

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2025.03.07

基于 PSO-BP 的石英挠性加速度计静态模型辨识

史有志^{1*}, 冯仁剑¹, 李晓婷²

(1. 北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191;

2. 中国航空工业集团公司北京长城计量测试技术研究所, 北京 100095)

摘要: 为提升石英挠性加速度计静态模型的辨识精度, 提出基于粒子群优化-反向传播(Particle Swarm Optimization-Back Propagation, PSO-BP)神经网络的静态模型辨识方法。通过 PSO 改进 BP 神经网络易陷入局部最优的缺陷, 根据加速度计的输入和输出维度完成神经网络模型构建, 利用 PSO 的全局搜索能力实现 BP 神经网络初始权重的优化。利用精密离心机开展实验, 对该方法的应用效果进行验证, 结果表明: 与基于 BP 神经网络的石英挠性加速度计静态模型辨识方法相比, 基于 PSO-BP 神经网络的石英挠性加速度计静态模型辨识方法具有更优的非线性系数解析能力, 辨识均方误差 M_{MSE} (Mean Squared Error, MSE) 降低 2 个数量级, 为推动高精度机载惯性导航系统发展提供了技术支撑。

关键词: 石英挠性加速度计; 静态模型辨识; 粒子群优化-反向传播神经网络; 均方误差

中图分类号: TB934; V241; TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-5795 (2025) 03-0078-07

Static model identification of quartz flexible accelerometer based on PSO-BP

SHI Youzhi^{1*}, FENG Renjian¹, LI Xiaoting²

(1. School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

2. AVIC Changcheng Institute of Metrology & Measurement, Beijing 100095, China)

Abstract: To improve the identification accuracy of the static model of quartz flexible accelerometer, this study proposes a static model parameter identification method based on a Particle Swarm Optimization-Back Propagation (PSO-BP) neural network. This approach addresses the local optima susceptibility of Back Propagation (BP) neural networks through Particle Swarm Optimization (PSO) integration. The neural architecture is configured according to accelerometer input-output dimensions, where the PSO's global exploration capability optimizes the initial weight for the BP network. Precision centrifuge-based calibration experiments were conducted to validate the proposed method. Experimental results demonstrate that the PSO-BP neural network exhibits significantly enhanced capability in resolving nonlinear coefficients compared to the standard BP network, achieving a reduction of the mean squared error (MSE) by two orders of magnitude, which provides technical support for advancing the development of high-precision navigation technologies in airborne inertial navigation systems.

Key words: quartz flexure accelerometer; static model identification; PSO-BP neural network; mean square error

收稿日期: 2025-03-03; 修回日期: 2025-03-26

基金项目: 国家“十四五”计量技术基础科研项目(JSJL2022205A002-045)

引用格式: 史有志, 冯仁剑, 李晓婷. 基于 PSO-BP 的石英挠性加速度计静态模型辨识[J]. 计测技术, 2025, 45(3): 78-84.

Citation: SHI Y Z, FENG R J, LI X T. Static model identification of quartz flexible accelerometer based on PSO-BP[J]. Metrology & Measurement Technology, 2025, 45(3): 78-84.



0 引言

飞行器远程、长时航行对惯性导航系统的性能提出了更高要求。加速度计是导航系统的核心部件之一^[1],其静态模型中零偏、标度因数^[2]和高阶非线性系数对长航时导航系统的性能有重要影响。目前应用最为广泛的加速度计静态模型辨识方法是最小二乘法(least square method, LSM)^[3],但使用该方法的前提是输出噪声必须为零均值、等方差的高斯噪声^[4],且输入加速度不能包含噪声,实验中这些前提条件不易完全满足。此外,LSM适用于线性模型或可通过变换转化为线性模型的系统辨识。对于存在显著非线性且难以线性化的加速度计静态模型,LSM的辨识效果可能不佳。因此有必要研究性能更加优越的加速度计静态模型辨识方法^[5]。

当前已有不少学者将神经网络应用于加速度计模型辨识中,文献[6]报道了一种改进鱼群算法,文献[7]报道了一种基于数据分组处理方法(Group Method of Data Handling, GMDH)神经网络的模型辨识方法,上述2种方法对于推动加速度计静态模型系数辨识技术发展具有积极意义,但2种方法中建立的数学模型均较为简略,仅笼统地引入二阶和三阶非线性项;文献[8]报道了LSM、总体最小二乘方法和测量误差(Errors-in-Variables, EV)

方法的仿真对比结果,但辨识的模型中仅涉及零偏、标度因数和二阶非线性系数,未对三阶非线性系数^[9]进行标定。

为提升石英挠性加速度计静态模型的辨识准确性,本文提出基于PSO-BP神经网络的辨识方法^[10],以模型输出均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为PSO的适应度函数,以双曲正切函数作为BP的激活函数,将PSO的全局搜索能力和BP神经网络的局部优化能力相结合^[11],提升复杂参数的辨识精度。利用精密离心机对加速度计施加多轴复合加速度激励,生成连续变化的加速度输入信号,之后构建数据集并开展加速度计静态模型辨识实验,验证基于PSO-BP神经网络的模型辨识方法的有效性。

1 石英挠性加速度计静态模型

加速度计静态模型是用来描述和量化加速度计输出信号中存在的各种误差来源(包括零偏误差、标度因数误差、非正交误差等)的数学模型。具体实验中,可根据不同需求对高阶系数进行取舍,如果加速度计精度较低,可仅保留零偏和标度因数;如果加速度计精度较高,可考虑二阶系数、三阶系数和交叉耦合系数的影响。本文参考标准IEEE-836-2009^[12]和IEEE-1293-2018^[13],结合具体实验情况建立加速度计模型^[14],如式(1)所示。

$$E = K_0 + K_i A_i + K_{ii} A_i^2 + K_{op} |A_i| A_i + K_{iii} A_i^3 + K_{io} A_i A_o + K_{ip} A_i A_p + K_{op} A_o A_p + K_o A_o + K_{oo} A_o^2 + K_{ooo} A_o^3 + K_p A_p + K_{pp} A_p^2 + K_{ppp} A_p^3 + K_{ioo} A_i A_o^2 + K_{ipp} A_i A_p^2 + K_{opp} A_o A_p^2 + K_{oii} A_o A_i^2 + K_{poo} A_p A_o^2 + K_{pii} A_p A_i^2 + K_{iop} A_i A_o A_p \quad (1)$$

式中: E 为加速度计输出值, K_0 为零偏, K_i 为标度因数, A_i 、 A_o 、 A_p 为3个敏感轴的加速度分量, K_{ii} 为二阶非线性系数, K_{iii} 为三阶非线性系数, K_{io} 、 K_{ip} 、 K_{op} 为交叉轴耦合系数, K_o 、 K_p 为交叉轴加速度灵敏度系数, K_{oo} 、 K_{pp} 为交叉轴灵敏度二阶系数, K_{ooo} 、 K_{ppp} 为交叉轴灵敏度三阶系数, K_{ioo} 、 K_{ipp} 、 K_{opp} 、 K_{oii} 、 K_{poo} 、 K_{pii} 、 K_{iop} 为各轴之间的二次非线性交叉耦合系数。

2 BP神经网络建模

BP神经网络是一种多层前馈的网络结构,通过计算误差并利用链式法则来更新权重,利用梯

度下降法或其他优化算法最小化网络输出与目标值之间的差异。BP神经网络一般包含输入层、隐含层和输出层^[15],图1为3层神经网络结构。

输入层由多个节点组成,用于接收外部输入数据 $x_1, x_2, \dots, x_m$,并将其传递至隐含层。每个输入节点与隐含层的神经元通过权重 w_{ij} 进行连接,其中, i 为输入节点, j 为隐含层的神经元。

构建神经网络前需进行归一化处理,以提升训练效率和预测准确性。归一化公式为

$$\chi_{\text{norm}} = \frac{\chi - \min(\chi)}{\max(\chi) - \min(\chi)} \quad (2)$$

式中: χ_{norm} 为归一化后的数据, χ 为原始数据,

$\min(\chi)$ 和 $\max(\chi)$ 分别为该特征列中的最小值和最大值。

利用均方根误差 R_{RMSE} 评估神经网络的性能, 计算公式为

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{\text{pred}, i} - y_{\text{true}, i})^2} \quad (3)$$

式中: n 为样本数量, $y_{\text{pred}, i}$ 为模型的预测输出, $y_{\text{true}, i}$ 为真实数值。

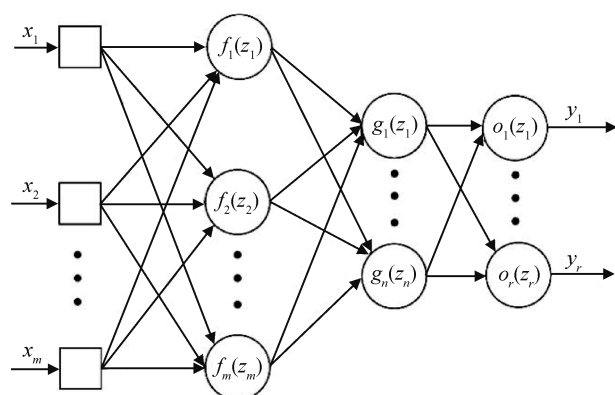


图1 3层BP神经网络结构

Fig.1 BP neural network structure with three layers

3 PSO-BP神经网络建模

PSO-BP神经网络模型通过PSO优化BP神经网络的权重和偏置, 提高模型的训练效率和预测精度^[16]。PSO可进行个体寻优和全局寻优, 通过设置种群位置、速度值、适应度值对BP神经网络进行优化, 防止其陷入局部最优解。通过PSO构建PSO-BP的流程为: ①根据输入输出特征确定BP神经网络各层节点数, 将初始阈值和权值作为粒子群位置参数; ②初始化粒子群规模, 通过网络训练计算粒子适应度函数; ③记录个体和全局最优解, 每次迭代中根据全局最优解更新粒子速度和位置; ④达到预设条件时终止优化, 将最优解对应的权值和阈值赋予BP神经网络。

在人工神经网络设计中, 隐含层数量及神经元规模是影响模型性能的核心要素。根据Kolmogorov定理, 具有单隐含层的3层前馈网络架构具备普适近似能力, 故工程实践中通常采用单隐含层结构。隐含层神经元节点数可通过经验公式来确定, 经验公式如式(4)所示。

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + \alpha \quad (4)$$

式中: n_h 为隐含层神经元个数; n_i 为输入层神经元个数; n_o 为输出层神经元个数; α 为调节常数, 其取值为1~10。不同隐含层节点数的训练集均方误差计算结果如表1所示。

表1 不同隐含层节点数的训练集均方误差计算结果

Tab.1 Mean square error calculation results of the training set with different number of hidden layer nodes

隐含层节点数/个	训练集均方误差/(m/s ²) ²
3	1.0878×10^{-5}
4	4.2521×10^{-5}
5	1.3948×10^{-5}
6	2.0661×10^{-5}
7	8.2726×10^{-5}
8	8.3517×10^{-6}
9	1.2882×10^{-5}
10	6.1336×10^{-5}
11	1.0911×10^{-4}
12	2.1124×10^{-5}

根据计算结果可知: 隐含层节点数为7个时, 相应的均方误差最小。输入层节点数为3个, 代表加速度计的三轴输入; 输出层节点数为1个, 代表加速度计的输出, 故石英挠性加速度计静态模型识别的网络结构为3-7-1。

激活函数为神经元引入非线性, 使神经网络可拟合复杂非线性模型。本研究采用双曲正切函数(tan sigmoid)作为隐含层的激活函数, 数学表达式为

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (5)$$

式中: $f(x)$ 为神经元的输出值, x 为神经元的输入值。该函数的对称输出特性使数据分布更均衡, 可提升参数更新的效率, 适合处理标准化的特征数据。

粒子的维度由神经网络的权值和阈值总数决定。粒子维度 D 的计算公式为

$$D = N_{\text{in}} \cdot H + H \cdot M + H + M \quad (6)$$

式中： N_{in} 为输入层节点数， H 为隐含层节点数， M 为输出层节点数。将网络结构3-7-1对应的参数代入式(6)进行计算，得到 $D = 36$ 。

设置惯性权重为0.6，种群规模为50，个体加速常数为1.5，社会加速常数为1.5。绘制 PSO-BP神经网络流程图，如图2所示。

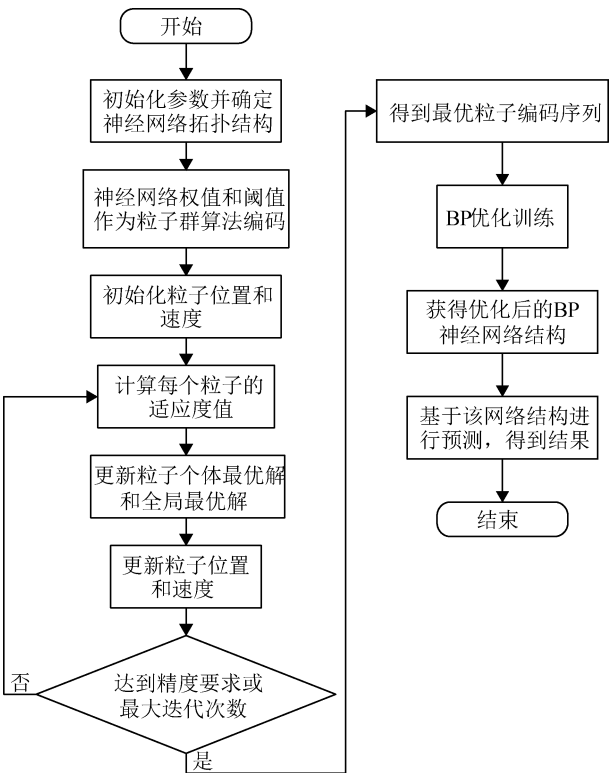


图2 PSO-BP神经网络流程图
Fig.2 Flowchart of PSO-BP neural network

4 加速度计精密离心机测试与辨识结果分析

为验证基于 PSO-BP 的石英挠性加速度计静态模型辨识的应用效果，利用中国航空工业集团公司北京长城计量测试技术研究所研制的精密离心机进行实验。该精密离心机可产生 $1\text{ g} \sim 70\text{ g}$ 的标准加速度，转速范围为 $10 \sim 450\text{ r/min}$ ，转速相对误差不超过 $\pm 2 \times 10^{-6}$ 。实验用精密离心机如图3所示。

使用 MATLAB 构建 PSO-BP 网络，以精密离心机测试数据作为样本集，分别检验 LSM、GMDH 和 PSO-BP 的辨识效果。3 种算法辨识的静态模型系数如表 2 所示。 K_{ioo} 、 K_{opp} 、 K_{pii} 、 K_{iop} 的数量级均小

于 10^{-11} ，远小于其他系数，可忽略不计，故在表 2 中舍去。根据表 2 可知：PSO-BP 可以辨识更多高阶非线性系数，能够更准确地实现复杂非线性特征解析。



图3 实验用精密离心机
Fig.3 Precision centrifuge for experiment

表2 3种算法辨识的静态模型系数

Tab.2 Static model coefficients identified by three algorithms

系数	LSM	GMDH	PSO-BP
K_0	$2.274\ 5 \times 10^{-5}$	$1.346\ 62 \times 10^{-5}$	$1.306\ 17 \times 10^{-5}$
K_i	1	0.999\ 98	0.999\ 979
K_o		6.953×10^{-5}	$6.869\ 24 \times 10^{-5}$
K_p		$5.986\ 84 \times 10^{-6}$	$5.320\ 93 \times 10^{-6}$
K_{io}	$2.532\ 2 \times 10^{-5}$	$2.536\ 35 \times 10^{-5}$	$2.584\ 44 \times 10^{-5}$
K_{ip}	$5.911\ 5 \times 10^{-5}$	$6.002\ 17 \times 10^{-5}$	$6.090\ 3 \times 10^{-5}$
K_{op}			$7.145\ 91 \times 10^{-5}$
K_{ii}	$4.825\ 4 \times 10^{-5}$	$4.867\ 35 \times 10^{-5}$	$4.817\ 09 \times 10^{-5}$
K_{oo}	$3.653\ 9 \times 10^{-6}$	$4.265\ 6 \times 10^{-6}$	$3.411\ 39 \times 10^{-6}$
K_{pp}	$3.583\ 9 \times 10^{-6}$	$3.986\ 23 \times 10^{-6}$	$4.561\ 5 \times 10^{-6}$
K_{iii}	$4.712\ 7 \times 10^{-6}$	$4.786\ 86 \times 10^{-6}$	$5.408\ 49 \times 10^{-6}$
K_{ooo}			$4.022\ 96 \times 10^{-8}$
K_{oii}			$1.730\ 53 \times 10^{-7}$
K_{poo}			$6.581\ 32 \times 10^{-7}$
K_{ipp}			$7.881\ 69 \times 10^{-7}$

依据已建立的BP和PSO-BP模型,将实验数据划分为70%训练集、30%验证集进行训练,根据训练结果对比拟合性能。训练后得到的平均绝对误差 M_{MAE} (Mean Absolute Error, MAE)、 M_{MSE} 、 R_{RMSE} 、平均

绝对百分比误差 M_{MAPE} (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、决定系数 R^2 如表3所示。从表3可看出BP和PSO-BP算法拟合加速度计输出的效果差距,PSO-BP的 M_{MAE} 、 M_{MSE} 、 R_{RMSE} 和 M_{MAPE} 均明显小于BP。

表3 BP和PSO-BP的测试集预测误差

Tab.3 Test set prediction error for BP and PSO-BP

算法	$M_{MAE}/(\text{m/s}^2)$	$M_{MSE}/(\text{m/s}^2)^2$	$R_{RMSE}/(\text{m/s}^2)$	$M_{MAPE}/\%$	R^2
BP	0.041 677	0.002 688 4	0.051 849	0.029 704	0.999 64
PSO-BP	0.002 536 4	9.178×10^{-6}	0.003 029 6	0.012 695	0.999 956

图4为BP神经网络拟合均方误差,图5为PSO-BP神经网络拟合均方误差。BP拟合的 M_{MSE} 在第6次迭代时最低,为 $1.3 \times 10^{-5} (\text{m/s}^2)^2$; PSO-BP拟合的 M_{MSE} 在第10次迭代时最低,为 $5.4 \times 10^{-7} (\text{m/s}^2)^2$ 。对比分析图4和图5可知: PSO-BP神经网络训练集、验证集、测试集的 M_{MSE} 折线重合度更高,趋势更一致。

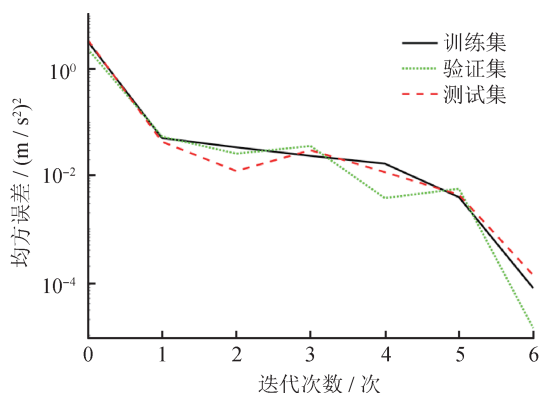


图4 BP神经网络拟合均方误差

Fig.4 Mean square error of BP neural network fitting

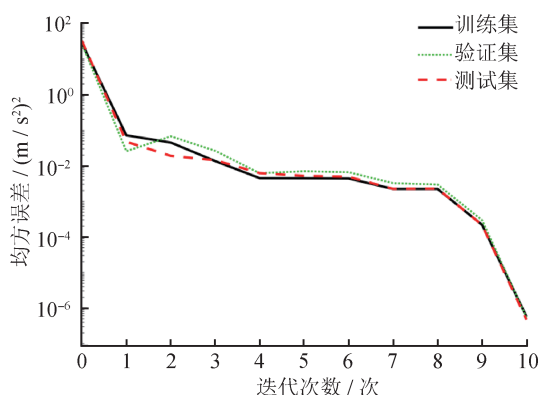


图5 PSO-BP神经网络拟合均方误差

Fig.5 Mean square error of PSO-BP neural network fitting

图6为PSO进化收敛曲线,反映了最优适应度值随迭代次数的变化趋势,可用于评估PSO算法的收敛速度。在PSO的初期阶段,适应度值从约 $4 \times 10^{-5} \text{ m/s}^2$ 迅速下降到约 $1.2 \times 10^{-5} \text{ m/s}^2$,表明粒子群在全局搜索中快速找到了1组较好的初始权重和偏置,有效探索了权重和偏置的初始解空间。迭代5次至25次阶段,适应度曲线呈现阶梯式下降,适应度值逐步逼近 $1 \times 10^{-5} \text{ m/s}^2$,但下降幅度相较初期明显减小,表明PSO在中间阶段仍在改进解,通过局部搜索不断优化目标函数值。最终收敛时的适应度值大约为 $9 \times 10^{-6} \text{ m/s}^2$,相较初始适应度值 $4 \times 10^{-5} \text{ m/s}^2$ 下降了1个数量级。虽然适应度值收敛速度减慢,但收敛后适应度值相对稳定,表明PSO找到了1个较优解。

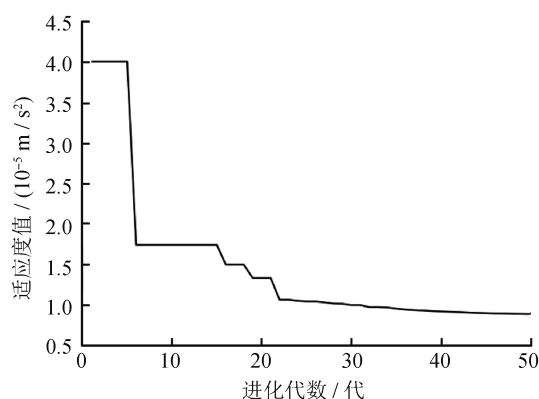


图6 PSO进化收敛曲线

Fig.6 Evolutionary convergence curve of PSO

图7为BP和PSO-BP的测试集预测结果,虚线和实线重合度越高,表明拟合精度越高,算法拟合效果越好。图8为BP和PSO-BP的预测误差曲线,可以看出BP的预测误差曲线波动幅度较大,

拟合效果不理想; PSO-BP的误差曲线更加平稳, 波动幅度较小。综合上述分析可知: 相较于基于BP神经网络的模型辨识方法, 基于PSO-BP神经网络的模型辨识方法准确性更高。

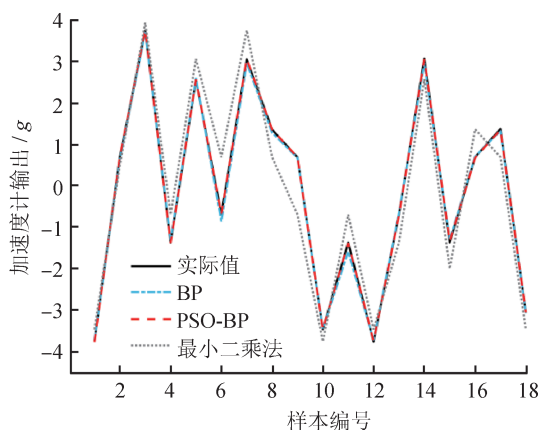


图7 测试集预测结果

Fig.7 Predictions on the test set

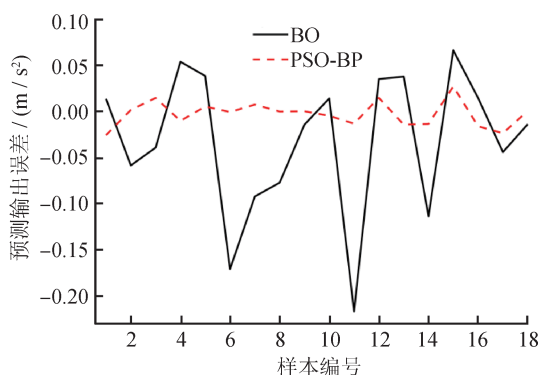


图8 BP和PSO-BP的预测误差

Fig.8 Prediction errors of BP and PSO-BP

本实验中, PSO-BP共进行了50 000次迭代计算, 显著高于标准BP的11 000次迭代计算(隐含层搜索+最终训练)。分析结果表明: PSO-BP的时间复杂度为标准BP的4.5倍。

5 结论

提出了基于PSO-BP的石英挠性加速度计静态模型辨识方法, 介绍了该方法的原理及应用步骤。利用精密离心机开展模型辨识实验, 对该方法的实际效果进行验证, 结果表明: 相较于基于BP的模型辨识方法, 基于PSO-BP的石英挠性加速度计静态模型辨识方法准确性更高。研究成果对于推动复杂工况下的加速度计多物理场耦合效应分析技

术发展具有积极意义, 为高精度机载长航时导航系统研发提供了技术支撑。未来, 可将PSO-BP算法与其他优化方法相结合, 进一步提升加速度计静态模型辨识性能, 并在极端环境下(例如高温、强振动等)进一步验证模型的鲁棒性和可靠性。

参考文献

- [1] 西安航天精密机电研究所. 一种便携式加速度计故障检测仪及检测方法: 202010921343.7[P]. 2022-06-07. Xi'an Aerospace Precision Electromechanical Research Institute. A portable accelerometer fault detector and detection method: 202010921343.7[P]. 2022-06-07. (in Chinese)
- [2] 张鹏飞, 龙兴武. 石英挠性加速度计误差补偿模型的研究[J]. 传感技术学报, 2006, 19(4): 1100-1102, 1170. ZHANG P F, LONG X W. Research on compensating error model of quartz flexible accelerometer[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 19(4): 1100-1102, 1170. (in Chinese)
- [3] LIAO L, LI Q. Parameter identification and temperature compensation of quartz flexible accelerometer based on total least squares[J]. International Journal of Signal Processing Systems, 2016, 4: 27-31.
- [4] 李磊. 基于总体最小二乘法的自适应滤波算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2020. LI L. Research on adaptive filtering algorithm based on total least squares method[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020. (in Chinese)
- [5] 孙英博, 任顺清, 王常虹. 正弦加速度激励下石英加速度计的标定方法[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(5): 688-695. SUN Y B, REN S Q, WANG C H. Calibration method of quartz accelerometer under sine acceleration[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29(5): 688-695. (in Chinese)
- [6] 廖玲, 孙飞, 连德浩. 石英挠性加速度计参数的人工鱼群算法辨识[J]. 山东工业技术, 2015(10): 249-250. LIAO L, SUN F, LIAN D H. Parameters identification of quartz flexible accelerometer based on artificial fish swarm algorithm[J]. Journal of Shandong Industrial Technology, 2015(10): 249-250. (in Chinese)
- [7] 秦朝俊, 董雪明, 代洁, 等. 基于GMDH的加速度计模型辨识[J]. 计测技术, 2016, 36(增刊1): 163-165.

- QIN C J, DONG X M, DAI J, et al. Accelerometer model identification based on GMDH[J]. Metrology & Measurement Technology, 2016, 36(supplement 1): 163-165. (in Chinese)
- [8] 苏宝库, 蒋效雄, 刘雨. 加速度计几种模型辨识方法的比较研究[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(3): 40-42, 45.
- SU B K, JIANG X X, LIU Y. Comparative study of several model identification methods for accelerometer[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(3): 40-42, 45. (in Chinese)
- [9] 徐伟, 李强, 陈雪冬, 等. 基于小波降噪与最小二乘估计的石英挠性加速度计模型辨识[J]. 传感技术学报, 2013, 26(11): 1493-1498.
- XU W, LI Q, CHEN X D, et al. Model identification of quartz flexible accelerometer based on wavelet denoising and least squares estimation[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2013, 26(11): 1493-1498. (in Chinese)
- [10] YU X, ZJANG L, GUO L, et al. Identification for temperature model of accelerometer based on proximal SVR and particle swarm optimization algorithms[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2012, 10(3): 349-353.
- [11] LI X F, LI D H, GAO J M, et al. Temperature drift compensation algorithm based on BP and GA in quartzes flexible accelerometer[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 249: 95-99.
- [12] US-IEEE. IEEE recommended practice for precision centrifuge testing of linear accelerometers: IEEE 836-2009[S]. 2009.
- [13] US-IEEE. IEEE standard specification format guide and test procedure for linear single-axis, nongyroscopic accelerometers: IEEE 1293-2018[S]. 2018.
- [14] 董雪明, 代洁, 杨海龙, 等. 加速度计静态模型的辨识[J]. 计测技术, 2016, 36(增刊1): 152-155.
- DONG X M, DAI J, YANG H L, et al. Identification of the static model of the accelerometer[J]. Metrology & Measurement Technology, 2016, 36(supplement 1): 152-155. (in Chinese)
- [15] 张晗, 林盛受, 毛志成, 等. 基于IWOA-BP的石英振梁加速度计温度补偿研究[J]. 仪表技术与传感器, 2024, 38(3): 110-115.
- ZHANG H, LIN S S, MAO Z C, et al. Research on temperature compensation of quartz vibrating beam accelerometer based on IWOA-BP[J]. Instrument Technique and Sensor, 2024, 38(3): 110-115. (in Chinese)
- [16] 王法亮, 徐大诚. 基于PSO-BP神经网络的MEMS加速度计温度补偿[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(2): 19-22.
- WANG F L, XU D C. MEMS accelerometer temperature compensation based on PSO-BP neural network[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(2): 19-22. (in Chinese)

(本文编辑: 刘圣晨)



第一/通信作者: 史有志(2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事惯性计量测试技术及仪器等领域的研究。