

Research on Compensation Method of MEMS Gyroscope Random Error Based on Improved Extreme Learning Machine

YANG Hui^{1*}, YANG Chuan², JIANG Huhai¹, WANG Jing¹, MAO Rui¹

(1. Southwest Institute of Technical Physics; 2. The Second Military Representative Office of Chongqing Military Representative Bureau of Army Equipment Department in Chengdu, Chengdu Sichuan 610041, China)

Abstract: Aiming at the large random errors and low precision of Micro Electro Mechanical System (MEMS) gyroscope, an Extreme Learning Machine (ELM) modeling method based on fixed activation function is proposed in this paper. Firstly, the training database of turntable and MEMS gyroscope are collected, then the number of hidden layer nodes, steep degree, position and mapping scope is optimized by using particle swarm optimization (PSO) simultaneously. The finally model is building by ELM with fixed activation function. The results of in turntable experiments show that method is better than others method like the original ELM, Kalman filter and wavelet filter by the Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Error (MAE), and raise on order of magnitude of MSE. The results of in seeker system experiments show that effectiveness of the method based on Allan variance analysis, and satisfy the seeker system requirements.

Key words: MEMS gyroscope; ELM; seeker; Allan variance

EEACC: 7230 doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2021.02.016

基于改进极限学习机的 MEMS 陀螺随机误差补偿方法研究

杨 辉^{1*}, 杨 川², 姜湖海¹, 王 晶¹, 毛 锐¹

(1. 西南技术物理研究所, 四川 成都 610041; 2. 陆军装备部驻重庆地区军代局驻成都地区第二军代室, 四川 成都 610041)

摘 要: 针对微机械 (Micro Electro Mechanical System, MEMS) 陀螺随机误差较大、精度不高的问题, 提出了一种基于改进激活函数的极限学习机 MEMS 陀螺建模的方法。首先采集转台和 MEMS 陀螺数据作为训练集数据, 随后利用粒子群优化算法确定隐含层神经元数目、陡度因子、位置参数、映射区间因子等参数, 最后采用改进激活函数的极限学习机进行建模。在 MEMS 陀螺单体转台试验结果表明, 该方法较原极限学习机、卡尔曼滤波、小波滤波等三种方法的均方误差和平均绝对误差指标更优, 其中均方误差可提高一个数量级。在导引头稳定平台闭环测试结果表明, 该模型补偿后 Allan 方差指标均得到明显改善, 能满足系统使用要求。

关键词: MEMS 陀螺; 极限学习机; 导引头; Allan 方差

中图分类号: U666.1

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2021)02-0244-05

稳定平台作为框架式导引头的重要组成部分, 其性能直接影响导引头制导精度。速率陀螺对于稳定平台的控制和视线角速度解算至关重要。常见的速率陀螺类型包括挠性陀螺、激光陀螺、光纤陀螺、MEMS 陀螺等, 其中 MEMS 陀螺因体积小、成本低、重量轻、功耗小等优点, 成为小型化、低成本框架式

导引头设计的首选。但由于加工工艺的限制, MEMS 陀螺存在精度较差、随机误差较大的缺点。因此, 如何提高 MEMS 陀螺的精度、减少随机误差成为当前研究的热点。除提高工艺水平外, 现有的研究方法以算法补偿为主, 包括常用的小波阈值法^[1]、卡尔曼滤波法及其改进算法^[2], 文献[3]采用

支持向量机回归模型对 MEMS 陀螺输出数据滤波补偿, 有效提高精度。文献[4]采用自回归 (Auto Regressive, AR) 模型, 在静态、动态试验证明可有效减小陀螺的误差。文献[5]采用最小上限滤波 (Minimum Upper-Bound Filter, MUBF) 算法降低陀螺噪声, 效果优于卡尔曼滤波方法。文献[6]结合小波去噪与径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络模型进行补偿, 减小误差。上述方法中小波阈值法和卡尔曼滤波法, 方法简单, 效果较差, 而算法模型需要建立精确的 MEMS 陀螺模型, 过程较复杂。

极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 是由 Huang 等^[7]提出的一种前馈神经网络算法, 相对于传统前馈神经网络, 具有学习速度快, 精度高和参数简单的特点。

本文基于 ELM 并改进激活函数, 利用粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 确定模型参数, 建立 MEMS 陀螺模型, 实现减少随机误差并提高精度。通过与其他方法的对比, 并结合导引头稳定平台闭环系统测试, 验证其效果。

1 ELM

1.1 ELM 简介

ELM 属于单隐含层前馈神经网络^[8], 图 1 为极限学习机网络结构图, 其网络结构分为三层: 输入层、隐含层和输出层。图中, X 为 n 维输入向量, w 为输入层与隐含层间的连接权重, H 为 l 维隐含层输出, β 为隐含层与输出层之间的权系数, T 为网络输出。

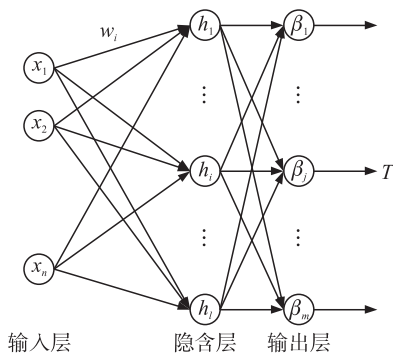


图 1 ELM 网络结构图

设隐含层神经元的阈值为 b , 激活函数为 $g(x)$, 则网络输出 T 可表示为

$$T = H\beta = \sum_{i=1}^L g(w_i \cdot x_j + b_i) \beta_k \quad (1)$$

式中: $j=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, m$ 。

ELM 随机产生输入层与隐含层的连接权值 w

及隐含层神经元的阈值 b , 且训练过程中无需调整, 只要设置隐含层神经元的个数和激活函数, 便可以获得唯一的最优解, 因此具有学习速度快、泛化能力强等优点。

1.2 改进激活函数

激活函数决定了 ELM 模型的优劣, 常用的激活函数包括 sigmoid、fourier、hardlimit、gaussian 等^[9], 其中 sigmoid 是使用频率最高的激活函数, 是便于求导的平滑函数, 能够将输出值压缩到 0-1 范围之内, 公式如下:

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

sigmoid 激活函数易出现梯度消失、输出全为正数致收敛慢等缺点。因此, 本文在 sigmoid 激活函数基础上设计可调 sigmoid 激活函数, 公式如下:

$$g_{a,b,c}(x) = \frac{c}{1 + e^{-a(x-b)}} \quad (3)$$

式中: a 为陡度因子, 决定函数的形状; b 为位置参数, 影响函数的水平位置; c 为映射区间因子, 可改变映射区间的长度和范围。改进后的激活函数无限可微, 具有更加丰富的非线性表达能力, 适应性更广^[10]。

利用改进激活函数的 ELM 建立 MEMS 陀螺模型, 需先确定四个参数的最优取值: 隐含层神经元的个数 L 、激活函数参数 a, b, c , 本文采用粒子群优化算法进行寻优。 L 数值与输入向量的维度有关, 数值过少泛化能力差, 过多结构复杂, 学习速度变慢。

2 PSO

PSO 算法^[11]源于鸟类捕食行为, 算法中每个粒子都代表问题的潜在解, 每个粒子由适应度函数确定一个适应度值。粒子的速度决定了粒子移动的方向和距离, 速度可根据自身及其他粒子的移动经验动态调整, 从而实现个体的寻优。

设一个 D 维空间中, 有 n 各粒子组成种群 X , 第 i 个粒子为 $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}]$, 表示第 i 个粒子在 D 维空间中的位置, 速度为 V_g , 粒子通过个体极值 P_i 和全局极值 P_g 更新自身的速度和位置, 公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (4)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中: ω 为惯性权重; $d=1, 2, \dots, D; i=1, 2, \dots, n; k$ 为当前迭代次数; c_1 和 c_2 为加速度因子, 取非负数的常数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

采用 PSO 寻找合适的 L, a, b, c 的主要步骤

如下:

①相关参数初始化,包括粒子的位置、速度、进化次数、种群规模;

②计算初始粒子适应度值,由适应度函数计算所得,本文选择使用度函数 fun 为估计值与实际值的均方误差 (Mean Squared Error, MSE), 公式如下:

$$\text{fun}(T_i, X_i) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (T_i - X_i)^2 \quad (6)$$

式中: T_i, X_i 分别为第 i 次的估计值、参考值, K 为样本数。

③根据初始粒子适应度值确定个体和群体极值;

④根据个体极值和全局极值更新自身的位置和速度;

⑤计算粒子使用度,并更新个体和群体极值;

⑥若满足终止条件则结束,否则继续重复步骤④。

3 方法

根据上述描述, ELM 模型的输入向量表征 MEMS 陀螺原始数据, 网络输出表征补偿 MEMS 陀螺随机误差的数据。根据工程应用经验, 转台数据具有精度高、线性度好、噪声小等特点, 常用于客观评价 MEMS 陀螺的精度、标定随机误差等, 因此在建模和评估时, 转台数据可作为补偿 MEMS 陀螺随机误差的数据。针对 MEMS 陀螺建模及补偿流程图如图 2, 主要包含以下步骤:

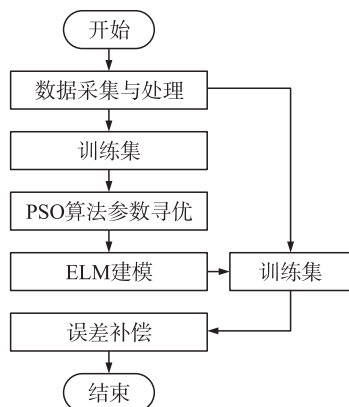


图2 建模及补偿方法流程图

①数据采集与处理:同时采集 MEMS 陀螺原始数据与转台数据,提取 M, N 组陀螺数据与对应转台数据作为训练集数据和测试集数据,其中 MEMS 陀螺原始数据作为模型的输入向量,在训练和测试都使用,转台数据仅作为训练建模使用,在测试时只作

为评价结果的参考;

②PSO 参数寻优:合理设置 PSO 算法迭代次数、种群规模和适应度等指标,根据步骤①中获取的训练集数据进行参数寻优;

③ELM 建模:根据步骤②中确定的参数与步骤①中的训练集数据,建立 ELM 模型;

④误差补偿:利用步骤③中 ELM 模型,使用测试集 MEMS 陀螺原始数据进行误差补偿,输出补偿后的结果。

4 试验验证与分析

根据上述方法,在实验室常温环境下,按图 3 搭建测试平台,针对某两轴 MEMS 陀螺,使用专用工装将其固定于转台上,设置不同的转台速度,分别为 $0^\circ/\text{s}$ 、 $-1^\circ/\text{s}$ 、 $-20^\circ/\text{s}$,通过 RS422 串口采集 MEMS 陀螺和转台数据,采样频率为 2 kHz。三组数据中,选择前 100 组数据作为训练集,每组数据中 MEMS 陀螺数据为输入、转台数据为输出。采用 MATLAB 软件进行 ELM 参数寻优、建模及结果分析。

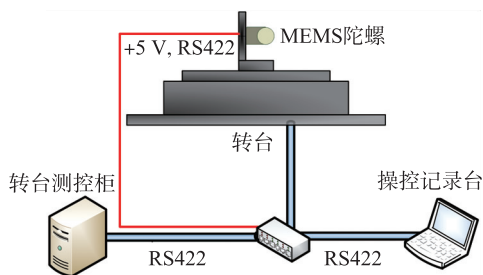


图3 试验设备组成示意图

4.1 ELM 参数寻优

利用 PSO 算法寻优,由于输入向量维度为 1, L 范围设定为 $[1, 20]$, PSO 迭代次数、种群规模的范围在保证精度、稳定性前提下尽量减少寻优时间,因此设置 PSO 迭代次数、种群规模为 100 和 20,同理,改进激活函数参数 a, b 范围为 $[0.01, 10]$, c 范围为 $[-20, 20]$,选择训练集数据进行模型训练,经过 100 次反复迭代后,每代个体适应度值变化如图 4 所示,最终得到隐含层神经元的个数 L 为 1, 激活函数的参数 a 为 9.281 7, b 为 3.641 0, c 为 -0.932 5。

4.2 ELM 建模

根据 PSO 寻优所确定的参数,建立 ELM 模型,选择测试集进行误差补偿,其中 $0^\circ/\text{s}$ 测试集为 20 000 组; $-1^\circ/\text{s}$ 测试集为 19 900 组; $-20^\circ/\text{s}$ 测试集为 2 201 组。同时,对比卡尔曼滤波、小波滤波和原 sigmoid 激活函数的 ELM 模型等三种方法,绘制局部时间段结果如图 5 所示。

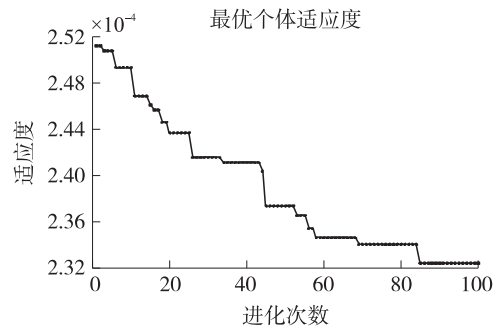
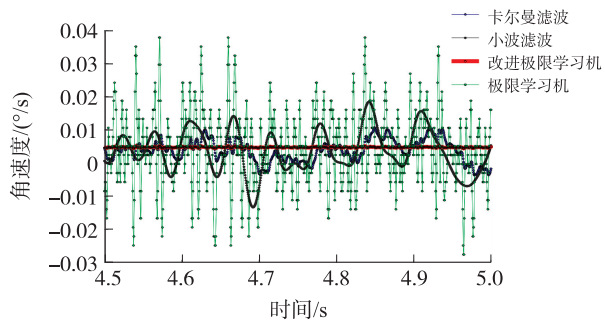
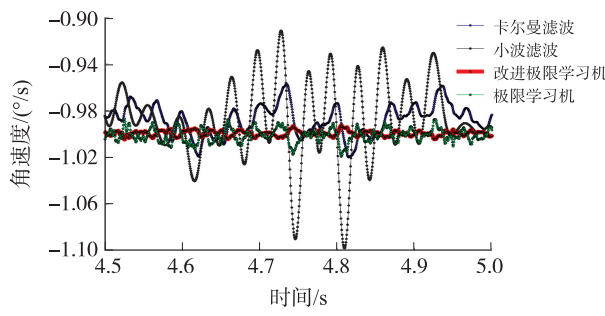


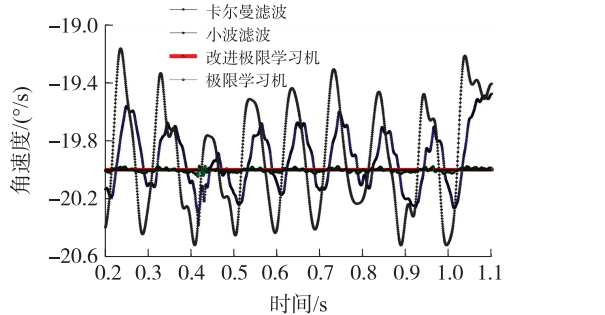
图 4 PSO 寻优过程



(a) 0 °/s测试结果对比



(b) -1 °/s测试结果对比



(c) -20 °/s测试结果对比

图 5 不同方法效果对比

4.3 结果分析

观察图 5 可知,改进 ELM 后,噪声得到显著改善,优于其他方法。通过计算平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE, 见式 (7)) 和 MSE 进一步评价模型补偿效果,具体计算结果如表 1 所示。对比四种方法,本文方法 MAE、MSE 两个指标均为最小,相比原极限学习机模型,改进后模型在不同测试条件下,均能提高精度和减小噪声。

MAE=1/K ∑ (Ti-Xi) (7)

表 1 不同方法均值和均方差结果对比

测试条件	评价指标	改进 ELM	ELM	卡尔曼	小波
0°/s	MAE	1.87×10 ⁻³	6.67×10 ⁻³	3.67×10 ⁻³	6.40×10 ⁻³
	MSE	5.70×10 ⁻⁶	5.74×10 ⁻⁵	2.15×10 ⁻⁵	8.10×10 ⁻⁵
-1 °/s	MAE	2.23×10 ⁻³	5.90×10 ⁻³	1.90×10 ⁻²	3.32×10 ⁻²
	MSE	8.04×10 ⁻⁶	5.64×10 ⁻⁵	3.01×10 ⁻³	1.75×10 ⁻³
-20 °/s	MAE	1.35×10 ⁻³	1.14×10 ⁻²	9.50×10 ⁻¹	3.33×10 ⁻¹
	MSE	1.90×10 ⁻⁶	1.88×10 ⁻⁴	10.08	1.45×10 ⁻¹

在此基础上,开展导引头闭环测试,在 CCSv5.3 编译软件上编写相关补偿和控制算法,程序运行于 TI 公司的 TMS320F28335 DSP 处理器。将两轴 MEMS 陀螺安装于导引头稳定平台上,测量稳定平台的角速度信息,基于该角速率作为稳定平台伺服闭环控制的角速度反馈输入。在常温状态下,采集闭环状态下角速度数据,采用 Allan 方差^[12-14]可直观反映 MEMS 陀螺的性能水平,表 2 为 Allan 方差五种常见误差源。图 6 为两轴补偿前后 Allan 方差分析结果。表 3 为补偿前后 Allan 方差指标对比。

表 2 Allan 方差与各种误差系数对应关系

Allan 标准差	系数	斜率
$\sigma(\tau)=\sqrt{3}\frac{Q}{\tau}$	量化噪声 Q	-1
$\sigma(\tau)=\frac{R}{\sqrt{\tau}}$	角度随机游走 R	-1/2
$\sigma(\tau)=\frac{2}{3}B$	零偏不稳定性 B	0
$\sigma(\tau)=\frac{K\sqrt{\tau}}{\sqrt{3}}$	角速率游走 K	1/2
$\sigma(\tau)=\frac{R\tau}{\sqrt{2}}$	速率斜坡 R	1

表 3 导引头闭环测试,常温调节下 allan 方差对比结果

量化指标	X 方向		Y 方向	
	补偿前	补偿后	补偿前	补偿后
$Q/(^{\circ}/h)$	8.35×10 ⁻⁴	7.22×10 ⁻⁶	5.25×10 ⁻⁴	9.81×10 ⁻⁶
$R/(^{\circ}/h^{0.5})$	1.19×10 ⁻⁴	9.28×10 ⁻⁷	2.88×10 ⁻⁴	4.66×10 ⁻⁶
$B/(^{\circ}/h)$	9.91×10 ⁻³	9.97×10 ⁻⁵	2.17×10 ⁻²	8.83×10 ⁻⁴
$K/(^{\circ}/h^{1.5})$	1.65×10 ⁻¹	1.57×10 ⁻³	3.61×10 ⁻⁴	1.41×10 ⁻⁴
$R/(^{\circ}/h^2)$	8.60×10 ⁻¹	8.12×10 ⁻³	1.88	7.28×10 ⁻²

综合图 6、表 3 的结果分析,MEMS 陀螺两轴的 Allan 五个量化指标在补偿后得到明显改善,说明该模型在导引头稳定平台闭环条件下能输出较好精度和较低噪声,满足稳定平台使用要求。

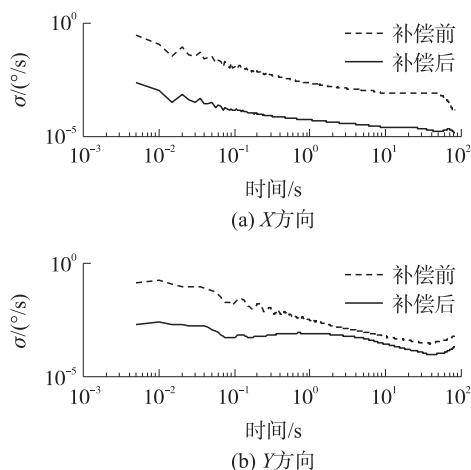


图6 导引头闭环测试,常温下
allan 方差对比结果

5 结论

针对 MEMS 陀螺随机误差较大、精度较低的问题,本文提出改进激活函数的 ELM 补偿方法。通过转台测试和导引头稳定平台闭环测试试验,验证了本文方法的有效性,且相比其他方法更简捷。同时,本文提出一种新的激活函数,可增强 ELM 模型快速性和泛化能力。此外,本文方法对 MEMS 陀螺应用于导引头领域具有一定参考价值。

参考文献:

[1] 赵宣懿,孔雪博,熊智,等. 基于低成本 MEMS 陀螺的小波阈值去噪应用研究[J]. 传感器与微系统,2017,36(12):54-56.

[2] 王辛望,沈小林,刘新生. 改进小波阈值法在 MEMS 陀螺信号去噪中的应用[J]. 中国测试,2017,43(11):26-30.
[3] 成雨,叶东,孙兆伟. MEMS 陀螺随机误差趋势项的支持向量回归机预测补偿算法[J]. 中国惯性技术学报,2016,24(5):600-606.
[4] 王建锋,王乐峰,吴冬涛,等. 基于 AR 模型的 MEMS 陀螺误差补偿方法研究[J]. 计算技术与自动化,2016,35(3):21-25.
[5] 周洁,梁彦,王小旭,等. 基于 MUBF 算法的微机械陀螺输出降噪方法[J]. 系统工程与电子技术,2016,38(11):2457-2461.
[6] 孙伟,段顺利,文剑,等. 阈值去噪与 RBF 神经网络在 MEMS 陀螺仪误差补偿中的应用[J]. 传感技术学报,2017,30(1):115-119.
[7] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/3):489-501.
[8] Huang G, Huang G, Song S, et al. Trends in Extreme Learning Machines: A Review[J]. Neural Networks, 2015, 61:32-48.
[9] 锥晓卓. 基于联合稀疏和局部线性的极限学习机及应用[D]. 西安:西安电子科技大学,2015.
[10] 王改堂,王红辉,赵金磊,等. 基于残差预测修正的可调激活函数极限学习机[J]. 弹箭与制导学报,2017,37(6):129-132.
[11] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013:306-312.
[12] Daponte P, Vito L D, Rapuano S, et al. Wireless Sensor Network for Traffic Safety: Analysis of Measurement Uncertainties[C]//2012 International Conference and Exposition on Electrical and Power Engineering, Romania, 2012:882-887.
[13] Percival Donald B. A Wavelet Perspective on the Allan Variance[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2016, 63(4):538-554.
[14] 蒋孝勇,张晓峰,李孟委. 基于 Allan 方差的 MEMS 陀螺仪随机误差分析方法[J]. 测试技术学报,2017,31(3):190-195.



杨 辉(1990—),男,汉族,四川成都人,硕士研究生,工程师,主要从事光电制导领域研究工作, supper7yang@foxmail.com。