

文章编号: 1001-0920(2009)01-0023-06

基于广义似然比的自适应在线配准算法

连峰, 韩崇昭, 彭一峰, 刘煜
(西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049)

摘要:针对机载雷达配准时出现的偏差跳变问题,提出一种基于广义似然比(GLR)的在线配准算法.该算法通过对配准公式的测量残差进行检验,可以自适应地估计偏差跳变量. Monte Carlo 仿真实验表明,与传统的配准算法相比,在偏差发生跳变时,该算法能迅速检测到跳变发生时刻并正确估计出跳变量的大小,偏差估计值可在较短的时间内收敛到跳变后的真实值,且估计精度较高,接近 CR 下界.

关键词:传感器配准; 偏差估计; 目标跟踪; 偏差跳变; 广义似然比检测

中图分类号: TP274

文献标识码: A

Adaptive on-line registration algorithm based on GLR

L I A N F e n g , H A N C h o n g - z h a o , P E N G Y i - f e n g , L I U Y u

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: L I A N F e n g , E-mail: lianfeng@stu.xjtu.edu.cn)

Abstract: In this paper, we propose an adaptive on-line registration algorithm based on generalized likelihood ratio (GLR) for airborne radars in bias jumps environment. The algorithm tests the measurement residual of the registration formula in order to decide and estimate the jumps of bias. The Monte Carlo results show that, comparing with traditional registration algorithm, the algorithm can estimate sensor bias effectively in bias jumps environment. And the estimation errors are reduced remarkably and are close to Cramer-Rao lower bound.

Key words: Sensor registration; Bias estimation; Target tracking; Jumps of bias; GLR test

1 引言

随着多传感器融合技术的发展,配准问题受到日益广泛的关注.配准问题可归结为传感器偏差估计问题^[1].目前的方法主要有实时质量控制法^[2],最小二乘法(LS)^[3],卡尔曼滤波法(KF)^[4-6],扩展状态卡尔曼滤波法(ASKF)^[7,8]和最大似然法(EML)^[9]等.

以上算法都是解决偏差固定时的配准问题.而在实际系统中,传感器由于受到外界环境干扰和内部噪声影响,其偏差值可能发生类似阶跃信号的跳变.尤其在机载雷达对目标进行跟踪时,当雷达受到干扰源影响,或其探测角度和探测距离超出一定门限,或机载雷达探测频率发生切换,载机 GPS/INS 导航设备受到干扰时,都会引起雷达和导航设备测量偏差量的跳变(但跳变并不频繁发生).在这种情况下,采用传统的配准算法,在跳变发生时估计效果会严重变差.对此,本文提出一种自适应配准算法.

该算法利用广义似然比(GLR)对配准公式中的测量残差进行检验.通过 GLR 检验,可有效估计出偏差跳变时刻和跳变量的大小.并且,由于不是直接对传感器测量进行检验,配准过程与目标状态估计过程相解耦,这样还可有效避免目标机动的影响. Monte Carlo 仿真实验表明,该算法与传统的配准算法相比,在偏差发生跳变时,能够迅速检测到跳变发生时刻并正确估计出跳变量大小,偏差估计值在较短的时间内便可收敛到跳变后的真实值,且估计精度较高,接近 CR 下界.

2 问题描述与基本原理

如图 1 所示,机载雷达 A, B 对同一目标 T 进行跟踪. T_A, T_B 分别为传感器 A, B 对目标的测量.其中: O_{xy} 为地面坐标系, x 和 y 分别指向正东和正北, A_{-xy} 和 B_{-xy} 分别为载机 A, B 的载体坐标系.由载体坐标系到地面坐标系的位置转换公式为

收稿日期: 2007-11-26; 修回日期: 2008-04-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60574033); 国家 973 计划项目(2007CB311006).

作者简介: 连峰(1981—),男,陕西宝鸡人,博士生,从事信息融合与目标跟踪等研究; 韩崇昭(1943—),男,陕西乾县人,教授,博士生导师,从事多源信息融合理论与应用等研究.

$$t_k = T_k t_k + t_{s,k}, \quad (1)$$

$$T_k = \begin{bmatrix} \cos \phi_k & -\sin \phi_k \\ \sin \phi_k & \cos \phi_k \end{bmatrix}. \quad (2)$$

其中: t_k, t_k 为 k 时刻目标在载体坐标系和地面坐标系下的真实位置; $t_{s,k}$ 为载机在地面坐标系下的位置; T_k 为坐标旋转矩阵; ϕ_k 为载机姿态角, 定义为从机坐标系到地面坐标系的旋转角, 逆时针方向为正, 如图 1 所示.

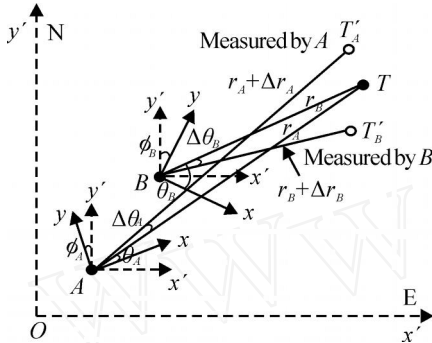


图 1 传感器 A, B 对目标的观测

如图 1, 机载雷达可获得目标角度和距离测量, 由于受噪声和偏差影响, 其测量方程为

$$z_k = \begin{bmatrix} \bar{k} \\ \bar{r}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k + \bar{k} \\ r_k + \bar{r}_k \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$k = \arctan(y_k/x_k), \quad r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2}. \quad (4)$$

其中: \bar{k}, \bar{r}_k 为测量值; k, r_k 为真实值; \bar{k}, \bar{r}_k 为测量偏差; \bar{k}, \bar{r}_k 为测量噪声, 且满足 $\bar{k} \sim N(0, \sigma_k^2), \bar{r}_k \sim N(0, \sigma_r^2)$.

载机装有 GPS/INS 组合导航设备, 可获得其位置与姿态测量. 因为 GPS/INS 位置偏差和噪声很小 (一般小于 1 m), 所以配准时可忽略其影响. 而载机姿态偏差和噪声的影响较为显著. 这样, 可将载机的 GPS/INS 测量方程表示为

$$\bar{t}_{s,k} = t_{s,k}, \quad \bar{\phi}_k = \phi_k + \bar{\phi}_k + \phi_k. \quad (5)$$

其中: $\bar{\phi}_k$ 为 GPS/INS 对载机的定姿偏差, ϕ_k 为相应的定姿噪声, $\phi_k \sim N(0, \sigma_\phi^2)$. 假设所有传感器测量同步.

3 偏差固定时机载传感器配准算法

对于传感器 A, k 时刻目标在其载体坐标系 $A-x'y'$ 下的真实位置为

$$t_k^A = \begin{bmatrix} x_k^A \\ y_k^A \end{bmatrix} = r_k^A \begin{bmatrix} \cos \phi_k^A \\ \sin \phi_k^A \end{bmatrix}. \quad (6)$$

转换到地面坐标系 $O-xy$ 下, 为

$$t_k^A = T_k^A t_k^A + t_{s,k}^A = r_k^A \begin{bmatrix} \cos(\phi_k^A + \phi_k^A) \\ \sin(\phi_k^A + \phi_k^A) \end{bmatrix} + t_{s,k}^A. \quad (7)$$

可先忽略随机噪声, 在后面的偏差估计时再考虑其影响. 由于传感器偏差相对测量值很小, 可对上

式在测量值处一阶泰勒展开, 即

$$t_k^A = \bar{T}_k^A \bar{t}_k^A + \bar{t}_{s,k}^A + \frac{\partial t_k^A}{\partial \phi_k^A} \phi_k^A + \frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} r_k^A. \quad (8)$$

因为 $\partial t_k^A / \partial \phi_k^A = \partial t_k^A / \partial \phi_k^A$, 所以载机姿态角偏差 ϕ_k^A 和雷达角度测量偏差 r_k^A 相耦合, 因此在配准时, 只能估计出两者的偏差量之和 r_k^A , 而无法单独估计出各自的偏差量 ϕ_k^A 和 r_k^A . 这里

$$r_k^A = \phi_k^A + r_k^A, \quad r_k^A = \phi_k^A + r_k^A. \quad (9)$$

式 (8) 可变为

$$t_k^A = \bar{T}_k^A \bar{t}_k^A + \bar{t}_{s,k}^A + \frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} r_k^A + \frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} r_k^A. \quad (10)$$

其中

$$\frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} = r_k^A \begin{bmatrix} -\sin \phi_k^A \\ \cos \phi_k^A \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} = \begin{bmatrix} \cos \phi_k^A \\ \sin \phi_k^A \end{bmatrix}. \quad (11)$$

同样, 对于传感器 B, 有

$$t_k^B = \bar{T}_k^B \bar{t}_k^B + \bar{t}_{s,k}^B + \frac{\partial t_k^B}{\partial r_k^B} r_k^B + \frac{\partial t_k^B}{\partial r_k^B} r_k^B. \quad (12)$$

由于两传感器对同一目标在地面坐标系下的真实位置观测相同, 有

$$t_k^A = t_k^B. \quad (13)$$

将式 (10) 和 (12) 代入, 可得配准公式为

$$k = H_k k + n_k. \quad (14)$$

其中: k 为配准公式测量 (2×1 维), k 为传感器偏差向量, H_k 为观测矩阵 (2×4 维). 则有

$$\begin{cases} k = \bar{T}_k^A \bar{t}_k^A + \bar{t}_{s,k}^A - \bar{T}_k^B \bar{t}_k^B - \bar{t}_{s,k}^B \\ k = [r_k^A \quad r_k^B]^T, \\ H_k = \begin{bmatrix} -\frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} & \frac{\partial t_k^B}{\partial r_k^B} \\ \frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} & \frac{\partial t_k^B}{\partial r_k^B} \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (15)$$

n_k 为线性化后的等效随机噪声, 近似有 $n_k \sim N(0, \text{var}(n_k))^{[2]}$. 其中

$$\begin{cases} n_k = H_k k, \quad \text{var}(n_k) = H_k R_k H_k^T, \\ k = [r_k^A \quad r_k^B]^T, \end{cases} \quad (16)$$

k 为传感器随机测量噪声向量, R_k 为其方差阵,

$$R_k = \text{diag}(\sigma_{\phi_A}^2 + \sigma_A^2, \sigma_{\phi_B}^2 + \sigma_B^2, \sigma_{r_A}^2, \sigma_{r_B}^2). \quad (17)$$

当偏差固定不变时, 通常可采用卡尔曼滤波器 (KF) 实时估计传感器偏差^[4]. 其状态方程为

$$k = k_{k-1} + w_{k-1}, \quad (18)$$

其中 w_k 为过程噪声, 满足 $w_k \sim N(0, Q_k)$, 方差 Q_k 通常很小. 测量方程为式 (14). 这样, 便可得到 k 时刻的偏差估计量 \hat{k} 及其协方差阵 P_k .

4 基于 GLR 的偏差跳变检测与估计算法

正如引言中所述, 在实际系统中传感器偏差可能发生跳变. 比较简单的处理方法是增大过程噪声方差阵 Q_k , 这样可以避免估计发散, 但却增大了稳

态误差. 还可以采用交互式多模型算法 (IMM) 配准^[2]. 例如选取两个模型, 一个过程噪声方差阵 Q_k 较小, 另一个 Q_k 较大, 分别用来处理偏差固定和跳变两种情况, 并通过 IMM 算法自适应估计偏差. 但这两种方法都不能有效估计出偏差跳变量.

对此, 本文通过 GLR 检验来估计偏差跳变时刻和跳变量大小. 其算法如下:

假设跳变环境下偏差状态和测量方程为

$$\begin{cases} k = k-1 + u_{k-1} + w_{k-1}, \\ k = H_k k + n_k. \end{cases} \quad (19)$$

其中: k 为偏差向量, u_{k-1} 为偏差跳变量.

令 n 为偏差跳变时间, 在滑动时间窗 $[k-s, k)$

内, 假设

$$\begin{cases} H_0: u = 0, & [k-s, k); \\ H_1(u, n): u_n = u_{n+1} = \dots = u_{k-1} = u \neq 0, \\ & n \in [k-s, k). \end{cases} \quad (20)$$

其中: u 为真实偏差跳变量, n 为跳变时间, 两者都是未知的. 滑动窗的长度 s 需折衷选择. 当 s 增大时, 检测正确率变高, 但滞后时间变长.

当给定 u 和 n 时, H_1 与 H_0 的对数似然比为

$$(u, n) = \log \frac{f(k-s | H_1(u, n))}{f(k-s | H_0)}. \quad (21)$$

其中: f 为似然概率, $k-s$ 表示从 $k-s$ 到 k 时刻的等效测量集 $\{k-s, \dots, k\}$.

由于 u 和 n 未知, 以上似然比也未知, 一般需要计算广义对数似然比 $J(\hat{u}, \hat{n})$, 即

$$J(\hat{u}, \hat{n}) = \log \frac{f(k-s | H_1(\hat{u}, \hat{n}))}{f(k-s | H_0)}, \quad (22)$$

其中 \hat{u} 和 \hat{n} 为其真值的联合最大似然估计,

$$(\hat{u}, \hat{n}) = \arg \max_{u, n} f(k-s | H_1(u, n)). \quad (23)$$

假设: 1) 在时间窗 $[k-s, k)$ 内跳变量 u 不变; 2) 跳变持续时间比跳变检测所需时间长, 即在时间窗 $[k-s, k)$ 内的跳变要持续到 k 时刻以后再结束.

在实际系统中, 这两种假设通常都是合理的^[10]. 于是, 可按以下步骤分别计算:

1) 估计时间窗内各时刻的偏差跳变量

假设时间窗为 $[k-s, k)$, 对于每一个给定的时刻 $n (n = k-s, \dots, k-1)$, 跳变量 u 的最大似然估计 (MLE) 为

$$\hat{u}_k(n) = \arg \max_u \log f(\tilde{k} | u, n). \quad (24)$$

其中: \tilde{k} 为配准公式等效测量残差, 或称为新息,

$$\tilde{k} = k - \hat{k}_{k-1}. \quad (25)$$

由于配准公式等效噪声近似满足高斯分布, 则 $\hat{u}_k(n)$ 可由以下公式得到^[10]:

$$\hat{u}_k = k e_k, \quad (26)$$

$$\begin{cases} k^{-1} = k & (H_i G_{i,n})^T S_i^{-1} (H_i G_{i,n}), \\ & i = n+1 \\ e_k = k & (H_i G_{i,n})^T S_i^{-1} \tilde{i}. \\ & i = n+1 \end{cases} \quad (27)$$

其中: \hat{u}_k 为跳变量 u_k 的估计; k 为其协方差; S_i 为残差协方差阵,

$$S_i = H_i P_{i-1} H_i^T + \text{var}(n_i); \quad (28)$$

矩阵 $G_{i,n}$ 表示跳变量 u_n 对偏差估计 \hat{u}_i 的贡献,

$$G_{i,n} = L_{i,j+1}. \quad (29)$$

这里

$$\begin{cases} L_{i,j} = L_{i-1} L_{i-2} \dots L_j, & i > j; \\ L_{i,j} = 0, & i < j; \\ L_{j,j} = I_{m \times m}; \end{cases} \quad (30)$$

$$L_j = I_{m \times m} - K_j H_j; \quad (31)$$

m 为偏差量 k 的维数.

2) 跳变时间估计

跳变时间 n 的 MLE 为

$$\hat{n} = \arg \max_{k-s} \log f(\tilde{k} | \hat{u}_k(n), n) = \arg \max_{k-s} J_k(\hat{u}_k(n), n), \quad (32)$$

其中

$$J_k(\hat{u}_k(n), n) = \hat{u}_k^T(n) k^{-1}(n) \hat{u}_k(n). \quad (33)$$

则可得时间窗内的跳变量估计为

$$\hat{u}_k(\hat{n}) = \arg \max_{k-s} \log f(\tilde{k} | \hat{u}_k(\hat{n}), \hat{n}). \quad (34)$$

3) 偏差跳变检测与校正

可按如下程序进行偏差跳变检测与校正, 令

$$\begin{cases} \vartheta_{k,n} = \hat{u}_k^T(\hat{n}) k^{-1}(\hat{n}) \hat{u}_k(\hat{n}), \\ \vartheta_{k,n}^i = \hat{u}_k^T(\hat{n}) [i, 1] k^{-1}(\hat{n}) [i, i] \hat{u}_k(\hat{n}) [i, 1]. \end{cases} \quad (35)$$

如果 $\vartheta_{k,n} > \lambda$, 表示有偏差发生跳变, 但还需进一步判断具体哪个偏差量发生了跳变;

如果 $\vartheta_{k,n}^i > \lambda_i$, 表示第 i 个偏差发生了跳变, 需对其进行校正,

$$\begin{cases} \hat{k}_{k-1}[i, 1] = \hat{k}_{k-1}[i, 1] + G_k[i,] \hat{u}_k, \\ P_{k|k-1}[i, i] = P_{k|k-1}[i, i] + G_k[i,] k G_k^T[i,], \end{cases} \quad (36)$$

其中 λ 等为检测门限. 为方便起见, 注意到本文的偏差跳变量估计 \hat{u}_k 近似为残差 \tilde{i} 的线性函数, 所以检测量 $\vartheta_{k,n}$ 和 $\vartheta_{k,n}^i$ 近似满足自由度为 $2 \times s$ 和 s 的 χ^2 分布, 这样便可根据置信度 α 来选取门限. 但在实际应用中, 还需要适当调整.

在实际系统中, 通常是角度偏差发生跳变, 而距离偏差不变. 直接采用上述 GLR 算法, 由于通常配准公式中角度偏差系数远远大于距离偏差系数, 容

易产生计算病态问题. 为了减小计算量, 避免病态问题, 这里只需针对角度偏差跳变量 u_k 进行检测和估计. 因此在采用 GLR 算法时, 可将配准公式简化为

$$k - H_k^r \hat{k}_{k-1} = H_k k + n_k, \quad (37)$$

其中: k 为角度偏差向量, r_k 为距离偏差向量, \hat{k}_{k-1} 为距离偏差预测, H_k 和 H_k^r 为角度偏差和距离观测阵.

$$\begin{cases} k = [\begin{matrix} A & B \\ k & k \end{matrix}]^T, & r_k = [\begin{matrix} A & B \\ r_k & r_k \end{matrix}]^T, \\ H_k = [- \frac{\partial t_k^A}{\partial A_k} & \frac{\partial t_k^B}{\partial B_k}], & H_k^r = [\frac{\partial t_k^A}{\partial r_k^A} & \frac{\partial t_k^B}{\partial r_k^B}]. \end{cases} \quad (38)$$

将 H_k 和 $k - H_k^r \hat{k}_{k-1}$ 带入上述 GLR 算法的相应参数, 可对角度跳变量 u_k 进行检测和估计. 如果判断出发生跳变, 则可得角度偏差校正值 \hat{k}_{k-1} 和跳变时间估计 \hat{t}_k .

5 Cramer-Rao 最小下界

下面计算偏差估计的 CRLB (Cramer Rao Lower Bound). 对于任意一个无偏估计, CRLB 为^[11]

$$E[(k - \hat{k})(k - \hat{k})^T] = J_k^{-1}, \quad (39)$$

其中 J_k 为 Fisher 信息阵 (FIM). 当偏差未发生跳变时, 由于噪声近似为高斯分布, 可得

$$f(k, k) = f(k) \cdot f(k | k), \quad (40)$$

$$\ln f(k | k) = - (k - H_k k)^T (H_k R_k H_k^T)^{-1} \times (k - H_k k) / 2 + c, \quad (41)$$

$$\ln f(k) = - (\hat{k}_{k-1} - k)^T P_{k|k-1}^{-1} (\hat{k}_{k-1} - k) / 2 + c, \quad (42)$$

其中 c 为常数. 则 FIM 为

$$J_k \triangleq E \left\{ \frac{\partial \ln f(k, k)}{\partial k} \left[\frac{\partial \ln f(k, k)}{\partial k} \right]^T \right\}. \quad (43)$$

当 H_k 真值已知时, 可得递推形式的 FIM 为

$$J_k = (Q_{k-1} + J_{k-1}^{-1})^{-1} + H_k^T (H_k R_k H_k^T)^{-1} H_k. \quad (44)$$

当 H_k 真值未知时, 可对其求均值^[11], 有

$$J_k = (Q_{k-1} + J_{k-1}^{-1})^{-1} + E[H_k^T (H_k R_k H_k^T)^{-1} H_k], \quad (45)$$

其中 R_k 为传感器测量噪声阵, 见式(16). 因 H_k 非列满秩, 故上式不能化简, 可见 CRLB 与 H_k 有关. 这里

$$J_k = P_k^{-1}, \quad P_{k|k-1} = Q_{k-1} + P_{k-1}. \quad (46)$$

注意到, 因为

$$J_k^{-1} \frac{\partial \ln f(k, k)}{\partial k} = k - h(k), \quad (47)$$

$$h(k) = \hat{k} = \hat{k}_{k-1} + P_k H_k R_k^{-1} (k - H_k \hat{k}_{k-1}), \quad (48)$$

所以还可得出, 本文偏差估计的 CRLB 在理论上是可以达到的^[2].

6 仿真分析

为方便起见, 本文的仿真场景与文献[9]类似. 机载雷达 A 和 B 对目标进行跟踪, 其轨迹如图 2 所示, 运动方程为

$$\begin{cases} x_k = 135 + 150 \sin(0.015k), \\ y_k = 30 - 2.5k, \\ k = 1, 2, \dots, N, \quad N = 400. \end{cases}$$

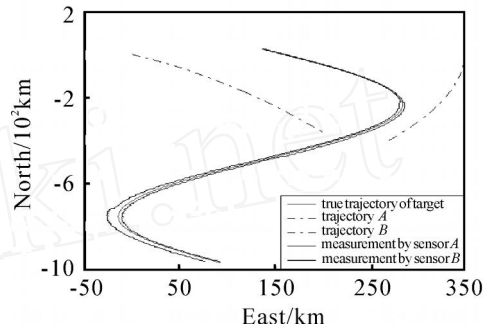


图 2 配准前载机 A, B 的航迹及其对目标的测量

载机 A 和 B 的运动方程分别为

$$\begin{cases} x_{s,k}^A = 350, & \begin{cases} x_{s,k}^B = k, \\ y_{s,k}^A = -2k; \end{cases} \\ y_{s,k}^B = -200 - k. \end{cases}$$

雷达测角精度为 1 mrad, 测距精度为 0.1 km, GPS/INS 定位精度为 1m, 定姿精度为 1 mrad. 假设所有传感器测量同步, 采样间隔为 6s.

在仿真过程中, 机载雷达距离偏差未发生跳变, 分别为 1km 和 -1km. 雷达角度测量偏差和 GPS/INS 定姿偏差在跟踪过程中发生跳变, 其变化如下:

雷达 A, B 测角偏差为

$$\begin{cases} \phi_k^A = 10, & 1 \leq k \leq N; \\ \phi_k^B = \begin{cases} -5, & 1 \leq k \leq 100; \\ -15, & 101 \leq k \leq N. \end{cases} \end{cases}$$

载机 A, B 的 GPS/INS 定姿偏差为

$$\begin{cases} \phi_k^A = \begin{cases} 0, & 1 \leq k < 100; \\ 10, & 101 \leq k \leq 200; \\ 0, & 201 \leq k \leq N; \end{cases} \\ \phi_k^B = \begin{cases} 0, & 1 \leq k \leq 300; \\ -10, & 301 \leq k \leq N. \end{cases} \end{cases}$$

则角度偏差 $k = \phi_k + k$ 为

$$\begin{cases} \phi_k^A = \begin{cases} 10, & 1 \leq k \leq 100; \\ 20, & 101 \leq k \leq 200; \\ 10, & 201 \leq k \leq N; \end{cases} \\ \phi_k^B = \begin{cases} -5, & 1 \leq k \leq 100; \\ -15, & 101 \leq k \leq 300; \\ -25, & 301 \leq k \leq N. \end{cases} \end{cases}$$

以上各量的单位均为 mrad.

GPS/INS 定位偏差和噪声很小 (小于 1m), 可

忽略其影响。

下面分别采用 3 种方法对偏差进行估计。

方法 1:传统的卡尔曼滤波(KF) 配准法. 过程噪声方差阵通常取很小值, 本文为

$$Q = \text{diag}(0.01^2, 0.01^2, 0.001^2, 0.001^2).$$

方法 2: IMM 配准法. 本文选用两个模型, 过程噪声方差阵分别取为 $Q_1 = Q, Q_2 = 400Q$.

方法 3: GLR 配准法. 过程噪声方差阵为 Q , 滑动窗长度取为 5, 判决门限一般要比根据 $\chi^2(n)$ 分布选取的门限略大, 本文分别取为 $\lambda = 30, \tau = 20$. 初始偏差估计均设为 0, 采用上述 3 种算法对传感器配准, 并估计配准效果。

由图 2 可见, 由于受传感器偏差影响, 在未配准前, 将机载雷达 A, B 的测量转换到同一地面坐标系下, 会产生明显的间隔。

图 3 和图 4 分别比较了当偏差发生跳变时, 3 种不同配准算法的角度偏差和距离偏差估计效果. 可以看出, 偏差未发生跳变时, 3 种算法均能有效估计两传感器距离偏差和角度偏差, 估计误差可近似达到 CR 下界. 这里的角度偏差指 GPS/INS 定姿偏差和雷达测角偏差量之和(即 θ), 并且相对于角度偏差, 距离偏差较难估计, 因此估计误差相对较大, 所需要的收敛时间也较长, 但其对目标位置估计的影响通常没有角度误差显著。

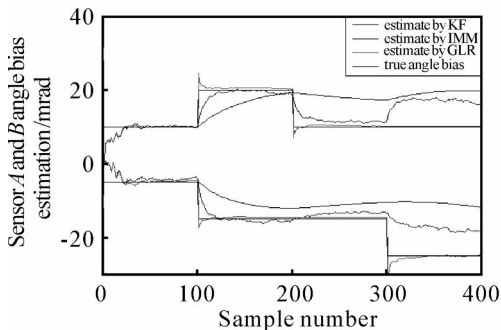


图 3 3 种算法的角度偏差估计曲线

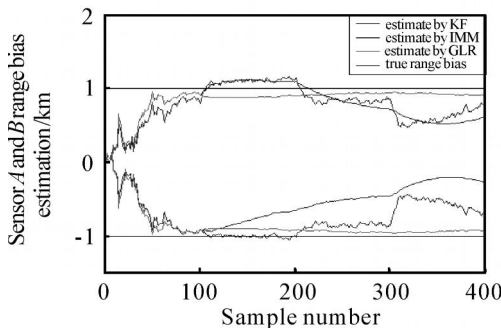


图 4 3 种算法的距离偏差估计曲线

由于受干扰等因素影响, 机载雷达角度偏差和 GPS/INS 定姿偏差分别在不同时刻发生跳变. 采用传统的 KF 配准算法, 不但无法对发生跳变的偏差

正确估计, 而且由于偏差之间的相互影响, 还会导致对其他未发生跳变的偏差产生错误估计, 使得以后的估计量不再收敛到跳变后的真实偏差值, 甚至导致发散. 而采用 IMM 配准算法, 其对偏差跳变情况具有一定的自适应估计能力, 但同样由于偏差量间的互相耦合, 也会产生错误估计, 并且还会增加偏差固定时的估计误差。

本文采用 GLR 算法对偏差跳变进行实时检测和估计, 如表 1 所示(单次仿真, 括号内为真实值, 括号外为估计值). 当偏差发生跳变时, 可以正确检测出发生跳变的偏差量, 并能估计出跳变的发生时间和跳变量的大小, 进而对偏差进行有效校正. 同时, 其他未发生跳变的偏差估计值不会受到影响, 跳变后所有的偏差估计仍能很好地收敛到真值。

表 1 机载雷达 A, B 的偏差跳变时间和跳变量估计

雷达	跳变时间估计 / 步	101	(100)	201	(200)
A	跳变量估计 / mrad	14.8	(10)	-13.0	(-10)
雷达	跳变时间估计 / 步	101	(100)	301	(300)
B	跳变量估计 / mrad	-13.2	(-10)	-17.1	(-10)

由图 3 ~ 图 5 可见, 采用本文提出的 GLR 配准算法, 比采用 KF 和 IMM 配准算法, 可以更好地消除机载雷达和惯导设备偏差的影响, 而且整个配准过程和跳变检测过程不受目标机动的影响。

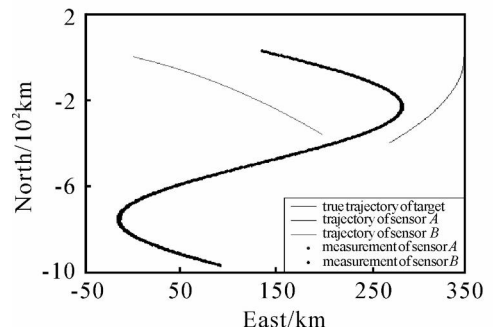


图 5 采用 GLR 算法配准后的目标测量

在仿真中, 因为滑动窗长度设定的较短 ($s = 5$ 步), 而真实的偏差跳变量相对比较显著, 所以跳变容易被检测到, 滞后时间也很短(在每次偏差发生跳变时, 例如图 3 中的第 100 步, 200 步, 300 步时, 检测仅滞后一个采样点), 但检测时刻的初始估计精度不是特别高. 不过根据后续的测量继续计算, 再需 3 步左右时间(18s), 估计值便可迅速收敛到真实值, 且精度较高。

通过 200 次 Monte-Carlo 仿真实验, 分别比较了 3 种不同算法对传感器 A, B 的角度和距离偏差估计的均方根误差(RMSE), 并分别与各自的 CRLB 相比较, 如图 6, 图 7 所示. 可以看出, 当偏差跳变时, KF 和 IMM 配准算法下的角度和距离估计的 RMSE

都会显著增大,说明它已不能正确估计跳变后的偏差;而采用本文算法,仍能有效地估计跳变后的偏差.

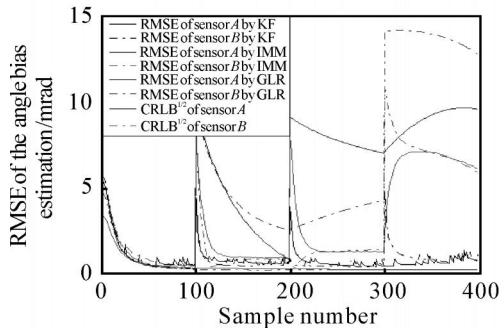


图6 3种算法角度偏差估计的RMSE

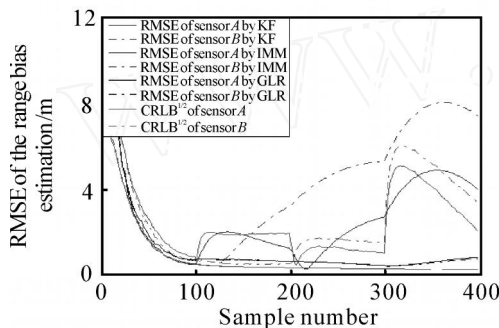


图7 3种算法距离偏差估计的RMSE

表2计算了100~400个采样点内的时间平均RMSE.通过比较可见,本文的GLR配准算法比KF和IMM配准算法,其时间平均RMSE显著降低,更加接近于偏差估计的理论最小下界 $\sqrt{\text{CRLB}}$.

表2 机载雷达A、B的平均估计误差比较

	角度偏差估计		距离偏差估计	
	RMSE/mrad		RMSE/m	
	A	B	A	B
KF配准	6.9	7.3	251.6	457.5
IMM配准	3.3	3.2	226.0	231.5
GRL配准	0.72	0.72	60.0	58.2
$\sqrt{\text{CRLB}}$	0.23	0.19	29.5	29.2

7 结论

本文提出了一种针对偏差跳变条件下的机载雷达自适应配准算法.与传统的配准算法不同,本文利用广义似然比(GLR)对配准公式测量残差进行检验并自适应地估计偏差跳变量.仿真实验表明,相对于KF和IMM配准算法,在偏差发生跳变时,本算法仍能正确地估计传感器偏差,且估计误差显著降低,接近于CR下界.

参考文献(References)

- [1] Dana M P. Registration: A prerequisite for multiple sensor tracking [C]. Multitarget-multisensor Tracking: Advanced Applications. Norwood: Artech House, 1990: 155-185.
- [2] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006.
(Han C Z, Zhu H Y, Duan Z S. Multi-source information fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.)
- [3] Zhou Y F, Leung H, Martin B. Sensor alignment with earth-centered earth-fixed coordinate system [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35 (2): 410-416.
- [4] Helmick R E, Rice T R. Removal of alignment errors in an integrated system of two 3D sensors [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29 (4): 1333-1343.
- [5] Nabaa N, Bishop R H. Solution to a multisensor tracking problem with sensor registration errors [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 354-363.
- [6] Jesus Garcia Herrero, Juan A Besada Portas, Jose R Casar Corredera. On-line multi-sensor registration for data fusion on airport surface [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43 (1): 356-370.
- [7] Winston Li, Henry Leung. Simultaneous registration and fusion of multiple dissimilar sensors for cooperative driving [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(2): 84-98.
- [8] Okello N N, Challa S. Joint sensor registration and track-to-track fusion for distributed trackers [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40 (3): 808-823.
- [9] Nickens Okello, Branko Ristic. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39 (3): 1074-1083.
- [10] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part IV [C]. Proc of 2002 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, 2002, 4728: 511-534.
- [11] Ristic B, Okello N. Sensor registration in the ECEF coordinate system using the MLR algorithm [C]. Proc of the 6rd Int Conf on Information Fusion. Cairns, 2003: 143-150.