

共同杂波环境下多目标量测数据的 误差传递与校正

韩崇昭¹ 周彬^{1,2} 元向辉¹ 连峰¹

摘要 在目标跟踪领域,如何提高目标航迹估计精度是一个重要问题.传统做法是基于目标量测数据进行滤波或者融合以减小随机误差.本文提出了基于误差相关性提高估计精度的新思路.在强相关条件下,依据误差基本理论,研究了多目标之间量测数据误差传递和校正的概念、原理和方法,建立并给出了各关键步骤的算法.仿真实验表明,多目标量测数据误差之间具有相关性时,可以进行误差的传递和校正.如果相关性较强,则校正后量测数据精度能够得到较大幅度的提高.

关键词 误差传递, 误差校正, 量测数据, 相关性, 共同杂波环境, 航迹估计, 多目标跟踪
中图分类号 TP274

Error Transfer and Correction between Multi-target Measurements in a Common Clutter Environment

HAN Chong-Zhao¹ ZHOU Bin^{1,2} YUAN Xiang-Hui¹
LIAN Feng¹

Abstract How to improve the precision of estimation is an important problem in target tracking. Conventional method intends to reduce the random errors by filtering or fusing using measurements from target itself. A new idea based on error transfer and correction is presented here. According to the theory of error correlation, the conception, principle and technique of the method of error transfer and correction between multi-target measurements have been investigated. All algorithms of the key steps about this method have been built. Simulation results show that the measurement error can be transferred and corrected if there is error correlation between multi-target measurements, and the precision of corrected measurement can be improved greatly when the correlation is high.

Key words Error transfer, error correction, measurement, correlation, common clutter environment, track estimation, multi-target tracking

1 引言

目标跟踪是一个古老的命题,至今仍在不断的研究之中.在目标跟踪问题中,目标的航迹估计是一个重要基础和前提^[1].在某些应用背景下有一类问题值得关注:在一个共同的杂波环境中,同一传感器可以同时两个或两个以上的目标进行同步观测,并且其中有一个目标还可以由其它设备提供高精度的定位数据.此时如何精确地估计其它目标的航迹是一个非常值得研究的问题.解决此类航迹估计问题的传统

做法是:基于被估计目标的模型和量测数据直接进行滤波以减小随机误差,从而得到对目标航迹在最小方差意义下的最优估计.如果有多个传感器同时对这些目标进行观测时,还可以进行融合处理以进一步减小估计误差^[1].基于被观测目标的强相关性假设,本文提出了一种基于误差传递与校正的新方法.

对于此类问题,一个十分重要而有用的假设是:多个目标量测数据的误差之间具有强相关性,并且其中至少一个目标的位置可以精确标定.根据误差相关性理论,此时多个目标量测数据的误差可以互相参照与补偿^[2,3].基于这一假设和误差理论,本文深入探讨了在共同杂波环境中多目标同步观测时,量测数据误差的传递与校正问题,而且就该类问题的基本概念、原理和校正方法做了细致研究,获得了有价值的结果.仿真结果表明,该方法在符合假设的条件下非常有效.

2 问题描述与基本原理

由于在共同杂波环境中(同一波门)进行多目标观测,各个目标的测量信息所受到的杂波和噪声干扰具有相同或者相似的性质,因此称这个环境为“共同观测环境”.此时,由于单个传感器同时对多个目标进行同步测量,而其中有一个目标具有高精度定位数据,如何利用该目标的精确测量数据来校正对其它目标的测量数据,进而达到提高对其它目标航迹估计的精度,就成为本文所要研究和解决的问题.

为简化表达,这里仅讨论两个目标作二维运动的情形,如图 1 所示.对于三个以上目标作三维运动的情形,其原理类似.为叙述方便,以下均把作为误差校正基准的目标称为目标一,有关符号中以下标 1 表示;把被校正目标称为目标二,有关符号中以下标 2 表示.传感器可测量两个目标的距离信息和角度信息,同时目标一携带有 GPS 接收机可以获得优良的 GPS 定位数据(其精度比传感器高一个数量级以上).传感器量测数据以球坐标 (r, θ) 形式提供, GPS 数据以直角坐标 (x, y) 形式提供.

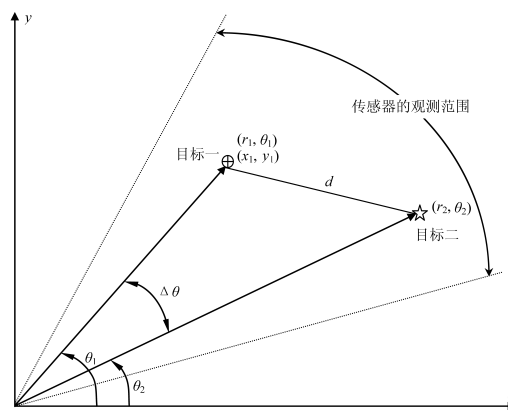


图 1 共同杂波环境中同一传感器对两个目标的测量与航迹估计
Fig. 1 Two targets measuring and tracking with one sensor in a common clutter environment

由于使用同一个传感器,又是同步测量,且测量过程处于一个共同的观测环境中,对多个目标的测量信号所遭遇的噪声干扰相同或者相似,因此,各目标的量测数据误差之间存在相关性^[2].

收稿日期 2006-7-6 收修改稿日期 2007-1-17
Received July 6, 2006; in revised form January 17, 2007
国家自然科学基金(60574033)资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60574033)
1. 西安交通大学电信工程学院 西安 710049 2. 北京航天飞行控制中心 北京 100094
1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049 2. Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094
DOI: 10.1360/aas-007-0771

利用这种相关性, 我们可以进行不同目标量测数据之间的误差传递和校正, 其基本原理可概括如下:

1) 为使问题具有一般性, 用相关系数 ρ 来描述随机误差之间的相关性, ρ 随着两个目标之间距离的变化可在 $1 \sim 0$ 之间变化^[4], 即

$$\rho = e^{-\alpha d} \quad (1)$$

其中, d 是对两个目标之间距离的估计, α 是一个常数.

2) 对目标一而言, 由于基准数据序列 (x_1, y_1) 的精度比量测数据序列 (r_1, θ_1) 高一个数量级以上, 因此可直接以序列 (x_1, y_1) 为标准计算目标一量测数据中包含的测量误差. 由于两个坐标系需要转换, 一般情况下需要高精度的量测转换计算, 即在给定距离 r 和方位 θ 的量测误差分别是 \tilde{r} 和 $\tilde{\theta}$ 的前提下, 在笛卡尔坐标系中的 x 和 y 的误差 \tilde{x} 和 \tilde{y} 可以分别表示为

$$\begin{cases} \tilde{x} = r \cos \theta (\cos \tilde{\theta} - 1) - \tilde{r} \sin \theta \sin \tilde{\theta} - \\ \quad r \sin \theta \sin \tilde{\theta} + \tilde{r} \cos \theta \cos \tilde{\theta} \\ \tilde{y} = r \sin \theta (\cos \tilde{\theta} - 1) + \tilde{r} \cos \theta \sin \tilde{\theta} + \\ \quad r \cos \theta \sin \tilde{\theta} + \tilde{r} \sin \theta \cos \tilde{\theta} \end{cases} \quad (2)$$

3) 需要对目标一的量测数据误差进行分离和标定处理. 量测误差可以分为系统误差和随机误差两类, 其中系统误差可以认为是设备的固有误差, 不随量测次数而变化; 随机误差是随量测次数而变化的, 且在统计意义上服从某种分布. 因为多个目标在同一杂波环境中, 受到同样水平的系统误差和随机误差, 而每一步测量的随机误差各不相同, 因此有必要进行误差分离和标定. 即

$$\begin{cases} \delta_{r_1} = \bar{\delta}_{r_1} + \varepsilon_{r_1} \\ \delta_{\theta_1} = \bar{\delta}_{\theta_1} + \varepsilon_{\theta_1} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $(\delta_{r_1}, \delta_{\theta_1})$ 是量测误差, $(\bar{\delta}_{r_1}, \bar{\delta}_{\theta_1})$ 是系统误差, $(\varepsilon_{r_1}, \varepsilon_{\theta_1})$ 是随机误差. 所谓误差分离和标定处理就是得到对 $(\bar{\delta}_{r_1}, \bar{\delta}_{\theta_1})$ 的估计 (标定), 并与 $(\varepsilon_{r_1}, \varepsilon_{\theta_1})$ 进行分离.

4) 目标一量测数据序列 (r_1, θ_1) 中所包含的系统误差 $(\bar{\delta}_{r_1}, \bar{\delta}_{\theta_1})$ 可以直接、线性地映射到目标二量测数据序列 (r_2, θ_2) 上; 而目标一量测数据序列 (r_1, θ_1) 中的随机误差 $(\varepsilon_{r_1}, \varepsilon_{\theta_1})$ 则需要根据相关系数 ρ 选择一个合适的传递函数来映射到目标二量测数据序列 (r_2, θ_2) 上.

5) 由于误差传递和映射是针对每一步测量的实际误差进行的 (有正负方向), 因此对目标二进行误差校正时, 直接扣除即可.

3 目标一量测数据的误差标定与分离算法

如果传感器量测数据和 GPS 量测数据均已经过时间配准和空间配准, 则本文后续的计算可以直接进行; 否则, 需要先进行时空配准预处理.

3.1 量测误差序列的计算公式

由于 GPS 数据 (x_1, y_1) 的精度比传感器量测精度高至少一个数量级, 因此可直接作为计算目标一量测数据 (r_1, θ_1) 误差序列的基准.

由图 1 所示的几何关系, 不难写出目标一量测数据误差

序列的计算公式

$$\begin{cases} \delta_{r_1}(k) = r_1(k) - \sqrt{(x_1(k))^2 + (y_1(k))^2} \\ \delta_{\theta_1}(k) = \theta_1(k) - \arcsin(y_1(k)/\sqrt{(x_1(k))^2 + (y_1(k))^2}) \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

其中 $\{(x_1(k), y_1(k))^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一的基准数据序列 (文中为 GPS 数据), $\{(r_1(k), \theta_1(k))^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一的量测数据序列, $\{[\delta_{r_1}(k), \delta_{\theta_1}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一的量测误差序列, N 为数据序列采样总步数 (下同).

3.2 量测数据的误差标定算法

为简化算法表达, 这里仅讨论传感器各个量测通道相互独立的情况. 此时, 各个量测分量的误差标定可分别进行, 或写成向量形式一并进行. 本文后续表述均采用向量形式.

量测数据序列所包含的系统误差的标定, 需要将量测误差序列按样本整体进行统计处理. 根据本文的基本原理, 这种处理的重点是为了获取目标一量测数据的系统误差. 具体的误差标定算法可参考文献 [4~6] 等, 本文不准备展开讨论. 这里直接将系统误差标定结果写成一函数表达式

$$\bar{\delta}_1(k) = \mathcal{D}[\delta_1(1), \delta_1(2), \dots, \delta_1(k)], \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中 $\{\bar{\delta}_1(k) = [\bar{\delta}_{r_1}(k), \bar{\delta}_{\theta_1}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一的系统误差序列, \mathcal{D} 表示一误差标定算子, 它实际上是一个统计处理算法. 显然这里要求一种实时误差标定算法.

3.3 量测数据的误差分离算法

根据上一步误差标定所得到的统计结果, 在每一步测量数据中得到对系统误差的估计, 从而根据迭加原理, 可以把随机误差进行分离为

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{r_1}(k) \\ \varepsilon_{\theta_1}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta_{r_1}(k) \\ \delta_{\theta_1}(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{\delta}_{r_1}(k) \\ \bar{\delta}_{\theta_1}(k) \end{bmatrix}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

其中, $\{[\delta_{r_1}(k), \delta_{\theta_1}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一的量测误差序列, $\{[\bar{\delta}_{r_1}(k), \bar{\delta}_{\theta_1}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为标定的目标一随时间变化的系统误差序列, $\{[\varepsilon_{r_1}(k), \varepsilon_{\theta_1}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 则是目标一随时间变化的随机误差序列.

4 从目标一量测数据到目标二量测数据的误差传递算法

4.1 系统误差的传递算法

根据系统误差的定义, 它主要取决于测量设备特性、测量原理以及测量所处的环境^[2, 3]. 由于在本文的问题条件下, 多目标量测使用的是同一个传感器, 且为同步测量, 又是在一个共同的观测环境中, 从而对多个目标进行测量时其系统误差处在同一水平上, 所以系统误差可以直接按照一定的比例系数进行线性传递^[2], 即

$$\begin{bmatrix} \bar{\delta}_{r_2}(k) \\ \bar{\delta}_{\theta_2}(k) \end{bmatrix} = C(k) \begin{bmatrix} \bar{\delta}_{r_1}(k) \\ \bar{\delta}_{\theta_1}(k) \end{bmatrix}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中, $\{[\bar{\delta}_{r_2}(k), \bar{\delta}_{\theta_2}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标二量测数据的系统误差序列, $\{[\bar{\delta}_{r_1}(k), \bar{\delta}_{\theta_1}(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一量测数据的系统误差序列, $C(k)$ 为第 k 步的误差映射系数

矩阵. 在各个量测通道误差之间没有耦合的情况下则有

$$C(k) = \begin{bmatrix} C_r(k) & 0 \\ 0 & C_\theta(k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中 $C_r(k), C_\theta(k)$ 分别为距离误差映射系数以及角度误差映射系数. 在实际系统中, $C(k)$ 需要依赖于传感器特性和工作环境来确定. 对于雷达传感器, 在其稳定跟踪的前提下, 其距离通道测量的系统误差大小与距离的绝对大小并无直接关系, 角度通道测量的系统误差大小与角度大小也基本无关, 因此一般可取距离误差映射系数为

$$C_r(k) \approx 1, \quad C_\theta(k) \approx 1 \quad (9)$$

对于其它的传感器以及在非稳定跟踪的条件下, 则须酌情决定 C_r, C_θ .

4.2 随机误差的传递算法

即使是在共同观测环境下, 使用同一传感器对两个目标进行同步测量时, 也不能认为它们的随机误差处在同一水平上. 因此, 随机误差不能直接按照一定的比例系数进行线性传递, 而需要根据误差相关情况构造一个函数进行映射, 即

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{r_2}(k) \\ \varepsilon_{\theta_2}(k) \end{bmatrix} = \mathbf{f}_\varepsilon^k \left\{ \rho(k), \begin{bmatrix} \varepsilon_{r_1}(k) \\ \varepsilon_{\theta_1}(k) \end{bmatrix} \right\}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

其中, $\{\varepsilon_{r_2}(k), \varepsilon_{\theta_2}(k)\}^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标二量测数据的随机误差序列, $\{\varepsilon_{r_1}(k), \varepsilon_{\theta_1}(k)\}^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 为目标一量测数据的随机误差序列, $\rho(k)$ 为 k 时刻传感器对目标一及目标二进行同步观测时的随机误差相关系数, $\mathbf{f}_\varepsilon^k[\cdot, \cdot]$ 为 k 时刻从目标一量测数据到目标二量测数据的随机误差映射函数, 它是一个双变元向量函数.

关于随机误差映射函数的构造或选取问题, 是一个值得深入探讨的问题. 因为 $\mathbf{f}_\varepsilon^k[\cdot, \cdot]$ 严重依赖于环境杂波和噪声特性, 所以应该根据环境特性来确定, 而环境特性又需要通过大量试验才能得到. 为了简单起见, 本文中依据“相关系数 + 比例系数”的法则构造一个简单易行的映射函数为

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{r_2}(k) \\ \varepsilon_{\theta_2}(k) \end{bmatrix} = \sqrt{R(k)} C(k) \begin{bmatrix} \varepsilon_{r_1}(k) \\ \varepsilon_{\theta_1}(k) \end{bmatrix}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

其中, $C(k)$ 为如前定义的误差映射系数矩阵, $R(k)$ 为传感器对目标一及目标二进行同步观测时的随机误差相关系数矩阵. 式中采用平方根的原因是相关系数一般定义为方差之比. 在各个量测通道的随机误差之间没有耦合关系的情况下则有

$$R(k) = \begin{bmatrix} \rho_r(k) & 0 \\ 0 & \rho_\theta(k) \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, $\rho_r(k), \rho_\theta(k)$ 分别为 k 时刻传感器对目标一以及目标二同步进行观测时距离通道、角度通道的随机误差相关系数.

如果距离通道与角度通道的随机误差相关系数相同, 则 $R(k)$ 将退化为一个系数 $\rho(k)$, 即有 $R(k) = \rho(k)I_2$, 其中 I_2 是单位矩阵. 进而, 如果每一步量测的随机误差相关系数均相同, 则 $R(k)$ 将进一步退化为一个固定常数, 即有 $R(k) \equiv \rho I_2$.

5 目标二量测数据的误差校正算法

有了对目标二量测数据的误差估计之后, 误差校正就变得简单可行了.

由于在前面所述的误差传递中, 不论是系统误差还是随机误差都带有正负符号 (即误差都是区分方向的), 因此在对目标二量测数据进行误差校正时, 直接减去从目标一传递到目标二的系统误差和随机误差即可, 公式如下

$$\begin{bmatrix} \hat{r}_2(k) \\ \hat{\theta}_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_2(k) \\ \theta_2(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{\delta}_{r_2}(k) \\ \bar{\delta}_{\theta_2}(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \varepsilon_{r_2}(k) \\ \varepsilon_{\theta_2}(k) \end{bmatrix} \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

其中, $\{[r_2(k), \theta_2(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 是目标二原始的量测数据序列, $\{[\hat{r}_2(k), \hat{\theta}_2(k)]^T | k = 1, 2, \dots, N\}$ 是目标二经误差校正后的量测数据序列.

6 仿真实验结果

仿真环境设计及其采用的主要算法如下:

1) 两个目标均作匀速直线运动, 且运动轨迹平行;
2) 仿真问题满足本文第 1 节最后一段所述的两个假定条件;

3) 传感器为雷达, 测距误差量级为 100 m, 测角误差量级为 0.001 弧度, 高精度定位数据为 GPS 数据, 误差量级在 x, y 方向均为 1 m;

4) 误差分离、传递和校正算法如前所述. 根据本仿真问题的环境设计, 其中的误差映射系数矩阵 $C(k)$ 可取为单位矩阵 I_2 , 随机误差相关矩阵 $R(k)$ 可取为一个相关系数 ρ ;

5) 滤波采用标准卡尔曼滤波算法.

仿真实验中, 随机误差相关系数从 0 ~ 1 之间可调. 为了观察相关系数大小对误差传递和校正效果的影响程度, 分别将相关系数 ρ 设置为 0.2、0.5、0.9 和 0.99 四种典型情况, 实验结果如图 2 所示 (图中结果为四种情况下目标二位置估计的均方根误差 RMSE).

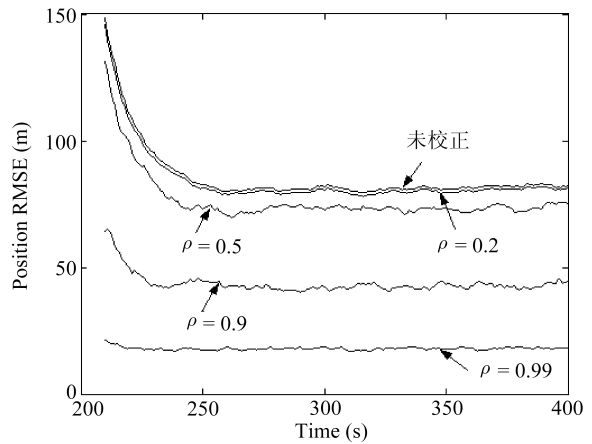


图 2 误差传递及校正对目标二量测数据精度的提高情况

Fig. 2 Improving the precision of measurements with error transfer and correction method

从图 2 的仿真结果可以看出:

1) 只要两个目标量测数据误差之间具有相关性 (即相关系数 $\rho > 0$), 就可以采用误差传递和校正的方法来提高目标二量测数据的精度;

2) 校正后量测数据精度提高的程度取决于两个目标随机误差相关的程度 (即相关系数大小), 如果误差相关程度较高 (相关系数在 0.5 以上), 则误差校正将取得明显的效果.

图 3 表示了分别采用误差校正方法和直接滤波方法所得到的目标二位置估计的均方根误差 (RMSE). 从仿真结果可以看出:

1) 采用误差校正的方法和直接滤波的方法都可以提高量测数据的精度;

2) 只有当两个目标量测数据误差相关程度很高 (即符合强相关性条件) 时, 采用误差校正的方法才能取得比滤波方法更好的效果.

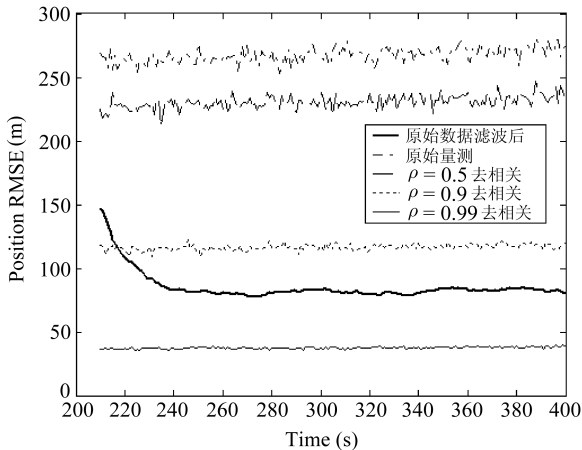


图 3 误差校正效果与直接滤波效果的比较

Fig. 3 Comparing improved precision with error correction method and filtering method

7 结论

基于在共同杂波环境中同一传感器对多个目标实施同步观测时量测数据之间具有的强相关性假设以及误差相关理论, 本文提出了进行量测数据的误差传递和校正的方法. 仿真实验结果表明, 在本文所述问题背景下, 用作基准目标的量测数据误差完全可以用于传递和校正其他目标的量测数据; 如果目标之间误差相关程度较高, 则校正后的量测数据精度将得到较大幅度的提高.

值得指出的是, 传统的滤波方法是普遍适用的, 而本文的方法只有在两个目标误差相关性很强的时候才相对有效, 因此在实际应用中需要注意具体的条件.

References

- 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)
- Shalom Y B, Li X R. *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*. Storrs, Connecticut: Yaakov Bar-Shalom Publisher, 1995
- Wang Rong-Xin. *Mathematical Statistics*. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1986
(汪荣鑫. 数理统计. 西安: 西安交通大学出版社, 1986)
- Thompson T, Levy L J, Hattox T M. Two-centimeter GPS measurement system for missile intercept T&E. In: Proceedings of AIAA Missile Science Conference. 1996
- Wu Bi-Lin, Rao Chang-Hui, Zhang Yu-Dong. Performance analysis for fine tracking loop for adaptive optics system with closed-loop residual tilt data. *Acta Optica Sinica*, 2006,

26(4): 487~490

(吴碧琳, 饶长辉, 张雨东. 应用闭环残余倾斜数据分析自适应光学系统精跟踪回路性能. 光学学报, 2006, 26(4): 487~490)

- Li Zhen-Fang, Wang Hong-Yang, Bao Zheng, Liao Gui-Sheng. Approach to array error estimation for distributed microsatellite SAR systems. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 26(9): 1159~1161

(李真芳, 王洪洋, 保铮, 廖桂生. 分布式小卫星雷达阵列误差估计与校正方法. 系统工程与电子技术, 2004, 26(9): 1159~1161)

韩崇昭 西安交通大学电信工程学院教授. 主要研究方向为多源信息融合理论与应用. E-mail: czhan@mail.xjtu.edu.cn

(HAN Chong-Zhao Professor at School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest is the theory and the application of multi-source information fusion.)

周彬 西安交通大学电信工程学院博士研究生. 主要研究方向为信息融合与目标跟踪. 本文通信作者. E-mail: godboat@126.com

(ZHOU Bin Ph. D. candidate at School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers information fusion and target tracking. Corresponding author of this paper.)

元向辉 西安交通大学电信工程学院博士研究生. 主要研究方向为信息融合与目标跟踪. E-mail: yuanxh@stu.xjtu.edu.cn

(YUAN Xiang-Hui Ph. D. candidate at School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers information fusion and target tracking.)

连峰 西安交通大学电信工程学院博士研究生. 主要研究方向为信息融合与目标跟踪. Email: lianfeng@stu.xjtu.edu.cn

(LIAN Feng Ph. D. candidate at School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers information fusion and target tracking.)