

## WGS-84 坐标系下空基多平台有源传感器最大似然配准

吴卫华, 江晶, 张忠磊, 李德芳  
(空军预警学院, 武汉 430019)

**摘要:** 对空基多运动平台有源传感器进行配准, 是空战协同作战的前提和基础。首先构建了 WGS-84 坐标系下有偏观测模型, 然后将最大似然配准(MLR)算法扩展到 WGS-84 坐标系下空基多运动平台有源传感器的配准。运用复合函数求导链式法则, 推导出应用 MLR 算法时至为关键的传感器观测量对目标状态的雅克比矩阵。理论和仿真结果表明, 该方法可实现系统配准, 配准误差逼近其 Cramer-Rao 下界。

**关键词:** 传感器配准; 最大似然配准; WGS-84; 空基多平台

**中图分类号:** V271.4; TN959.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)10-0065-05

## Maximum Likelihood Registration for Active Sensors on Multiple Airborne Platforms in WGS-84

WU Wei-hua, JIANG Jing, ZHANG Zhong-lei, LI De-fang  
(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

**Abstract:** It is the precondition of coordinated air combat to register the active sensors onboard multiple moving airborne platforms. Firstly, a biased measurement model based on WGS-84 (world geodetic system-84) coordinate system is constructed, and then the Maximum Likelihood Registration (MLR) algorithm is extended to active sensor registration on multiple moving airborne platforms in WGS-84. By using the chain rule for composite function derivation, the Jacobian matrix of sensor measurements with respect to target states is derived, which is critical for MLR application. Theoretic analysis and simulation results show that the method can realize sensor registration with the registration error approaching the Cramer-Rao Lower Bound (CRLB).

**Key words:** sensor registration; maximum likelihood registration; world geodetic system-84 (WGS-84); multiple airborne platforms

### 0 引言

将已有的各自独立的传感器组网, 可有效提高系统的整体性能: 如稳健性、覆盖范围、探测跟踪精度等, 相比研发全新的装备, 无疑是一种更为经济高效的方式<sup>[1]</sup>。然而, 受传感器系统偏差的影响, 首先需要解决传感器配准问题, 否则, 不但可能起不到提升性能的作用, 甚至会造成性能恶化, 如对同一个目标可能在统一态势图上产生多条虚假航迹的“鬼影”<sup>[2]</sup>。

实现传感器的配准, 主要有两类算法: 一类是为了达到实时性而提出的在线配准递归算法<sup>[3]</sup>; 另一类是离线模式下的批处理算法。后者主要应用于传感器偏

差在短时间变化缓慢的情况, 其可进一步细分为最小二乘配准 (Least Square Registration, LSR)<sup>[4-5]</sup> 和最大似然配准 (Maximum Likelihood Registration, MLR)<sup>[6-10]</sup> 算法。LSR 一般适用于同类传感器之间的两两相对配准, 而 MLR 可用于任意数目的异质传感器之间的绝对配准, 同时可对未知目标进行跟踪。

最初, MLR 是基于二维区域性平面的球面投影<sup>[8-9]</sup>, 随后, 为在大范围监视区域精确配准, 文献<sup>[10]</sup>利用从本地传感器量测到 WGS-84 坐标系的高精度大地坐标变换, 提出了基于 WGS-84 坐标系的最大似然配准算法 (文献<sup>[10]</sup>的 ECEF 对应本文的 WGS-84 坐标系)。不过, 上述文献主要是针对地面固定多站, 文献<sup>[11]</sup>应用该算法对空基多运动平台进行了研究, 但没有考虑姿态信息。为更贴近实际, 本文在 WGS-84 坐标系下考虑平台不断变化的位置和姿态, 研究了空基多传感器的最大似然配准问题。

收稿日期: 2013-10-25 修回日期: 2014-01-16

基金项目: 国家自然科学基金 (61102168)

作者简介: 吴卫华 (1987-), 男, 湖南邵阳人, 博士生, 研究方向为多源信息融合。

## 1 WGS-84 坐标系下有偏观测模型

在 WGS-84 坐标系<sup>[12]</sup>下,考虑  $N$  个空基平台对监测区域的同一目标进行观测。设平台  $n, n = 1, \dots, N$ , 在  $k$  时刻的经纬高坐标为  $[l_{k,n} \ b_{k,n} \ h_{k,n}]^T$ , 其中,  $l_{k,n}, b_{k,n}$  为地理经度、纬度,  $h_{k,n}$  为海拔高度。根据下

面坐标变换可得到其 WGS-84 坐标:  $\mathbf{X}_{k,n}^S = \begin{bmatrix} x_{k,n}^S \\ y_{k,n}^S \\ z_{k,n}^S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (n_{k,n} + h_{k,n}) \cos b_{k,n} \cos l_{k,n} \\ (n_{k,n} + h_{k,n}) \cos b_{k,n} \sin l_{k,n} \\ [n_{k,n} (1 - e^2) + h_{k,n}] \sin b_{k,n} \end{bmatrix}$ , 其中,  $n_{k,n} = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 b_{k,n}}}$ ,

对于 WGS-84 模型,  $a = 6378137 \text{ m}$ ,  $e = 0.08182$ 。

设目标在 WGS-84 坐标系下的位置为  $\mathbf{X}_k = [x_k \ y_k \ z_k]^T$ , 则根据 WGS-84 坐标系到载机 NED 坐标系<sup>[12]</sup> (该

$$\mathbf{T}_D^H = \begin{bmatrix} \cos \varepsilon_n \cos \beta_n & \cos \varepsilon_n \sin \beta_n & -\sin \varepsilon_n \\ \sin \gamma_n \sin \varepsilon_n \cos \beta_n - \cos \gamma_n \sin \beta_n & \sin \gamma_n \sin \varepsilon_n \sin \beta_n + \cos \gamma_n \cos \beta_n \sin \gamma_n \cos \varepsilon_n & \sin \gamma_n \cos \varepsilon_n \\ \cos \gamma_n \sin \varepsilon_n \cos \beta_n + \sin \gamma_n \sin \beta_n & \cos \gamma_n \sin \varepsilon_n \sin \beta_n - \sin \gamma_n \cos \beta_n \cos \gamma_n \cos \varepsilon_n & \cos \gamma_n \sin \varepsilon_n \end{bmatrix},$$

为使算式简明,省略了表示时间索引的下标  $k$ 。

当各平台上配置的传感器均为有源传感器时,即观测量为斜距  $r_{k,n}$ 、方位角  $a_{k,n}$  (相对于机头,向右为正)、俯

仰角  $e_{k,n}$  时:  $\mathbf{z}_{k,n} = [r_{k,n} \ a_{k,n} \ e_{k,n}]^T = \begin{bmatrix} g_{n1}(\mathbf{X}_{k,n}^H) + b_{r_n} + w_{r_n} \\ g_{n2}(\mathbf{X}_{k,n}^H) + b_{a_n} + w_{a_n} \\ g_{n3}(\mathbf{X}_{k,n}^H) + b_{e_n} + w_{e_n} \end{bmatrix}$ ,

$n = 1, \dots, N$ , 其中,  $\begin{bmatrix} g_{n1}(\mathbf{X}_{k,n}^H) \\ g_{n2}(\mathbf{X}_{k,n}^H) \\ g_{n3}(\mathbf{X}_{k,n}^H) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2} \\ \arctan(y_{k,n}^H/x_{k,n}^H) \\ \arctan \frac{z_{k,n}^H}{\sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2}} \end{bmatrix}$ 。

将上式写成矢量紧凑形式有

$$\mathbf{z}_{k,n} = g_n(\mathbf{X}_{k,n}^H) + \mathbf{b}_n + \mathbf{w}_{k,n} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{b}_n = [b_{r_n} \ b_{a_n} \ b_{e_n}]^T$ , 为传感器偏差;  $\mathbf{w}_{k,n} = [w_{r_n} \ w_{a_n} \ w_{e_n}]^T$ , 为观测噪声。

将式(1)和式(2)代入式(3), 可得观测与目标状态的非线性函数关系为

$$\mathbf{z}_{k,n} = g_n(\mathbf{T}_D^H \mathbf{T}_W^D (\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k,n}^S)) + \mathbf{b}_n + \mathbf{w}_{k,n} = \mathbf{h}_n(\mathbf{X}_k) + \mathbf{b}_n + \mathbf{w}_{k,n} \quad (4)$$

式中: 待估计的状态为  $\mathbf{X}_k \in \mathbf{R}^3$ ;  $\mathbf{h}_n(\mathbf{X}_k)$  为已知的非线性矢量量测函数。假定配准参数矢量  $\mathbf{b}_n$  为时不变确定量, 并与  $\mathbf{X}_k$  独立,  $\mathbf{w}_{k,n}$  为零均值白高斯噪声, 协方差矩阵为  $\Sigma_{z_n}$ , 并且噪声序列  $\mathbf{w}_{k,n}$  在平台间相互独立, 且有  $\mathbf{z}_{k,n}, \mathbf{h}_n, \mathbf{b}_n, \mathbf{w}_{k,n} \in \mathbf{R}^{q_n}$ 。

坐标系原点在载机质心处, 地理北、东分别为  $x, y$  轴,  $z$  轴与  $x, y$  轴成右手系朝下) 的坐标变换公式, 可得目标在平台  $n$  的 NED 坐标系下的坐标  $\mathbf{X}_{k,n}^D$  为

$$\mathbf{X}_{k,n}^D = \mathbf{T}_W^D (\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k,n}^S) \quad (1)$$

式中,

$$\mathbf{T}_W^D = \begin{bmatrix} -\sin b_{k,n} \cos l_{k,n} & -\sin b_{k,n} \sin l_{k,n} & \cos b_{k,n} \\ -\sin l_{k,n} & \cos l_{k,n} & 0 \\ -\cos b_{k,n} \cos l_{k,n} & -\cos b_{k,n} \sin l_{k,n} & -\sin b_{k,n} \end{bmatrix}。$$

设载机可通过姿态传感器获取姿态信息  $[\beta_{n,k} \ \varepsilon_{n,k} \ \gamma_{n,k}]^T$ ,  $\beta_{n,k}, \varepsilon_{n,k}, \gamma_{n,k}$  分别表示偏航角、俯仰角、横滚角。可根据坐标变换关系得到目标在载机机体坐标系<sup>[12]</sup> (该坐标系原点在载机质心处, 机头、右翼分别为  $x, y$  轴,  $z$  轴与  $x, y$  轴成右手系朝下, 下文简称头右下 (Head-Right-Down, HRD) 坐标系, 其坐标为

$$\mathbf{X}_{k,n}^H = \mathbf{T}_D^H \mathbf{X}_{k,n}^D \quad (2)$$

式中,

$$\begin{bmatrix} \cos \varepsilon_n \sin \beta_n & -\sin \varepsilon_n \\ \sin \gamma_n \sin \varepsilon_n \sin \beta_n + \cos \gamma_n \cos \beta_n \sin \gamma_n \cos \varepsilon_n \\ \cos \gamma_n \sin \varepsilon_n \sin \beta_n - \sin \gamma_n \cos \beta_n \cos \gamma_n \cos \varepsilon_n \end{bmatrix},$$

## 2 最大似然配准 (MLR) 算法

将  $N$  个传感器的观测矢量合并成一列, 则有

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{b} + \mathbf{w}_k \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{z}_k = [z_{k,1}^T \ z_{k,2}^T \ \dots \ z_{k,N}^T]^T$ ;  $\mathbf{h}(\mathbf{X}_k) = [\mathbf{h}_1^T(\mathbf{X}_k) \ \mathbf{h}_2^T(\mathbf{X}_k) \ \dots \ \mathbf{h}_N^T(\mathbf{X}_k)]^T$ ;  $\mathbf{b} = [b_1^T \ b_2^T \ \dots \ b_N^T]^T$ ;  $\mathbf{w}_k = [w_{k,1}^T \ w_{k,2}^T \ \dots \ w_{k,N}^T]^T$ 。

最大似然技术是一种批处理方法, 而基于最大似然的配准问题可归结为: 给定所有传感器  $K$  次的总观测  $\mathbf{z}^K = \{\mathbf{z}_k; k = 1, \dots, K\}$ , 要估计所有传感器的偏差  $\mathbf{b}$ 。估计出的偏差再用于补偿后续未配准的观测。然而, 式(5)中的状态矢量  $\mathbf{X}_k$  也是未知的, 因此, 最大似然配准需要联合估计偏差  $\mathbf{b}$  和目标航迹  $\mathbf{X}^K = \{\mathbf{X}_k; k = 1, \dots, K\}$ 。这可由联合最大化似然函数  $p(\mathbf{z}^K | \mathbf{X}^K, \mathbf{b})$  完成, 即

$$\{\hat{\mathbf{X}}^K, \hat{\mathbf{b}}\} = \arg \max_{\mathbf{X}^K, \mathbf{b}} p(\mathbf{z}^K | \mathbf{X}^K, \mathbf{b}) = \arg \max_{\mathbf{X}^K, \mathbf{b}} p(z_1, z_2, \dots, z_K | \mathbf{X}^K, \mathbf{b}) = \arg \max_{\mathbf{b}} \left\{ \prod_{k=1}^K \max_{\mathbf{X}_k} p(z_k | \mathbf{X}_k, \mathbf{b}) \right\}。 \quad (6)$$

### 2.1 目标状态估计

根据式(5)可得目标状态与观测量有如下非线性关系:  $\mathbf{X}_k = \mathbf{h}_n^{-1}(z_{k,n} - \mathbf{b}_n - \mathbf{w}_{k,n})$ , 其中,  $\mathbf{w}_{k,n}$  反映了上述映射是随机的。

那么, 可将传感器  $n$  的观测量投影到目标状态空间, 其算式为

$$\mathbf{X}_{k,n} = \mathbf{h}_n^{-1}(z_{k,n} - \mathbf{b}_n)。 \quad (7)$$

为了找出目标状态  $\mathbf{X}_{k,n}$  的概率密度函数,利用 Taylor 级数展开的一阶项线性化  $\mathbf{h}_n^{-1}(\cdot)$ ,并假定  $\mathbf{X}_{k,n}$  服从高斯密度函数,从而可得其协方差的逆为

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,n}}^{-1} = \mathbf{H}_{k,n}^T \boldsymbol{\Sigma}_{z_n}^{-1} \mathbf{H}_{k,n} \quad (8)$$

式中,  $\mathbf{H}_{k,n}$  为  $\mathbf{h}_n^{-1}(\cdot)$  对  $\mathbf{X}_k = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$  的雅克比矩阵,即

$$\mathbf{H}_{k,n} = [\nabla_{\mathbf{X}_k} \mathbf{h}_n^T(\mathbf{X}_k)]^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_{n1}}{\partial x_1} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_{n1}}{\partial x_p} \\ \frac{\partial h_{n2}}{\partial x_1} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_{n2}}{\partial x_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_{nq_n}}{\partial x_1} & \frac{\partial h_{nq_n}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_{nq_n}}{\partial x_p} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$k$  时刻目标状态的最大似然估计 (Maximum Likelihood Estimate, MLE)<sup>[9]</sup> 为

$$\hat{\mathbf{X}}_k \stackrel{\text{def}}{=} \left[ \sum_{n=1}^N \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,n}}^{-1} \right]^{-1} \left[ \sum_{n=1}^N \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,n}}^{-1} \mathbf{X}_{k,n} \right] \quad (10)$$

由式(7)可知,该估计依赖于未知的偏差矢量  $\mathbf{b}_n$ , 它将由下节的算法进行估计。

## 2.2 传感器偏差估计

考虑式(7)沿  $\mathbf{X}_{k,n}$  和  $\mathbf{b}_n$  方向的微小扰动,在  $\mathbf{X}'_{k,n}$  和  $\mathbf{b}'_n$  附近进行线性化近似,从而有

$$\mathbf{X}_{k,n} \approx \mathbf{X}'_{k,n} + \mathbf{H}_{k,n}^{-1}(\mathbf{b}'_n - \mathbf{b}_n) \quad (11)$$

式中,雅克比矩阵  $\mathbf{H}_{k,n}$  ( $q_n \times p$  维)由式(9)定义,上标 -L 表示左逆。

式(11)用于迭代计算传感器偏差  $\mathbf{b}$ 。令  $\mathbf{X}_k^N =$

$$[\mathbf{X}_{k,1}^T \quad \mathbf{X}_{k,2}^T \quad \dots \quad \mathbf{X}_{k,N}^T]^T, \text{ 从而有: } \mathbf{X}_k^N \approx \begin{bmatrix} \mathbf{X}'_{k,1} \\ \mathbf{X}'_{k,2} \\ \vdots \\ \mathbf{X}'_{k,N} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{k,1}^{-1} \mathbf{b}'_1 \\ \mathbf{H}_{k,2}^{-1} \mathbf{b}'_2 \\ \vdots \\ \mathbf{H}_{k,N}^{-1} \mathbf{b}'_N \end{bmatrix} -$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_{k,1}^{-1} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{H}_{k,2}^{-1} \mathbf{b}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{H}_{k,N}^{-1} \mathbf{b}_N \end{bmatrix} \text{ 或者更紧凑的形式为}$$

$$\mathbf{X}_k^N \approx \bar{\mathbf{X}}_k^N - \mathbf{Q}_k \mathbf{b} \quad (12)$$

$$\mathbf{Q}_k = \text{blkdiag}[\mathbf{H}_{k,1}^{-1} \quad \mathbf{H}_{k,2}^{-1} \quad \dots \quad \mathbf{H}_{k,N}^{-1}] \quad (13)$$

$$\bar{\mathbf{X}}_k^N = \mathbf{X}_k^N + \mathbf{Q}_k \mathbf{b}' \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{X}_k^N = [\mathbf{X}'_{k,1}^T \quad \mathbf{X}'_{k,2}^T \quad \dots \quad \mathbf{X}'_{k,N}^T]^T$ , 为初始目标状态矢量估计;  $\mathbf{b}' = [\mathbf{b}'_1^T \quad \mathbf{b}'_2^T \quad \dots \quad \mathbf{b}'_N^T]^T$ , 为初始的偏差矢量估计。

$\mathbf{b}$  的最大似然估计为<sup>[9]</sup>

$$\hat{\mathbf{b}} = \left[ \sum_{k=1}^K \mathbf{Q}_k^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{Q}_k \right]^{-1} \left[ \sum_{k=1}^K \mathbf{Q}_k^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \bar{\mathbf{X}}_k^N \right] \quad (15)$$

其中,

$$\boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} = \text{blkdiag}[\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,1}}^{-1} \quad \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,2}}^{-1} \quad \dots \quad \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,N}}^{-1}] - \left[ \left\{ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,i}}^{-1} \left( \sum_{l=1}^N \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,l}}^{-1} \right)^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}_{k,j}}^{-1} \right\}_{ij} \right] \quad (16)$$

式中:  $\text{blkdiag}[\cdot]$  为 Matlab 函数,实现将输入子矩阵构造成为对角块矩阵功能;  $\left\{ \cdot \right\}_{ij}$  表示尺寸为  $p \times p$  的子矩阵的所在位置为  $(ij)$ , 其中,  $i, j = 1, 2, \dots, N$ 。

## 2.3 MLR 算法执行

偏差矢量  $\mathbf{b}$  的初始值设为  $\mathbf{0}$ , 即  $\mathbf{b} = \mathbf{0}$ 。对每个  $k = 1, \dots, K$ , 根据式(7), 将偏差矢量的当前估计  $\hat{\mathbf{b}}$  用于将传感器量测  $\mathbf{z}_{k,n}$  映射到目标状态空间, 得到  $\mathbf{X}_k^N$ 。一旦计算出  $\mathbf{X}_k^N$ , 雅克比矩阵  $\mathbf{H}_{k,n}$  也可求解。在式(13)和式(16)分别求解  $\mathbf{Q}_k$  和  $\boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}$  时,  $\mathbf{H}_{k,n}$  是必要的。然后, 对于每个  $k$ , 求解式(14)的  $\bar{\mathbf{X}}_k^N$ 。一旦得到所有阶段  $k = 1, \dots, K$  的  $\bar{\mathbf{X}}_k^N$ , 由式(15)将获得一个新的估计  $\hat{\mathbf{b}}$ 。根据  $\mathbf{b}$  估计的收敛性, 对每个  $k = 1, \dots, K$ , 应用式(12)给出目标状态空间所对应的配准后的传感器量测, 紧接着由式(10)得到目标状态的估计。按照上述过程迭代进行, 直至满足一定精度或达到一定的迭代次数。

## 2.4 克拉美-罗界

假设  $\mathbf{b}$  是需要估计的, 而  $\mathbf{X}_k$  是已知的, 可以得到 MLR 算法较保守 (低于实际值) 的 Cramer-Rao 下界<sup>[9]</sup> 为

$$\boldsymbol{\Sigma}_b = \left[ \sum_{k=1}^K \mathbf{Q}_k^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{Q}_k \right]^{-1} \quad (17)$$

在估算时用到  $\mathbf{X}_k$  的真值而非其估计  $\hat{\mathbf{X}}_k$ 。

## 3 MLR 算法应用于 WGS-84 坐标系空基多运动平台

由 MLR 算法过程可知, 该算法关键的一项为  $\mathbf{H}_{k,n}$ 。为了将该算法应用于 WGS-84 坐标系下的空基多运动平台, 需要求出观测测量对目标状态的雅克比矩阵

$$\mathbf{H}_{k,n} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_{n1}}{\partial x_k} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial y_k} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial z_k} \\ \frac{\partial h_{n2}}{\partial x_k} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial y_k} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial z_k} \\ \frac{\partial h_{n3}}{\partial x_k} & \frac{\partial h_{n3}}{\partial y_k} & \frac{\partial h_{n3}}{\partial z_k} \end{bmatrix} \quad (18)$$

由式(4)可看出, 函数  $h_{nj}$  ( $n = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, 3$ ) 与目标状态的明确表达式是非常复杂的, 但实际为复合函数 (函数的函数) 的形式,  $h_{nj}$  表示成  $\mathbf{X}_{k,n}^H$  的函数, 而  $\mathbf{X}_{k,n}^H$  是  $\mathbf{X}_{k,n}^D$  的函数,  $\mathbf{X}_{k,n}^D$  又是目标在 WGS-84 坐标系下的状态  $\mathbf{X}_k$  的函数。通过将  $h_{nj}$  表示成复合函数的形式, 从而可根据复合函数求导的链式法则求得

$$H_{k,n} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_{n1}}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial z_{k,n}^H} \\ \frac{\partial h_{n2}}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial z_{k,n}^H} \\ \frac{\partial h_{n3}}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n3}}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n3}}{\partial z_{k,n}^H} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{k,n}^D}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial x_{k,n}^D}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial x_{k,n}^D}{\partial z_{k,n}^H} \\ \frac{\partial y_{k,n}^D}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial y_{k,n}^D}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial y_{k,n}^D}{\partial z_{k,n}^H} \\ \frac{\partial z_{k,n}^D}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial z_{k,n}^D}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial z_{k,n}^D}{\partial z_{k,n}^H} \end{bmatrix},$$

进一步计算可得

$$H_{k,n} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_{n1}}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n1}}{\partial z_{k,n}^H} \\ \frac{\partial h_{n2}}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n2}}{\partial z_{k,n}^H} \\ \frac{\partial h_{n3}}{\partial x_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n3}}{\partial y_{k,n}^H} & \frac{\partial h_{n3}}{\partial z_{k,n}^H} \end{bmatrix} T_D^H T_W^D \quad (19)$$

式中,  $\frac{\partial h_{n1}}{\partial x_{k,n}^H} = \frac{x_{k,n}^H}{\sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2}}, \frac{\partial h_{n1}}{\partial y_{k,n}^H} = \frac{y_{k,n}^H}{\sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2}}, \frac{\partial h_{n1}}{\partial z_{k,n}^H} = \frac{z_{k,n}^H}{\sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2}},$

$\frac{\partial h_{n2}}{\partial x_{k,n}^H} = -\frac{y_{k,n}^H}{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2}, \frac{\partial h_{n2}}{\partial y_{k,n}^H} = \frac{x_{k,n}^H}{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2}, \frac{\partial h_{n2}}{\partial z_{k,n}^H} = 0,$

$\frac{\partial h_{n3}}{\partial x_{k,n}^H} = \frac{-x_{k,n}^H z_{k,n}^H}{[(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2] \sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2}}, \frac{\partial h_{n3}}{\partial y_{k,n}^H} = \frac{-y_{k,n}^H z_{k,n}^H}{[(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2] \sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2}}, \frac{\partial h_{n3}}{\partial z_{k,n}^H} = \frac{\sqrt{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2}}{(x_{k,n}^H)^2 + (y_{k,n}^H)^2 + (z_{k,n}^H)^2} \circ$

得到  $H_{k,n}$  后, 即可根据 MLR 算法对空基多平台的传感器偏差进行配准。

#### 4 仿真分析

考虑 2 个 ( $N=2$ ) 机载平台对同一未知运动目标的配准, 假设目标与两平台均做匀速直线运动, 目标的初始经纬高为  $121^\circ \text{E}, 25^\circ \text{N}, 3000 \text{ m}$ , 初始速度为  $[200 \ 0 \ 0]^T$ , 单位为  $\text{m/s}$ ; 平台 1 的初始经纬高为  $119^\circ \text{E}, 24^\circ \text{N}, 8000 \text{ m}$ , 初始速度为  $[100 \ -200 \ 0]^T$ , 单位为  $\text{m/s}$ ; 平台 2 的初始经纬高为  $119^\circ \text{E}, 26^\circ \text{N}, 8000 \text{ m}$ , 初始速度为  $[100 \ 200 \ 0]^T$ , 单位为  $\text{m/s}$ , 两平台对目标观测同步, 采样间隔 5 s。两平台上的传感器观测性能参数同文献[10], 传感器 1 的偏差为  $b_{r_1} = 2.5 \text{ km}, b_{a_1} =$

$-2.5^\circ, b_{e_1} = -0.5^\circ$ ; 传感器 2 的偏差为  $b_{r_2} = -1.8 \text{ km}, b_{a_2} = 3^\circ, b_{e_2} = 1^\circ$ 。观测随机误差是零均值协方差为  $\Sigma_{z_n} = \text{diag}(\sigma_{r_n}^2, \sigma_{a_n}^2, \sigma_{e_n}^2)$  的高斯噪声,  $\sigma_{r_1} = \sigma_{r_2} = 100 \text{ m}, \sigma_{a_1} = \sigma_{a_2} = 0.2^\circ, \sigma_{e_1} = \sigma_{e_2} = 0.25^\circ$ 。各载机的偏航、俯仰和横滚的姿态标准差均为  $0.1^\circ$ , 经纬度误差标准差为  $0.001^\circ$ , 海拔高度误差为  $100 \text{ m}$ 。

图 1 给出了算法的一次运行仿真结果 ( $K=120$ )。

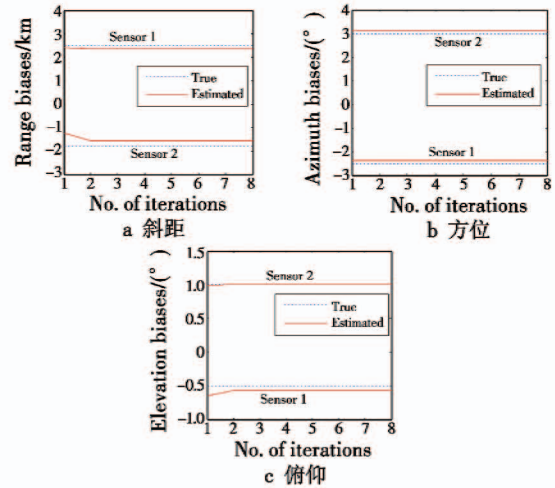


图 1 不同迭代次数下各平台的传感器偏差估计结果

Fig.1 Each sensor's bias estimation during iteration process

从图 1 可知, 从初始值  $b = \mathbf{0}_{6 \times 1}$  开始迭代, 仅需 3 次迭代, 各项偏差均可达到收敛。

图 2 说明传感器未经配准, 受系统偏差影响, 同一目标将在公共坐标系下分裂成两个目标, 不利于后续关联和一致性处理, 而配准后的估计航迹与真实航迹几乎难以区分。

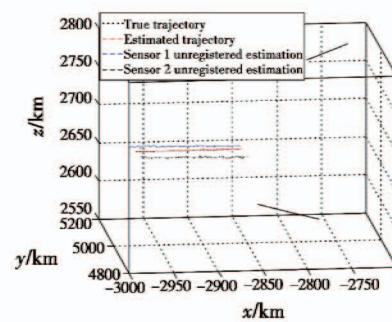


图 2 平台 1 和平台 2 的传感器未配准点迹和配准后估计航迹与目标真实航迹对比

Fig.2 The unregistered plots of sensor 1 and sensor 2, the registered trajectory estimation and the true trajectory

图 3 可看出配准补偿后的斜距、方位和俯仰角与真实值非常接近。

图 4 和图 5 分别给出了  $K=60, \dots, 120$ , 通过 100 次蒙特卡罗仿真得到的传感器偏差估计误差的均值和标准差曲线 (迭代次数为 3)。



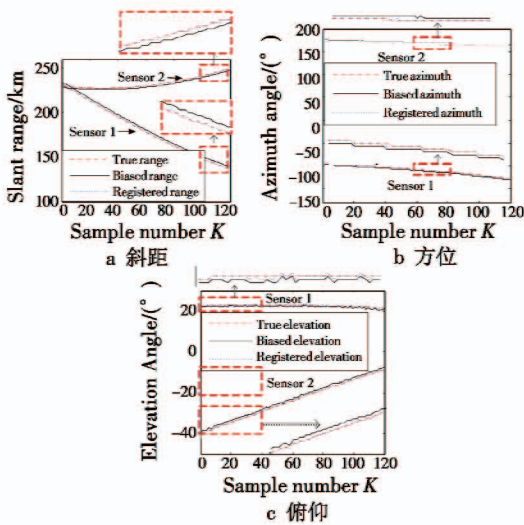


图 3 平台 1 和平台 2 的传感器配准前后观测与其真实值比较

Fig. 3 Unregistered and registered measurements of sensor 1 and sensor 2 versus the true values

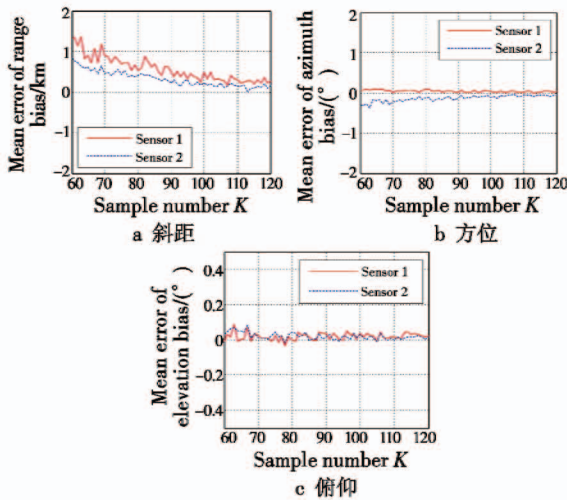


图 4 各平台传感器偏差估计误差均值

Fig. 4 Mean value of sensor bias estimation error

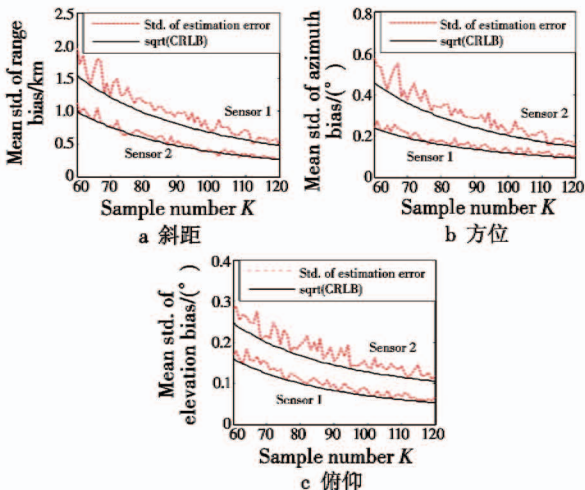


图 5 各平台传感器偏差估计误差标准差与 CRLB 比较

Fig. 5 Standard deviation of sensor bias estimation error and CRLB

从图 4 可看出,两平台的传感器偏差矢量的所有 6 个分量随着批处理帧数  $K$  的增加,均趋近于 0,表明 MLR 算法是渐近无偏的。从图 5 可看到,偏差估计误差标准差仿真曲线与其对应的  $\sqrt{C_{CRLB}}$  曲线非常一致,说明 MLR 算法对传感器偏差是有效估计量。

### 5 结论

本文给出了应用于 WGS-84 坐标系下空基多平台多传感器的 MLR 配准算法。仿真结果表明,该算法对空基多传感器偏差是渐近无偏的有效估计量。下一步将对 WGS-84 坐标系下空基多运动平台的异质传感器配准问题展开研究,并实现空基平台姿态偏差的配准。

### 参考文献

- [1] DELA CRUZ E J, ALOUANI A T, RICE T R, et al. Sensor registration in multisensor systems[C]//Proceedings of the SPIE, Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando, SPIE, 1992:382-393.
- [2] WATSON G A, RICE T R. Sensor alignment and compensation for composite tracking [C]// Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando, SPIE, 2002:354-367.
- [3] 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 F, HAN C Z, PENG Y F, et al. Adaptive on-line registration algorithm based on GLR [J]. Control and Decision, 2009, 24(1):23-28.
- [4] ZHOU Y F, LEUNG H, BLANCHETTE M. Sensor alignment with Earth-Centered Earth-Fixed (ECEF) coordinate system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(2):410-418.
- [5] 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):1075-1087.
- [6] ZHOU Y F, LEUNG H, YIP P C. An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(6):1560-1573.
- [7] ONG H T. Sensor registration using airplanes; Maximum likelihood solution [C]//Signal and Data Processing of Small Targets 2003, Orlando, SPIE, 2003:390-401.
- [8] MCMICHAEL D, OKELLO N. Maximum likelihood registration of dissimilar sensors[C]//Proceedings of the First Australian Data Fusion Symposium, Adelaide, Australia, 1996:31-34.

[12] 胡锦涛,张洪华. 基于浸入与不变流形的抗干扰饱和姿态控制器[J]. 中国空间科学技术,2012(6):31-38.  
HU J C, ZHANG H H. Immersion and invariance based attitude controllers subject to input saturation and disturbances[J]. Chinese Space Science and Technology, 2012(6):31-38.

[13] 曹喜滨,董晓光,张锦绣,等. 编队飞行自主控制的自适应方法[J]. 宇航学报,2012,33(7):903-909.  
CAO X B, DONG X G, ZHANG J X, et al. An adaptive control law for autonomous formation flight[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(7):903-909.

[14] 张超,张胜修,蔡光斌,等. 小型航天器浸入与不变自适应反步姿态跟踪[J]. 哈尔滨工业大学学报,2014,46(7):682-690.  
ZHANG C, ZHANG S X, CAI G B, et al. Immersion and invariance adaptive backstepping attitude tracking of micro-spacecraft[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(7):682-690.

[15] GAO Z Q. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning [C]//American Control Conference, Denver, Colorado, USA, 2003:4989-4996.

[16] 韩京清. 自抗扰控制技术——估计补偿不确定因素的控制技术[M]. 北京:国防工业出版社,2008.  
HAN J Q. Active disturbance rejection control technique—the technique for estimating and compensating uncertainties [M]. Beijing:National Defense Industry Press, 2008.

[17] POMET J, PRALY L. Adaptive nonlinear regulation; Estimation from the Lyapunov equation[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992, 37(6):729-740.

[18] WERTZ J R, LARSON W J. Space mission analysis and design[M]. 3rd ed. Dordrecht:Kluwer Academic Publishers, 1999.

(上接第 69 页)

[9] OKELLO N, RISTIC B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39 ( 3 ) : 1074-1083.

[10] RISTIC B, OKELLO N. Sensor registration in ECEF coordinates using the MLR algorithm [ C ]//Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion ( Fusion 2003 ), Cairns, Australia, ISIF, 2003 : 135-142.

[11] JIANG J, YUAN J Q, MA X Y, et al. Divided segment ML registration for multiple moving platforms multiple dissimilar sensors[ C ]//International Conference on Radar, CIE'06, 2006:1-5.

[12] 江晶. 多运动平台多传感器信息融合技术应用研究 [ D ]. 武汉:武汉大学,2006.  
JIANG J. Study on multiple moving platforms multiple sensors information fusion application [ D ]. Wuhan: Wuhan University, 2006.

(上接第 98 页)

[10] SONG Y, WANG W H, GUO F J. Feature extraction and classification for audio information in news video [ C ]//Baoding: International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2009:43-46.

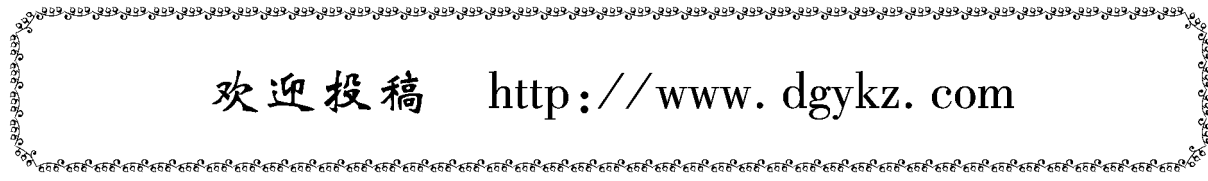
[11] PENG C, XU Q J, WAN B K, et al. Pathological voice classification based on features dimension optimization [ J ]. Transactions of Tianjin University, 2007, 13 ( 6 ) : 456-461.

[12] HAIN T, WOODLAND P C. Segmentation and classification of broadcast news audio [ C ]//Proceedings of the International Conference on Speech and Language Processing ICSLP98, 2007:2727-2730.

[13] LIU Z, WANG Y, CHEN T H. Audio feature extraction and analysis for scene segmentation and classification [ J ]. Journal of VLSI Signal Processing System, 1998 ( 20 ) : 61-79.

[14] TZANETAKIS G, ESSL G, COOK P. Audio analysis using the discrete wavelet transform [ C ]//Proceedings Conference in Acoustics and Music Theory Applications, 2001:325-330.

[15] 韩纪庆,张磊,郑铁然. 语音信号处理 [ M ]. 2 版. 北京:清华大学出版社,2013.  
HAN J Q, ZHANG L, ZHENG T R. Speech signal processing [ M ]. 2nd ed. Beijing:Tsinghua University Press, 2013.



欢迎投稿 <http://www.dgykz.com>