

文章编号: 1001-0920(2012)05-0646-06

基于 HHT 的多 MEMS 陀螺信号融合算法研究

姜宇, 金晶, 张迎春, 姚郁

(哈尔滨工业大学 航天学院, 哈尔滨 150080)

摘要: 基于经验模态分解方法将多 MEMS 陀螺信号分解为一列本征模态函数和残差函数, 并采用希尔伯特变换求取其瞬时频率和瞬时能量. 首先, 通过本征模态函数与原信号的非线性相关系数分析来实现 MEMS 陀螺信号噪声的滤波处理; 然后, 以非线性相关信息熵作为优化指标, 通过选取不同本征模态函数的组合进行加权融合, 优化结果能有效地提高信号的测量精度; 最后, 通过仿真结果验证了所提出方法的有效性.

关键词: 微机械陀螺; 希尔伯特-黄变换; 非线性相关信息熵; 多传感器融合

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

Fusion algorithm of multi-MEMS gyroscope based on HHT

JIANG Yu, JIN Jing, ZHANG Ying-chun, YAO Yu

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China. Correspondent: JIANG Yu, E-mail: hitjiangyu@yahoo.com.cn)

Abstract: Firstly, the signals derived by multi-micro-electro-mechanical systems(MEMS) gyroscopes are decomposed into a series of intrinsic mode functions(IMF) based empirical mode decomposition method. At the same time, their instantaneous frequency and energy of IMF can be obtained through Hilbert transform. Then, a noise filter is constructed through analyzing nonlinear correlation coefficient between the IMF and the original signals, and applied to de-noise the signals of MEMS gyroscopes. The nonlinear correlation information entropy is used as the performance evaluation measure of signals fusion with different group of IMF's, and the measurement accuracy of the fused signal can be increased. Finally, experimental results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: micro-electro-mechanical systems gyroscope; Hilbert-Huang transform; nonlinear correlation information entropy; multi-sensor fusion

1 引言

MEMS 陀螺与传统的陀螺相比具有体积小、重量轻、成本低、性能稳定、抗干扰能力强和易集成等优点, 因此在汽车工业、机器人等民用领域得到了广泛应用^[1]. 近年来, 随着航空、航天等军事领域对低重量和小尺寸要求的提高, 利用 MEMS 陀螺作为制导和姿态控制的测量装置受到越来越多的关注^[2-3]. 由于受到目前的工艺水平、检测电路等条件的限制, MEMS 陀螺的测量精度普遍较低, 而且单个 MEMS 陀螺的测量精度已提升到一个阶段性的极限, 这成为制约其在高精度测量领域应用的主要因素. 为了进一步提高 MEMS 陀螺测量精度, 使其能在高端军事领域应用, 目前, 采用信号融合技术进行误差补偿来提高 MEMS 陀螺精度的方法越来越受到重

视, 通过多个传感器的信号融合可实现优于单个传感器的性能^[4-6].

多传感器信号融合方法主要分为 3 大类: 一是基于概率分析的融合方法, 按照概率论将传感器的信号作为随机变量进行参数化, 通过概率分析手段并将某种估计准则函数作为融合时加权函数的选取规则以得到融合结果, 包括贝叶斯估计方法、递归算子方法等^[7-8]; 二是基于最小二乘法的融合方法, 按照某种滤波算法, 将所有测量值相对估计值的偏差的平方和最小作为融合时加权函数的选取规则以得到融合结果, 包括卡尔曼滤波方法、最优滤波方法等^[9-10]; 三是智能型的融合方法, 在各种智能算法的框架下将传感器信号进行分解和特征提取, 同时给出融合时加权函数的选取规则, 包括神经网络方法、小波分析方法

收稿日期: 2010-11-19; 修回日期: 2011-03-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60901043).

作者简介: 姜宇(1982-), 男, 博士后, 从事航天器姿态控制和信号融合等研究; 张迎春(1961-), 男, 教授, 博士生导师, 从事卫星姿态控制、故障诊断和容错控制等研究.

等^[11-12].

MEMS陀螺信号表现为非线性、非平稳性和时变性,且每次启动的随机性强,采用线性处理方法无法得到高精度的处理效果.而现有的非线性处理方法通常都计算复杂,会延长陀螺的测量时间.希尔伯特-黄变换(HHT)是一种处理非线性和非平稳信号的自适应算法^[13],它能将非线性和非平稳信号快速和高精度地分解为一列本征模态函数(IMF)和残差函数,便于对信号进行噪声滤波和融合处理.但是,HHT过程也分解了MEMS陀螺的噪声信号,使其不具有普通的白噪声特性,而表现出明显的非线性特性,无法使用现有的互相关系数和自相关系数准则^[14]来判断噪声成分.非线性相关系数(NCC)能对两个非线性信号之间相关性进行分析,采用NCC可准确地从IMF中滤除噪声成分.此外,在信号融合阶段,通常的方法是以融合后信号统计特性的改善作为评价标准,而无法对融合过程是否丢失信号的重要信息进行判断.非线性相关信息熵(NCIE)利用多传感器信号之间的关系,以多传感器系统的整体相关性作为研究对象,描述系统中各个传感器信号间相互关联和信息重叠的程度,并能以[0,1]之间的数值来量化系统信号相关的程度,易于进行分析和比较,描述更加直观^[15].综上所述,本文采用HHT对MEMS陀螺信号进行分解,基于NCC实现MEMS陀螺信号的滤波处理,并将HHT与NCIE相结合研究多MEMS陀螺的信号融合算法.

2 MEMS陀螺信号的经验模态分解

HHT分为两部分:经验模态分解(EMD)和希尔伯特谱分析(HSA).MEMS陀螺信号在进行经验模态分解前需要满足下面3个假设条件:

假设1 被分析的信号至少包含极大值和极小值两个极值点.

假设2 根据两个相邻极值点的时间距离可定义特征时间尺度.

假设3 如果数据序列无极值点但包含拐点,则该数据序列可通过一次或多次求导得到极值点.

对于MEMS陀螺信号,确定性误差可通过设计相应的标定环节进行补偿.因此,影响MEMS陀螺的测量精度的主要误差源是随机误差部分,包括:常值漂移和随机漂移.

设 N 个单自由度MEMS陀螺在测量真实角速度 ω 时输出为

$$y_i(t) = \omega + b_i + n_{ai}. \quad (1)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N$; $y_i(t)$ 为第 i 个陀螺实际输出角速度; n_{ai} 为第 i 个陀螺的随机白噪声; b_i 为第 i 个陀

螺的常值漂移.

从上述3个假设条件可以看出,EMD分析需要确定MEMS陀螺信号的极值点.MEMS陀螺信号在常值漂移和随机漂移的影响下,可满足假设条件中对极值点的要求.但为了保证EMD分析过程中所采用的极值点是MEMS陀螺信号的真实极值点,还需要采用足够高的采样频率才能满足EMD分析的假设条件,即才能保证EMD分析的准确性.接下来,给出MEMS陀螺信号 $y_i(t)$ 进行EMD分析的过程:

Step 1: 对信号 $y_i(t)$ 求取极大值 $y_i(t_u)$ 和极小值 $y_i(t_v)$.其中: $u = 1, 2, \dots, N_u$, $v = 1, 2, \dots, N_v$.这里: N_u 为极大值的个数, N_v 为极小值的个数.采用3次样条函数分别构造极大值点和极小值点的上下包络线 $y_i^u(t)$ 和 $y_i^v(t)$,计算两个包络线的均值

$$m_i^1 = \frac{1}{2}(y_i^u(t) + y_i^v(t)). \quad (2)$$

Step 2: 判断 $h_i^1 = y_i(t) - m_i^1$ 是否满足作为IMF的两个条件:

1) 信号极值点的数量与零点数量相等或相差一个;

2) 信号由极大值定义的上包络和由极小值定义的下包络的局部均值为零.

如果 h_i^1 满足上述IMF条件,则 h_i^1 为 $y_i(t)$ 的第1个IMF分量 c_i^1 ,并得到第1个残差 $r_i^1 = y_i(t) - c_i^1$.

如果 h_i^1 不满足上述IMF条件,则将 h_i^1 作为新信号,重复Step 1求取均值 m_i^{11} ,进而求出信号 h_i^1 与 m_i^{11} 的差值 h_i^{11} .对 h_i^{11} 重复上述过程 k 次,直到 h_i^{1k} 满足IMF条件,那么 h_i^{1k} 为 $y_i(t)$ 的第1个IMF分量 c_i^1 ,并得到第1个残差 $r_i^1 = y_i(t) - h_i^{1k}$.

Step 3: 将 r_i^1 作为新信号,重复上面的步骤.依次得到IMF分量 $c_i^2, c_i^3, \dots, c_i^n$ 和残差 $r_i^2, r_i^3, \dots, r_i^n$.直到 r_i^n 为单调信号或只存在一个极点为止.

综上所述,经过EMD处理后的信号 $y_i(t)$ 可表示为

$$y_i(t) = \sum_{k=1}^n c_i^k + r_i^n. \quad (3)$$

3 基于NCC的MEMS陀螺信号的滤波处理

通过滤波处理能提高单个MEMS陀螺的测量精度,并能保证多MEMS陀螺信号融合获得更高的精度.通常,采用傅里叶变换得到信号频率表示,通过设计某种结构和带宽的滤波器,去除信号中的噪声,提高测量精度.然而,对于MEMS陀螺,直接采用统一的谐波成分逼近非线性和非平稳信号将导致严重的失真.

本文对MEMS陀螺信号的每一个IMF分量 $c_i^k(t)$

进行希尔伯特变换, 计算出瞬时频率. 将

$$a_i^k(t) = \frac{1}{\pi} \text{P.V} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i^k(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (4)$$

称为 $c_i^k(t)$ 的希尔伯特变换 (HT), 其中 P.V 称为 Cauchy 主值积分.

通过 HT, 可构造解析信号

$$z_i^k(t) = c_i^k(t) + ja_i^k(t) = x_i^k(t)e^{j\theta_i^k(t)}. \quad (5)$$

其中

$$x_i^k = \sqrt{(a_i^k)^2 + (c_i^k)^2}, \theta_i^k = \arctan(a_i^k/c_i^k).$$

则 $c_i^k(t)$ 的瞬时频率为

$$\omega_i^k = d\theta_i^k/dt. \quad (6)$$

综上所述, MEMS 陀螺的信号可表示为

$$y_i(t) = \sum_{k=1}^n x_i^k(t)e^{j\theta_i^k(t)}. \quad (7)$$

由此可见, 每一个 IMF 分量都是幅值和频率可调的, 这大大改善了信号分解的效率.

根据 EMD 方法得到的 IMF 是从高频到低频的分解, 因此信号中的噪声成分也主要集中在前几个分量中. 本文提出采用 NCC 进行 IMF 与原信号之间的相关性分析来确定噪声成分, 非线性相关系数以 [0,1] 之间的数来量化信号之间的相关程度, 该值越大相关程度越强. 考虑任意一个 IMF 分量 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$, 设它们可取值的个数均为 M , 该值通常由可获得的数据的量来确定, 可取的状态数为 d . 不同数值的元素个数需大于 d , 否则会导致某些状态出现零个元素, 从而产生奇异性的运算. 状态的分布由以下方式确定:

1) 将 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 的数据分别按大小顺序排列, 小的在前, 大的在后;

2) 将最前面的 M/d 个值设为第 1 个状态, 接下来的 M/d 个值设为第 2 个状态, 依此类推, 并称每个状态的最小值和最大值为状态阈值;

3) 对于变量对 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$, 其变量值对 $(c_{i1}^k, y_{i1}), (c_{i2}^k, y_{i2}), \dots, (c_{iM}^k, y_{iM})$ 将根据前面选择的状态阈值放入 $d \times d$ 的二维状态格中.

经过以上处理之后, 对于 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 的任意状态的概率为

$$p_i = (M/d)/M = 1/d, \quad (8)$$

$c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 的联合概率为

$$p_{i,j} = n_{ij}/M, \quad (9)$$

其中 n_{ij} 为在第 (i, j) 个二维状态格中元素对的个数. 非线性相关系数定义为

$$I^r(c_i^k; y_i) = H^r(c_i^k) + H^r(y_i) - H^r(c_i^k, y_i), \quad (10)$$

其中 $H^r(c_i^k)$ 为 $c_i^k(t)$ 改进过的熵, 即

$$H^r(c_i^k) = - \sum_{i=1}^d p_i \log_d p_i. \quad (11)$$

$H^r(c_i^k, y_i)$ 为 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 改进的联合熵, 即

$$H^r(c_i^k, y_i) = - \sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^d p_{ij} \log_d p_{ij}. \quad (12)$$

注意到, 对于 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 的任意状态, 其概率 p_i 均为 $1/d$, 而且 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 的 M 个数据对在 $d \times d$ 的二维状态格中的分配蕴含着两个变量间统计意义上的普遍相关性. 进一步, 非线性相关系数的定义可写为

$$I^r(c_i^k, y_i) = 2 \times \left(- \sum_{i=1}^d \frac{1}{d} \log_d \frac{1}{d} \right) + \sum_{i=1}^{d^2} p_i \log_d p_i = 2 + \sum_{i=1}^{d^2} p_i \log_d p_i, \quad (13)$$

其中 p_i 为 $c_i^k(t)$ 和 $y_i(t)$ 的 M 个数据对在 $d \times d$ 的二维状态格中的分布概率.

同理可计算得到任意两个 IMF 之间的相关系数. 因此, 本文可得出一个或多个 IMF 作为滤波的噪声信号, 它们与原信号和其他信号的相关性较小. 通过上述步骤可分别对每一个 MEMS 陀螺信号进行滤波处理, 降低陀螺的随机噪声 n_{ai} 对测量精度的影响.

4 基于 NCIE 的多 MEMS 陀螺融合算法

本节针对多个 MEMS 陀螺的情况, 将每个 MEMS 陀螺信号进行 EMD 分析所得到的 IMF 分量组成有限元素集合, 每次选取不同的 IMF 分量组合进行加权融合, 以融合后信号与多 MEMS 陀螺信号的非线性相关信息熵作为优化指标, 从而得到满足非线性相关信息熵最大的融合结果.

N 个待考察信号的非线性相关系数矩阵可写为

$$R^N = \{NCC_{ij}\}_{1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N}, \quad (14)$$

其中 NCC_{ij} 表示第 i 个和第 j 个变量之间的非线性相关系数. 因为信号与其自身完全相关, 且其非线性相关系数为 1, 所以有 $NCC_{ii} = 1$.

非线性相关系数矩阵 R 中的对角线上的元素 $r_{i,j} = 1 (i = j, i \leq N, j \leq N)$ 表示每个变量的自相关程度. 矩阵 R 中的其他元素 $0 \leq r_{i,j} \leq 1 (i \neq j, i \leq N, j \leq N)$ 表示第 i 个变量和第 j 个变量之间的相关程度. 当所有的变量之间都互不相关时, R 为单位矩阵. 在这种情况下, 所考察的多个变量之间的相关程度最弱. 当所有的变量彼此之间都完全相关时, R 中的每个元素均等于 1, 此时所考察的变量之间有最强的相关性.

由此可以看出, 待考察的 N 个信号之间的普遍相关性蕴含在非线性相关系数矩阵 R^N 中, 为了定量地度量它, 首先定义非线性联合熵

$$H_{R^N} = - \sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i^{R^N}}{N} \log_N \frac{\lambda_i^{R^N}}{N}, \quad (15)$$

其中 $\lambda_i^{R^N}$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 为非线性相关矩阵的特征值. 根据矩阵特征值理论可得 $0 \leq \lambda_i^{R^N} \leq N$, $\sum_{i=1}^N \lambda_i^{R^N} = N$.

作为多个变量间非线性相关性定量度量的非线性相关信息熵

$$I_{R^N} = 1 - H_{R^N} = 1 + \sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i^{R^N}}{N} \log_N \frac{\lambda_i^{R^N}}{N}. \quad (16)$$

下面给出具体的信号融合算法过程:

1) 基于EMD得到 N 个MEMS陀螺信号的残差分量, 并根据加权平均抑制常值漂移对测量精度的影响, 得到融合后的残差分量

$$r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i^n. \quad (17)$$

2) 将每个MEMS陀螺数据的IMF分量之和组成集合作为融合对象

$$\left\{ \sum_{k=1}^n c_1^k, \sum_{k=1}^n c_2^k, \dots, \sum_{k=1}^n c_N^k \right\}. \quad (18)$$

3) 在融合过程中, 加权系数是影响到融合性能的主要因素. 以每个IMF分量之和的方差作为信号融合中加权系数选择的依据, 即

$$w_i = 1 / \left(\sigma_i^2 \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2} \right). \quad (19)$$

其中: w_i 为第 i 个MEMS陀螺信号IMF分量之和的加权系数, σ_i 为第 i 个MEMS陀螺信号IMF分量之和的方差.

4) 从集合(18)中任意选取 j 个IMF分量之和, 其中 $1 \leq j \leq N$. 按照式(19)所确定的加权系数对IMF分量之和进行融合, 有

$$\sum_{k=1}^n c^k = \frac{1}{j} \sum_{i=1}^j \left(w_i \sum_{k=1}^n c_i^k \right). \quad (20)$$

按照式(16)分别求取每个融合结果和集合(18)的非线性相关信息熵 $I_{R^N} \left(\sum_{k=1}^n c^k \right)$, 并将满足非线性相关信息熵最大的IMF分量之和作为优化结果, 抑制随机漂移对测量精度的影响, 有

$$\sum_{k=1}^n c^k = \arg \max \left(I_{R^N} \left(\sum_{k=1}^n c^k \right) \right). \quad (21)$$

5) 根据式(17)和(21)可得最终的MEMS陀螺信号融合结果, 即

$$y = \sum_{k=1}^n c^k + r. \quad (22)$$

5 仿真分析

为了验证基于HHT的多MEMS陀螺信号融合算法的有效性, 将4个MEMS陀螺固定在高精度转台

上, 在接通电源预热后, 给定转台的转速为 -1 deg/s , 采样时间 5 ms , 对置于东向的测量结果进行信号融合研究. 4个MEMS陀螺的实际测量曲线如图1所示.

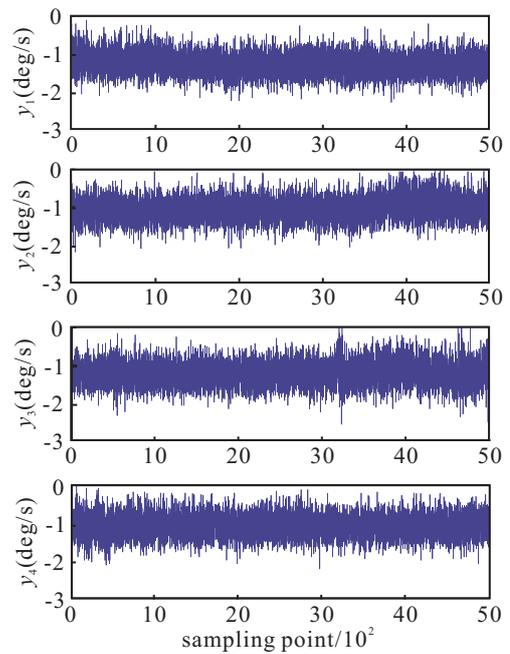


图1 4个MEMS陀螺信号图

首先, 对4个MEMS陀螺信号分别进行滤波处理, 以MEMS陀螺信号 y_2 为例, 通过EMD处理得到IMF分量和残差分量, 如图2所示. 然后, 求取每个IMF分量之间及其与原MEMS陀螺信号的非线性相关系数, 以各IMF分量与原信号的非线性相关系数为例, 如表1所示, 可得到IMF1分量与其他信号的非线性相关系数较小. 因此, 认为IMF1分量主要包含噪声成分, 将其滤除. 滤波处理后的4组陀螺信号如图3所示. 最后, 按照第4节中基于非线性相关信息熵的信号融合过程对图3中的MEMS陀螺信号进行融合, 同时给出最小二乘方法的融合结果, 如图4所示. 分别求取两种融合方法与原4组MEMS陀螺信号的非线性相关信息熵, 如表2所示.

表1 非线性相关系数表

参数	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
y_2	0.012	0.101	0.114	0.229	0.276
参数	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	r
y_2	0.283	0.309	0.348	0.3572	0.2643

表2 不同融合方法的非线性相关信息熵

参数	本文方法	最小二乘方法
NCIE	0.4560	0.3154

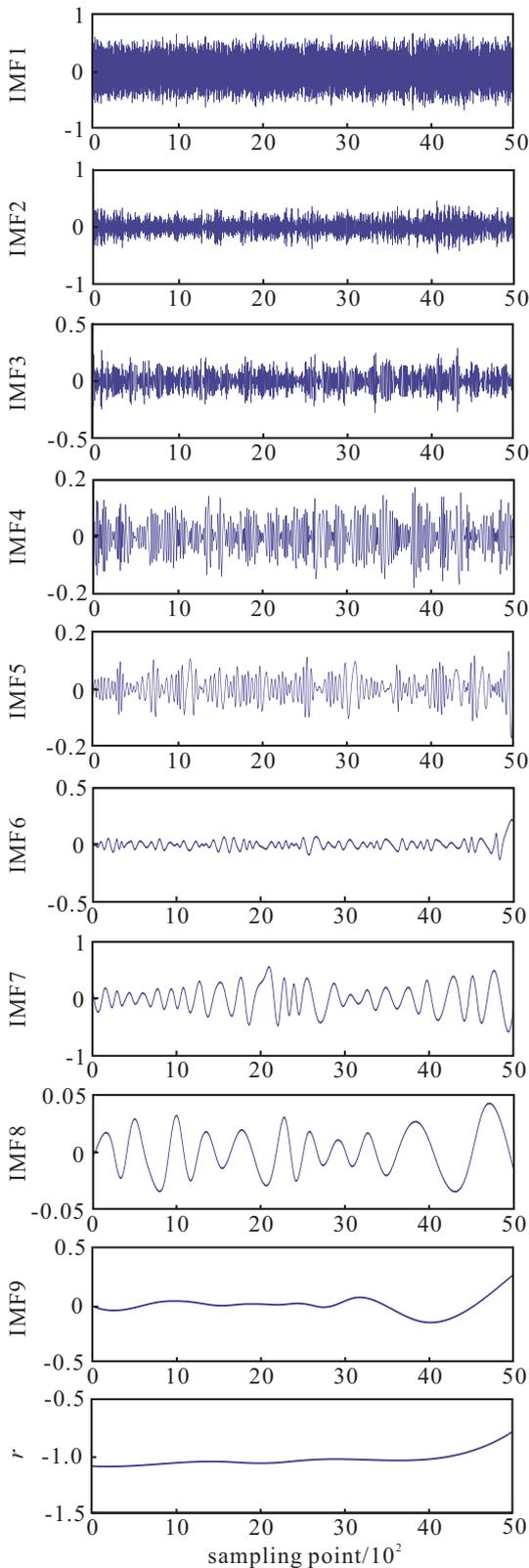


图 2 IMF 分量图

通过对比图 3 和图 4 可以看出, 通过基于 NICE 的信号融合方法能将 MEMS 陀螺测量信号的方差降低 50%, 融合结果改善测量精度的效果明显. 同时, 通过表 2 也可以看出, 与最小二乘方法的融合结果相比, 本文方法的融合结果与原信号具有更强的相关性, 能保证在融合过程中不丢失重要信息, 体现了该方法的优越性.

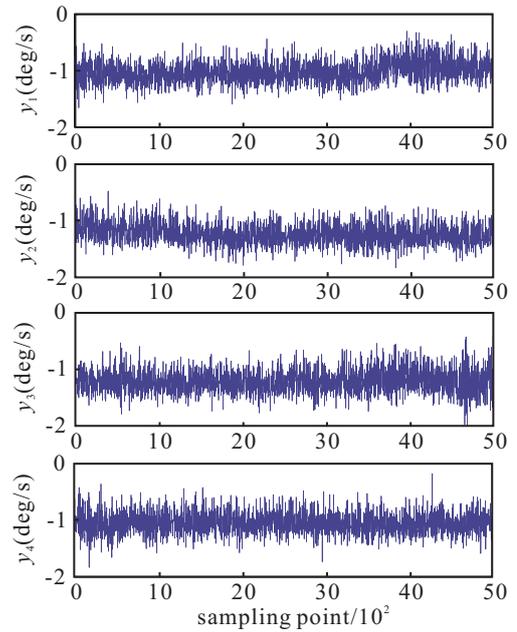


图 3 处理后 MEMS 陀螺信号图

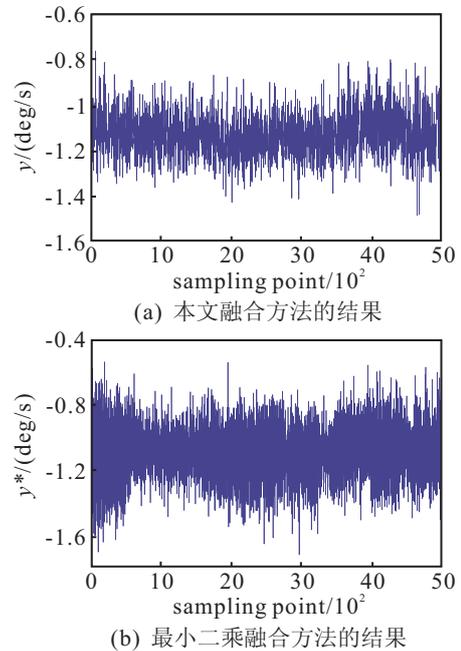


图 4 融合结果对比图

6 结 论

本文提出了采用 HHT 方法对多 MEMS 陀螺进行信号融合处理, 提高了 MEMS 陀螺的测量精度. 基于 EMD 方法将每个 MEMS 陀螺信号分解为一列本征模态函数, 提出通过对本征模态函数与原信号的非线性相关系数分析来实现 MEMS 陀螺信号噪声的滤波处理. 然后, 通过研究本征模态函数的融合算法实现对多 MEMS 陀螺数据进行融合, 提出以本征模态函数之间的非线性相关信息熵作为信号融合的评价指标, 并以本征模态函数的方差作为融合中加权函数选取的依据. 仿真结果表明, 该方法所得到的融合结果提高了 MEMS 陀螺的测量精度.

参考文献(References)

- [1] Masako Tanaka. An industrial and applied review of new MEMS devices features[J]. Microelectronic Engineering, 2007, 84(5): 1341-1344.
- [2] Keith Sheard, Ian Scaysbrook, Derrick Cox. MEMS sensor and integrated navigation technology for precision guidance[C]. Position Location and Navigation Symposium. Monterey CA: IEEE /ION, 2008: 1145-1151.
- [3] Adrian Waegli, Stephane Guerrier, Jan Skaloud. Redundant MEMS-IMU integrated with GPS for performance assessment in sports[C]. Position, Location and Navigation Symposium. Monterey CA: IEEE /ION, 2008: 1260-1268.
- [4] Ke Xi-zheng, Ren Ya-fei. The application of multi-scale sensor fusion algorithm to MEMS gyroscope data processing[J]. Acta Armamentar-II, 2009, 30(7): 994-998.
- [5] David S B. High accuracy inertial sensor from inexpensive components[P]. United States Patent: US6882964, 2005.
- [6] Chang Hong-long, Xue Liang, Qin Wei, et al. An integrated MEMS gyroscope array with higher accuracy output[J]. Sensor, 2008, 8(2): 2886-2899.
- [7] Fasbender D, Radoux J, Bogaert P. Bayesian data fusion for adaptable image denoising[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(6): 1847-1857.
- [8] David Lillis, Ferqus Toolan, Rem Collier, et al. A probabilistic approach to data fusion[C]. Proc of the 29th Annual International ACM SIGIR Conf on Research and Development in Information Retrieval. Washington, 2006: 139-146.
- [9] Sun Shu-li, Deng Zi-li. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. Automatica, 2004, 40: 1017-1023.
- [10] Xia Ke-han, Xu Huang-long. Methods of data fusion for redundant strap-down IMU[J]. Computer Measurement and Control, 2004, 12(7): 601-603.
- [11] Chin L. Application of neural networks in target tracking data fusion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 281-287.
- [12] Amolins Krista, Zhang Yun, Dare Peter. Wavelet based image fusion techniques – An introduction, review and comparison[J]. Int J of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62(4): 249-263.
- [13] Zhang Yin-qiang, Wang Shou-rong, Xia Dun-zhu. Trend extraction of the MEMS gyroscope's drift based on EEMD[C]. Int Conf on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Changsha, 2010: 1050-1053.
- [14] Adrian Waegli, Jan Skaloud, Stephane Guerrier, et al. Noise reduction and estimation in multiple micro-electromechanical inertial systems[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 21(6): 65201-65211.
- [15] Wang Qiang, Shen Yi, Zhang Jian-qiu. A nonlinear correlation measure for multivariable data set[J]. Physics D : Nonlinear Phenomena, 2005, 200(1): 287-295.

(上接第645页)

- [12] Boukas E K, Xia Y. Descriptor discrete-time systems with random abrupt changes: Stability and stabilisation[J]. Int J of Control, 2008, 81(8): 1311-1318.
- [13] Xia Y, Zhang J, Boukas E K. Control for discrete singular hybrid systems[J]. Automatica, 2008, 44(10): 2635-2641.
- [14] Xia Y, Boukas E K, Shi P, et al. Stability and stabilization of continuous-time singular hybrid systems[J]. Automatica, 2009, 45(6): 1504-1509.
- [15] Ma S, Boukas E K, Chinniah Y. Stability and stabilization of discrete-time singular Markov jump systems with time-varying delay[J]. Int J of Robust and Nonlinear Control, 2010, 20(5): 531-543.
- [16] Zhang L, Boukas E K. Stability and stabilization of Markovian jump linear systems with partly unknown transition probabilities[J]. Automatica, 2009, 45(2): 463-468.
- [17] Zhang L, Boukas E K. Mode-dependent H_∞ filtering for discrete-time Markovian jump linear systems with partly unknown transition probabilities[J]. Automatica, 2009, 45(6): 1462-1467.
- [18] 盛立, 杨慧中. 一类离散Markov跳变奇异系统的镇定控制[J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1189-1194. (Sheng L, Yang H Z. Stabilization control of a class of discrete-time Markov jump singular systems[J]. Control and Decision, 2010, 25(8): 1189-1194.)
- [19] Uezato E, Ikeda M. Strict LMI conditions for stability, robust stabilization, and H_∞ control of descriptor systems[C]. Proc of the 38th IEEE Conf on Decision and Control. Phoenix: IEEE Press, 1999: 4092-4097.