

航迹关联和相对系统误差估计

任重义,姜碧琼

(宁夏大学 机械工程学院,宁夏 银川 750021)

摘要:航迹关联是多传感器多目标跟踪系统中的关键问题。当存在系统误差时航迹关联问题变得更复杂。本文将最优 Bayes 联合决策估计(JDE)法应用于存在系统误差的航迹关联中,并提出了简化的 JDE 法。最优 Bayes JDE,通过在航迹关联时考虑传感器相对系统误差的估计误差,在相对系统误差估计时考虑航迹关联误差,来提高航迹关联的正确率和相对系统误差的估计精度。提出的简化 JDE 法可减少计算量,其性能比最优 JDE 稍差。并给出了 matlab 仿真结果来验证方法的有效性。

关键词:目标跟踪;航迹关联;传感器偏差;估计和决策

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Track-to-Track Association and the Relative Bias Estimation

REN Zhongyi,JIANG Biqiong

(School of Mechanical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Track-to-track association problem is crucial for multi-sensor data fusion, and become complicated in the presence of sensor bias, random errors, and false tracks and missed tracks. The optimal Bayes joint decision and estimation (JDE) was applied to the track-to-track association in the presence of sensor bias and a simplified JDE was developed in the paper. According to optimal Bayes JDE, the estimate error of the relative sensor bias was taken into account when considering the track-to-track association and vice versa. Hence the accuracy of track-to-track association was enhanced and the relative bias estimate error was reduced. The proposed simplified JDE algorithm for computational simplicity was slightly worse than the optimal Bayes JDE. The matlab simulation result verified the feasibility and effectiveness of the method.

Key words: target tracking; track-to-track association; sensor bias; estimation and decision

0 引言

航迹关联是多传感器多目标观测数据融合的核心问题。在当前占主导地位分布式数据融合体系中,需要通过航迹关联确定不同传感器跟踪目标的配对,才能将来自同一目标而来自不同传感器的数据进行融合,得到更高质量的目标状态信息,提高跟踪精度。受传感器测量值中随机误差和系统噪声的影响,各传感器跟踪的目标状态(包括位置、速度等)存在较大偏差,给航迹相关处理带来很大的难度。在实际应用时,还存在测量噪声具有相关性、目标位置相对密集、目标点迹出现断续、传感器时钟存在偏差等因素,使航迹相关算法的正确率受较大影响。在这些影响因素中,传感器系统误差的影响最大,在航迹相关时如何减小其影响是一个难题。

提出了单匹配、中心匹配等算法对航迹关联中的传感器的相对系统误差进行估计^[1]。Stone 等^[2]

提出了基于快速傅里叶变换(FFT)、多维空间互相关函数等方法来估计传感器相对误差。文献[3]中对联合/边缘 MAP^[4]、中心匹配、最小方差估计等几种传感器相对系统误差估计法的性能进行了比较。上面提出的都是对相对系统误差进行估计,再将其从航迹关联中去除。Levedahl 在文献[5]将这个问题描述为一全局最紧邻模式(GNP)^[6]:首先在每一种航迹关联假设下计算传感器相对偏差,然后计算航迹关联假设的概率,选择最大概率的航迹关联假设作为航迹关联结果。这种方法是最优的算法,但其计算量随着目标数目的增加成指数增加,在实际应用中是不可行的。Papagenergiou 在文献[7]中提出了次优关联算法,以减少计算的复杂度。文献[8-9]对传感器系统偏差设置了先验分布,但在实际中,很难得到较准确的先验分布。文献[10-11]给出了参考拓扑的方法,但这种方法对航迹的漏检较敏感。

收稿日期:2012-11-03

基金项目:宁夏大学科学研究基金资助项目(ZR1245)

作者简介:任重义(1981-),男,宁夏回族自治区人,硕士,主要从事先进制造技术的研究。

本文将最优 Bayes 联合决策估计 (Bayes JDE)^[12]用于有偏航迹关联中,通过在航迹关联时考虑传感器相对偏差的估计误差,在相对偏差估计时考虑航迹关联误差,来提高航迹关联的准确度和相对误差的估计精度。但最优 Bayes JDE 计算量大,因此本文提出了一种简化 JDE 法,减少了计算量,其性能比最优 JDE 稍差。

1 问题的数学描述

本节介绍航迹关联和传感器系统误差的数学描述。本文所讨论的方法都是以 2 个传感器系统为例,易将其推广到多个传感器系统。

1.1 传感器系统误差模型

用 2 个独立传感器($s=1,2$)对监控区域进行目标跟踪,每个传感器提供一航迹集 $\{\tau_s\}_{i_s=1}^{n_s}$,航迹 τ_s 是 x_s 目标状态的估计向量和其协方差 \hat{P}_s 组成 (x_s, \hat{P}_s) 。航迹关联的任务是判断航迹对 (i_1, i_2) , $i_s=1, \dots, n_s, s=1,2$,是否来自同一目标。当传感器存在系统误差时,每个航迹 $\{\tau_s\}_{i_s=1}^{n_s}$ 的状态估计 \hat{x}_s ,可表示

$$\hat{x}_s = x_{t(s,i)} + e_s + x_{bn} \quad (i=1, \dots, n_s, s=1,2) \quad (1)$$

式中: $x_{t(s,i)}$ 为第 t 目标的状态向量,是从 s 传感器获得的第 i 条航迹中的状态信息; e_s 为估计的随机误差,由零均值协方差 \hat{P}_s 的 Gaussian 随机变量描述; x_{bn} 为传感器的系统误差。

1.2 航迹关联和传感器系统误差的数学表示

对于给定的 2 个传感器航迹集合,航迹关联假设定义为一映射 a ,定义域取值为 $\{1, \dots, n_1\}$,值域取值为 $\{1, \dots, n_2\}$ 。 $j=a(i)$ 表示传感器 1 的第 i 条航迹与传感器 2 的第 j 条航迹源于同一目标。航迹关联所有可能假设定义为 $A(n_1, n_2) \stackrel{\text{def}}{=} \{a: D \rightarrow \{1, \dots, n_2\} | D = \text{Dom}(a) \subseteq \{1, \dots, n_1\}, \#(\text{Im}(a)) = \#(D)\}$,其中 $\#(A)$ 为集合 A 的势。在航迹关联问题中,传感器的系统误差的绝对误差是没有意义的,只是关注两个传感器的系统误差的相对值,将定义为 $\Delta x_b \stackrel{\text{def}}{=} x_{b1} - x_{b2}$ 。其中 x_{b1}, x_{b2} 分别为传感器 1、2 的系统误差。

2 最优 Bayes JDE

本节对最优 Bayes JDE 原理进行介绍。设 x 是待估计值,决策包含 M 个候选决策: D_1, \dots, D_M ,这种方法的基本思想是最小化联合决策估计的 Bayes 风险

$$\bar{R} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\alpha_{ij} c_{ij} + \beta_{ij} E[C(x, \hat{x}) | D_i, H_j]) P\{D_i, H_j\} \quad (2)$$

式中: D_i 为第 i 个决策; c_{ij} 是决策为 D_i 而假设 H_j 为真时的决策代价; $C(x, \hat{x})$ 为估计代价函数; α_{ij}, β_{ij} 是决策估计的相对权重,对这两个参数进行调节可适用不同的问题。

对于任意给定的 $E[C(x, \hat{x}) | D_i, H_j]$,为最小化 \bar{R} ,最优决策 D 为

$$D = D_i \quad (C_i(z) \leq C_k(z), \forall k) \quad (3)$$

式中 $C_i(z)$ 为后验代价,且

$$C_i(z) = \sum_{j=1}^N (\alpha_{ij} c_{ij} + \beta_{ij} E[C(x, \hat{x}) | D_i, H_j]) P\{H_j | z\} \quad (4)$$

当给定决策域对数据空间 $\{D_1, \dots, D_M\}$ 划分,及估计代价函数 $C(x, \hat{x}) = \tilde{x}' \tilde{x}$ 时,式(2)得到的最优估计为

$$\hat{x} = \sum_i \hat{x}_{ij} \bar{P}\{D_i, H_j | z\} \quad (5)$$

其中,当 $z \in D_i$ 时有

$$\hat{x}_{ij} = E\{x | z, D_i, H_j\} = \hat{x}_j = E\{x | z, H_j\} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \bar{P}\{D_i, H_j | z\} &= \frac{\beta_{ij} P\{D_i, H_j | z\}}{\sum_{l,k} \beta_{lk} P\{D_l, H_k | z\}} = \\ &= \frac{\beta_{ij} P\{H_j | z, D_i\} P\{D_i | z\}}{\sum_{l,k} 1(z; D_l) \beta_{lk} P\{H_k | z\}} = \\ &= \frac{\beta_{ij} P\{H_j | z\}}{\sum_{l,k} 1(z; D_l) \beta_{lk} P\{H_k | z\}} \end{aligned} \quad (7)$$

$$1(z; D_i) = \begin{cases} 1 & z \in D_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $P\{H_j | z, D_i\} = P\{H_j | z\}$ 。

最优 Bayes 联合决策估计 (D, \hat{x}) 是上述最优决策和最优估计的结合,可由下列迭代算法实现,其收敛性在文献[12]中已证明。

1) 初始化。给定数据空间的初始划分 $D^0 = \{D_1^0, \dots, D_M^0\}$ 。

2) 估计。对于给定的数据划分 $D^k = \{D_1^k, \dots, D_M^k\}$,由式(5)计算最优估计值 \hat{x} 。

3) 决策更新。计算 D_i 每个决策的后验代价 $C_i^{k+1}(z)$,并计算 \bar{R}_k 。

4) 比较 \bar{R}_k 与 \bar{R}_{k-1} 。若 \bar{R}_k 与 \bar{R}_{k-1} 相差足够小,最小后验代价 $C_i^{k+1}(z)$ 对应的决策 D_i 作为最优决策,并将第 k 次迭代计算得到的估计 \hat{x} 作为最优估计;若相差较大,更新决策域 $D^{k+1} = \{D_1^{k+1}, \dots, D_M^{k+1}\}$,其中 $D_M^{k+1} = \{z: C_m^{k+1}(z) \leq C_m^{k+1}(z), \forall m\}$ 重

新计算 2), 3), 4)。

可通过调整 α_{ij} 和 β_{ij} 来满足不同的实际问题。很明显, 当 $i \neq j$ 时, $\alpha_{ij}c_{ij}$ 的值大于 $\alpha_{ii}c_{ii}$ 值, 以达到惩罚错误决策的目的。而 $i=j$ 时, β_{ij} 的值小于 β_{ii} , 这样的设置, 可使 JDE 的解对估计误差性能敏感。系数 α_{ij} 和 β_{ij} 参考文献[13]。

3 航迹关联和传感器相对系统误差的估计

存在系统误差的航迹关联中, 航迹关联和传感器相对系统误差的估计是不可分割的。在对传感器相对系统误差进行估计时, 必须考虑航迹关联问题; 同样在进行航迹关联时, 必须将传感器相对系统误差移除。因此有偏航迹关联属于联合决策估计问题, 本节将介绍最优 Bayes JDE 在有偏航迹中的应用, 并介绍本文提出的简化 JDE 方法。

$$P(a, \Delta x_b | z) = C^{-1} \left\{ \prod_{i \in \text{Dom}(a)} \frac{\exp[-(1/2) \chi_{a(i)}^2(\Delta x_b)]}{\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi(\hat{P}_{1i} + \hat{P}_{2a(i)})]}} \right\} \cdot \frac{\exp[-(1/2)(\Delta x_b)^T \bar{P}_{\Delta b}^{-1} \Delta x_b]}{\sqrt{\det[2\pi(\bar{P}_{\Delta b})]}} \quad (11)$$

来对决策和估计进行评价。其中, $a \in A(n_1, n_2)$, $\Delta x_b \in E, C$ 为归一化常数。 $\chi_{ij}^2(\Delta x_b)$ 定义为

$$\chi_{ij}^2(\Delta x_b) = (\hat{x}_{1i} - \hat{x}_{2j} - \Delta x_b)^T (\hat{P}_{1i} + \hat{P}_{2j})^{-1} (\hat{x}_{1i} - \hat{x}_{2j} - \Delta x_b) \quad (12)$$

$i=1, \dots, n_1, j=1, \dots, n_2$

$$P(a | \Delta x_b, z) = C'(\Delta x_b)^{-1} \cdot \left\{ \prod_{i \in \text{Dom}(a)} \frac{\exp[-(1/2) \chi_{a(i)}^2(\Delta x_b)]}{\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi(\hat{P}_{1i} + \hat{P}_{2a(i)})]}} \right\} \quad (13)$$

式(9)、(11)定义的概率密度函数只依赖当前时刻得到的航迹信息, 没有使用过去的信息。因此本

$$\text{Cost}(a, K | \Delta x_b, Z) = \sum_{n=1}^K \left\{ \sum_{i \in \text{Dom}(a)} \left[\frac{1}{2} \chi_{a(i)}^2(n, \Delta x_b) - \ln(\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi P(n)]}) \right] \right\} \quad (14)$$

文中: K 为当前时刻得到的每条航迹的量测数。

$$Z = \{z_n\}_{n=1}^K = \{(\hat{x}_{1i}(n), \hat{P}_{1i}(n)), (\hat{x}_{2j}(n), \hat{P}_{2j}(n)), i=1, \dots, n_1, j=1, \dots, n_2\}_{n=1}^K \quad (15)$$

其中 $\chi_{ij}^2(\Delta x_b, n)$ 表示为

$$\chi_{ij}^2(\Delta x_b, n) = (\hat{x}_{1i}(n) - \hat{x}_{2j}(n) - \Delta x_b)^T P(n)^{-1} \cdot (\hat{x}_{1i}(n) - \hat{x}_{2j}(n) - \Delta x_b) \quad (16)$$

$$P(n) = \hat{P}_{1i}(n) + \hat{P}_{2a(i)}(n) \quad (17)$$

式(12)使用了过去时刻的航迹信息, 不但可减少随机误差对决策估计的影响, 也可提高航迹关联正确率。因此, 本文将决策代价定义为

$$W(H_j, n) = \prod_{i \in \text{Dom}(H_j)} \frac{\exp[-(1/2) \chi_{ij}^2(\Delta x_b(H_j), n)]}{\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi(\hat{P}_{1i}(n) + \hat{P}_{2H_j(i)}(n))]}} \quad (22)$$

$$W(H_j) = \sum_{n=1}^K W(H_j, n) \quad (23)$$

3.1 基于最优 Bayes JDE 的有偏航迹关联

两传感器系统的航迹集 $\{\tau_s\}_{s=1}^n, s=1, 2$, 作为量测, 即 $z = \{\{\tau_{1i}\}_{i=1}^{n_1}, \{\tau_{2j}\}_{j=1}^{n_2}\}$ 。假设集 H_j 和决策集 D_i 定义为

$$\{H_j, j=1, \dots, N\} = A(n_1, n_2) \quad (9)$$

$$\{D_i, i=1, \dots, M\} = A(n_1, n_2) \quad (10)$$

式中: H_j 为第 j 种假设; D_i 为第 i 种决策; $A(n_1, n_2)$ 为航迹关联的所有可能假设所组成的集合。

为通过式(4)和式(2) 计算后验决策代价和后验 JDE 代价, 关键是计算 c_{ij} 和 $E[C(x, \hat{x}) | D_i, H_j]$ 。 c_{ij} 决策为 D_i 而 H_j 为真时的决策代价, 下面首先介绍决策代价 c_{ij} 的选取。

假设关联假设 a 和传感器相对系统误差 Δx_b 的联合后验概率分布密度^[3]为

式中: $\gamma = (1 - P_{D1})(1 - P_{D2})\bar{\gamma}$ 为传感器未检测到的目标密度, $\bar{\gamma}$ 为先验目标密度。

假设传感器相对系统误差给定, 可得到条件概率分布

文利用当前和过去的状态信息, 定义了条件概率函数的负对数函数作为关联代价函数, 即

$$c_{ij} = \text{Cost}(D_i, K | \Delta x_b(H_j)) \quad (18)$$

定义为 $C(x, \hat{x}) = \tilde{x}'\tilde{x}$ 。

由式(5)、(6)对传感器相对系统误差的估计过程中, 需要计算期望 $E[x | z, H_j]$ 和后验概率 $P\{H_j | z\}$ 分别为

$$E[x | z, H_j] = \Delta \hat{x}_b(H_j) \quad (19)$$

$$P\{H_j | z\} = \left[\sum_j W(H_j) \right]^{-1} W(H_j) \quad (20)$$

其中

$$\Delta \hat{x}_b(H_j) = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \hat{x}_b(n, H_j) \quad (21)$$

通过上述讨论, 航迹关联和相对系统误差估计可由式(2)、(3)、(6)计算得到。具体可由上节介绍

的迭代方法来实现。

3.2 简化 JDE

最优 Bayes JDE 计算复杂度随着目标数目的增加急速增加。而在实际应用中,多目标跟踪的航迹关联的时间必须限制在一定范围内,才能保证对目标跟踪的实时性。因此本文提出了一种简化的 JDE 算法,对最优化和计算时间进行折中。

式(9)包括两项,第一项是给定传感器相对系统误差时航迹关联的条件后验概率,第二项是相对

系统误差的先验概率。假设了传感器相对系统误差是随机变量,并假设其先验分布函数给定。但由于传感器系统误差变化很缓慢,很多情况下可视为常数,因此很难给出其先验分布。且在理论上第二项不应是先验概率,而是后验概率,

$$P(a, \Delta x_b | z) = P(a | \Delta x_b, z) P(\Delta x_b | z) \quad (24)$$

本文将第二项改为相对偏差的条件概率函数,得到联合概率分布函数

$$P(a, \Delta x_b | z) = C^{-1} \prod_{i \in \text{Dom}(a)} \frac{\exp[-(1/2) \chi_{ia(i)}^2(\Delta x_b)]}{\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi(\hat{P}_{1i} + \hat{P}_{2a(i)})]}} \cdot \frac{\exp[-(1/2)(\Delta x_b - \hat{\Delta x}_b(a))^T P_{\Delta b}^{-1}(a)(\Delta x_b - \hat{\Delta x}_b(a))]}{\sqrt{\det(2\pi P_{\Delta b}(a))}} \quad (25)$$

并考虑过去时刻的信息,本文使用的联合概率函数为

$$P(a, \Delta x_b | Z) = C_1^{-1} \prod_{n=1}^K \left\{ \prod_{i \in \text{Dom}(a)} \frac{\exp[-(1/2) \chi_{ia(i)}^2(\Delta x_b, n)]}{\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi P(n)]}} \right\} \cdot \frac{\exp[-(1/2)(\Delta x_b - \hat{\Delta x}_b(a))^T P_{\Delta b}^{-1}(a)(\Delta x_b - \hat{\Delta x}_b(a))]}{\sqrt{\det(2\pi P_{\Delta b}(a))}} \quad (26)$$

对(18)式直接求解其最优解非常难,这里采用以下迭代步骤实现:

1) 选择一对航迹 (i, j) , i 从传感器 1 中选择, j 从传感器 2 航迹中选择。航迹对满足 χ^2 值小于某

一阈值。相对系统误差 $\Delta \hat{x}_b^k (k=0)$ 由这对航迹计算得到, k 为迭代次数。

2) 假设相对系统误差为 $\Delta \hat{x}_b^{k-1}$, 通过最大化条件概率函数式(19)获得最优航迹关联 $a(k)$ 。

$$P(a | \Delta x_b, Z) = C'_1(\Delta x_b)^{-1} \prod_{n=1}^K \left\{ \prod_{i \in \text{Dom}(a)} \frac{\exp[-(1/2) \chi_{ia(i)}^2(\Delta x_b, n)]}{\hat{\gamma} \sqrt{\det[2\pi \hat{P}_{1i}(n) + \hat{P}_{2a(i)}(n)]}} \right\} \quad (27)$$

其中 $C'_1(\Delta x_b)$ 为 Δx_b 决定的归一化常数。

差得到 \hat{x}_b^{k-1} 。条件概率密度函数为

3) 通过最大化条件概率密度函数,修正相对偏

$$P(\Delta x_b | a, Z) = \frac{\exp[-(1/2)(\Delta x_b - \hat{\Delta x}_b(a))^T P_{\Delta b}^{-1}(a)(\Delta x_b - \hat{\Delta x}_b(a))]}{\sqrt{\det(2\pi(P_{\Delta b}(a))}} \quad (28)$$

4) 通过式(18)计算 $P(a(k), \Delta \hat{x}_b^k | Z)$, 比较 $P(a(k), \Delta \hat{x}_b^k | Z)$ 与 $P(a(k-1), \Delta \hat{x}_b^{k-1} | Z)$ 。若两者相差足够小(小于设置的阈值),迭代停止。否则,重新执行 2), 3), 4) 步。

4 仿真

本节通过仿真,对最优 Bayes JDE、简化 JDE、基于最小方差(MV)⁻²的性能进行比较。这里采用的性能参数有传感器相对系统误差的均方根误差(RMSE)和航迹关联的关联正确率进行评价。

仿真场景的建立:使用 2 个传感器对监控区域的 6 个目标进行跟踪监测,传感器 1 能监测到 6 个目标的航迹信息,传感器 2 只能监测到其中的 3 条航迹。本文对两种场景下的目标运动状态进行了仿

真,如图 1 所示,图中实线为目标运动路径。场景

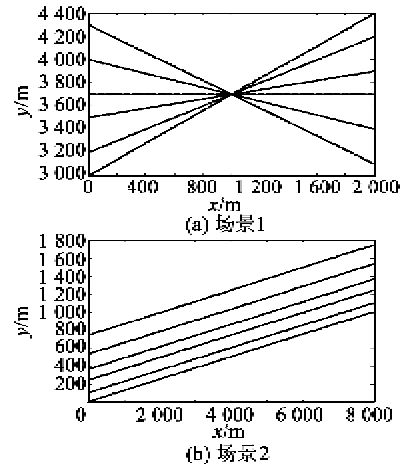


图 1 目标的运动航迹

1,6个目标从不同位置向同一位置移动,相交后再分开,如图1(a)所示。场景2,6个目标平行移动,如图1(b)所示。目标从左向右以某一固定速度移动,仿真时间为200s。传感器1位于(-1000m, -1000m),传感器2位于(500m, 500m)。2个传感器的随机量测误差的方差为100m。最优Bayes JDE的权重 α_{ij}, β_{ij} 是由实验决定的,这里不再详细叙述。本文选为 $\alpha_{ij}=1, \beta_{ii}=2, \beta_{ij}=0.1$ 。

图2、3为100次Monte Carlo仿真实验结果。由图2可看出,如果用关联正确率来评价,最优Bayes JDE和简化JDE法明显优于文献[3]中基于MV的方法,而简化JDE比最优Bayes JDE稍差。由图3可看出,简化JDE的估计在关联正确时性能

最好,但在关联出现差错时,性能受到影响。这是因为简化JDE的估计结果是基于航迹关联的,并没有对航迹关联可能出现错误作出修正。由于Bayes JDE通过系数 β_{ij} 调节不同的关联假设做出的估计的权重,最优Bayes JDE估计比MV估计结果好。最优Bayes JDE估计和MV估计对航迹关联错误并不敏感。

最优Bayes JDE中, α_{ij}, β_{ij} 不同的选择会得到不同的结果。如果需要更加关注估计部分,那就要增加 β_{ij} 值而减小 α_{ij} 值获得更好的估计性能。反之亦然。

5 结束语

本文将最优Bayes JDE应用于存在传感器偏差的航迹关联中,并提出了简化JDE法。并用传感器相对系统误差的均方根误差(RMSE)和航迹关联正确率,将最优Bayes JDE、简化JDE和文献[3]中提出的基于MV的方法进行了对比。最优Bayes JDE的关联性能优于其他两种方法。简化JDE关联稍微比最优Bayes JDE差,但明显优于基于MV的关联结果。但传感器相对系统误差的估计性能却与航迹关联的性能有所不同。简化JDE的估计是基于关联的,因此其估计性能与关联性能相关。最优Bayes JDE估计通过系数调整了关联假设的系数,在估计时考虑了关联代价,因此优于MV估计。本文没有关注算法计算量。但在实际应用中,计算量有效性非常重要。

参考文献:

- [1] MORI S, CHONG C Y. Effects of unpaired objects and sensor biases on track-to-track association: problems and solutions[C]//San Antonio, TX; In Proceedings of MSS National Symposium on Sensor and Data Fusion, 2000.
- [2] STONE L, WILLIAMS M, TRAN T. Track-to-track association and bias removal[J]. SPIE, 2002, 4728: 315-328.
- [3] MORI S, CHONG C. Comparison of bias removal algorithms in track-to-track association[C]//San Diego, California, USA; In Proceedings of SPIE Symposium on Signal and Data Processing of Small Targets, 2007: 6699.
- [4] DANFORD S, HERMAN S, KRAGEL B, et al. A branch and bound framework for joint MAP bias estimation and data association[C]//Monterey, CA; in

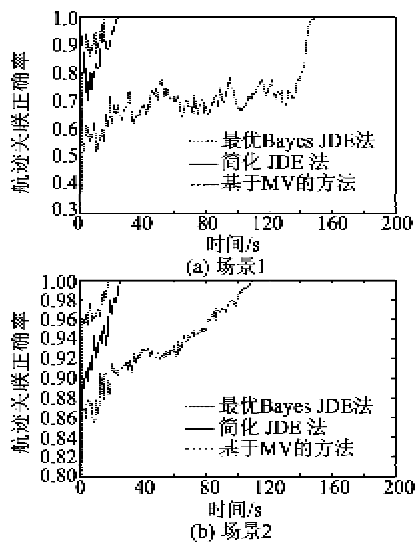


图2 航迹关联的正确率

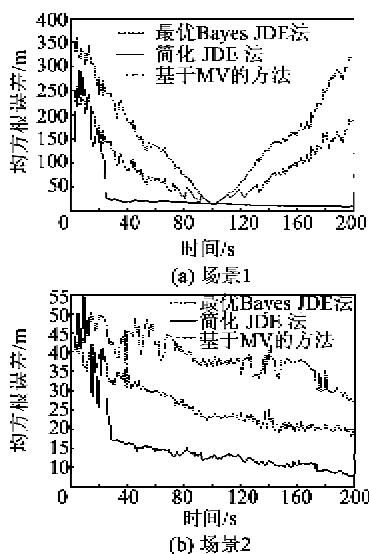


图3 传感器相对系统误差的均方根误差

- Proceedings of Workshop on Radar Resolution, Non-linear Estimation, and the Gratuitous Remarks on the Back of Envelope; A Tribute to Fred Daum, 2007.
- [5] LEVEDAHL M. Explicit pattern matching assignment algorithm[J]. SPIE, 2002, 4728: 461-469.
- [6] LEVEDAHL M. Algorithm and system for assigning observations; US, 7, 092, 924 B1[P]. 2006-08-15.
- [7] PAPAGEORGIOU D, SERGI J D. Simultaneous track-to-track association and bias removal using multistart local search[J]. Aerospace Conference, 2008 IEEE, 2008: 1-14.
- [8] PAPAGEORGIOU D, HOLENDER M. Track-to-track association and ambiguity management in the presence of sensor bias[C]//Seattle, Washington, USA; In Information Fusion, 2009 FUSION '09 12th International Conference on, 2009: 2012-2019.
- [9] FERRY J. Exact bias removal for the track-to-track association problem[C]//Seattle, Washington, USA; In Information Fusion, 2009 FUSION '09. 12th International Conference on, 2009: 1642-1649.
- [10] DU X J, WANG Y, SHAN X M. Track-to-track association using reference topology in the presence of sensor bias[C]//Edinburgh, UK; In Proc 2010 International Conf on Information Fusion, 2010: 2196-2201.
- [11] 吴泽民, 蒋叶金, 任姝婕. 拓扑序列航迹相关的高效修正算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2011, 38(2): 180-186.
- WU Zemin, JIANG Yejin, REN Shujie. Effectively-modified topology sequence track correlation algorithm[J]. Journal of Xidian University, 2011, 38(2): 180-186.
- [12] LI X R. Optimal bayes joint decision and estimation [C]//Canada; In Proc 2007 International Conf. on Information Fusion, Qu'ebec City, 2007.
- [13] LI X R, YANG M, RU J F. Joint tracking and classification based on bayes joint decision and estimation [C]//Qu'ebec City, Canada; In Proc 2007 International Conf on Information Fusion, 2007.

(上接第 655 页)

参考文献:

- [1] 杨建业. HRG 旋转式平台惯导系统建模与误差补偿技术研究[D]. 西安: 第二炮兵工程学院, 2011.
- [2] MOUSSA H, BOURQUIN R. Theory of direct frequency output vibrating gyroscopes[J]. IEEE Sensors Journal, 2006, 6(2): 310-315.
- [3] 罗小波, 邓磊, 杨富平. 基于 Kohonen 神经网络的遥感影像监督分类[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2011, 23(5): 616-620.
- LUO Xiaobo, DENG Lei, YANG Fuping. Research on remote sensing image classification based on Kohonen neural network[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications; Natural Science Edition, 2011, 23(5): 616-620.
- [4] 蔡自兴. 智能控制原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007: 140-170.
- [5] 张志鑫, 夏金桥, 蔡春龙. 光纤陀螺标度因数分段辨识的工程实现[J]. 中国惯性技术学报, 2008, 16(1): 99-103.
- ZHANG Zhixin, XIA Jinqiao, CAI Chunlong. Engineering realization of calibrating FOG's scale factor in segments[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2008, 16(1): 99-103.
- [6] 肖南峰, 姚永刚. 基于 RBF 神经网络的人脸识别算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2010(10): 56-67.
- XIAO Nanfeng, YAO Yonggang. Face recognition algorithm based on RBF neural networks[J]. Journal of Chongqing University of Technology; Natural Science, 2010(10): 56-67.
- [7] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006: 44-58.
- [8] 黄家彬, 王新国. 光纤陀螺零偏和标度因数补偿算法[J]. 电光与控制, 2011, 3(4): 153-158.
- HUANG Jiabin, WANG Xinguo. The compensation algorithm of FOG's bias and calibration factor[J]. Electronics Optics and Control, 2011, 3(4): 153-158.