

基于支持度的限定记忆二次融合算法*

张建业^{1a}, 王占磊², 张鹏², 陈芳^{1b}, 刘博宁²

(1. 空军工程大学 a. 科研部; b. 训练部, 西安 710051; 2. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038)

摘要: 在先验知识未知的情况下对多传感器信息进行融合,提出了基于支持度的限定记忆二次融合算法。为了保证融合权重分配的合理性,算法利用绝对距离度量传感器观测值之间的相互支持程度,并引入限定记忆控制项来防止陈旧信息引起的数据饱和。为了进一步保证故障发生时的融合效果,在一次融合的基础上,引入灰关联度对量测数据进行优势分析,并对分析调整后的数据进行二次融合。仿真结果表明,该算法可进一步提高融合精度,具有较强的容错和抗干扰能力。

关键词: 支持度; 限定记忆; 灰关联度; 二次融合

中图分类号: TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)04-1338-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.038

Limited memory second fusion algorithm based on support degree

ZHANG Jian-ye^{1a}, WANG Zhan-lei², ZHANG Peng², CHEN Fang^{1b}, LIU Bo-ning²

(1. a. Dept. of Science, b. Dept. of Trains, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In the case of any prior knowledge was unknown, this paper proposed the limited memory second fusion algorithm based on support degree. To guarantee the reasonability of weight coefficient assignment, it used absolute distance to measure the mutual support degree of observation value of multi-sensors, and proposed a limited memory fusion to avoid data saturation when the old measurement information increasing. In order to improve the fusion effect when failure occurred, on the basis of first fusion, it introduced the ray relationship degree to preponderantly analyse measurements, then the second fusion of processed data was done. The simulation result shows the new algorithm can further improve the accuracy of fusion, and make the fault tolerance and anti-jamming ability strengthen.

Key words: support degree; limited memory; ray relationship degree; second fusion

利用多个传感器来感知外部环境,并运用合理的算法融合多个传感器的观测信息,可以获得比单个传感器更加可靠的结果,有利于更加准确地认识被测对象^[1-3]。目前,常见的融合算法可分为基于先验知识的融合算法和不依赖先验知识的融合算法两类。基于先验知识(噪声强度、先验概率分布、关联概率分布等)的融合方法在估计中使用了观测信息的先验知识,融合效果较好^[4,5]。但在工程实际中,理想化的被测对象是不存在的,使用时常常由于不能满足假设导致算法失效。不依赖先验知识的融合算法有基于模糊理论的融合算法^[6]、基于置信距离的融合算法^[7]、基于最近统计距离的融合算法^[8]以及基于支持度的一致融合算法^[9]等。这些算法面向工程实际,适用于观测信息先验知识未知的场合。然而随着测量次数的增加,过多的数据会引发饱和现象,并且新数据所提供的信息被大量旧数据淹没,递推算法逐渐失去修正能力,当偏离真值时也无法更新,更无法保证对数据变化的灵敏性。同时,当传感器出现故障或存在环境干扰等因素时,这些算法的融合结果仍不够理想。针对上述算法存在的不足,本文在文献[9]的基础上,提出了基于支持度的限定记忆二次融合算法。该算法一方面通过加入限定记忆控制项,根据信息动态调整融合系

数,避免了因数据过多而带来的数据饱和问题,同时保证对数据变化的高灵敏度;另一方面,利用传感器的一次融合数据作为参考数据进行灰色优势分析^[10-12],剔除误差较大的传感器观测数据,并在此基础上进行二次融合,以保证故障发生时的融合效果。仿真和分析表明,使用该算法得到的融合权值分配方式更加合理,可进一步提高融合精度和鲁棒性。

1 基于支持度的限定记忆二次融合

由 n 个传感器组成的传感器阵列,采用直接测量的方法,对静止或渐变参数 X 检测,量测方程为

$$z_i(k) = X + v_i(k) \quad k=1,2,\dots,n \quad (1)$$

其中: $z_i(k)$ 为第 i 个传感器在 k 时刻的观测值; X 为真实值; $v_i(k)$ 为 k 时刻的观测噪声,且 $E[v(k)]$ 和 $D[v(k)]$ 等先验知识均未知。

1.1 基于绝对距离的支持度表示

定义 1 k 时刻传感器 i 和 j 观测值绝对距离 $d_{ij}(k)$ 为

$$d_{ij}(k) = |z_i(k) - z_j(k)| \quad (2)$$

收稿日期: 2011-09-02; 修回日期: 2011-10-28 基金项目: 国防预研基金资助项目(9140A27020308JB3201); 航空科学基金资助项目(20100818017)

作者简介: 张建业(1971-),男,山西忻州人,副教授,主要研究方向为信息融合、时间序列分析等;王占磊(1987-),男,河南安阳人,硕士研究生,主要研究方向为检测技术与自动化装置、多传感器信息融合(505789661@163.com);张鹏(1979-),男,山西太原人,讲师,博士(后),主要研究方向为多传感器信息融合、数据挖掘及状态监控。

由 $d_{ij}(k)$ 的表达形式可知, $d_{ij}(k)$ 越大, 则表明两观测数据的差别越大, 即它们之间的相互支持程度就越小。为了更直接地表征传感器观测数据间的相互支持程度, 下面引入支持度函数 $a_{ij}(k)$ 。

定义 2 k 时刻传感器 i, j 观测值支持度 $a_{ij}(k)$ 为

$$a_{ij}(k) = \exp\{-\alpha[z_i(k) - z_j(k)]^2\} \quad (3)$$

其中: α 为可调参数。式(3)运用指数衰减函数量化传感器观测值间支持程度的定义形式, 避免了传统方法中支持度非 0 即 1 的绝对性, 更符合工程问题的真实性。

1.2 遗忘因子

多源观测数据中, 不同时刻信息所分配的权系数是观测时间 t 的函数。该函数称为遗忘函数 $L(t)$ 。显然, 遗忘函数具有单调性, 即如果 $M \leq N$, 且 $M, N \in R$ 成立, 那么 $L(M) \leq L(N)$ 。遗忘函数的单调性符合人们分析问题的一般认识, 即最近最新的观测数据的价值大于历史数据, 应该被赋予较大的权重系数。

应该指出, 任何单调非增函数都可被称为遗忘函数 $A(t)$, 但 $A(t)$ 函数的选择依赖工程问题本身。本文为了方便计算, 引入如下分段常值函数作为遗忘函数:

$$L(t) = \begin{cases} C_1 & 0 < t < M \\ C_2 & M < t < N \end{cases} \quad (4)$$

其中: C_1, C_2 为常数, 且 $C_1 \leq C_2$; N 表示当前时刻点; M 为遗忘深度参数。显然, M 随测量的进行不断增加, 但是 $(N - M)$ 是一个定值。下文中, 令 $C_1 = 0, C_2 = 1$ 。

1.3 基于支持度的限定记忆融合估计

定义 2 反映了在某个观测时刻, 两个传感器观测值的支持程度, 但并不能反映在某观测时刻某传感器被系统中其他所有传感器支持的程度。由此作如下定义:

定义 3 k 时刻第 i 个传感器观测值与其他传感器观测值一致性为 $r_i(k)$, 其表达式为

$$r_i(k) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}(k)}{(n-1)} \quad (5)$$

显然, $0 < r_i(k) \leq 1$ 。若 $r_i(k)$ 大, 表明 k 时刻第 i 个传感器的观测值与多数传感器保持一致; 反之, 第 i 个传感器的观测值偏离多数传感器的观测值。

虽然在某个观测时刻, 传感器观测值一致性度量 $r_i(k)$ 很大, 但并不能说明在整个观测区间上传感器的可靠性高, 传感器的可靠性是通过所有观测时刻的一致性度量表现出来的。在融合中, 观测一致性大, 且观测一致性变化稳定的传感器的观测值应赋予大的权值。因此, 运用统计理论中均值和方差这两个概念来研究不同时刻一致性度量序列蕴涵的可靠性信息^[9]。

k 时刻, 第 i 个传感器观测一致性均值表示为

$$\bar{r}_i(k) = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k r_i(t) \quad (6)$$

观测一致性方差表示为

$$\sigma_i^2(k) = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k [\bar{r}_i(t) - r_i(t)]^2 \quad (7)$$

实际融合过程中, 应当充分利用一致性均值大, 且一致性方差小的传感器观测信息。也就是说, 充分利用一致性和可靠性都很高的传感器观测信息。设 k 时刻第 i 个传感器观测值的加权系数为 $q_i(k)$, 则第 i 个传感器观测值的加权系数 $q_i(k)$ 与 $\bar{r}_i(k)$ 正相关, 而与 $\sigma_i^2(k)$ 负相关。为使 $q_i(k)$ 非负, 可选用

线性函数度量最终的加权系数, 表达式为

$$q_i(k) = [1 - \lambda \sigma_i^2(k)] \bar{r}_i(k) \quad (8)$$

其中: λ 为可调参数, 调节该值可以改变 $\sigma_i^2(k)$ 对权系数影响的程度。

因此, 基于支持度的融合估计表达式为

$$\hat{X}(k) = \frac{\sum_{i=1}^k q_i(k) z_i(k)}{\sum_{i=1}^k q_i(k)} \quad (9)$$

为了防止数据饱和现象发生, 同时保证算法的灵敏度, 进一步引入遗忘记忆控制项, 基于支持度的遗忘记忆融合算法为

$$\hat{X}(k) = \frac{\sum_{i=1}^k w_i(k) z_i(k)}{\sum_{i=1}^k w_i(k)} \quad (10)$$

其中: $w_i(k) = [1 - \lambda \sigma_i^2(k)] \bar{r}_i(k)$ 为遗忘融合权值, 采用式(11)~(13)计算。

$$\bar{r}_i(k) = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k r_i(l) & k \leq b \\ \frac{1}{b} \sum_{l=k-b+1}^k r_i(l) & k > b \end{cases} \quad (11)$$

$$\sigma_i^2(k) = \begin{cases} \frac{1}{K} \sum_{l=1}^k [\bar{r}_i(k) - r_i(l)]^2 & k \leq b \\ \frac{1}{b} \sum_{l=k-b+1}^k [\bar{r}_i(k) - r_i(l)]^2 & k > b \end{cases} \quad (12)$$

$$b = N - M \quad (13)$$

1.4 基于灰度分析的二次融合

经过以上的融合处理, 可以得到基于支持度的限定记忆一次融合序列(简称一次融合序列) $\{\hat{X}_i(k) | k = 1, 2, \dots, m\}$ 。然而由于传感器故障或环境干扰等失效因素的影响, 一次融合估计值与实际值之间可能仍有较大的偏差。为了得到更高精度的估计, 有必要进行二次融合。

二次融合的基本思想是: a) 用式(1)~(13)对多个传感器数据的观测数据进行基于支持度的限定记忆融合, 得到一次融合序列 $\{\hat{X}_i(k) | k = 1, 2, \dots, m\}$, 并将其作为参考序列; b) 将每个传感器观测序列与参考序列进行灰关联分析, 计算相应的灰关联度, 并用一次融合序列取代灰关联度较小的传感器数据; c) 使用基于支持度的限定记忆融合方法对调整后的数据进行二次融合, 得到精度更高的二次融合结果。具体算法流程如图 1 所示。

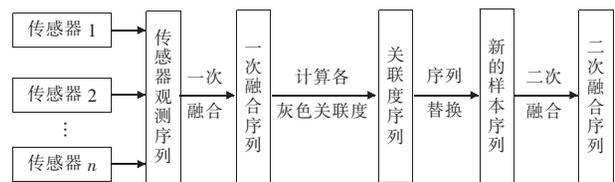


图 1 算法流程

灰关联度是表示数据序列相似程度的一种度量。参考序列 $\{\hat{X}_i(k) | k = 1, 2, \dots, m\}$ 和比较序列 $\{X_i(k) | i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m\}$ 的灰关联度 γ_{oi} 可表示为

$$\gamma_{oi} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \frac{\min \min_k |\hat{X}(k) - X_i(k)| + \rho \max \max_k |\hat{X}(k) - X_i(k)|}{|\hat{X}(k) - X_i(k)| + \rho \max \max_k |\hat{X}(k) - X_i(k)|} \quad (14)$$

其中: ρ 为分辨系数。 ρ 越小, 其分辨力越大, ρ 的具体取值可视具体情况而定, 一般地, 取 $\rho = 0.5$ 。

引入遗忘记忆控制项, 灰关联度 γ_{oi} 可表示为

$$\gamma_{oi} = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k \frac{\min_i |\hat{X}(l) - X_i(l)| + \rho \max_i |\hat{X}(l) - X_i(l)|}{|\hat{X}(l) - X_i(l)| + \rho \max_i |\hat{X}(l) - X_i(l)|} & k \leq c \\ \frac{1}{c} \sum_{l=k-c+1}^k \frac{\min_i |\hat{X}(l) - X_i(l)| + \rho \max_i |\hat{X}(l) - X_i(l)|}{|\hat{X}(l) - X_i(l)| + \rho \max_i |\hat{X}(l) - X_i(l)|} & k > c \end{cases} \quad (15)$$

$$c = N' - M' \quad (16)$$

2 仿真分析

用三个热电偶传感器对恒温箱温度进行检测,设定温度为 3℃。每个传感器测量取 20 组数据,测量随机误差未知。同时为了模拟传感器的卡死故障,在传感器 2 的第 6~10 次采样中,加入偏置量 1。图 2 给出了四组仿真数据,从上至下分别为传感器 1、传感器 2 和传感器 3 的测量数据曲线图。

分别用均值融合算法、文献[9]中的一致性融合算法和本文提出基于支持度的限定记忆二次融合算法(以下分别简称为方法 1、方法 2 和方法 3),对图 2 中的观测值进行融合估计。对于方法 2、3,选取同样的度量尺度参数 $\alpha = 0.85$,权值尺度参数 $\lambda = 0.35$;方法 3 选取记忆尺度参数 $b = 3, c = 8$ 和分辨系数 $\rho = 0.5$ 。

图 3 给出了分别采用方法 1~3 得到的融合估计值;图 4、5 分别给出了方法 2、3 一次融合过程中不同传感器的融合权重变化情况。

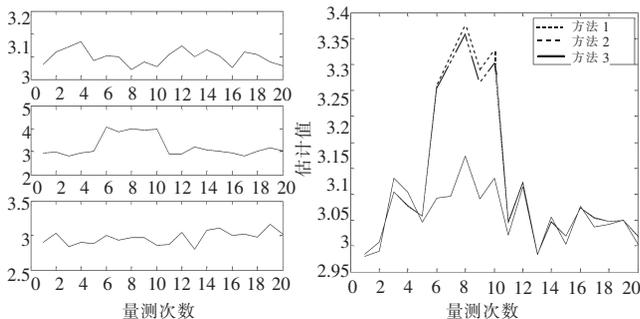


图 2 样本数据

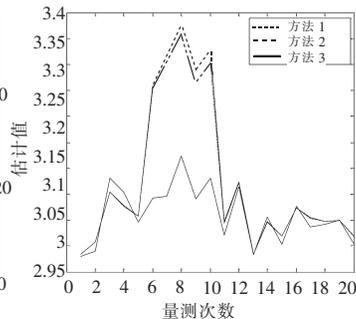


图 3 三种方法的融合估计值

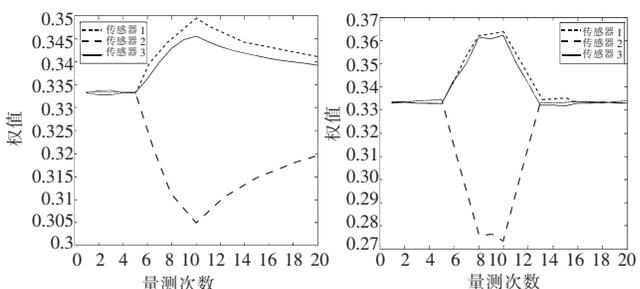


图 4 方法 2 权重分配

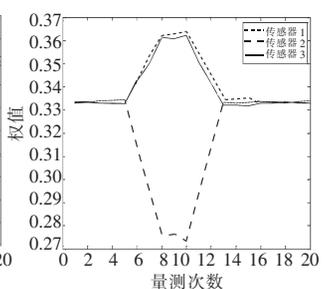


图 5 方法 3 中一次融合权重分配

从图 3 可以看出,方法 3 的融合估计值在真值附近的波动幅度较小,性能优于方法 1 和 2 的融合结果,在传感器出现故障时尤为明显。计算融合输出序列与 $x = 3$ 的真值序列之间的

均方标准方差,得到 $\sigma_1 = 0.1809, \sigma_2 = 0.1729, \sigma_3 = 0.0742$ 分别为方法 1~3 的均方标准差,同样,也说明了方法 3 从整体上优于方法 1 和 2。

图 4 表明了当传感器 2 发生故障时,其对应权值减小,且在故障消失后,权重不能得到及时调整,对后续的传感器可靠性度量仍产生了影响;图 5 表明,由于引入了限定记忆控制项,当传感器 2 故障消失后,在一次融合时就能及时消去干扰对权值分配的影响,三个传感器的权值重新得到有效、正确的分配,提高了鲁棒性。

3 结束语

对于多传感器观测同一目标,且任何观测先验知识未知的情形,本文提出了一种新的融合算法。算法从各传感器在各个时刻观测值的相互支持程度出发,综合利用一致性度量序列的均值和方差构造加权系数,并利用限定记忆控制项对融合权重进行重新分配。同时,在一次融合的基础上,引入灰关联度理论对样本数据进行二次融合。仿真结果表明,该算法可有效地分配融合权重,进一步提高了融合精度。

参考文献:

- [1] LLINAS J, HALL D L. An introduction to multi-sensor data fusion [J]. Proc of the IEEE, 1997, 85(1): 6-23.
- [2] 尚朝轩,毛二可,胡文华. 基于多源信息融合的雷达装备故障诊断决策研究[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(2): 344-346.
- [3] BASIR O, YUAN Xiao-hong. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory[J]. Information Fusion, 2007, 8(4): 379-386.
- [4] 石伯鑫, 陈志刚, 余素华, 等. 基于多传感器信息融合的激光定位与跟踪[J]. 科学技术与工程, 2011, 11(14): 3302-3304.
- [5] SUN Shu-li. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filters with applications[J]. Aerospace Science and Technology, 2004, 26(8): 57-62.
- [6] 陈兴林, 李鹏, 宋申民. 基于模糊自适应卡尔曼滤波算法的多传感器信息融合[J]. 航天控制, 2011, 29(1): 19-22.
- [7] 万树平. 运用距离测度进行多传感器目标级信息融合[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(18): 128-130.
- [8] 段战胜, 韩崇昭, 陶唐飞. 基于最近统计距离的多传感器一致性数据融合[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(2): 478-781.
- [9] 孙勇, 景博. 基于支持度的多传感器一致可靠性融合[J]. 传感技术学报, 2005, 18(3): 537-539.
- [10] 林云, 李一兵. 灰色关联和证据理论在故障识别中的应用和改进[J]. 应用基础与工程科学学报, 2010, 19(2): 314-321.
- [11] 王正新, 党耀国, 曹新霞. 基于灰熵优化的加权灰色关联度[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(4): 774-776.
- [12] LIU Jin-jun, XIA Xin-tao, WANG Zhong-yu. Grey relational analysis for tapered roller bearing[J]. The Journal of Grey System, 2006, 18(2): 143-148.

(上接第 1334 页)

- [6] 曹振新. 基于约束理论的制造单元瓶颈分析及对策[J]. 机械设计与制造, 2004(4): 109-112.
- [7] WANG S X. A look-ahead heuristic algorithm for dynamic identify bottleneck machine [J]. Industrial Engineering Journal, 2008, 11(4): 127-131.
- [8] 刘欣. 基于约束理论的生产作业计划与控制仿真研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2008.
- [9] 刘宝翠. 基于约束理论的瓶颈作业计划与控制方法研究[D]. 南

- 京: 南京理工大学, 2009.
- [10] 徐改丽, 吕跃进. 不确定性多属性决策中区间数排序的一种新方法[J]. 统计与决策, 2008, 19(271): 154-157.
- [11] 王莲芬. 层次分析法引论[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1990.
- [12] 徐泽水, 达庆利. 区间数排序的可能度法及其应用[J]. 系统工程学报, 2003, 18(1): 67-70.
- [13] 黎华. 区间权重下的多属性决策方法研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2009.