多传感器多目标系统误差融合估计算法

宋 强 熊 伟 何 友

(海军装备研究院, 北京 100036) (海军航空工程学院 信息融合技术研究所, 烟台 264001)

摘 要: 为解决多传感器组网系统的系统误差估计问题,基于多传感器多目标上报信息,研究并提出了一种多传感器多目标系统误差融合估计算法. 算法构建了两级融合结构,即第一级对多传感器组合状态估计信息进行反馈融合以改善局部组合状态估计精度,从而间接改善系统误差的估计精度,而第二级对多目标系统误差估计信息进行融合以进一步提高系统误差的估计精度. 蒙特卡洛仿真显示算法能有效融合利用多传感器多目标信息,实现多传感器系统误差的实时精确估计.

关 键 词: 系统误差; 传感器网络; 误差配准; 信息融合

中图分类号: TP 953; TN 957

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2012)06-0835-07

Multi-sensor multi-target systematic bias fusion estimation algorithm

Song Qiang

(Naval Academy of Armament, Beijing 100036, China)

Xiong Wei He You

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: To solve the problem of sensor systematic bias estimation in sensor network, a systematic bias fusion estimation algorithm was presented based on multi-sensor multi-target information. To solve the forenamed problem, the algorithm was constituted a two layer fusion structure. In order to improve the precision of corresponding combination estimation, the first layer fuses the multi-sensor combination state estimation information with feedback, so the estimation precision of systematic bias can also be improved. While, the second layer fuses the multi-target systematic bias estimation information in order to further improve the estimation precision. The monte-carlo simulation result shows that the algorithm can make sufficient use of the multi-sensor multi-target information with fusion structure, and achieve an exact and real-time estimation of the multi-sensor systematic bias.

Key words: systematic bias; sensor network; bias registration; information fusion

近年来,随着目标探测、信号处理、数据链路通信等相关技术性能的提高,通过多传感器监视系统组网探测,可以使得系统在目标探测、航迹起始、跟踪精度、覆盖范围及可靠性等各方面都明显得到增强[1]. 但是由于传感器系统误差(偏差)的存在,系统实际跟踪效果往往得不到保障,甚至会严重降低多传感器系统的整体跟踪性能,因而如何有效估计并校准传感器在量测过程中的系统误差,对传感器系统误差估计(又称系统误差配准)技术进行深入研究具有重要的现实意义和较强的工程需求[2-5].

为解决上述问题,许多研究者都致力于传感器误差配准技术的研究,并相继提出了一系列实时系统误差估计方法. 其中,文献[6]利用合作目

收稿日期: 2011-05-06; **网络出版时间**: 2012-06-15 15:43

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20120615.1543.017.html

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60801049); 全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目(200443)

作者简介: 宋 强(1983 -),男,江西新建人,工程师,songqiang8@sina.com.

标提供的实时高精度坐标,提出了一种单传感器系统误差协同配准算法;而在两部传感器配合进行误差配准理论研究方面,文献[7-8]基于传感器上报的单目标数据,并通过引入系统误差对目标状态向量扩维滤波的方法,实现对系统误差和目标状态的实时同步估计;为有效降低算法运算量,提高工程实用性,文献[9]通过对扩维的状态向量和系统误差进行解耦的方法,提出了两两传感器的系统偏差分离解耦估计方法,在降低算法系统耗时的基础上,实现了对系统误差和目标状态的实时和解耦估计;文献[10]论证了在两解耦滤波器初始参数设置之间符合一定关系条件下,文献[9]方法与扩维滤波估计算法的等效性,但当在非线性系统中或为解耦而需做出一定近似时,这一等价性也可能不成立,这就说明了文献[9]解耦估计算法性能对初值与非线性近似敏感,其估计性能不能得到保证;文献[11-12]通过对两部传感器构建伪量侧方程,利用多目标信息,实现了对传感器系统误差的序贯实时估计. 然而,文献[6]算法的运用条件是待配准的单传感器,需选择位置分布合适并具有较高导航精度的飞机,并通过数据链实时获取飞机上导航设备提供的大地坐标,这使得算法在实际工程应用中具有较差的操作性. 文献[7-10]所涉及的算法要求具有合作目标,本身都是基于两部传感器的,虽可扩展利用多部传感器信息,但是不能利用多目标信息进行融合估计. 而文献[11-12]所提供的算法虽然利用到了多目标信息,但其亦未采用融合方法有效利用多传感器信息.

因而,基于多传感器多目标上报信息,本文构造并提出一种传感器系统误差的实时融合估计算法. 该算法通过多部传感器的两两传感器组合来构建两级融合估计结构,即第一级对传感器组合估计信息进行反馈式融合来改善局部组合的状态估计精度,从而间接改善系统误差的估计效果,第二级对多目标信息进行融合以进一步提高系统误差的估计精度,以此有效融合利用多传感器多目标信息对传感器系统误差进行融合估计.

1 系统描述

假设由 N_s 个三维传感器对 M 个匀速直线运动目标进行同步组网探测,假定传感器 i 和 j 可组成第 l_{ij} 个探测组合,则共可形成 $L = C_{N_s}^2$ 个两两探测组合. 传感器 i 和 j 在融合中心坐标系中的笛卡尔坐标分别为 (u_i, v_i, w_i),(u_j, v_j, w_j),而传感器 i 和 j 对目标的量测值分别为 $(R_i^t(k), \theta_i^t(k), \eta_i^t(k))$ 和 $(R_j^t(k), \theta_j^t(k), \eta_j^t(k))$,且各传感器均具有一定的白色高斯量测噪声.

假设目标 $t(t = 1, 2, \cdots, M)$ 在时刻 k 的真实位置和速度分别为 $(x^t(k), y^t(k), z^t(k))$ 和 $(\dot{x}^t(k), \dot{y}^t(k), \dot{z}^t(k))$,而第 l_{ij} 个传感器组合的测距离、方位和俯仰系统误差分别为 $(\Delta R_i, \Delta R_j)$,$(\Delta\theta_i, \Delta\theta_j)$ 和 $(\Delta\eta_i, \Delta\eta_j)$.

由此 k 时刻目标 t 的状态向量可描述为

$$\boldsymbol{Y}^t(k) = [x^t(k) \quad \dot{x}^t(k) \quad y^t(k) \quad \dot{y}^t(k) \quad z^t(k) \quad \dot{z}^t(k)]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

第 l_{ij} 个探测组合中,目标 t 在时刻 k 的系统扩展状态向量定义如下:

$$\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^t = [x^t(k) \quad \dot{x}^t(k) \quad y^t(k) \quad \dot{y}^t(k) \quad z^t(k) \quad \dot{z}^t(k) \quad \Delta R_i(k) \quad \Delta\theta_i(k) \quad \Delta\eta_i(k) \quad \Delta R_j(k) \quad \Delta\theta_j(k) \quad \Delta\eta_j(k)]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

不失一般性地,目标 t 的系统运动状态方程可定义为

$$\boldsymbol{Y}^t(k+1) = \boldsymbol{F}_{\boldsymbol{Y}}(k)\boldsymbol{Y}^t(k) + \boldsymbol{G}_{\boldsymbol{Y}}(k)\boldsymbol{V}^t(k) \tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{F}_{\boldsymbol{Y}}(k) \in \mathbf{R}^{n,n}$ 是状态转移矩阵;$\boldsymbol{V}^t(k)$ 是协方差为 $\boldsymbol{Q}^t(k)$ 的白色高斯过程噪声,而 $\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{Y}}(k)$ 是其转移矩阵.

通常可以假设传感器系统误差为恒定量或者在较长时间内为慢变量,这样系统误差就可以描述为

$$\boldsymbol{b}_{l_{ij}}(k+1) = \boldsymbol{I}_{6\times 6}\boldsymbol{b}_{l_{ij}}(k) \tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{I}_{6\times 6}$ 表示 6×6 的单位矩阵,且

$$\boldsymbol{b}_{l_{ij}}(k) = [\boldsymbol{b}_k(k)^{\mathrm{T}} \quad \boldsymbol{b}_j(k)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} = [\Delta R_i(k) \quad \Delta\theta_i(k) \quad \Delta\eta_i(k) \quad \Delta R_j(k) \quad \Delta\theta_j(k) \quad \Delta\eta_j(k)]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

因此,第 l_{ij} 个组合中目标 t 的系统离散动态方程可以表示为

$$\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^t(k+1) = \boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^t(k) + \boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{V}_{l_{ij}}^t(k) \tag{6}$$

式中

$$\left.\begin{aligned} \boldsymbol{X}_{l_{ij}}^t(k) &= [\boldsymbol{Y}^t(k)^{\mathrm{T}} \quad \boldsymbol{b}_{l_{ij}}(k)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{F}(k) &= \mathrm{diag}(\boldsymbol{F}_{\boldsymbol{Y}}(k), \boldsymbol{I}_{6\times 6}) \\ \boldsymbol{G}(k) &= \mathrm{diag}(\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{Y}}(k), \boldsymbol{0}_{6\times 6}) \end{aligned}\right\} \tag{7}$$

其中 $\boldsymbol{0}_{6\times 6}$ 表示 6×6 的零矩阵.

第 l_{ij} 个组合相应于目标 t 的量测方程可以定义为

$$\boldsymbol{Z}_{l_{ij}}^t(k) = \boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^t(k)) + \boldsymbol{W}_{l_{ij}}(k) \tag{8}$$

式中
$$\boldsymbol{Z}_{l_{ij}}^{t}(k)=[R_i^t(k)\quad \theta_i^t(k)\quad \eta_i^t(k)\quad R_j^t(k)\quad \theta_j^t(k)\quad \eta_j^t(k)]^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

$$\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^{t}(k))=\begin{bmatrix}\sqrt{(x^t(k)-u_i)^2+(y^t(k)-v_i)^2+(z^t(k)-w_i)^2}+\Delta R_t\\ \arctan\left(\dfrac{x^t(k)-u_i}{y^t(k)-v_i}\right)+\Delta\theta_i\\ \arctan\left(\dfrac{z^t(k)-w_i}{\sqrt{(x^t(k)-u_i)^2+(y^t(k)-v_i)^2}}\right)+\Delta\eta_i\\ \sqrt{(x^t(k)-u_j)^2+(y^t(k)-v_j)^2+(z^t(k)-w_j)^2}+\Delta R_j\\ \arctan\left(\dfrac{x^t(k)-u_j}{y^t(k)-v_j}\right)+\Delta\theta_j\\ \arctan\left(\dfrac{z^t(k)-w_j}{\sqrt{(x^t(k)-u_j)^2+(y^t(k)-v_j)^2}}\right)+\Delta\eta_j\end{bmatrix} \tag{10}$$

$\boldsymbol{W}_{l_{ij}}(k)$ 为服从高斯分布的白色量测噪声,记 $\boldsymbol{R}_{l_{ij}}(k)$ 为其协方差.

2　多传感器多目标系统误差融合估计算法模型

2.1　局部组合节点系统误差估计模型

对于由传感器 i 和 j 构成的第 l_{ij} 个传感器组合,根据式(5)、式(7)中给出的状态方程和量测方程,可列出相应的实时滤波方程组,即第 l_{ij} 个局部组合节点对目标 t 目标状态与传感器 i 和 j 系统误差的联合实时估计为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)=\boldsymbol{F}(k)\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{P}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)=\boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{P}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k)\boldsymbol{F}(k)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{Q}^{t}(k)\boldsymbol{G}(k)^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

$$\boldsymbol{S}_{l_{ij}}^{t}(k+1)=\boldsymbol{h}_{l_{ij}\boldsymbol{X}}^{t}(k+1)\boldsymbol{P}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)\boldsymbol{h}_{l_{ij}\boldsymbol{X}}^{t}(k+1)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_{l_{ij}}^{t}(k+1) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{K}_{l_{ij}}^{t}(k+1)=\boldsymbol{P}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)\boldsymbol{h}_{l_{ij}\boldsymbol{X}}^{t}(k+1)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_{l_{ij}}^{t}(k+1)^{-1} \tag{14}$$

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k+1)=\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)+\boldsymbol{K}_{l_{ij}}^{t}(k+1)\cdot[\boldsymbol{Z}_{l_{ij}}^{t}(k+1)-\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k))] \tag{15}$$

$$\boldsymbol{P}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k+1)=\boldsymbol{P}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)-\boldsymbol{K}_{l_{ij}}^{t}(k+1)\boldsymbol{S}_{l_{ij}}^{t}(k+1)\boldsymbol{K}_{l_{ij}}^{t}(k+1)^{\mathrm{T}} \tag{16}$$

其中 $\boldsymbol{h}$ 的雅可比矩阵是

$$\boldsymbol{h}_{l_{ij}\boldsymbol{X}}^{t}(k+1)=[\nabla_{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^{t}(k+1))]^{\mathrm{T}}_{\boldsymbol{X}_{l_{ij}}^{t}=\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k+1\mid k)} \tag{17}$$

2.2　多传感器组合估计信息反馈融合估计

如前所述,对于含有 N_s 个传感器的多传感器探测系统,基于传感器两两组合可构建 L 个估计组合,而各组合均可获得局部节点的系统误差与目标状态的联合实时估计 $\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k)$,在每一时刻,各局部组合估计向量均含有对同一目标 t 的状态估计以及该组合传感器的系统误差估计信息维.

根据文献[1,13]中多传感器反馈式信息融合结构能改善局部估计性能的思想,可构建第一级融合结构,通过对各局部传感器组合估计进行融合,形成第一级融合结构的系统全局状态估计向量,并将系统融合信息反馈至下一时刻各局部组合节点的实时估计.

对于目标 t,定义第一级融合系统全局状态估计包含对目标状态与 N_s 个传感器系统误差的系统估计,即

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k)=[\hat{\boldsymbol{Y}}_{F_1}^{t}(k\mid k)^{\mathrm{T}},\hat{\boldsymbol{b}}_{1F_1}^{t}(k\mid k)^{\mathrm{T}},\hat{\boldsymbol{b}}_{2F_1}^{t}(k\mid k)^{\mathrm{T}},\cdots,\hat{\boldsymbol{b}}_{N_sF_1}^{t}(k\mid k)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \tag{18}$$

由于对于同一目标 t,不同传感器组合的估计结果 $\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k)$ 仅包含各自组合传感器的系统误差估计结果 $\hat{\boldsymbol{b}}_i^t(k\mid k)$ 和 $\hat{\boldsymbol{b}}_j^t(k\mid k)$,显然无法直接对各局部组合估计结果进行融合形成 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k)$. 为此,$\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k)$(局部组合状态估计向量)和 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k)$(第一级融合全局状态估计向量)间存在以下关系:

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k)=\boldsymbol{T}_{l_{ij}}\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k) \tag{19}$$

式中 $\boldsymbol{T}_{l_{ij}}$ 为全局状态向量到第 l_{ij} 个组合局部状态向量的空间映射,即第一级融合得局部状态空间

转移矩阵,可描述为

$$\boldsymbol{T}_{l_{ij}} = \mathrm{diag}(\boldsymbol{I}_{6\times 6},[\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{1},\cdots,\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{i-1},\boldsymbol{I}_{3\times 3}^{i}],[\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{i+1},\cdots,\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{j-1},\boldsymbol{I}_{3\times 3}^{j},\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{j+1},\cdots,\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{N_s}]) \quad (20)$$

其中,$\boldsymbol{I}_{3\times 3}^{i}$表示第 i 个子矩阵为 3×3 的单位矩阵,说明该组合包含传感器 i;而 $\boldsymbol{0}_{3\times 3}^{i-1}$表示第 $i-1$ 个子矩阵为 3×3 的零矩阵,说明组合中不包含传感器 $i-1$.

而 $\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k|k)$ 到 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 的空间映射关系可描述为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k) = \boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ij}}^{t}(k\mid k) \quad (21)$$

由于局部空间与全局空间之间状态维数的不一致性,若第 l_{ij} 个组合节点接收来自第一级融合结构融合中心的反馈,则局部节点状态估计的描述应该修改如下:

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k+1) = \boldsymbol{T}_{l_{ij}}\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k) + \boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k+1)\boldsymbol{h}_{l_{ij}X}^{t}(k+1)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{l_{ij}}(k+1)^{-1}\cdot[\boldsymbol{Z}_{l_{ij}}^{t}(k+1)^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{h}(\boldsymbol{T}_{l_{ij}}\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k))] \quad (22)$$

而

$$\boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k+1)^{-1} = \boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k)^{-1} + \boldsymbol{h}_{l_{ij}X}^{t}(k+1)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{l_{ij}}(k+1)^{-1}\boldsymbol{h}_{l_{ij}X}^{t}(k+1) \quad (23)$$

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k) = \boldsymbol{F}(k)\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k) \quad (24)$$

$$\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k+1\mid k) = \boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k\mid k)\boldsymbol{F}(k)^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{Q}^{t}(k)\boldsymbol{G}(k)^{\mathrm{T}} \quad (25)$$

$$\boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k) = \boldsymbol{T}_{l_{ij}}\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k+1\mid k)\boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}} \quad (26)$$

式中,$\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 为第一级融合中心 k 时刻对应于目标 t 的系统状态估计;$\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k|k)$ 为其对应的协方差阵.

结合式(22)~式(26),不难得到第一级融合中心的系统状态估计和相应的协方差为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k+1) = \hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k) + \boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k+1\mid k+1)\cdot\sum_{l_{ij}=1}^{L}\{\boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k+1)^{-1}\boldsymbol{T}_{l_{ij}}\cdot[\boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k+1) - \hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k)] - \boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k)^{-1}\boldsymbol{T}_{l_{ij}}[\boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{X}}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k)] - \hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k+1\mid k)] \quad (27)$$

$$\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k+1\mid k+1)^{-1} = \boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k+1\mid k)^{-1} + \sum_{l_{ij}=1}^{L}\boldsymbol{T}_{l_{ij}}^{\mathrm{T}}[\boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k+1)^{-1} - \boldsymbol{P}_{l_{ijf}}^{t}(k+1\mid k)^{-1}]\boldsymbol{T}_{l_{ij}} \quad (28)$$

2.3 多目标系统误差估计信息融合估计

第一级反馈融合估计阶段有效地反馈融合了各组合传感器估计信息,获得了对应目标 t 的第一级融合中心的系统状态估计 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 和估计协方差 $\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k|k)$,目的是融合利用传感器信息以提高各局部组合节点的状态估计精度.

但显然上述第一级反馈融合估计阶段并未利用各目标信息,而系统状态估计 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 均含有使用目标 t 的跟踪信息对各传感器系统误差进行估计的信息维,因而可通过构建第二级融合结构,融合利用各目标第一级系统状态估计 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 中传感器系统误差信息,形成对各传感器系统误差的最终融合估计,定义为

$$\hat{\boldsymbol{b}}_{F_2}(k\mid k) = [\hat{\boldsymbol{b}}_{1F_2}(k\mid k)^{\mathrm{T}},\hat{\boldsymbol{b}}_{2F_2}(k\mid k)^{\mathrm{T}},\cdots,\hat{\boldsymbol{b}}_{N_sF_2}(k\mid k)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \quad (29)$$

由于第一级输出融合结果 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 包含对不同目标状态 $\hat{\boldsymbol{Y}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 与各传感器系统误差 $\hat{\boldsymbol{b}}_{1F_1}(k|k),\hat{\boldsymbol{b}}_{2F_2}(k|k)^{\mathrm{T}},\cdots,\hat{\boldsymbol{b}}_{N_sF_1}(k|k)$,因而同样可定义第二级融合全局状态估计向量 $\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k|k)$ 与第二级融合全局状态估计向量 $\hat{\boldsymbol{b}}_{F_2}(k|k)$ 之间的关系为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k) = \boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}\hat{\boldsymbol{b}}_{F_2}(k\mid k) \quad (30)$$

式中,$\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}$ 为第二级融合状态空间转移矩阵,也即表示第二级融合全局状态向量到第一级融合状态向量的空间映射关系,具体为

$$\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}} = \mathrm{diag}(\boldsymbol{0}_{(3N_s)\times 6},\boldsymbol{I}_{(3N_s)\times(3N_s)}) \quad (31)$$

这样,不难推导,第一级融合结果到第二级融合全局状态估计的融合表达式为

$$\hat{\boldsymbol{b}}_{F_2}(k\mid k) = \boldsymbol{P}_{F_2}^{\boldsymbol{b}}(k\mid k)\sum_{t=1}^{M}\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k\mid k)^{-1}\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{X}}_{F_1}^{t}(k\mid k) \quad (32)$$

式中

$$\boldsymbol{P}_{F_2}^{\boldsymbol{b}}(k\mid k) = \left[\sum_{t=1}^{M}\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{F_1}^{t}(k\mid k)^{-1}\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{b}}\right]^{-1} \quad (33)$$

多传感器多目标系统误差融合估计算法的两级融合结构原理框图如图 1 所示,第一级融合对多传感器组合估计信息进行融合并反馈,而第二级融合对第一级融合输出的估计结果,也即多目标对传感器系统误差估计结果进行融合,从而获

得多传感器系统误差的最终融合估计.

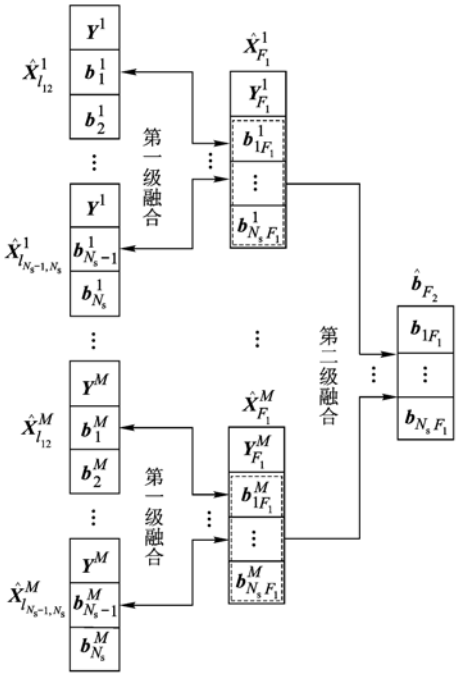


图 1　两级融合结构框图

3　仿真验证与分析

采用蒙特卡洛方法,对本文提出的融合估计算法、单一目标的扩维滤波估计算法及文献[10 -11]所提出的 EX 误差估计方法的有效性进行仿真比较、验证和分析. 仿真时长设置为 1 000 s,次数为 30 次,设定利用 3 部在空间分布的三坐标探测传感器对公共探测区域中 3 个呈编队匀速运动的目标进行组网探测.

假设 3 部传感器的笛卡尔坐标分别为(0 km,0 km,0 km),(185.2 km,0 km,0 km)和(285.2 km,0 km,0 km),测距离、测方位和测俯仰分别具有服从高斯分布的白噪声,且精度分别为 50 m,0.3°(0.005 236 rad),0.1°(0.001 745 rad);3 部传感器的距离、方位和俯仰测量系统误差分别设置为 1 500 m,0.008 727 rad 和0.008 727 rad.

3 个编队运动目标的初始状态为

$$\boldsymbol{Y}^1(0) = [50\ \text{km}, 250\ \text{m/s}, -50\ \text{km}, -200\ \text{m/s}, 10\ \text{km}, 10\ \text{m/s}]$$

$$\boldsymbol{Y}^2(0) = [51\ \text{km}, 250\ \text{m/s}, -50\ \text{km}, -200\ \text{m/s}, 10\ \text{km}, 10\ \text{m/s}]$$

$$\boldsymbol{Y}^3(0) = [49\ \text{km}, 250\ \text{m/s}, -50\ \text{km}, -200\ \text{m/s}, 10\ \text{km}, 10\ \text{m/s}]$$

仿真结果如表 1、图 2 ~ 图 7 所示. 表 1 显示了采用本文算法、扩维算法对各传感器以及 EX 算法对传感器 1、传感器 2 系统误差最终的均方根误差估计结果,而图 2 ~ 图 7 分别给出了算法对传感器 1 及传感器 2 各测距、测方位角及测俯仰角系统误差实时估计的均方根误差曲线.

表 1　系统误差估计均方差(RSME)

算法	传感器 1			传感器 2			传感器 3		
	距离/m	方位/10^{-3} rad	俯仰/10^{-3} rad	距离/m	方位/10^{-3} rad	俯仰/10^{-3} rad	距离/m	方位/10^{-3} rad	俯仰/10^{-3} rad
本文算法	17.840 2	0.11	0.21	13.874 9	0.14	0.26	8.584 6	0.14	0.22
扩维算法	32.544 1	0.16	0.32	24.428 8	0.19	0.38	13.315 6	0.27	0.32
EX 算法	41.167 6	0.23	0.29	44.572 6	0.36	0.37			

从表 1 中不难看出,在 3 种算法中,融合估计算法所获得的估计性能最佳,其中各传感器的系统误差估计精度都很大程度地高于其它 2 种算法,其性能大约比扩维算法提高了 30% ~40%,这是由于融合算法建立了目标状态和系统误差的两级融合估计结构,从而在估计中更为充分地利用了多传感器多目标信息;扩维算法虽然基于多部传感器量测对系统误差进行集中式估计,但并没有融合利用多目标的估计信息,从而使得其估计性能低于本文的融合估计算法;而由于 EX 算法仅能利用 2 个传感器量测进行系统误差估计,且该算法不输出对目标状态的估计结果,不能基于多目标状态估计利用多传感器组合估计信息进行融合估计,因而表 1 显示该算法的系统误差估计精度最差.

此外,仿真结果显示融合估计算法对 3 部传感器系统误差的估计效果也各不相同,其对传感器 3 的距离测量系统误差估计性能要优于传感器 2,对传感器 2 的距离测量系统误差估计精度又要好于传感器 1,而对角度测量系统误差的估计效果则相反. 通过仿真发现,当目标航迹出现在 x 轴以上时又会呈现出与上面完全相反的规律. 因此,这说明目标与传感器之间的相对空间位置关系对相应传感器系统误差的估计性能产生了影响,而由于仿真中采用编队匀速运动目标,其运动形式较为单一、目标分布相对集中且和各传感器之间的相对位置关系相当固定,因而各传感器系统误差估计精度差异较为明显. 但在实际应用中,当所选取的各目标航迹在空间中分散分布时,算法对各传感器系统误差的估计精度则能够保持相当.

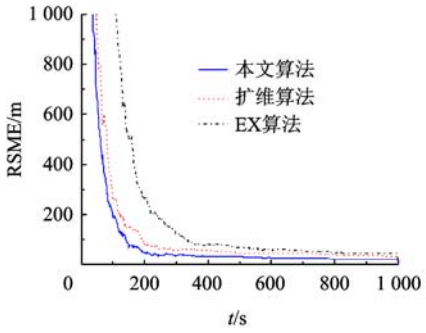


图 2 距离测量系统误差估计均方差(传感器 1)

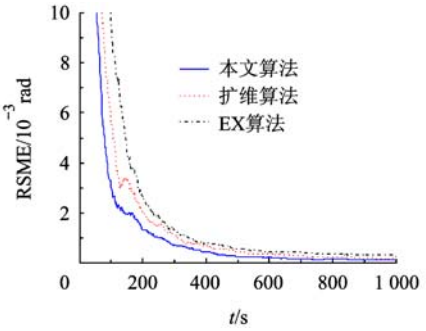


图 3 方位测量系统误差估计均方差(传感器 1)

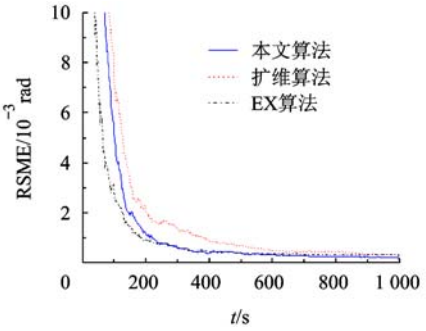


图 4 俯仰测量系统误差估计均方差(传感器 1)

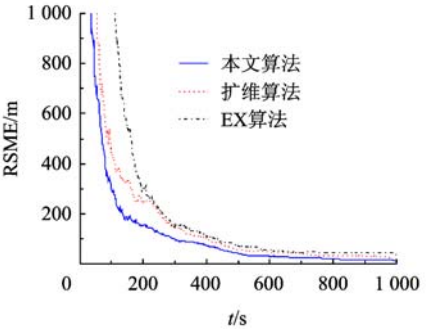


图 5 距离测量系统误差估计均方差(传感器 2)

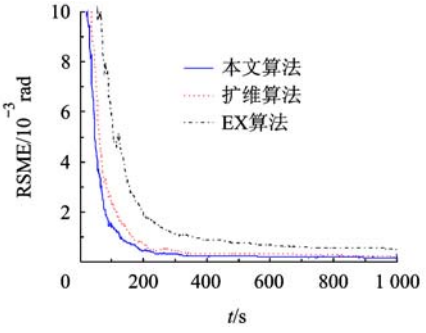


图 6 方位测量系统误差估计均方差(传感器 2)

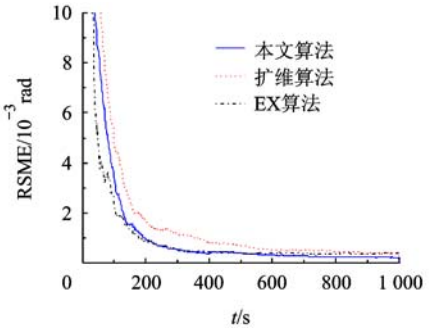


图 7 俯仰测量系统误差估计均方差(传感器 2)

从对仿真结果图 2 ~ 图 7 的分析可以得出,3 种系统误差估计算法中,在对测距及测方位角系统误差估计上,融合估计算法具有最快的收敛速度,而在测俯仰角系统误差估计中,其亦能够较快地收敛,且整个仿真中融合估计算法对各传感器系统误差均具有最高的估计性能;而扩维算法由于未能够利用多目标信息,性能稍差于本文算法;EX 算法由于未能利用多传感器进行融合估计,性能显示为最差. 综上所述,本文提出的融合估计算法能够基于多传感器多目标信息和融合估计结构,对传感器系统误差进行精确有效的实时估计,相较其它算法具有一定的性能优势.

4 结 论

本文研究并提出了一种多传感器多目标系统误差的实时融合估计算法,该算法通过构建两级融合结构,能够融合利用多传感器多目标探测信息,实现传感器系统误差的实时组网融合估计.

另外,通过构建不同的状态空间转移矩阵 $\boldsymbol{T}_{l_{ij}}$,本文算法还可实现多异类传感器系统误差的融合估计.

参考文献(References)

[1] 何友,王国宏,陆大金,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 2 版. 北京:电子工业出版社,2007:1 - 12
He You, Wang Guohong, Lu Dajin, et al. Multisensor information fusion with applications[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 1 - 12 (in Chinese)

[2] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 2 版. 北京:电子工业出版社,2009:274 - 288
He You, Xiu Jianjuan, Zhang Jingwei, et al. Sensor data processing with applications[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 274 - 288 (in Chinese)

[3] 董云龙. 雷达组网系统中的误差配准技术研究[D]. 烟台:海军航空工程学院电子信息工程系,2007
Dong Yunlong. Study on sensor registration for radar networking [D]. Yantai: Dept of Electronics and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, 2007 (in Chi-

nese)
[4] Li Zhenhua, Chen Siyue, Leung Henry. Joint data association, registration, and fusion using EM-KF[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 496 – 507
[5] Lian F, Han C, Liu W, et al. Joint spatial registration and multi-target tracking using an extended probability hypothesis density filter[J]. IET Radar Sonar Navig, 2011, 5(4): 441 – 448
[6] 吴泽民, 任姝婕, 刘熹. 雷达系统误差协同配准算法研究[J]. 兵工学报, 2008, 29(10): 1192 – 1196
Wu Zemin, Ren Shujie, Liu Xi. Research oncollaborative registration algorithm for radar system error[J]. Acta Armamentarii, 2008, 29(10): 1192 – 1196(in Chinese)
[7] Okello N N, Pulford G W. Simultaneous registration and tracking for multiple radars with cluttered measurements[C]//Proceedings of 8th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing. Corfu: IEEE Press, 1996: 60 – 63
[8] Nabaa N, Bishop R H. Solution to a multisensor tracking problem with sensor registration errors[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 354 – 363
[9] Friedland B. Treatment of bias in recursive filtering[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1969, AC-14: 359 – 367
[10] Ignagni M B. An alternate derivation and extension of Friedland's two-stage Kalman estimator[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1981, AC-26: 746-750
[11] Lin X, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Exact multisensordynamic bias estimation with local tracks[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 576 – 590
[12] Lin X, Bar-Shalom Y. Multisensor target tracking performance with bias compensation[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1139 – 1149
[13] 何友, 熊伟. 带反馈分布式不同维传感器状态估计技术[J]. 宇航学报, 2003, 24(6): 574 – 578
He You, Xiong Wei. State estimation techniques for radars with different observation dimension in one distributed data fusion system with feedback information[J]. Journal of Astronautics, 2003, 24(6): 574 – 578(in Chinese)

(编　辑:文丽芳)

(上接第 834 页)

参考文献(References)

[1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564 – 577
[2] Fukunaga K, Hostetler L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition[J]. IEEE Trans on Inform Theory, 1975, 21(1): 32
[3] 朱胜利. Mean Shift 及相关算法在视频跟踪中的研究[D]. 杭州:浙江大学电气工程学院, 2006
Zhu Shengli. A study of mean shift and correlative algorithm in Visual Tracking[D]. Hangzhou: College of Electrical Engineering, Zhejiang University, 2006(in Chinese)
[4] Wang Jiangtao, Yang Jingyu. Object tracking based on Kalman-mean shift in occlusions[J]. Journal of System Simulation, 2007(9): 4216 – 4220
[5] 刘少华, 张茂军, 熊志辉, 等. 一种鲁棒高效的视频运动目标检测与跟踪算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(8): 1055 – 1062
Liu Shaohua, Zhang Maojun, Xiong Zhihui, et al. A robust and efficient video moving object detection and tracking algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(8): 1055 – 1062(in Chinese)
[6] 贾慧星, 章毓晋. 基于梯度方向直方图特征的多核跟踪[J]. 自动化学报, 2009, 35(10): 1283 – 1289
Jia Huixing, Zhang Yujin. Multiple kernels based object tracking using histograms of oriented gradients[J]. Acta AutoMatica Sinica, 2009, 35(10): 1283 – 1289(in Chinese)
[7] 颜佳, 吴敏渊, 陈淑珍, 等. 应用 Mean Shift 和分块的抗遮挡跟踪[J]. 光学精密工程, 2010, 18(6): 1413 – 1419
Yan Jia, Wu Minyuan, Chen Shuzhen, et al. Anti-occlusion tracking algorithm based on Mean Shift and fragments[J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(6): 1413 – 1419(in Chinese)
[8] Comaniciu D, Meer P. Robust analysis of feature space: color image segmentation[C]//Proc 1997 IEEE Conf Computer Vision and Pattern Recognition. Puerto Rico: IEEE Computer Society, 1997
[9] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annual Mathematical Statistics, 1967, 38(4): 325 – 339
[10] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976
[11] 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: 86 – 88
Han Chongzhao, Zhu Hongyan, Duan Zhansheng. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 86 – 88(in Chinese)

(编　辑:文丽芳)