

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407457

CPSO 优化 BP 网络的 MEMS 陀螺随机误差补偿*

李 涵 胡少兵 程为彬

(长江大学地球物理与石油资源学院 武汉 430100)

摘要:针对微电子机械(MEMS)陀螺存在随机误差而导致测量精度低的问题,提出一种基于混沌粒子群算法(CPSO)优化反向传播(BP)神经网络的补偿方法对随机误差进行处理。首先采集 MEMS 陀螺数据,利用 C-C 法重构相空间,基于李雅普诺夫指数分析和验证其混沌特性,然后将重构数据作为 BP 神经网络模型的训练样本,利用 CPSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,获得用于误差补偿的优化模型,最后采用 ADXRS624 对优化模型的补偿效果进行静态实验验证,并与 BP 模型和粒子群优化(PSO)模型补偿结果对比。实验分析结果表明,经 CPSO 算法优化模型补偿后的误差均值和标准差分别为 $-5.76 \times 10^{-4} (^{\circ})/s$ 和 $5.19 \times 10^{-4} (^{\circ})/s$,相比 BP、粒子群优化(PSO)模型误差分别下降 68.6%、52.1%和 98.4%、93.5%。通过 Allan 方差分析补偿后的误差系数,经 CPSO-BP 方法补偿后的量化噪声、角度随机游走和零偏不稳定性分别降低至 $0.00059 \mu rad$ 、 $0.00151 ((^{\circ}) \cdot h^{-1/2})$ 和 $2.82 ((^{\circ}) \cdot h^{-1})$ 。新方法在抑制随机误差上有明显的效果,可提高 MEMS 陀螺的测量精度。

关键词:陀螺仪;混沌粒子群;BP神经网络;李雅普诺夫指数;Allan方差;补偿

中图分类号: V241.5;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

MEMS gyroscope random error compensation based on CPSO-optimized BP network

Li Han Hu Shaobing Cheng Weibin

(School of Geophysics and Petroleum Resources, Yangtze University, Wuhan 430100, China)

Abstract: Aiming at the problem of low measurement accuracy due to the existence of random error in micro-electromechanical system (MEMS) gyroscope, a compensation method based on chaotic particle swarm algorithm (CPSO) optimized back propagation (BP) neural network is proposed to deal with the random error. Firstly, The MEMS gyroscope data are collected, the reconstruction parameters are determined and the phase space is reconstructed using the C-C method, and the chaotic properties are analyzed and verified based on the Lyapunov exponent. Then, the reconstructed data are used as the training samples for the BP neural network model. The BP neural network model is trained, and the weights and thresholds of BP neural network are optimized by using the CPSO algorithm, then the optimized model for error compensation is obtained. Finally, ADXRS624 is used to validate the compensation effect of the optimized model in static experiment, and the compensation results are compared with BP model and particle swarm optimization (PSO) model. Experimental analysis results show that the mean and standard deviation of the gyroscope output errors are $-5.76 \times 10^{-4} (^{\circ})/s$ and $5.19 \times 10^{-4} (^{\circ})/s$, which are decreased by 68.6% and 98.4% compared with the BP model, and 52.1% and 93.5% compared with the particle swarm optimization model, respectively. By comparing the error coefficients after compensation for each method using Allan variance identification, the quantization noise, angle random walk and zero bias instability after being compensated by CPSO-BP method are reduced to $0.00059 \mu rad$, $0.00151 ((^{\circ}) \cdot h^{-1/2})$ and $2.82 ((^{\circ}) \cdot h^{-1})$, respectively. The new method has obvious effect in suppressing the random error and can improve the measurement accuracy of MEMS gyroscope.

Keywords: gyroscope; chaotic particle swarm; BP neural network; lyapunov exponent; allan variance; compensation

0 引言

随着微机电系统 (micro electro mechanical system, MEMS) 的发展, MEMS 陀螺以其小巧、低成本和高性能等特点在惯性导航、运动控制等领域广泛应用^[1-3]。但 MEMS 陀螺受限于制作工艺、载体运动和外界干扰等诸多因素会产生测量误差^[4-5], 可分为系统误差和随机误差, 系统误差可通过多次测量和校准进行补偿, 而随机误差表现为弱非线性、非平稳等性质^[6]。

针对 MEMS 陀螺仪随机误差补偿问题, 目前方法可分为硬件补偿和软件补偿两种。硬件补偿通常是在结构工艺、器件优化上, 但局限于现有的材料和加工技术, 通过硬件补偿方法来减少陀螺仪输出误差非常困难^[7]。软件补偿的基本思路是对陀螺仪的零点输出分析建模, 对输出曲线进行预测和补偿, 主要方法有多项式拟合、时间序列分析、神经网络等^[8]。

Ding 等^[9]提出的基于改进变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 与小波阈值的去噪方法能够降低陀螺静、动态数据的均方误差, 但 VMD 参数设置和数据特性变化可能会导致残差项仍包含波动和非白噪声元素, 影响预测复杂的非线性时间序列精度; 刘文超等^[10]提出一种基于自回归滑动平均模型和角速度估计的随机误差滤波方法, 但模型无法准确表征陀螺随机误差数据的高随机性和高非线性; 郑怡晨等^[11]提出一种将循环神经网络与长短期记忆神经网络相结合的补偿方法, 但补偿精度有限; 杨小平等^[12]提出一种基于一维卷积神经网络与长短期网络相结合的误差补偿方法, 结论表明该方法有较好的补偿效果, 但网络的结构较为复杂。

反向传播 (back propagation, BP) 神经网络参数量小, 且具有强非线性映射能力, 但容易陷入局部最优, 为提高陀螺随机误差补偿精度, 提出一种混沌粒子群 (chaotic particle swarm optimization, CPSO) 优化 BP 神经网络的建模补偿方法。首先对陀螺输出序列进行相空间重构, 利用重构后的时间序列建立神经网络预测模型, 并采用 CPSO 算法优化网络模型的阈值和权值, 最后通过实验验证模型的有效性。

1 混沌时间序列分析

MEMS 陀螺随机误差可看成一个与温度、形变和应力干扰等相关的多维非线性混沌系统, 其具有相对复杂、难以精确预测的特点^[13]。利用相空间重构方法, 在多维相空间的低维动态演化中重构 MEMS 陀螺随机漂移序列, 使单一变量序列充分反映相互作用的其他变量变化的信息, 以提高预测精度。

1.1 相空间重构

假设检测到的时间序列数据是 x_1, x_2, \dots, x_n , n 为序列长度, 根据坐标延迟重构法的 Takens^[14] 嵌入定理, 状态空间中重构的某一点状态矢量可以表示为 $\mathbf{X}_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}]$, $i = 1, 2, \dots, N$, $N = n - (m-1)\tau$ 是重构相空间中的矢量个数, τ 为延迟时间, m 是嵌入维数。Takens 证明可以找到一个合适的嵌入维数, 即如果延迟坐标的维数 $m = 2d + 1$, d 是动力系统的维数, 在这个嵌入维空间里可以恢复出吸引子。时间延迟的状态矢量重建的动态系统在某种意义上等效于原始系统, 即低维序列中含有所有状态变量的成分, 在此规律下可得系统下一时刻的状态, 从而为混沌时间序列的预测奠定了坚实的理论基础。具体步骤如下:

1) 设时间序列为 $\{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$, 依靠历史数据 $\{x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}\}$ 预测未来 $i+k+(m-1)\tau$ 时刻的值 $x_{i+k+(m-1)\tau}$, 即 $x_{i+k+(m-1)\tau} = f(x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau})$ 。预测步数 $k = 1$, 为一步预测。

2) 通过对原始数据相空间重构, 得到 N 个相点, 将前 l 个相点作为训练样本输入, 输入矩阵为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_l & x_{l+\tau} & \cdots & x_{l+(m-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

对应的期望输出矩阵为:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x_{2+(m-1)\tau} \\ x_{3+(m-1)\tau} \\ \vdots \\ x_{l+1+(m-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (2)$$

将其余相点 $\mathbf{X}_{l+1}, \mathbf{X}_{l+2}, \dots, \mathbf{X}_{N-1}$ 作为测试样本输入, 对应的期望输出为 $(x_{l+2+(m-1)\tau}, x_{l+3+(m-1)\tau}, \dots, x_n)$ 。

1.2 重构参数选择

相空间重构过程中, 嵌入维数 m 和时间延迟 τ 是关键参数。参数的计算方法主要有自相关函数法、互信息法和 C-C 法^[15]。C-C 法相比其他方法具有计算简单、较强的抗噪声能力等优点, 其应用关联积分, 可同时计算出延迟时间 τ 和延迟时间窗口 $\tau_w = (m-1)\tau$, 步骤如下:

1) 将序列 x_1, x_2, \dots, x_n 分成 t 个不相交时间序列, 长度为 $\text{floor}(n/t)$, 其中 t 的取值范围为 $[1, \text{maxd}]$, maxd 为最大时间延迟, floor 为向上取整, 子序列为:

$$\begin{aligned} & \{x_1 \quad x_{t+1} \quad x_{2t+1} \quad \cdots\} \\ & \{x_2 \quad x_{t+2} \quad x_{2t+2} \quad \cdots\} \\ & \vdots \\ & \{x_t \quad x_{2t} \quad x_{3t} \quad \cdots\} \end{aligned} \quad (3)$$

2) 计算相关积分, 其函数定义如式(4)所示。

$$C(m, n, r, t) = \frac{1}{N^2} \sum_{1 \leq i \leq j \leq N} \theta(r - \|X_i - X_j\|) \quad (4)$$

其中, r 为邻域半径, 取值范围为 $[\delta/2, 2\delta]$, δ 为序列均方差, $\theta(x)$ 为 Heaviside 单位函数, 其定义如式 (5) 所示。

$$\theta(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

3) 计算每个子序列统计量:

$$s(m, n, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t \left[C_s \left(m, \frac{n}{t}, r, t \right) - C_s \left(1, \frac{n}{t}, r, t \right) \right] \quad (6)$$

差量为:

$$\Delta S(m, t) = \max \{ S(m, n, r_i, t) \} - \min \{ S(m, n, r_j, t) \} \quad (i \neq j) \quad (7)$$

得到如式 (8) 所示方程:

$$\begin{cases} \bar{S}(t) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S(m, n, r_j, t) \\ \Delta \bar{S}(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, n, t) \\ S_{cor}(t) = \Delta \bar{S}(t) + |\bar{S}(t)| \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\bar{S}(t)$ 为所有子序列的统计量 $S(m, n, r_j, t)$ 的均值, $\Delta \bar{S}(t)$ 的第一个极小值为第一个局部最大时间 τ , $S_{cor}(t)$ 的最小值为时间窗口 τ_m 。

1.3 李雅普诺夫指数

在相空间重构的基础上, 采用李雅普诺夫指数判断系统是否处于混沌状态^[16]。当系统的李雅普诺夫指数为正时, 表示相空间中的轨迹会快速分散开来, 表现出对初始条件极其敏感的特性, 负的指数表明系统的轨迹在相空间中会逐渐趋向于稳定的轨道或者周期轨道, 系统表现出较强的稳定性。应用 wolf 法^[17] 计算李雅普诺夫指数的具体步骤如下:

1) 对时间序列 $x(t)$ 重构相空间:

$$Y(t_i) = [x(t_i), x(t_i + \tau), \dots, x(t_i + (m-1)\tau)] \quad (9)$$

2) 设初始点 $Y(t_0)$ 的最近邻点为 $Y_0(t_0)$, 两点间距离为 $L_0 = \|Y(t_0) - Y_0(t_0)\|$, 演化到 t_1 时刻其间距 $L'_1 = \|Y(t_1) - Y_0(t_1)\| > \varepsilon$, ε 为指定小量。

3) 在 $Y(t_1)$ 附近另找一个点 $Y_1(t_1)$, 重复上述过程直至 $Y(t)$ 遍历整个数据, K 为迭代次数, 则最大李雅普诺夫指数为:

$$\lambda = \frac{1}{t_K - t_0} \sum_{i=1}^K \log_2 \frac{L'_i}{L_{i-1}} \quad (10)$$

如图 1 所示, 原始数据的李雅普诺夫指数逐渐收敛且最大李雅普诺夫指数大于 0, 则表示系统处于混沌状态, 可以对 MEMS 陀螺数据应用混沌优化。

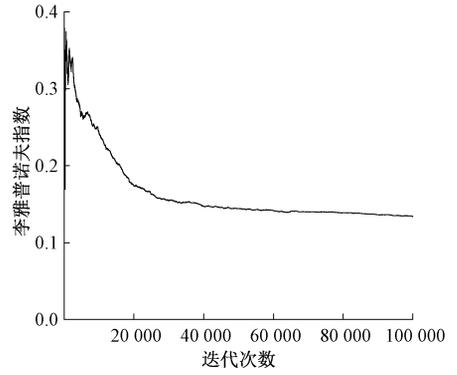


图 1 陀螺输出序列的李雅普诺夫指数

Fig. 1 Lyapunov index of gyro output sequence

1.4 归一化

神经网络通常需要数据归一化, 可消除量纲差异, 统一数据尺度, 使数据适用于神经网络算法, 还可以提升模型的收敛速度和预测精度^[18]。将原始陀螺输出序列经过相空间重构后进行归一化, 函数可表示为:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (11)$$

2 CPSO 优化 BP 神经网络

在粒子群算法中, 单个粒子通过搜索空间来寻找问题的最优解。每个粒子代表一个潜在的解决方案, 其更新由自身所知的最佳位置 $pbest_{id}^k$ 和整个群体的最佳位置 $gbest_d^k$ 引导, 通过迭代不断更新粒子的速度 v_{id}^k 和位置 x_{id}^k , 粒子逐渐收敛于最优解。

速度更新公式为:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \cdot v_{id}^k + c_1 \cdot rand \cdot (pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot rand \cdot (gbest_d^k - x_{id}^k) \quad (12)$$

位置更新公式为:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (13)$$

其中, ω 为惯性权重, i 为粒子序号, d 为维度, k 为迭代数, c_1, c_2 为学习因子, $rand$ 为 0~1 的随机数。

惯性权重 ω 是 PSO 算法的重要参数之一, 适当的 ω 可使 PSO 在全局搜索与局部搜索之间达到平衡。较大的 ω 可提高算法的全局寻优能力, 而较小的 ω 可提高群体的局部搜索能力, 从而有利于算法的收敛。通常 ω 权值采用线性优化方式^[19], 其更新公式为:

$$\omega = \omega_r - \left(\frac{\omega_s - \omega_r}{t_{max}} \right) \cdot t \quad (14)$$

式 (14) 具有简单、直观的特点, 但对非线性的映射能力不够强, 当数据足够复杂时, 容易陷入局部最优解, 而混沌产生的随机数具有良好的随机性和无序性, 将 Logistic 混沌映射引入惯性权重中, 其非线性的

特征使它在迭代中有很强的波动性,使粒子更容易跳出局部最优。Logistic 映射下构造的惯性权重计算公式为:

$$\omega = \frac{(\omega_s - \omega_r) \cdot t}{t_{max}} + u(t) \cdot \omega_r \quad (15)$$

其中, $\omega_r = 0.4, \omega_s = 0.9, t$ 为当前迭代次数, t_{max} 为最大迭代次数, $u(t)$ 为 Logistic 映射产生的混沌序列, 公式为:

$$u(t + 1) = au(t)(1 - u(t)) \quad (16)$$

其中, 系数 a 的取值范围为 $[0, 4]$, Logistic 映射在 a 为 $3.85 \sim 4$ 之间表现较强的混沌行为, 在 a 为 4 时表现完全混沌性和遍历性, 故取 $a = 4$ 。

结合式 (15) 和 (16) 对 PSO 算法进行混沌优化, 利用 CPSO 算法对 BP 神经网络的权值和阈值优化, 将优化值传递到 BP 神经网络, 然后 BP 神经网络进行训练并预测, 将陀螺数据减去模型输出得到补偿结果。算法结构如图 2 所示。CPSO 优化步骤如下:

- 1) 粒子群参数初始化, 设定种群规模、迭代次数、学习因子、速度和位置的取值区间等。
- 2) 构建 BP 神经网络基本结构, 生成粒子群, 随机初始化粒子的位置和速度。
- 3) 计算粒子适应度值, 第 i 个粒子的适应度为:

$$f(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |Y_k - \hat{Y}_k|, i=1, 2, \dots, M \quad (17)$$

其中, Y_k 为训练集输出, \hat{Y}_k 为预测输出, N 为训练样本数, M 为种群规模。将粒子当前位置设为自身最优位置, 初始种群中最优粒子位置设为全局最优位置。

4) 根据式 (15) 更新 ω , 代入式 (12) 和 (13) 分别更新粒子的速度和位置, 计算新粒子的适应度值, 根据新粒子适应度值更新粒子的个体极值和群体极值。

5) 当最大迭代次数未到, 返回步骤 4), 否则退出粒子寻优, 将最优值赋给 BP 神经网络的权值和阈值, BP 神经网络训练后, 进行混沌时间序列预测。

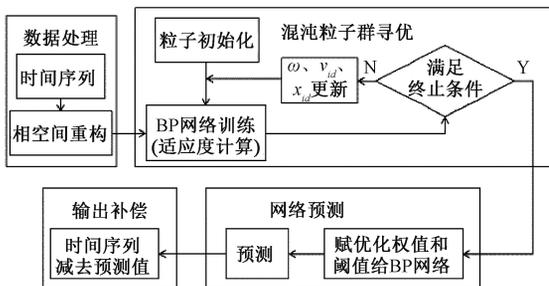


图 2 算法结构图

Fig. 2 Algorithm structure diagram

3 实验分析

3.1 实验条件

采用单轴陀螺 ADXRS624 进行验证。如图 3 所示, 陀螺敏感轴对天放置以避免地球自转影响, 用低噪声线性电源供电, 示波器静态采样, 得到陀螺输出序列, 如图 4 所示。通过 C-C 法确认嵌入维数 m 为 2、时间延迟 τ 为 71, BP 网络的输入层神经元个数为 m , 预测方式为一步预测, 即输出层神经元个数为 1, 隐藏层神经元个数为 5, 网络结构为 2-5-1, 学习率为 0.01, 训练次数为 100, 目标为 10^{-6} 。设粒子种群规模为 20, 维数为 21, 进化代数取 70 次, 粒子速度和位置取值范围分别是 $[-1, 1]$ 和 $[-5, 5]$, 权重的取值范围为 $[0.4, 0.9]$ 。

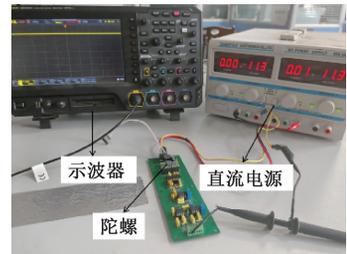


图 3 实验装置

Fig. 3 Experimental devices

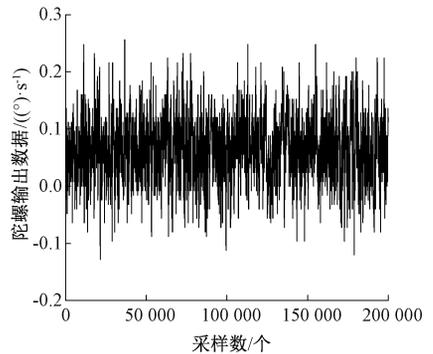


图 4 陀螺角速率输出

Fig. 4 Gyro angular rate output

3.2 CPSO-BP 补偿结果和分析

对 100 000 样本的陀螺数据进行预测和补偿, 得到各方法补偿效果图和评估结果分别如图 5 和表 1 所示。

表 1 不同方法下的相关值评估

Table 1 Relevant value evaluations under different methods

算法	MAE	RMSE	均值/ $((^\circ) \cdot s^{-1})$	标准差/ $((^\circ) \cdot s^{-1})$
BP	0.025 9	0.032 4	-0.001 835	0.032 351
PSO-BP	0.006 8	0.009 2	-0.001 202	0.007 971
CPSO-BP	0.000 3	0.000 5	-0.000 576	0.000 519

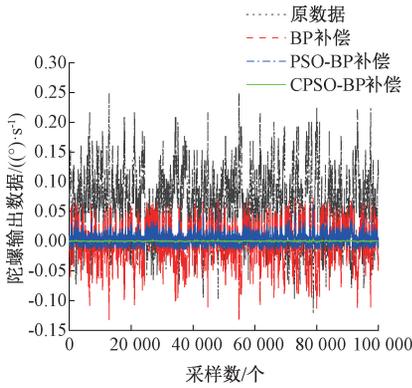


图 5 不同建模补偿方法效果图

Fig. 5 Renderings of different modeling compensation methods

经计算,原始数据的输出均值和标准差分别为 $0.067\ 204\ (^{\circ})/s$ 和 $0.054\ 977\ (^{\circ})/s$ 。表 1 数据可以看出,3 种方法均能降低 MEMS 陀螺输出误差的均值和标准差。采用 CPSO-BP 方法补偿后的均值相比 BP、PSO-BP 分别下降约 68.6% 和 52.1%,标准差分别下降约 98.4% 和 93.5%,平均绝对误差 (MAE) 分别下降约 98.8% 和 95.6%,均方根误差 (RMSE) 分别下降约 98.5% 和 94.6%。CPSO-BP 方法较 BP 和 PSO-BP 能更准确地预测输出陀螺原始输出速率,其补偿后输出误差的峰值仅为 $0.008\ (^{\circ})/s$,绘制 CPSO-BP 预测结果图和补偿后随机误差残差图分别如图 6、7 所示。

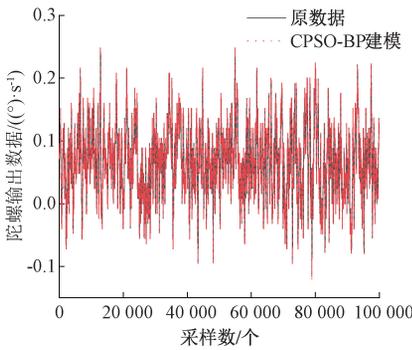


图 6 CPSO-BP 预测结果

Fig. 6 CPSO-BP prediction result

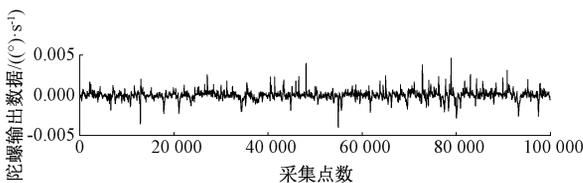


图 7 随机误差补偿残差

Fig. 7 Random error compensation residual

3.3 随机误差的 Allan 方差分析

针对陀螺的随机误差,Allan 方差是辨识陀螺主要随机误差的方法^[20]。为进一步论证 CPSO-BP 方法,对量化噪声、角度随机游走和零偏不稳定性 3 项误差进行分析。采集样本数为 100 000,对 MEMS 陀螺原数据、BP 建模补偿、PSO-BP 建模补偿和 CPSO-BP 建模补偿后的数据进行 Allan 方差分析,得到 3 项误差对比图。

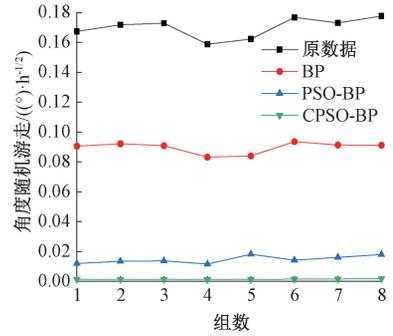


图 8 陀螺角度随机游走误差对比曲线

Fig. 8 Comparison curve of gyro angle random walk error

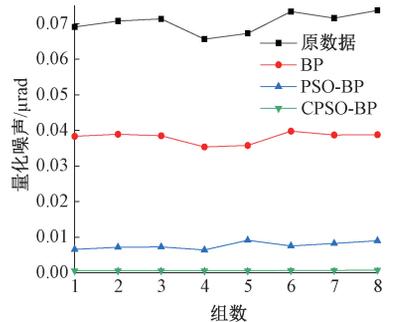


图 9 陀螺量化噪声误差对比曲线

Fig. 9 Comparison curve of gyro quantization noise error

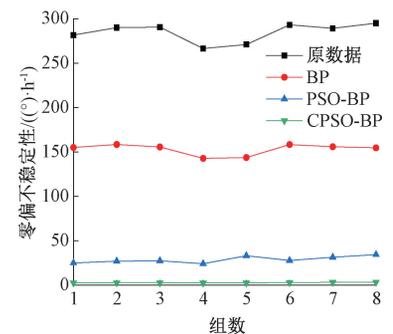


图 10 陀螺零偏不稳定性误差对比曲线

Fig. 10 Comparison curve of gyro bias instability error

对比图 8、9 和 10,3 种建模补偿方法均有效降低量化噪声、角度随机游走和零偏不稳定性。CPSO-BP 方法补偿后的各误差系数接近零值,将测试结果计算均值后

记录为表 2。

表 2 MEMS 陀螺 Allan 方差
Table 2 MEMS gyro Allan variance

数据	量化噪声/ μrad	角度随机游走/ $((^\circ) \cdot \text{h}^{-1/2})$	零偏不稳定性/ $((^\circ) \cdot \text{h}^{-1})$
BP	0.038 03	0.089 59	153.06
PSO-BP	0.007 66	0.014 67	28.76
CPSO-BP	0.000 59	0.001 51	2.82

如表 2 所示, CPSO-BP 方法补偿后的误差参数相比 PSO-BP 的效果呈现一个数量级的提升。

4 结 论

针对 MEMS 陀螺的输出存在随机误差而导致测量精度低的问题, 提出一种基于混沌粒子群优化 (CPSO) 反向传播 (BP) 神经网络的建模方法, 将混沌序列分析引入陀螺数据处理, 以克服传统模型易陷入局部最优问题。利用相空间重构和李雅普诺夫指数分析陀螺数据的混沌特性, 引入 Logistic 映射优化粒子群算法并对神经网络参数寻优, 与传统的 BP 和 PSO-BP 建模结果进行比较, 并采用 Allan 方差分析误差系数, 实验结果表明, 所提出的方法能够有效降低 MEMS 陀螺的随机误差, 包括其均值、标准差、平均绝对误差和均方根误差值。相较于 BP 和 PSO-BP 方法, CPSO-BP 方法在 MEMS 陀螺输出误差补偿方面效果更优, 可以为 MEMS 陀螺数据处理问题提供参考。

参考文献

[1] 张佳宁, 李平华, 庄须叶. 基于改进的 Sage-Husa 滤波 MEMS 陀螺阵列降噪技术研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 54-60.
ZHANG J N, LI P H, ZHUANG X Y. Research on noise reduction technique of MEMS gyro array based on improved Sage-Husa filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 54-60.

[2] 鹿珂珂, 刘陵顺, 寇昆湖, 等. 不依赖精密转台的 MEMS-IMU 误差标定补偿方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 129-136.
LU K K, LIU L SH, KOU K H, et al. MEMS-IMU error calibration compensation method without relying on precision rotary table [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 129-136.

[3] LIU Y H, FAN X Q, LYU CH, et al. An innovative information fusion method with adaptive Kalman filter for integrated INS/GPS navigation of autonomous vehicles [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 605-616.

[4] 于玉丹, 林伟, 俞朝阳. 改进 Sage-Husa 算法结合小波模糊阈值算法的 MEMS 陀螺去噪 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(19): 64-69.
YU Y D, LIN W, YU CH Y. Improved Sage-Husa algorithm combined with wavelet fuzzy thresholding algorithm for MEMS gyro denoising [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(19): 64-69.

[5] 王怡苗, 夏振华. 基于 Mahony-EKF 算法的手臂运动姿态测量系统 [J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(2): 123-130.
WANG Y M, XIA ZH H. Arm motion attitude measurement system based on Mahony-EKF algorithm [J]. Overseas Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 123-130.

[6] 万芯炜, 王晶, 杨辉, 等. BP 神经网络结合粒子群优化卡尔曼滤波的 MEMS 陀螺随机误差补偿方法 [J]. 兵工学报, 2023, 44(2): 556-565.
WAN X W, WANG J, YANG H, et al. BP neural network combined with particle swarm optimization Kalman filtering for random error compensation of MEMS gyro [J]. Journal of Military Engineering, 2023, 44(2): 556-565.

[7] 许鹏, 陈琳, 王娟. MEMS 加速度计的误差补偿方法 [J]. 微纳电子技术, 2016, 53(7): 467-472.
XU P, CHEN L, WANG J. Error compensation method for MEMS accelerometers [J]. Micronano Electronic Technology, 2016, 53(7): 467-472.

[8] HSU Y L, WANG J SH. Random drift modeling and compensation for mems-based gyroscopes and its application in handwriting trajectory reconstruction [J]. IEEE Access, 2019, 7: 17551-17560.

[9] DING M K, SHI ZH Y, DU B H, et al. A signal denoising method for a MEMS gyroscope based on improved VMD-WTD [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(9): 095112.

[10] 刘文超, 郑小兵, 王荣颖, 等. 基于角速度估计的 MEMS 陀螺随机误差动态滤波方法 [J]. 电光与控制, 2021, 28(5): 79-84.
LIU W CH, ZHENG X B, WANG R Y, et al. Dynamic filtering method of MEMS gyro random error based on angular velocity estimation [J]. Electronics Optics and Control, 2021, 28(5): 79-84.

[11] 郑怡晨, 刘洪. 基于深度学习的 MEMS 加速度计随机漂移补偿方法 [J]. 仪表技术与传感器, 2023(12): 84-87.
ZHENG Y CH, LIU H. Random drift compensation method for MEMS accelerometer based on deep learning [J]. Instrument Technology and Sensor, 2023(12): 84-87.

[12] 杨小平, 谭凯, 蒋力, 等. 用于倾角监测中的 MEMS 加

- 速度计补偿方法 [J]. 微纳电子技术, 2022, 59(9): 911-919, 965.
- YANG X P, TAN K, JIANG L, et al. MEMS accelerometer compensation method for inclination angle monitoring [J]. Micronanoelectronic Technology, 2022, 59(9): 911-919, 965.
- [13] 沈强, 刘洁瑜, 王琪, 等. 基于相关向量机的 MEMS 陀螺仪随机漂移补偿 [J]. 传感技术学报, 2014, 27(5): 596-599.
- SHEN Q, LIU J Y, WANG Q, et al. Random drift compensation of MEMS gyroscope based on correlation vector machine [J]. Journal of Sensing Technology, 2014, 27(5): 596-599.
- [14] CHANDRA R, GOYAL S, GUPTA R. Evaluation of deep learning models for multi-step ahead time series prediction [J]. IEEE Access, 2021, 9: 83105-83123.
- [15] ZHOU Y Q, ZHI G F, CHEN W, et al. A new tool wear condition monitoring method based on deep learning under small samples [J]. Measurement, 2022, 189: 110622.
- [16] 张轶, 翟盛华, 陶海红. 雨衰时间序列的混沌识别与预测 [J]. 电子学报, 2023, 51(2): 365-371.
- ZHANG Y, ZHAI SH H, TAO H H. Chaotic identification and prediction of rain failure time series [J]. Journal of Electronics, 2023, 51(2): 365-371.
- [17] VLACHAS P R, PATHAK J, HUNT B R, et al. Backpropagation algorithms and reservoir computing in recurrent neural networks for the forecasting of complex spatiotemporal dynamics [J]. Neural Networks, 2020, 126: 191-217.
- [18] 黄伟建, 李永涛, 黄远. 基于混合神经网络和注意力机制的混沌时间序列预测 [J]. 物理学报, 2021, 70(1): 235-243.
- HUANG W J, LI Y T, HUANG Y. Chaotic time series prediction based on hybrid neural network and attention mechanism [J]. Journal of Physics, 2021, 70(1): 235-243.
- [19] XING H F, HOU B, LIN ZH H, et al. Modeling and compensation of random drift of MEMS gyroscopes based on least squares support vector machine optimized by chaotic particle swarm optimization [J]. Sensors, 2017, 17(10): 2335.
- [20] 孙伟, 文剑, 张远, 等. MEMS 陀螺仪随机误差的辨识与降噪方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(1): 15-20.
- SUN W, WEN J, ZHANG Y, et al. Research on the identification and noise reduction method of random error in MEMS gyroscope [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(1): 15-20.

作者简介



李涵, 2022 年于长江大学获得学士学位, 现为长江大学硕士研究生, 主要研究方向为地球物理仪器。

E-mail: 2434072208@qq.com

Li Han received his B. Sc. degree from Yangtze University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Yangtze University. His main research interest includes geophysical instruments.



胡少兵 (通信作者), 2001 年于江汉石油学院获得学士学位, 2006 年于长江大学获得硕士学位, 2018 年于长江大学获得博士学位, 现为长江大学讲师, 主要研究方向为地球物理勘探方法及仪器。

E-mail: hushaobing@yangtzeu.edu.cn

Hu Shaobing (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jiangnan Petroleum University in 2001, M. Sc. degree from Yangtze University in 2006 and Ph. D. degree from Yangtze University in 2018, respectively. Now he is a lecturer in Yangtze University. His main research interests include geophysical exploration methods and instruments.