

“集中式融合的性能一定优于 分布式融合的性能”存疑

乔向东¹, 李 涛², 张志伟³, 杨 仝¹, 李鸿艳¹, 冯新喜¹

(1. 空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077; 2. 中电科技集团 28 研究所, 江苏 南京 210007;
3. 北京航空技术研究所, 北京 100076)

摘 要:信息融合领域存在一个公认的“定论”,即集中式融合的性能一定比分布式融合的好,且是最优的;业已证明,当融合系统采用单模型滤波算法,如卡尔曼滤波器时,上述“定论”是成立的;那么在融合系统采用多模型滤波算法,如针对机动目标跟踪的交互多模型滤波(IMM)算法时,情况是否也是如此?抱着对此存疑的态度,对采用 IMM 算法时的集中式融合与分布式融合进行了研究,给出了扩维、序贯以及等效量测 3 种集中式融合算法和简单方差凸组合、互协方差组合 2 种分布式融合算法,并设置不同运动场景对算法进行了大量仿真。仿真实验结果表明,针对交互多模型滤波估计的集中式融合性能并不一定比采用同样滤波算法的分布式融合的好,并给出了作者对此“诧异”现象的认识和理解。

关键词:信息融合;集中式;分布式;性能;存疑

DOI:10.3969/j.issn.1009-3516.2010.05.012

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2010)05-0053-07

多传感器信息融合中的一级融合按结构可以分为集中式、分布式以及混合式 3 大类。在跟踪领域,集中式和分布式融合通常也分别被称为量测融合和航迹融合。集中式融合对融合中心的处理能力及通信带宽要求较高,一旦融合中心失效则整个系统就会瘫痪。分布式融合系统对通信带宽和融合中心的计算能力相对要求较低,同时还具有较强的生存能力和可扩展能力^[1-2]。理论上,集中式融合可以获得最优的跟踪性能,与集中式融合相比分布式融合性能略有差距^[3]。上述结论均是在融合系统采用单模型滤波器的条件下得出的,随着目标机动性的增强,以交互多模型滤波算法(Interacting Multiple Model, IMM)为代表的多模型算法应用愈加广泛^[4],那么就存在一个问题,该结论是否也成立呢?许多人认为答案也一定是肯定的。抱着存疑的态度,本文就此问题展开了研究。

有关此问题研究的报道非常少,原 University of Connecticut 的 Chen 进行了有关研究^[5],在其仿真实验中测试了基于 IMM 滤波器的融合性能,实验数据表明集中式融合的性能比分布式融合的好,但该文中仍有一些细节十分模糊,例如分布式融合中各节点 IMM 估计误差互协方差的计算、集中式 IMM 的实现方法等均未见交代,本文作者曾和 Chen 进行过邮件交流,对方称其结论并不代表基于 IMM 滤波器的集中式融合一定比分布式融合好。

1 集中式 IMM 估计融合的实现

假设各传感器的量测误差统计独立,且所有上传的量测已关联并同步,无需时间校正。类似于单模型滤

* 收稿日期:2010-07-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60774091);陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2007F24)

作者简介:乔向东(1970-),男,副教授,博士,主要从事信息安全防护、多传感器数据融合以及多目标跟踪研究;

E-mail: qxdem@sina.com

李 涛(1971-),男,高级工程师,博士(后),主要从事多传感器数据融合、智能目标识别研究。

波器估计的集中式融合, IMM 估计的集中式融合也有扩维、序贯以及等效量测 3 种实现方法。

1.1 扩维的 IMM 滤波器

所谓扩维,就是将各传感器的量测方程的有关向量和矩阵进行堆叠扩维,构成单一的广义量测方程。假设各传感器的量测方程为:

$$\mathbf{z}_k^{(i)} = \mathbf{H}_k^{(i)} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k^{(i)}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中: $\mathbf{H}_k^{(i)}$ 为传感器 i 的量测矩阵; $\mathbf{v}_k^{(i)}$ 为其量测噪声,有:

$$\begin{aligned} E[\mathbf{v}_k^{(i)}] &= \mathbf{0}, \\ E[\mathbf{v}_k^{(i)} (\mathbf{v}_k^{(j)})^T] &= \begin{cases} \mathbf{R}_k^{(i)}, & i = j \\ \mathbf{R}_k^{(ij)} = \mathbf{0}, & i \neq j \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

则有扩维的量测方程为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

式中: $\mathbf{z}_k = [\mathbf{z}_k^{(1)T}, \mathbf{z}_k^{(2)T}, \dots, \mathbf{z}_k^{(N)T}]^T$; $\mathbf{H}_k = [\mathbf{H}_k^{(1)T}, \mathbf{H}_k^{(2)T}, \dots, \mathbf{H}_k^{(N)T}]^T$; $\mathbf{v}_k = [\mathbf{v}_k^{(1)T}, \mathbf{v}_k^{(2)T}, \dots, \mathbf{v}_k^{(N)T}]^T$ 。定义 $\mathbf{R}_k = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T]$, 有:

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}[\mathbf{R}_k^{(1)}, \mathbf{R}_k^{(2)}, \dots, \mathbf{R}_k^{(N)}] \quad (4)$$

至此,就可以式(3)为量测方程直接应用 IMM 滤波算法,获得融合估计。

1.2 序贯 IMM 滤波器

序贯 IMM 滤波器就是依次处理各传感器上传的量测,参考何友有关 IMM/MSPDAF 的思路^[1],给出序贯 IMM 滤波算法的基本步骤,具体如下:

步骤 1 即以上一滤波周期处理完所有 N 个传感器量测后的各子滤波器的状态估计信息 $\mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(N)j}$, $\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{(N)j}$ 为状态输入,其中 $j = 1, 2, \dots, M$, 为子滤波器或模型索引,以 $\mathbf{z}_k^{(1)}$ 为量测输入,进行 IMM 滤波后获得 $\mathbf{x}_{k|k}^{(1)j}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{(1)j}$, 也包括模型预测概率 $\mu_{k|k-1}^j$;

步骤 2 不再进行交互和重初始化步骤,直接以在上一步中获得的 $\mathbf{x}_{k|k}^{(1)j}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{(1)j}$ 为各子滤波器的预测估计信息,以 $\mathbf{z}_k^{(2)}$ 为量测输入,获得各子滤波器新的状态估计 $\mathbf{x}_{k|k}^{(2)j}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{(2)j}$;

步骤 3 重复上述步骤 2,直至处理完 $\mathbf{z}_k^{(3)}, \mathbf{z}_k^{(4)}, \dots, \mathbf{z}_k^{(N)}$, 获得 $\mathbf{x}_{k|k}^{(N)j}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{(N)j}$;

步骤 4 依据上述 3 步滤波过程的滤波残差 $\mathbf{z}_k^{\epsilon(i)j}$ 及其方差 $\mathbf{S}_k^{(i)j}$, $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$, 计算模型似然 L_k^j , 更新模型后验概率 μ_k^j ; 注意,这里的模型似然计算应为:

$$L_k^j = p[\mathbf{z}_k^{\epsilon(1)j}, \dots, \mathbf{z}_k^{\epsilon(N)j} | \mu_k^j, \mathbf{z}^{1,k-1}, \dots, \mathbf{z}^{N,k-1}] = \prod_{i=1}^N \frac{\exp\left[-\left(\frac{1}{2}\right) (\mathbf{z}_k^{\epsilon(i)j})^T (\mathbf{S}_k^{(i)j})^{-1} (\mathbf{z}_k^{\epsilon(i)j})\right]}{|(2\pi)^{n_i} \mathbf{S}_k^{(i)j}|^{\frac{1}{2}}} \quad (5)$$

式中 n_i 为传感器 i 的量测维数。

步骤 5 由模型概率 μ_k^j , $\mathbf{x}_{k|k}^{(N)j}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{(N)j}$ 完成输出组合计算,获得总的状态估计 $\mathbf{x}_{k|k}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}$;

步骤 6 返回步骤 1 继续下一滤波周期。

1.3 利用等效量测的 IMM 滤波器

等效量测方法也被称为数据压缩或点迹合并,即将多个已关联的量测数据压缩成一个数据,并且实现与处理多个数据具有相同的估计性能。

对于已关联的量测 $\mathbf{z}_k^{(1)}, \mathbf{z}_k^{(2)}, \dots, \mathbf{z}_k^{(N)}$, 可依据下式进行压缩合并:

$$\mathbf{z}_k = \left[\sum_{i=1}^N (\mathbf{R}_k^{(i)})^{-1} \right]^{-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{R}_k^{(i)})^{-1} \mathbf{z}_k^{(i)} \quad (6)$$

$$\mathbf{H}_k = \left[\sum_{i=1}^N (\mathbf{R}_k^{(i)})^{-1} \right]^{-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{R}_k^{(i)})^{-1} \mathbf{H}_k^{(i)} \quad (7)$$

$$\mathbf{R}_k = \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{R}_k^{(i)})^{-1} \right)^{-1} \quad (8)$$

式中: \mathbf{z}_k 为压缩后新量测; \mathbf{R}_k 为对应的量测误差方差; \mathbf{H}_k 为对应的量测矩阵。

文献[6]证明出,在采用单模型卡尔曼滤波器的前提下,当各传感器的量测误差统计独立时,且各传感器的量测矩阵 $\mathbf{H}_k^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 相同时,扩维和数据压缩两种集中式融合方法在功能上是等效的。由于

IMM 滤波器是由基于不同模型的多个子滤波器(也是卡尔曼滤波器)交互、并行运行,可以预期采用这两种实现方法的集中式 IMM 估计融合的性能等效的条件与单模型滤波器条件下是一致的。

在本项研究的仿真实验过程中依次采用这3种方法,实验结果也表明在满足上述2条件的前提下,3种方法所得融合结果也是一致的。

2 分布式 IMM 估计融合的实现

已经提出的各种分布式融合算法,均是在局部节点采用单模型滤波器的基础上提出的,有些还不能直接应用于 IMM 估计的融合,例如分层记忆融合算法(Information Matrix, IM)^[7]、最优线性无偏估计融合算法(Best Linear Unbiased Estimation, BLUE)^[8],由于性能过于保守的协方差交叉算法(Covariance Intersection, CI)^[9]也不在考虑之列。

2.1 简单方差凸组合算法

简单方差凸组合(Covariance Convex, CC)算法是最早提出的分布融合算法^[10]。假设各传感器局部估计误差是统计独立的,两传感器的融合算法为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k1k} = \mathbf{P}_{k1k}^{(2)} (\mathbf{P}_{k1k}^{(1)} + \mathbf{P}_{k1k}^{(2)})^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k1k}^{(1)} + \mathbf{P}_{k1k}^{(1)} (\mathbf{P}_{k1k}^{(1)} + \mathbf{P}_{k1k}^{(2)})^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k1k}^{(2)} = \mathbf{P}_{k1k} (\mathbf{P}_{k1k}^{(1)-1} \hat{\mathbf{x}}_{k1k}^{(1)} + \mathbf{P}_{k1k}^{(2)-1} \hat{\mathbf{x}}_{k1k}^{(2)}) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k1k} = \mathbf{P}_{k1k}^{(1)} - \mathbf{P}_{k1k}^{(1)-1} (\mathbf{P}_{k1k}^{(1)} + \mathbf{P}_{k1k}^{(2)}) \mathbf{P}_{k1k}^{(1)} = (\mathbf{P}_{k1k}^{(1)-1} + \mathbf{P}_{k1k}^{(2)-1})^{-1} \quad (10)$$

该算法仅当两局部估计的互协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k1k}^{(12)} = 0$ 时是最优的;若 $\mathbf{P}_{k1k}^{(12)} \neq 0$,它只是一种次优近似算法。

2.2 互协方差组合算法

由于共同的模型过程噪声或将全局状态估计反馈至局部节点后所导致的共同先验估计,同一目标的各局部航迹状态估计误差存在着相关性,Y. Bar-Shalom 在此基础上提出了互协方差组合航迹融合(Bar-Shalom Campo, BC)算法^[11-12]。稳态条件下,可通过离散 Lyapunov 方程求得误差互协方差矩阵。定义 $\mathbf{x}_{k1k}^{joc} = [\mathbf{x}_{k1k}^{(1)} \quad \mathbf{x}_{k1k}^{(2)} \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{k1k}^{(N)}]^T$, $\mathbf{I} = [\mathbf{I} \quad \cdots \quad \mathbf{I}]^T$ 为 $Nn \times n$ 的矩阵, \mathbf{I} 为 $n \times n$ 的单位阵, \mathbf{P} 为对角线元素为局部估计误差方差阵 $\mathbf{P}_{k1k}^{(i)}$ 、其它元素为互协方差阵 $\mathbf{P}_{k1k}^{(ij)}$ 的 $N \times n$ 阶方阵,则 N 传感器 BC 算法如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k1k} = (\mathbf{I}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{I})^{-1} \mathbf{I}\mathbf{P}^{-1} \mathbf{x}_{k1k}^{joc} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k1k} = (\mathbf{I}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{I})^{-1} \quad (12)$$

应用 BC 算法解决 IMM 估计的主要问题在于 $\mathbf{P}_{k1k}^{(ij)}$ 的获得,在国家自然科学基金和陕西省自然科学基金的支持下,已就该问题取得了初步的研究结果,详情请参考文献[13]。

在本项研究的仿真实验部分,将分别采用上述2种分布式估计融合算法来实现 IMM 估计的融合。

3 仿真实验及结果分析

本节将对前述集中式和分布式 IMM 融合性能进行仿真实验对比,实验以机动目标跟踪为背景。实验过程中集中式融合将分别采用扩维、序贯处理以及数据压缩3种方法进行,而分布式融合将同时采用前述 CC 算法和 BC 算法实现,以期达到实验的结论客观、科学和可靠。

3.1 实验场景

实验过程中,将分别测试集中式融合和分布式融合对机动目标跟踪估计的融合性能,设置2个实验场景,其一为典型的匀速—匀加速—匀速目标运动模式,目标航迹的初始状态为 $[300, 72, 0, 300, 46, 0]$,目标起始匀速运动;61—105 s 目标在 X 方向加速运动,加速度为 10 m/s^2 ;其后目标恢复匀速运动;151—200 s 目标在 Y 方向加速运动,加速度为 10 m/s^2 ;其后目标再次恢复匀速运动,具体见图1。其 IMM 滤波器模型集参数如下:

$$\mathbf{F}_{CV} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{F}_{CA} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{F}_k^{(1)} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{CV} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_{CV} \end{bmatrix}, \mathbf{F}_k^{(2)} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{CV} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_{CA} \end{bmatrix}, \mathbf{F}_k^{(3)} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{CA} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_{CV} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Q}_k^{(j)} = E \{ [\mathbf{G}_k^{(j)} w_k^{(j)}] [\mathbf{G}_k^{(j)} w_k^{(j)}]^T \}, j = 1, 2, 3$$

$$Q_{CV} = 0.01 \times \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & 0 \\ T^3/2 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, Q_{CA} = 400 \times \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2/2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix}$$

$$Q_k^{(1)} = \begin{bmatrix} Q_{CV} & 0 \\ 0 & Q_{CV} \end{bmatrix}, Q_k^{(2)} = \begin{bmatrix} Q_{CV} & 0 \\ 0 & Q_{CA} \end{bmatrix}, Q_k^{(3)} = \begin{bmatrix} Q_{CA} & 0 \\ 0 & Q_{CV} \end{bmatrix}$$

3 模型之间概率转移矩阵为:

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.90 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.90 \end{bmatrix} \quad (13)$$

仿真过程中各传感器的量测矩阵为:

$$H_k^1 = H_k^2 = H_k^3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

其二为匀速—匀角速率转弯—匀速目标运动模式,目标航迹的初始状态为 $[30\ 000, -172, 30\ 000, -246]$,目标起始匀速运动;61—105 s 目标做近乎 180° 左转弯运动,转弯角速率 ω 为 $3.74^\circ/\text{s}$;其后目标恢复匀速运动;151—200 s 做右转弯运动,转弯角速率 ω 为 $-3.74^\circ/\text{s}$;其后目标再次恢复匀速运动,具体见图2。其 IMM 滤波器模型集由 1 个 CV 模型和 2 个 CTR 模型组成,2 个 CT 模型的转弯角速率 ω 分别为 $\pm 5.6^\circ/\text{s}$ 。

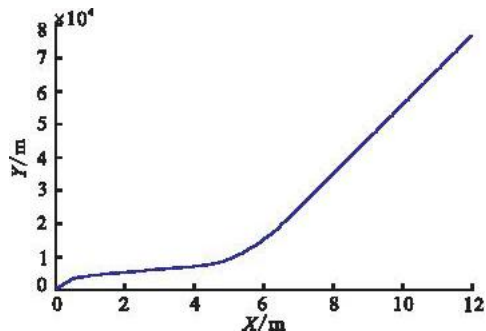


图1 测试航迹 1

Fig.1 Scenario 1

$$F_{CTR} = \begin{bmatrix} 1 & \sin\omega T & 0 & -(1 - \cos\omega T)/\omega \\ 0 & \cos\omega T & 0 & -\sin\omega T \\ 0 & (1 - \cos\omega T)/\omega & 1 & (\sin\omega T)/\omega \\ 0 & \sin\omega T & 0 & \cos\omega T \end{bmatrix} \quad (15)$$

三模型之间概率转移矩阵为:

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.88 & 0.06 & 0.06 \\ 0.06 & 0.88 & 0.06 \\ 0.06 & 0.06 & 0.88 \end{bmatrix} \quad (16)$$

仿真过程中各传感器的量测矩阵为:

$$H_k^1 = H_k^2 = H_k^3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

在 2 个仿真过程中,各传感器采样周期为 1 s,量测误差标准差为 100 m。Monte - Carlo 仿真次数为 100。分布式融合中各传感器局部 IMM 滤波器的模型集与集中式融合完全

一致。需要指出的是,无论是分布式融合还是集中式融合,仿真过程中并未针对特定跟踪场景对 IMM 滤波器参数进行特别的调试(tuning),这样做是为了保证实验结果的公平、合理和实验结论的适应性。

3.2 实验结果及其分析

图 3—10 分别给出了采用集中式融合(3 种算法分别实现)以及分布式融合(2 种算法分别实现)对 2 类典型机动目标的跟踪融合性能,从图中可以看出,在上述 2 种仿真场景下:①有关 3 种不同的集中式 IMM 融合算法性能的仿真结果几乎完全一致;② 2 种分布式融合算法的融合性能亦无明显的差别;③就融合后的位置均方根误差(RMSE)而言,分布式融合的估计误差要比集中式融合的略小一些;④就融合后的速度均方根误差(RMSE)而言,分布式融合算法的速度估计融合性能明显好于集中式的。综上所述,上述实验结果表明了集中式 IMM 的融合性能并不一定比分布式 IMM 融合的性能好。

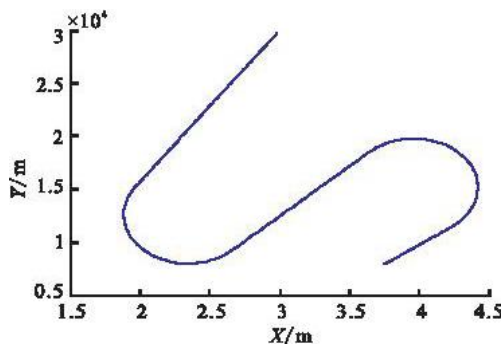


图2 测试航迹 2

Fig.2 Scenario 2

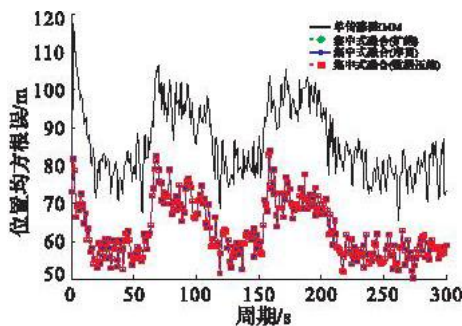


图 3 航迹 1 的 3 种集中式融合算法的位置均方根误差

Fig. 3 RMS errors of position of three centralized fusion algorithms for scenario 1

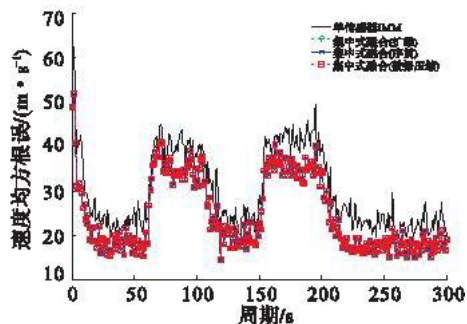


图 4 航迹 1 的 3 种集中式融合算法的速度均方根误差

Fig. 4 RMS errors of velocity of three centralized fusion algorithms for scenario 1

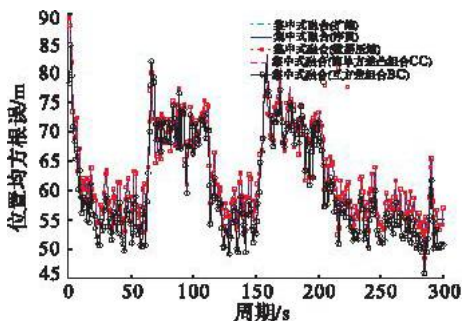


图 5 航迹 1 融合后的位置均方根误差

Fig. 5 RMS errors of position after fusion for scenario 1

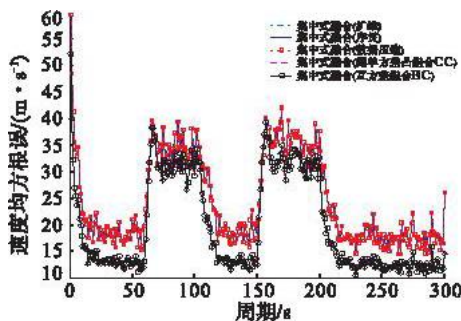
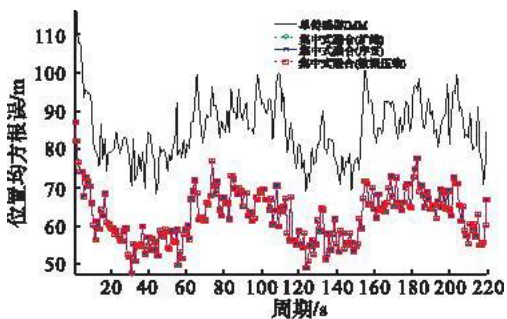


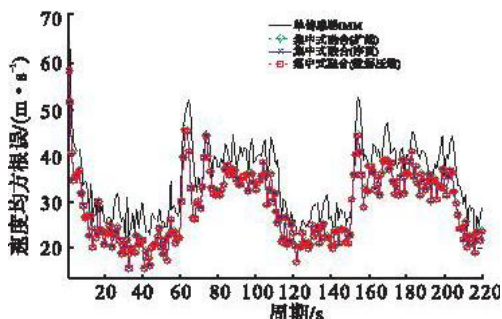
图 6 航迹 1 融合后的速度均方根误差

Fig. 6 RMS errors of velocity after fusion for scenario 1



7 航迹 2 的 3 种集中式融合算法的位置均方根误差

Fig. 7 RMS errors of position of three centralized fusion algorithms for scenario 2



8 航迹 2 的 3 种集中式融合算法的速度均方根误差

Fig. 8 RMS errors of velocity of three centralized fusion algorithms for scenario 2

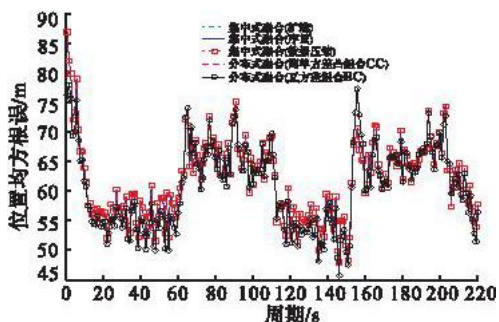


图 9 航迹 2 融合后的位置均方根误差

Fig. 9 RMS errors of position after fusion for scenario 2

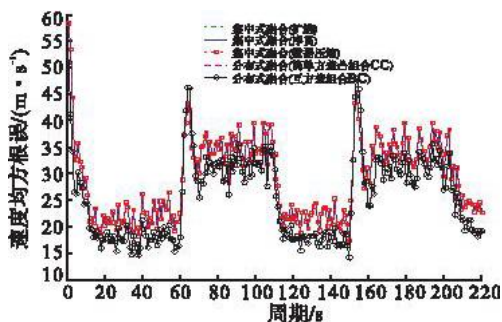


图 10 航迹 2 融合后的速度均方根误差

Fig. 10 RMS errors of velocity after fusion for scenario 2

为了进一步说明问题,图 11 - 14 给出了集中式 IMM、互协方差组合 BC 算法以及简单方差组合 CC 算法融合后的两仿真目标航迹融合后的 X、Y 方向位置—速度协方差椭圆(概率 = 1)。

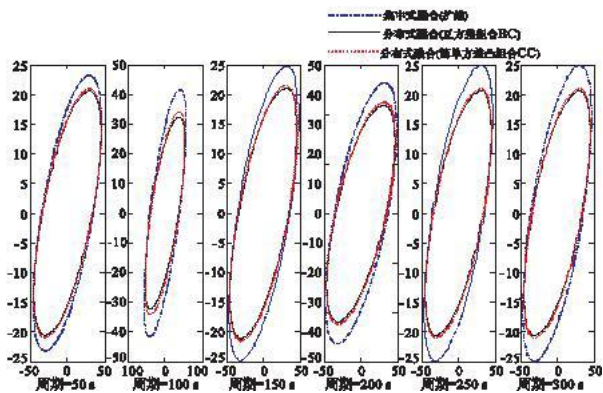


图 11 航迹 1 融合后的 X 方向 6 个时间点的位置—速度协方差椭圆

Fig. 11 Position - velocity covariance ellipses of six points

in X coordinate after fusion for scenario 1

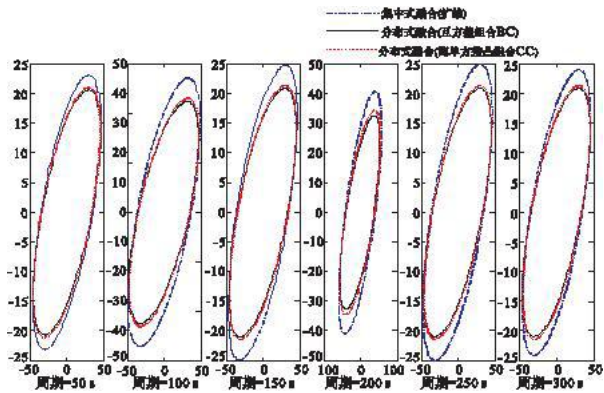


图 12 航迹 1 融合后的 Y 方向 6 个时间点的位置—速度协方差椭圆

Fig. 12 Position - velocity covariance ellipses of six points

in Y coordinate after fusion for scenario 1

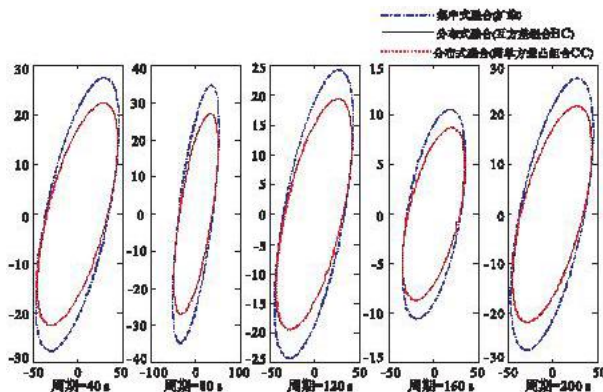


图 13 航迹 2 融合后的 X 方向 5 个时间点的位置—速度协方差椭圆

Fig. 13 Position - velocity covariance ellipses of six points

in X coordinate after fusion for scenario 2

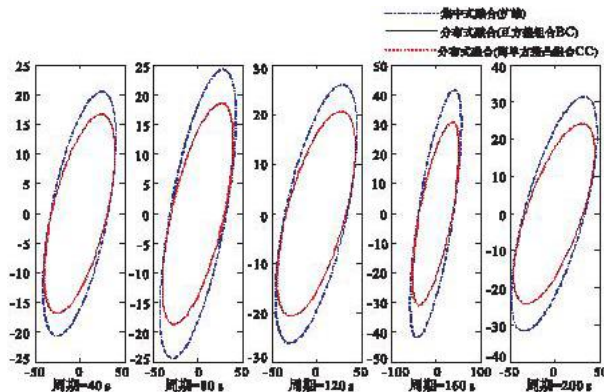


图 14 航迹 2 融合后的 Y 方向 5 个时间点的位置—速度协方差椭圆

Fig. 14 Position - velocity covariance ellipses of six points

in Y coordinate after fusion for scenario 2

从图 11 - 14 可以看出,无论是航迹 1 融合仿真还是航迹 2 融合仿真,实验结果均表明 2 种分布式融合算法的位置、速度整体融合性能要好于用扩维方法实现的集中式融合,这一结果与前面图 5 - 6 以及图 9 - 10 反映的结果也是吻合的。

前面提到过,在采用最优的单模型滤波器时,集中式融合的性能一定比分布式的好,根本原因在于此时集中式融合没有发生任何信息损失;而我们知道,就混合多模型滤波器而言,并不存在计算上可行的最优滤波器,IMM 滤波器也仅仅是一种次优的、近似的(以高斯和分布近似高斯分布)的滤波器。基于次优滤波器的集中式融合与依据最优的融合算法(BC 算法是极大似然意义下的最优融合算法^[7])实施针对次优的 IMM 估计的融合,因为在融合过程的不同环节 2 种融合机制各自都存在着不同程度的信息损失,很难认定哪一种方法的性能更好,本文的结果也不能说明分布式 IMM 估计融合就一定比集中式 IMM 量测融合好。因此“集中式融合的性能一定比分布式融合的好”这一说法是在特定条件下成立的;同时,这也再次印证了一个道理,即在融合过程中,融合的规则远比融合数据的质量更为重要。

4 结束语

为了验证对“集中式融合的性能一定比分布式融合的好”的存疑,本文通过针对采用 IMM 滤波器的融合跟踪系统,分别采用向量扩维、序贯处理和数据压缩 3 种方法进行集中式融合,同时采用简单方差凸组合和互方差组合 2 种最为常见的算法实施分布式融合,仿真实验结果验证了我们的想法,即集中式融合的性能并不一定比分布式融合的好。

参考文献:

- [1] 何友,王国宏,陆大金,等.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000.
HE You,WANG Guohong,LU Dajin,et al. Multisensor Information Fusion With Applications[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry,2000. (in Chinese)
- [2] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006.
HAN Chongzhao,ZHU Hongyan,DUAN Zhansheng. Multisource Information Fusion[M]. Beijing:Tsinghua University Press,2006.
- [3] 乔向东,李涛.多传感器航迹融合综述[J].系统工程与电子技术,2009,31(2):4-9.
QIAO Xiangdong,LI Tao. Survey of Multi-sensor Track Fusion[J]. Systems Engineering and Electronics,2009,31(2):4-9. (in Chinese)
- [4] Blom H A P, Barshalom Y. The Interacting Multiple Model Algorithm for System with Markovian Switching Coefficients [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [5] Chen H, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Performance Limits of Track-to-Track Fusion Versus Centralized Estimation: Theory and Application [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2003, 39(2):386-400.
- [6] Gan Q,Harris C J. Comparison of two Measurement Fusion Methods for Kalman-filter-based Multisensor Data Fusion [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001,37(1): 273-280.
- [7] Chang K C, Saha R K,Bar-Shalom Y. On Optimal Track-to-track Fusion [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1271-1276.
- [8] Li X R, Zhu Y M, Wang J,et al. Optimal Linear Estimation Fusion - Part I: Unified Fusion Rules[J]. IEEE Trans on Information Theory,2003,49(9):2192-2208.
- [9] Juiler S, Uhlmann J. General Decentralized Data Fusion with Covariance Intersection. Chapter 12 of Handbook of Multisensor Data Fusion [M]. Hall D L, Llinas J, ed. Boca Raton: CRC Press, 2001.
- [10] Bar-Shalom Y. Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Application [M]. Decham, MA: Artech House, 1990.
- [11] Bar-Shalom Y. The Effect of Common Process Noise on the Two-sensor Fused Track Covariance [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(6): 803-805.
- [12] Bar-Shalom Y. On Hierarchical Tracking for the Real World [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 846-850.
- [13] 乔向东,李涛,杨全,等.多传感器混合多模型估计的误差互相关性及其融合算法研究[J].电子学报,2010,38(4):1-8.
QIAO Xiangdong,LI Tao,YANG Tong,et al. On Error Cross-correlation and Fusion Algorithm for Multi-sensor Hybrid Multiple Model Estimation[J]. Acta Electronica Sinica,2010,38(4):1-8. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)

Doubt about Assertion of ‘Performance of Centralized Fusion Must Be Better Than That of Distributed Fusion’

QIAO Xiang-dong¹, LI Tao², ZHANG Zhi-wei³, YANG Tong¹, LI Hong-yan¹, FENG Xin-xi¹

(1. Institute of Telecommunication Engineering, Air Force Engineering University, Xian, 710077, China; 2. The 28th Research Institute, CETC, Nanjing, 210007, China; 3. Beijing Aeronautic Research Institute, Beijing 100076, China)

Abstract: In information field, one famous assertion is that performance of centralized fusion must be better than that of distributed fusion and also is optimal. It has been proven that this assertion is correct as single model filter, such as kalman filter, is adopted in fusion system. However, in case of maneuvering target tracking, in which multiple model filter, such as IMM filter, is usually applied in fusion system, is above assertion still valid? With doubtful attitude, this problem is investigated in the paper, three centralized fusion algorithms and two distributed fusion algorithms when IMM is used are presented, and simulations are made in different kinematic sceneries. Simulation results indicate that, as IMM filter is used in fusion system, performances of centralized fusion are not always better than those of distributed fusion. Analyses about this surprise result are also given in last section of the paper.

Key words: information fusion; centralized; distributed; performance; doubt