第29卷　第4期　　弹　箭　与　制　导　学　报　　Vol. 29　No. 4
2009年08月　　Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance　　Aug 2009

基于相关性函数和模糊贴近度的多传感器数据融合*

韩　峰，杨万海，袁晓光

（西安电子科技大学电子工程学院，西安　710071）

摘　要：针对多传感器数据融合中，各传感器测量数据的可靠程度难以确定以及如何提高数据融合结果的精度问题。文中提出了利用模糊理论中的相关性函数来计算多传感器的相互支持程度，并基于模糊贴近度，对支持程度高的传感器数据进行融合。仿真结果表明，相比同类融合方法，该方法获得的结果具有更高的精度和可靠性。

关键词：多传感器；相关性函数；模糊贴近度；数据融合

中图分类号：TP212.9　　**文献标志码**：A

Multi-sensor Data Fusion Based on Correlation Function and Fuzzy Clingy Degree

HAN Feng, YANG Wanhai, YUAN Xiaoguang

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Focused on the problem that it is difficult to determine the reliability of each sensor and improve precision of the data fusion result in the process of the multi-sensors data fusion. In the paper, a new data fusion method based on correlation function and fuzzy clingy degree is proposed. The mutual supportability of multiple sensors is obtained from the correlation function. Then by the membership function, the reliability of information provide by each sensor is gained. Finally, the supposed fusion result can be produced on the basis of fuzzy clingy degree. The simulation experiment shows that the fusion results have higher precision and reliability compared with other methods.

Keywords: multi-sensor; correlation function; fuzzy clingy degree; data fusion

0　引言

多传感器数据融合指的是充分利用不同时间与空间的多传感器信息资源，采用计算机技术对按时序获得的多传感器观测信息在一定准则下加以自动分析、综合、支配和使用，获得对被测对象的一致性解释与描述，以完成所需的决策和估计任务，使系统获得比它的各组成部分更优越的性能[1]。

目前，比较典型的数据融合方法有：数理统计法、加权平均法、模糊推理法等，但将各方法综合运用却很少见。现代测量系统中，被测对象越来越复杂，测量精度要求越来越高，而实际过程中由于传感器所处的方位不同和传感器自身质量的差异，以及一些无法控制的随机因素的作用，使得各传感器所测定的参数必存有偏差，这样就存在如何确定各传感器的可靠程度，并在对所有测量数据进行全面分析研究之后，如何采取即简单又实效的方法融合测量参数信息，一般的方法往往没有体现这些要求。文中提出的基于相关性函数和模糊贴近度的数据融合方法，可满足上述要求，计算简单，能客观地反映各传感器的可靠程度，对数据进行融合时无需数据的先验信息，所得融合结果可靠，精度高，符合多传感器数据融合技术在测量中应用的实际。

1　相关性函数

设多个传感器测量同一参数，第 i 个传感器

* 收稿日期：2008－08－28
基金项目：陕西省教育厅基金（06JK281）资助
作者简介：韩峰（1977－），男，陕西泾阳人，博士研究生，研究方向：多传感器数据融合与应用。

和第 j 个传感器测得的数据分别为 $\boldsymbol{X}_i$ 和 $\boldsymbol{X}_j$，且均服从高斯分布，以它们的 pdf(概率分布函数)曲线作为传感器的特性函数，记为 $p_i(x)$，$p_j(x)$。x_i、x_j 分别为 $\boldsymbol{X}_i$、$\boldsymbol{X}_j$ 的一次观测值，为了反映 x_i 和 x_j 之间的偏差大小，引进置信距离测度[2]，设：

$$d_{ij}=2\int_{x_i}^{x_j}p_i(x/x_i)\mathrm{d}x \tag{1}$$

$$d_{ji}=2\int_{x_j}^{x_i}p_j(x/x_j)\mathrm{d}x \tag{2}$$

式中：

$$p_i(x/x_i)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_i}{\sigma_i}\right)^2\right\} \tag{3}$$

$$p_j(x/x_j)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_j}{\sigma_j}\right)^2\right\} \tag{4}$$

d_{ij} 的值称为第 i 个传感器与第 j 个传感器观测值的置信距离测度，其值可借助误差函数 $\mathrm{erf}(\theta)$ 直接求得[3-4]，即：

$$d_{ij}=\mathrm{erf}\left[\frac{x_j-x_i}{\sqrt{2}\sigma_i}\right] \tag{5}$$

$$d_{ji}=\mathrm{erf}\left[\frac{x_i-x_j}{\sqrt{2}\sigma_j}\right] \tag{6}$$

如果有 n 个传感器测量同一指标参数，置信距离测度 $d_{ij}(i,j=1,2,\cdots,n)$ 构成多传感器数据的置信距离矩阵 $\boldsymbol{D}_n$：

$$\boldsymbol{D}_n=\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n}\\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nn}\end{bmatrix} \tag{7}$$

一般的融合方法是利用经验给出一个融合上限 β_{ij}，那么对于 d_{ij} 令：

$$r_{ij}=\begin{cases}1, & d_{ij}\leqslant\beta_{ij}\\ 0, & d_{ij}>\beta_{ij}\end{cases} \tag{8}$$

如果 $r_{ij}=0$，则认为第 i 个传感器与第 j 个传感器相融性差，相互不支持；如果 $r_{ij}=1$，则认为第 i 个传感器与第 j 个传感器相融性好，称第 i 个传感器支持第 j 个传感器；如果 $r_{ij}=r_{ji}=1$，则称第 i 个传感器与第 j 个传感器相互支持。在传感器组中，若一个传感器被一组传感器支持，这个传感器的观测值是有效的；若一个传感器不被其它传感器所支持，或只被少数传感器所支持，这个传感器的观测值是无效的，在数据融合时，应把这样的观测值删除。这样做的问题是：β_{ij} 的选取过于绝对化和经验化，不利于对实际情况做出客观的判别，进而使融合的结果受主观因素的影响过大，为了解决这一问题，文中采用如下方法：

由 d_{ij} 的运算可知 $0\leqslant d_{ij}\leqslant 1$，且由其运算公式的统计意义可见，$d_{ij}$ 越小说明第 i 个传感器被第 j 个传感器支持的程度越高。因此，根据模糊理论中的相关性函数定义可令：

$$f(i/j)=1-d_{ij},i,j=1,2,\cdots,n \tag{9}$$

相关性函数 $f(i/j)$ 的大小表示传感器 i 被传感器 j 支持的程度，相关性函数定义为：

$$f(i/j)=f(i/j)/\max[f(i/j),f(j/i)] \tag{10}$$

其中：$i,j=1,2,\cdots,n$。

构造 $f(i/j)$ 的矩阵，此矩阵为方阵且秩为 n，记为 $\boldsymbol{C}$，为了确定各个传感器被其他传感器支持的程度，令：

$$\boldsymbol{C}_i'=\min f(i/A),A=1,2,\cdots n \tag{11}$$

$\boldsymbol{C}'_i$ 为第 i 个传感器被其它传感器支持的程度。

2 基于模糊贴近度的融合方法

2.1 测量值与估计值的模糊化

由于各种随机因素的综合影响，传感器的量测值与目标真实值之间有误差，传感器测量值具有随机性，一般服从正态分布。设测量实际工作中应用 n 个传感器，第 i 个传感器对真实值 A 进行 k 次测量，测量值为 $x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{ik}$，其均值为 x_i，标准差为 σ_i。设目标估计值为 x_0，标准差为 σ_0。其中：

$$x_i=\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}x_{ij} \tag{12}$$

$$\sigma_i=\sqrt{\frac{1}{k-1}\sum_{j=1}^{k}(x_{ij}-x_i)^2},i=1,2,\cdots,n \tag{13}$$

$$x_0=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i \tag{14}$$

$$\sigma_0=\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i-x_0)^2} \tag{15}$$

测量值与估计值模糊化的隶属函数选用高斯型比较合适，同时为工程实际应用需要，在本方法中选用三角形隶属函数，三角形中心是传感器测量值，宽度为测量数据标准方差的 4 倍，则

测量值的模糊量表示为：

$$\widetilde{A}_i = (a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}) = (x_i - 2\sigma_i, x_i, x_i + 2\sigma_i)$$

目标估计值的模糊化过程同测量值模糊化过程类似，则估计值的模糊量表示为：

$$\widetilde{A}_0 = (a_{01}, a_{02}, a_{03}) = (x_0 - 2\sigma_0, x_0, x_0 + 2\sigma_0)$$

2.2　模糊贴近度定义与计算

设 $\widetilde{A}_i$ 和 $\widetilde{A}_j$ 是两个模糊量，定义 $S = S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j)$，若 S 满足下列条件：

1) $0 \leqslant S \leqslant 1$；

2) 对于 $\widetilde{A}_i = \widetilde{A}_j$，$S = 1$；

3) $S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) = S(\widetilde{A}_j, \widetilde{A}_i)$；

4) 当且仅当 $\widetilde{A}_i \cap \widetilde{A}_j = \Phi$ 时，$S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) = 0$；

5) 当 $\widetilde{A}_i \subset \widetilde{A}_j \subset \widetilde{A}_s$ 时，有 $S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) > S(\widetilde{A}_j, \widetilde{A}_i)$；

则称 S 为 $\widetilde{A}_i$、$\widetilde{A}_j$ 的贴近度[5]，即 $\widetilde{A}_i$ 与 $\widetilde{A}_j$ 接近程度。模糊量之间贴近度计算有很多方法，为了实现的可靠性和方便性，定义基于距离度量的贴近度计算方法：

$\widetilde{A}_i = (a_{i1}, a_{i2}, a_{i3})$ 和 $\widetilde{A}_j = (a_{j1}, a_{j2}, a_{j3})$ 为两个三角形模糊量，则其贴近度为：

$$S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) = \frac{1}{1 + d(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j)} \qquad (16)$$

式中：$d(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) =$

$$\left| \frac{a_{i1} + 4a_{i2} + a_{i3} - a_{j1} - 4a_{j2} - a_{j3}}{6} \right|$$

$S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j)$ 值越大，表示 $\widetilde{A}_i$ 与 $\widetilde{A}_j$ 越贴近。$S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) = 0$，表示 $\widetilde{A}_i$ 与 $\widetilde{A}_j$ 完全不一致；$S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_j) = 1$，表示 $\widetilde{A}_i$ 与 $\widetilde{A}_j$ 完全相同。在多传感器数据融合中，主要考虑的是每个传感器 A_i 与目标估计值 A_0 之间的贴近程度，所以要计算的贴近度为 $S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_0)$。

2.3　传感器权重与数据融合

假设某传感器测量值 $\boldsymbol{X}_i$ 越接近于估计值 X_0（测量均值），即其可靠性与稳定性就越好，在数据融合时，接近估计值的程度越高，权重就应当取得越大。根据上面讨论，可以用贴近度 $S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_0)$ 来表征传感器的权重。从而第 i 个传感器权重 γ_i 为：

$$\gamma_i = S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_0)$$

将它们归一化后可以得到各个传感器之间的相对权重为：

$$\omega_i = \frac{\gamma_i}{\sum_{i=1}^{n} \gamma_i} \qquad (i = 1, 2, \cdots, n) \qquad (17)$$

根据上述介绍，在得到各传感器与目标估计值贴近度基础上，可计算出各传感器相对权重，最终由下式求出融合结果：

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^{n} \omega_i x_i \qquad (18)$$

根据前面思路，给出基于相关性函数和模糊贴近度的多传感器数据融合过程如下：

1) 在测量数据中，利用相关性函数计算每个传感器被其它传感器支持的程度；

2) 对测量数据，计算测量方差与估计值方差，把所有测量值和目标估计值模糊化；

3) 由模糊贴近度定义计算每个传感器与估计值之间的模糊贴近度 $S(\widetilde{A}_i, \widetilde{A}_0)$，并由此计算第 i 个传感器在数据融合中的相对权重；

4) 由最终融合公式计算出融合结果。

3　应用实例

在实验中采用文献[2]的数据，设 $n = 10$ 个同类传感器测某特性参数，测得结果如表 1 所示。

表 1　10 个测量数据与方差

传感器序号	测量值 x_i	方差 σ_i	传感器序号	测量值 x_i	方差 σ_i
1	1.000	0.05	6	0.650	0.25
2	0.990	0.07	7	1.010	0.10
3	0.980	0.10	8	1.020	0.10
4	0.970	0.20	9	1.030	0.20
5	0.500	0.30	10	1.500	0.30

由式(5)～式(7)计算得到 10 个传感器测量数据的置信距离矩阵 $\boldsymbol{D}$，再由式(9)～式(11)计算出每个传感器被其它传感器支持程度为：

$$\boldsymbol{C}'_{10} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.9943 & 0.9781 & 0.9437 & 0.0702 \\ 0.2429 & 0.9893 & 0.9781 & 0.9437 & 0.0702 \end{bmatrix}$$

由 $\boldsymbol{C}'_{10}$ 可知，传感器的支持程度大小依次为 $x_1, x_2, x_7, x_3(x_8), x_4(x_9), x_6, x_5(x_{10})$。传感器 5,6,10 被其它传感器支持的程度分别为 0.0702,0.2429,0.0702，因此可认为这 3 个传感器的可靠度不高，融合时删除其读数，取其余 7 个

（下转第 234 页）

微弱信号的分离。当然,基于该法的微弱信号分离的信噪比能低到什么程度以及与其它分离方法的定量比较分析是以后将继续深入的一个方向。此外,针对不同的应用找到更加高效的代价函数和快速高效的抽取算法也是将来研究的一个重点。

参考文献:

[1] A Hyvarinen. New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1997, 10(1): 273-279.

[2] A Hyvarinen. A family of fixed-point algorithm and application[J]. Neural Network, 2000, 13(4/5): 411-430.

[3] A Hyvarinen. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492.

[4] A Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. IEEE Trans. on Neural Network, 1999, 10(3): 626-634.

[5] 杨福生,洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2006.

[6] 马建仓,牛奕龙. 盲信号处理[M]. 北京:国防工业出版社,2006:85-90.

[7] 张明友,汪学刚. 雷达系统[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2006:247-286.

(上接第229页)

传感器的测量数据进行融合,融合数据集为 $\{x_1^{(1)}, x_2^{(2)}, x_3^{(3)}, x_4^{(4)}, x_7^{(5)}, x_8^{(6)}, x_9^{(7)}\}$。

利用文中介绍的模糊贴近度计算方法,可得到余下7个传感器与估计值(均值)之间的贴近度及数据融合时的相对权重(见表2)。

表2 各传感器贴近度与相对权重

传感器序号	贴近度 S	权重 ω_i	传感器序号	贴近度 S	权重 ω_i
1	1.00	0.1453	7	0.99	0.1439
2	0.99	0.1439	8	0.98	0.1424
3	0.98	0.1424	9	0.97	0.1410
4	0.97	0.1410			

运用基于模糊贴近度的融合方法对融合数据集中的数据进行融合,由式(18)获得参数的最优融合数据为:

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i = 1.00 * 0.1453 + 0.99 * 0.1439 + 0.98 * 0.1424 + 0.97 * 0.1410 + 1.01 * 0.1439 + 1.02 * 0.1424 + 1.03 * 0.1410 = 0.9999$$

对于上述10个传感器测量值,单应用模糊贴近度法获得融合数据为0.9917,应用相关性函数和最小二乘原理的融合数据为0.9994,应用文献[2]中的极大似然法获得融合数据为0.9992,应用文献[6]中方法获得融合数据为0.9785。通过比较发现,应用文中提出的融合方法获得的融合结果精度明显提高。

4 结论

多传感器对某一参数进行测量时,因受传感器自身因素和外部环境的影响,会有不同的测量结果。因而,在对测量数据进行融合时,确定各传感器的可靠程度及数据融合方法至关重要。文中提出了一种基于相关性函数和模糊贴近度的多传感器数据融合方法,该方法计算简单,在融合过程中不需要知道数据的先验概率,融合结果可靠性高,精度高。

参考文献:

[1] 李雄,王凯,徐宗昌. 基于模糊贴近度的多传感器数据融合测量[J]. 理论与实践,2005,25(4):6-8.

[2] 陈增福. 多传感器数据融合的数学方法[J]. 数学的实践与认识,1995,25(2):13-16.

[3] Daniel Cobb. On the solution of linear differential equations with singular coefficients[J]. J. of Differential Equations, 1982, 46(2): 310-323.

[4] Bruce A Francis. Convergence in the boundary layer for singular perturbed equations[J]. Automatica, 1982, 18(2): 57-62.

[5] 曹谢东. 模糊信息处理及应用[M]. 北京. 科学出版社,2003:36-39.

[6] 涂国平. 多传感器数据融合的稳健处理方法[J]. 数据采集与处理,1998,13(1):85-87.