

文章编号:1004-2474(2015)01-0027-05

基于小波包-神经网络的 MEMS 加速度计零漂补偿

路永乐¹, 潘英俊¹, 任春华¹, 刘 宇², 彭 慧³

(1. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044;

2. 重庆邮电大学 光电信息感测与传感技术重庆市重点实验室, 重庆 400065; 3. 中国电子科技集团公司第 26 研究所, 重庆 400060)

摘 要:针对微机电系统(MEMS)加速度计零位漂移大的问题,研究了一种基于 Birgé-Massart(BM)阈值小波包降噪的广义回归神经网络对 MEMS 加速度计零位漂移进行非线性抑制的新方法。该方法首先利用 BM 阈值小波包滤除零位漂移中的噪声,然后利用广义回归网络对非线性数据的无限逼近原理,来建立 MEMS 加速度计的零漂模型。将实测数据代入模型,计算结果表明,经过该模型补偿后的零漂输出结果同未经补偿、最小二乘拟合补偿、未经滤波建模补偿相比,均值分别减小 97.4%、67.8%、67.8%,均方差分别减小 87.4%、87.5%、90.9%;利用训练后的模型进行实时补偿延迟时间为 10^{-5} s。分析结果证明了基于 BM 阈值小波包降噪滤波技术的广义回归神经网络组合模型的有效性和合理性。

关键词:微机电系统(MEMS)加速度计;小波包;广义回归网络;非线性建模;零位漂移

中图分类号:TN6;TN713.7;U666.1 文献标识码:A

Zero Drift Compensation of MEMS Accelerometer based on Wavelet Packers-Neural Network

LU Yongle¹, PAN Yingjun¹, REN Chunhua¹, LIU Yu², PENG Hui³

(1. Key Lab. of Opto-Electronic Technology & System, Ministry of Education, Chongqing University, 400044 Chongqing, China;

2. Chongqing Municipal Level Key Lab. of Photoelectronic Information Sensing and Transmitting Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

3. 26th Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Chongqing 400060, China)

Abstract: The static time drift of MEMS accelerometer was studied through theory and experiments, and a BM wavelet packets general regression neural network (GRNN) was developed to compensate the drift. The first, the error of the drift was removed by the wavelet packet based on the Birgé-Massart improved function, the second, the zero drift model of the MEMS accelerometer was established based on GRNN, which has a good approximation capability, fast learning speed and excellent network stability. The computer results show that this model can compensate the zero drift effectively. Comparing with the original data, compensation with least square fitting and compensation only by GRNN, the mean values of zero drift is reduces by 97.4%, 67.8%, 67.8% respectively; the variance reduces by 87.4%, 87.5%, 90.9%, respectively. The delay time of the model is 10^{-5} s. The results illustrate the feasibility and validity of the Birgé-Massart wavelet packers general regression neural network model.

Key words: MEMS accelerometer; wavelet packet; general regression neural network (GRNN); nonlinear modeling; zero drift

0 引言

加速度计和陀螺仪是惯性导航系统中两大核心传感器^[1-2]。随着智能交通工具、工业自动化及消费电子^[3]等民用领域对低成本、高可靠性惯性导航系统需求的增大及振动检测^[4-5]、生物医疗市场^[3]等对

加速度测量精度和体积要求的提高,基于微机械加工工艺的加速度计以其小体积,低成本,低功耗等优点使其成为研究的热点^[6]。微机电系统(MEMS)加速度计输出数据通常需要进行二次补偿^[7-8],其两大误差源分别为零位漂移和刻度因子误差^[7-9]。

收稿日期:2014-10-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51175535)

作者简介:路永乐(1985-),男,河南南阳人,博士生,主要从事惯性传感器及系统集成研究。E-mail: luyongle08@163.com。潘英俊,男,教授,博士生导师,主要从事光电测控与传感技术、智能机器人触觉传感技术、信息光学理论与应用等方面的科研与应用开发工作。E-mail: pyj@cqu.edu.cn。

MEMS 加速度计的系统误差相对较大,且重复性差。随机系统误差导致了随机噪声的产生、零位漂移和刻度因子随时间变化。随机噪声中包含了低频(长期)噪声和高频(短期)噪声。高频噪声含有白噪声,低频噪声表现为平缓的相关性^[10]。因此本文提出了基于小波包去噪的广义回归网络模型,不仅能对固定性的噪声进行滤除,又能对每个 MEMS 加速度计进行独立的针对性的建模补偿。

针对加速度计时间稳定性问题,设计了基于 Birgé-Massart(BM)小波包去噪和广义回归网络组合非线性误差模型。小波包能对原始信号同时进行高、低频进行滤波,并能根据信号特征自适应的调整频带与其匹配。但由于小波包应用对存储花费大,而神经网络在自主学习、非线性映射、容错能力等方面显得更胜一筹^[11-12]。因此,利用小波包理论作为神经网络学习的依据,将融合两者的优点^[5],使其具有更高逼近性和容错能力。笔者通过实测数据对两者融合模型进行训练,利用训练后的模型参数即可对加速度计零位漂移进行直接补偿。

1 BM 阈值小波包降噪算法

1.1 小波包变换基本原理

小波包相对小波能对信息进行更精细的分析^[13],能将高频信号部分进一步进行分解,能根据信号的特征,自适应选择相应的频段,使其与信号频谱匹配,进而提升时频分辨率^[11]。

在多尺度分析中,定义尺度子空间 V_j 和小波子空间 W_j ,其中 j 为尺度因子($j \in \mathbb{Z}$),则 Hilbert 空间的正交分解 $V_{j+1} = V_j \cup W_j$ 。给定正交尺度函数 $\varphi(x)$ 和 $\psi(x)$,其双尺度方程为

$$\begin{cases} \varphi(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \varphi(2t - k) \\ \psi(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \varphi(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: h_k, g_k 为一组共轭镜像滤波器的低通、高通系数; $g_k = (-1)^k h_{1-k}$ 。进一步推广双尺度方程,引入新的表述, $u_0(x) = \varphi(x)$, $u_1(x) = \psi(x)$,则 $u_0(x)$, $u_1(x)$ 满足

$$\begin{cases} u_0(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k u_0(2t - k) \\ u_1(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k u_1(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

通过 $u_0(x)$, $u_1(x)$, h_k, g_k 在固定尺度下可定义一组小波包函数 u_n ($n=0,1,2,\dots$):

$$\begin{cases} u_{2n}(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k u_n(2t - k) \\ u_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k u_n(2t - k) \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)可知,函数 u_n 可称为由正交尺度函数 $u_0(x) = \varphi(x)$ 确定的小波包。

小波包分解公式为

$$\begin{cases} d_{j,2n}(k) = \sum_l h_{l-2k} d_{j+1,n}(l) \\ d_{j,2n+1}(k) = \sum_l g_{l-2k} d_{j+1,n}(l) \end{cases} \quad (4)$$

小波包重构公式为

$$d_{j+1,n}(k) = \sum_l h_{k-2l} d_{j,2n}(l) + \sum_l g_{k-2l} d_{j,2n+1}(l) \quad (5)$$

由式(5)可知,小波包较小波具有划分高频频带的能力,可得到较好的频率局部化。

1.2 BM 阈值小波包降噪

小波包阈值降噪思想是按照阈值量化信号经小波包变换的系数,然后利用量化后的系数进行重构进而实现降噪。具体包含波包分解,确定最优小波包基,小波包分解系数的阈值量化,信号的小波包重构^[14]4步:。阈值的选择和阈值的量化直接影响降噪的质量。

Birgé-Massart 惩罚函数法确定阈值是通过求解惩罚函数的极小值^[15],将约束最优化问题转化为求解无约束最优化问题,确定全局最优化阈值。阈值是通过极小化公式的惩罚标准得到^[15]:

$$c(t) = \sum_{k \leq t} m^2(k) + 2\sigma^2 t(\alpha + \ln \frac{n}{t}) \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: $c(t)$ 为 Birgé-Massart 惩罚函数法确定的阈值; $m(k)$ 为小波系数; σ 为降噪模型中估计的高斯白噪声的标准差; $\alpha > 1$ 为惩罚因子,经典值为 2,其值越大,降噪信号的小波包越稀疏。由式(6)的极小值 t_{\min} ,则阈值 T 为 $|c(t_{\min})|$ 。获取每层合适的阈值,可通过调整 α 来得到。

2 广义回归神经网络模型

广义回归神经网络(GRNN)是建立在数理统计基础上的径向基函数网络,由 Specht 于 1991 年提出^[16],具有良好的函数逼近功能^[11],训练效率高,训练次数少^[17-18],其理论基础是非线性回归分析^[19]。GRNN 在结构上由 4 层构成^[16-17],如图 1 所示。

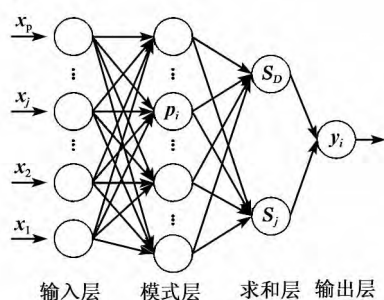


图1 GRNN 整体结构

1) 输入层。该层神经元数目等于学习样本中输入向量的维数,直接将输入变量传递给模式层。

2) 模式层。该层神经元数目等于学习样本数,各神经元对应不同样本,模式神经元传递函数为

$$p_i = \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma_1^2}\right] \quad i=1,2,\dots,n \quad (7)$$

式中: X 为网络输入变量; X_i 为第 i 个神经元对应的学习样本; σ_1 为光滑因子,确定神经网络的泛化能力。

3) 求和层。该层中有两类神经元进行求和,一类为各模式神经元输出算术求和,对应传递函数为

$$S_D = \sum_{i=1}^n p_i \quad (8)$$

另一类为各模式神经元输出进行加权求和,对应传递函数为

$$S_j = \sum_{i=1}^n y_{ij} p_i \quad j=1,2,\dots,k \quad (9)$$

式中 y_{ij} 为模式层中,第 i 个神经元与求和层中第 j 个神经元间的连接权值为第 i 个输出样本 y_i 中第 j 个元素。

4) 输出层。该层中的神经元数目等于学习样本中输出向量维数 k ,各神经元将求和层的输出相除,神经元 j 的输出对应结果的第 j 个元素为

$$y_i = \frac{S_j}{S_D} \quad j=1,2,\dots,k \quad (10)$$

3 实验设计与模型补偿

3.1 实验设计

加速度计零位数据采集实验系统由 SCC1300-D02 加速度计,2TS-450 双轴转台,数据采集电路,和 PC 机组成。实验实物图如图 2 所示。加速度为零位漂移最大值为 16 mg ($g=9.8 \text{ m/s}^2$),分辨率为 1800 LSB/G ; 2TS-450 双轴转台精度为 0.0001° 。

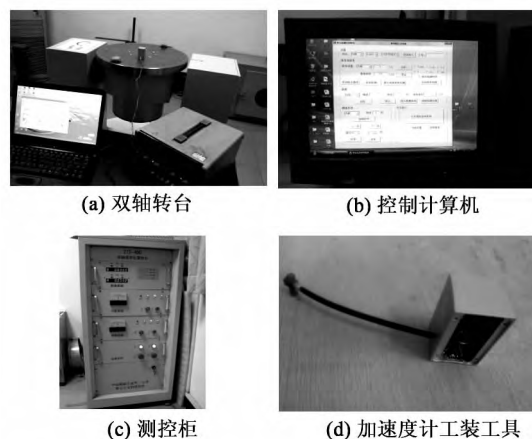


图2 实验实物图

从图 2 可看出,由图 2(b)控制计算机通过图 2(c)的测控柜实现对转台位置和摇摆的控制, MEMS 加速度计通过图 2(d)所示的专用工装工具安装到转台上。转动转台到水平位置。此时加速度计原始输出值即为零位漂移值。图 2(a)中的数据采集系统通过传感器 STLM75 测试温度,以保证每组测试在同一温度下进行,通过上位机接收软件每次测试 17 min ,共采集 9 次,得到 9 组零位漂移数据。

随机取其中一组数据如图 3 所示,由图可知,在同一温度情况下输出零位随时间有明显的漂移。若不加补偿,最大零位漂移将达到 15 mg ,严重影响加速度计的性能指标。

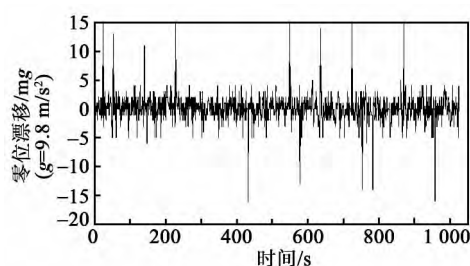


图3 原始零位漂移数据

3.2 模型补偿

随机选取 8 组数据的前 1 024 个数据点作为该模型的训练样本。模型训练流程如下:

- 1) 将数据代入式(4)进行小波包分解。
- 2) 计算高斯白噪声的标准差 σ 。
- 3) 将 σ 代入式(6)得到小波包分解系数的阈值。
- 4) 将数据利用式(1)~(4)进行信号重构。
- 5) 将经小波包去噪后的数据代入 GRNN 模型。

6) 将剩余一组数据代入式(1)~(4), 进行小波包滤波后再代入式(5)中已训练模型进行验证。

3.3 结果分析

小波包滤波模型采用小波包中的 sym6 小波进行分解, 层次设定为 6, 阈值采用 BM 算法确定, 通过式(6)计算可得阈值依次为 13.377 5, 8.067 2, 8.325 7, 6.147 5, 5.214 8, 2.881 9。经 BM 阈值小波包滤波后效果图如图 4 所示。

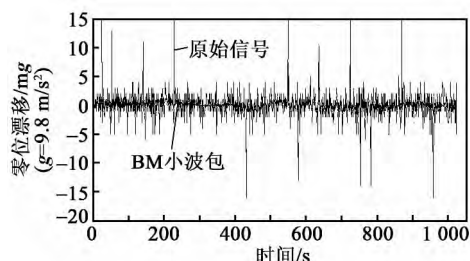


图 4 BM 小波包滤波效果图

由图 4 可知, 基于 BM 阈值小波包滤波模型较好地滤去零位漂移中野值和高频噪声部分。数据计算结果如表 1 所示, 经过 BM 阈值小波包降噪后的最大值减少 77.1%, 均值相减少 3%, 均方差相对减少 74.8%。

表 1 模型输出和其他算法输出比较

	最大值/mg	均值	均方差
原始训练组	15.000 0	0.068 4	2.383 0
经 BM 阈值小波包去噪	3.438 5	0.067 0	0.600 5
广义回归网络补偿	20.000 0	-0.005 9	3.363 6
验证组	15.000 0	0.074 2	2.448 0
最小二乘拟合补偿	14.975 0	0.005 9	2.451 0
本文方法	1.152 9	0.001 9	0.307 4

将滤波后的数据代入 GRNN 中, 对神经网络模型进行训练。图 5 为网络均方差与训练次数的关系。由图可知, 经过滤波后的数据通过 252 次训练基本能到达较好的效果。将剩余一组实验数据代入模型验证, 补偿结果如图 6 所示, 耗时 0.069 295 s,

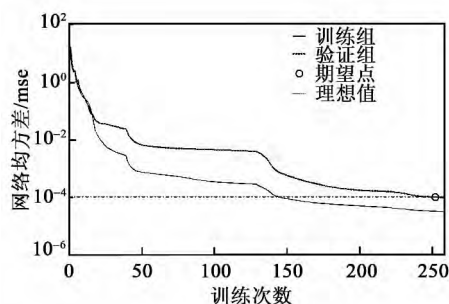


图 5 网络方差同训练次数关系图

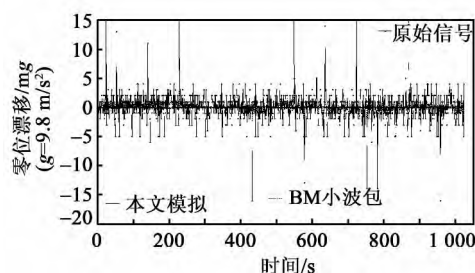


图 6 补偿前后零位漂移对比图

平均计算一个数据耗时 6.7×10^{-5} s, 即在实时补偿过程中, 时间延迟仅需 10^{-5} s, 因此该模型满足实际工程中实时性的需求。数据计算结果如表 1 所示, 经过该模型补偿后的最大值由 15 mg 降低为 1.152 9 mg; 均值相对未补偿前减少 97.4%, 均方差相对未补偿前减小 87.4%。

通过对比表 1 中原始训练组数据和经 BM 阈值小波包去噪后的数据可看出, 只经过 BM 阈值小波包去噪能去除原始信号中的野值, 并能很好地滤去高频噪声, 但不能去除低频漂移值。通过原始数据和单纯采用广义回归网络补偿数据对比可看出, 广义回归网络能很好的补偿低频漂移, 使均值降低为原始信号的 8.6%, 但不能对噪声进行有效补偿, 均方差反而增大。通过数据分析可发现, 将两者结合无疑成为加速度计零位漂移抑制的一种更有效的途径。经该模型补偿后的数据, 相对验证组数据, 最大值降低为 1.152 9 mg, 均值减小为 0.001 9, 均方差减小为 0.307 4, 减小幅度依次为 92.1%, 97.4%, 87.4%; 相对最小二乘拟合补偿依次减小 92.3%, 67.8%, 87.5%。

4 结束语

本文针对 MEMS 加速度计零位漂移抑制问题提出了基于 Birgé-Massart 惩罚函数确定小波包阈值降噪的广义回归神经网络模型, 通过理论分析证明该模型的正确性; 利用 8 组实测数据对模型训练, 数据显示该模型训练次数少, 精度高; 验证组数据显示, 该模型能很好的对加速度计零位漂移进行有效的补偿, 补偿效果远优于小波包去噪和广义回归网络单独补偿效果, 该补偿效果也是最小二乘补偿所不能达到的水平。经训练后的模型对零位漂移补偿时间仅需 10^{-5} s, 计算结果表明, 该模型能有效补偿加速度计漂移, 模型简单, 通用性好, 时效性强。进而为抑制加速度计零位漂移及精度提高提供重要的理论指导。

参考文献:

- [1] NGO T T, MAKIHARA Y, NAGAHARA H, et al. The largest inertial sensor-based gait data base and performance evaluation of gait-based personal authentication[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(1): 228-237.
- [2] 张习文. 微小型加速度计的精密装配及影响性能的因素研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
- [3] COMI C, CORIGLIANO A, GHISI A. A resonant micro accelerometer based on electrostatic stiffness variation[J]. Meccanica, 2013, 48(8): 1893-1900.
- [4] KAVITHA S, DANIEL R J, SUMANGALA K. A simple analytical design approach based on computer aided analysis of bulk micromachined piezoresistive MEMS accelerometer for concrete SHM applications [J]. Measurement, 2013, 46(9): 3372-3388.
- [5] ZHANG Zhenyou, WANG Yi, WANG Kesheng. Fault diagnosis and prognosis using wavelet packet decomposition Fourier transform and artificial neural network [J]. J Intell Manuf, 2013, 24(6): 1213-1227.
- [6] MALUF N, WILLIAMS K. An introduction to Micro-electromechanical systems engineering [J]. Meas Sci Technol, 2002, 13(2): 10. 1088/0957-0233/13/2/701.
- [7] BHATT D, AGGARWAL P, BHATTACHARYA P, et al. An enhanced MEMS error modeling approach based on Nu-support vector regression [J]. Sensors, 2012, 12(7): 9448-9466.
- [8] EL-DIASTY M, PAGIATAKIS S. Calibration and stochastic modeling of inertial navigation sensor errors [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2008, 7: 170-182.
- [9] PAN Yingjun, LI Leilei, REN Chunhua, et al. Study on the compensation for a quartz accelerometer based on a wavelet neural network[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 21(10): 1052021-105202. 7.
- [10] SKALOUD J. Optimizing georeferencing of airborne survey systems by INS/DGPS[D]. Calgary, AB, Canada: PhD's Thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, 1999.
- [11] WU Jianda, LIU Chiuhong. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4278-4286.
- [12] TOMA S, CAPOCCHI L, CAPOLINO G. Wound rotor induction generator inter-turn short-circuits diagnosis using a new digital neural network[J]. IEEE Trans Ind Electron, 2013, 60(9): 4043-4052.
- [13] XIAN Guangming, ZENG Biqing. An intelligent fault diagnosis method based on wavelet packer analysis and hybrid support vector machines[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(10): 12131-12136.
- [14] 张永祥, 田健中, 赵晓旭, 等. 小波包分析在压电陀螺仪信号去噪中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 309-311.
ZHANG Yongxiong, TIAN Jianzhong, ZHAO Xiaoxu, et al. Application of the wavelet packet analysis method in piezoelectricity gyro signal denoise[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 309-311.
- [15] BIRGÉL, MASSART P. Minimum contrast estimators on sieves: exponential bounds and rates of convergence[J]. Bernoulli, 1998, 4(3): 329-375.
- [16] SPECHT D F. A general regression neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [17] ARDEJANIIL F D, ROOKI R, JODIERI B S, et al. Prediction of rare earth elements in neutral alkaline mine drainage from razi coal mine, golestan province, northeast iran, using general regression neural network [J]. Journal of Environmental Engineering, 2013, 139(6): 896-907.
- [18] GRITLI Y, ZARRI L, ROSSI C, et al. Advanced diagnosis of electrical faults in wound rotor induction machines[J]. IEEE Trans Ind Electron, 2013, 60(9): 4012-4024.
- [19] 杨德志. 广义回归神经网络在乙肝发病数时间序列预测中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(4): 217-221.
YANG Dezhi. Application of general regression neural network in hepatitis B incident cases time series forecasting [J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(4): 217-221.