

## 非理想关联下多传感器系统误差的稳健估计

田威<sup>①②</sup> 黄高明<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

<sup>②</sup>(中国人民解放军91715部队 广州 510450)

**摘要:** 在数据融合系统中, 传感器自身系统误差造成其上报融合中心的目标位置状态出现系统性偏差, 若得不到有效估计与补偿, 融合系统难以实现预期的性能优势。然而, 基于目标关联配对关系而构造的超定方程组是系统误差估计的出发点。复杂环境下, 受随机噪声、系统误差、虚警、漏报等因素的干扰, 数据关联模块的输出结果常常包含错误关联。针对非理想关联下多传感器系统误差的稳健估计问题, 该文提出基于最小截平方的系统误差稳健估计方法, 并进一步提出剔除异常方程的重加权最小二乘方法。与最小二乘及最小中值平方相比, 所提方法在保证估计器稳健性能的前提下, 降低了估计结果对随机噪声的敏感程度。仿真实验验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 多传感器数据融合; 系统误差估计; 非理想关联; 最小截平方

中图分类号: TP391; TP212

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)03-0641-07

DOI: 10.11999/JEIT170579

## Robust Multisensor Bias Estimation Under Nonideal Association

TIAN Wei<sup>①②</sup> HUANG Gaoming<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Electronic Engineering, Naval Engineering University, Wuhan 430033, China)

<sup>②</sup>(Unit 91715, PLA, Guangzhou 510450, China)

**Abstract:** In the data fusion system, sensor biases lead to systematic deviation of the position states of targets reported to the fusion center. If sensor biases could not be estimated and compensated correctly, the fusion system will fail to achieve the expected performance superiority. However, the starting point of sensor bias estimation is the overdetermined equations constructed on the basis of data association. In the complicated environment, with the presence of interference factors such as random errors, sensor biases, false alarms and missed detections, the data association module outputs some misassociations inevitably. In view of the multisensor bias estimation problem under nonideal association, the robust estimation approach based on the least trimmed squares is proposed. Furthermore, the reweighted least squares approach through eliminating abnormal equations is presented. Compared with the least squares and the least median of squares, the proposed approaches can not only ensure the robust performance on bias estimation, but also are less sensitive to random errors. Simulation results verify the effectiveness of the proposed methods.

**Key words:** Multisensor data fusion; System bias estimation; Nonideal association; Least Trimmed Squares (LTS)

### 1 引言

近年来, 多传感器数据融合系统在工程实践中得到广泛应用, 通过对多个传感器的观测数据进行综合处理, 可获得更加全面、准确、可靠的目标状态估计<sup>[1]</sup>。然而, 除了受随机噪声影响外, 传感器还存在着可建模为未知固定常数或随时间缓变的系统误差。若不经有效校准, 系统误差会使得融合系统

输出结果出现重大偏差。传感器系统误差的可靠估计与补偿是融合系统获得性能优势的关键前提<sup>[2,3]</sup>。

多传感器系统误差估计问题一直是数据融合领域的研究热点。不依赖于合作目标的误差估计方法更能适应复杂的应用环境, 因此本文的讨论界定在非合作目标下的系统误差估计问题。最小二乘(Least Squares, LS)法是系统误差估计问题的一种典型处理方法<sup>[4]</sup>。Zhou等人<sup>[5]</sup>提出了传感器配准的精确极大似然(Exact Maximum Likelihood, EML)法, 通过两步交替迭代, 给出目标状态和系统误差参数的估计结果。Zheng等人<sup>[6]</sup>提出了一种新最小二乘配准(New Least Squares Registration, NLSR)法, 将

收稿日期: 2017-06-14; 改回日期: 2017-11-17; 网络出版: 2017-12-12

\*通信作者: 黄高明 hgaom@163.com

基金项目: 中国博士后科学基金第61批面上项目(2017M613370)

Foundation Item: The 61st General Program Supporting Fund of China Postdoctoral Science Foundation (2017M613370)

量测噪声的影响纳入到平均最小二乘准则的优化框架中,并基于牛顿算法进行求解。Okello等人<sup>[7]</sup>在极大似然配准(Maximum Likelihood Registration, MLR)准则下给出了多主/被动传感器系统误差估计问题的批处理算法。Fortunati等人<sup>[8,9]</sup>提出了传感器系统误差相对配准、绝对配准的最小二乘估计器,导出了相应的混合克拉美劳界(Hybrid Cramér-Rao Lower Bound, HCRLB),并进一步提出了基于期望极大化(Expectation-Maximisation, EM)的相对配准算法<sup>[10]</sup>。文献[11-13]给出了时间异步多传感器系统误差估计问题的处理方法。

然而,上述工作的有效性都依赖于理想数据关联假设。在复杂应用环境中,系统误差的存在使得传感器上报融合中心的目标位置状态出现偏差,再加之虚警、漏报、随机噪声等干扰因素的影响,数据关联模块的输出结果无法保证完全正确,常常发生错误关联配对的情形<sup>[14-17]</sup>。如何使系统误差估计器具备抵抗错误关联的能力是本文的研究重点。文献[18,19]首次提出将错误关联视为系统误差估计过程的野值进行处理,为非理想关联下系统误差的稳健估计开辟了思路。本文基于稳健估计理论中的最小截平方(Least Trimmed Squares, LTS)准则,同时考虑对错误关联造成的异常方程进行检测与剔除,在重加权最小二乘(Reweightd Least Squares, RLS)框架下完成系统误差稳健估计器的设计。与文献[18,19]提出的最小中值平方(Least Median of Squares, LMS)法相比,本文所提方法既保证了系统误差估计结果的稳健性能,又降低了估计结果对随机误差的敏感程度,提升了估计精度。

## 2 问题描述

考虑传感器A和传感器B跟踪监测2维公共探测区域内的 $N$ 个目标。不失一般性,设传感器A位于 $(0,0)$ 处,传感器B位于 $(u,v)$ 处。设传感器 $s$  ( $s \in \{A,B\}$ ) 在距离、角度观测上具有加性固定或随时间缓变系统误差,即

$$\mathbf{b}_s = \begin{bmatrix} b_s^r & b_s^\theta \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

其中,  $b_s^r$ ,  $b_s^\theta$  分别为传感器 $s$  的距离、角度偏差;  $T$  为矩阵转置符号。假设传感器已进行了时间同步处理,则在给定时刻 $t$  (为表述方便,忽略时间标签),传感器 $s$  对目标 $i$  在2维直角坐标系下的位置状态估计为<sup>[20]</sup>

$$\hat{\mathbf{x}}_i^s \approx \mathbf{x}_i^s + \tilde{\mathbf{x}}_i^s + \mathbf{B}_i^s \mathbf{b}_s \quad (2)$$

其中,  $\hat{\mathbf{x}}_i^s = \begin{bmatrix} \hat{x}_i^s & \hat{y}_i^s \end{bmatrix}^T$ ;  $\mathbf{x}_i^s$  为目标 $i$  的状态真值(上标 $s$  并无实质性意义,增加上标 $s$  是为了下文的清晰表

述);  $\tilde{\mathbf{x}}_i^s$  为随机误差,服从均值为 $\mathbf{0}$ ,协方差为 $\mathbf{P}_i^s$  的高斯分布;  $\mathbf{B}_i^s \mathbf{b}_s$  为由传感器 $s$  系统误差引入的偏差,有

$$\mathbf{B}_i^s = \begin{bmatrix} \sin(\hat{\theta}_i^s) & \hat{r}_i^s \cos(\hat{\theta}_i^s) \\ \cos(\hat{\theta}_i^s) & -\hat{r}_i^s \sin(\hat{\theta}_i^s) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中,  $\hat{r}_i^s$ ,  $\hat{\theta}_i^s$  分别为传感器 $s$  对目标 $i$  的距离、角度观测。传感器系统误差对目标 $i$  位置状态估计的影响如图1所示<sup>[2]</sup>。

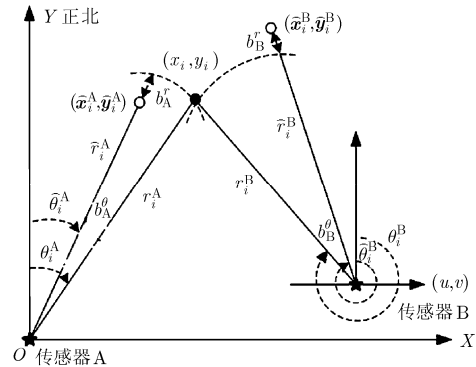


图1 传感器系统误差几何关系示意图

假设传感器A和传感器B对目标 $i$  的关联配对正确,即有

$$\mathbf{x}_i^A = \mathbf{x}_i^B \quad (4)$$

将传感器A和传感器B对目标 $i$  的位置状态估计方程联立相减,得到

$$\hat{\mathbf{x}}_i^A - \hat{\mathbf{x}}_i^B = \tilde{\mathbf{x}}_i^A - \tilde{\mathbf{x}}_i^B + \mathbf{B}_i^A \mathbf{b}_A - \mathbf{B}_i^B \mathbf{b}_B \quad (5)$$

令  $\hat{\mathbf{x}}_i = \hat{\mathbf{x}}_i^A - \hat{\mathbf{x}}_i^B$ ,  $\tilde{\mathbf{x}}_i = \tilde{\mathbf{x}}_i^A - \tilde{\mathbf{x}}_i^B$ ,  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_A^T & \mathbf{b}_B^T \end{bmatrix}^T$ ,  $\mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_i^A & -\mathbf{B}_i^B \end{bmatrix}$ , 则有

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \tilde{\mathbf{x}}_i + \mathbf{B}_i \mathbf{b} \quad (6)$$

若传感器A和传感器B对全部 $N$  个目标的观测数据均关联正确,则可联立得到

$$\hat{\mathbf{x}} = \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{B} \mathbf{b} \quad (7)$$

其中,  $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{\mathbf{x}}_1^T, \hat{\mathbf{x}}_2^T, \dots, \hat{\mathbf{x}}_N^T]^T$ ,  $\tilde{\mathbf{x}} = [\tilde{\mathbf{x}}_1^T, \tilde{\mathbf{x}}_2^T, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_N^T]^T$ ,  $\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1^T, \mathbf{B}_2^T, \dots, \mathbf{B}_N^T]^T$ 。通过求解超定方程组式(7),即可获得系统误差的估计结果。

## 3 已有典型工作

最小二乘法是系统误差估计问题的标准解法,等价于求解式(8)的优化问题:

$$\min_{\mathbf{b}} \|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{B} \mathbf{b}\|_2^2 \quad (8)$$

其中,  $\|\cdot\|_2$  表示2范数。根据 Gauss-Markov 定理,当 $\tilde{\mathbf{x}}$  服从零均值高斯分布、各分量互不相关且方差

相同时, 系统误差估计问题的最小二乘解即为最小方差无偏估计, 有

$$\mathbf{b}_{LS} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \hat{\mathbf{x}} \quad (9)$$

然而, 在工程实践中, 传感器 A 和传感器 B 观测数据之间常常出现关联配对错误, 传统系统误差估计方法的性能无法保证。若传感器 A 和传感器 B 对目标  $i$  的局部状态估计关联出错, 有

$$\mathbf{x}_i^A \neq \mathbf{x}_i^B \quad (10)$$

式(6)及式(7)不再成立。

错误关联对系统误差估计过程的影响与随机噪声截然不同, 文献[18,19]将错误关联视为系统误差估计过程的野值, 为非理想关联下多传感器系统误差的稳健估计提供了解决思路, 并将稳健估计理论中的 LMS 估计器引入到系统误差估计研究领域内。LMS 是一种能有效抵抗野值的高崩溃点 (Breakdown Point, BP) 估计器。与 LS 不同, LMS 求解传感器系统误差的优化问题为<sup>[18,19]</sup>

$$\min_b \operatorname{med}_i r_i^2 \quad (11)$$

式中,  $\operatorname{med}(\cdot)$  为取中值运算;  $r_i^2$  为方程组式(7)第  $i$  个方程的估计残差的平方。

BP 用来衡量估计器对抗野值的能力。假设估计器用  $F$  表示, 数据集用  $\mathbf{Z}$  表示, 将  $F$  应用到  $\mathbf{Z}$  上可获得的参数估计为  $F(\mathbf{Z})$ 。假设  $\mathbf{Z}$  由  $N$  个数据样本构成, 若  $\mathbf{Z}$  中任意可能的  $n$  个样本受到任意程度污染 (污染后的数据集记为  $\mathbf{Z}'$ ), 所造成的估计偏差的上确界为

$$e(n, F, \mathbf{Z}) = \sup_{\mathbf{Z}'} \|F(\mathbf{Z}') - F(\mathbf{Z})\| \quad (12)$$

则估计器  $F$  的 BP 定义为<sup>[21]</sup>

$$\operatorname{BP}(F, \mathbf{Z}) = \min \left\{ \frac{n}{N}; e(n, F, \mathbf{Z}) \rightarrow \infty \right\} \quad (13)$$

由文献[21]知

$$\operatorname{BP}(\text{LS}, \mathbf{Z}) = 1/N \quad (14)$$

也就是说, 只需 1 个野值样本即可使 LS 估计结果出现严重偏差。相对应地,

$$\operatorname{BP}(\text{LMS}, \mathbf{Z}) = \frac{\lfloor N/2 \rfloor - p + 2}{N} \quad (15)$$

可见, LMS 的 BP 远高于 LS, 这便是 LMS 可用于处理非理想关联下系统误差估计问题的根本原因。

## 4 本文方法

LMS 取残差平方的中值作为优化目标函数, 虽能有效抵抗错误关联的不良影响, 但估计结果对随机噪声敏感。本文提出基于 LTS 的系统误差估计方法, 可在保证估计结果稳健性的前提下, 提升误差估计精度。

### 4.1 基于 LTS 的系统误差估计方法

LTS 求解传感器系统误差的优化问题可建模为<sup>[21]</sup>

$$\min_b \sum_{i=1}^{\eta} r_{(i)}^2 \quad (16)$$

其中,  $r_{(1)}^2 \leq r_{(2)}^2 \leq \dots \leq r_{(2N)}^2$  为排序后的方程残差的平方;  $\eta$  为截常数, 可在  $N$  到  $2N$  之间进行设置。LTS 的目标函数较 LMS 而言更为平滑, 对噪声有更强的容忍能力。调整  $\eta$  大小, 可使 LTS 的 BP 与 LMS 相一致。随着  $\eta$  的增大, LTS 估计结果对噪声的容忍能力变强, 但其 BP 下降, 对抗错误关联的能力有所降低。

### 4.2 基于异常方程剔除的 RLS 系统误差估计方法

为进一步提升估计结果对随机噪声的抵抗能力, 考虑对超定方程组式(7)中的异常方程进行剔除, 在 RLS 框架下完成系统误差的稳健估计<sup>[22]</sup>。给定由 LTS 稳健估计而获得的方程残差向量, 可根据式(17)实现对错误关联造成的异常方程的可靠检测, 即  $\forall i = 1, 2, \dots, 2N$ , 若

$$\left| \frac{r_i}{\hat{\sigma}_{LTS}} \right| > \rho \quad (17)$$

成立, 则认为第  $i$  个方程为异常方程, 其中  $\rho$  为门限常数, 且

$$\mathbf{r} = \hat{\mathbf{x}} - \mathbf{B}\mathbf{b}_{LTS} \quad (18)$$

$$\hat{\sigma}_{LTS}^2 = c^2 \cdot \sum_{i=1}^{\eta} r_{(i)}^2 / \eta \quad (19)$$

$c$  是使得  $\hat{\sigma}_{LTS}$  在高斯分布下为无偏估计的固定常数。式(17)等价于

$$\frac{|r_i|}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\eta} r_{(i)}^2 / \eta}} > c \cdot \rho = \rho' \quad (20)$$

基于异常方程剔除的 RLS 系统误差估计方法对应的优化问题可表述为

$$\min_b \sum_{i=1}^{2N} w_i \cdot r_i^2 \quad (21)$$

其中,

$$w_i = \begin{cases} 0, & |r_i| / \sqrt{\sum_{i=1}^{\eta} r_{(i)}^2 / \eta} > \rho' \\ 1, & |r_i| / \sqrt{\sum_{i=1}^{\eta} r_{(i)}^2 / \eta} \leq \rho' \end{cases} \quad (22)$$

在式(20)及式(22)中, 当  $\rho'$  取值过小时, 倾向于异常方程的“悲观”判断, 会增加正常方程的误判风险, RLS 性能趋于 LMS (除了使  $\operatorname{med}_i r_i^2$  最小的 4 个方程外, 其余全部判为异常);  $\rho'$  取值过大时, 倾向于正

常方程的“乐观”判断,会增加异常方程的漏判风险,RLS 性能趋于 LS(所有方程均判正常)。

### 4.3 计算步骤

下面给出所提 LTS 及 RLS 系统误差估计方法的计算步骤。

**第 1 步 局部方程组的构造与求解:** 在超定方程组式(7)中,1 个错误关联配对目标通常造成  $x$  和  $y$  方向上的两个异常方程,由此可将一个关联配对目标对应的两个方程视为整体进行局部方程组的构造。从  $N$  个关联配对目标(对应  $2N$  个方程)中,反复随机抽取  $m$  个关联配对目标对应的  $2m$  个方程,构成局部方程组。然后,对局部方程组分别求解系统误差参数的 LS 估计。

**第 2 步 LTS 估计:** 从第 1 步获得的局部估计结果集合中,选择使得残差截平方和最小的作为 LTS 估计结果  $\mathbf{b}_{\text{LTS}}$ 。

**第 3 步 剔除异常方程:** 将第 2 步获得的  $\mathbf{b}_{\text{LTS}}$  代入到式(22),对残差过大的异常方程进行检测,获得 RLS 的权重系数  $\mathbf{w}$ 。

**第 4 步 RLS 估计:** 基于第 3 步获得权重系数  $\mathbf{w}$ ,利用所有正常方程重新计算系统误差参数的 LS 解,即得到 RLS 的估计结果。

### 4.4 讨论

从误差估计精度的角度来讲,算法第 1 步中的  $m$  取值越大,参与系统误差估计的样本数据越多,估计结果的方差越小。

从对抗错误关联的角度来讲,算法第 1 步中的  $m$  取值越大,所构造的局部方程组受错误关联污染的概率也越大。假设错误关联概率为  $p_e$ ,第 1 步中通过随机抽取所构造的局部方程组的数目为  $M$ ,那么  $M$  个局部方程组中至少包含一个完全由正常方程构成的局部方程组的概率为

$$P = 1 - (1 - (1 - p_e)^m)^M \quad (23)$$

可以看出,  $m$  取值越大,概率  $P$  越小,局部方程组受错误关联污染的可能性越大。传感器 A 和传感器 B 待估系统误差参数数目为 4,即  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^4$ ,那么局部方程组包含的方程数目最小可取 4,也即  $m$  取 2。此外,从式(23)还可以看出,  $M$  取值越大,概率  $P$  越接近于 1。为保证估计结果的稳健性,通常要求

$$P \geq P_0 \quad (24)$$

其中,  $P_0$  为接近 1 的概率门限(比如 99%),则  $M$  必须满足

$$M \geq \frac{\lg(1 - P_0)}{\lg(1 - (1 - p_e)^m)} \quad (25)$$

然而,  $M$  的取值存在上限,即

$$M \leq C_N^m = \frac{N!}{m!(N - m)!} \quad (26)$$

这意味着,要使概率  $P$  接近于 1,则要求目标数目  $N$  应显著大于  $m$ ,以留足增大  $M$  的空间。

综上,能够以较高的概率获得系统误差稳健估计结果的一个前提条件是

$$\frac{\lg(1 - P_0)}{\lg(1 - (1 - p_e)^m)} \leq \frac{N!}{m!(N - m)!} \quad (27)$$

## 5 仿真分析

本节基于仿真实验来评估所提 LTS 及 RLS 算法的性能,对比算法为 LS<sup>[4]</sup>及 LMS<sup>[18,19]</sup>。

### 5.1 仿真场景及评估指标

传感器 A 和传感器 B 跟踪监测 2 维公共探测区域内的 15 个目标。不失一般性,传感器 A 位于坐标原点,传感器 B 位于(100,0) km 处。基于多帧数据的关联算法虽然在理论上性能更优,但具有更高的计算复杂度,且在实际应用中难以达到其理论性能<sup>[23]</sup>。因此,仿真实验使用单帧数据完成关联与误差校正,即基于传感器在当前帧对多个目标的探测数据进行系统误差求解;在工程实践中,若  $N$  较小,可以基于多帧数据联立超定方程组,以满足式(27),提升估计结果的稳健性。为了更客观地评估算法性能,采用目标的随机分布场景,假设目标随机分布在中心坐标为(0,80) km 且边长为 40 km 的正方形区域内。式(2)将传感器局部航迹误差拆解为目标状态估计随机误差与系统误差两部分,假设两传感器对目标位置状态估计的随机误差均服从均值为 0、协方差矩阵为  $\text{diag}(\sigma^2, \sigma^2)$  的高斯分布,忽略共同过程噪声的影响<sup>[24]</sup>,其中  $\sigma$  为噪声水平。传感器 A 的系统误差参数设置为:  $b_A^x = 1$  km,  $b_A^y = 1^\circ$ ;传感器 B 的系统误差参数设置为:  $b_B^x = -1$  km,  $b_B^y = -1^\circ$ 。传感器 A 和传感器 B 单帧数据在目标分布区域内的虚警数目服从强度参数为 2 的泊松分布,虚警位置在目标分布区域内均匀分布。两传感器对目标的检测概率均为 0.96。数据关联采用基于全局最小费用准则的全局最近邻(Global Nearest Neighbor, GNN)法<sup>[16]</sup>。图 2 给出了一次仿真实验中两传感器的目标关联情况,圆圈为传感器 A 上报的 16 个“目标”<sup>1)</sup>,星号为传感器 B 上报的 17 个“目标”,实线为正确关联,虚线为错误关联,传感器 A 有 1 个未关联“目标”,传感器 B 有 2 个未关联“目标”。

系统误差估计性能的评估指标采用均方根误差(Root of Mean Square Error, RMSE)。若记蒙特卡

<sup>1)</sup>加引号是为了说明“目标”可能是虚警。

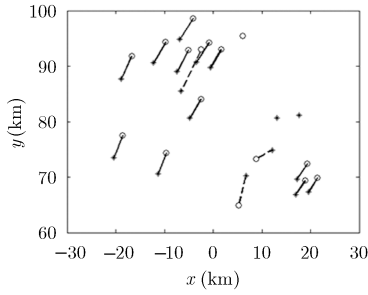


图 2 一次仿真实验的数据关联结果

洛仿真实验次数为  $K$ ，待估参数  $\theta$  的真值记为  $\theta_t$ ，第  $k$  次实验得到的估计结果记为  $\hat{\theta}_k$ ，则有

$$\text{RMSE}(\theta) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (\hat{\theta}_k - \theta_t)^2}{K}} \quad (28)$$

### 5.2 仿真结果及分析

共设置两个仿真实验。在第 1 个实验中，逐步改变随机噪声水平  $\sigma$  由 0 变化至 200 m，变化步长为 40 m，以评估不同系统误差估计方法对目标状态估计随机误差的敏感程度。针对每种噪声水平，均进行 500 次蒙特卡罗仿真实验。记当前仿真实验中的关联配对数目为  $N'$ ，则 LTS 中的参数  $\eta$  设置为

$$\eta = \lfloor 0.75 \cdot (2N') \rfloor = \lfloor 1.5N' \rfloor \quad (29)$$

其中， $\lfloor \cdot \rfloor$  为向下取整算子。RLS 中对异常方程进行检测的门限  $\rho'$  设置为 3。图 3(a)、图 3(b)、图 3(c)、图 3(d) 分别给出了传感器系统误差  $b_A^r$ 、 $b_A^\theta$ 、 $b_B^r$ 、 $b_B^\theta$  的估计 RMSE 随噪声水平的变化情况。由图可知，

当随机噪声水平  $\sigma$  为 0 时，传感器探测数据不含随机误差，LS 估计结果仍然出现重大偏差。这是因为即使不存在随机噪声，但在系统误差及虚警漏报的影响下，数据关联结果仍然容易出错，LS 不具备抵抗错误关联的能力，估计结果呈现大的 RMSE。相对应地，LMS、LTS、RLS 方法均具备在非理想关联情况下的稳定工作能力，可实现对系统误差参数的精确估计。随着噪声水平  $\sigma$  的增大，相较于 LMS，所提 LTS、RLS 方法的性能优势渐渐凸显，尤其是 RLS 在保持对抗错误关联能力的同时，对噪声的敏感程度要低于 LTS。

在第 2 个实验中，固定随机噪声水平  $\sigma$  为 100 m， $\rho'$  由 1 增大到 20，以 1 为步长，其余条件保持不变，以评估门限参数  $\rho'$  对 RLS 系统误差估计性能的影响。图 4(a)、图 4(b)、图 4(c)、图 4(d) 分别给出了传感器系统误差  $b_A^r$ 、 $b_A^\theta$ 、 $b_B^r$ 、 $b_B^\theta$  的估计 RMSE 随  $\rho'$  的变化情况，与第 4.2 节的分析讨论相符。可见，过大或过小的  $\rho'$  都会造成 RLS 估计性能的下降，在当前仿真环境下使 RLS 性能最好的  $\rho'$  取值在 7 附近（注意：图 3 中的  $\rho'$  取值为 3，较 LS、LMS 仍有比较明显的性能优势）。

### 6 结论

多传感器系统误差估计的一般思路是基于多个公共探测目标的位置数据构建方程组，通过方程组的求解来获得系统误差的估计结果。然而，系统误差求解方程组的构建依赖于数据关联结果。在复杂环境中，随机噪声、系统误差、虚警漏报等干扰因

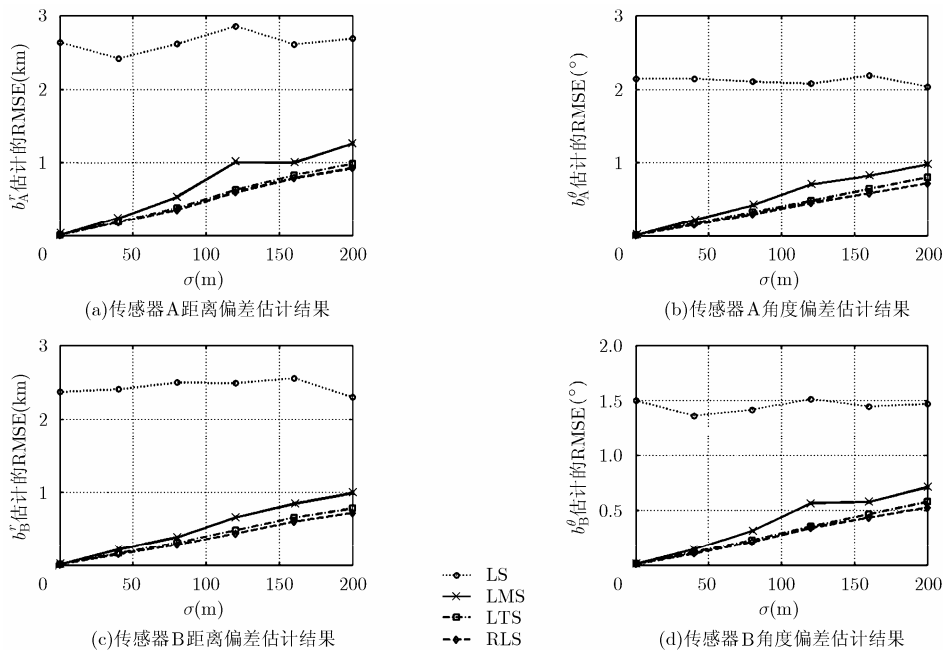
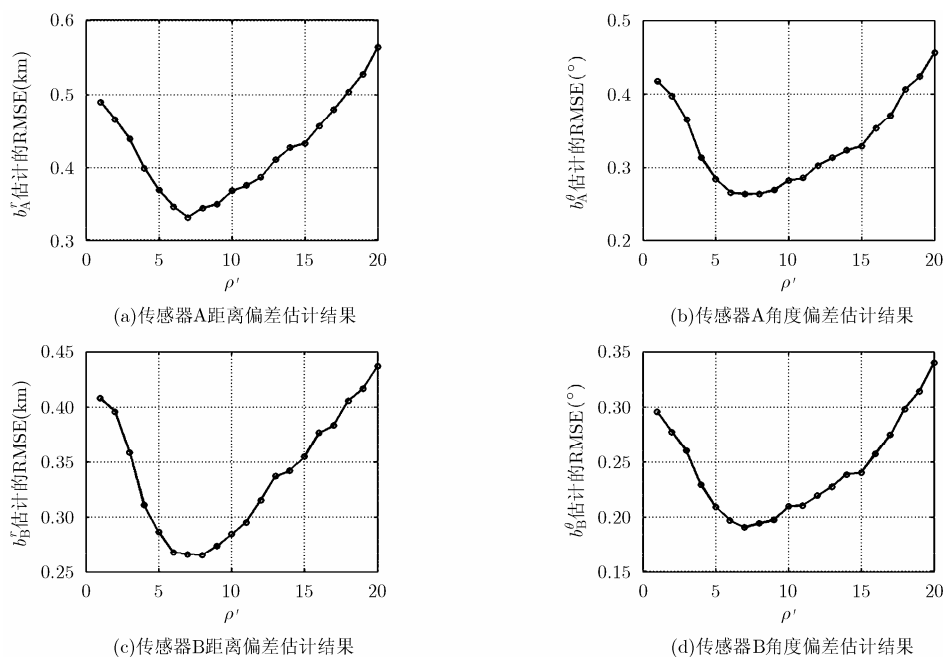


图 3 传感器系统误差估计的 RMSE 随噪声水平的变化情况

图4 系统误差估计 RMSE 随  $\rho'$  的变化情况

素使得关联结果难以完全正确。在非理想关联情况下，本文将错误关联视为系统误差估计过程的野值进行处理，借鉴稳健估计理论中的 LTS 估计准则，设计系统误差的稳健估计器。进一步地，基于 LTS 的估计残差向量，提出了异常方程的检测手段，并在 RLS 框架下给出系统误差的稳健估计结果。与 LS 及 LMS 相比，所提方法在保证稳健工作性能的同时，显著降低了估计结果对随机误差的敏感程度。

### 参考文献

- [1] CHANDRASEKARAN B, GANGADHAR S, and CONRAD J M. A survey of multisensor fusion techniques, architectures and methodologies[C]. IEEE SoutheastCon., Charlotte, NC, USA, 2017: 1-8. doi: 10.1109/SECON.2017.7925311.
- [2] 田威. 复杂环境下多传感器航迹关联与抗差处理[D]. [博士学位论文], 清华大学, 2014: 1-37.  
TIAN Wei. Multisensor track-to-track association and bias removal in complex environments[D]. [Ph.D. dissertation], Tsinghua University, 2014: 1-37.
- [3] TAGHAVI E, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T, et al. A practical bias estimation algorithm for multisensor-multitarget tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 2-19. doi: 10.1109/TAES.2015.140574.
- [4] COWLEY B C and SHAFAI B. Registration in multi-sensor data fusion and tracking[C]. Proceedings of American Control Conference, San Francisco, CA, 1993: 875-879.
- [5] ZHOU Yifeng, LEUNG H, and YIP P C. An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(6): 1560-1573. doi: 10.1109/78.599998.
- [6] ZHENG Ziwei and ZHU Yisheng. New least squares registration algorithm for data fusion[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(4): 1410-1416. doi: 10.1109/TAES.2004.1386893.
- [7] OKELLO N and RISTIO B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(3): 1074-1083. doi: 10.1109/TAES.2003.1238759.
- [8] FORTUNATI S, FARINA A, GINI F, et al. Least squares estimation and Cramer-Rao type lower bounds for relative sensor registration process[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(3): 1075-1085. doi: 10.1109/TSP.2010.2097258.
- [9] FORTUNATI S, GINI F, GRECO M, et al. Least squares estimation and hybrid Cramér-Rao lower bound for absolute sensor registration[C]. Tyrrhenian Workshop on Advances in Radar and Remote Sensing (TyWRRS), Naples, Italy, 2012: 30-35. doi: 10.1109/TyWRRS.2012.6381098.
- [10] FORTUNATI S, GINI F, FARINA A, et al. On the application of the expectation-maximisation algorithm to the relative sensor registration problem [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2013, 7(2): 191-203. doi: 10.1049/iet-rsn.2012.0050.
- [11] LIN Xiangdong, BAR-SHALOM Y, and KIRUBARAJAN T. Multisensor multitarget bias estimation for general asynchronous sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(3): 899-921. doi: 10.1109/

- TAES.2005.1541438.
- [12] PU Wenqiang, LIU Yafeng, YAN Junkun, *et al.* A two-stage optimization approach to the asynchronous multi-sensor registration problem[C]. International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), New Orleans, LA, USA, 2017: 3271–3275. doi: 10.1109/ICASSP.2017.7952761.
- [13] GENG Hang, LIANG Yan, LIU Yurong, *et al.* Bias estimation for asynchronous multi-rate multi-sensor fusion with unknown inputs[J]. *Information Fusion*, 2018, 39: 139–153. doi: 10.1016/j.inffus.2017.03.002.
- [14] TIAN Wei, WANG Yue, DU Xiongjie, *et al.* Reference pattern-based track-to-track association with biased data[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 501–512. doi: 10.1109/TAES.2015.140433.
- [15] TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, *et al.* Track-to-track association for biased data based on the reference topology feature[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(4): 449–453. doi: 10.1109/LSP.2014.2305305.
- [16] TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, *et al.* Analytic performance prediction of track-to-track association with biased data in multi-sensor multi-target tracking scenarios[J]. *Sensors*, 2013, 13(9): 12244–12265. doi: 10.3390/S130912244.
- [17] 田威, 王钺, 山秀明, 等. 基于一致关联数最大化的航迹关联算法[J]. *航空学报*, 2014, 35(11): 3115–3122. doi: 10.7527/s1000-6893.
- TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, *et al.* Track-to-track association based on maximizing the consistent association number[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(11): 3115–3122. doi: 10.7527/s1000-6893.
- [18] 田威, 王钺, 山秀明, 等. 稳健的联合航迹关联与系统误差估计[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2013, 53(7): 946–950. doi: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2013.07.009.
- TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, *et al.* Robust method for joint track association and sensor bias estimation [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2013, 53(7): 946–950. doi: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2013.07.009.
- [19] 田威, 王钺, 山秀明, 等. 基于系统误差估计残差的错误关联检测方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(10): 2062–2068. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.10.08.
- TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, *et al.* Misassociation detection method based on the residual errors of system bias estimation[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(10): 2062–2068. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.10.08.
- [20] LIN Xiangdong, KIRUBARAJAN T, and BAR-SHALOM Y. Multisensor bias estimation using local tracks without a priori association[C]. Proceedings of SPIE, Bellingham, WA, 2003, 5204: 334–345. doi: 10.1117/12.503715.
- [21] ROUSSEEUW P J, LEROY AM, and WILEY J. Robust Regression and Outlier Detection[M]. New York: Wiley Online Library, 1987: 1–18.
- [22] WENG Yang, NEGI R, LIU Qixing, *et al.* Robust state-estimation procedure using a Least Trimmed Squares pre-processor[C]. 2011 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), Anaheim, CA, USA, 2011: 1–6. doi: 10.1109/ISGT.2011.5759135.
- [23] TIAN Xin and BAR-SHALOM Y. Sliding window test vs. single time test for track-to-track association[C]. IEEE 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, 2008: 1–8.
- [24] KAPLAN L M, BAR-SHALOM Y, and BLAIR W D. Assignment costs for multiple sensor track-to-track association[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(2): 655–677. doi: 10.1109/TAES.2008.4560213.
- 田威: 男, 1984年生, 博士后, 工程师, 研究方向为多源信息融合、雷达电子战等。
- 黄高明: 男, 1972年生, 博士, 教授, 研究方向为电子战、盲信号处理、无源探测、多源信息融合等。