

## 基于 RBF 神经网络的光纤陀螺启动补偿及应用

沈 军<sup>1</sup>, 缪玲娟<sup>1</sup>, 吴军伟<sup>1,2</sup>, 郭子伟<sup>1</sup>

(1. 北京理工大学 自动化学院, 北京 100081; 2. 北京自动化控制设备研究所, 北京 100074)

**摘 要:** 光纤陀螺对温度比较敏感, 由于温度引起的零偏漂移是光纤陀螺工作尤其是启动过程中的一种较大误差。文中为了减小光纤陀螺启动过程的零偏漂移、缩短启动时间, 提出了对光纤陀螺启动过程进行补偿的方案。该方案以光纤陀螺温度和温度变化率为输入、光纤陀螺漂移为输出建立二输入单输出的 RBF 神经网络, 用于陀螺启动过程补偿。在室温下对某型号光纤陀螺启动漂移进行了补偿, 试验结果表明该方法能有效减小陀螺的启动温度漂移, 缩短陀螺启动时间。将该方案运用到某型号的光纤陀螺寻北仪上, 常温试验表明, 该方案大大缩短了寻北仪的准备时间, 提高了寻北精度。

**关键词:** 光纤陀螺; 启动过程; RBF 神经补偿; 正交最小二乘法(OLS)

**中图分类号:** U666.12\*3    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1007-2276(2013)01-0119-06

## Application and compensation for startup phase of FOG based on RBF neural network

Shen Jun<sup>1</sup>, Miao Lingjuan<sup>1</sup>, Wu Junwei<sup>1,2</sup>, Guo Ziwei<sup>1</sup>

(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Beijing Automatic Control Equipment Institute, Beijing 100074, China)

**Abstract:** Fiber optic gyroscope(FOG) is sensitive to temperature, and there is a certain temperature drift error in the working process of FOG especially in the startup phase. In this paper, to reduce the bias drift in the startup phase of FOG and shorten the startup time, a scheme based on radial basis function (RBF) neural networks was designed to compensate the drift in the startup phase of FOG. The model took the temperature of FOG and the temperature change rate as the inputs and used the bias drift of FOG as the output. In the room temperature, the RBF neural network was used to compensate the startup drift of FOG, and the experiment shows that the method can effectively reduce the temperature drift and shorten the startup time of FOG. This method is used in a certain type of FOG north finder and can greatly reduce the preparation time, and so improves the north-seeking accuracy.

**Key words:** FOG; startup phase; RBF neural compensation; orthogonal least square (OLS)

收稿日期: 2012-05-25; 修订日期: 2012-06-23

基金项目: 国家自然科学基金(61153002); 总装预研基金(51309030104)

作者简介: 沈军(1976-), 男, 讲师, 博士, 主要从事惯性导航及组合导航方面的研究。Email: bitshen@bit.edu.cn

## 0 引言

光纤陀螺具有结构简单、无运动部件、启动快、功耗低、体积小、重量轻、耐冲击、精度覆盖面广、动态范围大、无与  $g$  有关项引起的漂移等优点,在航空、航天、兵器、石油勘探和地质勘察等领域得到了广泛的应用<sup>[1-3]</sup>。国内外许多学者研究了光纤陀螺温度漂移误差的原因并提出了一些建模补偿方案,如多项式模型、神经网络模型<sup>[4]</sup>、小波方差模型<sup>[5]</sup>、模糊模型<sup>[6]</sup>、受控马氏链模型<sup>[7]</sup>等,取得了一定的补偿效果,特别是对陀螺接近稳态下的温度漂移补偿有较好的效果。但是对于陀螺启动过程中的温度漂移进行补偿方面的研究则不是很多。

进一步的研究发现,由各元器件的温度变化引起的光纤陀螺启动过程温度漂移并不是一个平稳随机序列,也不是正态分布,包含有缓慢变化趋势且具有非线性特征。如何准确地辨识光纤陀螺这种具有复杂特性的温度漂移,并有效地对其进行补偿直接关系到陀螺的测量精度和准备时间。传统的参数辨识算法如时间序列模型、ARMA 模型、自适应建模等补偿陀螺启动温度漂移的方法往往不能得到理想的效果,而基于神经网络的非参数辨识则是较为有效的办法,其中以 RBF 的补偿效果最佳。

文中首先简单介绍了光纤陀螺启动过程温度漂移产生的机理,并介绍了基于 RBF 的光纤陀螺启动过程的建模。其次设计了基于 RBF 神经网络的光纤陀螺启动过程补偿实验方案并在常温下对某型号的陀螺启动温漂进行了补偿,并给出补偿结果。最后,将 RBF 神经网络补偿陀螺启动过程的方案运用到某型号光纤陀螺寻北仪中进行了常温静态寻北试验。

## 1 光纤陀螺启动过程温度漂移机理

光纤陀螺启动前处于热平衡状态,启动后由于光纤环圈内部的光学元件、电子元件的发热而破坏了热平衡,这样在新的热平衡建立前,光纤陀螺输出信号中将产生非互易相位误差。D.M.Shupe 对光纤陀螺的温度漂移进行了研究,指出光纤环圈上的温度变化率引起的非互易性是造成光纤陀螺随温度漂移的重要因素,该误差被命名为 Shupe 误差。该理论

成为光纤陀螺温度漂移研究、光纤环圈设计和陀螺误差补偿的理论依据。Mohr 根据 Shupe 的理论对陀螺启动后的暂态过程进行了详细的分析和试验,为陀螺启动温度漂移的分析和陀螺设计奠定了理论基础<sup>[8]</sup>。

光纤陀螺通常是在恒温环境中启动的,光纤环圈内部的发热元件可视为功率恒定的热源向外辐射热量,这样经过一段时间的热交换后光纤环圈处于动态热平衡状态,光纤陀螺输出稳定,进入稳定工作状态。图 1 是所研究的编号为 008 的某型号光纤陀螺在常温  $20\text{ }^{\circ}\text{C}$  时的启动过程漂移曲线(高速采样陀螺的输出并平滑到 10 s 后的均值减去地球自转角速率分量,下同),图 2 为对应的陀螺内部温度变化曲线。

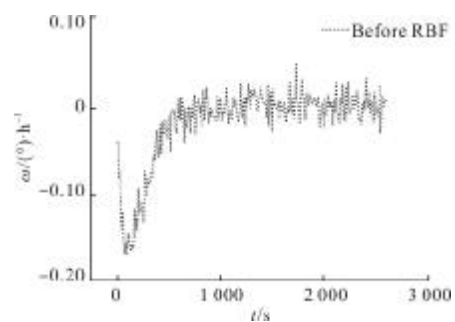


图 1 编号 008 的陀螺在常温  $20\text{ }^{\circ}\text{C}$  时的启动过程曲线

Fig.1 Startup process curve of FOG (No.008) under  $20\text{ }^{\circ}\text{C}$

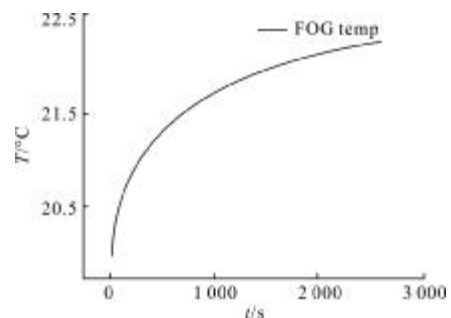


图 2 编号 008 的陀螺内部温度变化曲线

Fig.2 Internal temperature curve of FOG (No.008)

从图 1 和图 2 可以看出,陀螺的输出漂移与温度变化并不成线性关系,输出漂移的标准差在 15 min 后达到其标称指标  $0.021\text{ }(^{\circ})/\text{h}(1\sigma)$ ,同时可以看出,陀螺启动过程中输出与稳态值之间的最大差值为  $0.17\text{ }(^{\circ})/\text{h}$ 。如不对其进行补偿,则相应的光纤陀螺寻北仪很难在启动后达到期望的寻北精度。因此很有必要对光纤陀螺的启动温漂进行补偿,缩短陀螺的

启动时间。

## 2 基于 RBF 神经网络的光纤陀螺启动建模

RBF 是一种局部分布、对中心点径向对称衰减的非负非线性函数<sup>[9]</sup>。局部分布是指仅当输入落在输入空间一个很小的指定区域时,隐单元的径向基函数才做出有意义的非零响应。对中心径向对称衰减是指与基函数中心径向距离相同的输入,隐层节点中的径向基函数都产生相同的输出,并且输入与 RBF 的中心越近,隐层节点的响应越大,把 RBF 应用于神经网络的隐含层就构成了 RBF 网络。

一个以陀螺温度和温度变化率为输入,陀螺漂移为输出的 RBF 神经网络结构如图 3 所示。输入层节点传递输入信号到隐含层的变换是非线性的,隐含层采用径向基函数作为激励函数,该径向基函数一般为高斯函数。

高斯函数符合测量学中测量误差的正态分布特性,对输入激励产生一个局部化的响应,即仅当输入落在输入空间中一个很小的指定区域时,隐含层单元才做出有意义的非零响应,故高斯函数在局部具有很好的逼近能力。

如图 3 所示,RBF 网络的输出可以表示为:

$$\Delta\omega = \sum_{i=1}^m w_i \Phi(X) = \sum_{i=1}^m w_i \exp\left(-\frac{\|X - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

式中: $\Phi(X)$ 为高斯核函数; $m$ 为隐层节点数; $w_i$ 是输出层权值( $i=1,2,\dots,m$ ); $\sigma_i$ 为 RBF 的宽度; $C_i$ 为 RBF 的中心值; $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数。

RBF 网络的设计,不仅要确定网络的结构,还要选择 RBF 网络中心的个数以及调整权值,尤其是径

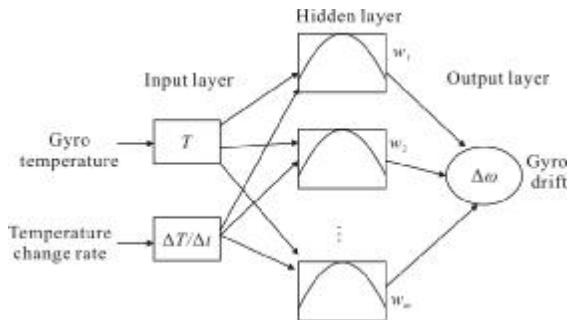


图 3 基于 RBF 神经网络的温度误差模型

Fig.3 Temperature error model based on RBF neural network

向基函数中心的选择是关键。用 OLS 法独立进行学习,是求取 RBF 中心和输出层权值的一种有效算法,具有简单易行、精度高和速度快等优点。其基本思想是:以训练样本的输入作为初始中心,利用某种评价指标,从训练样本中选出使网络的输出误差最小的点,也就是对提高网络学习精度贡献最大的点作为网络的中心,重复这个过程,直到网络的输出误差达到指定的精度。它将 RBF 网络看作是如下回归模型:

$$y(j) = \sum_{i=1}^M q_i(j)w_i + e(j) \quad (2)$$

式中: $y(j)$ ( $j=1,2,\dots,N$ )为期望输出; $e(j)$ 为残差; $w_i$ 为线性权值; $q_i(j)$ 为回归算子,也是隐层节点在不同输入下的响应,其中训练样本数为  $M$ 。

公式(2)写成矩阵形式:

$$y = QW + E \quad (3)$$

其中各量意义如下: $y = [y(1), y(2), \dots, y(N)]^T$ ,  $Q = [Q_1, Q_2, \dots, Q_M]$ ,  $Q_i = [q_i(1), q_i(2), \dots, q_i(N)]^T$  ( $1 \leq i \leq M$ ),  $W = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ ,  $E = [e(1), e(2), \dots, e(N)]^T$ 。

回归矢量  $Q_i$  形成了一组基矢量, $W$  的正交平方解的条件是:投影  $Q_i \hat{W}$  的平方是期望输出能量中由回归算子贡献的部分。由于不同的回归算子一般是相关的,故难以知道各回归算子对该组能量的具体贡献,而 OLS 算法就是将一组  $Q_i$  变成一组正交矢量,从而可以计算出各基矢量对期望输出各自的贡献。采用 Gram-Schmidt 正交化方法将  $Q$  分解:

$$Q = UA \quad (4)$$

式中: $U$  为  $N \times M$  的正交阵,其各列正交; $A$  为  $M \times M$  的上三角阵,且对角元素为 1。

$$U^T U = H \quad (5)$$

用 Gram-Schmidt 方法每次计算  $A$  的第一列并将  $Q$  如下正交化:在第  $k$  步,使第  $k$  列与前  $k-1$  个已经正交化了的列正交,对  $k=2, \dots, M$ ,重复这一步骤,

$$\begin{cases} w_i = p_i \\ \alpha_{ik} = u_i^T q_k / (u_i^T u_i) \quad 1 \leq i \leq k \end{cases} \quad (6)$$

即

$$w_k = q_k - \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_{ik} w_i \quad (7)$$

$H$  的对角元素  $h_i = u_i^T u_i$  ( $1 \leq i \leq M$ ),若令  $g = AW$ ,

则公式(3)可以写为:

$$y = Uh + E \quad (8)$$

要使线性回归模型的输出能够最佳估计期望输出  $y$ , 采用 LS 法可求得的最小二乘解为:

$$\hat{g} = H^{-1} u^T y$$

$$\hat{g}_i = u_i^T y / (u_i^T u_i), \quad (1 \leq i \leq M) \quad (9)$$

由于开始已经将训练样本的输入作为初始中心, 此时网络回归因子有  $M$  个, 一般  $M$  很大, 而一个能够充分描述系统的网络模型仅需要其中  $M_s$  ( $M_s \ll M$ ) 个较为重要的因子, 这些重要的因子可通过采用 OLS 法选择出来。由于  $u_i$  和  $u_j$  ( $i \neq j$ ) 是正交的, 则有:

$$y^T y = \sum_{i=1}^M g_i^2 u_i^T u_i + E^T E \quad (10)$$

式中:  $\sum_{i=1}^M g_i^2 u_i^T u_i$  为期望输出能量中的有用部分;  $E^T E$  为误差部分。定义误差减小率:

$$\varepsilon_i = g_i^2 u_i^T u_i / (y^T y) \quad (11)$$

则有:

$$1 - \sum_{i=1}^M \varepsilon_i = E^T E / (y^T y) \quad (12)$$

由公式(12)可知,  $\varepsilon_i$  越大则相对误差  $E^T E / (y^T y)$  越小。因此要选择尽量使  $\varepsilon_i$  大的回归算子  $q_i$ 。使用前向选择法挑选回归算子  $Q_i$ , 直至公式(13)成立:

$$1 - \sum_{i=1}^{M_s} \varepsilon_i < \rho, \quad 0 < \rho < 1 \quad (13)$$

式中:  $M_s$  为最终选出的回归算子个数, 也就是 RBF 的中心数目;  $\rho$  是选择的误差限值。

### 3 基于 RBF 神经网络的光纤陀螺启动过程补偿实验

#### 3.1 实验设计<sup>[10]</sup>

为了综合研究光纤陀螺的启动过程特性, 对编号为 008 和 013 的光纤陀螺在  $-40 \sim -60^\circ\text{C}$  范围内, 每隔  $10^\circ\text{C}$  作为一个温度点进行恒温环境测试。陀螺固定在带温控箱的双轴位置/速率转台上, 试验过程中转台保持水平不动, 陀螺输入轴垂直朝上。在每个温度点每次采集前先保温 2 h, 然后采集 45 min 的陀螺启动数据, 每个温度点采集 5 组数据, 采集内容

包括陀螺输出的角速率  $\omega$ 、温度  $T$  和时间  $t$  序列, 并将测试数据分为训练样本和验证样本, 前 3 组数据作为模型训练数据, 后 2 组作为模型校验。训练样本用来计算 RBF 神经网络参数, 验证样本用来检验网络泛化性能。

将光纤陀螺的输出数据平滑到 10 s 输出一个点并减去地球自转角速率分量, 利用文中提出的方法采用 RBF 神经网络对光纤陀螺进行补偿, 每个神经网络以陀螺上电开始后的温度信号以及相应的温度变化率作为网络的输入信号, 截取试验数据中陀螺进入稳态后(约 25 min 后)的角速率输出作为陀螺在该温度点下的标称角速率, 当神经网络实际输出同输出样本之间的误差满足设置的误差限值后停止学习。根据样本序列的输出信号, 可以得到光纤陀螺在上电启动后不同时间点和温度点的漂移, 然后用实际采集测量得到的光纤陀螺输出数据减去 RBF 网络估计出的陀螺漂移量就可以得到启动过程补偿后的陀螺输出。

#### 3.2 实际陀螺补偿验证

根据编号为 008 的光纤陀螺的零偏指标为  $0.021^\circ/\text{h}(1\sigma)$ , 陀螺输出达到稳态后的 10 s 均值统计标准差, 故将 RBF 网络学习的目标误差定为  $0.021^\circ/\text{h}(1\sigma)$ , 采用 RBF 网络(输入为陀螺温度和温度变化率, 输出为漂移)在常温  $20^\circ\text{C}$  时对陀螺启动过程的漂移进行辨识, 经过 35 次学习(即采用 35 个神经元)后, 网络的输出加权平方误差  $E^T E$  满足设计要求。

补偿后的漂移为  $0.02^\circ/\text{h}(1\sigma)$ , 符合陀螺标称指标, 008 号陀螺的 RBF 神经网络补偿光纤陀螺启动过程温漂前后的对比如图 4 所示。

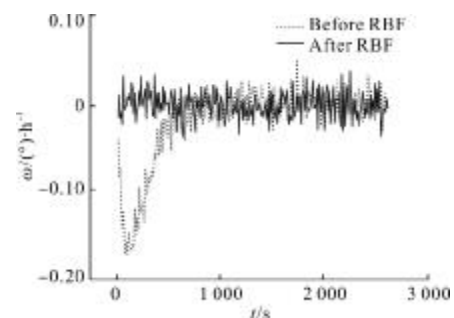


图 4 编号为 008 的陀螺补偿前后的启动过程曲线  
Fig.4 Startup process curves of FOG (No.008) before and after compensation

运用同样的 RBF 网络学习方法,对编号为 013 的零偏标称指标为  $0.023(^{\circ})/h(1\sigma)$  的光纤陀螺进行常温  $20^{\circ}\text{C}$  下 RBF 神经网络补偿,在经过 37 次的学习后,网络输出的零偏为  $0.021(^{\circ})/h(1\sigma)$ ,013 号陀螺的 RBF 补偿前后的曲线和温度如图 5 和图 6 所示。

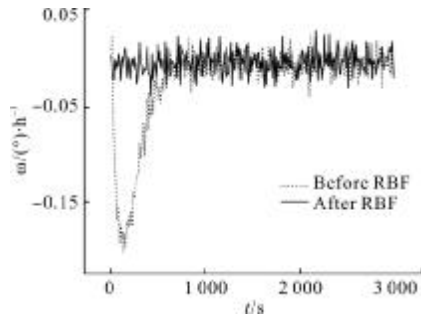


图 5 编号为 013 的光纤陀螺补偿前后的启动过程曲线

Fig.5 Startup process curves of FOG (No.013) before and after compensation

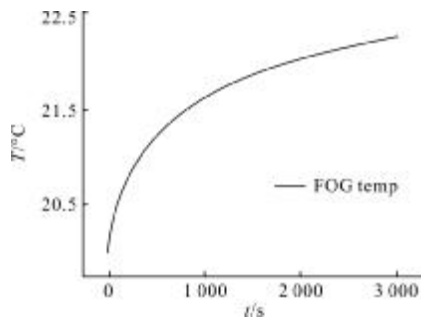


图 6 编号 013 的光纤陀螺内部温度曲线

Fig.6 Internal temperature curve of FOG (No.013)

从图 4 和图 5 可以看出,RBF 神经网络补偿能有效消除温度对陀螺启动过程的影响,上电后很快就能达到恒温状态下的光纤陀螺的测试精度。

## 4 应用

由于寻北仪一般工作在低动态环境下,因此有足够的时间来运行相对复杂的 RBF 神经网络补偿算法。将上述 RBF 神经网络补偿光纤陀螺启动温漂的方法应用于某光纤陀螺寻北仪中,在常温下对陀螺补偿前后进行了静态寻北对比试验。将寻北仪固定在可倾式双轴转台 2TD-650 上,上电系统经过快速初始化和装订参数后(时间在 3 s 以内)即开始寻北,每次寻北时间均为  $4'56''$ ,寻北仪不断电连续寻北 6 次,结果如表 1 所示。

表 1 同一位置 RBF 补偿前后寻北方位值

Tab.1 North-seeking results before and after RBF compensation at the same location

Number	Azimuth before compensation/ $(^{\circ})$	Azimuth after compensation/ $(^{\circ})$
1	108.363	108.413
2	108.460	108.396
3	108.426	108.436
4	108.401	108.418
5	108.424	108.409
6	108.436	108.427
Mean value	108.418	108.416
Standard deviation	0.034	0.013
Maximum deviation	0.097	0.04

从表 1 可以看出,陀螺补偿前的 6 次寻北误差的统计标准差为  $0.034^{\circ}(1\sigma)$ ,同时第一次和第二次寻北的结果偏差达到  $0.097^{\circ}$ ,与 6 次寻北均值有较大的偏差。这是因为前两次寻北过程中光纤陀螺处于启动阶段,陀螺输出存在较大的漂移误差,而 10 min 以后,光纤陀螺的输出较为平稳,此时寻北误差就相对减小。

经过 RBF 神经网络补偿光纤陀螺启动过程后,6 次寻北误差的统计标准差为  $0.013^{\circ}(1\sigma)$ ,上电开机后的前 2 次寻北与后续 4 次寻北的偏差较小,最大偏差仅为  $0.04^{\circ}$ ,明显高于补偿前的寻北精度。

## 5 结论

对光纤陀螺启动过程的温漂机理进行了分析,提出了由陀螺温度和温度变化率作为输入、陀螺漂移作为输出的 RBF 神经网络补偿光纤陀螺启动温漂的模型,并采用正交最小二乘(OLS)法进行 RBF 学习来确定网络参数。对某型号的干涉型光纤陀螺的启动过程进行了补偿,补偿后的陀螺启动过程漂移大大减小,陀螺上电后其漂移很快就能达到标称范围(稳态测试结果)。将该方法应用于某光纤陀螺寻北仪的常温寻北中,有效提高了光纤陀螺寻北仪的开机寻北精度,实现了快速高精度的寻北要求。

## 参考文献:

- [1] Wang Wei, Yang Qingsheng, Wang Xuefeng. Application of fiber-optic gyro in space and key technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35(5): 509-512. (in Chinese)  
王巍, 杨清生, 王学锋. 光纤陀螺的空间应用及其关键技术[J]. *红外与激光工程*, 2006, 35(5): 509-512.
- [2] Jin Jing, Li Min, Zhang Zhonggang, et al. Analysis of temperature errors in digital closed-loop fiber optic gyroscope [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(3): 521-524. (in Chinese)  
金靖, 李敏, 张忠钢, 等. 数字闭环光纤陀螺温度误差分析[J]. *红外与激光工程*, 2008, 37(3): 521-524.
- [3] Jun Shen, Miao Lingjuan. Design and realization of a low-cost, fast and high-precision FOG north finder [C]// *International Conference on Electrical and Control Engineering*, 2010: 695-698.
- [4] Fan Chunling, Jin Zhihua, Tian Weifeng, et al. Temperature drift modelling of fibre optic gyroscopes based on a grey radial basis function neural network [J]. *Measurement Science and Technology*, 2004, 15(1): 119-126.
- [5] Song Ningfang, Chen Jing, Jin Jing. Wavelet variance analysis of random error properties for fiber optic gyroscope [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(5): 924-928. (in Chinese)  
宋凝芳, 陈婧, 金靖. 光纤陀螺随机误差特性的小波方差分析[J]. *红外与激光工程*, 2010, 39(5): 924-928.
- [6] Zhang Hongxian, Wu Yanji, Wang Yuhui, et al. Temperature compensation for FOG based on fuzzy logic [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2007, 15(3): 343-346. (in Chinese)  
张红线, 吴衍记, 王玉辉, 等. 基于模糊逻辑的光纤陀螺温度补偿技术[J]. *中国惯性技术学报*, 2007, 15(3): 343-346.
- [7] Qian Feng, Tian Weifeng, Yang Yanjuan, et al. A model on temperature drift of interference fiber optical gyros based on controlled Markov chain [J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2003, 14(7): 705-708. (in Chinese)  
钱峰, 田蔚风, 杨艳娟, 等. 基于受控马氏链的干涉型光纤陀螺温度漂移模型[J]. *光电子·激光*, 2003, 14(7): 705-708.
- [8] Friedemann Mohr. Thermo-optically induced bias drift in fiber optical Sagnac interferometers [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 1996, 14(1): 27-41.
- [9] Wang Yongji, Tu Jian. *Neural Network Control* [M]. Beijing: China Machine Press, 1998: 68. (in Chinese)  
王永骥, 涂健. *神经网络控制* [M]. 北京: 机械工业出版社, 1998: 68.
- [10] Yu Changlong, Zhang Hongxian, Wu Yanji, et al. Experimental project of FOG temperature model-building based on uniform design [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(2): 330-334. (in Chinese)  
于昌龙, 张红线, 吴衍记, 等. 基于均匀设计的光纤陀螺温度建模实验方案研究 [J]. *红外与激光工程*, 2009, 38(2): 330-334.

## 下期预览

## 基于 LHI878 热释电红外传感器的体温检测系统设计

赵春华, 许云涛, 宁春玉

(长春理工大学 生命科学学院, 吉林 长春 130022)

**摘要:** 设计一种以 ATmage32 单片机为核心的热释电红外体温测量系统。利用热释电红外传感器, 设计一个非接触式的语音播报体温测量系统。采用热释电红外传感器来提取人体温度信号, 同时由 DS18B20 测量环境温度信号, 进行温度补偿减少测量误差。将提取的温度信号经过模拟处理后由 AVR 单片机控制实现对人体温度值的转换及处理, 将得到的温度值送入 LCD 显示及语音播报。同时还加入了时钟功能和超温报警功能, 使设计更具实用性。该体温测量系统测量范围为 35~42℃, 测量时间小于 1s。该温度检测系统具有使用方便、灵活性好、可靠性高等优点, 具有一定的推广应用价值。