

DOI:10.7652/xjtuxb201411022

采用熵函数法的多传感器空间配准算法的研究

郭军军, 元向辉, 韩崇昭

(西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对传感器空间配准问题,提出了一种基于滑窗法的极小化极大熵函数的传感器空间配准算法。该算法使用熵函数作为优化准则,根据传感器的量测模型推导出关于传感器系统偏差的目标函数,然后借助极大熵函数的思想,将目标函数的绝对值转化为对应的极大熵函数,并且使用拟牛顿法求得的极大熵函数的解作为传感器系统偏差的估计值。在单目标跟踪场景和多目标跟踪场景下,与传统传感器空间配准算法在相同的仿真条件下进行对比,仿真结果表明,所提算法能够有效地提高传感器距离量测和角度量测系统偏差的估计精度,从而实现高精度的空间目标跟踪。

关键词: 熵函数;空间配准;目标跟踪;传感器偏差估计

中图分类号: O121.8;G558 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2014)11-0128-07

A Space Registration Algorithm for Multi-Sensor Target Tracking Using an Entropy Function

GUO Junjun, YUAN Xianghui, HAN Chongzhao

(Ministry of Education Key Lab for Intelligent Networks and Network Security Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An algorithm using a mini-max entropy function is proposed for sensor registration. The algorithm uses an entropy function as the optimization criterion, and the objective function is formulated based on a measurement model. The principle of the maximum entropy is employed to transform the absolute value of the objective function into a maximum entropy function, and then a quasi-Newton method is used to minimize the maximum function to obtain the sensor biases. Simulation results in both the scenarios of a single target and the multiple targets and comparisons with the traditional registration algorithm show that the method has a significant improvement in performance of reducing errors of the sensor biases.

Keywords: the entropy function; spatial registration; target tracking; biases estimation

近年来,随着信息技术的发展,多传感器目标跟踪^[1]作为一种非常有效的跟踪方法,在目标跟踪领域得到了广泛的应用。所谓多传感器目标跟踪^[2-3],就是多个传感器分别对空间中的目标进行单独量测,然后借助融合的思想,将来自不同传感器的量测数据进行有效地结合,使之达到更加理想的跟踪效果。

然而,在多传感器目标跟踪中,由于受实际应用环境的影响,传感器自身往往存在着系统偏差。一般而言,传感器偏差主要来源于传感器自身误差、平台的位置误差和姿态误差、一个传感器到另一个传感器的转换误差等。这些偏差不同于传感器量测的随机误差,是一种固定的偏差。对于多传感器目标跟踪系统来说,本来是同一个目标,却由于相互偏差

收稿日期: 2014-04-25。 作者简介: 郭军军(1987—),男,博士生;元向辉(通信作者),男,博士,讲师。 基金项目: 国家“973 计划”资助项目(2013CB329405);国家自然科学基金委创新研究群体资助项目(61221063);国家自然科学基金资助项目(61203221)。

较大可能被认为是不同的目标,这被称为“鬼影”,如图 1 所示。例如,对 100 km 以外的目标进行跟踪,传感器角度如果有 1° 的偏差,量测值对目标的真实位置的偏差则可以达到 1.7 km。“鬼影”给航迹关联和融合带来了模糊和困难性,使融合得到的系统航迹的性能下降,丧失了多传感器处理本身应有的优点。因此,在多传感器目标跟踪中,必须考虑传感器系统偏差对跟踪效果的影响,而这种消除传感器系统偏差的过程称之为传感器空间配准。

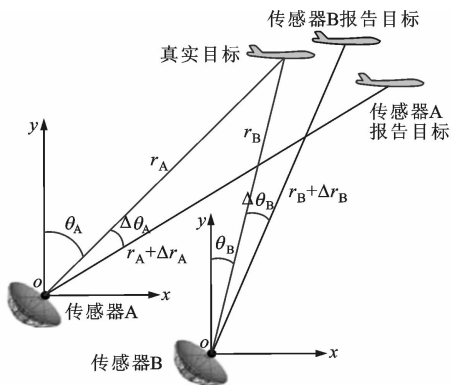


图 1 传感器系统偏差示意图

所谓空间配准,就是对各传感器的系统偏差进行估计和补偿。不同的空间配准方法所用的准则是不同的,主要包括基于交互式多模型(IMM)思想的传感器配准方法^[4-5]、基于滤波思想的配准方法^[6-9]、基于随机自适应搜索准则(GRASP)的配准方法^[10]、Qi 等提出的基于均值偏移法准则的配准算法^[11-12]、基于最小二乘准则的配准方法^[13-14]和基于极大似然准则的配准方法等。

针对传感器空间配准问题,提出了一种新的基于最大熵准则的传感器空间配准算法。最大熵原理认为,在只掌握部分信息的情况下,取符合约束条件但熵值最大的概率分布,这是能够做出的唯一无偏分配,而使用任何其他分配,都相当于对原来没有的信息做了随意的假设^[15]。李兴斯对极大熵函数做出了一系列有效的解法^[16-17]。受此方法的启发,本文提出了一种基于熵最大化原理的方法来求解传感器的系统偏差。算法的思路如下:首先,根据传感器的量测模型求出关于传感器偏差的目标函数;然后,借助极大熵函数的思想,将目标函数的绝对值转化为对应的极大熵函数;最后,使用拟牛顿法极小化对应的极大熵函数,求得的函数值即传感器的系统偏差。

基于熵最大化原理的空间配准算法的仿真结果显示,本文提出的算法相对于传统的空间配准算法,

在传感器的系统偏差的估计精度以及多传感器对空间目标的跟踪精度上都有一定的提高。

1 问题描述

1.1 目标运动学模型

选取与实际情况相同的三维笛卡尔直角坐标系为运动目标和传感器的公共坐标系。假设在公共坐标系中,目标的运动学模型可以描述为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, z_k, \dot{z}_k]^T$; $\mathbf{w}_k$ 为均值向量为 $\mathbf{0}$ 、方差为 $\mathbf{Q}_k = E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T]$ 的高斯白噪声; $k \in [1, N]$ 为采样时刻, N 为最大采样时刻; 矩阵 $\mathbf{F}$ 可以表示为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中 T 为采样周期。

1.2 传感器的量测模型

假设传感器 $i(i=1, 2, \dots)$ 分别同步地对量测空间中的运动目标进行观测。 k 时刻, 传感器 i 的量测模型可以表示为

$$\mathbf{z}_k^i = h(\mathbf{x}_k) + \boldsymbol{\eta}_k^i + \mathbf{v}_k^i \quad (2)$$

式中: $\mathbf{z}_k^i = [r_k^i, \theta_k^i, \eta_k^i]^T$; $\boldsymbol{\eta}_k^i = [\Delta r_k^i, \Delta \theta_k^i, \Delta \eta_k^i]^T$; $\mathbf{v}_k^i$ 为均值向量为 $\mathbf{0}$ 、方差为 $\mathbf{R}_k^i = E[\mathbf{v}_k^i (\mathbf{v}_k^i)^T]$ 的彼此相互独立的高斯白噪声, 且与 $\mathbf{w}_k$ 相互独立; $h(\mathbf{x}_k)$ 可以表示为

$$h(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} ((x_k - o_{x,k}^i)^2 + (y_k - o_{y,k}^i)^2 + (z_k - o_{z,k}^i)^2)^{1/2} \\ \text{atan} \frac{y_k - o_{y,k}^i}{x_k - o_{x,k}^i} \\ \text{atan} \frac{z_k - o_{z,k}^i}{((x_k - o_{x,k}^i)^2 + (y_k - o_{y,k}^i)^2)^{1/2}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 $o_k^i = (o_{x,k}^i, o_{y,k}^i, o_{z,k}^i)$ 表示 k 时刻传感器 i 在公共直角坐标系中的坐标值。

2 算法描述

文中使用基于滑窗法的极小化极大熵函数的配准算法来求解传感器的系统偏差 $\boldsymbol{\eta}_k$, 算法的具体思想为: 借助熵函数的优化准则(最大熵的思想)来优化滑窗内关于传感器系统偏差的目标函数(转化为对应的极大熵函数), 然后使用拟牛顿法^[18-19]求解

传感器的系统偏差。

2.1 传感器系统偏差的目标函数

不妨假设 k 时刻传感器量测极坐标系中运动目标的坐标值以及传感器系统偏差分别表示为 $(r_k^i, \theta_k^i, \eta_k^i)$ 、 $(\Delta r_k^i, \Delta \theta_k^i, \Delta \eta_k^i)$, 目标在公共直角坐标系中的真实坐标可以表示为 $\mathbf{x}_k^{\text{tr}} = (x_k^{\text{tr}}, y_k^{\text{tr}}, z_k^{\text{tr}})$ 。为了便于推导和计算, 现假设传感器数为 2, 由传感器量测原理可知, 传感器对量测空间中的运动目标进行观测, 即

$$\left. \begin{aligned} x_k^{\text{tr}} &= (r_k^1 - \Delta r_k^1) \cos(\eta_k^1 - \Delta \eta_k^1) \cos(\theta_k^1 - \Delta \theta_k^1) + o_{x,k}^1 + w_{x,k} \\ y_k^{\text{tr}} &= (r_k^1 - \Delta r_k^1) \cos(\eta_k^1 - \Delta \eta_k^1) \sin(\theta_k^1 - \Delta \theta_k^1) + o_{y,k}^1 + w_{y,k} \\ z_k^{\text{tr}} &= (r_k^1 - \Delta r_k^1) \sin(\eta_k^1 - \Delta \eta_k^1) + o_{z,k}^1 + w_{z,k} \\ x_k^{\text{tr}} &= (r_k^2 - \Delta r_k^2) \cos(\eta_k^2 - \Delta \eta_k^2) \cos(\theta_k^2 - \Delta \theta_k^2) + o_{x,k}^2 + w_{x,k} \\ y_k^{\text{tr}} &= (r_k^2 - \Delta r_k^2) \cos(\eta_k^2 - \Delta \eta_k^2) \sin(\theta_k^2 - \Delta \theta_k^2) + o_{y,k}^2 + w_{y,k} \\ z_k^{\text{tr}} &= (r_k^2 - \Delta r_k^2) \sin(\eta_k^2 - \Delta \eta_k^2) + o_{z,k}^2 + w_{z,k} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: $w_{x,k}, w_{y,k}, w_{z,k}$ 分别为 k 时刻目标在 x, y, z 坐标轴方向上的高斯噪声。

考虑到传感器的系统偏差 $\Delta r_k^i, \Delta \theta_k^i, \Delta \eta_k^i$ 为很小的值, 因此可以合理地做以下近似: $\sin \Delta \theta_k^i \approx \Delta \theta_k^i$, $\cos \Delta \theta_k^i \approx 1$, $\sin \Delta \eta_k^i \approx \Delta \eta_k^i$, $\cos \Delta \eta_k^i \approx 1$, 同时省略偏差的高次项。此时, 式(4)可以近似表示为

$$\begin{bmatrix} x_k^{\text{tr}} \\ y_k^{\text{tr}} \\ z_k^{\text{tr}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k^1 \cos \theta_k^1 \cos \eta_k^1 \\ r_k^1 \sin \theta_k^1 \cos \eta_k^1 \\ r_k^1 \sin \eta_k^1 \end{bmatrix} + \mathbf{I}_k^1 \cdot \begin{bmatrix} \Delta r_k^1 \\ \Delta \theta_k^1 \\ \Delta \eta_k^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} o_{x,k}^1 \\ o_{y,k}^1 \\ o_{z,k}^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{x,k} \\ w_{y,k} \\ w_{z,k} \end{bmatrix} \quad (5a)$$

$$\begin{bmatrix} x_k^{\text{tr}} \\ y_k^{\text{tr}} \\ z_k^{\text{tr}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k^2 \cos \theta_k^2 \cos \eta_k^2 \\ r_k^2 \sin \theta_k^2 \cos \eta_k^2 \\ r_k^2 \sin \eta_k^2 \end{bmatrix} + \mathbf{I}_k^2 \cdot \begin{bmatrix} \Delta r_k^2 \\ \Delta \theta_k^2 \\ \Delta \eta_k^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} o_{x,k}^2 \\ o_{y,k}^2 \\ o_{z,k}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{x,k} \\ w_{y,k} \\ w_{z,k} \end{bmatrix} \quad (5b)$$

式中 $\mathbf{I}_k^1, \mathbf{I}_k^2$ 分别可以表示为

$$\mathbf{I}_k^1 = \begin{bmatrix} -\cos \theta_k^1 \cos \eta_k^1 & r_k^1 \sin \theta_k^1 \cos \eta_k^1 & r_k^1 \cos \theta_k^1 \sin \eta_k^1 \\ -\sin \theta_k^1 \cos \eta_k^1 & -r_k^1 \cos \theta_k^1 \cos \eta_k^1 & r_k^1 \sin \theta_k^1 \sin \eta_k^1 \\ -\sin \eta_k^1 & 0 & r_k^1 \cos \eta_k^1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{I}_k^2 =$$

$$\begin{bmatrix} -\cos \theta_k^2 \cos \eta_k^2 & r_k^2 \sin \theta_k^2 \cos \eta_k^2 & r_k^2 \cos \theta_k^2 \sin \eta_k^2 \\ -\sin \theta_k^2 \cos \eta_k^2 & -r_k^2 \cos \theta_k^2 \cos \eta_k^2 & r_k^2 \sin \theta_k^2 \sin \eta_k^2 \\ -\sin \eta_k^2 & 0 & r_k^2 \cos \eta_k^2 \end{bmatrix}$$

假设传感器对目标的观测为同步观测, 因此在 k 时刻, 对同一个量测目标满足: 式(5a)等同式(5b)。令式(5a)等号右边的表达式等于式(5b)等号右边的表达式, 等式可以进一步简化为

$$\mathbf{I}_k \boldsymbol{\eta}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \bar{\mathbf{o}}_k + \bar{\mathbf{w}}_k \quad (6)$$

式中: $\bar{\mathbf{w}}_k = [w_{x,k}, w_{y,k}, w_{z,k}]^T - [w_{x,k}, w_{y,k}, w_{z,k}]^T$; $\bar{\mathbf{w}}_k$ 为均值为 0、方差为 $\bar{\mathbf{Q}} = \text{diag}[2Q_{w_{x,k}}, 2Q_{w_{y,k}}, 2Q_{w_{z,k}}]$ 的高斯白噪声。 $\boldsymbol{\eta}_k, \mathbf{I}_k, \bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{o}}_k$ 分别可以表示为

$$\boldsymbol{\eta}_k = [\Delta r_k^1, \Delta \theta_k^1, \Delta \eta_k^1, \Delta r_k^2, \Delta \theta_k^2, \Delta \eta_k^2]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{I}_k = [\mathbf{I}_k^1, -\mathbf{I}_k^2] \quad (8)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \begin{bmatrix} r_k^1 \cos \theta_k^1 \cos \eta_k^1 \\ r_k^1 \sin \theta_k^1 \cos \eta_k^1 \\ r_k^1 \sin \eta_k^1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_k^2 \cos \theta_k^2 \cos \eta_k^2 \\ r_k^2 \sin \theta_k^2 \cos \eta_k^2 \\ r_k^2 \sin \eta_k^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\bar{\mathbf{o}}_k = \begin{bmatrix} o_{x,k}^1 \\ o_{y,k}^1 \\ o_{z,k}^1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} o_{x,k}^2 \\ o_{y,k}^2 \\ o_{z,k}^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

令

$$\mathbf{J}_k = \mathbf{I}_k \boldsymbol{\eta}_k - \bar{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{o}}_k - \bar{\mathbf{w}}_k \quad (11)$$

定义 $\mathbf{J}_k$ 为 k 时刻关于传感器系统偏差 $\boldsymbol{\eta}_k$ 的目标函数。

假设 k 时刻时传感器 i ($i=1, 2$) 的系统偏差真值为 $\boldsymbol{\eta}_k^* = [\Delta r_k^{*,1}, \Delta \theta_k^{*,1}, \Delta \eta_k^{*,1}, \Delta r_k^{*,2}, \Delta \theta_k^{*,2}, \Delta \eta_k^{*,2}]^T$ 。对于式(11), 系统偏差真值 $\boldsymbol{\eta}_k^*$ 满足 $\mathbf{J}_k(\boldsymbol{\eta}_k^*) = 0$, 因此可以通过方程 $\mathbf{J}_k(\boldsymbol{\eta}_k) = 0$ 来求解传感器系统偏差 $\boldsymbol{\eta}_k$ 。

然而, 仅仅使用单个时刻 k 的量测数据, 上述方程组为欠定方程组, 不能求得传感器的系统偏差 $\boldsymbol{\eta}_k$, 考虑使用基于滑窗法的算法来求解 $\boldsymbol{\eta}_k$, 不妨假设 $[k_1, k_2]$ 为滑窗内所包含的量测时刻(假设系统偏差为固定值)。但是, 由于过程噪声和量测噪声 $\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k$ 的干扰或者外界因素的影响, 通过优化来求解 $\boldsymbol{\eta}_k$ 更为合理, 即

$$\min \left\{ \sum_{i=k_1}^{k_2} | \mathbf{J}_i(1,1) | \right\} \& \min \left\{ \sum_{i=k_1}^{k_2} | \mathbf{J}_i(2,1) | \right\} \& \min \left\{ \sum_{i=k_1}^{k_2} | \mathbf{J}_i(3,1) | \right\}$$

式中: $\mathbf{J}_i(1,1), \mathbf{J}_i(2,1), \mathbf{J}_i(3,1)$ 分别表示向量 $\mathbf{J}_i(\boldsymbol{\eta}_i)$ 第 1 行、第 2 行和第 3 行的表达式。这种处理方式比起直接求解方程组

$$\sum_{i=k_1}^{k_2} J_i(\boldsymbol{\eta}) = 0$$

更加合理。

结合文中的特定条件,也可以通过优化

$$\min \left\{ \sum_{i=k_1}^{k_2} |J_i(1,1)| + |J_i(2,1)| + |J_i(3,1)| \right\}$$

来求解传感器的系统偏差。

2.2 目标函数的极大熵函数

文中引入了基于极大熵函数准则的优化方法。极大熵函数本质上是使用 Jaynes 提出的最大熵原理作为一个辅助推理准则,求得原函数对应的极大熵函数,同时控制参数 p 取一个比较大的有限值,然后使用拟牛顿法求得传感器系统偏差足够近似的解。极大熵函数的算法思想如下。

对于形如

$$f(x) \equiv \max_{1 \leq i \leq m} \{f_i(x)\}$$

的优化问题,可以转化为优化 $f(x)$ 对应的“凝聚”函数(极大熵函数)。 $f(x)$ 对应的极大熵函数形如

$$F_p(x) = \frac{1}{p} \ln \left\{ \sum_{i=1}^m e^{pf_i(x)} \right\}$$

式中: p 为一个非常大的常数。同时可以证明,当 p 趋于无穷大时, $F_p(x)$ 一致逼近 $f(x)$ 。

k 时刻有下式成立

$$\begin{aligned} & |J_k(1,1)| + |J_k(2,1)| + |J_k(3,1)| = \\ & \max\{J_k(1,1), -J_k(1,1)\} + \\ & \max\{J_k(2,1), -J_k(2,1)\} + \\ & \max\{J_k(3,1), -J_k(3,1)\} \end{aligned} \quad (12)$$

根据极大熵函数的思想, k 时刻式(12)对应的极大熵函数为

$$\begin{aligned} F_{J_k} = & \frac{1}{p} \ln \{e^{J_k(1,1)} + e^{-J_k(1,1)}\} + \frac{1}{p} \ln \{e^{J_k(2,1)} + \\ & e^{-J_k(2,1)}\} + \frac{1}{p} \ln \{e^{J_k(3,1)} + e^{-J_k(3,1)}\} \end{aligned} \quad (13)$$

此时,系统偏差 $\boldsymbol{\eta}_k$ 的求解变为极小化

$$\min \left\{ \sum_{i=k_1}^{k_2} F_{J_i} \right\}$$

的过程。

2.3 传感器的配准算法

针对单目标和多目标跟踪场景,对应的传感器配准算法由下文给出。

2.3.1 单目标跟踪场景 当传感器系统偏差变化时,在单目标跟踪场景中,只能估计出相邻时刻传感器系统偏差的变化值,偏差的真值是估计不到的^[20]。因此,本小节仅仅考虑传感器系统偏差固定

的情况。

不失一般性,对于 $\forall k \in [1, N]$,假设传感器对运动目标 t 在滑窗 $[k-s, k]$ 内的量测数据集为 $\mathbf{z}^{t,k} = [\mathbf{z}_{k-s}^1, \mathbf{z}_{k-s}^2, \dots, \mathbf{z}_k^1, \mathbf{z}_k^2]$,其中滑窗的长度 s 为一个不是很大的正整数。令

$$\mathbf{J}^{t,k} = \sum_{u=k-s}^k \mathbf{J}_u = \sum_{u=k-s}^k \mathbf{r}_u \boldsymbol{\eta} - \mathbf{x}_u - \mathbf{o}_u - \mathbf{w}_u \quad (14)$$

结合 2.2 节的转化思想,系统偏差的求解可以转化为极小化 $F_{J^{t,k}}$ 的过程,表示为

$$\begin{aligned} F_{J^{t,k}} = & \sum_{u=k-s}^k \frac{1}{p} \ln \{e^{J_u^{(1,1)}} + e^{-J_u^{(1,1)}}\} + \\ & \sum_{u=k-s}^k \frac{1}{p} \ln \{e^{J_u^{(2,1)}} + e^{-J_u^{(2,1)}}\} + \\ & \sum_{u=k-s}^k \frac{1}{p} \ln \{e^{J_u^{(3,1)}} + e^{-J_u^{(3,1)}}\} \end{aligned} \quad (15)$$

此时, k 时刻传感器系统偏差为

$$\boldsymbol{\eta}_k = \operatorname{argmin} \{F_{J^{t,k}}\} \quad (16)$$

2.3.2 多目标跟踪场景 不失一般性,假设不同时刻传感器的系统偏差不一定相等。考虑使用某一个时刻 $k \in [1, N]$,传感器 $i(i=1,2)$ 对量测空间内所有目标 $t \in [1, 2, \dots]$ 的量测数据集 $\mathbf{z}_k$ 来估计 k 时刻传感器的系统偏差,其中量测数据集可以表示为 $\mathbf{z}_k = [\mathbf{z}_k^{1,1}, \mathbf{z}_k^{2,1}, \dots, \mathbf{z}_k^{t,1}, \mathbf{z}_k^{1,2}, \mathbf{z}_k^{2,2}, \dots, \mathbf{z}_k^{t,2}]$ 。令

$$\mathbf{J}^k = \sum_{j=1}^t \mathbf{J}_j^k = \sum_{j=1}^t \mathbf{r}_j^k \boldsymbol{\eta}_k - \mathbf{x}_j^k - \mathbf{o}_k - \mathbf{w}_j^k \quad (17)$$

结合 2.2 节的转化思想,系统偏差 $\boldsymbol{\eta}_k$ 的求解可以转化为极小化 F_{J^k} 的过程,即

$$\begin{aligned} F_{J^k} = & \sum_{j=1}^t \frac{1}{p} \ln \{e^{J_j^{(1,1)}} + e^{-J_j^{(1,1)}}\} + \\ & \sum_{j=1}^t \frac{1}{p} \ln \{e^{J_j^{(2,1)}} + e^{-J_j^{(2,1)}}\} + \\ & \sum_{j=1}^t \frac{1}{p} \ln \{e^{J_j^{(3,1)}} + e^{-J_j^{(3,1)}}\} \end{aligned} \quad (18)$$

此时, k 时刻传感器系统偏差为

$$\boldsymbol{\eta}_k = \operatorname{argmin} \{F_{J^k}\} \quad (19)$$

2.3.3 极小化极大熵函数配准算法 结合式(7)~(11)、式(15)~(16)、式(18)~(19),基于滑窗法的极小化极大熵函数的空间配准算法流程如下:

(1)参数初始化, $k=0$ 时传感器 $i(i=1,2)$ 的系统偏差 $\Delta r_0^i = 0, \Delta \theta_0^i = 0, \Delta \eta_0^i = 0, N$ 为最大采样时刻,令 $p=10^6$ (经验值);

(2) $\forall k \in [1, \dots, N]$,根据式(14)、式(17),由量测数据集 $\mathbf{z}^{t,k}, \mathbf{z}_k$,计算 k 时刻的 $\mathbf{J}^{t,k}, \mathbf{J}^k$,然后根据式(15)、式(18),计算相应的极大熵函数 $F_{J^{t,k}}, F_{J^k}$;

(3)使用 BFGS 拟牛顿法,根据式(16)、式(19),

极小化 $\min\{F_{j',k}\}, \min\{F_j^k\}$, 求出 k 时刻传感器 i ($i=1, 2$) 的系统偏差 $(\Delta r_k^i, \Delta \theta_k^i, \Delta \eta_k^i)$;

(4) 令 $k=k+1$, 若 $k \leq N$, 跳转到(2), 否则跳出循环, 结束程序。

3 数值仿真

3.1 仿真场景

传感器同步地对空中的运动目标 $t(t=1, 2, \dots)$ 进行量测, 传感器和目标在公共坐标系中的几何位置关系如图2所示, 运动目标满足式(1)所示的动态方程。其中, 过程噪声、量测噪声的标准差 $\sigma_{x_k} = \sigma_{y_k} = \sigma_{z_k} = 5 \text{ m}$, $\sigma_{\dot{x}_k} = \sigma_{\dot{y}_k} = \sigma_{\dot{z}_k} = 1 \text{ m/s}$, $\sigma_{r_1} = \sigma_{r_2} = 1 \text{ m}$, $\sigma_{\theta_1} = \sigma_{\theta_2} = 10^{-4} \text{ rad}$, $\sigma_{\eta_1} = \sigma_{\eta_2} = 10^{-4} \text{ rad}$, 采样周期 $T=1 \text{ s}$ 。 $k=0$ 时目标的初始状态服从正态分布 $N(x_i^{\text{tr}}, \mathbf{P}(0|0))$, 其中方差矩阵满足 $\mathbf{P}(0|0) = \text{diag}[(2 \text{ km})^2, (20 \text{ m/s})^2, (2 \text{ km})^2, (20 \text{ m/s})^2, (2 \text{ km})^2, (20 \text{ m/s})^2]$ 。为了说明算法的有效性, 用基于滑窗法的批处理最小二乘算法(MWLS)、基于滑窗法的批处理极大似然算法(MWBML)和文中提出的基于滑窗法的极小化极大熵函数算法(MWMME)进行对比仿真。文中所有仿真都是基于100次蒙特卡洛的仿真结果。

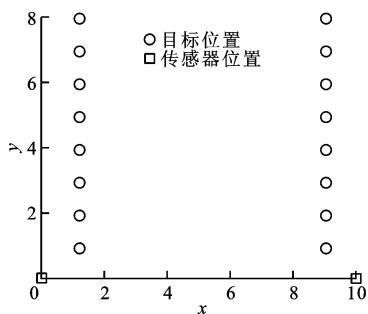
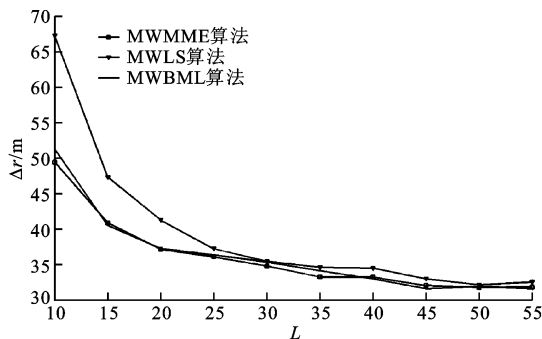


图2 传感器与目标空间几何关系图

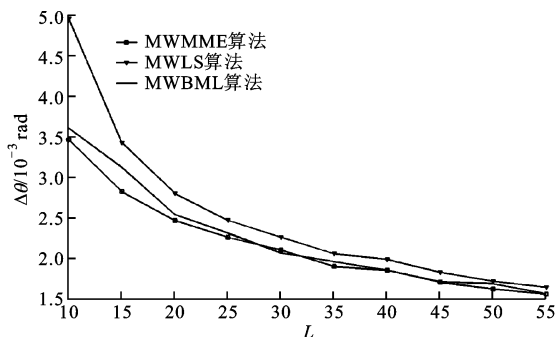
3.2 仿真结果

3.2.1 单目标跟踪场景 不妨假设传感器的系统偏差为 $[20 \text{ m}, 2 \times 10^{-3} \text{ rad}, 2 \times 10^{-3} \text{ rad}, 20 \text{ m}, 2 \times 10^{-3} \text{ rad}, 2 \times 10^{-3} \text{ rad}]^T$, 使用传感器对同一个运动目标的量测数据采用 MWMME 算法对传感器系统偏差进行估计, 并与传统的配准算法进行对比仿真。仿真结果如图3、图4所示, 其中量测噪声标准差 $\sigma^* = [\sigma_r^*, \sigma_\theta^*, \sigma_\eta^*]$, $\sigma_\theta^* = \sigma_\eta^* = 2 \times 10^{-3} \text{ rad}$, $\sigma_r^* = 20 \text{ m}$ 。

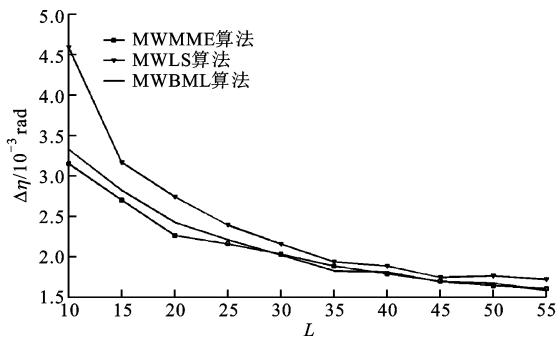
由图3、图4可知, 随着滑窗长度 L 、 σ 的变化, MWMME 算法求得的 Δr 、 $\Delta \theta$ 、 $\Delta \eta$ 的 RMSE 曲线基本都在 MWLS、MWBML 配准算法求得的传感器偏差的 RMSE 曲线下方。由此证明, 当 L 、 σ 变化



(a) Δr 的 RMSE 随 L 的变化曲线



(b) $\Delta \theta$ 的 RMSE 随 L 的变化曲线

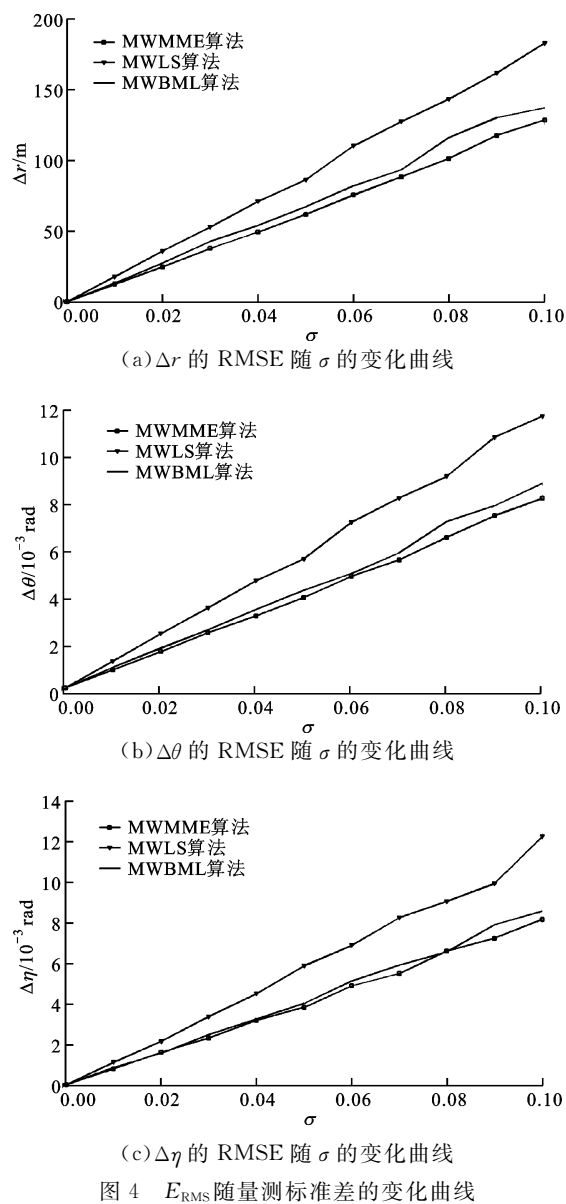


(c) $\Delta \eta$ 的 RMSE 随 L 的变化曲线

图3 E_{RMS} 随滑窗长度的变化曲线

时, 相对于 MWLS、MWBML 配准算法, MWMME 算法能够有效地提高对传感器偏差的估计精度。

3.2.2 多目标跟踪场景 不妨假设传感器的距离偏差和角度偏差都在随时间缓慢地变化(不一定为固定值), 使用传感器分别对量测空间中的所有目标进行观测, 空间位置关系图如图2所示。在每一个量测时刻 $k \in [1, N]$, 使用当前时刻传感器对所有目标的量测数据, 利用 2.3.2、2.3.3 节提出的配准算法对传感器的系统偏差进行估计。传感器对目标位置估计值的 RMSE 随采样时刻 k 的变化曲线如图5所示, 任取一量测时刻 $k=5 \text{ s}$, 传感器对空间目标估计值的 RMSE 随被关联的目标数目 M 以及 σ 的变化情况如图6、图7所示。



由图 5 可知,随着 T 的变化,MWMME 算法求得的目标位置估计值的 RMSE 曲线整体都在 MWLS、MWBML 配准算法求得的 RMSE 曲线下方。由此证明,相对于传统的 MWLS、MWBML 配准算法,MWMME 算法能够有效地提高对空间目标的跟踪精度。

由图 6、图 7 可知,随着 M 及 σ 的变化,MWMME 算法基于 100 次蒙特卡洛仿真求得的目标位置估计值的 RMSE 曲线基本都在 MWLS、MWBML 配准算法求得的 RMSE 曲线下方。由此证明,当 M 或者 σ 变化时,相对于传统的 MWLS、MWBML 配准算法,MWMME 算法能够有效地提高对空间目标的跟踪精度。

图 5 中目标位置估计值的 RMSE 随 T 缓慢上

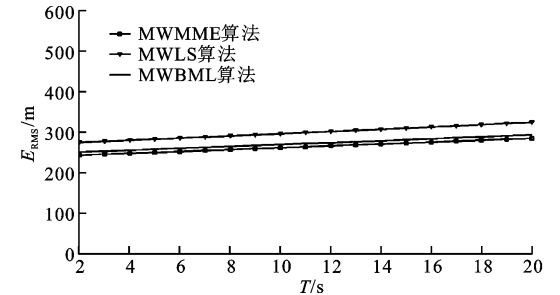


图 5 目标位置估计值的 RMSE 随 T 的变化

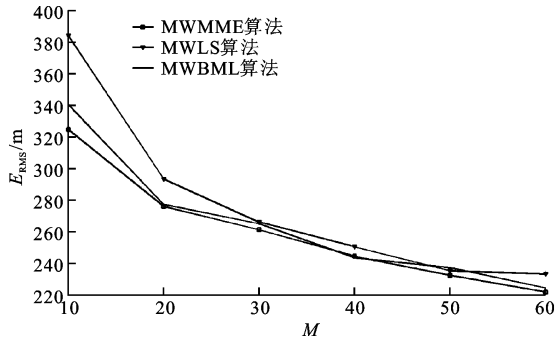


图 6 目标位置估计值的 RMSE 随 M 的变化

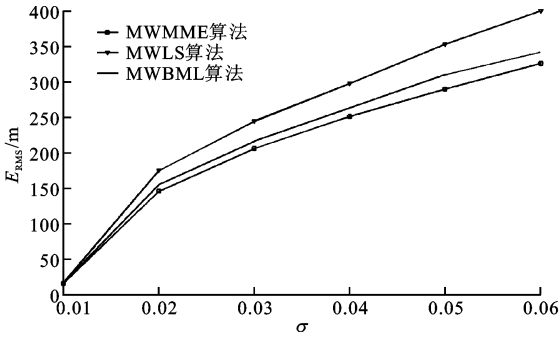


图 7 目标位置估计值的 RMSE 随 σ 的变化

升是因为当目标离传感器越远时,系统偏差的估计误差对目标位置的估计精度影响越大,因此导致传感器对目标位置估计值的 RMSE 随着时间的变化缓慢上升。

4 结 论

文中提出了一种基于滑窗法的极小化极大熵函数(MWMME)的传感器空间配准算法,使用基于最大熵原理的极大熵函数法来求解传感器的系统偏差,并且分别对单目标跟踪场景中传感器系统偏差为固定值和多目标跟踪场景中传感器系统偏差缓慢变化这两种情况,提出了相应的空间配准算法,并与传统的传感器空间配准算法在相同的仿真条件下进行对比仿真。通过对比仿真可知,MWMME 配准算法比起传统的配准算法,在传感器系统偏差的估计精度以及对运动目标的跟踪精度上都有一定程度的提高。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] YAAKOV B. Multitarget-multisensor tracking: applications and advances [M]. Norwood, MA, USA: Artech House, 2000: 355-401.
- [3] BLACKRNAN S, HOUSE A. Design and analysis of modern tracking systems [M]. Norwood, MA, USA: Artech House, 1999: 556-612.
- [4] YE Hong, YANG Zhanping, LI Jun, et al. The registration algorithm for heterogeneous spatiotemporal measurements in multi-sensor systems [J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2013, 48(3): 1804-1810.
- [5] LI Wenling, JIA Yingmin, DU Junping, et al. State estimation for jump Markov linear systems with uncompensated biases [C]//Proceedings of the American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 4903-4908.
- [6] 郭徽东, 章新华, 许林周, 等. 基于融合反馈的多传感器空间偏差配准方法 [J]. 控制与决策, 2007, 22(5): 577-580.
GUO Huidong, ZHANG Xinhua, XU Linzhou. Multisensor spatial registration algorithm based on feedback [J]. Control and Decision, 2007, 22(5): 577-580.
- [7] 连峰, 韩崇昭, 彭一峰, 等. 基于广义似然比的自适应在线配准算法 [J]. 控制与决策, 2009, 24(1): 23-28.
LIAN Feng, HAN Chongzhao, PENG Yifeng, et al. Adaptive on-line registration algorithm based on GLR [J]. Control and Decision, 2009, 24(1): 23-28.
- [8] LIAN Feng, HAN Chongzhao, SHI Yong. Adaptive on-line registration algorithm based on GLR [C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 2220-2226.
- [9] VERMAAK J, MASKELL S, BRIERS M. Online sensor registration [C]//Proceedings of Aerospace Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 2117-2125.
- [10] HIRSCH M J, PARDALOS P M, RESENDE M G C. Sensor registration in a sensor network by continuous GRASP [C]//Proceedings of Military Communications Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1-6.
- [11] QI Yongqing, JING Zhongliang, HU Shiqiang, et al. Mean shift registration algorithm for dissimilar sensors [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2009, 14: 179-183.
- [12] QI Yongqing, JING Zhongliang, HU Shiqiang, et al. New method for dynamic bias estimation: Gaussian mean shift registration [J]. Optical Engineering, 2008, 47(2): 401-408.
- [13] RISTIC B, OKELLO N. Sensor registration in ECEF coordinates using the MLR algorithm [C]//Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 135-142.
- [14] ZHOU Yifeng, LEUNG H, BLANCHETTE M. Sensor alignment with earth-centered earth-fixed coordinate system [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(2): 410-418.
- [15] JAYNES E T. On the rationale of maximum-entropy methods [J]. Proceedings of the IEEE, 1982, 70(9): 939-952.
- [16] 李兴斯. 一类不可微优化问题的有效解法 [J]. 中国科学: A 辑, 1994, 24(4): 371-377.
LI Xingsi. The effective solution of a class of non differentiable optimization problems [J]. Science in China: Series A, 1994, 24(4): 371-377.
- [17] 李兴斯. 非线性极大极小问题的一个有效解法 [J]. 科学通报, 1991, 36(19): 1448-1450.
LI Xingsi. An effective method for solving nonlinear min-max problems [J]. Chinese Science Bulletin, 1991, 36(19): 1448-1450.
- [18] LI Donghui, FUKUSHIMA M. On the global convergence of the BFGS method for nonconvex unconstrained optimization problems [J]. Journal of Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001, 11(4): 1054-1064.
- [19] WEI Zengxin, LI Guoyin, QI Liqun. New quasi-Newton methods for unconstrained optimization problems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 175(2): 1156-1188.
- [20] LIN Xiangdong, YAAKOV B, KIRUBARAJAN T. Exact multisensor dynamic bias estimation with local tracks [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 576-590.

(编辑 赵炜)