

基于概率假设密度滤波的多目标雷达空间误差配准算法

章涛, 李海[†], 吴仁彪

(中国民航大学 天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300)

摘要: 针对数据关联关系不确定的多目标场景下的雷达空间误差配准问题, 提出一种基于概率假设密度 (PHD) 滤波的雷达空间误差估计方法. 该方法在地心地固 (ECEF) 坐标系下建立雷达空间误差及其观测的随机有限集合 (RFS) 描述形式, 结合 PHD 滤波算法避免多个雷达观测的数据关联问题, 利用高斯混合概率假设密度 (GM-PHD) 滤波器实现多目标场景下的雷达系统误差递推融合估计. Monte Carlo 仿真实验结果表明, 所提出的基于 PHD 滤波的雷达空间误差配准算法能够有效地实现数据关联关系不确定情况下的多目标雷达空间误差融合估计, 且估计精度及稳定性优于结合数据关联算法的空间误差配准方法.

关键词: 多雷达组网; 雷达空间误差配准; 系统误差估计; 概率假设密度滤波; 地心地固坐标系

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Radar spatial registration with multiple targets based on probability hypothesis density filter

ZHANG Tao, LI Hai[†], WU Ren-biao

(Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: A radar spatial registration method is proposed to overcome the problem of bias registration with uncorrelated multiple targets. The description of radar spatial biases and bias measurements with random finite sets (RFS) in earth-centered earth-fixed (ECEF) coordinates is derived, and the data association of multiple targets is avoided by using probability hypothesis density (PHD) filter. The spatial biases are recursive estimated and integrated by using the Gaussian mixture probability hypothesis density (GM-PHD) filter with uncorrelated multiple targets. Numerical results show that the proposed method outperforms the method with data association for radar spatial registration in precision and stability.

Keywords: multi-radar network; radar spatial registration; systematic bias estimation; probability hypothesis density filter; ECEF coordinates

0 引言

雷达空间误差配准是指通过对雷达空间系统误差的估计, 实现对多雷达观测数据进行补偿的过程, 是多雷达融合处理的前提.

雷达空间误差配准一般利用两部雷达重叠观测区域的公共目标进行雷达系统误差估计^[1], 主要可以归纳为离线估计方法和在线估计方法两类. 离线估计方法是通过对一段时间的雷达观测数据进行数据拟合, 从而估计系统误差的方法, 如最小二乘法^[2-3]、最大似然估计法^[4]等. 在线估计主要是利用滤波方法实现系统误差的递推估计. 在线估计方法与离线方

法相比具有可以实现实时误差校正的优点, 因此得到了国内外学者的更多关注. 文献[5-6]提出了两种利用 Kalman 滤波实现目标运动状态与系统误差联合估计方法. Haim^[7]提出了利用神经网络进行系统误差估计的方法; Xiu 等^[8]提出了利用 Extended Kalman 滤波同时估计系统误差和未知输入的方法. 上述方法都是建立在立体几何投影坐标系的基础上, 主要用于二坐标雷达 (获得斜距和方位角观测) 的空间误差配准. 对于三坐标雷达 (获得斜距、方位角和俯仰角观测) 的空间误差配准一般采用地心地固坐标系 (earth-centered earth-fixed coordinates, ECEF) 作为

收稿日期: 2017-04-25; 修回日期: 2017-07-26.

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合项目 (U1733116); 国家自然科学基金项目 (61471365, 61571442); 天津市自然科学基金绿色通道项目 (16JCYBJC41200); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (3122017006).

责任编辑: 毛志忠.

作者简介: 章涛 (1980—), 男, 讲师, 博士, 从事雷达信号处理及其应用的研究; 李海 (1976—), 男, 教授, 博士, 从事机载气象雷达信号处理等研究.

[†]通讯作者. E-mail: haili@cauc.edu.cn

公共坐标系. Zhou等^[9]提出了基于ECEF坐标系的最小二乘空间误差配准方法; Ristic等^[10]提出了基于ECEF坐标系的极大似然空间误差配准方法; He等^[11]提出了利用广播式自动相关监视数据作为参考源对三坐标雷达进行误差配准的方法.

无论是上述基于数据拟合的离线估计方法还是基于滤波的在线估计方法,均以数据关联关系已知为前提,即已知目标在多雷达观测的数据关联关系.然而,由于空间误差与数据关联耦合的影响,在进行空间误差配准之前,正确地获得多雷达观测的关联关系十分困难,而且错误的关联关系将会严重地影响空间误差配准结果.

在关联关系不确定的情况下进行雷达空间误差配准既是多雷达数据融合领域研究的难点问题,又是热点问题.国内外研究人员将系统误差估计算法与数据关联算法结合,提出了一系列雷达空间误差配准方法. Lin等^[12]将理想关联情况下的似然函数推广到关联关系不确定的情况下,提出了极大似然估计结合概率数据关联的二坐标雷达系统误差估计方法; Kaplan等^[13]提出了利用广义似然函数及系统误差代价函数的二坐标雷达空间误差配准及航迹关联方法; Zhu等^[14]提出了利用混合整数非线性规划算法同时进行数据关联和系统误差估计的方法; Qi等^[15]提出了利用距离检测实现存在系统误差情况下的航迹关联方法.

在有限集统计学研究中, Matheron^[16]提出了随机有限集(random finite sets, RFS)理论; Mahler^[17]在RFS框架下,将后验概率密度函数近似为其一阶统计矩,提出了概率假设密度(probability hypothesis density, PHD)滤波理论,并将其应用于多目标跟踪领域. PHD滤波器将复杂的多目标状态空间运算转换为单目标状态空间内的运算,有效避免了多目标状态估计中复杂的数据关联问题. Vo等^[18]利用高斯项拟合方法给出了一种PHD滤波器的近似实现形式:高斯混合PHD(Gaussian mixture PHD, GM-PHD)滤波器大大降低了算法的运算量.由于PHD滤波器避免了复杂的数据关联过程,部分学者已将其应用于雷达空间误差配准中.文献[19]和文献[20]分别提出了两种扩展状态向量的PHD滤波二坐标雷达系统误差估计方法,能够同时估计目标的运动状态和系统误差.但由于系统误差与目标状态耦合,在目标数较多的情况下效果不理想. Wu等^[21]提出了利用多普勒观测结合GM-PHD滤波器进行二坐标雷达空间误差配准的方法; Zhang等^[22]提出了利用广播式自动相关监视数据

结合GM-PHD滤波器进行三坐标雷达系统误差估计的方法.

本文针对数据关联关系不确定的多目标场景下的雷达空间误差配准问题,提出一种利用PHD滤波器进行雷达空间误差配准的新方法.该方法将雷达系统误差估计与目标状态估计解耦合,将ECEF坐标系下的雷达系统误差观测描述为随机集合形式,利用PHD滤波算法避免多目标场景下雷达系统误差估计中的数据关联问题,并利用GM-PHD滤波器实现雷达系统误差的递推融合估计.

1 问题描述

假设两部雷达对目标进行同步观测,雷达 S_A 的观测模型可以表示为

$$\begin{cases} \tilde{r}_A = r_A + \Delta r_A + nr_A, \\ \tilde{\theta}_A = \theta_A + \Delta \theta_A + n\theta_A, \\ \tilde{\phi}_A = \phi_A + \Delta \phi_A + n\phi_A. \end{cases} \quad (1)$$

其中: \tilde{r}_A 、 r_A 、 Δr_A 、 nr_A 分别表示斜距上的雷达观测值、目标位置真值、系统误差和观测噪声; $\tilde{\theta}_A$ 、 θ_A 、 $\Delta \theta_A$ 、 $n\theta_A$ 分别表示方位角上的雷达观测值、目标位置真值、系统误差和观测噪声; $\tilde{\phi}_A$ 、 ϕ_A 、 $\Delta \phi_A$ 、 $n\phi_A$ 分别表示俯仰角上的雷达观测值、目标位置真值、系统误差和观测噪声.同理,雷达 S_B 的观测模型可以表示为

$$\begin{cases} \tilde{r}_B = r_B + \Delta r_B + nr_B, \\ \tilde{\theta}_B = \theta_B + \Delta \theta_B + n\theta_B, \\ \tilde{\phi}_B = \phi_B + \Delta \phi_B + n\phi_B. \end{cases} \quad (2)$$

本文将在多目标场景下,令两部雷达同时获得多目标观测,在关联关系不确定的情况下,对雷达系统误差 Δr_A 、 $\Delta \theta_A$ 、 $\Delta \phi_A$ 、 Δr_B 、 $\Delta \theta_B$ 、 $\Delta \phi_B$ 进行估计,从而实现两部雷达的空间误差配准.

2 ECEF坐标系下的雷达系统误差的观测方程及状态方程

若 (x_A, y_A, z_A) 表示目标在以雷达 S_A 为原点的直角坐标系下的真实坐标, (x_B, y_B, z_B) 表示目标在以雷达 S_B 为原点的直角坐标系下的真实坐标,则有

$$\begin{cases} x_A = (\tilde{r}_A - \Delta r_A - nr_A) \sin(\tilde{\theta}_A - \Delta \theta_A - n\theta_A) \cdot \\ \quad \cos(\tilde{\phi}_A - \Delta \phi_A - n\phi_A), \\ y_A = (\tilde{r}_A - \Delta r_A - nr_A) \cos(\tilde{\theta}_A - \Delta \theta_A - n\theta_A) \cdot \\ \quad \cos(\tilde{\phi}_A - \Delta \phi_A - n\phi_A), \\ z_A = (\tilde{r}_A - \Delta r_A - nr_A) \sin(\tilde{\phi}_A - \Delta \phi_A - n\phi_A). \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} x_B = (\tilde{r}_B - \Delta r_B - nr_B) \sin(\tilde{\theta}_B - \Delta\theta_B - n\theta_B) \cdot \\ \quad \cos(\tilde{\phi}_B - \Delta\phi_B - n\phi_B), \\ y_B = (\tilde{r}_B - \Delta r_B - nr_B) \cos(\tilde{\theta}_B - \Delta\theta_B - n\theta_B) \cdot \\ \quad \cos(\tilde{\phi}_B - \Delta\phi_B - n\phi_B), \\ z_B = (\tilde{r}_B - \Delta r_B - nr_B) \sin(\tilde{\phi}_B - \Delta\phi_B - n\phi_B). \end{cases} \quad (4)$$

将式(3)、(4)分别在 $(\tilde{r}_A, \tilde{\theta}_A, \tilde{\phi}_A)$ 及 $(\tilde{r}_B, \tilde{\theta}_B, \tilde{\phi}_B)$ 处利用一阶泰勒级数展开,可以近似为

$$\begin{cases} x_A = \tilde{r}_A \sin \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A + \\ \quad (\Delta r_A + nr_A) \sin \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A - \\ \quad \tilde{r}_A (\Delta \theta_A + n\theta_A) \cos \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A + \\ \quad \tilde{r}_A (\Delta \phi_A + n\phi_A) \cos \tilde{\theta}_A \sin \tilde{\phi}_A, \\ y_A = \tilde{r}_A \cos \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A - \\ \quad (\Delta r_A + nr_A) \cos \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A - \\ \quad \tilde{r}_A (\Delta \theta_A + n\theta_A) \sin \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A + \\ \quad \tilde{r}_A (\Delta \phi_A + n\phi_A) \cos \tilde{\theta}_A \sin \tilde{\phi}_A, \\ z_A = \tilde{r}_A \sin \tilde{\phi}_A - (\Delta r_A + nr_A) \sin \tilde{\phi}_A + \\ \quad \tilde{r}_A (\Delta \phi_A + n\phi_A) \cos \tilde{\phi}_A, \\ x_B = \tilde{r}_B \sin \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B + \\ \quad (\Delta r_B + nr_B) \sin \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B - \\ \quad \tilde{r}_B (\Delta \theta_B + n\theta_B) \cos \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B + \\ \quad \tilde{r}_B (\Delta \phi_B + n\phi_B) \cos \tilde{\theta}_B \sin \tilde{\phi}_B, \\ y_B = \tilde{r}_B \cos \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B - \\ \quad (\Delta r_B + nr_B) \cos \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B - \\ \quad \tilde{r}_B (\Delta \theta_B + n\theta_B) \sin \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B + \\ \quad \tilde{r}_B (\Delta \phi_B + n\phi_B) \cos \tilde{\theta}_B \sin \tilde{\phi}_B, \\ z_B = \tilde{r}_B \sin \tilde{\phi}_B - (\Delta r_B + nr_B) \sin \tilde{\phi}_B + \\ \quad \tilde{r}_B (\Delta \phi_B + n\phi_B) \cos \tilde{\phi}_B. \end{cases} \quad (5)$$

式(5)写成矩阵形式可以表示为

$$\begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ z_A \end{bmatrix} = \mathbf{z}_A + \mathbf{H}_A \begin{bmatrix} \Delta r_A \\ \Delta \theta_A \\ \Delta \phi_A \end{bmatrix} + \mathbf{H}_A \begin{bmatrix} nr_A \\ n\theta_A \\ n\phi_A \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{z}_A = \begin{bmatrix} \tilde{r}_A \sin \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A \\ \tilde{r}_A \cos \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A \\ \tilde{r}_A \sin \tilde{\phi}_A \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$\mathbf{H}_A =$$

$$\begin{bmatrix} \sin \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A & -\tilde{r}_A \cos \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A & \tilde{r}_A \cos \tilde{\theta}_A \sin \tilde{\phi}_A \\ -\cos \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A & -\tilde{r}_A \sin \tilde{\theta}_A \cos \tilde{\phi}_A & \tilde{r}_A \cos \tilde{\theta}_A \sin \tilde{\phi}_A \\ -\sin \tilde{\phi}_A & 0 & \tilde{r}_A \cos \tilde{\phi}_A \end{bmatrix}. \quad (9)$$

同理,式(6)表示成矩阵形式,有

$$\begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ z_B \end{bmatrix} = \mathbf{z}_B + \mathbf{H}_B \begin{bmatrix} \Delta r_B \\ \Delta \theta_B \\ \Delta \phi_B \end{bmatrix} + \mathbf{H}_B \begin{bmatrix} nr_B \\ n\theta_B \\ n\phi_B \end{bmatrix}. \quad (10)$$

其中

$$\mathbf{z}_B = \begin{bmatrix} \tilde{r}_B \sin \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B \\ \tilde{r}_B \cos \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B \\ \tilde{r}_B \sin \tilde{\phi}_B \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\mathbf{H}_B =$$

$$\begin{bmatrix} \sin \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B & -\tilde{r}_B \cos \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B & \tilde{r}_B \cos \tilde{\theta}_B \sin \tilde{\phi}_B \\ -\cos \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B & -\tilde{r}_B \sin \tilde{\theta}_B \cos \tilde{\phi}_B & \tilde{r}_B \cos \tilde{\theta}_B \sin \tilde{\phi}_B \\ -\sin \tilde{\phi}_B & 0 & \tilde{r}_B \cos \tilde{\phi}_B \end{bmatrix}. \quad (12)$$

雷达 S_A 的站址经纬度坐标为 $(L_{SA}, \lambda_{SA}, H_{SA})$,其中 L 、 λ 、 H 分别表示雷达站址的经度、纬度及距离海平面的高度.将其转换到ECEF坐标系为

$$\begin{cases} Ex_{SA} = (C + H_{SA}) \cos L_{SA} \cos \lambda_{SA}, \\ Ey_{SA} = (C + H_{SA}) \cos L_{SA} \sin \lambda_{SA}, \\ Ez_{SA} = [C(1 - e^2) + H_{SA}] \sin L_{SA}. \end{cases} \quad (13)$$

其中: $C = \frac{E_q}{(1 - e^2 \sin^2 L_{SA})^{\frac{1}{2}}}$, E_q 和 e 分别表示赤道半径和地球的偏心率.

同理,可获得雷达 S_B 在ECEF坐标系下的站址.

将直角坐标系下的 (x_A, y_A, z_A) 和 (x_B, y_B, z_B) 转换到ECEF坐标系下,则有

$$\begin{bmatrix} Ex_A \\ Ey_A \\ Ez_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ex_{SA} \\ Ey_{SA} \\ Ez_{SA} \end{bmatrix} + \mathbf{T}_A \begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ z_A \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} Ex_B \\ Ey_B \\ Ez_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ex_{SB} \\ Ey_{SB} \\ Ez_{SB} \end{bmatrix} + \mathbf{T}_B \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ z_B \end{bmatrix}. \quad (15)$$

其中

$$\mathbf{T}_A =$$

$$\begin{bmatrix} -\sin \lambda_{SA} & -\sin L_{SA} \cos \lambda_{SA} & \cos L_{SA} \cos \lambda_{SA} \\ \cos \lambda_{SA} & -\sin L_{SA} \sin \lambda_{SA} & \cos L_{SA} \sin \lambda_{SA} \\ 0 & \cos L_{SA} & \sin L_{SA} \end{bmatrix}, \quad (16)$$

$$\mathbf{T}_B =$$

$$\begin{Bmatrix} -\sin \lambda_{SB} & -\sin L_{SB} \cos \lambda_{SB} & \cos L_{SB} \cos \lambda_{SB} \\ \cos \lambda_{SB} & -\sin L_{SB} \sin \lambda_{SB} & \cos L_{SB} \sin \lambda_{SB} \\ 0 & \cos L_{SB} & \sin L_{SB} \end{Bmatrix}. \quad (17)$$

将式(7)、(10)分别代入式(14)、(15),有

$$\begin{bmatrix} Ex_A \\ Ey_A \\ Ez_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ex_{SA} \\ Ey_{SA} \\ Ez_{SA} \end{bmatrix} + \mathbf{T}_A \mathbf{z}_A + \mathbf{T}_A \mathbf{H}_A \begin{bmatrix} \Delta r_A \\ \Delta \theta_A \\ \Delta \phi_A \end{bmatrix} + \mathbf{T}_A \mathbf{H}_A \begin{bmatrix} nr_A \\ n\theta_A \\ n\phi_A \end{bmatrix}, \quad (18)$$

$$\begin{bmatrix} Ex_B \\ Ey_B \\ Ez_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ex_{SB} \\ Ey_{SB} \\ Ez_{SB} \end{bmatrix} + \mathbf{T}_B \mathbf{z}_B + \mathbf{T}_B \mathbf{H}_B \begin{bmatrix} \Delta r_B \\ \Delta \theta_B \\ \Delta \phi_B \end{bmatrix} + \mathbf{T}_B \mathbf{H}_B \begin{bmatrix} nr_B \\ n\theta_B \\ n\phi_B \end{bmatrix}. \quad (19)$$

在ECEF坐标系下,同一目标在两部雷达 S_A 与 S_B 的真实位置相同,即式(18)与(19)相等.雷达系统误差的观测方程如下:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{n}_k. \quad (20)$$

其中:雷达系统误差的观测向量为

$$\mathbf{z}_k = [\mathbf{T}_A \mathbf{z}_A, -\mathbf{T}_B \mathbf{z}_B]; \quad (21)$$

雷达系统误差观测矩阵为

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{T}_B \mathbf{H}_B \quad \vdots \quad -\mathbf{T}_A \mathbf{H}_A], \quad (22)$$

待估计的雷达系统误差向量为

$$\mathbf{x}_k = [\Delta r_A, \Delta \theta_A, \Delta \phi_A, \Delta r_B, \Delta \theta_B, \Delta \phi_B]^T; \quad (23)$$

雷达观测噪声向量为

$$\mathbf{n}_k = [nr_A, n\theta_A, n\phi_A, nr_B, n\theta_B, n\phi_B]^T, \quad (24)$$

且 $\mathbf{n}_k \sim N(\cdot; 0, \mathbf{R}_k)$, \mathbf{R}_k 为观测噪声的协方差矩阵.

假设雷达系统误差与目标位置无关,则雷达系统误差的状态方程可以用Markov过程表示为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}. \quad (25)$$

其中:状态转移矩阵 $\mathbf{F}_{k-1} = \text{diag}(1, 1, 1, 1, 1, 1)$; \mathbf{w}_{k-1} 表示系统噪声向量,且 $\mathbf{w}_{k-1} \sim N(\cdot; 0, \mathbf{Q}_{k-1})$, \mathbf{Q}_{k-1} 为系统噪声的协方差矩阵.

3 雷达系统误差的PHD滤波递推融合估计

3.1 GM-PHD滤波器

GM-PHD滤波器是PHD滤波器的线性近似实现形式,其实现需满足^[18]如下条件.

条件1 状态方程及测量方程均满足线性高斯特性,即

$$f_{k|k-1}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\zeta}) = N(\mathbf{x}; \mathbf{F}_{k-1} \boldsymbol{\zeta}, \mathbf{Q}_{k-1}), \quad (26)$$

$$g_k(\mathbf{z}, \mathbf{x}) = N(\mathbf{z}; \mathbf{H}_k \mathbf{x}, \mathbf{R}_k), \quad (27)$$

其中 $\boldsymbol{\zeta}$ 表示前一个时刻的状态向量.

条件2 系统误差的存活概率和系统误差检测概率与目标状态无关,即

$$p_{S,k}(\mathbf{x}) = p_{S,k}, \quad (28)$$

$$p_{D,k}(\mathbf{x}) = p_{D,k}. \quad (29)$$

3.2 雷达系统误差估计的GM-PHD滤波算法

假设监视区域存在 N_k 个目标被三坐标雷达 S_A 及雷达 S_B 同时观测到,获得斜距、方位角和俯仰角观测.

1) 建立雷达系统误差状态有限集合.

根据式(23)建立雷达 S_A 及雷达 S_B 的系统误差向量. N_k 个目标可以获得 N_k 个雷达系统误差估计值,将其表示为一个含有 N_k 个元素的雷达系统误差状态集合,即

$$\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k^{(1)}, \mathbf{x}_k^{(2)}, \dots, \mathbf{x}_k^{(N_k)}\} \in F(\chi), \quad (30)$$

其中 $F(\chi)$ 表示系统误差状态空间.

2) 建立雷达系统误差观测有限集合.

由于同一目标在两部雷达 S_A 和 S_B 获得的观测的关联关系不确定,两部雷达的观测可以构成 $N_k \times N_k$ 个观测对,利用式(21)可以获得 $N_k \times N_k$ 个雷达系统误差观测,将其表示为一个含有 $N_k \times N_k$ 个元素的雷达系统误差观测集合,即

$$\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_k^{(1)}, \mathbf{z}_k^{(2)}, \dots, \mathbf{z}_k^{(N_k \times N_k)}\} \in F(Z), \quad (31)$$

其中 $F(Z)$ 表示雷达系统误差的观测空间.

$N_k \times N_k$ 个观测值中只有 N_k 个来自相同目标的雷达 S_A 及雷达 S_B 观测组成的观测对才能表示正确的雷达系统误差观测,而其他 $N_k \times (N_k - 1)$ 个观测则应将其视为杂波.

3) 算法流程.

本文利用GM-PHD滤波器实现了两部雷达的系统误差估计,算法流程归纳如下.

Step 1: 根据式(23)建立误差状态向量,假设 $k-1$ 时刻其强度函数为 $v_{k-1}(\mathbf{x})$,可由 J_{k-1} 个高斯项表示为

$$v_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}). \quad (32)$$

Step 2: 预测步.

预测系统误差强度函数得到 $v_{k|k-1}(\mathbf{x})$.假设雷达系统误差与目标位置无关,因此不存在新生系统误

差,且系统误差始终存在($p_{S,k} = 1$),则

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}) = p_{S,k} \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(i)}). \quad (33)$$

其中

$$\mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(i)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(i)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^{(i)} \mathbf{F}_{k-1}^T. \quad (35)$$

Step 3: 更新步.

利用式(31)建立的雷达系统误差观测有限集合 \mathbf{Z}_k 进行雷达系统误差估计的更新,假设全部目标同时被两部雷达观测到,即系统误差不存在漏检($p_{D,k} = 1$),则

$$v_{k|k}(\mathbf{x}) = \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} v_{D,k}(\mathbf{x}; z). \quad (36)$$

其中

$$v_{D,k}(\mathbf{x}; z) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_k^{(i)}(z) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}(z), \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}), \quad (37)$$

$$\omega_k^{(i)}(z) = \frac{p_{D,k} \omega_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(z)}{\kappa_k(z) + p_{D,k} \sum_{l=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(l)} q_k^{(l)}(z)}, \quad (38)$$

$$\kappa_k(z) = \lambda c(z), \quad (39)$$

$$q_k^{(i)}(z) = N(z; \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k), \quad (40)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(i)}(z) = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)}(z - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}), \quad (41)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(i)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}, \quad (42)$$

$$\mathbf{K}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}, \quad (43)$$

λ 为杂波数,即

$$\lambda = N_k \times (N_k - 1), \quad (44)$$

$c(z)$ 为杂波分布函数,本文假设杂波均匀分布在观测空间中.

Step 4: 对更新获得的系统误差状态强度函数的高斯项进行修剪合并^[18].

Step 5: N_k 个被雷达 S_A 及雷达 S_B 同时观测到的目标可获得 N_k 个雷达系统误差的估计值,根据GM-PHD滤波获得的雷达系统误差估计的高斯项权值进行融合估计,得到

$$\hat{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^{J_k} \omega_k^{(i)}(z) \mathbf{x}_k^{(i)} / \sum_{i=1}^{J_k} \omega_k^{(i)}(z). \quad (45)$$

其中: $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 和 $\omega_k^{(i)}$ 分别表示雷达系统误差估计的高斯项及其权值, $\hat{\mathbf{x}}$ 表示雷达系统误差的融合估计值.

4 仿真实验

为了验证本文基于概率假设密度滤波的多目标雷达误差配准算法,利用如下两个实验场景进行数值模拟实验.

实验场景 1: 监视区域范围设为 $[-2000, 4000] \text{ m} \times [-2000, 4000] \text{ m}$, 高度范围为 $[0, 2000] \text{ m}$, 5个目标机动运动. 雷达 S_A 和雷达 S_B 分别位于坐标原点及 $[2000, 0] \text{ m}$ 、高度为 0 m 的位置. 仿真雷达 S_A 与雷达 S_B 同步观测采样(或雷达观测已进行时间配准), 周期均为 $T = 1 \text{ s}$, 仿真 100 步.

设系统误差状态向量为 $\mathbf{x}_k = [\Delta r_A, \Delta \theta_A, \Delta \phi_A, \Delta r_B, \Delta \theta_B, \Delta \phi_B]^T$. 雷达 S_A 在斜距、方位角和俯仰角上的系统误差分别为 100 m 、 0.01 rad 和 0.01 rad ; 雷达 S_B 在斜距、方位角和俯仰角上的系统误差分别为 140 m 、 0.015 rad 和 0.015 rad . 两部雷达的观测噪声均为 $\mathbf{n}_k \sim N(\cdot; 0, \mathbf{R}_k)$. 其中: $\mathbf{R}_k = \text{diag}(50^2, 0.005^2, 0.005^2)$; 系统噪声 $\mathbf{w}_k \sim N(\cdot; 0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{Q}_k = \text{diag}(20^2, 0.002^2, 0.002^2)$.

高斯项修剪阈值为 $T = 10^{-5}$, 合并门限 $U = 4$, 最大个数 $J_{\max} = 100$, 进行 100 次 Monte Carlo 实验.

选取文献 [9] ECEF 坐标系下的最小二乘法结合概率数据关联 (PDA) 算法作为对比实验方法(记作 LS-PDA 方法), 即先采用 PDA 算法对雷达 S_A 和雷达 S_B 观测进行数据关联处理, 再利用最小二乘法对雷达系统误差进行估计, 并对 5 个目标的估计结果进行取平均处理.

图 1 和图 2 表示使用相同数据分别利用本文方法和 LS-PDA 方法获得的雷达 S_A 及雷达 S_B 的系统误差估计.

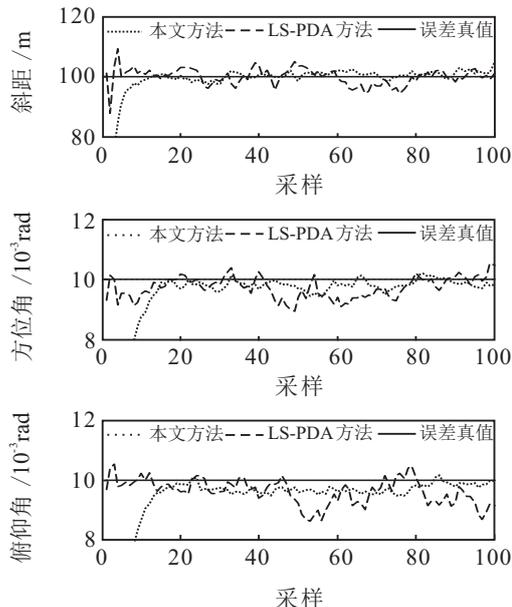
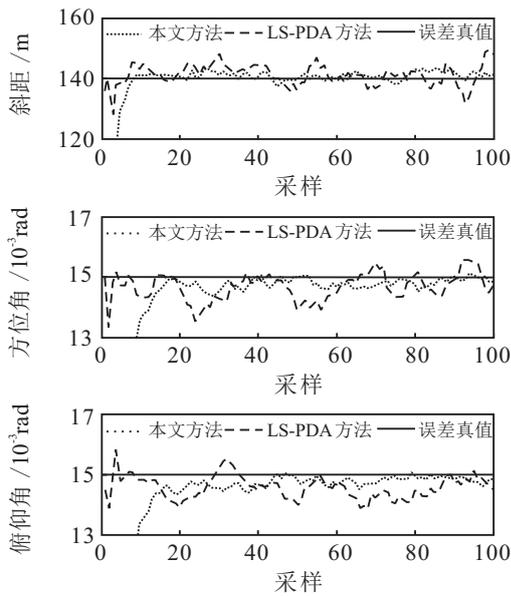
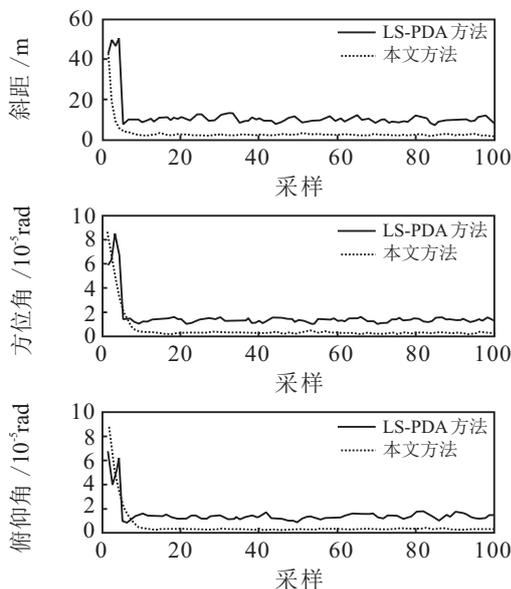
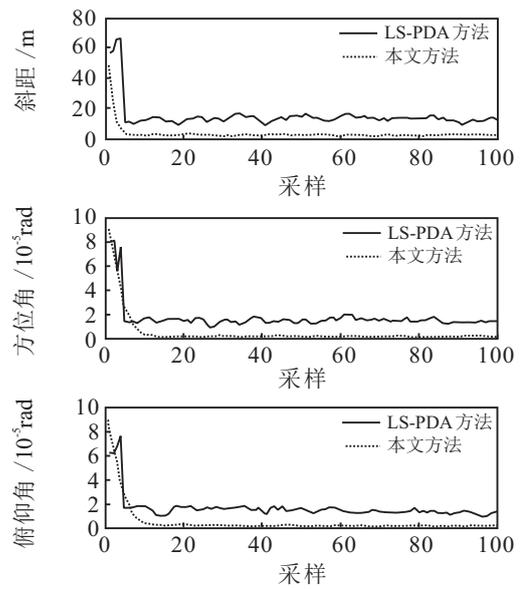


图 1 雷达 S_A 系统误差估计

图2 雷达 S_B 系统误差估计

从图1和图2中可以看到,收敛后(大约15个采样),本文方法获得两部雷达的系统误差估计值均较LS-PDA方法更加接近系统误差的真值.合理的解释是,LS-PDA方法需要首先对多雷达观测数据进行PDA数据关联,然后利用关联后观测数据进行雷达系统误差估计.但是,在多目标场景下,由于系统误差的存在,数据关联的效果并不理想.错误的关联关系对于系统误差估计的影响较大.本文方法利用GM-PHD滤波器,避免了复杂的数据关联过程,通过构建雷达系统误差及其观测的随机集描述形式实现多目标场景下雷达系统误差融合估计,方法更加有效.

图3和图4分别表示利用本文方法以及LS-PDA方法获得的雷达系统误差的估计值的均方根误差(RMSE).从图3和图4中同样可以明显看出,LS-PDA方法的估计误差明显大于本文方法的估计误差.例

图3 雷达 S_A 系统误差估计RMSE图4 雷达 S_B 系统误差估计RMSE

如,收敛后本文方法在斜距上的系统误差估计的RMSE小于5m,而LS-PDA方法则达到大约10m.实验结果说明,在多目标场景下,本文利用PHD滤波算法避免了数据关联问题,直接进行雷达系统误差的融合估计,相对于先进行数据关联再进行雷达系统误差估计的方法,其估计精度更高.

实验场景2:为了验证算法的稳定性,利用与实验场景1相同的监视区域,即 $[-2000, 4000] \text{ m} \times [-2000, 4000] \text{ m}$ 监视区域,高度范围为 $[0, 2000] \text{ m}$,不断增加监视区域内目标的数量(目标数分别设置为5、10、15、20、25、30).随着目标数量的增加,监视区域内的目标密度不断增大,目标间的距离更加接近,且航迹交叉的情况更多.

选取估计收敛概率(PROC)作为评价指标验证算法稳定性,其定义如下:PROC表示雷达系统误差估计收敛到一定偏差 ε 的概率,即

$$\chi_k = \begin{cases} 1, & |\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k| < \varepsilon; \\ 0, & |\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k| \geq \varepsilon. \end{cases} \quad (46)$$

$$\text{PROC} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^M \chi_{k,i}}{K \times M} \times 100\%. \quad (47)$$

其中: K 表示采样数, M 表示Monte Carlo数.

不同目标密度的场景下分别进行100次Monte Carlo实验.图5为系统误差估计的PROC随目标数增长的变化情况.由图5中曲线可以看出,当目标数较少时(目标数为5时),本文方法和LS-PDA方法得到的系统误差估计的PROC都接近90%,但随着目标数增大,LS-PDA方法的估计性能明显下降,当目标数大于20时,PROC已小于70%,而本文方法始终保持在80%以上,较LS-PDA方法性能更加稳定.

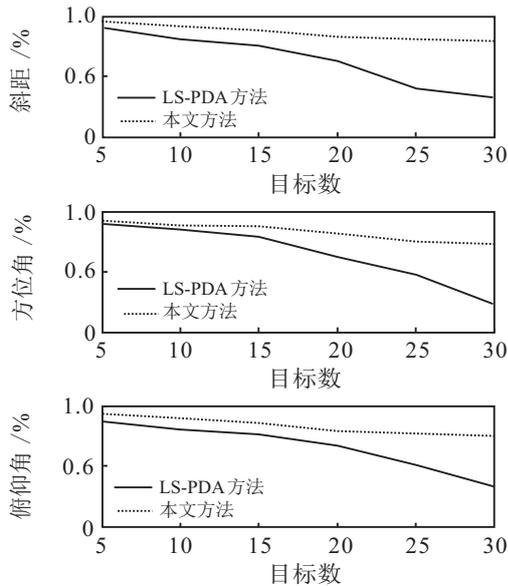


图5 雷达系统误差估计PROC

综上所述可以看出,本文方法利用PHD滤波算法避免了数据关联,直接进行雷达系统误差的融合估计,能有效实现关联关系不确定的多目标场景下的雷达系统误差估计,且性能稳定。

5 结论

本文针对关联关系不确定情况下的雷达系统误差估计问题,提出了一种基于PHD滤波器的雷达误差进行递归融合估计的新方法。仿真实验结果表明,利用本文方法进行多目标场景下的雷达空间误差配准是有效的,且估计精度和稳定性也优于结合数据关联算法的空间误差配准方法。

参考文献(References)

- [1] Blackman S S, Popoli R. Design and analysis of modern tracking systems[M]. Norwood: Artech House, 2000: 1-693.
- [2] Leung H, Blanchette M, Harrison C. A least squares fusion of multiple radar data[C]. Proc of RADAR. Pairs: IEEE, 1994: 364-369.
- [3] Fortunati S, Farina A, Gini F, et al. Least squares estimation and cramer-rao type lower bounds for relative sensor registration process[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(3): 1075-1087.
- [4] Zhou Y, Leung H, Yip P C. An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(6): 1560-1572.
- [5] Herrero J G, Portas J, Corredera J. On-line multi-sensor registration for data fusion on airport surface[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 2007, 43(1): 356-370.
- [6] Dhar S. Application of a recursive method for registration error correction in tracking with multiple sensors[C]. Proc of American Control Conf. San Francisco: IEEE, 1993: 869-874.
- [7] Haim K H T S. Sensor registration using neural

- networks[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(1): 85-101.
- [8] Xiu J, Dong K, He Y. Systematic error real-time registration based on modified input estimation[J]. J of Systems Engineering and Electronics, 2016, 27(5): 986-992.
- [9] Zhou Y, Leung H, Blanchette M. Sensor alignment with Earth-centered Earth-fixed(ECEF) coordinate system[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(2): 410-418.
- [10] Ristic B, Okello N. Sensor registration in ECEF coordinates using the MLR algorithm[C]. Proc of the Sixth Int Conf of Information Fusion. Queensland: IEEE, 2003: 135-142.
- [11] He Y, Zhu H, Tang X. Joint systematic error estimation algorithm for radar and automatic dependent surveillance broadcasting[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2013, 7(4): 361-370.
- [12] Lin X, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Multisensor bias estimation using local tracks without a priori association[C]. Optical Science and Technology, SPIE's 48th Annual Meeting. San Diego: Int Society for Optics and Photonics, 2003: 334-345.
- [13] Kaplan L M, Bar-Shalom Y, Blair W D. Assignment costs for multiple sensor track-to-track association[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(2): 655-677.
- [14] Zhu H, Wang C, Jiang W, et al. Integrated data association and bias estimation in the presence of missed detections[C]. Int Conf of Information Fusion. Salamanca: IEEE, 2014: 1-8.
- [15] Qi L, Dong K, Liu Y, et al. Anti-bias track-to-track association algorithm based on distance detection[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016, 11(2): 269-276.
- [16] Matheron G. Random sets and integral geometry[M]. New York: Wiley, 1975: 1-5
- [17] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [18] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [19] Lian F, Han C Z, Liu W F, et al. Joint spatial registration and multi-target tracking using an extended probability hypothesis density filter[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(4): 441-448.
- [20] Li W L, Jia Y M, Du J P, et al. Gaussian mixture PHD filter for multi-sensor multi-target tracking with registration error[J]. Signal Processing, 2013, 93(1): 86-99.
- [21] Wu W, Jiang J, Liu W, et al. Augmented state GM-PHD filter with registration errors for multi-target tracking by Doppler radars[J]. Signal Processing, 2016, 120(3): 117-128.
- [22] Zhang T, Wu R, Lai R, et al. Probability hypothesis density filter for radar systematic bias estimation aided by ADS-B[J]. Signal Processing, 2016, 120(3): 280-287.