

基于多模型航迹质量的融合算法

张伟 王泽阳 张可

(电子科技大学电子科学技术研究院 成都 611731)

摘要 如何确定最优加权因子是加权航迹融合算法中一个值得深入研究的问题。通过提出多模型航迹质量(Track Quality with Multiple Model, TQMM)的概念,并给出一种带信息反馈的加权航迹融合算法,来解决多传感器跟踪同一目标时的权值最优分配问题。系统引入反馈机制,利用多模型航迹质量确定权值,能够精确地更新权值,从而实时有效地进行目标跟踪。仿真结果表明,与已有的加权融合算法相比,该算法具有更好的跟踪性能,特别是在融合系统传感器观测精度相差较大的情况下,算法的跟踪效果更为突出;并且,随着传感器数目的增加,系统的跟踪精度逐步提高,但当传感器增加到一定数目时,系统的融合精度并没有得到明显的改善。

关键词 多传感器,航迹融合,加权融合,多模型航迹质量

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Track-to-track Fusion Algorithm Based on Track Quality with Multiple Model

ZHANG Wei WANG Ze-yang ZHANG Ke

(Research Institute of Electronic Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract How to determine the optimal weighting factor is a problem that is worth of further study in the weighted track-to-track fusion. The concept of track quality with multiple model(TQMM) was put forward, and a weighted track-to-track fusion algorithm with feedback was presented to solve the problem of the optimal allocation of weights when multi-sensor tracks the same target. The feedback mechanism was introduced into fusion system, and the weights were determined using TQMM, so that the fusion system can update the weights accurately, and track the target effectively in real time. Experimental results show that the algorithm has a better tracking performance compared with the existing weighted fusion algorithm, especially in the fusion system in which the measurement accuracy of sensors has a large difference. With the increase of the number of sensors, tracking precision of the fusion system is improved gradually. However, when sensor is increased to a certain number, fusion accuracy has no longer a significant improvement.

Keywords Multi-sensor, Track-to-track fusion, Weighted fusion, Track quality with multiple model

1 引言

基于 Kalman 滤波的信息融合技术是当前研究的热门领域。这种融合技术大致可以分为 3 类,即集中式融合、序贯融合和加权融合。其中加权融合算法因具有最优性、无偏性、均方误差最小等优点而被受到普遍重视。加权融合首先依据一定的融合规则,将多个传感器的观测数据折算到一个等效的传感器上,然后对等效的传感器系统进行滤波,因此加权融合具有较小的计算量。加权融合算法的关键在于权值的确定,而权值又与各传感器的测量方差成反比。这说明权值的确定与各传感器测量方差的估计有关。目前测量方差大多是通过传感器自身的方差参数指定或凭经验确定,没有考虑环境干扰等因素。因而,用这种方法确定的测量方差并不能反映实际测量的不确定性。由于这些原因,在实际应用中加权融合的效果并未达到最优。在多传感器系统中,权值的分配对融合效果的影响十分明显。权值分配得当,融合效果好;分配得

不合理,对系统的精度和可靠性提高不大。因此,如何合理分配权值,实现多传感器对同一目标观测信息的有效融合是一个需要深入研究的课题。

分配权值的方法有很多,如极大似然估计、最小均方误差估计等^[1,2]。但这些算法都需要以各组测量数据的先验知识为参考,使算法往往只能应用到数据的事后处理中。文献[3]将多传感器对某一状态的测量结果进行分组,针对每组测量变量的算术平均值,依据极大似然原理提出了多传感器分组加权融合算法,解决了在传感器和环境干扰未知情况下多传感器系统的信息融合问题。文献[4]提出了在由几个子系统构成的多传感器系统中,通过实验方法来确定各子系统权值,以便使各子传感器系统所对应的权值更为合理。但从理论上讲,这种由实验来确定子传感器系统权值的方法不具有一般性。文献[5]指出,存在外界环境干扰的条件下,信息融合的精度会受到数据传输带宽和融合中心数据处理能力的限制,为此提出用数据压缩方法来改善每个传感器的融合精度,

到稿日期:2012-05-15 返修日期:2012-09-12 本文受航空科学基金(20090580013,20110580002),中央高校基本科研业务费专项资金(ZYGX2009J092,ZYGX2010X022)资助。

张伟(1974—),男,博士后,副研究员,主要研究方向为雷达系统仿真与数据融合技术;王泽阳(1986—),男,硕士生,主要研究方向为多传感器数据融合技术,E-mail:wz_1025@163.com(通信作者);张可(1979—),男,博士,副研究员,主要研究方向为传感器网络与数据融合技术。

用加权融合方法来提高多传感器系统的融合精度。文献[6]将新兴的随机加权估计应用于多传感器信息融合,提出一种基于随机加权估计的多传感器信息融合算法,用于解决多传感器对目标同一参数进行测量时权的最优分配问题。有时融合中心要求与录取的目标状态同时进行数据处理,数据融合时就需要实时动态地选择融合算法、调整加权参数,此时一些不确定性处理方法,如神经网络^[7]、模糊推理^[8]等融合算法表现出了极大的优势。然而这些方法存在的数学模型复杂、计算量大等问题,制约了算法的工程应用。基于以上原因,文献[9]研究了基于航迹隶属度的数据融合算法,建立了各观测时刻航迹隶属度矩阵,来解决融合中心航迹融合问题。文献[10-12]提出了一种滤波系数化的分布式航迹融合(Distributed Track Fusion of Filtering Coefficients, DTFFC)方法。DTFFC算法利用观测数据间支持度函数矩阵进行多组数据的加权融合,再将融合结果替代测量值进行滤波,从而得到多组测量数据的实时动态融合数据。以上两种算法对输入数据的先验知识要求不高,且能够达到实时处理要求。但是,不同种类传感器的观测精度存在较大差异,在多台测量设备精度相差较大的情况下,观测数据间支持度函数矩阵或者隶属度矩阵势必会出现较大偏差,以此分配权值进行加权融合的性能并不理想,所以算法的跟踪性能受到限制。

为此,本文基于 Kalman 滤波航迹质量^[13,14],提出多模型航迹质量(Track Quality with Multiple Model, TQMM)的概念,并将多模型航迹质量用于权值分配,提出一种实时、动态的多传感器加权航迹融合算法,即基于多模型航迹质量的融合(Track-to-track Fusion Algorithm based on Track Quality with Multiple Model, TFTQMM)算法。TFTQMM算法将前一时刻融合航迹的一步预测值反馈到局部传感器中,局部传感器基于该反馈信息计算其 TQMM,融合中心通过局部航迹的 TQMM 分配权值,实现加权融合,从而避免了多台测量设备精度相差较大的情况下 DTFFC 算法分配权值的不足。再将观测融合结果代替滤波测量值进行滤波,从而得到了多组测量数据的实时动态融合数据。TFTQMM 算法在系统中引入了从融合中心到局部节点的反馈信息,使全局状态估计参与权值分配,有效解决了 DTFFC 算法在多台测量设备精度相差较大的情况下分配权值的问题。

2 多模型航迹质量与局部跟踪

2.1 多模型航迹质量

假设多传感器系统的动态方程和量测方程分别为:

$$X^j(k+1) = F^j(k)X^j(k) + w^j(k) \quad (1)$$

$$Z^j(k) = H^j(k)X^j(k) + V^j(k), j=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中, $X^j(k)$ 为模型 j 下的状态向量, $F^j(k)$ 为模型 j 下 k 时刻到 $k+1$ 时刻的一步状态转移矩阵, 系统过程噪声 $w^j(k)$ 为高斯白噪声序列, 且

$$E[w^j(k)] = 0 \quad (3)$$

$$\text{Cov}(w^j(k), w^j(l)) = E[w^j(k)w^{jT}(l)] = Q^j(k)\delta_{kl} \quad (4)$$

式中, $Q^j(k)$ 为非负定矩阵, $Z^j(k)$ 为模型 j 下传感器对目标状态的观测值, $H^j(k)$ 为测量矩阵, 量测噪声 $v^j(k)$ 是高斯白噪声序列, 且

$$E[v^j(k)] = 0 \quad (5)$$

$$\text{Cov}(v^j(k), v^j(l)) = E[v^j(k)v^{jT}(l)] = R^j(k)\delta_{kl} \quad (6)$$

式中, $R^j(k)$ 为正定矩阵。系统过程噪声和测量噪声相互独

立, 即满足

$$\text{Cov}(w^j(k), v^j(l)) = 0, l=1, 2, \dots, k, \dots \quad (7)$$

局部航迹质量决定了系统航迹质量, 如果局部航迹质量较差, 那么融合后的系统航迹质量也不会太高。设 k 时刻系统航迹的第 j ($j=1, 2, \dots, N$) 个模型状态的一步预测值及其协方差分别为 $\hat{X}^j(k+1|k)$ 和 $P^j(k+1|k)$, 则 $k+1$ 时刻第 i ($i=1, 2, \dots, N$) 个传感器的第 j 个模型状态基于 k 时刻融合航迹的第 j 个模型状态一步预测的新息及其协方差分别为:

$$v^j(k+1) = Z(k+1) - H^j(k+1)\hat{X}^j(k+1|k) \quad (8)$$

$$S^j(k+1) = H^j(k+1)P^j(k+1|k)H^{jT}(k+1) + R(k) \quad (9)$$

为了描述航迹质量, 可以定义一个标准化距离函数^[13]:

$$d^j(k+1) = v^j(k+1)^T S^j(k+1)^{-1} v^j(k+1) \quad (10)$$

则, $k+1$ 时刻传感器在第 j 个模型中的航迹质量为:

$$U^j(k+1) = \alpha U^j(k) + (1-\alpha)d^j(k+1) \quad (11)$$

U 的值表征了航迹质量。显然, U 越小, 航迹质量越好。这里, α 为历史权因子, 其取值范围为 0 到 1。历史权因子 α 对算法跟踪性能影响不大, 这一结论将在仿真环节得到证实。在 $k+1=4$ 时刻, 第 i 个传感器在第 j 个模型中的航迹质量为:

$$U^j(4) = d^j(4) \quad (12)$$

那么, $k+1$ 时刻第 i 个传感器的 TQMM 为:

$$U(k+1) = \sum_{j=1}^N U^j(k+1)u_{k+1}(j) \quad (13)$$

2.2 局部跟踪

为了适应目标机动性, 获得较精确的局部估计信息, 选用交互式多模型 (IMM, Interacting Multiple Model) 算法^[15] 进行各传感器的局部跟踪。为降低计算复杂度, 提高信息处理实时性, 采用 3 种模型。其中, 系统状态向量为: $X = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}]^T$, 模型先验概率为 $U = [1 \ 0 \ 0]$ 。IMM 滤波器的总输出是多个滤波器滤波结果的加权平均值, 权重即模型概率。哪个模型起主导作用, 则其模型概率较高, 介于 0.9 到 1 之间, 而其他的模型概率较低, 小于 0.1 而接近于 0。这里 Markov 模型(模型 i 到模型 j) 的转移概率设为:

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix} \quad (14)$$

3 基于多模型航迹质量的融合算法

3.1 基本流程

TFTQMM 算法将融合中心前一时刻的状态估计进行一步预测, 并反馈到各局部传感器。基于此反馈信息, 可以得到各局部航迹的 TQMM, 进一步确定各局部航迹的权值, 实现加权融合。然后通过滤波器对融合航迹进行平滑滤波, 获得数据在时间上的相关性和平滑性, 以提高融合精度。图 1 为 TFTQMM 算法的基本流程框图。

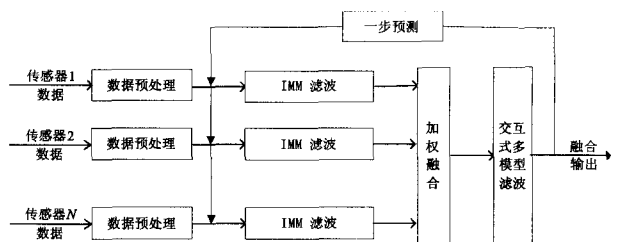


图 1 算法基本流程图

3.2 算法步骤

从图1中看到,TFTQMM算法由4部分组成,即信息反馈、权值分配、IMM滤波和加权融合。下面进行详细介绍。

3.2.1 信息反馈

对 k 时刻系统航迹的第 j ($j=1,2,\dots,N$)个模型状态的一步预测,其状态向量及其协方差分别为:

$$\hat{X}_F^j(k+1|k) = F^j(k) \hat{X}_F^j(k|k) \quad (15)$$

$$P^j(k+1|k) = F^j(k) P^j(k|k) F^j(k)^T + Q^j(k) \quad (16)$$

式中, $\hat{X}_F^j(k|k)$ 、 $P^j(k|k)$ 分别是 k 时刻系统航迹的第 j 个模型的状态估计及其误差协方差。

3.2.2 权值分配

确定权值的基本思想是,首先在融合中心对 k 时刻全局状态估计值进行一步预测并将其反馈给局部传感器,局部传感器根据该反馈信息建立局部航迹的TQMM;然后利用每个传感器的航迹质量确定相应的权值 w_i ($i=1,2,\dots,N$),基本原理如图2所示。

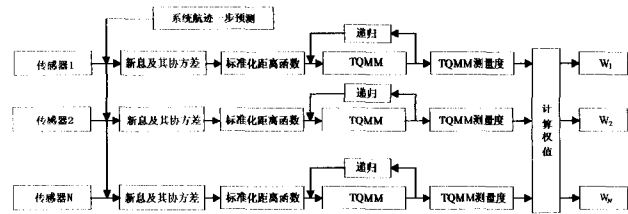


图2 权值分配原理图

由于观测航迹的前3个点的状态值用来初始化IMM滤波器,因此在 $k=3$ 时开始计算权值。下面是分配权值的具体过程。

设 $k+1$ 时刻第 i ($i=1,2,\dots,N$)个传感器基于多模型的航迹质量为 $U_i(k+1)$,那么,TQMM测量值为:

$$h_i(k+1) = \exp\{-U_i(k+1)\} \quad (17)$$

则相应的权值为:

$$\omega_i(k+1) = h_i(k+1) / \sum_j h_j(k+1) \quad (18)$$

3.2.3 加权融合

加权融合航迹为:

$$\hat{X}_{Frc}(k+1) = [\sum_{i=1}^M \omega_i(k+1) \hat{X}_i(k+1)] / \sum_{i=1}^M \omega_i(k+1) \quad (19)$$

式中, $\hat{X}_i(k+1)$ 是第 i 个传感器的局部跟踪状态向量。将加权融合航迹 $\hat{X}_{Frc}(k+1)$ 进行IMM滤波便可得系统航迹 $\hat{X}_F(k+1)$ 。

4 仿真结果与分析

为了验证TFTQMM算法的有效性,本节用6部雷达对目标进行跟踪,使用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为目标跟踪性能指标^[15],并对结果进行比较分析。

假设固定在同一平台上的6部雷达对同一目标进行同步观测,雷达的采样周期和融合周期均为1s,跟踪时长为100s。首先,用Matlab产生6组观测数据,这6组观测数据分别来自6部雷达,雷达对各自的观测数据进行关联形成目标航迹,并将形成的航迹数据报告给融合中心。然而由于各个传感器的测量误差及观测坐标不统一,因此在进行融合之前需要将来自各传感器的数据进行预处理,通常包括数据时空对准、粗

大误差剔除等。其次,结合TFTQMM算法具体实现过程,从以下3个方面进行验证分析:1)考察历史权因子 α 对TFTQMM算法跟踪性能的影响;2)研究跟踪精度与传感器数目的关系;3)考察并比较在不同观测精度情况下TFTQMM算法和DTFFC算法的跟踪性能。

另外,每组实验进行600次蒙特卡洛仿真,即 $M=600$,则均方根误差表达式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^M ((x-\hat{x}^n)^2 + (y-\hat{y}^n)^2 + (z-\hat{z}^n)^2)}{M}} \quad (20)$$

实验1 6部雷达的位置分别为(2800m,0m,0m)、(0m,500m,0m)、(0m,0m,1800m)、(50m100m,500m)、(50m,100m,2800m)、(100m,500m,800m)。目标初始位置为(-3000m,1000m,-4000m),初速度(巡航速度)为545m/s,在0~20s匀速飞行;在21~40s与敌机作战,以转弯速率为0.357rad/s做转弯机动;在41~60s匀速飞行;在61~80s再次遭遇敌机,以转弯速率为-0.357rad/s做转弯机动;在81~100s做匀速飞行。目标总的飞行时间为100s,真实航迹如图3所示。

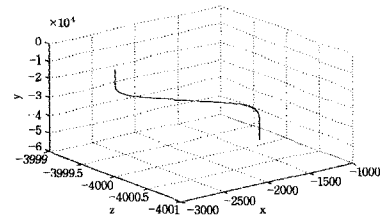


图3 机动目标航迹

由图4及表1知,当跟踪机动目标时,历史权因子 α 分别为1/3、1/7和1/15的情况下,TFTQMM算法的RMSE曲线均在局部滤波RMSE曲线的下方,并且几乎完全重合, RMSE均值也几乎相等。以此可知,该算法对历史权因子 α 不敏感,下面的实验中取 $\alpha=1/3$ 。

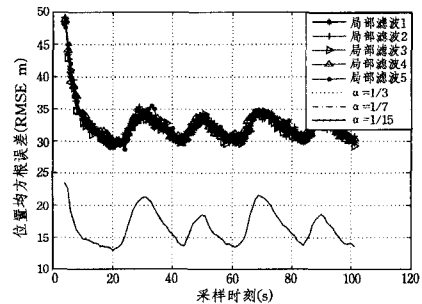


图4 历史权因子 α 与系统跟踪性能的关系

表1 历史权因子 α 与系统跟踪性能的关系

跟踪方式	局部跟踪	融合 ($\alpha=1/3$)	融合 ($\alpha=1/7$)	融合 ($\alpha=1/15$)
均方根误差(m)	32.32	16.50	16.54	16.53

I. 6部雷达观测误差标准差相差不大,分别为30.13m、30.25m、30.32m、30.45m、30.57m、30.87m。

图5和表2表明,用观测精度相差不大的一组传感器的跟踪机动目标时,随着传感器数目的增加,系统的跟踪精度逐渐提高,但当传感器增加到4个后,系统跟踪性能的提升并不明显。兼顾系统的跟踪性能和实时性,选取5传感器系统进行实验。

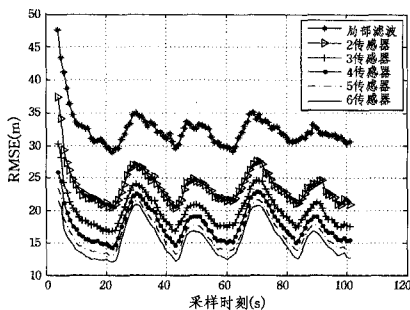


图5 传感器数目与系统性能的关系

表2 传感器数目与系统性能的关系

传感器数目	局部跟踪	2	3	4	5	6
RMSE 均值(m)	32.46	23.67	19.96	17.84	16.47	15.44

图6及表3表明,用观测精度相差不大的一组雷达跟踪机动目标,TFTQMM算法和DTFFC算法的跟踪性能均高于单传感器跟踪。与单传感器跟踪相比,两种融合算法的跟踪精度分别提升49.11%、44.83%;并且,TFTQMM算法的跟踪性能略优于DTFFC算法的跟踪性能,跟踪精度提高7.76%。

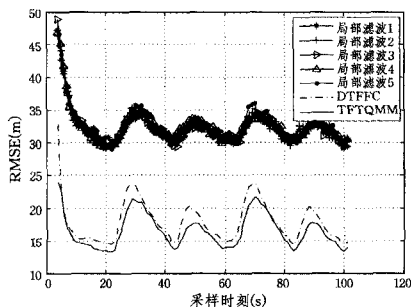


图6 局部跟踪与两种融合算法的性能比较

表3 局部跟踪与两种融合算法 RMSE 均值的比较

跟踪方式	局部跟踪	DTFFC 算法	TFTQMM 算法
RMSE 均值(m)	32.17	17.88	16.49

11.6部雷达观测误差标准差相差较大,分别为34.13m、30.25m、37.32m、30.45m、39.57m、35.87m。

图7及表4表明,用观测精度相差较大的一组传感器跟踪机动目标时,随着传感器数目的增加,系统的跟踪精度逐渐提高,但当传感器增加到4个后,系统跟踪性能的提升并不明显。与实验1一致,这里也选取5传感器跟踪系统。

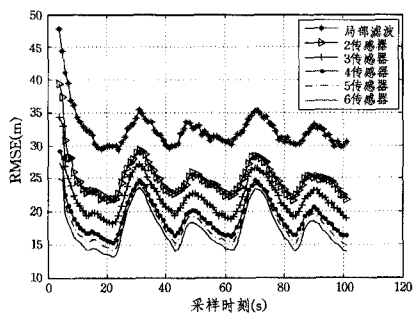


图7 传感器数目与系统性能的关系

表4 传感器数目与系统性能的关系

传感器数目	局部跟踪	2	3	4	5	6
RMSE 均值(m)	32.39	24.96	21.06	18.26	17.22	17.08

图8及表5表明,用观测精度相差较大的一组传感器跟

踪机动目标时,TFTQMM算法和DTFFC算法的跟踪性能依然高于单传感器跟踪。与单传感器跟踪相比,两种融合算法的跟踪精度分别提升47.36%、37.29%;并且,TFTQMM算法的性能明显优于DTFFC算法的性能,跟踪精度提高16.04%。

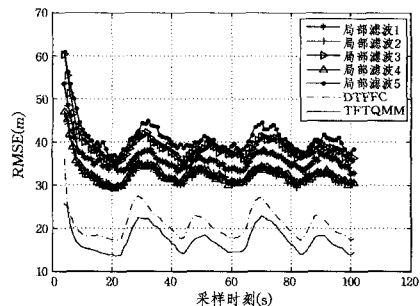


图8 局部跟踪与两种融合算法的性能比较

表5 局部跟踪与融合跟踪均方根误差比较

跟踪方式	局部跟踪	DTFFC 算法	TFTQMM 算法
RMSE 均值(m)	35.85	20.39	17.12

对比图6与图8、表3和表5,可发现在跟踪机动目标时,无论系统传感器观测精度是否存在较大的差距,TFTQMM算法的跟踪精度较DTFFC算法都有一定提升,并且当传感器观测精度存在较大的差距时,TFTQMM算法的性能优势更加明显。在传感器观测精度接近和存在较大差距的情况下,相较于DTFFC算法,TFTQMM算法将RMSE分别提升7.76%和16.04%,可证明这一结论。

从图5—图8可以发现,无论跟踪系统的传感器数目和传感器的观测精度如何变化,在目标开始发生机动时,RMSE曲线会出现一个小幅度的抖动。经研究,造成RMSE曲线抖动的原因有两点:第一,在局部节点采用IMM滤波算法,为了适应目标的机动,3个运动模型需要一个短暂的周期调整状态可能性;第二,融合中心在进行局部节点的加权融合时,涉及3个运动模型的概率,也需要几个采样周期的时间来适应目标的机动。然而,RMSE曲线抖动的幅度及持续时间都是可以接受的,对系统跟踪性能影响不大。

实验2 6部雷达的位置分别为(2800m,0m,0m)、(0m,500m,0m)、(0m,0m,1800m)、(50m100m,500m)、(50m,100m,2800m)、(100m,500m,800m)。目标初始位置为(-3000m,1000m,-4000m),初速度为545m/s,在0~100s匀加速飞行,X轴方向的加速度为0.7m/s²,Y方向的加速度为1.1m/s²。目标飞行轨迹如图9所示。

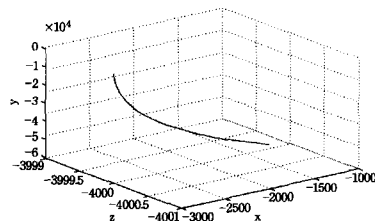


图9 匀加速目标运动轨迹

由图10及表6知,当历史权因子 α 分别为1/3、1/7和1/15时,TFTQMM算法的RMSE曲线均在局部滤波RMSE曲线的下方,并且曲线几乎完全重合,RMSE均值也几乎相等。以此可知,该算法对历史权因子 α 不敏感。下面的实验取 $\alpha=1/3$ 。

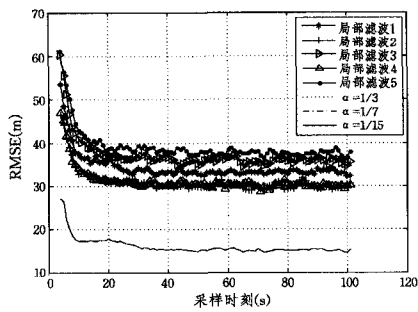


图 10 历史权因子 α 与系统跟踪性能的关系

表 6 历史权因子 α 与系统跟踪性能的关系

跟踪方式	局部跟踪	融合 ($\alpha=1/3$)	融合 ($\alpha=1/7$)	融合 ($\alpha=1/15$)
RSME 均值(m)	34.28	15.92	15.96	15.95

I.6 部雷达观测误差标准差相差不大,分别为 30.13m、30.25m、30.32m、30.45m、30.57m、30.87m。

图 11 及表 7 表明,用观测精度相差不大的一组传感器跟踪加速目标时,随着传感器数目的增加,系统的跟踪精度逐渐提高,但当传感器增至 4 个后,系统跟踪性能的提升并不明显。兼顾系统的跟踪性能及实时性,也选择 5 传感器系统对目标进行融合跟踪。

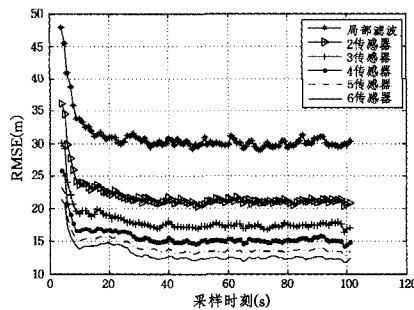


图 11 传感器数目与系统性能的关系

表 7 传感器数目与系统性能的关系

传感器数目	局部跟踪	2	3	4	5	6
RMSE 均值(m)	30.94	21.96	18.08	15.73	14.19	13.06

图 12 及表 8 表明,用观测精度相差不大的一组传感器跟踪加速目标时,TFTQMM 算法和 DTFFC 算法的跟踪性能均高于单传感器跟踪。与单传感器跟踪相比,两种融合算法的跟踪精度分别提升 53.67%、49.91%;并且,TFTQMM 算法的性能优于 DTFFC 算法的跟踪性能,跟踪精度提高了 7.51%。

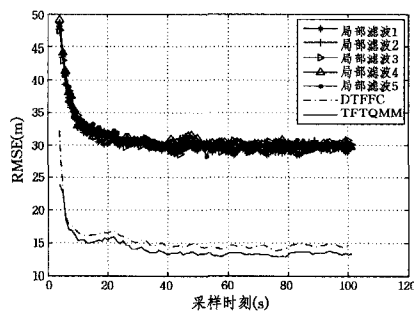


图 12 局部跟踪与两种融合算法的性能比较

表 8 局部跟踪与两种融合算法 RMSE 均值的比较

跟踪方式	局部跟踪	DTFFC 算法	TFTQMM 算法
RMSE 均值(m)	30.49	15.27	14.13

II.6 部雷达观测误差标准差相差较大,分别为 34.13m、30.25m、37.32m、30.45m、39.57m、35.87m。

图 13 及表 9 中表明,用观测精度相差较大的一组传感器跟踪加速目标时,随着传感器数目的增加,系统的跟踪精度逐步提高,但当传感器增至 4 后,系统的融合精度并没有得到明显改善。与实验 1 一致,这里也选取 5 传感器跟踪系统。

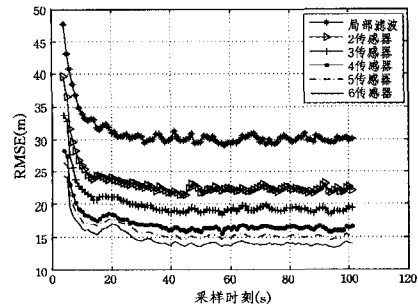


图 13 传感器数目与系统性能的关系

表 9 传感器数目与系统性能的关系

传感器数目	局部跟踪	2	3	4	5	6
RMSE 均值(m)	30.93	22.21	20.02	16.04	14.89	14.15

图 14 及表 10 表明,用观测精度相差较大的一组传感器跟踪加速目标,TFTQMM 算法和 DTFFC 算法的跟踪性能均高于单传感器跟踪。与单传感器跟踪相比,两种融合算法的跟踪精度分别提升 52.13%、42.09%;并且,TFTQMM 算法的跟踪性能明显优于 DTFFC 算法的跟踪性能,跟踪精度提高了 17.33%。

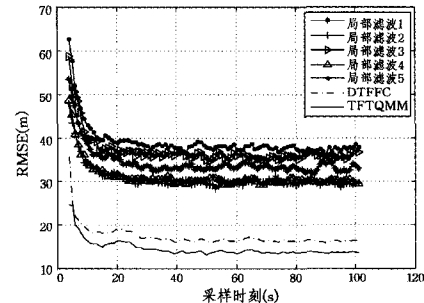


图 14 局部跟踪与两种融合算法的性能比较

表 10 局部跟踪与两种融合算法 RMSE 均值的比较

跟踪方式	局部跟踪	DTFFC 算法	TFTQMM 算法
RMSE 均值(m)	34.32	17.96	14.85

对比图 12 与图 14、表 8 和表 10,可发现在跟踪加速目标时,无论系统传感器观测精度是否有较大的差距,TFTQMM 算法的跟踪精度较 DTFFC 算法都有一定提升,并且当传感器观测精度有较大的差距时,TFTQMM 算法具有更好的性能。在传感器观测精度接近和存在较大差距情况下,相较于 DTFFC 算法,TFTQMM 算法将 RMSE 分别提升 7.51% 和 17.33%,可证明这一结论。

以上两组实验通过跟踪机动航迹和加速航迹证明,相比于 DTFFC 算法,TFTQMM 算法具有更好的跟踪性能。特别是在传感器观测精度存在较大差异的情况下,TFTQMM 算法的优越性被进一步体现出来。经研究分析,其原因如下:

1) 当各传感器观测精度相差较大时,基于低精度观测值

的支持度函数矩阵偏差较大,通过支持度矩阵得到加权因子再进行加权融合会导致系统跟踪精度的降低;而基于全局状态估计得到的 TQMM 是对观测航迹误差大小的有效表征。观测精度高的点具有较大的 TQMM,相反,观测精度低的点将获得较小的 TQMM。无论传感器的观测精度如何变化,基于 TQMM 分配权值,可使精度高的观测航迹分配到较大的权值,而精度低的观测航迹得到较小的权值,因此,加权融合后的航迹更接近于真实航迹。

2)引入从融合中心到局部节点的反馈信息。将系统状态估计的一步预测反馈到局部节点,前一时刻的融合估计参与到该融合时刻的权值分配,突破了 DTFFC 算法仅利用局部状态估计分配权值的局限性,使权值分配更加合理,即使在传感器观测精度相差较大的情况下,也能实现高精度跟踪。

并且,历史权因子 α 对算法跟踪性能的影响很小,便于调试。随着传感器数目的增加,系统的跟踪性能逐渐提高,但传感器数目大于 4 个后,系统的融合精度并没有得到明显的改善。在工程应用中应该综合考虑跟踪性能和系统复杂度的关系,选择适当数目的传感器,使得既能获得较高的跟踪精度,又能使融合中心进行实时处理,尽可能地降低工程造价。

结束语 本文对加权航迹融合算法进行系统研究,提出了多模型航迹质量的概念,并引入了从融合中心到局部节点的反馈信息,给出了一种基于多模型航迹质量的融合算法。为了提高算法的跟踪性能和系统的稳定性,在系统中引入反馈机制。反馈环节势必会增加融合中心的计算量以及融合中心与局部节点间的通信量,但反馈过程仅仅是对全局状态的一步预测,计算量和通信数据量均较小,不会给系统增加过多的额外开销。因此,TFQMM 算法既有较高的跟踪精度,也不会影响系统的实时性。

参 考 文 献

[1] 费业泰. 误差理论与数据分析(第五版)[M]. 北京:机械工业出版社,2008:136-172

[2] 吴顺君. 雷达信号处理和数据处理技术[M]. 北京:电子工业出版社,2008:112-165

[3] Wu Sheng-li, Bi Ya-xin, Zeng Xiao-qin, et al. Assigning Appropriate Weights for the Linear Combination Data Fusion Method in Information Retrieval[J]. Information Processing and Management, 2009, 45: 413-426

[4] Wu S, McClean S. Data Fusion with Correlation Weights[C]// Proceedings of the 27th European Conference on Information Retrieval. 2005: 275-286

[5] Anand B, Anandaraj M, Kapil K, et al. Multi-Sensor Data Fusion Methods Using Sensor Data Compression and Estimated Weights[C]// IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Networking, Madras Institute of Technology. Anna University Chennai India, 2008, 250-254

[6] 李伟, 何鹏举, 高社生. 多传感器加权信息融合算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2010, 28(5): 674-679

[7] 俞黎阳, 王能, 张卫. 无线传感器网络中基于神经网络的数据融合模型[J]. 计算机科学, 2008, 35(12): 43-47

[8] 陈小惠, 万德钧, 王庆. 模糊逻辑在分布式多目标跟踪融合中的应用研究[J]. 东南大学学报:自然科学版, 2003, 33(6): 754-757

[9] 冉金和, 张玉. 基于航迹隶属度的分布式系统数据融合算法[J]. 信号处理, 2011, 27(2): 226-229

[10] 马慧萍, 王永海, 张伟, 等. 一种实时目标跟踪航迹数据融合算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(11): 44-48

[11] 全丽, 张伟, 张可. 一种滤波系数化的分布式航迹融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(36): 141-144

[12] 全丽. 机载多传感器数据融合目标跟踪技术研究是实现[D]. 成都:电子科技大学, 2012

[13] Jeffery T. Track quality estimation for multiple-target tracking radars[C]// IEEE Radar Conference. 1989: 76-79

[14] Tafti D, Sadati N. Novel Adaptive Kalman Filtering and Fuzzy Track Fusion Approach For Real Time Applications[C]// 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Application. 2008: 120-125

[15] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社, 2010: 368-390

(上接第 48 页)

[5] Leary G, et al. Design of Network-on-Chip architectures with a Genetic Algorithm-based technique [J]. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, 2009, 17(5): 674-687

[6] Srinivasan K, et al. Linear Programming based techniques for synthesis of network-on-chip architectures [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Design (ICCD'04). 2004: 422-429

[7] Srinivasan K, et al. Linear Programming based techniques for synthesis of network-on-chip architectures [J]. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, 2006, 14(4): 407-420

[8] Murali S, et al. Designing application-specific networks on chips with floorplan information [C]// Proceedings of the 2006 IEEE/ACM International Conference on Computer-aided Design. 2006: 355-362

[9] Garey M R, Johnson D S. Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness [M]. Freeman, 1979: 121-130

[10] 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法(第 2 版)[M]. 北京:清华大学出版社, 2005: 1-147

[11] Hu J, Marculescu R. Energy-aware mapping for tile-based NoC architectures under performance constraints [C]// Proceedings of the ASP-DAC 2003 Design Automation Conference. 2003: 233-239

[12] Lin J, Lin X. Power and latency efficient mechanism; a seamless bridge between buffered and bufferless routing in on-chip network[J]. The Journal of Supercomputing, 2012, 61(3): 1048-1067

[13] Lin Jing, et al. Making-a-stop: A new bufferless routing algorithm for on-chip network [J]. J. Parallel Distrib. Comput., 2012, 72(4): 515-524

[14] Tang Ming-hua, Lin Xiao-la. Injection Level Flow Control for Networks-on-Chip (NoC) [J]. J. Inf. Sci. Eng., 2011, 27(2): 527-544

[15] Hu Su, Lin Xiao-la. A Symmetric Odd-Even Routing Model in Network-on-Chip[Z]. ACIS-ICIS. 2012: 457-462

[16] Tang Ming-hua, Lin Xiao-la. Rqrt: Reduce Querying Routing Table for Mesh-Based Network-on-Chip[J]. Journal of Circuits, Systems, and Computers, 2011, 20(8): 1529-1545