

引用格式:周泉,姚敏立,沈晓卫. 基于支持度和记忆加权的陀螺阵列融合方法[J]. 电光与控制,2019,26(12):88-90,95. ZHOU Q, YAO M L, SHEN X W. An information fusion algorithm of gyro array based on support degree and memory weighting[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(12):88-90, 95.

基于支持度和记忆加权的陀螺阵列融合方法

周泉, 姚敏立, 沈晓卫
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 微机械电子系统 MEMS 器件存在精度低、噪声大等问题。为提高 MEMS 陀螺阵列的融合精度,在传统的支持度融合算法的基础上,提出了一种剔除异常支持度点,利用时间的限定记忆信息对融合数据进行参考加权的陀螺阵列融合算法。该算法基于对陀螺阵列进行时空融合的加权思想,优化了传统的支持度的权值分配,不仅可以保证陀螺阵列输出的稳定性和可靠性,还可以使融合更接近真实的输出值。实验结果表明,该融合算法优于传统的支持度融合算法和平均值估计算法。

关键词: MEMS; 陀螺阵列; 支持度; 记忆加权

中图分类号: TN927 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.12.018

An Information Fusion Algorithm of Gyro Array Based on Support Degree and Memory Weighting

ZHOU Quan, YAO Min-li, SHEN Xiao-wei
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: The Micro Electronic Mechanical System (MEMS) inertial components have some shortcomings such as low accuracy and big noise. In order to improve the fusion accuracy of MEMS gyro array, a gyro array fusion algorithm is put forward based on the conventional algorithm of support degree fusion, which removes abnormal support points and uses limited memory information of time to carry out weighting for the fused data. The algorithm uses the weighted idea of spatio-temporal fusion of gyro array to optimize the traditional weight assignment of the support degree. Thus the stability and reliability of gyroscope array output are guaranteed, and the fusion result is closer to the true value of the output. The experimental result shows that the proposed fusion algorithm is superior to support degree fusion algorithm and the average-value estimation algorithm.

Key words: MEMS; gyro array; support degree; memory weighting

0 引言

随着动中通系统在军事领域的不断发展,动中通系统面临关键性难题,普通动中通系统成本太高,无法在军队普及。为了解决这一难题,动中通系统使用了价格低廉的微机械陀螺。相比传统的陀螺仪,微机械陀螺具有独特的优势,如体积小、重量轻、价格低等优点^[1],然而由于制造水平和监测电路等条件的制约,目前,微机械陀螺的精度普遍不高,限制了其在军事领域的应用和发展。此外,微机械陀螺长期处于工作状态时,会产生较大的误差累积,影响系统整体工作^[2]。因

而,为了使动中通系统能够在军队普及,使军队通信更加多样化,在充分发挥微机械陀螺的优势前提下,克服其陀螺精度较低的问题具有重要意义。

国内外已有很多学者对提高微机械陀螺的精度问题进行了深入研究。BAYARD 等^[3]提出了多个陀螺融合的概念,即根据某种结构将多个陀螺仪组成陀螺仪阵列,通过数据融合算法获得信号的最佳估计值;李伟等^[4]提出了一种基于随机加权估计的多传感器信息融合算法,但该方法是在经验分布函数上,适用性不强;金建华等^[5]提出一种多传感器测量数据切尾加权融合算法,该算法可以在不需要任何传感器先验知识的情况下得到多传感器估计数据,但是由于切尾舍弃了部分有用测量数据而浪费了大量信息资源;张华强等^[6]提出基于支持度的 MEMS 陀螺信息融合方法,该方法利用陀螺之间的相关性对信息进行融合,提高信

收稿日期:2019-01-11

修回日期:2019-01-21

作者简介:周泉(1991—),男,江苏徐州人,硕士,研究方向为信息与通信系统。

息的利用率,但是没有充分挖掘时间的冗余信息,浪费了一些信息资源。

为了进一步提高多传感器的融合精度,本文提出一种改进支持度的算法,即将支持度的融合算法和记忆加权修正相结合,该算法有效地改进了支持度融合算法,提高了融合的精度。该算法既不需要任何先验知识,还可以充分利用数据信息,且能保持算法的灵敏性。

1 支持度的信息融合算法

由 n 个陀螺组成的陀螺阵列,通过采集软件对同一时刻的各个陀螺的角速度进行测量

$$y_i(k) = x(k) + v_i(k) \quad (1)$$

式中: $y_i(k)$ 表示 k 时刻陀螺的测量值; $x(k)$ 表示 k 时刻陀螺的真实值; $v_i(k)$ 为 k 时刻陀螺的观测噪声。为了直观反映 $y_i(k)$ 和 $y_j(k)$ 的相近程度,引入支持度的概念,即两者之间的空间距离越小,则其观测值相近程度就越高,其支持度也越高;相反,若两者观测值差值越大,支持度越低。传统支持度方法只是单纯的非 0 即 1,并不能较好地表现出每个传感器的相近程度,因此需要引入支持度函数来解决这个问题^[6]。

文献[6]提出支持度函数

$$s_{ij}(k) = \exp\{-[y_i - y_j]^2\} \quad (2)$$

但是,该支持度函数受数据量纲的影响,本文重新构建新的支持度函数。定义传感器之间的空间距离,即两个观测值的偏差的绝对值为

$$d_{ij}(k) = |y_i - y_j| \quad i = 1, 2, 3, \dots, m, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

为方便之后的数据处理,对传感器之间的距离进行标准化,取

$$d_{ij}^*(k) = \frac{|y_i(k) - y_j(k)|}{\sum_{i,j} |y_i(k) - y_j(k)| / (m^2 - 1)} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, m \quad (4)$$

本文提出新的支持度函数为

$$s_{ij}(k) = 1 - \ln(1 + d_{ij}^*(k)) \quad (5)$$

根据式(4)能够得到 k 时刻的支持度矩阵为

$$\mathbf{R}_n = \begin{bmatrix} 1 & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & 1 & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

根据式(5)可以得到每个传感器的总支持度为

$$r_i(k) = \sum_{j=1, j \neq i}^m s_{ij}(k) \quad i = 1, 2, 3, \dots, m, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

为能够更好地确定传感器 i 与剩余传感器的一致性程度,定义 $\psi_i(k)$ 为

$$\psi_i(k) = \frac{r_i}{m-1} \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

可以看出, $\psi_i(k) \in [0, 1]$, $\psi_i(k)$ 是量化后表示的一致性程度,其量化值越大,相似程度就越高,分配的权值就越大;反之, $\psi_i(k)$ 越小,观测偏离程度就越大,分配权值就越小。如果仅考虑特定的 1 个时刻的一致性测量,则可以获得融合值 $\hat{x}(k)$ 为

$$\hat{x}(k) = \frac{\sum_i^n y_i(k) r_i(k)}{\sum_i^n r_i(k)} \quad i = 1, 2, 3, \dots, m, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (9)$$

这种估计算法只考虑单一时刻的一致性度量对多传感器的融合,虽然算法比较简单,但是不能充分利用和挖掘时间的冗余信息。此外,对于精度要求较高的系统,支持度融合算法即使给一致性不高的传感器分配的权值较小,该传感器的误差仍然会对结果产生一定影响。

2 基于支持度的记忆加权的算法

针对上述算法没有考虑到存在异常值,并且不能充分利用时间的冗余信息进行融合的问题,本文提出一种剔除异常值并根据时间间隔的长短采取限定记忆的融合算法。

2.1 剔除异常支持度

由上述介绍的融合算法可以发现, $s_{ij}(k)$ 中包含的 $s_{i1}(k), s_{i2}(k), s_{i3}(k), \dots, s_{in}(k)$ 并非均为可靠值,若存在异常值,则会影响整个传感器的融合值。因此,需要辨别各个传感器的支持度的数值,剔除异常支持度值,即

$$\bar{s}_i(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N s_{ij}(k) \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (10)$$

$$\sigma_i(k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (s_{ij}(k) - \bar{s}_i(k))^2} \quad (11)$$

式中, $\bar{s}_i(k)$ 和 $\sigma_i(k)$ 分别为 i 传感器 k 时刻的支持度的平均值和标准差。

$s_{ij}(k)$ 对应的格拉布斯统计量为

$$T_{ij}(k) = \frac{\|s_{ij}(k) - \bar{s}_i(k)\|}{\sigma_i(k)} \quad (12)$$

若满足 $T_{ij}(k) \geq T(N, \alpha)$, 则令 $s_{ij}(k)$ 为 0。

2.2 记忆加权

基于支持度的融合算法,对于传感器在连续时间上的数据没有相互关联,时间信息也没有充分利用。即对于序列 $\{r_i(1), r_i(2), r_i(3), \dots, r_i(k)\}$ 的处理,仅是单一时刻对数据支持度 $r_i(k)$ 进行处理,并没有考虑到数据信息的传承性、连续性和稳定性。若只是考虑单一时刻数据的多传感器融合,则浪费了之前若干时刻数据蕴含的信息。如果把全时刻的数据都加以考

虑,则该算法会使用大量陈旧信息,影响权重分配的敏感性。因此需要采用限定记忆加权的思想,与当前时刻相比,时间间隔越大的数据,其参考价值就越小,权值分配就越少;相反,时间间隔越小,时间越接近的数据,其参考价值就越大,权值分配就越大。此外,截取一个限定的时间段数据,让其既能保持稳定性和连续性,又不影响权值的灵敏度。

本文提出参考价值度的概念,定义前一段时间的每个时刻对当前时刻能够提供的参考价值为参考价值度 $\partial_i(k)$,它与时间间隔差的平方 t^2 成反比,即

$$\bar{r}_i(k) = \frac{1}{k} \sum_{u=1}^k r_i(u) \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (13)$$

$$\partial_i(k) = \frac{\mu}{t^2 (r_i(k) - \bar{r}_i(k))^2} \quad (14)$$

式中: μ 为调节系数; t 为当前时刻与前几个时刻的时间差。由此可得到参考度序列为 $\{\partial_i(1), \partial_i(2), \partial_i(3), \dots, \partial_i(k)\}$ 。

根据参考度,可以得到当前时间的支持度的融合值为

$$R_i(k) = \frac{1}{k} \sum_{u=1}^k r_i(u) \partial_i(u) \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (15)$$

从式(14)中可以看出, $\partial_i(k)$ 的参数 $k=1$ 和 $k=9$ 时,其对应值相差了两个数量级,可认为前8个时刻以后参考价值为零,这样就避免了大量陈旧信息影响权重分配的灵敏度。

最终 m 个传感器的融合估计为

$$\hat{x}(k) = \frac{\sum_{i=1}^m y_i(k) R_i(k)}{\sum_{i=1}^m R_i(k)} \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (16)$$

3 仿真结果与分析

为了验证所提算法的可行性和有效性,首先通过本文算法的融合值与原始输出做比较(如图1所示),再用3种算法对同一数据进行Matlab仿真。

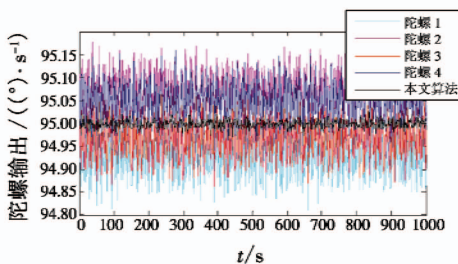


图1 本文算法的融合值与陀螺原始输出比较
Fig.1 The fusion value of the proposed method and the original gyro output

使用本文算法对4个陀螺进行融合,可以看出,该算法具有很好的降噪能力,极大地提高了陀螺的精度。下面使用其他算法与本文算法做比较,如图2、表1所示。

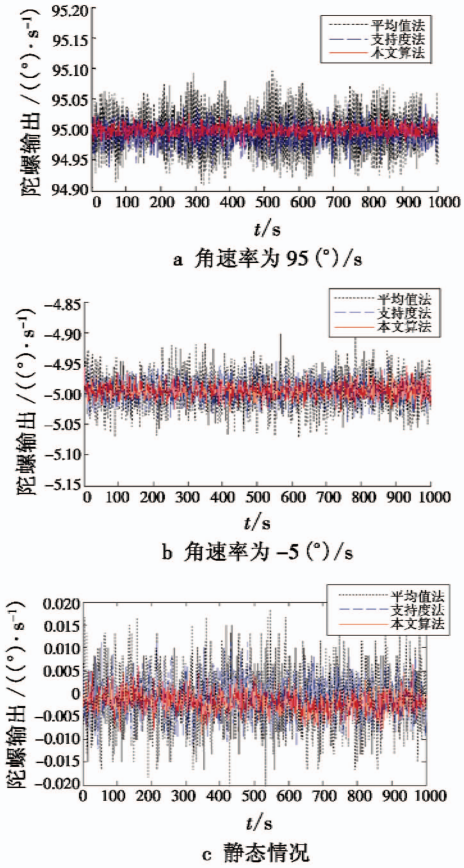


图2 不同角速率下3种算法比较
Fig.2 Comparison of 3 methods under different angular speed

表1 3种算法在不同角速率下的统计表
Table 1 Statistics of the 3 methods under different angular speed

运动状态	参数	平均值法	支持度法	本文算法
高速 95(°)/s	均值	94.97	94.991	94.997
	均方差	0.0173	0.0095	0.0031
低速 -5(°)/s	均值	-4.97	-4.993	-5.0005
	均方差	0.083	0.026	0.0016
静态	均值	0.002	0.0006	-0.0003
	均方差	0.053	0.0025	0.0012

实验通过转台控制运动状态,分别采用高速95(°)/s,低速-5(°)/s和静态对3种算法进行测试。从上述图表中可以看出,与平均值法和支持度法相比,本文算法融合适用性更好,结果更接近实际值,且曲线幅度小,更加平稳有效。本文算法比其他两种算法可用范围更加广泛,稳定性和可靠性更强。

4 结束语

在支持度融合算法的基础上,本文提出了一种剔
(下转第95页)

参考文献

- [1] 田耘,徐文波. Xilinx FPGA 开发实用教程[M]. 北京: 清华大学出版社,2008.
- [2] Xilinx, Inc. MicroBlaze processor reference guide [R/OL]. <https://www.docin.com/p-606872945.html>.
- [3] 夏玫,顾国华,陈钱,等. IRFPA 两点校正的定标温度选择方法研究及实现[J]. 红外技术,2011, 33(3):151-154,178.
- [4] KALAVATHY S, SURESH R M. A switching weighted adaptive median filter for impulse noise removal[J]. International Journal of Computer Applications, 2011, 28(9):8-13.
- [5] 刘杰,张建勋,代煜. 基于多引导滤波的图像增强算法[J]. 物理学报,2018, 67(23):238701-1-238701-10.
- [6] 葛朋,杨波,毛文彪,等. 基于引导滤波的高动态红外图像增强处理算法[J]. 红外技术,2017, 39(12):1092-1097.
- [7] 刘毓博. 机载大视场高分辨率热红外成像系统研究[D]. 上海:中国科学院大学(中国科学院上海技术物理研究所),2017.
- [8] 张云峰. 基于场景复杂度计算的红外图像平台直方图均衡[J]. 液晶与显示,2016, 31(7):695-702.

(上接第 90 页)

除异常值并利用时间记忆的参考度进行加权融合的估计算法。此算法通过剔除异常值保证融合值更加精确,又利用历史数据蕴含的信息对融合值进行修正,通过时间和空间的融合,使数据融合值更加准确、可靠、稳定。

参考文献

- [1] KIM D, M'CLOSKEY R T. Spectral analysis of vibratory gyro noise [J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(11):4361-4374.
- [2] 李士心,王晓亮,翁海娜,等. 基于灰色模型和 RBF 神经网络的 MEMS 陀螺温度补偿[J]. 中国惯性技术学报,2010, 18(6):742-746.
- [3] BAYARD D S, PLOEN S R. High accuracy inertial sensors from inexpensive components:US6882964[P]. 2005-04-19.
- [4] 李伟,何鹏举,高社生. 多传感器加权信息融合算法研究[J]. 西北工业大学学报,2010, 28(5):674-678.
- [5] 金建华,阙沛文. 多传感器测量数据的切尾加权融合算法[J]. 仪器仪表学报,2002, 23(3):303-304.
- [6] 张华强,赵剡,陈雨. 基于支持度的 MEMS 陀螺信息融合方法[J]. 宇航计测技术,2012, 32(2):18-21.