

一种基于最优融合集的多传感器数据融合算法*

杨国宁, 冯秀芳⁺, 樊刘娟

(太原理工大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024)

Multi-Sensor Data Fusion Algorithm Based on Optimal Fusion Set

YANG Guo-Ning, FENG Xiu-Fang⁺, FAN Liu-Juan

(Department of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

+ Corresponding author: E-mail: feng_xf2008@126.com

Yang GN, Feng XF, Fan LJ. Multi-Sensor data fusion algorithm based on optimal fusion set. *Journal of Software*, 2012, 23(Suppl. (1)): 134-140 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/12015.htm>

Abstract: By focusing on the multi-sensors' measurement on the same characteristic index from different directions, a multi-sensor data fusion algorithm based on optimal fusion set is proposed. The optimal fusion set is defined to obtain the valid observation data, in which the consistent fusion degree and the distribution degree of sensors are measured by using an optimal fusion degree matrix set. Next, the weights of the valid observation data in the fusion process are reasonably assigned. The final expression of data fusion and estimation is obtained. The data fusion results show that this method demonstrates higher fusion precision, and also excellent.

Key words: multi-sensors; data fusion; optimal fusion set; degree of fusion; fusion degree matrix

摘要: 针对多个传感器于不同方位对某一特性参数进行测量的数据融合问题,提出了一种基于最优融合集的多传感器数据融合算法.该算法通过定义最优融合集获取有效观测数据,并在此基础上利用最优融合集的融合度矩阵度量传感器的一致融合度与分布均衡度,进而对有效观测数据分配权重系数,最后得出融合估计算式.应用实例和仿真实验验证了算法的有效性,数据融合结果表明该算法具有较高的精确性及稳健性.

关键词: 多传感器;数据融合;最优融合集;融合度;融合度矩阵

多传感器数据融合是指利用多个传感器对某一静止或渐变的特性参数进行多角度观测,然后构造或取合适的融合方法对观测信息进行融合,从而得到比单一传感器更加精确的解释和描述.

对于多传感器数据融合问题,文献[1,2]将传感器的观测数据视为一个模糊集合,利用模糊集理论进行数据融合;文献[3,4]分别通过定义传感器间的贴近度和信任度矩阵刻画传感器观测值的相互支持程度,并在此基础上计算得到各观测数据的加权系数进而对观测数据进行融合.文献[5-8]通过建立统计模型的方法,分别运用统计学中的极大似然估计、最小二乘、最小一乘、Bayes 估计等原理获取融合结果;文献[9-12]提出了一种通过模糊数学中隶属函数来计量传感器观测数据一致可靠性的融合算法;文献[13,14]则利用模糊神经推理系统构造多传感器的数据融合算法.

实践证明上述方法均取得了一定的融合效果.然而,采用文献[1,2]的算法需选取合适阈值函数,其中阈值的

* 基金项目: 国家自然科学基金(60873139); 留学回国人员科技活动择优项目; 山西省科技基础条件平台建设项目(2011091003-0103)

收稿时间: 2012-05-05; 定稿时间: 2012-08-17

设置受主观因数影响过大;运用文献[4]的算法需设置观测数据的融合上限,上限值的设定往往来至于主观经验,选取的不同的上限值会有不同的融合结果,影响了融合结果的准确性和稳健性;而文献[5-8]中统计方法的运用则依赖于传感器的先验概率、联合概率分布等先验信息;采用文献[9-12]的隶属函数方法则需选取适当的隶属度函数,而目前文献中对隶属度函数的选取还没有统一的标准;而文献[13,14]的模糊神经推理算法中对于如何自动生成模糊规则则是一个尚在研究的理论难题。

针对上述情况,本文提出了一种基于最优融合集的多传感器数据融合算法,通过定义最优融合集来获取有效观测数据,然后利用融合度矩阵计算并合理分配每个传感器权重系数,最后得出融合估计算式,应用实例和仿真实验均验证了算法的有效性。

1 数据融合模型

设 t 时刻有 n 个同质传感器组成的传感器序列 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 采用直接观测的方法, 对同一特性参数 X 于不同方位进行独立观测, 则有:

$$s_i(t) = X + v_i(t), i = 1, 2, \dots, n \tag{1}$$

式(1)中, $S_i(t)$ 为传感器 S_i 在 t 时刻所得观测数据. X 为真值, $v_i(t)$ 为传感器 S_i 在 t 时刻的测量噪声, 先验知识 $E[v_i(t)]$ 与 $D[v_i(t)]$ 均未知.

1.1 最优融合集确定

受环境噪声、传感器精度以及计量误差等多方面因素的影响,传感器的观测值与目标真值往往存在偏差,根据统计学理论,有效的观测值应分布在目标真值的某一特定邻域内.而落在邻域外的观测值,即大偏差数据,是由传感器失效或其他外部环境因素引起.而大偏差数据的引入会对数据融合精度产生较大的影响.因此,对传感器观测数据的有效性进行预先甄别,从而提取有效观测数据,对精度要求严格的数据融合是十分必要的.

定义 1. 将 t 时刻所有观测数据 $S_i(t) (i=1, 2, \dots, n)$ 定位到数轴上, 则观测数据 $S_i(t), S_j(t)$ 的绝对距离为 $dis_{ij}(t)$:

$$dis_{ij}(t) = |s_i(t) - s_j(t)| \tag{2}$$

定义 2. t 时刻观测数据 $S_i(t)$ 与所有观测值的距离平均值为 $d_i(t)$, 且所有观测数据之间的平均距离为 $\overline{d}(t)$, 则有:

$$d_i(t) = \sum_{j=1}^n dis_{ij}(t) \tag{3}$$

$$\overline{d}(t) = \sum_{i=1}^n d_i(t) \tag{4}$$

定义 3. 所有落在真值 X 附近邻域的有效观测数据组成的集合为 Φ , 若 Φ 满足以下条件:

$$\begin{cases} d_i(t) < \overline{d}(t), (\forall s_i(t) \in \Phi) \\ d_i(t) \geq \overline{d}(t), (\forall s_i(t) \notin \Phi) \end{cases} \tag{5}$$

则称集合 Φ 为最优融合集, 集合 Φ 中元素的个数为最优融合数.

1.2 融合度及融合度矩阵定义

由上述最优融合集定义, 得到 t 时刻 n 个传感器的最优融合集为 Φ , 对于最优融合集 Φ , 若观测数据 $S_i(t), S_j(t)$ 的绝对距离越小, 则称在该时刻传感器 S_i 与传感器 S_j 的观测值越接近, 即认为两传感器的观测数据愈融合, 其数据融合度越高. 反之, 则称这对传感器在该时刻的观测值相互偏离, 其数据融合度就越低, 由此本文定义传感器观测数据间的这种相互接近程度为融合度.

为了便于量化处理观测数据间的相互融合程度, 受模糊数学中隶属度函数概念的启发, 将观测值 $S_i(t), S_j(t)$ 映射到值域为 $[0, 1]$ 的融合度函数 $c_{ij}(t)$ 上, $c_{ij}(t)$ 的大小反映了在 t 时刻传感器 S_i 与传感器 S_j 观测数据的融合度. 融合度函数定义如下:

定义 4. t 时刻观测数据 $S_i(t), S_j(t)$ 的融合度函数为 $c_{ij}(t)$:

$$c_{ij}(t) = \exp\left\{-\frac{1}{2}|S_i(t) - S_j(t)|\right\} \quad (6)$$

由函数表达式可知, $c_{ij}(t)$ 在区间 $[0, 1]$ 连续取值, 若 $c_{ij}(t)$ 越接近 1, 认为传感器 S_i 与传感器 S_j 的相容性愈好, 称观测数据 $S_i(t)$ 与 $S_j(t)$ 的融合度愈高; 若 $c_{ij}(t)$ 值越接近 0, 说明传感器 S_i 与传感器 S_j 的相容性愈差, 称观测值 $S_i(t), S_j(t)$ 的融合度愈低, 由上述融合度定义, 从而得到最优融合集合 $\Phi = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_m(t)\} (m \leq n)$ 的融合度矩阵 C .

定义 5. 融合度矩阵 C :

$$C = \begin{bmatrix} 1 & c_{12}(t) & \cdots & c_{1m}(t) \\ c_{21}(t) & 1 & \cdots & c_{2m}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1}(t) & c_{m2}(t) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

对于融合度矩阵 C 的任意一行 i 而言, 第 i 行元素之和 $\sum_{k=1}^m c_{ik}(t)$ 越大, 则说明传感器 S_i 的观测数据 $S_i(t)$ 与多数传感器的观测数据相接近. 反之, 传感器 S_i 与大多数传感器的观测数据相偏离. 因此本文定义了传感器 S_i 的一致融合度.

1.3 权重系数分配及融合算式

定义 6. t 时刻传感器 S_i 一致融合度为 $\mu_i^{(t)}$:

$$\mu_i^{(t)} = \sum_{j=1}^m c_{ij}(t) / m \quad (8)$$

然而, 一致性融合度均值只能反映出 S_i 与多数传感器观测数据的融合程度, 并不能说明该传感器的稳定性. 显然, 对于传感器 S_i 而言, 其观测性能越稳定, 则与其余传感器的融合度数值差异越小, 则其融合度分布越均衡. 为了刻画这种融合矩阵中所有传感器中融合度分布的均衡程度, 定义了传感器 S_i 的分布均衡度.

定义 7. t 时刻传感器 S_i 分布均衡度为 $\tau_i^{(t)}$:

$$\tau_i^{(t)} = 1 / \sqrt{\sum_j (\mu_i^{(t)} - c_{ij}(t))^2} / m \quad (9)$$

在实际的融合过程中, 应当充分利用一致融合度高且融合度分布均衡的传感器. 换言之, 传感器 S_i 的一致融合度越高, 且其融合度分布越均衡, 则其观测值在融合过程中所占权重应愈大. 因此考虑以传感器的一致融合度与分布均衡度之积作为传感器的权重系数.

定义 8. t 时刻传感器 S_i 的权重系数为 $\omega_i^{(t)}$:

$$\omega_i^{(t)} = \mu_i^{(t)} \times \tau_i^{(t)} \quad (10)$$

将式(10)归一化处理得到:

$$w_i^{(t)} = \omega_i^{(t)} / \sum_{i=1}^m \omega_i^{(t)} \quad (11)$$

根据式(11)得到最终的融合估计的表达式为

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^m w_i^{(t)} S_i(t) = \sum_{i=1}^m \frac{\omega_i^{(t)} S_i(t)}{\sum_{i=1}^m \omega_i^{(t)}} \quad (12)$$

2 实验及结果分析

以文献[11]中的实验数据来说明本文算法的有效性. 用 3 个热电偶对恒温箱进行温度检测, 恒温箱的设定温度为 900°C . 经过 6 次测量, 得到的观测数据见表 1.

Table 1 Observational data of the temperature sensor**表 1** 温度传感器的观测数据

传感器	观测次数					
	1	2	3	4	5	6
1	899.5	905.3	901.9	900.6	899.9	899.4
2	898.3	875.9	888.1	886.2	907.5	904.4
3	896.7	906.8	898.2	904.0	896.4	891.6

分别应用本文算法以及均值法对表 1 中的观测数据进行融合,得到的融合结果见表 2.

Table 2 Fusion results of the optimal set and the averaging method**表 2** 最优集与均值法的融合结果对比

观测次数	最优集融合	绝对误差	平均法融合	绝对误差
1	901.1500	1.1500	898.1667	1.8333
2	906.0500	6.0500	896.0000	4.0000
3	900.0500	0.0500	896.0667	3.9333
4	902.3000	2.3000	896.9333	3.0667
5	900.2000	0.2000	897.9333	2.0667
6	901.7000	1.7000	898.4667	1.5333

同样,分别应用本文算法以及文献[11]的可靠性算法对表 1 中的观测数据进行融合,得到的融合结果见表 3.

Table 3 Fusion results of the optimal set and the reliability algorithm**表 3** 最优集与可靠性算法的融合结果对比

观测次数	最优集融合	绝对误差	可靠性融合	绝对误差
1	901.1500	1.1500	898.2414	1.7586
2	906.0500	6.0500	896.1270	3.8730
3	900.0500	0.0500	896.0571	3.9429
4	902.3000	2.3000	896.8645	3.1355
5	900.2000	0.2000	897.9197	2.0803
6	901.7000	1.7000	898.4814	1.5186

由表 2 和表 3 的对比结果来看,本文的算法对第 1、3、4、5、6 次观测值的融合结果更加逼近真值,相应的融合绝对误差也远小于均值算法及文献[11]的可靠性融合算法,一定程度上反映出本算法的有效性.

为了从总体上分析 3 种算法的性能,将上述算法的绝对误差加和,得到 3 种算法的总绝对误差分别为:均值法 16.433 3,可靠性算法 16.308 9,最优集融合算法 11.450 0.显然,本文算法的总绝对误差均小于上述两种算法,从总体上反映出本算法的性能优于上述两种方法.

为了全面衡量 3 种算法的性能,本文用 Matlab 仿真软件进行仿真实验,将实验仿真次数提高到 100 次之后再探讨各算法的性能.本文以 10 组正态随机函数输出随机数方式,模拟 10 个热电偶电阻传感器对目标真值为 900℃ 的恒温箱进行随机测量的情形.图 1 为 10 个传感器采样数据.

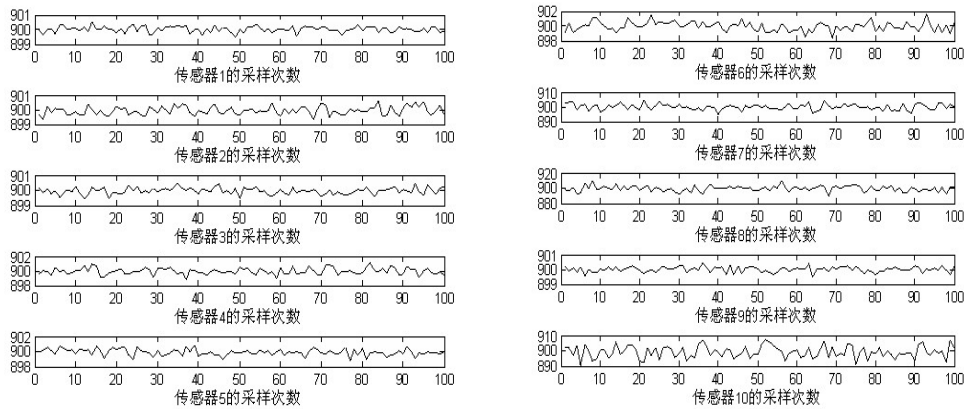


Fig.1 Sensor sampling data

图 1 传感器采样数据

将得到的采样数据分别运用本文方法、均值法和文献[11]中的可靠性算法进行数据融合,融合结果如图 2 所示.

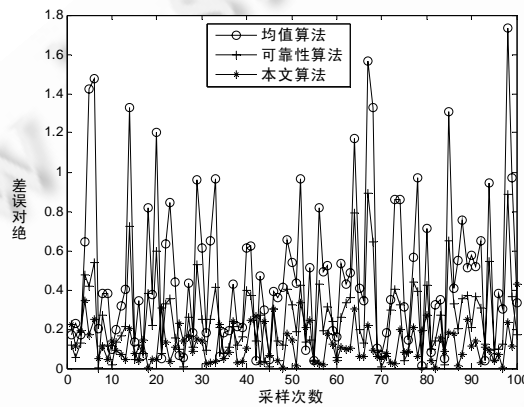


Fig.2 A comparison chart of integration errors with different methods

图 2 算法间融合误差对比图

由图 2 中的绝对误差对比曲线可知,本文算法的绝对误差曲线位于最下方,且误差波动幅度较小,从而说明本文算法在融合精度及稳定性上,性能优于上述两种方法.

为了进一步探究融合结果的抗干扰能力,通过随机地对传感器 4 和传感器 10 的第 50~80 次的采样数据中加入偏执量方法来模拟传感器失效情况.偏执量大小分别为 4、8.模拟失效传感器的采样数据如图 3 所示.

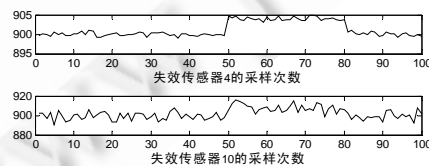


Fig.3 Sampled data of failure sensors

图 3 失效传感器的采样数据图

同样,将得加入偏执量的采样数据分别运用本文方法、均值法和文献[11]中的可靠性算法进行数据融合,

融合结果的抗干扰能力对比如图 4 所示.

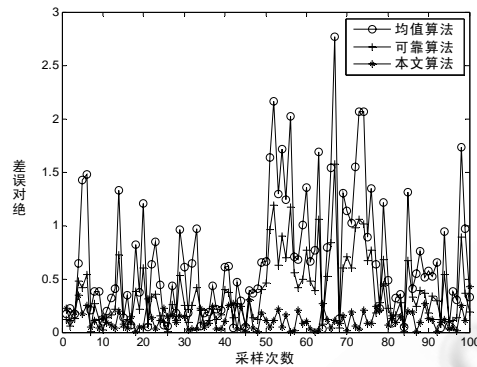


Fig.4 A comparison chart of anti-interference of fusion data

图 4 融合结果抗干扰性对比图

由图 4 的绝对误差曲线可知看出,本文算法的误差曲线仍然位于 3 种曲线的最下方,总体的误差最小.其中,在对第 50~80 次采样数据融合的过程中,本文算法的误差曲线波动较小,融合精度未受影响.而均值法和可靠性融合的算法的误差出现较大波动,融合精度降低.从而进一步说明本文算法在算法稳定性以及融合结果的抗干扰能力方面均优于以上两种方法.

本文认为,在对第 50~80 次采样数据进行融合时,平均值方法和可靠性算法出现较大波动和精度降低的原因,是由于对失效的观测数据没有事先甄别,从而在融合过程中参入了疏失数据,最终疏失数据的引入降低了算法的精确度和稳定性.而本文算法最优融合集的形成过程,即是甄别有效数据,剔除疏失数据的过程.在最优融合集的基础上运用融合算法得到的融合结果将会更精确和较好的抗干扰能力.上述实验的仿真结果证明了本算法的有效性.特别指出的是,本文融合度函数的选取并没有特殊要求,笔者对文献中出现的隶属度函数分别实验,也得到了类似的融合结果,即证明算法本身不依赖隶属度函数的选取.

3 结束语

针对多传感器数据融合问题,本文提出了一种基于最优融合集的融合算法,运用该方法得到的融合结果精度高,且融合结果的抗干扰能力强.数据融合结果表明该算法具有较高的精确性及稳健性.

致谢 在此,我们向对本文的工作给予支持及建议的老师、同学及辛苦的评审人员,尤其是太原理工大学计算机科学与技术系冯秀芳教授及同组的同学和老师表示感谢.

References:

- [1] LeBlanc K, Saffiotti A. Multirobot object localization: A fuzzy fusion approach. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. (Part B: Cybernetics)*, 2009,39(5):1259–1276.
- [2] Russo F, Ramponi G. Fuzzy methods for multi-sensor data fusion. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 1994, 43(2):288–294.
- [3] Yang J, Gong FX. Consistent and reliable fusion method of multi-sensor based on degree of nearness. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010,23(7):984–988 (in Chinese with English abstract).
- [4] Jiao ZQ, Xiong WL, Zhang L, Xu BG. Multi-Sensor data fusion method based on belief degree and its applications. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2008,38(9):253–257 (in Chinese with English abstract).
- [5] Wan SP. Multi-Sensor information fusion method based on least absolute deviation estimation. *Computer Engineering*, 2010, 36(2):257–259 (in Chinese with English abstract).

- [6] Wu XJ, Cao QY, Chen BX, Liu TM. Study on multisensor data fusion methods based on bayes estimation. Systems Engineering-Theory & Practice, 2000,(7):45-48 (in Chinese with English abstract).
- [7] Kang J, Tang LW, Zuo XZ, Li H, Zhang XH. Multi-Sensor information fusion study based on partial least squares technique. Journal of Gun Launch & Control, 2009,(3):40-43 (in Chinese with English abstract).
- [8] Chen FZ. Mathematical method of multi-sensor data fusion. Mathematics in Practice and Theory, 1995,5(2):11-16 (in Chinese with English abstract).
- [9] Wan SP. Method based on the ratio of signal to noise for multi-sensor data fusion. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2008,21(1):178-181 (in Chinese with English abstract).
- [10] Liu JS, Li RH, Liu YL, Zhang ZY. Multi-Sensor data fusion based on correlation function and fuzzy integration function. Systems Engineering and Electronics, 2006,28(7):1006-1009 (in Chinese with English abstract).
- [11] Sun Y, Jing B. Consistent and reliable fusion of multi-sensor based on support degree. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2005,18(3):537-539 (in Chinese with English abstract).
- [12] Yu CL, Xu HL, Huang SQ. A relation matrix method for multisensor data fusion. Aeronautical Computer Technique, 2005, 35(1):23-26 (in Chinese with English abstract).
- [13] Gao HY. A simple multi-sensor data fusion algorithm based on principal component analysis. In: Proc. of the ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management. 2009.
- [14] Guo LM. Multisensor adaptive fusion based on FNN. Systems Engineering and Electronics, 2004,26(2):215-218 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [3] 杨佳,宫峰勋.基于贴近度的多传感器一致可靠性融合方法.传感技术学报,2010,23(7):984-988.
- [4] 焦竹青,熊伟丽,张林,徐保国.基于信任度的多传感器数据融合及其应用.东南大学学报(自然科学版),2008,38(9):253-257.
- [5] 万树平.基于最小一乘估计的多传感器信息融合方法.计算机工程,2010,36(2):257-259.
- [6] 吴小俊,曹奇英,陈宝香.基于 Bayes 估计的多传感器数据融合方法研究.系统工程理论与实践,2000,(7):45-48.
- [7] 康健,唐力伟,左宪章,李浩,张西红.基于偏最小二乘法的多传感器信息融合研究.火炮发射与控制学报,2009,(3):40-43.
- [8] 陈福增.多传感数据融合的数学方法.数学的实践与认识,1995,5(2):11-16.
- [9] 万树平.基于信噪比的多传感器数据融合方法.传感技术学报,2008,21(1):178-181.
- [10] 刘建书,李人厚,刘云龙,张贞耀.基于相关性函数和模糊综合函数的多传感器数据融合.系统工程与电子技术,2006,28(7): 1006-1009.
- [11] 孙勇,景博.基于支持度的多传感器一致可靠性融合.传感技术学报,2005,18(3):537-539.
- [12] 禹春来,许化龙,黄世奇.基于关系矩阵的多传感器数据融合方法.航空计算技术,2005,35(1):23-26.
- [14] 郭丽梅.基于模糊神经网络的多传感器自适应融合.系统工程与电子技术,2004,26(2):215-218.



杨国宁(1986—),男,山东济宁人,硕士生,主要研究领域为多传感器数据融合.



樊刘娟(1989—),女,硕士生,主要研究领域为智能算法.



冯秀芳(1966—),女,教授,主要研究领域为无线传感器网络,人工智能.