

An Improved Adaptive Genetic Algorithm for MEMS Triaxial Accelerometer Calibration Method*

ZOU Zelan, XU Xiang, XU Tongxu, ZHAO Heming*

(School of Electronic Information, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215006, China)

Abstract: Aiming at the problem that the current MESE triaxial accelerometer calibration relies on expensive turntable equipment, complex algorithm or the parameters are incomplete calibrated, a method with improved adaptive genetic algorithm is proposed. Firstly, the accelerometer error model is analyzed, and an objective function based on the principle of modulus calibration is constructed; Secondly, the genetic algorithm which optimization of search interval and using improved genetic operators are used to seek the objective function to get the best calibration parameters; Lastly, The 24-position simulation experiment shows that the relative error of the calibration parameters is slightly smaller than the Classical Newton method. The experimental results of the actual MEMS accelerometer calibration show that compared with the Classical Newton method, the module RMSE is reduced 22.2%, and module error fluctuation range is 0.46 mg_n .

Key words: MEMS triaxial accelerometer; adaptive genetic algorithm; modulus calibration; error model

EEACC: 7230

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2020.10.012

一种基于改进型自适应遗传算法的 MEMS 三轴加速度计标定方法*

邹泽兰, 徐 祥, 徐同旭, 赵鹤鸣*

(苏州大学电子信息学院, 江苏 苏州 215006)

摘 要: 针对目前加速度计标定存在依赖于昂贵的转台设备或标定算法复杂、标定参数不完全的问题, 研究了一种基于改进型自适应遗传算法的加速度计标定方法。首先, 对加速计误差模型进行了分析, 构建了基于模标定原理的目标函数; 其次, 利用优化搜索区间和采用改进型遗传算子的自适应遗传算法对目标函数进行寻优, 以提高标定参数寻优的速度和精度; 最后, 24 位置仿真实验表明: 标定参数的相对误差对比经典牛顿法略小, 实际 MEMS 加速度计标定实验结果表明: 本文方法与经典牛顿法相比, 模值 RMSE 降低了 22.2%, 模值误差波动范围 0.46 mg_n 。

关键词: MEMS 三轴加速度计; 自适应遗传算法; 模标定; 误差模型

中图分类号: V241.62

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2020)10-1450-07

随着微机电系统 (Micro-Electro-Mechanical System, MEMS) 技术的发展, 以陀螺仪和加速度计为代表的微惯性测量单元 (MIMU) 目前已广泛应用于民用消费、船舶、各类飞行器和军用武器的导航中。与其他类型加速度计相比, MEMS 加速度计具有成本低、体积小、功耗小等特点。然而, 其测量精度易受加速度计标度因子、零偏、非正交误差等确定性误

差的影响, 这使得通过输出的惯性数据解算姿态矩阵会与理想姿态矩阵之间存在误差, 进而影响最终的导航精度。所以对加速度计进行标定来减少应用误差至关重要^[1-2]。

MEMS 加速度计的标定分为基于最小二乘法的标定方法和基于矢量模相等的优化方法两类。最小二乘法中, 常以三轴转台产生参考矢量, 文献[3]利

项目来源: 国家自然科学基金项目 (61803278); 东南大学微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室 (B 类) 开放基金项目 (SEU-MIAN-201802)

收稿日期: 2020-07-15 修改日期: 2020-09-07

用三轴转台的多位置静态实验实现无定向条件下 MIMU 误差系数的标定。转台能够提供较准确的角度信息,标定精度高,但转台设备昂贵。近年来,多位置下基于模标定原理的免转台标定方法成为研究热点。文献[4]提出将加速度计标定转化为参数辨识问题,利用模标定的原理通过迭代求解非线性方程即可完成加速度计标定。文献[5]利用牛顿迭代法完成了加速度计在线标定,但未说明迭代初值的选取。为此,文献[6]提出利用上下位置法粗标定参数作为牛顿迭代法的初值,完成了加速度计在线标定,节省了迭代时间。文献[7]利用 LM 算法完成了加速度计在线标定,LM 算法是一种介于牛顿法与梯度下降法的非线性最小二乘的算法,通过自适应步长能综合解决牛顿法和梯度下降法存在的缺点,但其算法本质依然是求解多维向量的一阶梯度以及 Hessian 矩阵,其算法计算量大。文献[8]利用六位置最小二乘方法完成了加速度计在线标定,提出了一种线性化方法来降低计算复杂度,但其只考虑了零偏和标度因子。文献[9]利用了 BP 神经网络对加速度计标定进行误差补偿,但神经网络需要一定量的数据集进行训练,才能达到更高的精度,其计算量大,实时性差;且在加速度计误差模型已知的条件下进行训练,实际意义不大。文献[10]利用遗传算法(GA)完成加速度计的免转台标定,但未标定出非正交误差。为此,文献[11-12]利用自适应遗传算法(AGA)对加速度计进行标定,但未分析搜索区间和遗传算子对遗传算法收敛性能的影响。

本文针对遗传算法的搜索区间和遗传算子对收敛性能的影响,提出一种改进型的自适应遗传算法,将标定问题转化为参数辨识问题,根据六位置粗标定参数确定遗传算法大致搜索范围,采用改进型的自适应遗传算子迭代寻找最优解,得到需要补偿的加速度计静态零偏、标度因子、安装误差角参数。最后通过仿真实验和实际传感器测试,验证了本文方法的可行性和实用性。

1 加速度计标定模型

考虑到 MEMS 三轴加速度计集成受工艺制造的影响,三轴传感器并非完全正交,即存在非正交误差。设非正交误差角为 θ_{ij} ($i, j = x, y, z$),如图 1 所示, X_b, Y_b, Z_b 为正交坐标坐标系, X_s, Y_s, Z_s 为传感器非正交坐标系。假定 Z_b 与 Z_s 对齐, θ_{yz} 在平面 YOZ 内,所以可以简化 C_s^b 为式(1)所表达的下三角模型。

$$C_s^b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \theta_{xz} & 1 & 0 \\ \theta_{xy} & \theta_{yz} & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

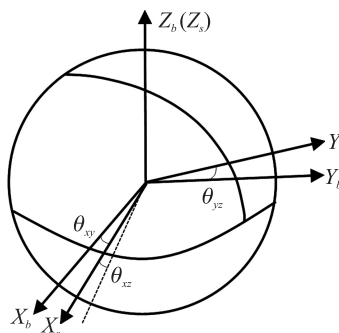


图 1 非正交误差示意图

加速度计测量还受比例因子和静态零偏的影响,将标定模型建模如式(2)所示:

$$f^b = SC_s^b f^s - B = Ka f^s - B \quad (2)$$

f^b 为正交系下的比力输出; f^s 为传感器测量输出; S 为标度因子; B 为静态零偏; M 为非正交误差。本文采用三轴零偏、三轴标度因子,三轴非正交误差共 9 个参数进行加速度计标定。

$$f^b = [f_x^b \ f_y^b \ f_z^b]^T$$

$$Ka = \begin{bmatrix} S_{xx} & 0 & 0 \\ M_{xx} & S_{yy} & 0 \\ M_{yy} & M_{zz} & S_{zz} \end{bmatrix}$$

$$S = \text{diag}(Ka) = [S_{xx} \ S_{yy} \ S_{zz}]^T$$

$$B = [B_x \ B_y \ B_z]^T$$

值得注意的是,在传感器数据采集的过程中,受传感器本身工艺制造和测试环境的干扰,传感器输出数据包含噪声,在标定中对静态数据进行平均以削弱噪声对标定的影响。

2 模标定原理

在静止状态下,加速度计三个轴敏感到的重力值构成的矢量与当地的重力矢量模值相等;即有式(3):

$$f_x^{b2} + f_y^{b2} + f_z^{b2} = g^2 \quad (3)$$

受外界环境以及传感器噪声的影响,式(3)不完全成立,将其偏差设为 E ;

$$E = f_x^{b2} + f_y^{b2} + f_z^{b2} - g^2 = \|f^b\|^2 - \|g\|^2 \quad (4)$$

为求解标定参数,需要对传感器进行多位置下测量输出,构造目标函数并进行最小值优化求解,目标函数如式(5)所示:

$$f_E(X) = \frac{1}{N} \sum_{L=1}^N [E(X)_L]^2 \quad (5)$$

N 为位置数; X 为待求解的九个参数组成的一维向量。通过构造目标函数将标定问题转化为参数辨识问题, 求解式(5)非线性方程组的最小值接即可完成参数的标定。

3 改进的自适应遗传算法

遗传算法作为一种智能优化算法, 在求解多维非线性优化问题上具有较好的效果。传统模标定方法采用目标函数下降的搜索方法, 如梯度下降法、牛顿法。然而, 对于 9 个参数的加速度计标定, 若初值选取不合适, 梯度下降法很容易得到参数误差大而目标函数局部最优的结果。为此本文研究改进型的自适应遗传算法, 其操作流程如图 2 所示。

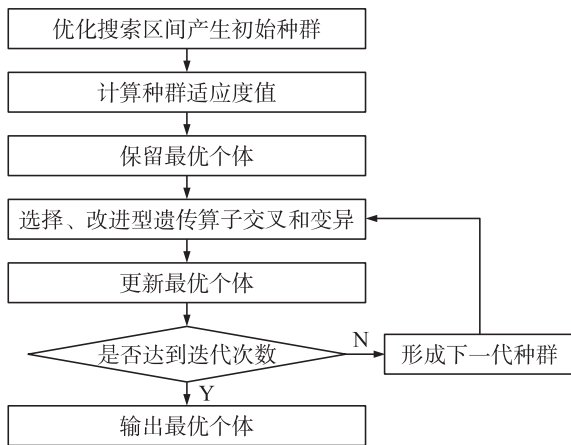


图 2 遗传算法操作流程

3.1 优化搜索区间

遗传算法的寻优结果以及收敛快慢极易受搜索区间的影响, 不同性能的 IMU 有不同量级的零偏、标度因子和非正交误差, 且同一 IMU 在每一次上电启动零偏会变化, 若给定固定搜索区间, 则针对不同 IMU 或同一 IMU 不同时间的测试, 传统遗传算法不具有通用性。若将搜索区间给一个大范围, 则会造成寻优速度慢、精度差。为解决以上问题, 本文根据六位置粗标定得到的零偏和标度因子确定参数搜索的大致范围, 非正交误差值由于本身较小且经标定后基本不变, 通过零偏和标度因子的范围, 可大致设置一个小的搜索区间。六位置粗标定确定零偏和标度因子的关系如式(6)所示。

$$k = \frac{V_{up} - V_{down}}{2g_0} \quad (6)$$

$$b = \frac{V_{up} + V_{down}}{2}$$

k 是对应轴的标度因子, b 是对应轴的零偏, V_{up} 和 V_{down} 是对应轴向上然后向下的加速度计测量值。

3.2 改进遗传算子

传统的寻优方法如牛顿迭代法都是沿着目标函数的梯度进行搜索, 普遍存在对输入初值敏感, 迭代速度慢, 容易陷入局部极小值点的缺点, 遗传算法是一种基于生物遗传学原理的随机搜索算法, 将其引入现代自动控制领域为非线性控制系统的优化提供了一种有效途径。标准遗传算法(SGA)为固定的变异概率和交叉概率, 容易导致早熟和收敛慢等问题。Srinivas^[13]等人提出了自适应遗传算法(AGA)来解决标准遗传算法的早熟问题, 将个体的适应度的大小与种群平均适应度相比较, 当个体适应度大于平均适应度时分配较小的交叉概率和变异概率, 以利于优良个体保存下来; 反之则分配较大交叉和变异概率, 加速淘汰部分差的个体和增加新个体。在 AGA 中交叉概率和变异概率按式(6)调整:

$$P_c = \begin{cases} k_1(f_{max} - f') / (f_{max} - f_{avg}) & f' \geq f_{avg} \\ k_3 & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (6)$$

$$P_m = \begin{cases} k_2(f_{max} - f) / (f_{max} - f_{avg}) & f \geq f_{avg} \\ k_4 & f < f_{avg} \end{cases}$$

f_{max} 为种群最大适应度值; f' 为交叉个体中的适应度较大的个体; f 为变异个体适应度; f_{avg} 为种群平均适应度; k_1, k_2, k_3, k_4 取(0,1)区间的值。

从式(6)可以看出, 当个体适应度接近最大适应度时, 交叉和变异概率接近于 0, 能够保护优良个体进入下一代, 在进化后期这种调整方法较为合适, 但在进化前期, 种群个体最优适应度几乎没有发生变化, 而此时的优良个体并不一定是全局最优解, 导致算法进入局部最优。后来, 很多研究者^[14-15]在 AGA 的基础上将遗传算子做线性调整, 提出了线性自适应遗传算法(LAGA), 调整公式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (7)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases}$$

LAGA 虽然能弥补 AGA 中的不足, 但在遗传算子设计上仍然只考虑了适应度的差异, 而没有考虑适应度随迭代次数的变化情况。在进化初期, 种群的适应度分散, 多样性较高, 最优适应度变化较快。随着迭代次数的增加, 种群的适应度集中, 多样性降低, 最优适应度不再发生明显变化, 甚至出现“停滞”状态。针对以上分析, 采用结合种群适应度与进化阶段同时调整的遗传算子(TAGA), 以增强搜

索能力十分必要。动态调整公式如式(8)^[16]:

$$P_c = \begin{cases} \frac{(P_{c1}+P_{c2})}{2} - \frac{(P_{c1}-P_{c2})}{2} \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{f-f_{avg}}{f_{max}-f_{avg}}\right) & f \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f < f_{avg} \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{(P_{m1}+P_{m2})}{2} - \frac{(P_{m1}-P_{m2})}{2} \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{f-f_{avg}}{f_{max}-f_{avg}}\right) & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (8)$$

式中: P_{c2} 和 P_{m2} 为定值, P_{c1} 和 P_{m1} 设置为随迭代次数变化的概率参数。

$$P_{c1} = \frac{1}{2+\lg N} + \phi$$

$$P_{m1} = \frac{-0.1}{2+0.8 \times \lg N} + \varphi \quad (9)$$

式中: ϕ, φ 是收敛的极限概率,调整后的遗传算子采用正弦非线性形式,保证交叉、变异概率的稳定变化,不再高度依赖于平均适应度的影响,同时将迭代次数与概率相结合,增强了搜索能力,防止进入局部最优的情况。利用多极值函数对遗传算子进行测试,具体参数设置如下,函数的最小极值为 0。

AGA: $k_1=0.8, k_2=0.8, k_3=0.05, k_4=0.03$;

IAGA: $P_{c1}=0.8, P_{c2}=0.8, P_{m1}=0.05, P_{m2}=0.03$;

TAGA: $\phi=0.8, P_{c2}=0.8, \varphi=0.13, P_{m2}=0.01$;

$$f(x_1, x_2) = 20 + [x_1^2 - 10\cos(2\pi x_1)] + [x_2^2 - 10\cos(2\pi x_2)];$$

$$x_1, x_2 \in [-5.12, 5.12]$$

最优适应度值在不同算子下的收敛情况如图 3 所示。

从图中可以得知,AGA 算子的适应度值收敛最慢,且在第 10 代左右陷入了局部最优值,最终收敛的值最大。IAGA 算子的收敛速度次之,虽然没有陷入局部最优值,但最终收敛的结果并非最优值。TAGA 算子的收敛速度最快,收敛效果最好。所以随迭代次数变化的 TAGA 遗传算子是本文采用的遗传算子。

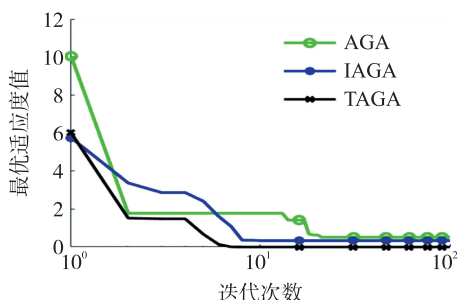


图 3 不同算子下的迭代收敛情况比较图

4 仿真实验验证与结果分析

4.1 实验设置

针对本文提出的改进型自适应遗传算法,根据 2,3 部分的介绍,先在 MATLAB 仿真环境下进行实验验证,为了在仿真实验中充分模拟实际加速度计的测试环境,引入了平台倾角误差和翻转误差。平台倾角误差设置为 1.5° ,翻转误差设置为 $\pm 2^\circ$ 。根据矩阵链式法则,按照图 4 所示的 24 位置依次转动 90° ,每个位置采集 5s 时间,仿真频率设为 200 Hz。

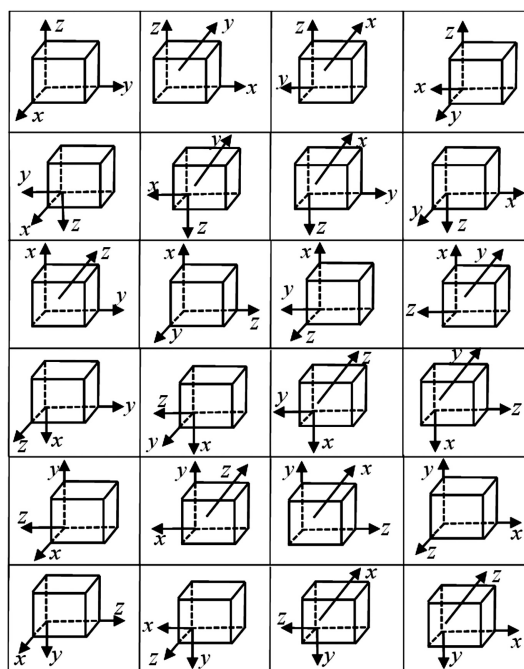


图 4 24 位置转位图

待标定参数真值设置如表 1 所示。

表 1 仿真真值参数设置

	零偏 B	标度因子 S	非正交误差 M
X 轴	0.124 886 392	0.970 000 000	-0.015 237 98
Y 轴	0.124 886 392	0.970 119 681	-0.015 000 48
Z 轴	0.124 886 392	0.970 239 377	-0.015 239 86

4.2 结果分析

将仿真得到的传感器数据进行求均值,可以得到 24 组位置数据,分别在本文方法和经典牛顿法中进行测试,本文方法利用六位置粗标定参数优化搜索区间并采用随迭代次数动态变化的遗传算子(TAGA),根据标定结果计算两种方法的相对误差值,其结果如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,对于 X 轴零偏经典牛顿法标定的结果比本文法略好。对于标度因子和非正交误差,本文方法比经典牛顿法的相对误差更小,总体结果本文算法相对误差更小。然而,本文方法受随

机统计概率的影响,重复稳定性对比经典牛顿法略差,这也是后续应该继续研究改进的地方。

表 2 标定结果相对误差值对比

标定参数	相对误差/%	
	经典牛顿法	本文法
B_x	-0.528 76	-0.626 49
B_y	-0.593 82	-0.501 95
B_z	-1.131 95	-1.033 74
S_{xx}	0.043 30	0.026 04
S_{yy}	-0.007 66	-0.005 32
S_{zz}	-0.029 04	-0.017 50
M_{xx}	-61.438 82	-59.167 80
M_{yy}	1.773 96	-0.627 60
M_{zz}	31.776 82	30.999 98

5 实际传感器标定实验与结果分析

5.1 实验设置

在仿真实验结果下,为验证本文提出的改进型自适应遗传算法的实用性与准确性,首先,在大理石平台上以战术级 MEMS IMU(型号为 MZ79021810)为实验对象,其加速度计的量程范围分别是: X 轴 $\pm 30 g_n$ 、 Y 轴 $\pm 30 g_n$ 、 Z 轴 $\pm 50 g_n$ 。实验中,将 IMU 固定在一个正立方体上,实验装置与数据采集如图 5 所示。实际的大理石平台倾角为 2° 以内,采集数据前将传感器进行预热 30 min ,待温度稳定在 $(36.5 \pm 0.2)^\circ$ 时进行多位置数据采集。

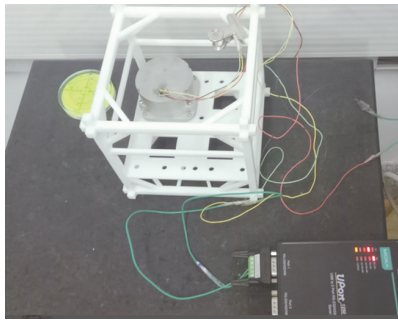


图 5 实验装置与数据采集照片

5.2 标定步骤与结果分析

首先,根据图 4 中的 24 位置转位图,先将传感器的 Z 轴朝上,水平面内依次顺时针转动 90° ,可以得到四个位置的数据,同理,依次将 Y 轴朝上、 Z 轴朝下、 X 轴朝上、 X 轴朝下、 Y 轴朝下,每一个轴朝上或朝下时都进行水平面内顺时针转动 90° ,完成所有转位时即可得到 24 个位置传感器输出数据。在实际传感器测试时每个位置采集 10 s 中数据,共历时 4 min 。数据传输频率为 400 Hz ,利用上位机软件进行数据采集。

然后,完成数据采集后,利用本文提出的方法对加速度进行标定,求解最优化参数。遗传算法的适应度曲线变化如图 6 所示。

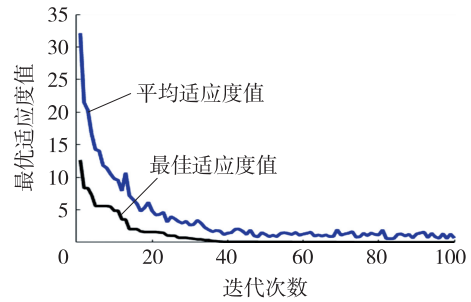
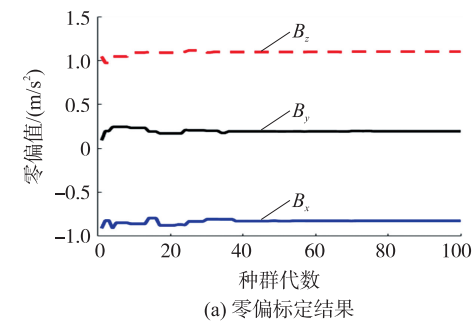


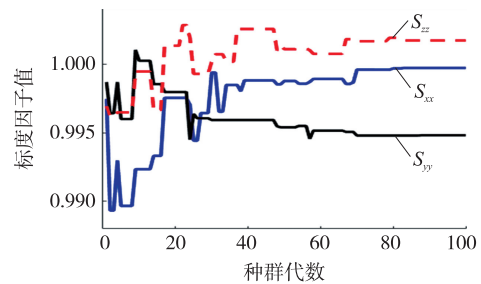
图 6 适应度变化曲线

从图 6 中可以看出,基于 TAGA 的遗传算子在迭代 40 次左右就基本得到收敛,说明优化搜索区间和采用 TAGA 遗传算子节约了收敛时间,最佳适应度值与平均适应度值差异明显,最佳适应度值最终收敛至 10^{-3} 数量级。

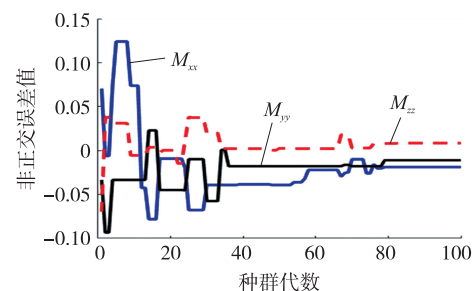
将其迭代过程中的标定结果如图 7 所示。从图 7 中可以看到,在迭代结束时,待标定的 9 个参数零偏、标度因子、非正交误差都能趋向稳定值,说明基于此方法的寻优搜索得到的结果能够用于后续的导航。



(a) 零偏标定结果



(b) 标度因子标定结果



(c) 非正交误差标定结果

图 7 误差参数标定结果

最后,将求解的最优参数进行测试验证,对同一 IMU 下的任意八个位置进行约 75 s 时间的数据采集,计算测试数据的模值。将标定结果与补偿前后的多位置模值 RMSE 统计值列入表 3 所示。标定后的模值 RMSE 减小至 1.33 mg_n,标定效果显著。

表 3 本文法标定结果

标定结果	零偏 <i>B</i>	标度因子 <i>S</i>	非正交误差 <i>M</i>
X 轴	-0.824 22	0.999 71	-0.018 81
Y 轴	0.194 68	0.994 81	-0.011 10
Z 轴	1.101 03	1.001 71	0.008 45
标定前 RMSE:112.99 mg _n			
标定后 RMSE:1.33 mg _n			

将其与经典牛顿法进行对比,在相同数据集下标定结果与补偿前后的多位置模值 RMSE 统计值列入表 4 所示。可以发现本文提出的改进型自适应遗传算法较经典牛顿法其模值 RMSE 缩小了 22.2%。

表 4 经典牛顿法标定结果

标定结果	零偏 <i>B</i>	标度因子 <i>S</i>	非正交误差 <i>M</i>
X 轴	-0.824 28	0.999 81	-0.019 724
Y 轴	0.196 48	0.994 93	-0.009 770
Z 轴	1.094 24	1.001 48	0.009 170
标定前 RMSE:112.99 mg _n			
标定后 RMSE:1.71 mg _n			

将标定前的模值与利用经典牛顿法和本文方法标定后的模值,取同等长度滑动平均值等效去除噪声影响,其结果对比如图 8 所示。可以发现,标定前的模值与当地重力真值相差近 0.1 g_n,而利用经典牛顿法与本文方法进行标定后,模值均接近于当地重力值,并且本文方法的模值误差波动在 0.46 mg_n 左右,比经典牛顿法更靠近当地重力真值。

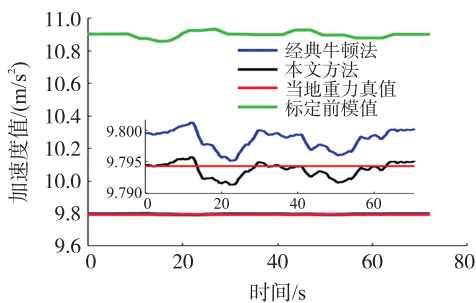


图 8 不同方法下的模值对比图

6 总结

本文针对目前已有的加速度计标定方法,依赖于昂贵的转台设备、标定算法复杂或标定参数不完全的问题,提出一种基于改进型自适应遗传算法的 MEMS 三轴加速度计标定方法。通过优化搜索区

间,节约了遗传算法的迭代搜索时间。通过采用随迭代次数动态变化的遗传算子,提升了遗传算法的全局搜索能力和收敛精度。

通过实际传感器测试验证,标定后的模值 RMSE 减小至 1.33 mg_n,模值误差波动范围 0.46 mg_n。与经典牛顿法相比,其模值 RMSE 降低了 22.2%,更靠近当地重力值。说明了本文方法在实际导航中的优越性和可行性。另外,遗传算法是基于随机统计特性的智能算法,如何通过改进更好的适应度函数来提高算法的寻优精度和稳定性,是后续研究中值得重点思考的问题。

参考文献:

- [1] 张胜男. MEMS 惯性测量单元测试标定方法研究[D]. 太原: 中北大学,2019.
- [2] 戴邵武,陈强强,聂子健,等. 捷联惯导系统在线标定综述[J]. 导航定位与授时,2018,5(1):12-16.
- [3] 韩洪祥,傅军. MIMU 高精度快速转停标定方法[J]. 传感技术学报,2019,32(9):1359-1365.
- [4] Lotters J C, Schipper J, Veltink P H, et al. Procedure for In-Use Calibration of Triaxial Accelerometers in Medical Applications[J]. Sensors and Actuators A—Physical, 1998, 68(68): 221-228.
- [5] Frosio I, Pedersini F, Borghese N A. Autocalibration of Triaxial MEMS Accelerometers with Automatic Sensor Model Selection[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(6): 2100-2108.
- [6] Qureshi U, Golnaraghi F. An Algorithm for the In-Field Calibration of a MEMS IMU[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(22): 7479-7486.
- [7] Tedaldi D, Pretto A, Menegatti E, et al. A Robust and Easy to Implement Method for IMU Calibration without External Equipments [C]//International Conference on Robotics and Automation, 2014: 3042-3049.
- [8] Ye L, Guo Y, Su S W, et al. An Efficient Autocalibration Method for Triaxial Accelerometer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(9): 2380-2390.
- [9] 郭卫,杨鹏飞,张武刚,等. 基于 BP 神经网络模型的 MEMS 加速度计误差补偿方法[J]. 中国测试,2018,44(3):109-113.
- [10] 杨管金子,李建辰,黄海,等. 基于遗传算法的加速度计免转台标定方法[J]. 中国惯性技术学报,2017,25(1):119-123.
- [11] 高爽,张若愚. 基于自适应遗传算法的 MEMS 加速度计快速标定方法[J]. 北京航空航天大学学报,2019,45(10):1982-1989.
- [12] Cui X, Liu C, Shi G, et al. A New Calibration Method for MEMS Accelerometers with Genetic Algorithm [C]//IEEE International Conference on Real Time Computing and Robotics, 2017: 240-245.
- [13] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithms [C]//Systems Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [14] 谢鹏,张红梅. 基于自适应遗传算法的 EHA 控制器优化设计[J]. 传感技术学报,2016,29(6):909-914.

[15] 卢兆兴,张金生,王仕成,等. 基于自适应遗传算法的三轴磁强计误差校正方法[J]. 传感技术学报,2014,27(3):331-336.

[16] 梁浩,李小波,徐旭宇. 基于改进自适应遗传算法的 MIMO 雷达阵列优化[J]. 微波学报,2013,29(4):12-19.



邹泽兰(1997-),女,湖南常德人,目前为苏州大学电子信息学院硕士研究生,主要研究方向为 MEMS 惯性传感器的标定与基于 MEMS 惯性传感器的组合导航,zelanzou@163.com;



赵鹤鸣(1957-),男,江苏无锡人,现任苏州大学电子信息学院教授、博士生导师,长期从事信号检测与信息处理领域的研究。主持国家自然科学基金项目 4 项,其他国家级项目 3 项,在国内外学术期刊和国际学术会议发表论文 110 余篇,授权发明专利 8 件,hmzhao@suda.edu.cn。