

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1801904

# 结合测量值与预测值的最优权值分配方法

王延婷<sup>1</sup> 宋开兰<sup>2</sup> 梁建兴<sup>1</sup>

(1.中国洛阳电子装备试验中心 洛阳 471003; 2.郑州大学 物理工程学院 郑州 450001)

**摘要:** 针对目标跟踪中多传感器数据融合的实际问题,将预测值与观测值结合一起用最优权值分配方法定权,提出了多传感器数据融合中结合测量值与预测值的最优权值分配方法。该方法相当于增加了一个传感器,理论上提高了融合的精度。同时,基于相邻测量值的一阶差值建立机动频率函数,实现了对当前统计模型的改进,提高了跟踪效果。实测结果表明,本文建立的机动频率函数方法能显著改善目标跟踪效果,结合测量值与预测值的最优权值分配方法的跟踪精度优于标准的最优权值分配方法。

**关键词:** 目标跟踪;数据融合;最优权值分配方法;机动频率

**中图分类号:** TN273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

## Optimal weight allocation method of containing predicted values and measured values

Wang Yanting<sup>1</sup> Song Kailan<sup>2</sup> Liang Jianxing<sup>1</sup>

(1. Luoyang Electronic Equipment Test Center, Luoyang 471003, China;

2. School of Physics and Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** For the practical issue of multi-sensor data fusion in target tracking, this paper combines the predicted values and the measured values weighted together. The optimal weight allocation method of Containing predicted values and measured values is presented. This method is equivalent to adding a sensor, which theoretically improves the accuracy of the fusion. At the same time, the maneuvering frequency function is established based on the first-order difference vector of adjoining times and the current statistical model is improved. This change can improve the tracking effect. The measured results show that the maneuvering frequency function of this paper has a good performance on the tracking targets and the method combining with the measured values and predicted values is superior to the optimal weight allocation method of standard.

**Keywords:** target tracking; data fusion; optimal weight allocation method; maneuvering frequency

## 0 引言

随着目标跟踪和信息融合技术的高速发展,人们开始探索利用多个传感器的测量数据对跟踪目标的运动状态进行估计,以实现最大限度提取有用信息进行目标跟踪的目的。如何将多个传感器的数据进行有机融合,获得单一传感器无法达到的跟踪性能,已经成为目标跟踪领域中多传感器数据融合技术研究和关注的重点<sup>[1]</sup>。因每个传感器在数据融合过程中的所处地位不同,产生了不同的融合手段,如最近邻法、基于权系数的融合方法、基于模糊推理和神经网络的融合方法等<sup>[2-7]</sup>。但最近邻法随着样本集增大分类计算量也显著增大<sup>[8]</sup>,基于神经网络的融合方法需要非常大的航迹集合用于训练<sup>[9-10]</sup>,基于模糊推理的融合方法很

难正确地确定规则集合和描述系统行为的隶属函数<sup>[11]</sup>。

关于数据精度的定义,一般认为数据精密度就是数据的精度,但数据精密度难以表征被测量的测量值与其“真值”的接近程度。因数据的预测值在一定程度上表征了其“真值”的接近程度,因此将预测值与测量值结合一起用最优权值分配方法定权,既根据被测量的测量值之间的一致程度又根据与“真值”的接近程度进行了权值分配。就最优权值分配方法而言,多了一个预测值相当于增加了一个传感器,因此从理论上提高了融合的精度。

由于目标跟踪的精度是多传感器数据融合的基础,因此本文首先对当前统计模型进行了研究,改进了当前统计模型中的机动频率的定义方法,得到了更好的跟踪效果。然后建立了预测值与测量值的标准差的稳健定义方法,提

高了跟踪系统的稳健性。最后通过实测结果,表明了对当前统计模型中的机动频率的改进,能得到更好的跟踪效果,结合测量值与预测值的最优权值分配方法的跟踪精度优于标准的最优权值分配方法。

## 1 当前统计模型机动频率的改进

当前统计模型是周宏仁<sup>[12]</sup>在 singer 模型的基础上,假设机动目标的当前加速度为修正的瑞利分布,均值为当前加速度的预测值,提出的均值加速度自适应模型,该模型能真实反映目标机动范围和强度的变化,是目前应用最为广泛的实用模型之一<sup>[12-16]</sup>。“当前”统计模型的离散状态方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi(k+1, k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{U}(k)\bar{a} + \mathbf{W}(k) \quad (1)$$

其中,目标状态转移矩阵和输入矩阵分别为:

$$\Phi(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\alpha^2}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha^2}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2}(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{2}) \\ T - \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix}$$

式中:  $\mathbf{X}(k)$  为目标的状态;  $\mathbf{W}(k)$  为系统状态噪声;  $E(\mathbf{W}(k)) = 0$ ;  $\mathbf{Q}(k) = E(\mathbf{W}(k)\mathbf{W}(k)')$ ;  $\bar{a}$  为机动加速度均值;  $T$  为采样周期;  $\alpha$  为目标机动频率。

观测方程为:

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{Z}(k)$  为观测值;  $\mathbf{H}(k)$  为观测矩阵;  $\mathbf{V}(k)$  为观测噪声,  $E(\mathbf{V}(k)) = 0$ ,  $\mathbf{R}(k) = E(\mathbf{V}(k)\mathbf{V}(k)')$ 。

则卡曼滤波如下:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)[\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)] \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \Phi(k+1, k)\hat{\mathbf{X}}(k|k) + \mathbf{U}(k)\bar{a} \quad (4)$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}'(k+1)[\mathbf{H}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}'(k+1) + \mathbf{R}(k+1)]^{-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \Phi(k+1, k)\mathbf{P}(k|k)\Phi'(k+1, k) + \mathbf{Q}(k) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{P}(k+1|k) \quad (7)$$

由于状态转移矩阵  $\Phi$  和噪声矩阵  $\mathbf{Q}$  都含有机动频率  $\alpha$ 。所以通过改变  $\alpha$ , 达到调整  $\Phi$  和  $\mathbf{Q}$  的目的, 使其更接近于目标的真实状态。在大部分文献中, 机动频率自适应方法大都基于残差变化建立机动频率函数, 如残差和方差的假设检验方法、距离函数方法、简化的最小均方误差算法等。

文献[15]提出目标新息向量为  $\mathbf{d}(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)$ 。 $\mathbf{d}(k)$  是均值高斯白噪声过程, 且其协方差矩阵为  $\mathbf{S}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}'(k) + \mathbf{R}(k)$ 。定义距离函数为  $\mathbf{D}(k) = \mathbf{d}'(k)\mathbf{S}^{-1}(k)\mathbf{d}(k)$ 。 $\alpha$  的自适应选择  $\alpha = \frac{\mathbf{D}(k)}{M}\alpha$ ,  $M$  为取定的阈值。

本文考虑相邻测量值距离的一阶差值向量  $\mathbf{d}(k) = \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}(k) - \mathbf{H}(k-1)\hat{\mathbf{X}}(k-1)$ ,  $\hat{\mathbf{X}}(k)$  与  $\hat{\mathbf{X}}(k-1)$  为  $k$  与  $k-1$  时刻的状态估计值, 定义距离函数为  $\mathbf{D}(k) = \mathbf{d}'(k)\mathbf{d}(k)$ 。本文对  $\mathbf{D}(k)$  这样取值是因为, 距离的一阶差值的平方和  $\mathbf{D}(k)$  代表了相邻两时刻目标的位移, 若  $\frac{\mathbf{D}(k)}{\mathbf{D}(k-1)}$  有变化, 则说明目标发生机动, 则有  $\alpha$  的自适应

选择  $\alpha(k) = \frac{\mathbf{D}(k)}{\mathbf{D}(k-1)}\alpha(k-1)$ ,  $\alpha$  实时更新。

## 2 结合测量值与预测值的最优权值分配方法的原理

假设有  $m$  个传感器对某一目标进行测量, 第  $i$  个传感器输出的数据为  $x_i$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, m$ 。由于各传感器的量测精度不同, 而且受各种随机因素的干扰,  $x_i$  具有随机性。在实际测量中, 假设传感器均没有系统误差,  $x_i$  服从正态分布  $N(\mu_{\text{真}}, \sigma_i^2)$ , 其中,  $\mu_{\text{真}}$  为测量真值,  $\sigma_i^2$  为均方差,  $\sigma_i^2$  值越大说明该传感器对同一参量测量时所得的数据离散度越大, 即该传感器的测量精度越差, 反之  $\sigma_i^2$  越小该传感器的测量精度越高。

加权平均法是求各个传感器输出数据的加权平均值,

$$x_r = \sum_{i=1}^m \omega_i x_i, \text{ 其中权值为 } \omega_i, \sum_{i=1}^m \omega_i = 1.$$

最优权值分配方法的权值定义是  $\omega_i = \frac{1}{\sigma_i^2 \sum_{j=1}^m \frac{1}{\sigma_j^2}}$ , 若所

用的传感器的精度是准确的, 则最优权值分配方法是最优的权值分配方法。

设当前目标的预测值为  $\hat{x}$ , 它可以通过滤波方法得到, 它与  $m$  个传感器是独立的, 假设  $\hat{x}$  服从正态分布  $N(\mu_{\text{真}}, \hat{\sigma}^2)$ , 则  $\hat{x}$  相当于第  $m+1$  传感器的测量值。根据文献可知, 多传感器数据融合中, 采用权值的最优分配方法确定权值后, 精度再差的传感器参与数据合成都有利于提高测量的精度, 因此当预测值作为一新增传感器的测量值, 参与到数据融合中将提高数据融合的精度。

## 3 结合测量值与预测值的最优权值分配方法

设  $k$  时刻, 第  $i$  个传感器输出的数据为  $x_i(k)$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ , 预测值为  $\hat{x}(k)$ , 融合值为  $x_r(k)$ , 通过以下步骤将得到结合预测值的最优权值分配方法。

1) 计算各传感器的测量误差:

$$\Delta x_i(k) = x_i(k) - \hat{x}(k), i = 1, 2, \dots, m。$$

2)计算测量误差的均值:

在计算误差均值时,一般方法为计算最近  $N(N \geq 5)$

帧测量误差的平均值  $\Delta \bar{x}_i(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=k-N+1}^k \Delta x_i(j)$ 。本文为避免野值的影响,得到稳健的估计值,将采用中位数估计值作为误差的均值,则  $\Delta \bar{x}_i(k) = \text{median}(\Delta x_i(k), \Delta x_i(k-1), \dots, \Delta x_i(k-N+1))$

3)计算各传感器的方差:

$$\sigma_i^2(k) = \frac{1}{N-1} \sum_{j=k-N+1}^k (\Delta x_i(j) - \Delta \bar{x}_i(j))^2。$$

若  $x_i(k)$  是野值,因为  $\Delta \bar{x}_i(k)$  不受野值的影响,所以二者之差会很大,导致  $\sigma_i^2(k)$  变大,这样当  $x_i(k)$  是野值时,第  $i$  个传感器的权重变小,达到了稳健的目的。这样  $m$  个传感器的方差可以求得。

4)计算预测值的方差:

当得到  $k-1$  时刻的融合值  $x_r(k-1)$  后,计算  $\Delta \hat{x}(k-1) = \hat{x}(k-1) - x_r(k-1)$ ,之后计算最近  $N$  帧测量误差的中位数估计值  $\Delta \hat{x}(k-1) = \text{median}(\Delta \hat{x}(k-1), \Delta \hat{x}(k-2), \dots, \Delta \hat{x}(k-N))$ ,最后可计算预测值的方差  $\hat{\sigma}^2 =$

$$\frac{1}{N-1} \sum_{j=k-N}^{k-1} (\Delta \hat{x}(j) - \Delta \hat{x}(j))^2。$$

5)用最优权值分配方法定权,则:

$$\omega_i = \frac{1}{\sigma_i^2 \left( \sum_{j=1}^m \frac{1}{\sigma_j^2} + \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \right)}, \omega_{m+1} = \frac{1}{\hat{\sigma}^2 \left( \sum_{j=1}^m \frac{1}{\sigma_j^2} + \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \right)}, i =$$

1, 2, ..., m。

6)得到多传感器测量值与预测值的融合值为:

$$x_r = \sum_{i=1}^m \omega_i x_i + \omega_{m+1} \hat{x}, \sum_{i=1}^{m+1} \omega_i = 1。$$

### 4 算例分析

为验证数据融合后的效果,本文选取了 A 雷达和 B 雷达在一段距离内同时跟踪飞机的数据,雷达采样率为 20 帧/s,共采集了 5 332 个点,且有相应的 GPS 数据作为真值数据。为验证方便,取坐标系  $y$  方向进行验证。

1)基于残差变化建立机动频率函数与本文基于相邻测量值的一阶差值建立机动频率函数的结果比较。图 1 所示为基于残差变化建立机动频率函数的结果,图 2 所示为基于相邻测量值的一阶差值建立机动频率函数的结果。图中  $x$  轴是时间序列,  $y$  轴是 A 雷达测量数据与 GPS 数据的差值。可以看出本文建立机动频率函数的方法能显著改善目标跟踪的效果。

2)多传感器数据融合中结合预测值的最优权值分配方法与不含预测值的最优权值分配方法的精度结果比较。为了更有效地评价算法的有效性,本文采用误差绝对值的均值、方差

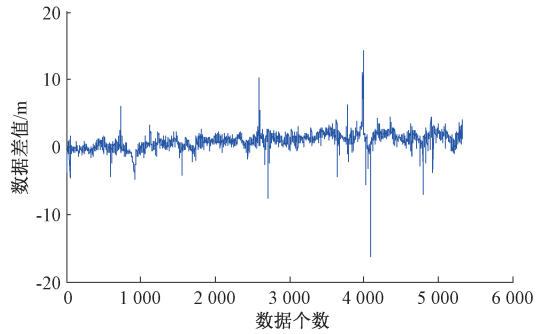


图 1 基于残差变化建立机动频率函数的结果

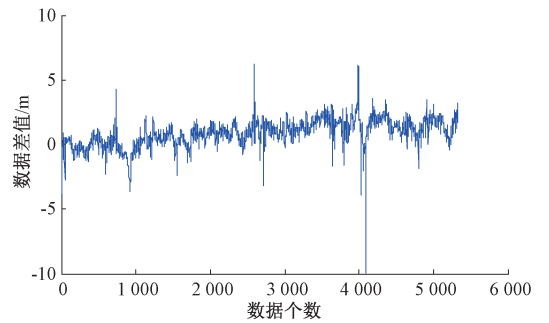


图 2 基于相邻测量值的一阶差值建立机动频率函数的结果

来描述估计的质量,其表达式为误差绝对值的均值  $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i(k) - \hat{x}_i(k)|$ , 方差  $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i(k) - \hat{x}_i(k))^2$ , 其中  $N$  为采样个数,  $\hat{x}_i(k)$  为真值,  $x_i(k)$  为第  $i$  次的采样的滤波估计值。从表 1 可以看出,融合后的数据比任何一个传感器的测量结果都要好,结合预测值的最优权值分配方法比不含预测值的最优权值分配方法的方差小,因此该方法的精度更高。

表 1 误差绝对值的均值、方差统计

融合方法	A 雷达		B 雷达		融合数据	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差
不含预测值	1.51	0.11	1.48	0.09	1.03	0.04
含有预测值	1.51	0.11	1.48	0.09	1.01	0.02

### 5 结 论

本文在讨论数据精度的定义的基础上,将预测值与测量值结合在一起,用最优权值分配方法定权,提出了多传感器数据融合中结合测量值与预测值的最优权值分配方法。实测数据表明,该方法的跟踪精度优于标准的最优权值分配方法。由于目标跟踪的精度是多传感器数据融合的基础,因此对当前统计模型进行了研究,用基于相邻测量值的一阶差值建立的机动频率函数代替基于残差变化建立的机动频率函数,提高了跟踪效果。

## 参考文献

- [1] 黄友澎.多传感器多目标航迹相关与数据合成若干关键技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2009.
- [2] 崔波.多传感器目标跟踪数据融合关键技术研究[D].成都:西南交通大学,2012.
- [3] 康耀红.数据融合理论与应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2006.
- [4] 夏佩伦,温洪.基于模糊推理的目标跟踪研究[J].电光与控制,2003,10(1):23-27.
- [5] 李秋华,李吉成,沈振康.采用模糊推理自适应加权融合的双色红外成像目标跟踪[J].电子与信息学报,2005,27(12):1922-1926.
- [6] 刘新旺,黄卫.一种基于模糊推理的多目标柔性决策方法[J].管理科学学报,2001,12(4):71-76.
- [7] 雷阳,雷英杰,华继学,等.基于自适应直觉模糊推理的目标识别方法[J].系统工程与电子技术,2010,32(7):1471-1475.
- [8] 肇莹,刘红星,王仲宇,等.最近邻搜索用于分类问题的一种改进[J].南京大学学报(自然科学版),2009(4):455-462.
- [9] ZHU J, BOGNER R E, BOUZERDOUM A, et al. Application of neural networks to track association in over the horizon radar[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1994: 224-235.
- [10] KOHONEN T. Foundations of Neural Networks, Fuzzy Sysetms, and Knowledge Engineering [M]. Massachusetts Institute od Technology, 1996.
- [11] AZIZ A M, TUMMALA M, CRISTI R. Fuzzy logic data correlation approach in multisensor-multitarget tracking systems[J]. Signal Processing, 1999, 76(2): 195-209.
- [12] 周宏仁.机动目标“当前”统计模型与自适应跟踪算法[J].航空学报,1983,4(1):73-86.
- [13] 隋立芬,宋力杰,柴洪洲.误差理论与测量平差基础[M].测绘出版社,北京,2001.
- [14] 钱华明,陈亮,满国晶,等.基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法[J].系统工程与电子技术,2011, 33(10):2154-2158.
- [15] 任少伟,王睿,张平定.基于机动频率自适应的目标跟踪算法[J].空军工程大学学报(自然科学版),2004(5): 32-35.
- [16] 刁联旺,杨静宇.一种改进的机动目标“当前”统计模型 的描述[J].兵工学报,2005,26(6):825-828.

## 作者简介

王延停,硕士研究生、工程师,主要研究方向为测量数据处理。

E-mail:wangyanting454799@163.com