

基于非合作目标的误差配准算法

王伟¹, 赵洪宇², 史伟¹

(1. 电子科学研究院, 北京 100041; 2. 电子科技大学电子科学技术研究院, 成都 611731)

摘要: 误差配准是消除传感器系统误差必不可少的过程。针对非合作目标情况下如何估计传感器系统误差的问题, 提出了一种基于线性卡尔曼和最小二乘的三维误差配准算法。该算法考虑了地球曲率的影响, 解决了传统的二维算法无法估计俯仰角系统误差的问题。通过构造系统模型, 将传感器系统误差和目标运动情况统一到同一量测方程中, 并结合线性卡尔曼和最小二乘得到系统误差的估计。仿真结果表明, 该方法能有效地估计包括俯仰角误差在内的多种系统误差。

关键词: 信息融合; 误差配准; 多传感器; 线性卡尔曼; 系统误差

中图分类号: V271.4; TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)01-0038-04

A Bias Registration Algorithm Based on Noncooperative Targets

WANG Wei¹, ZHAO Hong-yu², SHI Wei¹

(1. Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China; 2. Institute of Electronic Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Bias registration is an essential process for correcting the system bias of sensors. In order to estimate the sensor system bias without cooperation targets, a three-dimensional bias registration algorithm was proposed based on linear Kalman and least squares. This algorithm takes the curvature of the earth into account and can estimate the system bias of elevation angle that can't be calculated with the traditional 2D method. The system bias of sensors and the motion of target are combined into the same measurement equation by constructing a system model. Then the estimation of system bias is completed by using the linear Kalman and least squares. Simulation results show that system biases can be estimated effectively, including elevation angle bias.

Key words: information fusion; bias registration; multi-sensor; Linear Kalman; system bias

0 引言

使用信息融合技术处理来自多个传感器的信息, 利用各个传感器之间功能的互补和信息的冗余, 可以克服单个传感器的局限性, 增强多传感器系统的可靠性和鲁棒性^[1]。然而, 在实际的组网系统中, 人们发现融合效果并不如预料的好, 有时甚至不如单传感器的跟踪效果^[2], 一个重要的原因就是传感器系统偏差的存在。滤波或融合只能减弱随机误差的影响, 而对均值非零的系统误差没有作用^[3]。

在传感器运行期间, 对系统误差进行估计, 并用估计值对量测数据进行误差补偿。这是国内外传感器探测领域皆采用的方法。现有的系统误差配准算法主要有两类: 一类是基于合作目标的误差配准算法, 利用来自合作目标的信息估计系统误差; 另一类是基于非合作目标的误差配准算法, 利用多部传感器对同一非合作目标的量测来估计系统误差。本文研究的是后一类方法, 常用的算法有^[4]: 实时质量控制法^[5] (RTQC)、最小二乘法^[6] (LS)、极大似然法 (ML) 及广义最小二乘法 (GLS)。它们多是基于立体投影技术来估计传感器系统误差, 没有考虑地球曲率的影响^[7], 投影时会给量测引入误差, 使数据变形, 且无法估计俯仰角系统误差。

算法在考虑地球曲率和随机误差的基础上, 从目标的坐标方程开始推导, 重新构造系统模型, 将各个传

收稿日期: 2013-05-07

修回日期: 2013-07-05

作者简介: 王伟 (1988—), 男, 山东潍坊人, 硕士生, 研究方向为时空配准。

传感器的系统误差和目标的运动状态统一到同一线性量测方程中,利用线性卡尔曼的方法对系统误差进行估计,给出了线性卡尔曼的基本方程。同时,算法采用了LS的前两步对系统模型的协方差进行初始化,这样既避免了大矩阵的运算,又能较好地估计各个系统误差。

1 坐标变换

地球上的每一点都可以用地理坐标 (L, λ, H) 表示,其中, L 表示纬度, λ 表示经度, H 表示基于参考椭圆体的高度,即海拔高度。ECEF坐标系的原点在地心。图1说明了其和局部直角坐标系间的关系。

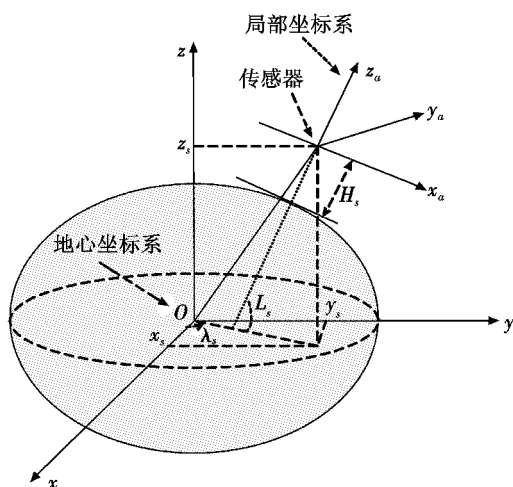


图1 ECEF坐标系和局部直角坐标系

Fig. 1 ECEF coordinate system and the local Cartesian coordinate system

设传感器的地理坐标为 (L_s, λ_s, H_s) , ECEF坐标为 (x_s, y_s, z_s) ,则有

$$\begin{cases} x_s = (C + H_s) \cos L_s \cos \lambda_s \\ y_s = (C + H_s) \cos L_s \sin \lambda_s \\ z_s = [C(1 - e^2) + H_s] \sin L_s \end{cases} \quad (1)$$

式中, e 为地球偏心率。令 E_q 表示赤道半径,则 C 定义为

$$C = \frac{E_q}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 L_s}} \quad (2)$$

假定传感器在局部坐标系中的量测为 (r_t, θ_t, η_t) ,其中, r_t 为斜距, θ_t 为方位角, η_t 为俯仰角。将传感器局部坐标系中的量测转换到局部ECEF坐标系为

$$\begin{cases} x_l = r_t \sin \theta_t \cos \eta_t \\ y_l = r_t \cos \theta_t \cos \eta_t \\ z_l = r_t \sin \eta_t \end{cases} \quad (3)$$

然后将目标的局部ECEF坐标转换到以地心为原点的ECEF坐标系,即

$$[x_t \ y_t \ z_t]^T = [x_s \ y_s \ z_s]^T + \mathbf{T} \times [x_l \ y_l \ z_l]^T \quad (4)$$

式中: (x_t, y_t, z_t) 为ECEF坐标; (x_l, y_l, z_l) 为局部坐标;

\mathbf{T} 为旋转矩阵,即

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} -\sin \lambda_s & -\sin L_s \cos \lambda_s & \cos L_s \cos \lambda_s \\ \cos \lambda_s & -\sin L_s \sin \lambda_s & \cos L_s \sin \lambda_s \\ 0 & \cos L_s & \sin L_s \end{bmatrix} \quad (5)$$

2 配准算法

基于非合作目标的误差配准至少需要两部传感器才能完成,本文假设要配准的两部传感器为在不同位置的两部三坐标雷达,算法系统模型的推导过程如下所述。

令 (L_a, λ_a, H_a) 和 (L_b, λ_b, H_b) 分别表示传感器 a 和 b 的地理坐标, (x_{as}, y_{as}, z_{as}) 和 (x_{bs}, y_{bs}, z_{bs}) 分别表示传感器 a 和 b 的ECEF坐标;用 T_k 表示 k 时刻的目标; $[r_a(k), \theta_a(k), \eta_a(k)]$ 和 $[r_b(k), \theta_b(k), \eta_b(k)]$ 分别为传感器 a 和 b 对目标 T_k 的测量值; $\beta_a = [\Delta r_a, \Delta \theta_a, \Delta \eta_a]^T$, $\beta_b = [\Delta r_b, \Delta \theta_b, \Delta \eta_b]^T$ 分别为传感器 a 和 b 的系统偏差; $\omega_a = [r'_a(k), \theta'_a(k), \eta'_a(k)]$, $\omega_b = [r'_b(k), \theta'_b(k), \eta'_b(k)]$ 分别为传感器 a 和 b 的随机量测误差。那么目标 T_k 在传感器 a 和 b 的局部坐标系中的真实坐标分别为

$$\begin{cases} x_{al}(k) = [r_a(k) - \Delta r_a - r'_a(k)] \sin[\theta_a(k) - \Delta \theta_a - \theta'_a(k)] \cos[\eta_a(k) - \Delta \eta_a - \eta'_a(k)] \\ y_{al}(k) = [r_a(k) - \Delta r_a - r'_a(k)] \cos[\theta_a(k) - \Delta \theta_a - \theta'_a(k)] \cos[\eta_a(k) - \Delta \eta_a - \eta'_a(k)] \\ z_{al}(k) = [r_a(k) - \Delta r_a - r'_a(k)] \sin[\eta_a(k) - \Delta \eta_a - \eta'_a(k)] \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} x_{bl}(k) = [r_b(k) - \Delta r_b - r'_b(k)] \sin[\theta_b(k) - \Delta \theta_b - \theta'_b(k)] \cos[\eta_b(k) - \Delta \eta_b - \eta'_b(k)] \\ y_{bl}(k) = [r_b(k) - \Delta r_b - r'_b(k)] \cos[\theta_b(k) - \Delta \theta_b - \theta'_b(k)] \cos[\eta_b(k) - \Delta \eta_b - \eta'_b(k)] \\ z_{bl}(k) = [r_b(k) - \Delta r_b - r'_b(k)] \sin[\eta_b(k) - \Delta \eta_b - \eta'_b(k)] \end{cases} \quad (7)$$

根据式(4),可将局部的传感器坐标转换到ECEF坐标系中

$$[x_t \ y_t \ z_t]^T = [x_{as} \ y_{as} \ z_{as}]^T + \mathbf{T}_a \times [x_{al} \ y_{al} \ z_{al}]^T \quad (8)$$

$$[x_t \ y_t \ z_t]^T = [x_{bs} \ y_{bs} \ z_{bs}]^T + \mathbf{T}_b \times [x_{bl} \ y_{bl} \ z_{bl}]^T \quad (9)$$

式中, \mathbf{T}_a 和 \mathbf{T}_b 分别为传感器 a 和 b 对应的旋转矩阵。由于式(8)和式(9)表示同一目标 T_k 的ECEF坐标,所以两者相等,可得

$$\mathbf{X}_a + \mathbf{T}_a \times \mathbf{X}_{al}(k) = \mathbf{X}_b + \mathbf{T}_b \times \mathbf{X}_{bl}(k) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}_a = [x_{as}, y_{as}, z_{as}]^T$; $\mathbf{X}_b = [x_{bs}, y_{bs}, z_{bs}]^T$; $\mathbf{X}_{al}(k) = [x_{al}(k), y_{al}(k), z_{al}(k)]^T$; $\mathbf{X}_{bl}(k) = [x_{bl}(k), y_{bl}(k), z_{bl}(k)]^T$ 。

假设系统偏差和随机量测噪声相对很小,将式

(10)用一阶近似展开为

$$\begin{aligned} X_{ae}(k) + T_a \times J_a(k) \times \beta_a + T_a \times L_a(k) \times \omega_a(k) = \\ X_{be}(k) + T_b \times J_b(k) \times \beta_b + T_b \times L_b(k) \times \omega_b(k) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $X_{ae}(k)$ 和 $X_{be}(k)$ 分别为传感器 a 和 b 对目标 T_k 的量测的 ECEF 笛卡尔坐标; T_a 和 T_b 分别为传感器 a 和 b 所对应的旋转矩阵。

$$J_a(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{al}(k)}{\partial \Delta r_a} & \frac{\partial x_{al}(k)}{\partial \Delta \theta_a} & \frac{\partial x_{al}(k)}{\partial \Delta \eta_a} \\ \frac{\partial y_{al}(k)}{\partial \Delta r_a} & \frac{\partial y_{al}(k)}{\partial \Delta \theta_a} & \frac{\partial y_{al}(k)}{\partial \Delta \eta_a} \\ \frac{\partial z_{al}(k)}{\partial \Delta r_a} & \frac{\partial z_{al}(k)}{\partial \Delta \theta_a} & \frac{\partial z_{al}(k)}{\partial \Delta \eta_a} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$J_b(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{bl}(k)}{\partial \Delta r_b} & \frac{\partial x_{bl}(k)}{\partial \Delta \theta_b} & \frac{\partial x_{bl}(k)}{\partial \Delta \eta_b} \\ \frac{\partial y_{bl}(k)}{\partial \Delta r_b} & \frac{\partial y_{bl}(k)}{\partial \Delta \theta_b} & \frac{\partial y_{bl}(k)}{\partial \Delta \eta_b} \\ \frac{\partial z_{bl}(k)}{\partial \Delta r_b} & \frac{\partial z_{bl}(k)}{\partial \Delta \theta_b} & \frac{\partial z_{bl}(k)}{\partial \Delta \eta_b} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$L_a(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{al}(k)}{\partial r'_a(k)} & \frac{\partial x_{al}(k)}{\partial \theta'_a(k)} & \frac{\partial x_{al}(k)}{\partial \eta'_a(k)} \\ \frac{\partial y_{al}(k)}{\partial r'_a(k)} & \frac{\partial y_{al}(k)}{\partial \theta'_a(k)} & \frac{\partial y_{al}(k)}{\partial \eta'_a(k)} \\ \frac{\partial z_{al}(k)}{\partial r'_a(k)} & \frac{\partial z_{al}(k)}{\partial \theta'_a(k)} & \frac{\partial z_{al}(k)}{\partial \eta'_a(k)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$L_b(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{bl}(k)}{\partial r'_b(k)} & \frac{\partial x_{bl}(k)}{\partial \theta'_b(k)} & \frac{\partial x_{bl}(k)}{\partial \eta'_b(k)} \\ \frac{\partial y_{bl}(k)}{\partial r'_b(k)} & \frac{\partial y_{bl}(k)}{\partial \theta'_b(k)} & \frac{\partial y_{bl}(k)}{\partial \eta'_b(k)} \\ \frac{\partial z_{bl}(k)}{\partial r'_b(k)} & \frac{\partial z_{bl}(k)}{\partial \theta'_b(k)} & \frac{\partial z_{bl}(k)}{\partial \eta'_b(k)} \end{bmatrix} \quad (15)$$

将式(11)进行变换,表示成矩阵形式可得

$$Z(k) = H(k) \times \beta + F(k) \times \omega(k) \quad (16)$$

式中: $\beta = [\beta'_a, \beta'_b]'$; $Z(k) = X_{be}(k) - X_{ae}(k)$; $H(k) = [T_a \times J_a(k), -T_b \times J_b(k)]$; $\omega(k) = [\omega_a(k)', \omega_b(k)']'$; $F(k) = [T_a \times L_a(k), -T_b \times L_b(k)]$ 。

假设传感器的系统误差固定不变,且与噪声无关,则可以构造如下状态方程

$$\beta(k+1) = \beta(k) \quad (17)$$

式(16)可以写为

$$Z(k) = H(k) \times \beta(k) + F(k) \times \omega(k) \quad (18)$$

式中, $\omega(k)$ 表示均值为0、协方差为 $R(k)$ 的高斯白噪声,利用式(17)的状态方程和式(18)的量测方程,就可以应用线性卡尔曼滤波对传感器的系统误差进行估计,可以推导出相应的线性卡尔曼的基本方程为

$$\hat{\beta}(k+1|k) = \hat{\beta}(k|k) \quad (19)$$

$$P(k+1|k) = P(k|k) \quad (20)$$

$$\hat{\beta}(k+1|k+1) = \hat{\beta}(k+1|k) + K(k+1) \cdot$$

$$(Z(k+1) - H(k+1)\hat{\beta}(k+1|k)) \quad (21)$$

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1|k) \quad (22)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)'S^{-1}(k+1) \quad (23)$$

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)' + F(k+1)R(k+1)F(k+1)' \quad (24)$$

式中: $\hat{\beta}(k|k)$ 为 k 时刻的系统误差估计; $\hat{\beta}(k+1|k)$ 为系统误差的状态一步预测; $P(k+1|k)$ 为一步预测协方差; $S(k+1)$ 为新息协方差; $K(k+1)$ 为滤波增益; $P(k+1|k+1)$ 为 $k+1$ 时刻的协方差。

3 仿真及分析

为了解决线性卡尔曼的初始化问题,提出了利用最小二乘法的前两步来初始化协方差矩阵。这样既避免了大矩阵的运算,又能较好地估计各传感器的系统误差。最小二乘算法的内容参考文献[1,3]。

具体仿真条件如下:假定传感器 a 和 b 径向距离 σ_{pa} 、 σ_{pb} ,方位角 $\sigma_{\theta a}$ 、 $\sigma_{\theta b}$,俯仰角 $\sigma_{\gamma a}$ 、 $\sigma_{\gamma b}$ 的量测精度分别为50 m,0.0087 rad,0.0087 rad,径向系统偏差 ΔR_a 、 ΔR_b 均为1842 m,方位角系统偏差 $\Delta \theta_a$ 、 $\Delta \theta_b$ 均为0.0087 rad,俯仰角系统偏差 $\Delta \eta_a$ 、 $\Delta \eta_b$ 均为0.00125 rad。采用 Monte Carlo 仿真方法,仿真次数为30次,两传感器采样间隔均为1 s,采样次数 N 为4000次。传感器 a 和 b 的地理坐标分别为(68.923°, -137.2589°, 0.0275 × 1842 m)和(70.1714°, -124.725°, 0.1182 × 1824 m)。地球模型是世界测绘系统于1984年参考的椭圆,其赤道半径 E_q 为6378.2 km,地球偏心率平方 e^2 为0.006694。以传感器 a 的局部坐标系为参考坐标系生成配准目标航迹为

$$\begin{cases} x_a(k) = 10000 \\ y_a(k) = -15000 + 200k \\ z_a(k) = 3500 \end{cases} \quad \text{图 2 ~ 图 7 为配准算法对}$$

传感器 a 和 b 的系统误差的估计曲线,实线为系统误差的真实值,虚线为系统误差的估计值。

从仿真结果可以看出,新算法对径向距离、方位角、俯仰角的系统误差估计值经过一定的步数后都收敛于系统误差的真实值,解决了传统的二维误差配准算法不能估计俯仰角系统偏差的问题,能够有效地对多种系统误差进行估计。其中,对大部分系统误差的估计都能在500步左右收敛,相对较快,只有对传感器 a 的方位角和传感器 b 的径向距离的系统误差的估计大概在1000步左右收敛,适用于对远距离目标的误差配准和早期预警。

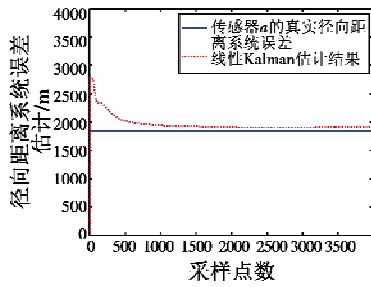


图 2 传感器 a 径向距离系统误差估计

Fig. 2 Estimation of radial error for sensor a

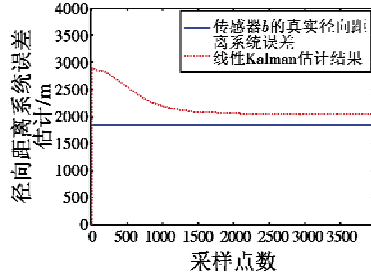


图 3 传感器 b 径向距离系统误差估计

Fig. 3 Estimation of radial error for sensor b

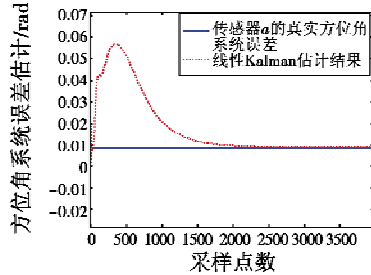


图 4 传感器 a 方位角系统误差估计

Fig. 4 Estimation of azimuth bias for sensor a

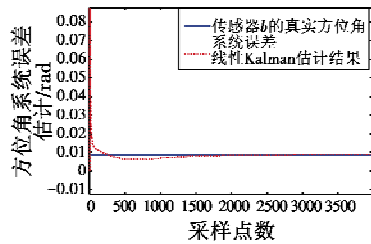


图 5 传感器 b 方位角系统误差估计

Fig. 5 Estimation of azimuth bias for sensor b

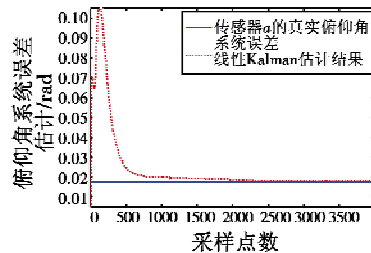


图 6 传感器 a 俯仰角系统误差估计

Fig. 6 Estimation of elevation angle bias for sensor a

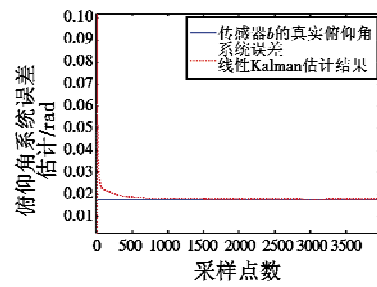


图 7 传感器 b 俯仰角系统误差估计

Fig. 7 Estimation of elevation angle bias for sensor b

4 结论

针对非合作目标的情况下如何估计各传感器的系统误差的问题,提出了一种基于线性卡尔曼和最小二乘的误差配准算法。仿真结果表明,新算法能够有效地估计包括俯仰角系统误差在内的多种系统误差,收敛速度较快,在工程上有一定的应用价值。

参考文献

- [1] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等.多源信息融合[M].2版.北京:清华大学出版社,2010.
HAN C Z, ZHU H Y, DUAN Z S, et al. Multi-sources information fusion [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [2] DANA M P. Registration: A prerequisite for multiple sensor tracking[M]. Norwood, MA: Artech House, 1990.
- [3] 何友,修建娟,张晶炜,等.雷达数据处理及应用[M].2版.北京:电子工业出版社,2012.
HE Y, XIU J J, ZHANG J W, et al. Radar data processing with applications[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2012.
- [4] MULHOLLAND R G, STOUT D W. Stereographic projection in the national airspace system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1982, AES-18 (1):48-57.
- [5] BRUKE J J. The SAGE real time quality control function and its interface with BUIC II/BUIC III [R]. MITRE Corporation Technical Report, 1996.
- [6] LEUNG H, BLANCHETTE M, HARRISON C. A least square fusion of multiple radar data[D]. Paris:Proceedings of RADAR, 1994.
- [7] 李教,敬忠良,王安.基于地心坐标系的传感器极大似然配准算法[J].系统工程与电子技术,2003,25(2):245-249.
LI J, JING Z L, WANG A. An maximum likelihood registration algorithm for sensor alignment based on earth-centered earth-fixed coordinate system[J]. System Engineering and Electronics, 2003, 25(2):245-249.