

文章编号:1001-9081(2011)10-2869-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.02869

## 多传感器自主在线融合方法

张建业<sup>1</sup>, 王占磊<sup>2</sup>, 张 鹏<sup>2</sup>, 杜继勇<sup>2</sup>

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

(50578961@163.com)

**摘要:**在先验知识未知的情形下,针对现有融合算法的不足,提出了一种新的融合算法。为了进一步提高融合精度,算法用均值和自熵两个概念充分挖掘测量中的冗余信息,进而确定传感器的融合权重。此外,为了预防“数据饱和”的发生,算法在迭代过程中引入限定记忆项,保证算法对数据变化的灵敏性。用均值融合算法、冲突证据预处理算法和新算法对样本数据进行仿真。仿真结果表明,运用新算法得到的权值分配方式更加合理,可进一步提高融合精度。

**关键词:**数据融合;自熵;限定记忆;冗余信息

**中图分类号:** TP212.4    **文献标志码:**A

## Independent online fusion algorithm for multi-sensor data

ZHANG Jian-ye<sup>1</sup>, WANG Zhan-lei<sup>2</sup>, ZHANG Peng<sup>2</sup>, DU Ji-yong<sup>2</sup>

(1. Department of Scientific Research, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710051, China;

2. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China)

**Abstract:** In the case that any prior knowledge was unknown, a new fusion algorithm was proposed in order to deal with the defect of the existing algorithm. In the algorithm, for better fusion accuracy, the mean and entropy based on multi-sensor support degree were used to excavate the redundant information sufficiently, and then the weight coefficient of sensor could be determined. In addition, a limited memory fusion was used to avoid data saturation when the old measurement information was increasing, and ensured delicacy degree when the measurement was changing. To verify the effectiveness of this algorithm, three algorithms were used to detect the sample data. The simulation result shows the weight distribution gained through the new algorithm is more effective, and the accuracy of fusion can be further improved.

**Key words:** data fusion; entropy; limited memory redundant information

## 0 引言

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<sup>[1-2]</sup>。在工程实际中,由于理想化的被测对象并不存在,即观测信息的分布特性(噪声强度、先验概率分布、关联概率分布等)无法预知,导致了常规的融合算法(如:均值融合<sup>[3]</sup>、极大似然估计<sup>[4]</sup>、贝叶斯估计<sup>[5]</sup>、基于 Kalman 及其扩展型的滤波<sup>[6]</sup>)不满足先验条件而失效。

在先验知识未知的情形下,众多学者对多传感器信息融合技术做了进一步的研究,并提出一些可行的融合算法<sup>[7-10]</sup>。其中,文献[10]在融合高冲突的证据时,引入一个度量证据体间相似程度的距离函数,并进一步获得系统中各个证据被其他证据所支持的程度,进而将该支持度作为证据的权重,对多源证据进行加权平均。理论和实践证明,这些算法适用于工程实际,有一定的融合效果。然而它们也存在不足之处:一方面,上述算法没能对测量信息进行充分的挖掘,以致融合精度仍不够高;另一方面,随着测量次数的增加,过多的数据会引发“饱和”现象。同时,新数据所提供的信息被

大量旧数据淹没,导致了算法无法保证对数据变化的灵敏性。

针对以上不足,本文提出一种新的融合算法。算法利用绝对距离构造测量之间的支持度,进而基于支持度矩阵得到各个时刻各传感器的一致性度量,解除算法对先验知识的依赖。同时,在限定记忆的框架下,用均值和自熵两个概念进一步挖掘测量中一致性和可靠性信息,预防“数据饱和”的发生,保证算法的灵敏度和精度。仿真和分析表明,新算法对传感器权重分配合理,达到了预定的效果。

## 1 算法设计

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,即:

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

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 基于绝对距离的一致度表示

定义 1  $k$  时刻传感器  $i$  和传感器  $j$  的观测值的绝对距离为  $d_{ij}(k)$ :

$$d_{ij}(k) = |z_i(k) - z_j(k)| \quad (1)$$

收稿日期:2011-04-26;修回日期:2011-07-05。

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:多传感器信息融合、时间序列分析; 王占磊(1987-),男,河南安阳人,硕士研究生,主要研究方向:检测技术与自动化装置、多传感器信息融合; 张鹏(1979-),男,山西太原人,讲师,博士,主要研究方向:多传感器信息融合、数据挖掘、状态监控; 杜继勇(1986-),男,河北衡水人,博士研究生,主要研究方向:惯性导航、组合导航、多传感器信息融合。

由式(1)可知,  $d_{ij}(k)$  越大, 则表明  $k$  时刻两观测数据的差别越大, 即两数据的相互支持程度就越小。

**定义 2**  $k$  时刻传感器  $i$  和传感器  $j$  的观测值的支持度函数为  $a_{ij}(k)$ :

$$a_{ij}(k) = \frac{2 \arccot d_{ij}(k)}{\pi} \quad (2)$$

$a_{ij}(k)$  在  $d_{ij}(k) \in [0, \infty)$  上取值从 1 到 0 依次递减, 满足支持度函数应具有的性质。

至此, 可得  $k$  时刻传感器间的支持度矩阵  $\mathbf{SD}(k)$ :

$$\mathbf{SD}(k) = \begin{bmatrix} 1 & a_{12}(k) & \cdots & a_{1n}(k) \\ a_{21}(k) & 1 & \cdots & a_{2n}(k) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1}(k) & a_{n2}(k) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

对于支持度矩阵  $\mathbf{SD}(k)$  中第  $i$  行元素来说, 若  $\sum_{j=1}^n a_{ij}(k)$  大, 则表明  $k$  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。

**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度为  $r_i(k)$ :

$$r_i(k) = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}(k)}{n} \quad (4)$$

显然,  $0 < r_i(k) \leq 1$ 。

定义 2 反映了在某个观测时刻, 两个传感器观测值的接近程度。定义 3 反映了在某个观测时刻, 第  $i$  个传感器的观测值与所有传感器(包括第  $i$  个传感器)观测值的接近程度。

## 1.2 限定记忆函数

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, 该函数称为限定记忆函数  $A(t)$ 。限定记忆函数具有单调性且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。

本文为了方便计算, 引入分段常值函数作为限定记忆函数:

$$A(t) = \begin{cases} C_1, & 0 \leq t \leq M \\ C_2, & M < t \leq N \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $C_1$  和  $C_2$  为常数且不能同时为 1 ( $C_1 > 0, C_2 > 0, C_1 \leq C_2$ ),  $N$  表示当前时刻点,  $M$  为限定参数。显然,  $M$  随测量的进行不断增加, 但是  $N - M$  是一个定值。

## 1.3 基于限定记忆的信息挖掘

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。

信息自熵是对序列不确定性的深层次刻画。对序列而言, 信息熵越大, 序列中各值的差异越小, 序列分布越均衡, 可靠性越高; 反之信息熵越小, 可靠性越低<sup>[11]</sup>。

因此, 运用统计理论中样本均值和信息论中自熵这两个概念, 可以对不同时刻一致性度序列蕴涵的可靠性信息进行挖掘, 进而确定各个因素对权重的影响程度。

**定义 4**  $k$  时刻融合时第  $i$  个传感器的基本份额定义为:

$$P'_{Bi}(k) = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k r_i(t) \quad (6)$$

引入限定记忆控制项, 基本份额可重新表示为:

$$P_{Bi}(k) = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k r_i(t), & k \leq b \\ \frac{1}{b} \sum_{t=k-b+1}^k r_i(t), & k > b \end{cases} \quad (7)$$

对于  $k$  时刻传感器  $i$  的一致度序列  $\{r_i(t) | t = 1, 2, \dots, k\}$ , 其自熵条件<sup>[12]</sup>为:

$$P'_i(t) = \frac{r_i(t)}{\sum_{t=1}^k r_i(t)} \quad (8)$$

引入限定记忆控制项, 自熵条件可重新表示为:

$$P_i(t) = \begin{cases} \frac{r_i(t)}{\sum_{t=1}^k r_i(t)}, & k \leq b \text{ 且 } 1 \leq t \leq k \\ \frac{r_i(t)}{\sum_{t=k-b+1}^k r_i(t)}, & k > b \text{ 且 } k-b+1 \leq t \leq k \end{cases} \quad (9)$$

则  $k$  时刻传感器  $i$  的一致度序列  $\{r_i(t) | t = 1, 2, \dots, k\}$  的自熵<sup>[12]</sup>为:

$$H_i(k) = - \sum P_i(t) \ln P_i(t) \quad (10)$$

考虑自熵对合成的影响, 且为了使自熵  $H_i(k)$  对合成的影响程度小于基本份额对权重的影响程度, 定义自熵在合成时的份额(简称为“自熵份额”)为一致性度量的自熵乘以它们的均值。

**定义 5**  $k$  时刻融合时第  $i$  个传感器的自熵份额为:

$$h_i(k) = \frac{H_i(k)}{\sum_{i=1}^n H_i(k)} P_{Bi}(k) \quad (11)$$

实际融合过程中, 应当充分利用一致性均值大且自熵大的传感器的观测信息。也就是说, 充分利用一致性和可靠性都很高的传感器的观测信息。考虑以基本份额和自熵份额之和作为可信度系数  $C_s$ 。

**定义 6**  $k$  时刻融合时第  $i$  个传感器的可信度系数为:

$$C_s(k) = P_{Bi}(k) + h_i(k) \quad (12)$$

为了扩大不同传感器可信度的差异, 达到更合理的权重分配, 引入奖励惩罚机制, 传感器  $i$  在  $k$  时刻新的可信度系数可重新表示为:

$$q_i(k) = [P_{Bi}(k) + h_i(k)]^2 \quad (13)$$

## 1.4 融合

在  $k$  时刻, 以可信度系数作为权值, 得到融合估计的最终表达式为:

$$\hat{X}(k) = \frac{\sum_{i=1}^n q_i(k) z_i(k)}{\sum_{i=1}^n q_i(k)} \quad (14)$$

## 2 仿真

用 4 组互不相关的零均值白噪声来模拟 4 个传感器的观测误差, 且取真值为  $X = 3$ 。先取 4 组白噪声的方差分别为 0.05, 0.05, 0.05, 1, 然后将真值  $X$  与白噪声数据依次相加, 即可模拟出 4 组传感器的测量数据, 每个传感器测量取 40 组数

据。同时为了模拟传感器的卡死故障,在传感器 3 的第 21~30 次采样中,加入偏置量 2。图 1 为 4 个传感器的测量数据(采样间隔为 1)。

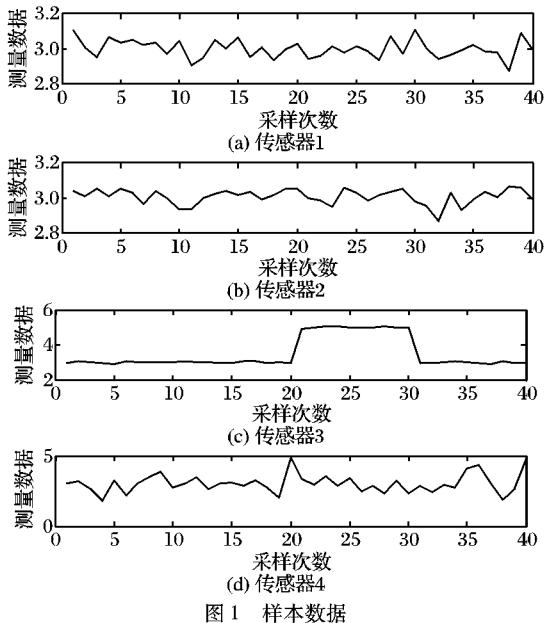


图 1 样本数据

图 2 为分别用均值融合算法、证据预处理算法<sup>[10]</sup>和本文算法对图 1 中的测量值进行融合估计绝对误差(对于本文算法选取记忆深度为 6)。

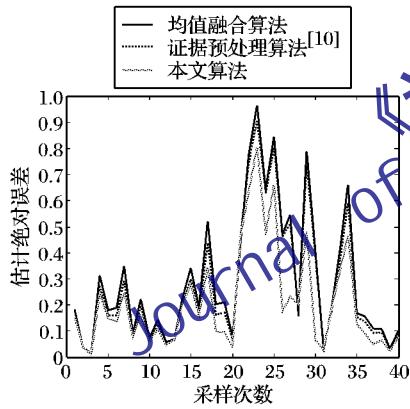


图 2 3 种方法的估计绝对误差

图 3~4 分别为证据预处理算法和本文算法融合过程中不同传感器的融合权重变化情况。

从图 2 可看出,本文算法融合估计的绝对误差较小,性能优于其他两种算法。计算融合输出序列与  $X = 3$  的真值序列之间的均方标准差,均值融合算法、证据预处理算法和本文算法得到的标准差分别为  $\sigma_1 = 0.3851$ 、 $\sigma_2 = 0.3418$ 、 $\sigma_3 = 0.2752$ ,同样也说明本文算法的性能从整体上优于其他两种算法。

图 3 表明用证据预处理算法融合时传感器权重变化剧烈。图 4 表明在本文算法中传感器权重变化平缓,且呈收敛趋势。这是由于本文算法充分挖掘了测量数据在时间轴上的可靠性信息。同时,从图 3~4 可看出,当传感器 3 发生故障时,其对应权值减小。且在故障消失后,本文算法由于引入了限定记忆项,保证新息得到了充分的利用,故当传感器 3 故障消失后,能及时消去干扰对权值分配的影响。3 个传感器的权值重新得到有效、正确的分配,保证了对数据变化的灵敏度,进一步提高了融合精度。

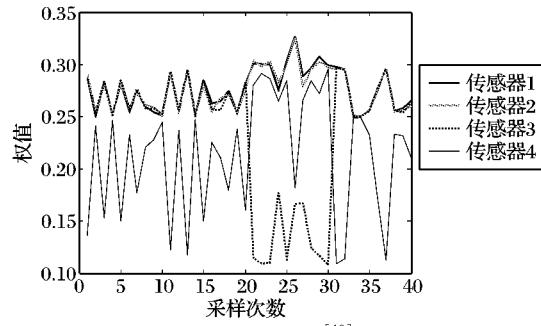
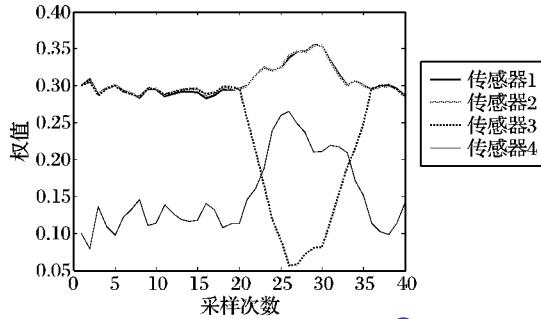
图 3 证据预处理算法<sup>[10]</sup>权重分配

图 4 本文算法权重分配

### 3 结语

在不存在先验知识情况下,本文提出了一种新的数据融合算法。算法利用均值和自熵两个概念充分挖掘测量数据中的冗余信息,保证了融合结果的可靠性。同时,算法在迭代运算时引入限定记忆项,避免了数据过多而带来的“数据饱和”的发生,有效地利用了“新息”资源,保证了对数据变化的灵敏性,进一步提高了融合精度。

#### 参考文献:

- BASIR O, YUAN XIAOHONG. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory [J]. Information Fusion, 2007, 8(4): 379~386.
- 吕锋,王秀青,杜海莲,等.基于信息融合技术故障诊断方法与进展[J].华中科技大学报,2009,37(1):217~221.
- 胡振涛,刘先省.一种改进的一致性数据融合算法[J].传感器技术,2005,24(8):65~70.
- 孙勇,张勤,景博.一种改善分布式参数检测数据性能的新方法[J].电测与仪表,2004,41(6):8~10.
- JOHN M R. Fusion of multi-sensor data [J]. Journal of Robotics Research, 1998, 7(6): 78~96.
- SUN SHULI. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filters with applications [J]. Aerospace Science and Technology, 2004, 26(8): 57~62.
- 韩峰,朱镭,智小军.基于模糊理论的多传感器数据融合测量[J].应用光学,2009,30(6):987~991.
- 王忠巍,曹其新,桑楠,等.基于多传感器数据融合的管道机器人精确定位技术[J].机器人,2008,30(3):238~241.
- 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):478~481.
- 邓勇,施文康,朱振福.一种有效处理冲突证据的组合方法[J].红外与毫米波学报,2004,23(1):27~32.
- XIA XINTAO, WANG ZHONGYU, CHEN XIAOYANG, et al. Evaluation for optimum technical plan of rolling bearing vibration using grey system theory [J]. Journal of Grey System, 2006, 9(1): 9~13.
- 魏瑾,刘以安,张明俊.基于灰色理论的多目标数据关联技术研究[J].计算机应用与软件,2009,26(2):167~169.