光电器件

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021011602

基于 PSO 优化 RBF 神经网络的 MEMS 陀螺温度补偿

刘　宇[1*]，张晓光[1]，秦小娟[1]，路永乐[1]，杨银川[2]，邸　克[1]，黎人溥[1]

（1. 重庆邮电大学 智能传感技术与微系统重庆市高校工程研究中心，重庆 400065；
2. 贵州航天控制技术有限公司，贵阳 550009）

摘　要： 针对微电子机械系统(MEMS)陀螺温度变化影响其零偏误差的问题，提出了一种基于粒子群优化(PSO)和径向基函数(RBF)神经网络的陀螺零偏补偿方法。通过 RBF 神经网络对预处理后的陀螺零偏的温度误差建立模型，用 PSO 搜索 RBF 神经网络的最优参数来提高其泛化能力后，将 PSO-RBF 神经网络最优参数用于补偿陀螺零偏。实验结果证明了该算法的有效性，经 PSO-RBF 神经网络算法补偿后，MEMS 陀螺零偏的最大误差从 0.046 (°)/s 减小到 0.003 4 (°)/s，标准差从 0.042 7 (°)/s 减小到 0.001 3 (°)/s，有效提升了陀螺的零偏稳定性。

关键词： 粒子群优化；RBF 神经网络；温度补偿；MEMS 陀螺

中图分类号： TN384　**文章编号：** 1001－5868(2021)06－0784－05

MEMS Gyro Temperature Compensation Based on PSO Optimization RBF Neural Network Algorithm

LIU Yu[1], ZHANG Xiaoguang[1], QIN Xiaojuan[1], LU Yongle[1], YANG Yinchuan[2], DI Ke[1], LI Renpu[1]

(1. Chongqing Engineering Research Center of Intelligent Sensing Technology and Microsystem, Chongqing University of Posts and Telecommun., Chongqing 400065, CHN; 2. Guizhou Aerospace Control Technology Co. Ltd., Guiyang 550009, CHN)

Abstract: Aiming at the problem of zero bias error of MEMS gyroscope caused by temperature change, a zero bias compensation method based on particle swarm optimization (PSO) and radial basis function (RBF) neural network was proposed. RBF neural network was used to build the model of the temperature error of gyro zero bias after pretreatment. After searching the optimal parameters of RBF neural network with PSO to improve its generalization ability, the optimal parameters of PSO-RBF neural network are used to compensate zero bias of gyro. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm. After the compensation by PSO-RBF neural network algorithm, the maximum error of MEMS gyroscope zero bias decreases from 0.046 (°)/s to 0.003 4 (°)/s, and the standard deviation decreases from 0.042 7 (°)/s to 0.001 3 (°)/s, which can effectively improve the stability of zero bias of MEMS gyroscope.

Key words: particle swarm optimization; RBF neural network; temperature compensation; MEMS gyroscope

0　引言

微电子机械系统(MEMS)陀螺与传统的转子陀螺、激光陀螺、光纤陀螺和静电悬浮陀螺相比，具有体积小、重量轻、成本低、可靠性和性价比高等优点，广泛应用于消费电子、航空航天、惯性导航与制导等领域[1-2]。MEMS 陀螺核心传感单元的材质为硅，其物理特性会随着温度的变化而变化。此外，MEMS 陀螺的包装和电子元件也对温度变化高度敏感。因此，温度会对 MEMS 陀螺的零偏误差产生

收稿日期：2021－01－16.
基金项目：国家重点研发计划项目(2018YFF01010201，2018YFF01010202)；国家自然科学基金项目(11704053)；重庆市自然科学基金项目(CSTC-2020jcyj-msxm0603).
* **通信作者：**刘　宇

较大影响。为了减小因温度变化造成的影响，提升系统测量精度，需要对 MEMS 陀螺进行温度补偿[3]。

目前，研究者一般采用多项式回归技术来建立 MEMS 陀螺温度影响下的相关模型。郭若男等[4]采用三阶多项式来补偿温度误差，这种方法具有模型简单、计算复杂度较低、实时性高的优点，但是其精度较为有限，只适用于测量精度要求低的场景。相比之下，基于人工神经网络训练方法补偿的精度更高。朱荣等[5]采用基函数神经网络（RBFNN）实现了对光纤陀螺温度漂移较高精度的补偿，然而其温度的补偿结果重复性较差。为了减少数据固有的随机性，范春玲等[6]采用了灰色径向基函数神经网络来降低光纤陀螺输出的温度依赖性，但是无法解决 RBF 神经网络的局部优化问题。此外，李建利等[7]针对激光陀螺提出了一种基于粒子群优化的 RBF 神经网络误差补偿模型，但是其补偿模型过于复杂，实用性不强，相比之下 MEMS 陀螺的温度误差较为简单，可依赖此模型进行补偿[8]。

RBF 神经网络在 MEMS 陀螺导航定位处理中所需要的计算量较小，且精度较高。然而，传统的 RBF 神经网络方法在不同温度条件下的重复性和泛化能力较差，容易陷入局部优化僵局[9]。粒子群优化的全局搜索能力强，可以提高 RBF 神经网络的泛化能力，找到 RBF 神经网络的最优参数。

为了减小温度变化引起的零偏误差，提高 MEMS 陀螺的精度，本文提出了一种基于粒子群优化（PSO）和径向基函数（RBF）神经网络的 MEMS 陀螺温度误差补偿方法，并实验验证了该方法对于补偿 MEMS 陀螺温度误差的有效性。

1　模型和算法

1.1　MEMS 陀螺仪温度漂移模型

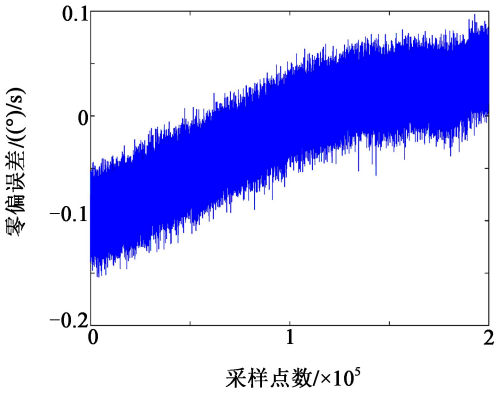
实验采集的 MEMS 陀螺零漂数据分布如图 1 所示，其中，图 1(a)为通过温度斜坡方法在全温范围内（－40～＋60 ℃）实验采集的 MEMS 陀螺零漂随温度变化的数据，图 1(b)为 MEMS 陀螺在温度保持于多个特定温度时的零漂实验数据。根据实验数据可知：MEMS 陀螺仪的零漂随温度的变化而变化，且温度保持在不同的温度时零漂也存在一定的差异。

由于温度和温度变化率这两个因素可以反映 MEMS 陀螺的性能，因此结合两者对零漂的影响，本文建立了如下的 MEMS 陀螺仪温度-零漂模型：

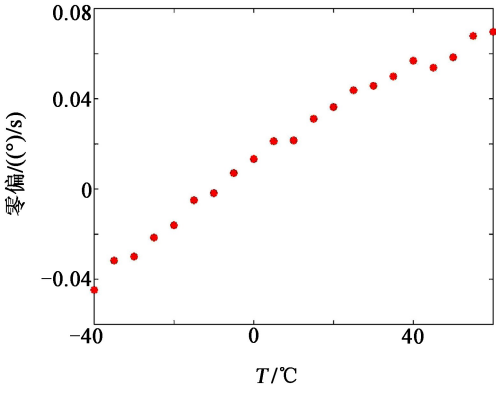
$$\boldsymbol{E}=\begin{bmatrix}T & \dot{T}\end{bmatrix}' \tag{1}$$

式中，T 为温度，$\dot{T}$ 为温度的变化率。这两个因素均作为 MEMS 陀螺仪温度漂移模型的输入。为了建立神经网络输入的模型，实验前构造如式(2)的函数作为目标函数用于后续的训练。

$$F(\boldsymbol{E})=F\left\{\begin{bmatrix}T & \dot{T}\end{bmatrix}'\right\} \tag{2}$$



(a)　陀螺零漂随温度变化曲线



(b)　恒温下的陀螺零漂曲线

图 1　陀螺仪零漂温度变化曲线

1.2　RBF 神经网络

径向基函数是一类非负非线性函数，具有中心点的局部分布和径向对称性衰减特点。局部分布描述了当输入被置于一个较小的指定值时，隐藏层的 RBF 网络将获得有意义的非零响应面积。径向将中心点的对称性衰减描述为径向距离相等输入的径向基函数中心。隐层点的 RBF 网络产生的输出相等，输入与 RBF 中心的距离越近，隐节点的响应越大。将神经网络的隐含层引入 RBF 神经网络，建立 RBF 神经网络。如图 2 所示，RBF 神经网络是一种典型的多层前向神经网络，它具有多层的感觉关联反应结构，包括输入层、隐含层和输出层。与其他神经网络相比，RBF 神经网络有许多优点，如训练时

间更短，函数逼近最优可被逼近到任意精度的任意连续函数[10]。

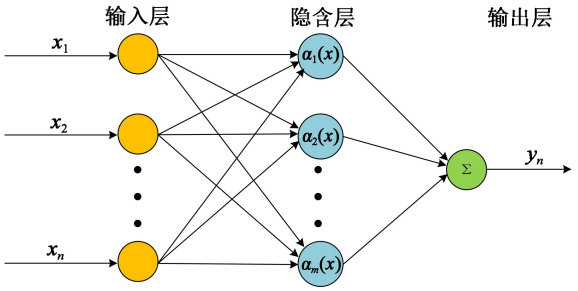


图 2 RBF 神经网络结构

$\boldsymbol{X}=[x_1,x_2,\cdots,x_n]^{\mathrm{T}}$ 为输入层网络，$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_n]^{\mathrm{T}}$ 为径向基向量，RBF 神经网络的基函数如下式所示：

$$\boldsymbol{\alpha}_j=\Psi_j\left(\frac{\|x-c_j\|}{\sigma_j}\right) \tag{3}$$

式中，c_j 是第 j 个基函数的中心点坐标；σ_j 是基函数周围中心点的宽度，它是一个自由因子；$\|x-c_j\|$ 是 x 和 c_j 之间的距离，为 $x-c_j$ 的范数；Ψ_j 是径向对称函数，在 c_j 处有唯一的最大值，随着 $\|x-c_j\|$ 的增加，Ψ_j 迅速减小到零。对于确定的输出 $x\in R^n$，只有一小部分处理单元被激活，其中心靠近 x。

RBF 神经元的传递函数有多种不同的形式，本文给出了高斯基函数公式：

$$\boldsymbol{\alpha}_j=\Psi_j\left(\frac{\|x-c_j\|}{\sigma_j}\right)=\mathrm{e}^{-\frac{\|x-c_j\|^2}{2\sigma_j^2}} \tag{4}$$

如图 3 所示，RBF 神经网络由两部分组成：一部分实现 x 到 $\boldsymbol{\alpha}_j=\Psi_j(\|x-c_j\|/\sigma_j)$ 的非线性映射，另一部分实现从 $\alpha_j(x)$ 到 y 的线性映射，如下列所示：

$$y_i=\sum_{j=1}^{m}w_{ij}\alpha_j(x),\quad i=1,2,\cdots,r \tag{5}$$

$$y=W\alpha_j(x) \tag{6}$$

式(5)为 MEMS 陀螺的误差表达式，y_i 为 MEMS 陀螺经过 RBF 神经网络的预测输出。连接权重 w_{ij} 的学习算法如下式所示：

$$w_{ij}(l+1)=\frac{w_{ij}(l)+\lambda[y_i^d-y_i(l)]\alpha_j(x)}{\alpha^{\mathrm{T}}(x)\alpha(x)} \tag{7}$$

其中，λ 为学习率，取值为 0～2，用于执行迭代学习算法的收敛性。

在神经网络的训练过程中，当 n 远离 $\boldsymbol{\alpha}_j(x)$ 时，$\boldsymbol{\alpha}_j(x)$ 几乎等于 0，当经过隐含层的线性神经网络时，$\boldsymbol{\alpha}_j(x)$ 的输出也接近于 0。当 $\boldsymbol{\alpha}_j(x)$ 大于 0.05 等值时，会影响相应的权重值，当 x 与中心点坐标 c_j 之间的距离很小时，输出几乎为 1，经过隐含层时，输出值几乎等于隐含层的权重值。通过这些训练可以提高 RBF 神经网络的局部网络学习速度。

1.3 粒子群优化算法

泛化能力差是影响 RBF 神经网络应用的最大问题。PSO 是一种智能优化算法，全局搜索能力强，广泛应用于模型优化和参数修正，以及寻找 RBF 神经网络的最优参数。在 PSO 中，粒子在每一次迭代中通过追踪两个极值来更新自己，一个极值是粒子自身找到的最优解，即个体最优；另一个是所有粒子找到的最优解，即全局最优粒子。根据式(4)完成迭代[11]。

$$\begin{cases} v_i(k+1)=\beta v_i(k)+c_1r_1(p_{i\mathrm{best}}(k)-p_i(k))+c_2r_2(p_{g\mathrm{best}}(k)-p_i(k)) \\ p_i(k+1)=p_i(k)+v_i(k+1) \end{cases} \tag{8}$$

式中，$v_i(k+1)$ 和 $p_i(k+1)$ 为第 $k+1$ 次迭代时第 i 个粒子的速度和位置；r_1 和 r_2 是(0,1)范围内的随机数；β 为惯性权重，其值越大，全局搜索能力越强，反之，局部搜索能力越强；$p_i(k)$ 为第 k 次迭代时第 i 个粒子的位置；$p_{i\mathrm{best}}(k)$ 为第 1 个粒子在前 k 次迭代中所得的个体最优粒子；$p_{g\mathrm{best}}(k)$ 为在前 k 次迭代中所得的全局最优粒子；c_1 和 c_2 为加速因子，表达式如下：

$$\begin{cases} c_1(k)=\left(\frac{k}{K-1}\right)^2(c_{1\max}-c_{1\min})+c_{1\min} \\ c_2(k)=\left(\frac{k}{K-1}\right)^2(c_{2\min}-c_{2\max})+c_{2\max} \end{cases} \tag{9}$$

式中，K 为总迭代次数，$c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 表示局部最佳粒子和全局最佳粒子的吸引力。在计算时，采取在开始时让粒子被全局最佳粒子吸引的更多，而在结束时被局部最佳粒子吸引的更多的寻优方法。因此，在迭代过程中让 $c_1(k)$ 递增变化，而 $c_2(k)$ 递减变化。

2 PSO-RBF 优化算法

RBF 神经网络具有输入层、隐含层和输出层。由上述温度-零偏模型，根据 MEMS 陀螺受温度变化的特点，其输出受温度和温度变化率的影响最大。因此，将温度和温度变化率作为 RBF 输入层参数，输出层参数为陀螺的输出数据。

对于 RBF 网络来说，其性能主要由隐藏层的中

心 c 和宽度 σ 以及跟输出层的权重 w 决定。在确定参数时，RBF 网络局限于在局部空间中寻求参数最优解。为了解决这一问题，本文结合全局优化能力强的 PSO 算法进一步对网络参数进行全局优化，将每一个 RBF 神经网络都看作为粒子群中的一个粒子，每个粒子中都包含 RBF 神经网络中的 c，σ 和 w 三种参数。通过迭代更新每个粒子的位置和速度，从而得到个体最优和全局最优粒子。将得到的全局最优粒子中的三个参数向量取出作为 RBF 网络的参数进行网络训练。所得最优粒子群如下：

$$\boldsymbol{p}_b=[c_b \quad \sigma_b \quad w_b], \quad b=1,2,\cdots,M \tag{10}$$

其中，c_b 为 RBF 神经网络隐藏层中心，σ_b 为宽度，w_b 为输出层权重，M 为粒子总数。结合式(5)，可以得出 MEMS 陀螺的温度误差表达式为

$$y_i=\sum_{j=1}^{m} w_{bj}\,\mathrm{e}^{-\frac{\|x-c_{bj}\|^2}{2\sigma_{bj}^2}}, \quad b=1,2,\cdots,M \tag{11}$$

因此经过混合优化算法补偿后的误差输出表达式为

$$y_e=y_i-y_0 \tag{12}$$

式中，y_e 为补偿后 MEMS 陀螺的零偏，y_0 为陀螺的原始数据。

3　实验与分析

根据本文所提出的温度补偿方法，设计了 MEMS 陀螺温度实验系统，如图 3 所示，包括上位机、电源、温箱等。实验中采用数据采集频率为 200 Hz 的 MIMU-1A 型 MEMS-IMU 和 ESPEC 系列 SET-A-04 型号温箱，惯性测量单元放置于温箱内。具体实验步骤如下：1)将 MEMS-IMU 放置在温箱内恒温 25 ℃，开机预热 30 min；2)设置温箱的目标温度为 −40 ℃和 1 ℃/min 的温度变化率，当温箱到达目的温度后，保温 30 min；3)将温箱的温度设置为 60 ℃、温度变化率为 1 ℃/min，进行升温实验，同时开始采集并保存陀螺仪输出的数据，在温度到达目标温度后，保温 30 min；4)将温度设置为 −40 ℃、温度变化率为 1 ℃/min，进行降温实验，采集并保存陀螺仪输出数据。当温度达到目标温度后，保温 30 min；5)一次温度实验完成，将温度升高到室温后，保温 1 h 后关闭 MEMS-IMU。

将上述步骤所采集到的陀螺数据分别用最小二乘法、RBF 神经网络算法和 PSO-RBF 神经网络算法进行补偿处理。通过以上三种方法对陀螺数据进行辨识的效果如图 4 所示。可看出采用的三种误差补偿方法对零偏温度误差均有一定的辨识度，其中 PSO-RBF 神经网络对零偏的补偿效果最佳。

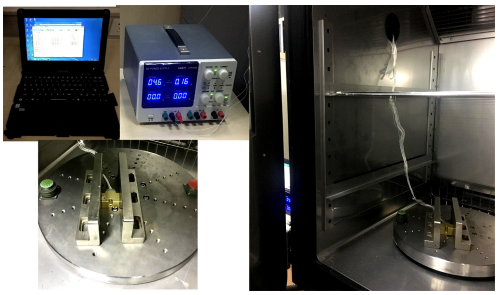
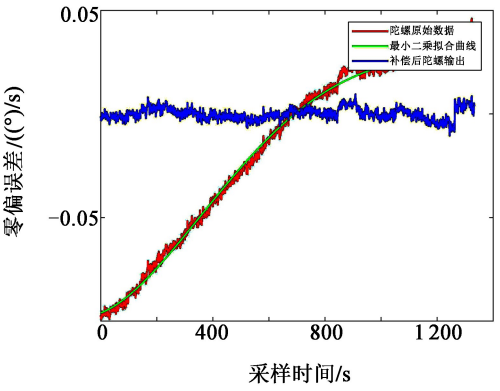
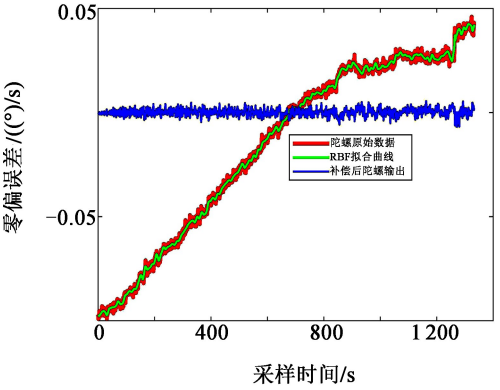


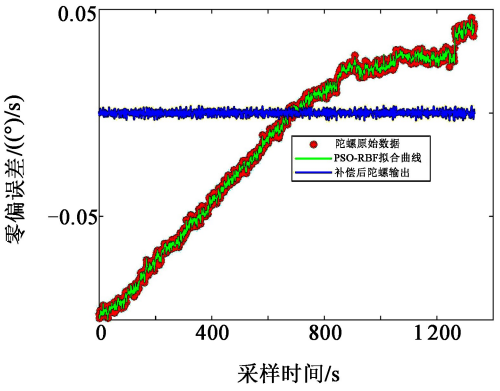
图 3　MEMS 陀螺温度实验装置



(a)　最小二乘法补偿



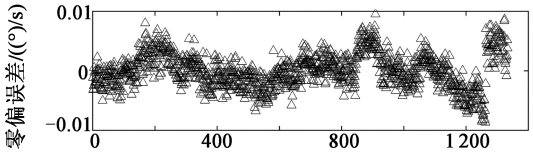
(b)　RBF 神经网络补偿



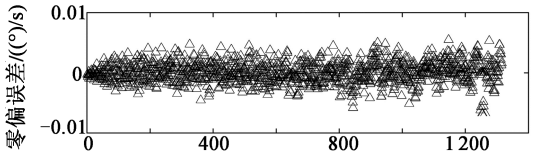
(c)　PSO-RBF 神经网络补偿

图 4　三种误差补偿方法效果示意图

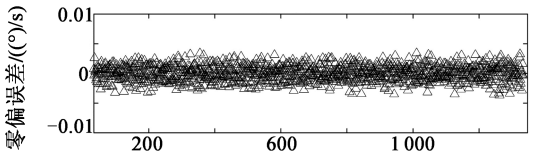
使用三种算法进行温度补偿后的陀螺数据如图5所示。可以看出，PSO-RBF神经网络算法用于补偿陀螺温度漂移后的效果比其他两种方法更好，其数据稳定性更高。



(a) 最小二乘法补偿结果



(b) RBF神经网络补偿结果



(c) PSO-RBF神经网络补偿结果

图5 采用三种方法补偿后陀螺数据比较

根据表1中数据可得，PSO-RBF神经网络法与最小二乘法相比，最大误差减小约64.2%，标准差减小约45.8%；与传统RBF神经网络相比，最大误差减小了38.2%，标准差减小了27.8%，证明了该算法的有效性。

表1 三种方法补偿前后误差比较

拟合方法	最大误差/((°)/s)	标准差/((°)/s)
原始数据	0.046 0	0.042 7
最小二乘法	0.009 5	0.002 4
RBF	0.005 5	0.001 8
PSO-RBF	0.003 4	0.001 3

4 结语

零位漂移是影响MEMS陀螺仪测量精度的主要原因，而温度的变化会导致MEMS陀螺仪的零位发生漂移。针对MEMS陀螺仪的温度漂移问题，本文提出了一种基于粒子群优化的RBF神经网络补偿方法，采用优化的混合算法对网络进行训练，实现有效抑制MEMS陀螺仪零偏误差的目的。研究结果表明基于粒子群优化的径向基神经网络算法可以实现对MEMS陀螺仪有效的温度补偿效果，具有一定的研究价值和实际工程应用价值。

参考文献：

[1] Kai T, Tang L H, Jin W, et al. Investigation of multimodal electret-based MEMS energy harvester with impact-induced nonlinearity[J]. J. of Microelectromechanical Systems, 2018, 27(2): 276-288.

[2] Shen Q, Li H, Hao Y C, et al. Bias contribution modeling for a symmetrical micromachined Coriolis vibratory gyroscope[J]. IEEE Sensors J., 2016, 16(3): 723-733.

[3] Cao H L, Li H S, Kou Z W, et al. Optimization and experimentation of dual-mass MEMS vibration gyroscope quadrature error correction methods[J]. Sensors, 2016, 16(1): 71-91.

[4] Niu X J, Li Y, Zhang H P, et al. Fast thermal calibration of low-grade inertial sensors and inertial measurement units[J]. Sensors, 2013, 13(9): 12192-12217.

[5] Zhu R, Zhang Y H, Bao Q L. A novel intelligent strategy for improving measurement precision of FOG[J]. IEEE Trans. on Instrumentation & Measurement, 2000, 49(6): 1183-1188.

[6] Fan C L, Jin Z H, Tian W F, 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.

[7] Li J L, Jiao F, Fang J C, et al. Temperature error modeling of RLG based on neural network optimized by PSO and regularization[J]. IEEE Sensor J., 2014, 14(3): 912-919.

[8] 高 畅. 基于MEMS的IMU误差建模与温度补偿技术研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工程大学, 2017.
Gao C. Research on MEMS-based IMU error modeling and temperature compensation technology[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017.

[9] Yang P X, Qin Y Y, You J C. Temperature compensation for RLG based on neural network[J]. Proc. of SPIE, 2010, 7544(8): 1796-1799.

[10] Cheng J H, Qi B, Chen D D, et al. Modification of an RBF ANN-based temperature compensation model of interferometric fiber optical gyroscopes[J]. Sensors, 2015, 15(5): 11189-11207.

[11] 赵建华, 张 陵, 孙 清. 利用粒子群算法的传感器优化布置及结构损伤识别研究[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(1): 79-85.
Zhao J H, Zhang L, Sun Q. Research on optimal sensor placement and structural damage identification using particle swarm optimization[J]. J. of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(1): 79-85.

作者简介：

刘 宇(1972—)，男，四川宜宾人，博士，教授，主要从事传感器件与系统，涉及新型惯性传感器、多传感器组合和信息融合等技术的研究。