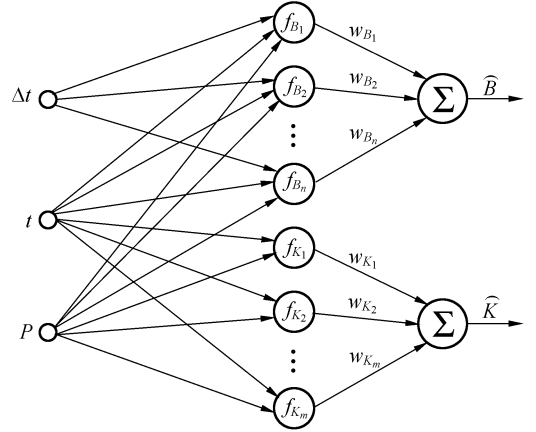


图 4 基于 RBF 神经网络的温度误差模型

Fig. 4 Temperature error model based on RBF neural network

温度误差模型包含偏置误差模型和标度因数误差模型, 分别对 B 、 K 进行估计, 两模型包含公共输入向量 t 、 P , 偏置误差模型还包括输入向量 Δt , Δt 表示光纤环径向的温度梯度, 可用 t 的差分估计。网络输出可表示为:

$$\hat{B} = \sum_{i=1}^n \omega_{B_i} f(\mathbf{X}_B; C_{B_i}, \sigma_{B_i}) = \sum_{i=1}^n \omega_{B_i} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_B - C_{B_i}\|^2}{2\sigma_{B_i}^2}\right), \quad (7)$$

$$\hat{K} = \sum_{i=1}^m \omega_{K_i} f(\mathbf{X}_K; C_{K_i}, \sigma_{K_i}) = \sum_{i=1}^m \omega_{K_i} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_K - C_{K_i}\|^2}{2\sigma_{K_i}^2}\right), \quad (8)$$

式中, f 为隐层径向基函数, 这里取为高斯函数; 输入向量 $\mathbf{X}_B = [\Delta t, t, P]$ 、 $\mathbf{X}_K = [t, P]$; m 、 n 为隐层节点数; C_{B_i} 、 C_{K_i} 是输入向量空间的 RBF 中心; 扩展参数 σ_{B_i} 、 σ_{K_i} 控制 RBF 的宽度; ω_{B_i} 、 ω_{K_i} 是输出层权值。

两模型均采用正交最小二乘(OLS)法独立进行学习, OLS 提供了用于中心选择的系统方法, 显著地压缩了 RBF 网络的规模, 它将 RBF 网络看作是如下回归模型:

$$y(j) = \sum_{i=1}^M q_i(j) \omega_i + e(j), \quad (9)$$

式中, $y(j)$ ($j=1, 2, \dots, N$) 是期望输出; $e(j)$ 是残差; $q_i(j)$ 是回归算子, 也是隐层节点在不同输入下的响应 $f(X_j; C_i, \sigma_i)$ 。

式(9)写成矩阵形式:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Q}\mathbf{W} + \mathbf{E} \quad (10)$$

求解式(10)的关键是回归算子的选择, 如果确定了回归矩阵 \mathbf{Q} , 就可用线性最小二乘法来求解权值向量 \mathbf{W} 。采用 Gram-Schmidt 正交化方法将 \mathbf{Q} 分解^[12]:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{U}\mathbf{A} \quad (11)$$

式中, \mathbf{U} 为 $M \times M$ 的上三角阵, \mathbf{A} 为 $N \times M$ 的正交阵, 即满足:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{H} \quad (12)$$

式中, \mathbf{H} 为对角矩阵, 若令 $\mathbf{A}\mathbf{W} = \mathbf{g}$, 则式(10)可写为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{g} + \mathbf{E} \quad (13)$$

式(13)的最小二乘解为:

$$\hat{\mathbf{g}} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{Y} \quad (14)$$

假设式(13)右边两项互不相关, 则有:

$$\mathbf{Y}^T \mathbf{Y} = \sum_{i=1}^M g_i^2 \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_i + \mathbf{E}^T \mathbf{E} \quad (15)$$

式中, \mathbf{u}_i 为 \mathbf{U} 的列向量, g_i 为向量 \mathbf{g} 中的元素。定义误差减小率为:

$$\varepsilon_i = g_i^2 \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_i / (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}) \quad (16)$$

则有:

$$1 - \sum_{i=1}^M \varepsilon_i = \mathbf{E}^T \mathbf{E} / (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}) \quad (17)$$

由式(17)可知, ε_i 越大则相对误差 $\mathbf{E}^T \mathbf{E} / (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y})$ 越小。因此要选择尽量使 ε_i 大的回归算子 q_i 。使用前向选择法挑选回归算子 q_i , 直至达到规定隐层节点数或式(18)成立:

$$1 - \sum_{i=1}^M \varepsilon_i < \rho \quad (18)$$

式中, M 为最终选出的回归算子个数, 也就是 RBF 的中心数目; $0 < \rho < 1$ 是选择的容许值。因此, 如何选择 RBF 中心的问题就变成了线性回归中如何从候选集中选择关键回归子集的问题。

5 RBF 神经网络建模及补偿结果

为了防止过拟合, 将建模数据划分为训练样本和验证样本, 训练样本用来计算网络参数, 验证样本用来检验网络泛化性能, 验证样本通过网络

产生的残差平方和称为验证误差。每增加一个隐层节点, 重新训练网络后计算验证误差, 当验证误差在节点增加后不减小反而增加时, 则训练网络结束。

对标度因数误差建模的结果如图 5 所示, 训练误差曲线如图 6 所示。网络包含 5 个隐层节点, 残差平方和 (SSE) 为 $11.7 \text{ (bit/((}^\circ\text{/s))^2}$, RMS 为 $0.73 \text{ (bit/((}^\circ\text{/s))^2}$ 。其中定义 $\text{RMS} = \text{SSE} / (N - M)$, N 为输入向量数目, M 为网络隐层节点数目。若只用 t 作为模型输入向量, 则需 7 个隐层节点才能使模型的 SSE、RMS 分别达到 $12.1 \text{ (bit/((}^\circ\text{/s))^2}$ 和 $0.86 \text{ (bit/((}^\circ\text{/s))^2}$ 。

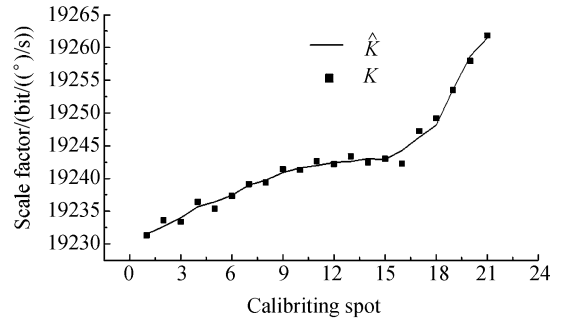


图 5 标度因数温度误差建模结果

Fig. 5 Result of temperature error model for scale factor

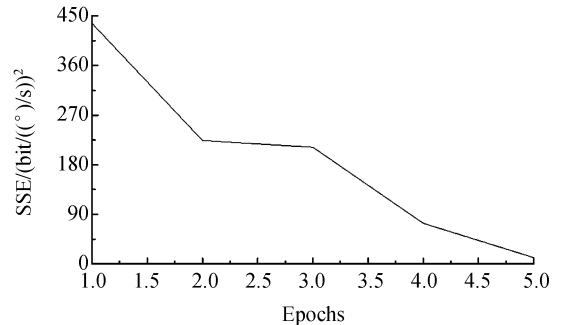


图 6 标度因数温度误差模型学习曲线

Fig. 6 Learning curve of temperature error model for scale factor

对偏置误差建模的结果如图 7 所示, 训练误差曲线如图 8 所示。网络包含 30 个隐层节点, SSE 为 $273.22 \text{ ((}^\circ\text{/h))^2}$, RMS 为 $0.051 \text{ ((}^\circ\text{/h))^2}$; 若只用 $t, \Delta t$ 作为模型输入向量, 则需要 40 个隐层节点才能使模型的 SSE、RMS 分别达到 $265.1 \text{ ((}^\circ\text{/h))^2}$ 和 $0.05 \text{ ((}^\circ\text{/h))^2}$ 。

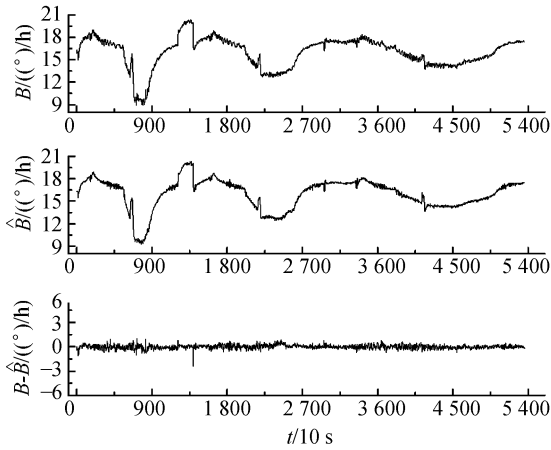


图 7 偏置温度误差建模结果

Fig. 7 Results of temperature error model for output bias

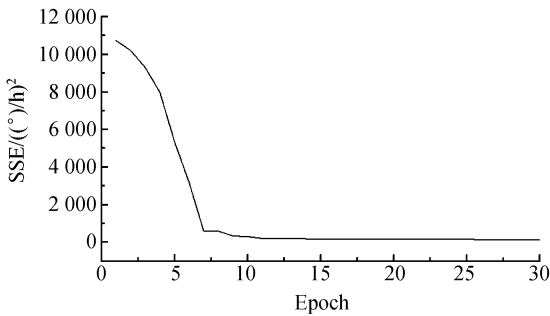


图 8 偏置温度误差模型学习曲线

Fig. 8 Learning curve of temperature error model for output bias

使用图 1 的温度补偿方案和图 4 的温度误差模型对本文建模用的光纤陀螺进行了温度误差补偿,并按上文建模时的测试条件重新进行了测试。补偿前、后的标度因数误差和偏置稳定性测试结果如表 1 所示。

表 1 温度误差补偿结果

Tab. 1 Results of temperature error compensation

	标度因数误差	偏置稳定性((°)/h)
补偿前	9.97×10^{-4}	3.25
补偿后	7.23×10^{-5}	0.31

6 结 论

采用本文提出的基于 RBF 神经网络的温度误差建模方法,标度因数误差模型的 RMS 达到 $0.73 \text{ (bit/((°)/s)}^2$,偏置误差模型的 RMS 达到 $0.051 \text{ (bit/((°)/s)}^2$,这已经可以适用于中、高精度的光纤陀螺了。通过在模型输入向量中引入到达探测器的光功率,达到相同的建模精度可以使标度因数误差模型和偏置误差模型的规模分别减小 30% 和 25%,这为实现实时温度补偿提供了有利的条件。温度误差补偿的测试结果显示:补偿后的标度因数误差和偏置稳定性均比补偿前降低约 10 倍。

参考文献:

- [1] BURNS W K. *Optical Fiber Rotation Sensing* [M]. San Diego: Academic Press Inc, 1993.
- [2] TIAN H T, ZHANG CH X, JIN J, *et al.*. Effect of modulation frequency jitter on coherent detection and its elimination algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(4):604-610.
- [3] PAVLATH G A. Challenges in the development of the IFOG [C]. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Austin, Texas: AIAA*, 2003: 11-14.
- [4] 王新国,李家全,许化龙,等. 光纤陀螺温度和标度因数非线性误差建模研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(9): 1922-1924.
WANG X G, LI J L, XU H L, *et al.*. Research of FOG's error modeling based on temperature and scale factor nonlinearity[J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(9):1922-1924. (in Chinese)
- [5] 张鹏飞,龙兴武. 二频机抖激光陀螺零偏的温度特性的逐步回归分析[J]. 光学技术, 2006, 32(5):738-740.
ZHANG P F, LONG X W. Analysis on temperature characteristic of mechanically dithered RLG's bias with a method of stepwise regression[J]. *Optical Technique*, 2006, 32(5):738-740. (in Chinese)
- [6] BIAN H W, JIN ZH H, TIAN W F. A projection pursuit learning network for modeling temperature drift of FOG [C]. *Neural Networks & Signal Processing Conference, Nanjing, P.R China: IEEE*, 2003: 87-90.
- [7] CHEN X Y. Modeling random gyro drift by time series neural networks and by traditional method [C]. *Neural*

Networks & Signal Processing Conference, Nanjing, P. R China: IEEE, 2003: 810-813.

- [8] 李鸣鸣, 龚振邦, 欧阳航空, 等. 实验数据 RBF 神经网络模型中噪声的处理方法[J]. *光学精密工程*, 2005, 13(Supp.): 227-231.
LI M M, GONG ZH B, OU-YANG H K, *et al.*. Strategies to the noise contained in experimental data in RBF neural network model[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(Supp.): 227-231. (in Chinese)
- [9] HAM F M, KOSTANIC I. *Principles of Neurocomputing for Science & Engineering*[M]. USA: McGraw-Hill Companies, Inc, 2001: 71-106.
- [10] 周哲, 庄良杰, 熊正南, 等. 基于小波分析的陀螺漂移趋势项提取[J]. *中国惯性技术学报*, 1999, 7(4): 58-60.
ZHOU ZH, ZHUANG L J, XIONG ZH N, *et al.*. Trend extraction of gyro's drift based on wavelet analysis[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 1999, 7(4): 58-60. (in Chinese)
- [11] 杨建国. 小波分析及其工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 107-125.
YANG J G. *Wavelet Analysis and Its Engineering Applications* [M]. Beijing: China Machine Press, 2005: 107-125. (in Chinese)
- [12] 朱长青. 数值计算方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 1-123.
ZHU CH Q. *Numerical Calculation Method and Its Applications*[M]. Beijing: Science Press, 2006: 1-123. (in Chinese)

作者简介: 金靖(1975—), 男, 内蒙古包头人, 讲师, 在读博士, 主要从事光纤传感器、微弱信号检测等方面的研究。E-mail: jinjing@buaa.edu.cn

张春熹(1968—), 男, 湖南人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事光纤传感、信号检测等方面的研究。

● 下期预告

LED 光源光学粒子计数器的研制

李学彬, 高亦桥, 纪玉峰, 胡欢陵

(中国科学院安徽光机所 大气光学研究中心, 安徽 合肥 230031)

为了提高光学粒子计数器的测量性能, 克服白炽灯和激光作光源带来的缺点, 研制了一台光学粒子计数器。以 Mie 散射为原理, 测量粒子的粒径; 以发光强度高、发光波长宽的 LED 为光源, 具有白炽灯和激光作光源无法达到的使用寿命长和响应曲线单调等优点。与浊度计测量结果对比表明: 该仪器的测量误差在 15% 以内, 测量结果合理。由于该仪器光源使用寿命是白炽灯的 60 倍, 可以根据需要对测量粒径任意分道, 所以该仪器适用于测量大气气溶胶粒子谱分布。