

# 基于贝叶斯理论框架的传感器选择算法

郭军军<sup>1</sup> 韩崇昭<sup>1</sup>

**摘要** 针对大规模传感器网络 (Large-scale sensor networks) 的目标跟踪问题, 本文在贝叶斯 (Bayes) 框架下, 提出了一种全新的基于传感器选择的多传感器目标跟踪算法. 算法的具体思路为: 首先基于 Bayes 框架, 根据不同的管理目标, 推导出传感器选择的目标函数; 然后根据目标函数, 计算出相应的传感器选择方案; 最后将选择的传感器进行数据融合, 求得传感器网络的目标跟踪结果. 相比传统的基于量测野值点剔除思想的目标跟踪算法以及基于系统偏差估计的传感器配准算法, 本文提出的基于传感器选择的多传感器目标跟踪算法不仅目标跟踪精度更高, 且跟踪性能更稳定. 同时本文提出的传感器选择算法还可以适用于杂波数目较少的目标跟踪场景. 仿真结果说明了本文所提算法的有效性.

**关键词** 大规模传感器网络, 贝叶斯理论, 传感器选择, 目标跟踪, 信息融合

**引用格式** 郭军军, 韩崇昭. 基于贝叶斯理论框架的传感器选择算法. 自动化学报, 2018, 44(8): 1425–1435

**DOI** 10.16383/j.aas.2017.c160458

## A Novel Sensor Selection Approach With Bayes Framework for Target Tracking

GUO Jun-Jun<sup>1</sup> HAN Chong-Zhao<sup>1</sup>

**Abstract** In large-scale sensor networks, a target tracking approach based on sensor selection is presented in the Bayes framework. The proposed approach mainly contains the following three steps. Firstly, the objective function is obtained in the Bayes framework. Then, the sensor selection strategy is adopted according to the objective function. Finally, tracking results are obtained by fusion of those selected sensors. Compared with the traditional target tracking approach, the proposed sensor selection approach is much easier and more reliable. Moreover, the clustered target tracking scenarios are considered in this research, thus so the proposed approach is robust for target tracking applications. Simulation results show the effectiveness of the proposed approach.

**Key words** Large-scale sensor network, Bayes framework, sensor selection, target tracking, information fusion

**Citation** Guo Jun-Jun, Han Chong-Zhao. A novel sensor selection approach with Bayes framework for target tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(8): 1425–1435

随着传感器技术和雷达量测技术的飞速发展, 传感器的种类和数目变得越来越丰富, 因此在目标跟踪场景中, 我们可以使用大量的传感器同时对空间目标进行跟踪和检测. 近年来, 多传感器甚至大规模传感器网络目标跟踪技术得到了越来越广泛的应用<sup>[1–3]</sup>.

使用大规模传感器网络对空间目标进行跟踪时, 传感器由于受所处环境的影响, 例如, 量测空间中可能存在少量杂波干扰、传感器存在系统偏差等. 特别是对于大规模传感器网络, 几乎不可避免的传感

器系统偏差干扰, 给传感器网络数据融合带来了很大的影响. 因此当外界环境存在量测扰动时, 研究传感器网络目标跟踪问题是非常有意义的.

传感器对空间目标进行量测时, 传感器自身固有的系统偏差通常是需要考虑的, 一般而言, 传感器恒定的系统偏差很容易进行估计. 目前国内外已经有很多学者提出了许多的恒定系统偏差估计算法, 例如, 在地心地固 (Earth-centered Earth-fixed, ECEF) 量测坐标系中, 文献 [4] 根据雷达的量测原理, 提出了一种基于最小二乘估计法的传感器系统偏差估计算法; 文献 [5] 提出了一种基于贝叶斯框架下的传感器系统偏差估计和航迹–航迹融合算法; 文献 [6] 提出了一种基于期望最大化的联合传感器系统偏差估计、数据关联和数据融合算法; 文献 [7] 提出了一种基于伪量测的传感器偏差估计和数据融合算法.

然而不幸的是, 由于外界环境的扰动, 传感器还可能存在偶然出现的未知系统偏差, 即为偶发性的系统偏差<sup>[8]</sup>. 如果我们不考虑这部分系统偏差, 很可

收稿日期 2016-06-12 录用日期 2017-05-06  
Manuscript received June 12, 2016; accepted May 6, 2017  
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2013CB329405), 国家自然科学基金 (61221063, 61573271, 61573276, 61370037) 资助  
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2013CB329405), and National Natural Science Foundation of China (61221063, 61573271, 61573276, 61370037)  
本文责任编辑 潘泉  
Recommended by Associate Editor PAN Quan  
1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室 西安 710049  
1. Ministry of Education Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

能会导致传感器对空间目标的跟踪精度降低。目前我们主要有两种思路来解决这种偶发性的系统偏差问题。1) 对这种偶发性的系统偏差进行估计和补偿, 例如, 文献 [9] 提出了一种基于广义似然比检验 (Generalized likelihood ratio test, GLRT) 的系统偏差估计和目标跟踪算法, 即同时对这部分未知系统偏差出现的时刻和偏差大小进行估计, 然后使用补偿后的量测值进行数据融合。然而偏差估计误差又不可避免地会对目标跟踪精度产生影响; 2) 从野值点检测和剔除的角度对该问题进行解决。目前广泛采用的野值点检测算法有最小二乘估计法<sup>[10]</sup>、多项式外推拟合法<sup>[11]</sup>、差分检测算法<sup>[12]</sup>等。然而上述野值点检测算法都依赖前几个时刻的历史数据。不同于上述野值点剔除方法, 近年来国内外许多学者又提出了很多基于多传感器融合的野值点检测和融合算法, 例如, 文献 [13] 提出了两种基于量测残差和基于航迹关联方法的野值点检测和融合算法; 文献 [14] 通过构造各个信源的残差序列来对野值点进行检测并且对量测结果进行修正等。类似于野值点的检测和剔除思想, 本文试图用传感器选择的思路来处理该问题, 即根据传感器网络获得的全部量测数据, 对传感器资源进行合理的管理, 仅仅选择不存在偶发性系统偏差的传感器进行数据融合。

传感器选择算法<sup>[15-17]</sup>, 作为一种非常有效的传感器网络量测数据处理方法, 近年来得到了越来越广泛的应用。传感器选择算法仅仅只选择量测结果中跟踪结果较好的数据进行融合, 同时又不需要消耗更多的量测资源。因此不仅能够提高量测资源的使用效率, 还能有效提升整个传感器网络的跟踪精度以及目标跟踪的稳定性。

目前国内外许多学者已经提出了很多基于传感器选择的目标跟踪算法。传感器选择算法通常的处理思路为: 首先给定一个传感器网络的优化准则, 然后根据这个准则进行优化, 从而得到传感器网络的选择方案。例如, 文献 [18] 和文献 [19] 分别使用后验克拉美-罗下界和克拉美-罗下界作为优化准则来实现传感器网络的在线选择和数据融合; 文献 [20] 和文献 [21] 将传感器选择问题转化为一个组合优化问题, 然后使用交叉熵 (Cross-entropy) 优化准则来实现传感器选择和数据融合; 文献 [22] 和文献 [23] 使用传感器网络最终估计误差的协方差矩阵的迹作为优化准则来实现传感器网络的选择和信息融合; 类似地, 文献 [24] 将状态估计中的置信椭圆的大小作为优化准则来进行传感器选择; 为了有效降低传感器网络的数据传输量, 文献 [25] 将大规模传感器网络分解为若干个较小的传感器子网络, 然后再基于克拉美-罗下界的优化准则<sup>[26]</sup>进行传感器选择。通过分割传感器网络, 使得传感器网络的数据传输

量大大降低。不同于上述所有的传感器选择算法, 本文提出了一种全新的基于贝叶斯理论框架下的传感器选择算法, 通过极大化基于当前时刻全部信息量的条件概率密度函数的对数似然函数来获得传感器网络的传感器选择方案, 属于传感器选择问题的一种全新的求解思路。而且本文提出的传感器选择算法, 考虑了量测空间的少量杂波干扰和由于环境干扰引起的量测偏差。因此, 本文提出的传感器选择算法可以更加广泛地应用于多传感器目标跟踪场景中。

本文基于贝叶斯 (Bayes) 框架, 提出了一种基于传感器选择的传感器网络目标跟踪算法。具体思路为, 1) 在 Bayes 框架下, 求解基于当前时刻全部信息量的条件概率密度函数的对数似然函数, 并且根据不同的优化目标, 推导出传感器选择的目标函数; 2) 根据优化准则, 求出对应的传感器选择方案, 并且对传感器网络进行管理; 3) 对所选择的传感器进行数据融合, 获得传感器网络对空间目标的跟踪结果。

## 1 问题描述

### 1.1 基本假设以及符号定义

文中的一些基本假设以及用到的符号如下:

1) 假设

a) 大量离散分布的传感器同时对空间目标进行跟踪, 且各个传感器独立进行量测;

b) 空间中不同目标之间是相互独立的;

c) 由于受外界环境的影响, 传感器可能存在偶然出现的未知系统偏差;

d) 传感器的量测空间存在少量量测杂波的干扰, 某一时刻传感器获得的所有量测值中, 对每个目标至多有一个是真实的量测, 其余的都是杂波, 杂波与真实量测独立, 且杂波之间也是相互独立的。

2) 符号定义

a)  $Y_{t,k}^s$ :  $k$  时刻, 传感器  $s \in \{1, \dots, n\}$  对目标  $t \in \{1, \dots, m\}$  的有效量测向量的集合;

b)  $Y_k^s$ :  $k$  时刻, 传感器  $s$  对空间所有目标的有效量测的集合, 且  $Y_k^s = \{Y_{t,k}^s | t = 1, \dots, m\}$ ;

c)  $Y_k$ :  $k$  时刻, 空间所有  $n$  个传感器对空间所有  $m$  个目标的有效量测集合, 且  $Y_k = \{Y_k^s | s = 1, \dots, n\}$ ;

d)  $\mathbf{x}_k^t$ :  $k$  时刻, 空间目标  $t$  的状态向量;

e)  $X_k$ :  $k$  时刻, 空间所有  $m$  个目标的状态向量的集合, 且  $X_k = \{\mathbf{x}_k^t | t = 1, \dots, m\}$ 。

### 1.2 目标运动方程和量测方程

不妨假设  $n$  个传感器同步地对空间中的  $m$  个运动目标进行监测。目标  $t \in \{1, \dots, m\}$  的运动模型可以描述为

$$\mathbf{x}_k^t = F_{k-1}\mathbf{x}_{k-1}^t + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{x}_k^t$  为  $k$  时刻目标  $t$  的状态向量,  $F_{k-1}$  为一个已知状态转移矩阵, 过程噪声  $\mathbf{w}_{k-1}$  为零均值的加性高斯白噪声, 且满足  $E(\mathbf{w}_{k-1}\mathbf{w}_{k-1}^T) = Q_{k-1}$ .

传感器  $s \in \{1, \dots, n\}$  对空间目标  $t$  的量测方程可以表示为

$$\mathbf{y}_{t,k}^s = \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) + \mathbf{v}_k^s \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{y}_{t,k}^s$  为  $k$  时刻传感器  $s$  对空间目标  $t$  的量测向量,  $\mathbf{h}_s(\cdot)$  为一个已知函数, 量测噪声  $\mathbf{v}_k^s$  为零均值的加性高斯白噪声, 且满足  $E[\mathbf{v}_k^s(\mathbf{v}_k^s)^T] = R_k$ .

然而, 传感器在量测过程中, 难免会受到外界环境的干扰, 例如: 1) 少量量测杂波的干扰. 量测杂波假设为: 传感器量测空间中, 杂波数量服从密度为  $\lambda$  的泊松分布, 杂波在量测空间中均匀分布, 且杂波量测之间相互独立. 2) 传感器可能存在偶然出现的未知系统偏差.

因此,  $k$  时刻, 传感器  $s$  获得的量测向量的集合可以表示为

$$\mathbf{y}_k^s \cup \{\zeta_k^s(i) | i = 1, \dots\}$$

其中,  $\zeta_k^s(i)$  为杂波量测,  $\mathbf{y}_k^s$  表示传感器  $s$  对空间目标量测值的集合, 量测值  $\mathbf{y}_k^s(t) \in \mathbf{y}_k^s$  表示传感器  $s$  对空间目标  $t$  的量测向量, 且满足  $\mathbf{y}_k^s(t) = \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) + \delta_k \boldsymbol{\eta}_s + \mathbf{v}_k^s$  (无法仅仅从量测值中区分真实量测  $\mathbf{y}_k^s(t)$  与杂波量测  $\zeta_k^s(i)$ ).  $\delta_k$  为随机变量, 且满足  $p(\delta_k = 1) = p_k, p(\delta_k = 0) = 1 - p_k, p_k$  为一个较小的正数,  $\boldsymbol{\eta}_s$  表示传感器  $s$  的未知系统偏差.

## 2 基于 Bayes 理论的传感器选择算法

在大规模传感器网络目标跟踪中, 本文提出了一种基于 Bayes 理论的传感器选择算法.

### 2.1 获取有效量测向量的集合 $Y_{t,k}^s$

不妨假设  $k-1$  时刻, 传感器网络对空间目标  $t$  的估计结果为  $\{\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^t, P_{k-1|k-1}^t\}$ , 类似于概率数据关联 (Probability data association, PDA) 算法<sup>[27]</sup>,  $k$  时刻传感器  $s$  对空间目标  $t$  的有效量测集合  $Y_{t,k}^s$  为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t &= F_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^t \\ P_{k|k-1}^t &= F_{k-1}P_{k-1|k-1}^t F_{k-1}^T + Q_k^t \\ \hat{\mathbf{y}}_{t,k|k-1}^s &= \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) \\ S_{t,k}^s &= H_{t,k}^s P_{k|k-1}^t (H_{t,k}^s)^T + R_{t,k}^s \\ Y_{t,k}^s &= \left\{ \mathbf{y}_{t,k}^s(j) \mid [\boldsymbol{\xi}_{t,k}^s(j)]^T (S_{t,k}^s)^{-1} \boldsymbol{\xi}_{t,k}^s(j) < \epsilon \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\epsilon$  为门限阈值 (Gate threshold), 且

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\xi}_{t,k}^s(j) &= \mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \hat{\mathbf{y}}_{t,k|k-1}^s \\ H_{t,k}^s &= \left. \frac{\partial \mathbf{h}_s(\cdot)}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t} \end{aligned}$$

因此,  $k$  时刻, 传感器网络对空间所有目标的有效量测集合可以表示为  $Y_k = \{Y_{t,k}^s | s \in \{1, \dots, n\}, t \in \{1, \dots, m\}\}$ .

### 2.2 传感器选择的目标函数

不失一般性, 不妨假设  $k-1$  时刻传感器网络对空间所有目标的跟踪估计结果  $\rho_{k-1} = \{\{\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^t, P_{k-1|k-1}^t\} | t = 1, \dots, m\}$ . 我们定义空间所有目标的状态向量为  $X_k = \{\mathbf{x}_k^t | t = 1, \dots, m\}$ , 同时我们定义  $l_k^s$  为传感器  $s$  的选择指示函数,  $l_k^s = 1$  表示  $k$  时刻传感器  $s$  被选中; 反之  $l_k^s = 0$  表示  $k$  时刻传感器  $s$  未被选中, 即为

$$l_k^s = \begin{cases} 1, & k \text{ 时刻传感器 } s \text{ 被选中} \\ 0, & k \text{ 时刻传感器 } s \text{ 未被选中} \end{cases} \quad (4)$$

因此,  $k$  时刻传感器网络的选择指示函数可以表示为  $L_k = \{l_k^s | s = 1, \dots, n\}$ .

根据第 2.1 节, 可以很容易求得传感器  $s$  对空间目标  $t$  的有效量测集  $Y_{t,k}^s$ , 同时为了建立  $Y_{t,k}^s$  与空间目标  $t$  的关联关系, 我们定义  $\Phi_{t,k}^s$  为有效量测集合  $Y_{t,k}^s$  对空间目标  $t$  的关联向量, 且

$$\Phi_{t,k}^s = \{u_{t,k}^s(1), \dots, u_{t,k}^s(j), \dots, u_{t,k}^s(N_{t,k}^s)\}$$

其中,  $N_{t,k}^s$  为  $k$  时刻, 传感器  $s$  对空间目标  $t$  的有效量测值的个数. 对于  $\forall \mathbf{y}_{t,k}^s(j) \in Y_{t,k}^s, u_{t,k}^s(j)$  为量测向量  $\mathbf{y}_{t,k}^s(j)$  对空间目标  $t$  的关联变量, 且满足

$$u_{t,k}^s(j) = \begin{cases} 1, & \mathbf{y}_{t,k}^s(j) \text{ 来源于目标 } t \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

为了保持公式推导过程中的简洁性, 定义

$$\Phi_k = \{\Phi_{t,k}^s | t = 1, \dots, m, s = 1, \dots, n\}$$

其中,  $\Phi_k$  表示传感器网络中所有传感器对空间所有目标关联向量的集合.

根据 Bayes 公式,  $k$  时刻, 在  $\rho_{k-1}$  的条件下, 基于传感器网络当前全部量测信息的条件概率密度函数  $p(X_k, \Phi_k, Y_k | L_k, \rho_{k-1})$  可以表示为

$$\begin{aligned} p(X_k, \Phi_k, Y_k | L_k, \rho_{k-1}) &= \\ p(X_k | \rho_{k-1}) p(Y_k | L_k, X_k, \Phi_k, \rho_{k-1}) &= \\ p(X_k | \rho_{k-1}) p(Y_k^1, \dots, Y_k^n | L_k, X_k, \Phi_k, \rho_{k-1}) & \end{aligned} \quad (5)$$



本文假设  $m$  个空间目标之间相互独立, 且各个传感器之间是独立量测的, 因此式 (5) 等价为

$$p(X_k, \Phi_k, Y_k | L_k, \rho_{k-1}) = \prod_{t=1}^m p(\mathbf{x}_k^t | \rho_{k-1}) \prod_{s=1}^n \prod_{t=1}^m p(Y_{t,k}^s | l_k^s, \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) \quad (6)$$

式 (6) 两边取对数, 即

$$\log p(X_k, \Phi_k, Y_k | L_k, \rho_{k-1}) = \sum_{t=1}^m \log p(\mathbf{x}_k^t | \rho_{k-1}) + \sum_{s=1}^n \sum_{t=1}^m \log p(Y_{t,k}^s | l_k^s, \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) \quad (7)$$

我们定义

$$p(Y_{t,k}^s | l_k^s, \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) := p(Y_{t,k}^s | \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1})^{l_k^s}$$

如果  $k$  时刻, 传感器  $s$  未被选中, 即  $l_k^s = 0$ , 此时  $p(Y_{t,k}^s | l_k^s, \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) = 1$ ; 反之, 传感器  $s$  被选中, 即  $l_k^s = 1$ , 此时  $p(Y_{t,k}^s | l_k^s, \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) = p(Y_{t,k}^s | \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1})$ .

因此, 可得

$$\log p(Y_{t,k}^s | l_k^s, \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) = l_k^s \log p(Y_{t,k}^s | \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) \quad (8)$$

根据本文中的假设, 可知传感器  $s$  对空间目标  $t$  的有效量测集合  $Y_{t,k}^s$  中的各个量测值之间是条件独立的, 因此可得

$$\log p(Y_{t,k}^s | \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) = \sum_j^{N_{t,k}^s} \log p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) =$$

$$\sum_j^{N_{t,k}^s} \log p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, u_{t,k}^s(j), \rho_{k-1}) \quad (9)$$

同时, 根据关联向量  $\Phi_{t,k}^s$  的定义可知, 当量测值  $\mathbf{y}_{t,k}^s(j) \in Y_{t,k}^s$  来源于目标  $t$  时,  $u_{t,k}^s(j) = 1$ , 否则  $u_{t,k}^s(j) = 0$ . 因此, 量测值  $\mathbf{y}_{t,k}^s(j)$  的条件概率密度函数可以表示为

$$p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, u_{t,k}^s(j), \rho_{k-1}) = p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, \rho_{k-1})^{u_{t,k}^s(j)}$$

当量测值  $\mathbf{y}_{t,k}^s(j)$  来源于目标  $t$  时, 可知  $u_{t,k}^s = 1$ , 此时  $p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, u_{t,k}^s(j), \rho_{k-1}) = p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, \rho_{k-1})$ ; 反之, 当量测值  $\mathbf{y}_{t,k}^s(j)$  不是来源于目标  $t$  时, 可知  $u_{t,k}^s = 0$ , 此时  $p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, u_{t,k}^s(j), \rho_{k-1}) = 1$ .

因此, 式 (9) 可以等价为

$$\log p(Y_{t,k}^s | \mathbf{x}_k^t, \Phi_{t,k}^s, \rho_{k-1}) = \sum_{j=1}^{N_{t,k}^s} u_{t,k}^s(j) \times \log p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, \rho_{k-1}) \quad (10)$$

其中,  $\log p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, \rho_{k-1})$  为

$$\log p(\mathbf{y}_{t,k}^s(j) | \mathbf{x}_k^t, \rho_{k-1}) = c_1 - \frac{1}{2} \log [\det(R_{t,k}^s)] - \frac{1}{2} [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T (R_{t,k}^s)^{-1} [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)] \quad (11)$$

此外,  $\log p(\mathbf{x}_k^t | \rho_{k-1})$  可以表示为

$$\log p(\mathbf{x}_k^t | \rho_{k-1}) = c_2 - \frac{1}{2} \log [\det(Q_k^t)] - \frac{1}{2} (\mathbf{x}_k^t - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t)^T (Q_k^t)^{-1} (\mathbf{x}_k^t - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) \quad (12)$$

其中,  $c_1, c_2$  都为已知参数.

将式 (8), (9) 和 (12) 代入式 (7), 可得式 (13), 其中,  $c_3$  为已知参数.

$$\log p(X_k, \Phi_k, Y_k | L_k, \rho_{k-1}) =$$

$$c_3 - \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{t=1}^m \log [\det(Q_k^t)] - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^m [(\mathbf{x}_k^t - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t)^T (Q_k^t)^{-1} (\mathbf{x}_k^t - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t)]}_{\text{Item1}} - \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{s=1}^n l_k^s \left\{ \sum_{t=1}^m \log [\det(R_{t,k}^s)] + \sum_{t=1}^m \sum_{j=1}^{N_{t,k}^s} u_{t,k}^s(j) \cdot \left\{ [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T (R_{t,k}^s)^{-1} [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)] \right\} \right\}}_{\text{Item2}} \quad (13)$$

然后对该对数似然函数 (式 (13)) 求条件期望, 得到传感器选择的目标函数。

首先, 基于全部传感器量测信息  $Y_k$ , 定义目标状态向量的条件期望和条件协方差矩阵分别为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbb{E}[\mathbf{x}_k | Y_k], \quad P_k = \text{cov}(\mathbf{x}_k | Y_k)$$

因此, 全部量测值  $Y_k$  条件下, 式 (13) 对空间目标状态向量  $\mathbf{x}_k$  的条件期望, 得到当前  $k$  时刻传感器选择的目标函数, 即

$$J_k = \mathbb{E}[\log p(X_k, \Phi_k, Y_k | L_k, \rho_{k-1}) | Y_k] \quad (14)$$

由于式 (13) 中, Item1 项与传感器量测无关, 因此求解传感器选择的目标函数时只考虑 Item2 项, 即

$$J_k = \arg \min \{ \mathbb{E}[\text{Item2} | Y_k] \} \quad (15)$$

求解 Item2 项的条件期望时, 可知

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[ [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T (R_{t,k}^s)^{-1} \times \right. \\ & \left. [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)] | Y_k \right] = \\ & \text{tr} \left\{ (R_{t,k}^s)^{-1} \mathbb{E} \left\{ [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)] \times \right. \right. \\ & \left. \left. [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T | Y_k \right\} \right\} = \\ & \text{tr} \left\{ (R_{t,k}^s)^{-1} \mathbb{E} \left\{ \mathbf{y}_{t,k}^s(j) [\mathbf{y}_{t,k}^s(j)]^T - \right. \right. \\ & \left. \left. \mathbf{y}_{t,k}^s(j) [\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) [\mathbf{y}_{t,k}^s(j)]^T + \right. \right. \\ & \left. \left. \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) [\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T | Y_k \right\} \right\} = \\ & \text{tr} \left\{ (R_{t,k}^s)^{-1} \left\{ \mathbf{y}_{t,k}^s(j) [\mathbf{y}_{t,k}^s(j)]^T - \right. \right. \\ & \left. \left. \mathbf{y}_{t,k}^s(j) \mathbb{E} \left\{ [\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T | Y_k \right\} - \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) | Y_k \right\} \times \right. \right. \\ & \left. \left. [\mathbf{y}_{t,k}^s(j)]^T + \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) [\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T | Y_k \right\} \right\} \right\} \quad (16) \end{aligned}$$

同时可知,  $k$  时刻, 状态向量  $\mathbf{x}_k^t$  近似服从

$$\mathbf{x}_k^t \sim \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t, P_{k|k-1}^t)$$

将  $\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)$  在  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t$  点处一阶泰勒展开, 可得

$$\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) \approx \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) + H_{t,k}^s (\mathbf{x}_k^t - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t)$$

其中

$$H_{t,k}^s = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)}{\partial \mathbf{x}_k^t} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t}$$

因此, 可得

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \{ \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) | Y_k \} & \approx \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) + \right. \\ & \left. H_{t,k}^s (\mathbf{x}_k^t - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) | Y_k \right\} = \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) \quad (17) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left\{ \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t) [\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T | Y_k \right\} & = \\ & \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t) [\mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t)]^T + \\ & H_{t,k}^s P_{k|k-1}^t (H_{t,k}^s)^T \quad (18) \end{aligned}$$

将式 (17) 和式 (18) 代入式 (16) 中, 可得

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[ [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)]^T (R_{t,k}^s)^{-1} \times \right. \\ & \left. [\mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k^t)] | Y_k \right] = \\ & \text{tr} \left\{ (R_{t,k}^s)^{-1} \left\{ \mathbf{y}_{t,k}^s(j) [\mathbf{y}_{t,k}^s(j)]^T + \right. \right. \\ & \left. \left. H_{t,k}^s P_{k|k-1}^t (H_{t,k}^s)^T \right\} \right\} \quad (19) \end{aligned}$$

其中,

$$\mathbf{x}_{t,k}^s(j) = \mathbf{y}_{t,k}^s(j) - \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t)$$

因此, Item2 项的条件期望为

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\text{Item2} | Y_k] & = \\ & \frac{1}{2} \sum_{s=1}^n l_k^s \left\{ \sum_{t=1}^m \log [\det(R_{t,k}^s)] + \sum_{t=1}^m \sum_{j=1}^{N_{t,k}^s} u_{t,k}^s(j) \times \right. \\ & \left. \text{tr} \left\{ (R_{t,k}^s)^{-1} \left\{ [\mathbf{x}_{t,k}^s(j) [\mathbf{x}_{t,k}^s(j)]^T + \right. \right. \right. \\ & \left. \left. \left. H_{t,k}^s P_{k|k-1}^t (H_{t,k}^s)^T \right\} \right\} \right\} \end{aligned}$$

不同于文献 [22], 假设传感器量测噪声的协方差矩阵  $R_{t,k}^s$  为固定值, 因此对传感器选择没有影响. 所以定义传感器选择的目标函数  $J_k$  为

$$J_k = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^n l_k^s \times \gamma_k^s \quad (20)$$

其中,

$$\begin{aligned} \gamma_k^s & = \sum_{t=1}^m \sum_{j=1}^{N_{t,k}^s} u_{t,k}^s(j) \text{tr} \left\{ (R_{t,k}^s)^{-1} \times \right. \\ & \left. \left\{ \mathbf{x}_{t,k}^s(j) [\mathbf{x}_{t,k}^s(j)]^T + H_{t,k}^s P_{k|k-1}^t (H_{t,k}^s)^T \right\} \right\} \end{aligned}$$

通过极小化传感器选择的目标函数求解传感器选择方案  $L_k$ , 即

$$L_k = \arg \min J_k$$

$$\text{s.t.} \quad \begin{cases} \sum_{s=1}^n l_k^s = n_k \\ l_k^s \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (21)$$

其中,  $n_k$  为  $k$  时刻被选择的传感器的数量, 且  $1 \leq n_k \leq n$ .

目标函数的解释: 目标函数中,  $\gamma_k^s$  表征传感器  $s$  的所有量测向量与量测一步预测向量间马氏距离基于关联向量的加权 (见式 (19)). 其中,  $\chi_{t,k}^s(j)$  为量测残差, 当某个传感器量测值存在由于外界扰动而产生的量测偏差时, 由该传感器量测值求得的  $\chi_{t,k}^s(j)$  会很大, 因此本文提出的传感器选择算法可以检测出传感器是否存在偶然出现的未知系统偏差. 通过对所有量测数据进行比较, 然后进行传感器选择, 抛弃掉那些会对空间目标产生较大跟踪误差的传感器.

当传感器可能存在由于环境的扰动而产生未知系统偏差时, 目标函数可以表征传感器对空间目标量测的好坏. 通过极小化传感器选择的目标函数, 根据本文提出的传感器选择算法, 从所有传感器中, 选择  $n_k$  个传感器进行数据融合, 得到整个传感器网络对空间目标的跟踪结果.

根据求得的目标函数 (20) 以及传感器选择的目标 (21), 本文提出的传感器选择算法可以总结为:

#### 算法 1. 传感器选择算法

**输入.** 当前  $k$  时刻, 传感器网络量测值的集合  $Y_k^s$ , 传感器选择数目  $n_k$  以及  $k-1$  时刻传感器网络对空间目标的估计结果  $\rho_{k-1}$ .

**输出.** 当前  $k$  时刻传感器网络的选择方案  $L_k$ .

**步骤 1.** 根据式 (20), 求得  $\{\gamma_k^s | s = 1, \dots, n\}$ ;

**步骤 2.** 将求得的  $\{\gamma_k^s | s = 1, \dots, n\}$  按从小到大的顺序重新排列, 得到  $\{\gamma_k^{s(1)}, \dots, \gamma_k^{s(n)}\}$ ;

**步骤 3.** 根据式 (21) 中传感器选择的目标以及  $n_k$ , 从  $\{\gamma_k^{s(1)}, \dots, \gamma_k^{s(n)}\}$  中选择前  $n_k$  个传感器;

**步骤 4.** 得到量测  $k$  时刻的传感器选择方案  $L_k = \{l_k^{s(1)} = 1, \dots, l_k^{s(n_k)} = 1, l_k^{s(n_k+1)} = 0, \dots\}$ .

### 2.3 数据融合算法

根据前面提出的传感器选择算法, 可以得到  $k$  时刻被选择的传感器的集合  $\Theta_k$ . 然后将所选择的传感器进行数据融合. 具体的数据融合过程为:

对于选中的传感器  $j \in \Theta_k$ , 根据 PDA 算法, 可以求得该传感器对空间目标  $t$  的估计结果为  $\{\hat{\mathbf{x}}_{t,k}^j, P_{t,k}^j\}$ , 然后将估计结果传送到融合中心进行数据融合.

为了防止目标  $t$  共同的先验信息对当前  $k$  时刻的数据融合造成干扰, 因此定义  $k$  时刻, 传感器  $j$  的增量信息矩阵  $\Gamma_{j,k|k}^t$  和增量信息向量  $\rho_{j,k|k}^t$  分别为

$$\begin{cases} \Gamma_{j,k|k}^t = \left(P_{j,k|k}^t\right)^{-1} - \left(P_{k|k-1}^t\right)^{-1} \\ \rho_{j,k|k}^t = \left(P_{j,k|k}^t\right)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j,k|k}^t - \left(P_{k|k-1}^t\right)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t, P_{k|k-1}^t$  分别为目标  $t$  的状态一步预测向量和对应的协方差矩阵.

然后在融合中心, 仅仅将增量信息  $\Gamma_{j,k|k}^t, \rho_{j,k|k}^t$  进行数据融合.  $k$  时刻传感器网络对空间目标  $t$  的融合结果  $\{\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^t, P_{k|k}^t\}$  为

$$\begin{cases} \left(P_{k|k}^t\right)^{-1} = \left(P_{k|k-1}^t\right)^{-1} + \sum_{j \in \Theta_k} \Gamma_{j,k|k}^t \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^t = P_{k|k}^t \left[ \left(P_{k|k-1}^t\right)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^t + \sum_{j \in \Theta_k} \rho_{j,k|k}^t \right] \end{cases} \quad (23)$$

综上所述, Bayes 框架下, 基于传感器选择的传感器网络目标跟踪算法可以总结为:

#### 算法 2. 基于传感器选择的传感器网络目标跟踪算法

**输入.**  $\{\{\mathbf{x}_0^t, P_0^t\} | t = 1, \dots, m\}$  空间所有目标的状态初值和协方差矩阵初值.

**输出.**  $\{\{\mathbf{x}_k^t, P_k^t\} | t = 1, \dots, m, k = 1, \dots, N\}$  空间所有目标的估计结果.

**For**  $k = 1, \dots, N$

**步骤 1.** 对于传感器  $s$ , 求出量测的一步预测  $\{\hat{\mathbf{y}}_{t,k|k-1}^s | t = 1, \dots, m\}$ ;

**步骤 2.** 根据式 (3) 求出传感器  $s$  的有效量测集  $Y_k^s = \{Y_{t,k}^s | t = 1, \dots, m\}$ ;

**步骤 3.** 对于给定的  $Y_{t,k}^s$ , 利用数据关联算法, 求出数据关联向量  $\Phi_{t,k}^s = \{u_{t,k}^s(j) | j = 1, \dots, N_{t,k}^s\}$ ;

**步骤 4.** 根据式 (20), 求出传感器选择的目标函数  $J_k$ ;

**步骤 5.** 根据第 2.3 节提出的传感器选择算法, 求出  $L_k = \{l_k^s | s = 1, \dots, n\}$ ;

**步骤 6.** 根据式 (22) 和式 (23) 对选择的传感器进行数据融合, 求得  $\{\{\hat{\mathbf{x}}_k^t, P_k^t\} | t = 1, \dots, m\}$ ;

**步骤 7.** **If**  $k < N, k = k + 1$ ; **Else Break**;

**End For**

## 3 数值仿真

### 3.1 仿真场景

考虑如下仿真场景: 8 个离散分布的传感器同步地对量测空间中的目标进行观察, 传感器的坐标分别为  $O_1 = (0 \text{ km}, 0 \text{ km})$ ,  $O_2 = (1.5 \text{ km}, 1 \text{ km})$ ,  $O_3 = (1.2 \text{ km}, 1.1 \text{ km})$ ,  $O_4 = (2 \text{ km}, 2.1 \text{ km})$ ,  $O_5 = (1.6 \text{ km}, 1.7 \text{ km})$ ,  $O_6 = (1.4 \text{ km}, 2.1 \text{ km})$ ,  $O_7 = (0.42 \text{ km}, 1 \text{ km})$ ,  $O_8 = (1.2 \text{ km}, 1.9 \text{ km})$ . 具体的仿

真场景如图 1 所示.

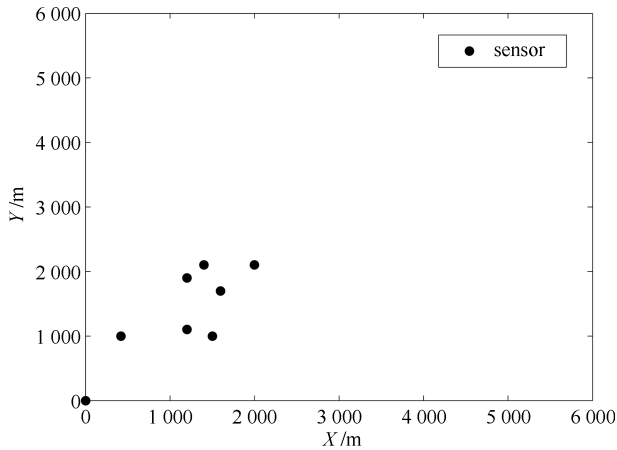


图 1 传感器网络仿真场景

Fig.1 Geometry of the sensor network

空间目标的运动模型可以描述为

$$\mathbf{x}_k = F_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}$$

其中,  $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ , 过程噪声  $\mathbf{w}_{k-1}$  为零均值的高斯白噪声, 且噪声协方差矩阵  $Q_{k-1} = \text{diag}\{(10\text{ m})^2, (1\text{ m/s})^2, (10\text{ m})^2, (1\text{ m/s})^2\}$ , 状态转移矩阵  $F_{k-1}$  为

$$F_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中, 采样间隔  $T = 1\text{ s}$ .

传感器的量测模型可以表示为

$$\mathbf{y}_k^s = \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k^s$$

其中, 量测噪声  $\mathbf{v}_k^s$  为零均值的高斯白噪声, 量测协方差矩阵  $R = \text{diag}\{(10\text{ m})^2, (0.1\text{ mrad})^2\}$ , 且量测方程  $\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k)$  满足

$$\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - o_x)^2 + (y_k - o_y)^2} \\ \arctan \frac{y_k - o_y}{x_k - o_x} \end{bmatrix}$$

其中,  $O = [o_x, o_y]^T$  为传感器在量测空间中的坐标值.

然而传感器网络在量测过程中, 不可避免地要受外界环境的干扰, 主要考虑以下几个方面的量测干扰: 1) 量测空间中存在少量杂波干扰; 2) 传感器可能存在由于外界环境的扰动而造成的未知系统偏差. 因此, 本文假设: 1) 杂波: 杂波数目服从密度为  $\lambda = 0.05$  的泊松分布, 且杂波在量测空间中均匀分

布; 2) 量测偏差: 传感器 2 和传感器 4 由于外界扰动, 存在未知的系统偏差, 系统偏差变化情况如图 2 所示.

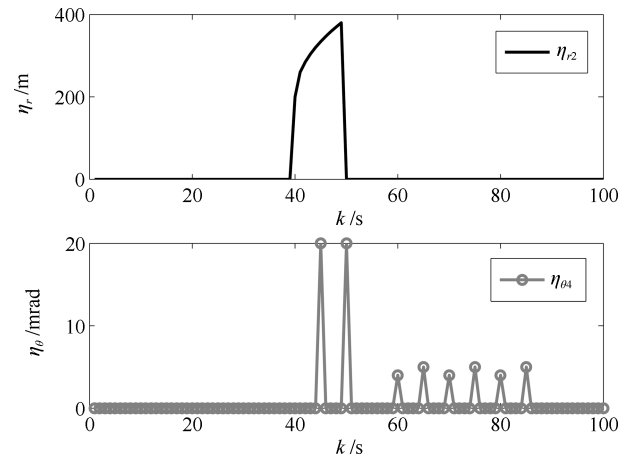


图 2 传感器系统偏差跳变变化情况

Fig.2 Sensors' bias change via sampling time

本文传感器选择的目标: 从 8 个传感器中选择其中量测效果最好的 5 个传感器进行数据融合, 使得传感器网络对空间目标的跟踪精度最好.

### 3.2 单目标跟踪

不妨假设空间目标的真实状态初值为

$$\mathbf{x}_0^{\text{tr}} = [2.5\text{ km}, 0.1\text{ km/s}, 15\text{ km}, -0.15\text{ km/s}]^T$$

目标状态初值为

$$\mathbf{x}_0 = [2.55\text{ km}, 0.09\text{ km/s}, 14.7\text{ km}, -0.14\text{ km/s}]^T$$

协方差矩阵的初值为

$$P_0 = 10000I_4$$

为了证明本文所提算法的有效性, 将以下 6 种算法进行对比仿真:

- 1) 文献 [10] 算法: 基于最小二乘法的自适应野值剔除和加权融合算法 (Least squares);
- 2) 文献 [11] 算法: 基于多项式外推拟合法的野值剔除和加权融合算法 (Polynomial);
- 3) 文献 [13] 算法: 基于量测一步预测向量的野值剔除方法 (Residual);
- 4) 文献 [9] 算法: 试图对系统偏差进行估计的目标跟踪算法 (Bias registration);
- 5) 本文提出的两种传感器选择算法 (Sensor selection);
- 6) 使用全部量测数据的传统目标跟踪算法 (Traditional approach).

空间目标的真实轨迹和传感器网络对空间目标的估计轨迹如图 3 所示. 基于 100 次蒙特卡洛

(Monte Carlo, MC) 仿真, 传感器网络对空间目标位置估计的对数均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 结果随采样时刻的变化曲线如图 4 所示. 仿真结果表明: 本文提出的传感器选择算法可以准确地对空间目标进行估计, 且跟踪精度优于文献 [10] 算法、文献 [11] 算法、文献 [9] 算法和使用全部量测数据的传统目标跟踪算法. 由于上述 4 种算法对空间目标的跟踪精度明显不如本文所提的算法. 因此下面重点定量的对照文献 [13] 算法和本文算法.

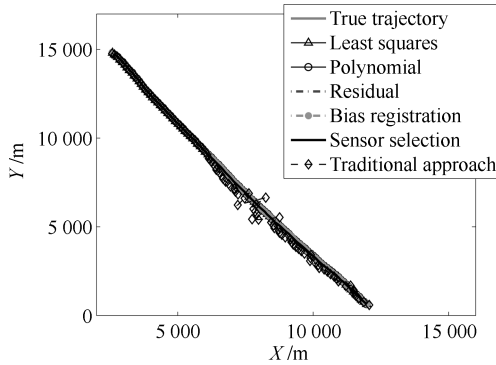


图 3 真实轨迹和估计轨迹

Fig. 3 True trajectory and the estimated trajectories

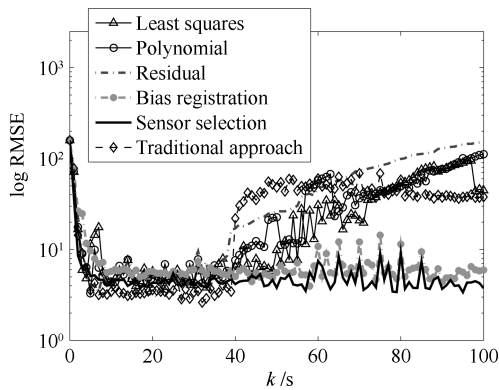


图 4 位置估计 RMSE 结果的对数值随时间的变化曲线

Fig. 4 The logic RMSE results on target position via sampling time

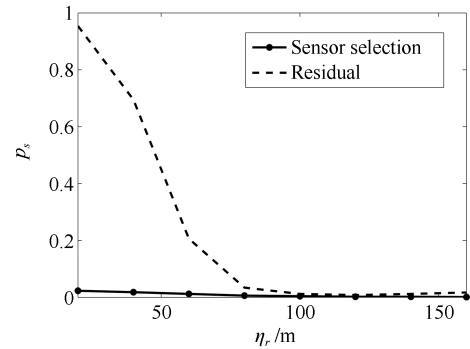
基于  $M = 1000$  次 MC 仿真, 我们首先定义传感器的选择概率为

$$p_s = \frac{N_s}{M}$$

其中,  $N_s$  表示 1000 次 MC 仿真中, 传感器被选择的次数.

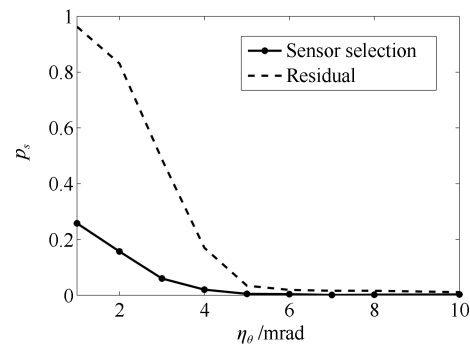
本文数值仿真部分, 基于 1000 次 MC 仿真, 近似地用  $p_s$  表征传感器的选择性能. 传感器选择概率  $p_s$  随传感器未知系统偏差跳变  $\eta_r$  和  $\eta_\theta$  的变化情况如图 5 所示. 假设所有传感器在量测过程

中的量测噪声协方差矩阵都为  $R = \text{diag}\{(10 \text{ m})^2, (0.1 \text{ mrad})^2\}$ ,  $\lambda = 0.05$ .



(a) 距离量测偏差

(a) Range bias



(b) 角度量测偏差

(b) Angle bias

图 5 传感器选择概率随系统偏差的变化情况

Fig. 5 Sensor selection probability via bias change

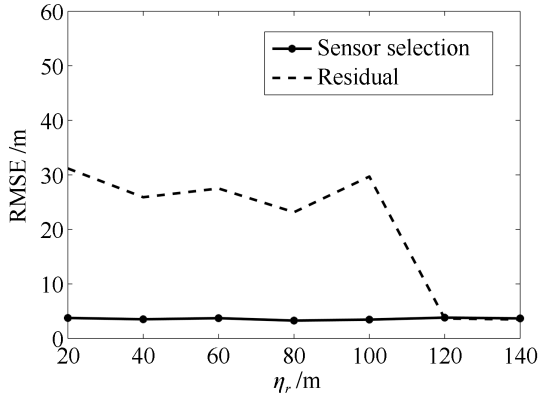
数值仿真结果表明: 当传感器的距离系统偏差跳变  $\eta_r < 80 \text{ m}$  或角度系统偏差跳变  $\eta_\theta < 5 \text{ mrad}$  时, 对照文献 [13] 算法对系统偏差跳变的检测能力明显不如本文所提算法. 因此推断: 当传感器存在较小的系统偏差跳变时, 文献 [13] 算法对空间目标的跟踪性能也会弱于本文所提算法; 随着传感器系统偏差跳变的增加, 两种算法的传感器选择概率  $p_s$  迅速降低至接近为 0.

相应地, 文献 [13] 算法和本文算法对空间目标位置估计的 RMSE 结果随系统偏差跳变量的变化情况如图 6 所示. 数值仿真结果表明: 当传感器系统偏差的跳变量较小时, 由于文献 [13] 算法对系统偏差跳变的检测能力较差, 而本文算法对较小的系统偏差跳变依旧具有很好的检测能力, 因此本文算法对空间目标位置估计的 RMSE 结果远远小于文献 [13] 算法的 RMSE 结果; 当传感器系统偏差的跳变量较大时, 两种算法对系统偏差的检测能力基本相同, 因此两种算法的 RMSE 结果较接近. 数值仿真结果证明了本文提出的传感器选择算法有很好的鲁棒性.

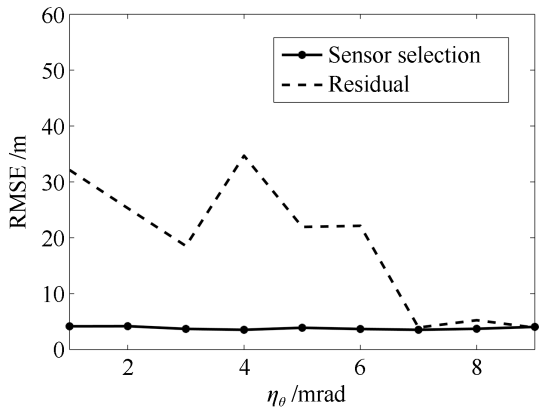
算法运行时间也是衡量算法性能好坏的一个



关键要素. 几种对照算法的算法复杂度都相同, 都为  $O(mN_k^s)$ . 所用计算机的硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i5-4570, 3.20 GHz; 4 GB RAM. 基于 100 次蒙特卡洛仿真, 运行一次完整的采样过程  $k = 1\text{ s}, \dots, 100\text{ s}$ , 对照算法的算法平均运行时间如表 1 所示.



(a) 距离量测偏差  
(a) Range bias



(b) 角度量测偏差  
(b) Angle bias

图 6 RMSE 随量测偏差的变化情况

Fig. 6 RMSE via bias change magnitude

表 1 算法单次平均运行时间 (基于 100 次蒙特卡洛仿真)

Table 1 One run time of the proposed approaches (100 MC runs)

对照算法	单次运行时间 (s)
文献 [10] 算法	25.488
文献 [11] 算法	25.515
文献 [13] 算法	38.998
文献 [9] 算法	48.733
本文算法	37.292
传统算法	25.428

从表 1 的数值仿真结果可以看出, 使用全部量测数据的传统目标跟踪算法由于没有对量测数据进行处理, 因此算法运行时间最短, 然而该算法的目标跟踪性能也最差; 文献 [9] 算法由于需要对系统偏差跳变进行检测和估计, 因此耗时最多; 文献 [10] 算法和文献 [11] 算法使用简单的野值点剔除算法进行野值点的判断和剔除, 时间消耗相对较低, 但是目标跟踪精度也较差; 本文算法借助多传感器冗余信息处理的思想对传感器网络的量测信息统一进行处理及传感器选择, 而文献 [13] 算法则采用  $3\sigma$  准则对各个传感器的量测野值点分别独立的进行判断, 因此本文所提算法的运行时间要略低于文献 [13] 算法.

### 3.3 多目标跟踪场景

由 8 个传感器组成的传感器网络对量测空间中两个目标进行观测, 仿真场景如第 3.1 节所示. 空间目标的真实状态初值分别为

$$\mathbf{x}_0^{\text{tr}1} = [2.5 \text{ km}, 0.1 \text{ km/s}, 15 \text{ km}, -0.15 \text{ km/s}]^T$$

$$\mathbf{x}_0^{\text{tr}2} = [2.5 \text{ km}, 0.11 \text{ km/s}, 12 \text{ km}, -0.06 \text{ km/s}]^T$$

传感器网络对空间两个目标跟踪的初始状态分别为

$$\mathbf{x}_0^1 = [2.55 \text{ km}, 0.09 \text{ km/s}, 14.7 \text{ km}, -0.14 \text{ km/s}]^T$$

$$\mathbf{x}_0^2 = [2.4 \text{ km}, 0.112 \text{ km/s}, 12.2 \text{ km}, -0.055 \text{ km/s}]^T$$

初始的协方差矩阵都为  $P_0 = 10\,000I_4$ . 仿真结果如图 7 和图 8 所示.

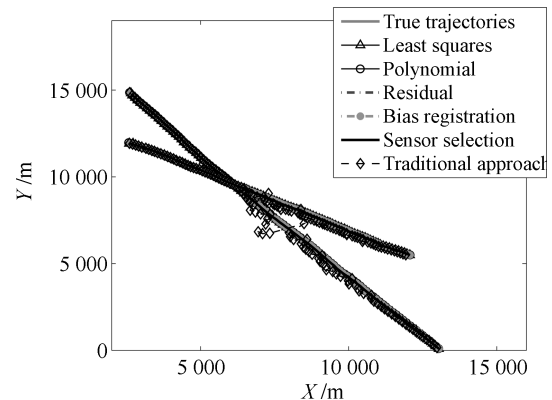


图 7 真实轨迹和估计轨迹

Fig. 7 True trajectories and the estimated trajectories

空间目标的真实轨迹及传感器网络对空间目标的估计轨迹如图 7 所示, 传感器网络对空间目标位置估计的对数 RMSE 结果随采样时刻的变化情况如图 8 所示. 数值仿真结果表明: 本文所提算法可以准确地对空间目标进行跟踪和估计, 且跟踪结果明显优于其他几种对照算法, 说明了本文提出的传感器选择算法的有效性.

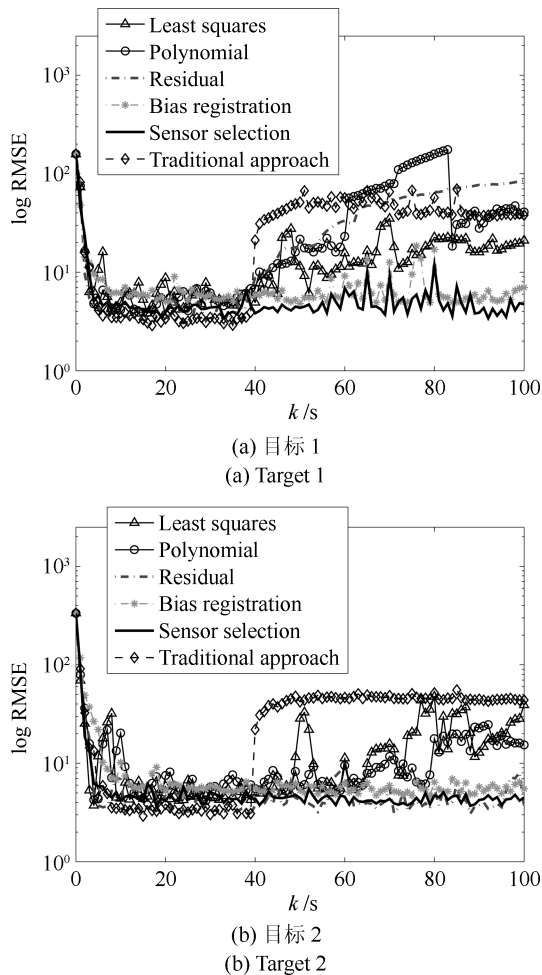


图8 空间目标状态位置估计的RMSE结果

Fig. 8 RMSE results on target position estimation

## 4 结论

传感器选择算法作为一种非常有效的传感器网络目标跟踪算法,近年来受到了越来越广泛的应用。本文提出了一种全新的基于贝叶斯理论的传感器选择算法来解决传感器网络目标跟踪问题。

本文的创新点可以总结为: 1) 本文试图用传感器选择的思路来解决可能带偶然未知系统偏差(即偏差跳变)的大规模传感器网络空间目标跟踪问题; 2) 本文提出了一种全新的基于贝叶斯框架的传感器选择算法来解决传感器网络目标跟踪问题; 3) 考虑了实际跟踪场景中的各种干扰因素,如少量杂波量测的干扰,环境干扰引起的未知偏差等; 4) 基于蒙特卡洛仿真讨论了不同的量测偏差对传感器选择以及目标跟踪精度的影响; 5) 对单目标和多目标跟踪场景分别进行仿真研究,并与传统的目标跟踪算法进行对比,证明了所提算法的有效性。

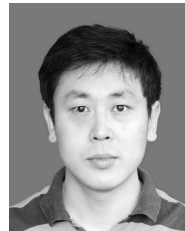
众所周知,基于随机有限集理论的方法是处理多传感器多目标跟踪问题的一个重要方法,我们将在下一步对基于随机有限集理论的传感器选择问题

进行深入研究。

## References

- 1 Bar-Shalom Y, Li X R. *Multitarget-Mutisensor Tracking: Principles and Techniques*. Storrs: YBS Press, 1995.
- 2 Han Chong-Zhao, Zhu Hong-Yan, Duan Zhan-Sheng. *Multi-Source Information Fusion*. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.  
(韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合. 北京: 清华大学出版社, 2006.)
- 3 Pan Quan, Cheng Yong-Mei, Liang Yan, Yang Feng, Wang Xiao-Xu. *Multi-Source Information Fusion Theory and Its Applications*. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.  
(潘泉, 程咏梅, 梁彦, 杨峰, 王小旭. 多源信息融合理论及应用. 北京: 清华大学出版社, 2013.)
- 4 Zhou Y F, Leung H, Blanchette M. Sensor alignment with Earth-centered Earth-fixed (ECEF) coordinate system. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, **35**(2): 410–418
- 5 Okello N N, Challa S. Joint sensor registration and track-to-track fusion for distributed trackers. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40**(3): 808–823
- 6 Li Z H, Chen S Y, Leung H, Bosse E. Joint data association, registration, and fusion using EM-KF. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, **46**(2): 496–507
- 7 Huang D L, Leung H, Bosse E. A pseudo-measurement approach to simultaneous registration and track fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, **48**(3): 2315–2331
- 8 Wu Yi, Zhu Ju-Bo. A fusion method for estimate of trajectory. *Science in China Series E: Technological Sciences*, 1999, **42**(2): 149–156  
(吴翊, 朱炬波. 弹道数据处理的融合算法. 中国科学(E辑), 1998, **28**(6): 505–512)
- 9 Lian Feng, Han Chong-Zhao, Peng Yi-Feng, Liu Yu. Adaptive on-line registration algorithm based on GLR. *Control and Decision*, 2009, **24**(1): 23–28  
(连峰, 韩崇昭, 彭一峰, 刘煜. 基于广义似然比的自适应在线配准算法. 控制与决策, 2009, **24**(1): 23–28)
- 10 Xu Li-Na, Chen Jun-Biao, Mu Gao-Chao. New algorithm for real-time outlier removal data in data processing of exterior trajectory. *Journal of Applied Optics*, 2012, **33**(1): 90–95  
(徐利娜, 陈俊彪, 穆高超. 靶场外弹道数据处理中的实时野值剔除算法. 应用光学, 2012, **33**(1): 90–95)
- 11 Zhuo Ning. Study on outlier eliminating method for data processing of exterior trajectory. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2008, **22**(4): 313–317  
(卓宁. 靶场外弹道数据处理中野值点剔除方法. 测试技术学报, 2008, **22**(4): 313–317)
- 12 Liu Li-Sheng. *Data Processing for External Trajectory Measurements*. Beijing: National Defense Industry Press, 2002.  
(刘利生. 外弹道测量数据处理. 北京: 国防工业出版社, 2002.)
- 13 He Ming-Ke, Wang Zheng-Ming, Zhu Ju-Bo. Realtime outliers detection in multi-sensor target tracking. *Journal of Astronautics*, 2002, **23**(6): 34–37  
(贺明科, 王正明, 朱炬波. 多传感器目标跟踪的实时剔除方法. 宇航学报, 2002, **23**(6): 34–37)

- 14 Wang Guang-Xin, Wang Yun-Jiang, Wu Yi, Zhao Cheng-Li, Yao Jing. Real-time outliers detection in multi-source trajectory data based on weighted fusion. *Journal of Spacecraft TT&C Technology*, 2005, **24**(6): 44–48  
(王光新, 王云江, 吴翊, 赵城利, 姚静. 基于加权融合的多信源弹道数据实时野值检测方法. 飞行器测控学报, 2005, **24**(6): 44–48)
- 15 Liu Xian-Xing, Shen Shi-Lei, Pan Quan. A survey of sensor management and methods. *Acta Electronica Sinica*, 2002, **30**(3): 394–398  
(刘先省, 申石磊, 潘泉. 传感器管理及方法综述. 电子学报, 2002, **30**(3): 394–398)
- 16 Hero Jr A O, Castanón D, Cochran D, Kastella K. *Foundations and Applications of Sensor Management*. New York, USA: Springer Verlag Press, 2007.
- 17 Hero A O, Cochran D. Sensor management: past, present, and future. *IEEE Sensors Journal*, 2011, **11**(12): 3064–3075
- 18 Yang Xiao-Jun, Ma Xiang, Song Qing-Song, Xing Ke-Yi. Sensor management for target tracking based on conditional posterior Cramér-Rao lower bounds. *Control Theory and Applications*, 2013, **30**(5): 543–548  
(杨小军, 马祥, 宋青松, 邢科义. 基于条件后验克拉美-罗下界的目标跟踪传感器管理. 控制理论与应用, 2013, **30**(5): 543–548)
- 19 Hernandez M L, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Multisensor resource deployment using posterior Cramér-Rao bounds. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40**(2): 399–416
- 20 Zhu H Y, Chen S, Han C Z, Lin Y. Fusion of possible biased local estimates in sensor network based on sensor selection. In: Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion. Istanbul, Turkey: IEEE, 2013. 357–364
- 21 Zhu Hong-Yan, Chen Shuo, Han Chong-Zhao. Sensor selection-based fusion considering cross-correlation of local estimation errors. *Control and Decision*, 2015, **30**(2): 241–245  
(朱洪艳, 陈硕, 韩崇昭. 考虑局部估计误差相关性的传感器选择融合. 控制与决策, 2015, **30**(2): 241–245)
- 22 Shen X J, Varshney P K. Sensor selection based on generalized information gain for target tracking in large sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(2): 363–375
- 23 Gupta V, Chung T H, Hassibi B, Murray R M. On a stochastic sensor selection algorithm with applications in sensor scheduling and sensor coverage. *Automatica*, 2006, **42**(2): 251–260
- 24 Joshi S, Boyd S. Sensor selection via convex optimization. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **57**(2): 451–462
- 25 Tharmarasa R, Kirubarajan T, Sinha A, Lang T. Decentralized sensor selection for large-scale multisensor-multitarget tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, **47**(2): 1307–1324
- 26 Tharmarasa R, Kirubarajan T, Hernandez M L, Sinha A. PCRLB-based multisensor array management for multitarget tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, **43**(2): 539–555
- 27 Bar-Shalom Y, Daum F, Huang J. The probabilistic data association filter. *IEEE Control Systems*, 2009, **29**(6): 82–100



**郭军军** 西安交通大学电子与信息工程学院综合自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为目标跟踪和传感器选择. 本文通信作者.

E-mail: guojjgb@163.com

(**GUO Jun-Jun** Ph.D. candidate at the Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information

Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers target tracking and sensor selection. Corresponding author of this paper.)



**韩崇昭** 西安交通大学电子与信息工程学院教授. 主要研究方向为多源信息融合, 随机控制与自适应控制, 非线性频谱分析. E-mail: czhan@mail.xjtu.edu.cn

(**HAN Chong-Zhao** Professor at the School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers

multi-source information fusion, stochastic control and adaptive control, and nonlinear spectral analysis.)