

利用伯努利滤波的多目标机动雷达误差配准方法

邓洪高^{①④} 余润华^{①②} 纪元法^{①②④} 吴孙勇^{*②③} 孙希延^{①②④⑤}

^①(桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004)

^②(桂林电子科技大学广西精密导航技术与应用重点实验室 桂林 541004)

^③(桂林电子科技大学数学与计算科学学院 桂林 541004)

^④(卫星导航定位与位置服务国家地方联合工程研究中心 桂林 541004)

^⑤(南宁桂电电子科技研究院有限公司 南宁 530031)

摘要: 传统的组网雷达多目标误差配准方法通常假设数据关联关系已知,但在平台机动的情况下,系统同时存在雷达测量偏差和平台姿态角偏差,且雷达观测过程中会受到杂波干扰,导致数据关联尤为困难。针对这一问题,该文提出一种基于伯努利滤波的多目标机动雷达误差配准方法。首先建立系统偏差的量测与状态方程,然后将系统偏差建模成伯努利随机有限集,利用公共坐标系下的原始量测可实现系统偏差在伯努利滤波框架下的递推估计,有效避免了数据关联问题。同时,为了充分利用多目标量测信息,提出一种修正的贪婪量测划分方法,在每个滤波时刻挑选出系统偏差对应的最优量测子集,利用量测子集中的多量测信息实现系统偏差的集中式融合估计,提高了系统偏差的估计精度和收敛速度。仿真实验表明,所提方法能够在数据关联未知的多目标多杂波场景下对雷达测量偏差和平台姿态角偏差进行有效估计,在平台姿态角变化率较低时,所提方法具有较强的适应性。

关键词: 误差配准; 数据关联; 伯努利滤波; 集中式融合; 量测划分

中图分类号: TN959.1; V243.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2024)10-4035-09

DOI: 10.11999/JEIT240013

Mobile Radar Registration with Multiple Targets Based on Bernoulli Filter

DENG Honggao^{①④} YU Runhua^{①②} JI Yuanfa^{①②④}

WU Sunyong^{②③} SUN Xiyan^{①②④⑤}

^①(School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology,
Guilin 541004, China)

^②(Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application,
Guilin University of Electronic Science and Technology, Guilin 541004, China)

^③(School of Mathematics and Computing Science, Guilin University of Electronic Science and Technology,
Guilin 541004, China)

^④(National & Local Joint Engineering Research Center of Satellite Navigation Positioning and
Location Service, Guilin 541004, China)

^⑤(GUET-Nanning E-Tech Research Institute Co., Ltd., Nanning 530031, China)

Abstract: Traditional methods for multi-target bias registration in networked radar system typically assume that the data association relationship is known. However, in the case of platform maneuvering, there are simultaneously radar measurement biases and platform attitude angle biases, and the radar observation process is prone to clutter interference, resulting in difficulties in data association. To address this issue, a multi-target mobile radar bias registration method based on Bernoulli filter is proposed. Firstly, the measurement and state equations for the system biases are established, and then the system biases are modeled as a Bernoulli random finite set. The recursive estimation of the system biases under the Bernoulli filtering framework is achieved

收稿日期: 2024-01-16; 改回日期: 2024-09-05; 网络出版: 2024-09-11

*通信作者: 吴孙勇 wusunyong121991@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(U23A20280, 62061010, 62161007), 广西科技厅项目(AB23026120)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (U23A20280, 62061010, 62161007), Guangxi Science and Technology Department Project (AB23026120)

using the original measurements in a common coordinate system, effectively avoiding the data association. Additionally, to fully utilize multi-target measurement information, a modified greedy measurement partitioning method is proposed to select the optimal measurement subset corresponding to the system biases at each filtering time step, and the centralized fusion estimation of the system biases is performed using the multi-measurement information in the measurement subset, improving the estimation accuracy and convergence speed of the system biases. Simulation experiments show that the proposed method can effectively estimate radar measurement biases and platform attitude angle biases in multi-target and cluttered scenarios with unknown data association. Moreover, this method demonstrates strong adaptability when the platform attitude angle variation rate is low.

Key words: Registration; Data association; Bernoulli filter; Centralized fusion; Measurement partition

1 引言

在组网雷达探测技术中, 误差配准是数据融合、目标跟踪等一系列后续操作的重要前提^[1,2]。误差配准有助于提高组网雷达系统对目标探测跟踪的能力, 对于进一步提升雷达探测技术的精度和可靠性, 具有重要的研究意义和实际应用价值^[3]。

雷达误差配准是利用传感器原始量测对传感器系统偏差进行估计和补偿的一种数据预处理技术^[1]。常见误差配准方法可分为离线空间配准和实时空间配准^[2]: 离线方法包括最小二乘法^[4-7]、实时质量控制法^[8]和极大似然法^[9-12]等; 实时方法主要通过滤波手段在线估计系统偏差, 包括精确配准法^[13]、基于卡尔曼滤波的方法^[14,15]和迭代最小二乘法^[16]等。上述方法多数只考虑雷达测量偏差, 而忽略平台姿态角偏差^[7], 只适用于雷达载体平台固定的场景。针对机动平台的误差配准问题, 文献^[10]利用最大似然和期望最大化(Expectation-Maximization, EM)方法实现测量偏差、姿态角偏差和目标状态的联合估计; 文献^[15]将测量偏差和姿态角偏差联合建模成状态向量, 通过泰勒近似建立线性量测方程, 利用卡尔曼滤波实现偏差的实时估计。文献^[10]和文献^[15]中方法均是在数据关联已知的前提下才能应用于多目标配准场景, 然而数据关联与误差配准相互耦合, 在多种系统偏差同时存在时, 通常难以得到精确的数据关联关系^[17-19]。

有别于传统方法, 基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)的误差配准方法能够在数据关联未知的情况下直接估计系统偏差。文献^[17]对目标运动状态与雷达测量偏差联合建模, 利用概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器实现二者的联合估计; 文献^[18]将标签多伯努利滤波器与EM算法结合, 联合估计测量偏差与目标状态; 文献^[19]在地心地固(Earth-Centered Earth-Fixed, ECEF)坐标系下, 利用泰勒近似的方法将雷达测量偏差与状态向量解耦, 再通过PHD滤波器实现偏差的实时估计。以上基于RFS的配准方法

均未考虑平台姿态角偏差, 只适用于传感器平台静止的情况。

为有效解决平台机动时多目标多杂波场景下的误差配准问题, 本文提出一种基于伯努利滤波的多目标机动雷达空间误差配准方法。首先建立平台机动场景下系统偏差的量测与状态方程^[15], 然后将系统偏差建模成伯努利随机有限集, 同时提出一种修正的贪婪量测划分方法, 实现系统偏差在伯努利滤波^[20]框架下的集中式融合估计, 最后给出仿真结果验证本文方法的有效性。该方法首次在RFS框架下实现对雷达测量偏差和平台姿态角偏差的联合估计。本文主要贡献如下: (1) 将系统偏差(包括雷达测量偏差和平台姿态角偏差)建模为伯努利随机有限集, 实现系统偏差在随机集框架下的递推估计; (2) 提出一种修正的量测划分方法, 该方法针对本文应用场景, 对传统的贪婪量测划分方法^[21]进行修正, 实现对系统偏差对应量测的准确挑选; (3) 将机动雷达系统偏差估计问题转化为随机集框架下单目标状态的集中式融合估计问题, 从而有效应对多目标数据关联未知、杂波干扰、平台姿态角变化率较低导致可观性较差等问题。

2 系统模型

本节主要目的是建立以系统偏差(包括雷达测量偏差和平台姿态角偏差)为状态向量的观测方程和状态方程, 包括两个部分。2.1节描述了各个坐标系之间的坐标转换关系, 同时利用泰勒近似方法建立公共坐标系(ECEF)下目标的笛卡儿坐标与雷达系统偏差之间的线性关系; 2.2节利用上一部分建立的线性关系构建以系统偏差为状态向量的观测方程, 同时利用系统偏差缓变的性质建立状态方程。

2.1 坐标转换

假设雷达a和b在当前时刻共同观测到某一目标, $(r_i, \theta_i, \varphi_i)$ 表示极坐标系下雷达 $i(i = a, b)$ 对目标的真实量测, 其中 r_i, θ_i, φ_i 分别表示径向距离测量值、方位角测量值、俯仰角测量值; $(\Delta r_i, \Delta \theta_i, \Delta \varphi_i)$

表示雷达*i*的系统偏差真实值; $(sr_i, s\theta_i, s\varphi_i)$ 表示雷达*i*的随机误差。用 (x_{iz}, y_{iz}, z_{iz}) 表示目标在雷达*i*的载体坐标系下的真实笛卡尔坐标(为了方便表示, 将载体坐标系的原点设为雷达所在点), 则可构建式(1)等式

$$\left. \begin{aligned} x_{iz} &= (r_i - \Delta r_i - sr_i) \sin(\theta_i - \Delta\theta_i - s\theta_i) \\ &\quad \cdot \cos(\varphi_i - \Delta\varphi_i - s\varphi_i) \\ y_{iz} &= (r_i - \Delta r_i - sr_i) \cos(\theta_i - \Delta\theta_i - s\theta_i) \\ &\quad \cdot \cos(\varphi_i - \Delta\varphi_i - s\varphi_i) \\ z_{iz} &= (r_i - \Delta r_i - sr_i) \sin(\varphi_i - \Delta\varphi_i - s\varphi_i) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

对于式(1), 在真实量测处1阶泰勒展开可得到

$$\mathbf{X}_{iz} = \begin{bmatrix} x_{iz} \\ y_{iz} \\ z_{iz} \end{bmatrix} = \mathbf{Z}_i + \mathbf{M}_i \begin{bmatrix} \Delta r_i + sr_i \\ \Delta\theta_i + s\theta_i \\ \Delta\varphi_i + s\varphi_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{T}_{ie} = \begin{bmatrix} \cos \widehat{\vartheta} \cos \widehat{\alpha} + \sin \widehat{\vartheta} \sin \widehat{\phi} \sin \widehat{\alpha} & \sin \widehat{\vartheta} \cos \widehat{\phi} & \sin \widehat{\vartheta} \sin \widehat{\phi} \cos \widehat{\alpha} - \cos \widehat{\vartheta} \sin \widehat{\alpha} \\ \cos \widehat{\vartheta} \sin \widehat{\phi} \sin \widehat{\alpha} - \sin \widehat{\vartheta} \cos \widehat{\alpha} & \cos \widehat{\vartheta} \cos \widehat{\phi} & \sin \widehat{\vartheta} \sin \widehat{\alpha} + \cos \widehat{\vartheta} \sin \widehat{\phi} \cos \widehat{\alpha} \\ \cos \widehat{\phi} \sin \widehat{\alpha} & -\sin \widehat{\phi} & \cos \widehat{\phi} \cos \widehat{\alpha} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $\widehat{\vartheta} = \vartheta_i - \Delta\vartheta_i$, $\widehat{\phi} = \phi_i - \Delta\phi_i$, $\widehat{\alpha} = \alpha_i - \Delta\alpha_i$ 。

对 \mathbf{T}_{ie} 进行1阶泰勒展开可得

$$\mathbf{T}'_{ie} = \begin{bmatrix} \cos \vartheta_i \cos \alpha_i + \sin \vartheta_i \sin \phi_i \sin \alpha_i & \sin \vartheta_i \cos \phi_i & \sin \vartheta_i \sin \phi_i \cos \alpha_i - \cos \vartheta_i \sin \alpha_i \\ \cos \vartheta_i \sin \phi_i \sin \alpha_i - \sin \vartheta_i \cos \alpha_i & \cos \vartheta_i \cos \phi_i & \sin \vartheta_i \sin \alpha_i + \cos \vartheta_i \sin \phi_i \cos \alpha_i \\ \cos \phi_i \sin \alpha_i & -\sin \phi_i & \cos \phi_i \cos \alpha_i \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{D}_i = \begin{bmatrix} D_{11}^i & -D_{21}^i & -D_{31}^i \\ D_{21}^i & D_{22}^i & -D_{32}^i \\ D_{31}^i & D_{32}^i & D_{33}^i \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,

$$\left. \begin{aligned} D_{11}^i &= D_{22}^i = D_{33}^i = 0 \\ D_{21}^i &= \Delta\vartheta_i \cos \phi_i \cos \alpha_i - \Delta\phi_i \sin \alpha_i \\ D_{31}^i &= \Delta\vartheta_i \sin \phi_i - \Delta\alpha_i \\ D_{32}^i &= \Delta\vartheta_i \cos \phi_i \sin \alpha_i + \Delta\phi_i \cos \alpha_i \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

假定当前时刻雷达*i*和观测目标的ECEF笛卡尔坐标分别为 $\mathbf{X}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$, $\mathbf{X}_c = [x_c, y_c, z_c]^T$, 雷达的地理坐标为 (L_i, λ_i, H_i) 。根据坐标转换关系可得

$$\mathbf{D}'_i = \begin{bmatrix} -y_i \cos \phi_i \cos \alpha_i - z_i \sin \phi_i & y_i \sin \alpha_i & z_i \\ x_i \cos \phi_i \cos \alpha_i - z_i \cos \phi_i \sin \alpha_i & -x_i \sin \alpha_i - z_i \cos \alpha_i & 0 \\ x_i \sin \phi_i + y_i \cos \phi_i \sin \alpha_i & y_i \cos \alpha_i & -x_i \end{bmatrix} \quad (14)$$

2.2 观测方程与状态方程构建

为实现系统偏差在伯努利滤波框架下的递推估计, 需构建以系统偏差为状态向量的观测方程与状态方程。对于雷达a和雷达b, 式(13)表示同一目标在公共坐标系下的笛卡尔坐标, 将二者对应的式(13)相减后整理可构造系统偏差的观测方程为

其中,

$$\mathbf{Z}_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_i \sin \theta_i \cos \varphi_i \\ r_i \cos \theta_i \cos \varphi_i \\ r_i \sin \varphi_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} -\sin \theta_i \cos \varphi_i & -r_i \cos \theta_i \cos \varphi_i & r_i \sin \theta_i \sin \varphi_i \\ -\cos \theta_i \cos \varphi_i & r_i \sin \theta_i \cos \varphi_i & r_i \cos \theta_i \sin \varphi_i \\ -\sin \varphi_i & 0 & -r_i \cos \varphi_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

用 ϑ_i , ϕ_i , α_i 分别表示当前时刻平台带偏差的偏航角、纵摇角和横摇角, $\Delta\vartheta_i$, $\Delta\phi_i$, $\Delta\alpha_i$ 表示相应的姿态角偏差; 假设目标在地理(东北天)坐标系下的真实笛卡尔坐标为 $\mathbf{X}_{ie} = [x_{ie}, y_{ie}, z_{ie}]^T$, 则有

$$\mathbf{X}_{ie} = \mathbf{T}_{ie} \mathbf{X}_{iz} \quad (5)$$

$$\mathbf{T}_{ie} \approx \mathbf{T}'_{ie} (\mathbf{I}_{3 \times 3} + \mathbf{D}_i) \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_c = \mathbf{T}_{ic} \mathbf{X}_{ie} + \mathbf{X}_i \quad (11)$$

$$\mathbf{T}_{ic} = \begin{bmatrix} -\sin \lambda_i & -\sin L_i \cos \lambda_i & \cos L_i \cos \lambda_i \\ \cos \lambda_i & -\sin L_i \sin \lambda_i & \cos L_i \sin \lambda_i \\ 0 & \cos L_i & \sin L_i \end{bmatrix} \quad (12)$$

根据式(2)–式(11)可得^[15]

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_c &= \mathbf{T}_{ic} \mathbf{T}'_{ie} \mathbf{Z}_i + \mathbf{T}_{ic} \mathbf{T}'_{ie} \mathbf{M}_i \begin{bmatrix} \Delta r_i + sr_i \\ \Delta\theta_i + s\theta_i \\ \Delta\varphi_i + s\varphi_i \end{bmatrix} \\ &\quad + \mathbf{T}_{ic} \mathbf{T}'_{ie} \mathbf{D}'_i \begin{bmatrix} \Delta\vartheta_i \\ \Delta\phi_i \\ \Delta\alpha_i \end{bmatrix} + \mathbf{X}_i \end{aligned} \quad (13)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{v}_k \quad (15)$$

其中, \mathbf{z}_k 表示系统偏差的观测向量(后文简称为偏差量测)

$\mathbf{z}_k = \mathbf{T}_{bc} \mathbf{T}'_{be} \mathbf{Z}_b - \mathbf{T}_{ac} \mathbf{T}'_{ae} \mathbf{Z}_a + \mathbf{X}_b - \mathbf{X}_a$ (16)
 \mathbf{x}_k 表示由系统偏差构成的12维状态向量(后文简称为偏差状态):

$$\mathbf{x}_k = [\Delta r_a \Delta \theta_a \Delta \varphi_a \Delta \vartheta_a \Delta \phi_a \Delta \alpha_a \Delta r_b \Delta \theta_b \Delta \varphi_b \Delta \vartheta_b \Delta \phi_b \Delta \alpha_b]^T \quad (17)$$

观测矩阵、噪声驱动矩阵和随机误差向量分别为

$$\mathbf{H}_k = [T_{ac}T'_{ae}M_a \quad T_{ac}T'_{ae}D'_a - T_{bc}T'_{be}M_b \quad -T_{bc}T'_{be}D'_b] \quad (18)$$

$$\mathbf{G}_k = [T_{ac}T'_{ae}M_a \quad -T_{bc}T'_{be}M_b] \quad (19)$$

$$\mathbf{v}_k = [sr_a \quad s\theta_a \quad s\varphi_a \quad sr_b \quad s\theta_b \quad s\varphi_b]^T \quad (20)$$

假设系统误差具有缓慢变化或保持不变的性质，系统误差状态方程可表示为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (21)$$

其中，过程噪声 \mathbf{w}_{k-1} 和量测噪声 \mathbf{v}_k 均满足零均值高斯分布，协方差分别为 \mathbf{Q}_{k-1} 和 \mathbf{R}_k 。

3 系统偏差的集中式伯努利滤波估计

3.1 偏差量测与偏差状态的随机有限集建模

假设当前时刻，雷达a监视区域的目标数量为 n_1 ，观测到的杂波数量为 λ_1 ，雷达b监视区域的目标数量为 n_2 ，观测到的杂波数量为 λ_2 ，两部雷达共同监视区域的目标数量为 n_{12} 。不考虑漏检的情况下，雷达a获得的原始量测数量为 $n_1 + \lambda_1$ ，雷达b获得的原始量测数量为 $n_2 + \lambda_2$ 。由于数据关联关系未知，根据式(16)对两部雷达的原始量测进行两两差分后，可得到的偏差量测数量为 $(n_1 + \lambda_1) \times (n_2 + \lambda_2)$ ，其中真实的偏差量测数量为 n_{12} ，虚假的偏差量测数量为 $(n_1 + \lambda_1) \times (n_2 + \lambda_2) - n_{12}$ ，且雷达观测到杂波的数量是时变的，导致偏差量测数量也是时变的。为方便处理偏差量测数量时变且包含虚假量测的问题，可将其建模为随机有限集 \mathbf{Z}_k

$$\mathbf{Z}_k = \{z_k^i\}_{i=1}^{(n_1+\lambda_1)(n_2+\lambda_2)} \quad (22)$$

虽然监视区域中有多个目标，但本文方法只估计偏差状态，并不估计目标状态，由式(17)可知偏差状态的数量始终为1，故 k 时刻的偏差状态可建模为伯努利随机集 \mathbf{X}_k ，其有限集统计概率密度^[20]为

$$f(\mathbf{X}_k) = \begin{cases} 1 - r_k, & \mathbf{X}_k = \emptyset \\ r_k \cdot p(\mathbf{x}_k), & \mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k\} \end{cases} \quad (23)$$

其中， r_k 表示目标存在概率， $p(\cdot)$ 表示空间概率密度。本文假设系统偏差始终存在，即目标存在概率始终为1，不用考虑目标新生、死亡的问题，则有限集统计概率密度可简化为

$$f(\mathbf{X}_k) = p(\mathbf{x}_k) \quad (24)$$

与文献[19]不同，本文将系统偏差建模成上述

的伯努利随机有限集，不用考虑势估计问题，可以更方便地处理杂波问题。

3.2 伯努利预测

假设 $k-1$ 时刻，雷达系统偏差状态向量的后验概率密度可表示为 $\pi_{k-1|k-1} = \{r_{k-1|k-1}, s_{k-1|k-1}\}$ ，其中 $r_{k-1|k-1}$ 表示目标存在概率

$$r_{k-1|k-1} = 1 \quad (25)$$

$s_{k-1|k-1}(\cdot)$ 表示空间概率密度，可由 J_{k-1} 个高斯分量近似表示

$$s_{k-1|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^i N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i) \quad (26)$$

其中， w_{k-1}^i 表示每个高斯分量的权重， \mathbf{m}_{k-1}^i 和 \mathbf{P}_{k-1}^i 分别表示高斯分布的均值和协方差。

由于雷达系统偏差始终存在，则目标存在概率始终为1，因此在预测和更新步均不需额外计算目标存在概率，且不需要考虑目标新生与死亡的问题，则

$$r_{k|k-1} = 1 \quad (27)$$

$$s_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^i N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^i, \mathbf{P}_{k|k-1}^i) \quad (28)$$

其中

$$w_{k|k-1}^i = w_{k-1|k-1}^i, J_{k|k-1} = J_{k-1} \quad (29)$$

$$\mathbf{m}_{k|k-1}^i = \mathbf{m}_{k-1|k-1}^i, \mathbf{P}_{k|k-1}^i = \mathbf{P}_{k-1|k-1}^i + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (30)$$

3.3 修正的贪婪量测划分

根据3.1节分析可知，偏差状态的数量始终为1，不考虑漏检的情况下，偏差状态对应的真实偏差量测数等于两部雷达共同观察到的目标数量 n_{12} ，当 $n_{12} > 1$ 时，将会出现一个偏差状态向量对应多个量测的情况。为了充分利用多量测信息，通过量测划分挑选出最优的量测子集^[21,22]，将偏差估计问题转化为随机集框架下单目标状态的集中式融合估计问题，从而提升偏差估计的性能。

传统的贪婪量测划分方法^[21]是在多个传感器中挑选单个目标对应的多个量测，其中每个时刻单个目标在一个传感器中只有一个对应的量测，而本文通过量测差分的方法构建量测方程，相当于把所有量测都放在一个传感器中，需要从一个传感器中挑选单个目标对应的多个量测，因此传统的贪婪量测划分方法并不适用于本文场景，从而提出一种修正的贪婪量测划分方法。假设在 k 时刻系统偏差量测集为 $\mathbf{Z}_k = \{z_k^i\}_{i=1}^S$ ，预测系统偏差状态由 M 个高斯分量表示，挑选量测子集中的量测个数为 L ，即量

测子集路径长度为 L ，保留量测子集个数为 K 。修正贪婪量测划分具体可分为如下几步。

第1步：第1次量测子集选取。给定预测高斯分量，计算量测集 \mathbf{Z}_k 中单个量测相对于该预测状态分量的代价函数，代价函数值与量测对目标状态的贡献度成反比。计算如下

$$\tau_k^i = -\ln(q(\mathbf{z}_k^i | \cdot)) \quad (i = 1, 2, \dots, S) \quad (31)$$

$q(\mathbf{z}_k^i | \cdot)$ 表示量测似然函数^[21]。保留贡献度最大的前 K 个量测子集，此时每个量测子集的路径长度为1。

第2步：第 n 次量测子集选取， $n = 2, 3, \dots, L$ 。经过 $n - 1$ 次量测子集选取后，可以得到 K 个路径长度为 $n - 1$ 的量测子集。对于第 l 个量测子集，为了保证当前路径中的量测不会在下一次数测挑选中继续出现，需要先计算第 n 次选取时当前路径的可用量测集 $\mathbf{Z}_k^{l,n}$ ，其计算方法如式(32)所示，然后按照第1步计算可用量测集中每个量测的代价函数，计算完成后将新的量测添加到当前路径，将得到 m 个路径长度为 n 的量测子集， m 等于可用量测集中量测的个数，量测子集的代价函数通过累加路径中每个量测的代价函数得到。第 n 次数测挑选可得到 $K \times m$ 个量测子集，保留贡献度最大的前 K 个量测子集。

$$\mathbf{Z}_k^{l,n} = \mathbf{Z}_k - \widehat{\mathbf{Z}}_k^{l,n-1} \quad (32)$$

其中， $\widehat{\mathbf{Z}}_k^{l,n-1}$ 表示 $n - 1$ 次数测挑选后的第 l 个量测子集。经过 L 次数测挑选后，将得到 K 个路径长度为 L 的量测子集 $\widehat{\mathbf{Z}}_k^{1,L}, \dots, \widehat{\mathbf{Z}}_k^{K,L}$ 。

第3步：对 k 时刻所有预测高斯分量进行第1，2步，则可得到 $M \times K$ 个量测子集

$$\left\{ \widehat{\mathbf{Z}}_k^{1,L}, \widehat{\mathbf{Z}}_k^{2,L}, \dots, \widehat{\mathbf{Z}}_k^{M \times K, L} \right\} \quad (33)$$

3.4 伯努利更新

假设在任意时刻，雷达不存在漏检问题。划分量测子集的路径长度为 L ，即每个量测子集中包含 L 个量测，意味着每个量测子集对每个预测高斯分量进行 L 次迭代更新。假设第 i 个带权重的高斯分量经过第 l ($l = 1, 2, \dots, K$)个量测子集 $\widehat{\mathbf{Z}}_{k,i}^{l,L}$ 的第 $j + 1$ ($j = 0, 1, \dots, L - 1$)个量测 $\mathbf{z}_{k,i}^{l,L,j+1}$ 更新后可表示为 $c_{j+1}^{i,l}(\cdot)$

$$c_{j+1}^{i,l}(\mathbf{x}) = w_{k|k,j+1}^{i,l} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k,j+1}^{i,l}, \mathbf{P}_{k|k,j+1}^{i,l}) \quad (34)$$

其中，

$$w_{k|k,j+1}^{i,l} = w_{k|k,j}^{i,l} q(\mathbf{z}_{k,i}^{l,L,j+1} | \mathbf{m}_{k|k,j}^{i,l}) \quad (35)$$

$$q(\mathbf{z}_{k,i}^{l,L,j+1} | \mathbf{m}_{k|k,j}^{i,l}) = N(\mathbf{z}_{k,i}^{l,L,j+1}; \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k,j}^{i,l}, \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k,j}^{i,l} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{R}_k \mathbf{G}_k^T) \quad (36)$$

$$\mathbf{m}_{k|k,j+1}^{i,l} = \mathbf{m}_{k|k,j}^{i,l} + \mathbf{K}_{k,j+1}^{i,l} (\mathbf{z}_{k,i}^{l,L,j+1} - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k,j}^{i,l}) \quad (37)$$

$$\mathbf{P}_{k|k,j+1}^{i,l} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k,j+1}^{i,l}] \mathbf{P}_{k|k,j}^{i,l} \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{k,j+1}^{i,l} = \mathbf{P}_{k|k,j}^{i,l} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k,j}^{i,l} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{R}_k \mathbf{G}_k^T)^{-1} \quad (39)$$

其中，当 $j = 0$ 时， $\mathbf{m}_{k|k,0}^{i,l} = \mathbf{m}_{k|k-1}^i$ ， $\mathbf{P}_{k|k,0}^{i,l} = \mathbf{P}_{k|k-1}^i$ ， $w_{k|k,0}^{i,l} = w_{k|k-1}^i$ 。

假设在量测子集更新完成后，后验概率密度可参数化表示为 $\pi_{k|k} = \{r_{k|k}, s_{k|k}\}$ ，则

$$r_{k|k} = 1 \quad (40)$$

$$s_{k|k}(\mathbf{x}) = \sum_i^{J_{k|k-1}} \sum_{l=1}^K w_{k|k}^{i,l} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{i,l}, \mathbf{P}_{k|k}^{i,l}) \quad (41)$$

其中，

$$w_{k|k}^{i,l} = \frac{w_{k|k,L}^{i,l}}{\sum_i^{J_{k|k-1}} \sum_{l=1}^K w_{k|k,L}^{i,l}} \quad (42)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{i,l} = \mathbf{m}_{k|k,L}^{i,l}, \mathbf{P}_{k|k}^{i,l} = \mathbf{P}_{k|k,L}^{i,l} \quad (43)$$

令 $J_k = J_{k|k-1} \times K$ ，则式(41)可重新表示为

$$s_{k|k}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_k} w_{k|k}^j N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^j, \mathbf{P}_{k|k}^j) \quad (44)$$

为减少计算量，先对更新完成后的高斯分量进行修剪与合并^[20]的处理，然后选取权重最高的高斯分量均值作为雷达系统偏差的滤波输出值。

4 仿真实验

4.1 实验场景及相关参数

雷达a：测距、测方位角、测俯仰角精度分别为 $\sigma_{r_a} = 50$ m， $\sigma_{\theta_a} = 0.0087$ rad， $\sigma_{\varphi_a} = 0.0087$ rad；径向距离、方位角、俯仰角系统偏差分别为 $\Delta r_a = 1200$ m， $\Delta \theta_a = 0.0105$ rad， $\Delta \varphi_a = 0.0035$ rad；姿态角偏差分别为 $\Delta \vartheta_a = 0.0105$ rad， $\Delta \phi_a = 0.0035$ rad， $\Delta \alpha_a = 0.0035$ rad。平台在公共坐标系下的运动轨迹为： $\mathbf{s}_a(k) = [-10000, -20000 + 200k, 40000]^T$ 。

雷达b：测距、测方位角、测俯仰角精度分别为 $\sigma_{r_b} = 50$ m， $\sigma_{\theta_b} = 0.0087$ rad， $\sigma_{\varphi_b} = 0.0087$ rad；径向距离、方位角、俯仰角系统偏差分别为 $\Delta r_b = 1000$ m， $\Delta \theta_b = 0.0087$ rad， $\Delta \varphi_b = 0.0047$ rad；姿

态角偏差分别为 $\Delta\theta_b = 0.0087 \text{ rad}$, $\Delta\phi_b = 0.0047 \text{ rad}$, $\Delta\alpha_b = 0.0037 \text{ rad}$ 。平台在公共坐标系下的运动轨迹为: $\mathbf{s}_b(k) = [20\ 000 + 10k, 20\ 000 + 8k, 20\ 000]^T$, 其中, k 为时间标识。平台位置和速度的单位分别为 m 和 m/s 。两部雷达的采样周期均设置为5 s。

场景1: 假设监视区域中共有5个匀速直线运动的目标。目标的初始状态分别为

$$\mathbf{X}_1 = [10\ 000, 55, 1\ 000, 150, 50\ 000, 0]^T,$$

$$\mathbf{X}_2 = [9\ 000, 50, 900, 150, 50\ 000, 0]^T$$

$$\mathbf{X}_3 = [1\ 000, 250, 3\ 000, -10, 10\ 000, 0]^T$$

$$\mathbf{X}_4 = [15\ 000, -10, 500, 50, 15\ 000, 0]^T$$

$$\mathbf{X}_5 = [3\ 000, 300, 3\ 600, 400, 20\ 000, 0]^T$$

单位同上。5个匀速运动目标均可被两部雷达共同监测到。两平台姿态角变化规律分别为

$$\mathbf{v}_a(k) = [0.002k, 0.01 + 0.002k, 0.01 + 0.002k]^T,$$

$$\mathbf{v}_b(k) = [0.002k, 0.001k, 0.001k]^T$$

其中, 姿态角与姿态角变化率的单位分别为弧度(rad)和弧度每秒(rad/s)。

场景2: 在场景1的基础上减小平台的姿态角变化率, 两平台的姿态角变化规律设置为

$$\mathbf{v}_a(k) = 10^{-4} \times [8k, 100 + 8k, 100 + 8k]^T,$$

$$\mathbf{v}_b(k) = 10^{-4} \times [8k, 4k, 4k]^T$$

场景3: 在场景1的基础上加入杂波干扰, 两部雷达在每个采样时刻均会检测到数量满足泊松分布的杂波, 杂波率均设置为5。

4.2 仿真结果分析

为验证本文方法的有效性, 分别在上述3个场景中进行仿真实验。现有的基于随机有限集的误差配准方法并未考虑姿态角偏差, 无法应用于上述实验场景, 故在场景1和场景2中选取基于卡尔曼滤波的误差配准方法^[15]作为对比方法。对比方法在处理多目标误差配准问题时需要知道精确的数据关联关系, 而本文方法可在数据关联未知的情况下直接应用于多目标误差配准场景, 故在用对比方法进行配准时, 假设数据关联关系精确已知, 由于目标数量为5, 因此有5组数据关联结果, 从而可得到5组系统偏差估计结果; 在用本文方法进行配准时, 关联关系未知, 只能通过两部雷达中多个目标的原始量测来估计系统偏差。同时, 为了验证量测划分方法的有效性, 实验将分别测试本文方法在经过量测划分前后的偏差估计效果。在场景1中, 设置仿真实验的时间步数为1000, 以雷达a为例, 100次蒙特卡罗仿真的均方根误差结果如图1所示。图例中从上

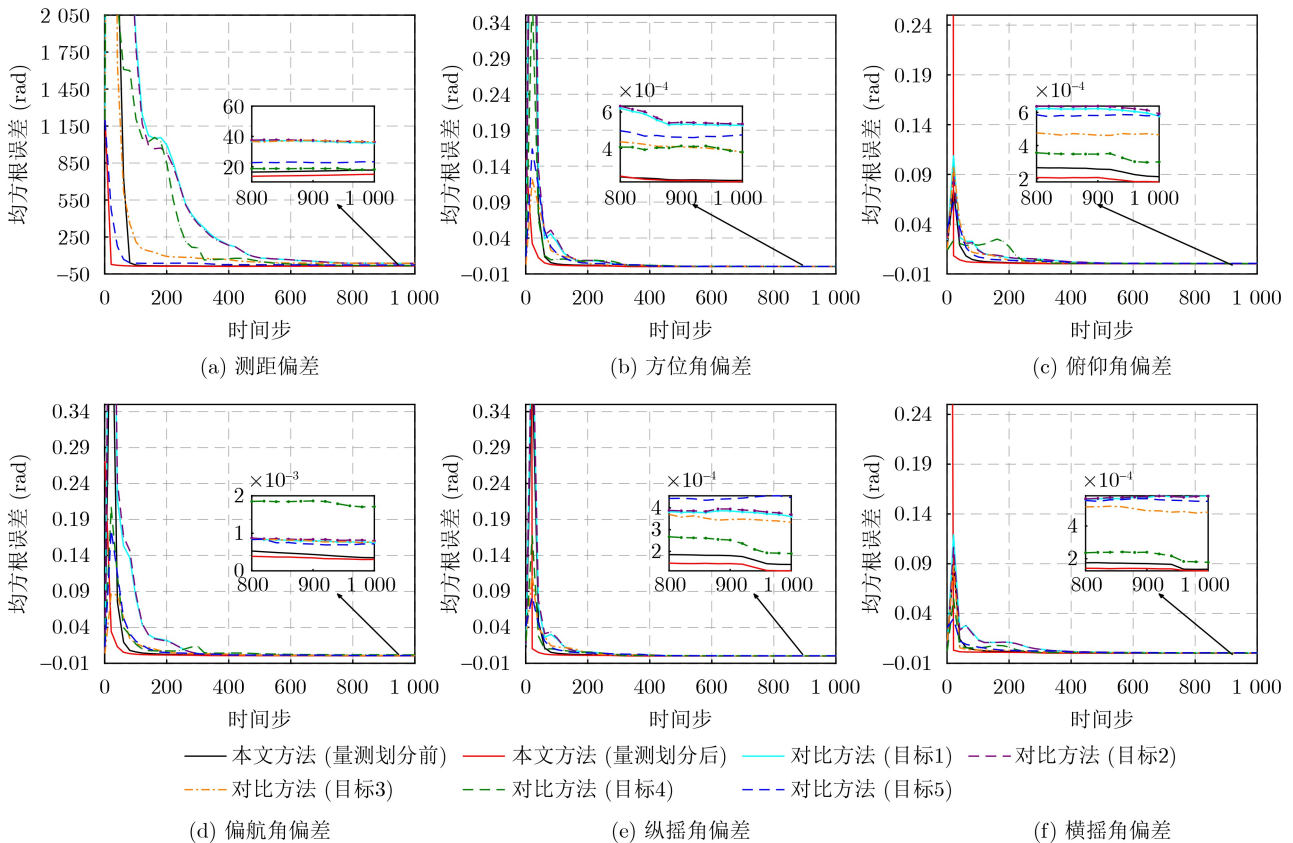


图1 场景1中偏差估计均方根误差图

到下分别表示本文方法在量测划分前后的偏差估计结果和对比方法产生的5组偏差估计结果。根据图中实验结果可以看出，由于目标和雷达的相对位置不同，在使用对比方法实验时，各个目标对雷达系统偏差的估计精度也是不同的，其中目标4对测距偏差、方位角偏差、俯仰角偏差、纵摇角偏差和横摇角偏差的估计精度要优于其他4个目标，目标5对偏航角偏差的估计精度是最高的。综合图1中的6幅子图可知，本文方法在数据关联关系未知的情况下，估计精度仍要优于对比方法中任何一个目标的估计精度，同时收敛速度整体上也高于对比方法，且在经过量测划分后，系统偏差估计值在一个时间步被多个量测信息迭代更新，该方法的性能将得到进一步提升。

在平台姿态角变化率较小时，系统可观测性将会下降，进而影响误差估计精度^[15]。为测试本文方法在平台姿态角变化率较小时的适应性，在场景2中，实验仿真步数为1000，进行100次蒙特卡罗实验，以雷达a为例，仿真结果如图2所示。由图可以看出，当平台姿态角变化率较小时，受可观测性影响，对比方法的性能出现了较大幅度的下降，主要体现在估计精度和收敛速度两方面：在对比方法中，目标3对方位角、俯仰角、偏航角、纵摇角偏差的估计精

度要优于其他4个目标，但是偏差估计均方根误差数量级达到了 10^{-3} ，较场景1有明显下降；目标5对测距偏差的估计精度是最高的，但其估计精度也要明显低于场景1中的估计精度；目标4对横摇角偏差的估计精度最高，但较场景1同样有所下降；在场景1中，对比方法的偏差收敛步数基本都能保持在400以内，在场景2中，其收敛步数达到了800以上，甚至部分目标出现了测距偏差无法收敛的问题；而本文提出的方法仍能保持较高的估计精度且较快收敛，测距偏差的均方根误差保持在20 m以下，其余所有参数的均方根误差数量级均保持在 10^{-4} ，且收敛步数较场景1也并未出现明显下降。因此，本文方法对平台姿态角变化率较低的场景具有较强的适应性。

在场景3中，为了测试杂波环境中本文方法的性能，统计了100次蒙特卡罗实验的平均收敛步数和偏差估计精度，结果如表1、表2所示。由表可知，在存在杂波干扰时，本文方法依然能保持较高的性能，量测划分前，各个参数的估计精度达到90%以上，收敛步数保持在370以内；量测划分后，各个参数的估计精度达到95%以上，收敛步数保持在310以内。其中，当角度偏差的均方根误差数量级达到 10^{-4} 时，视为收敛；当距离偏差的均方

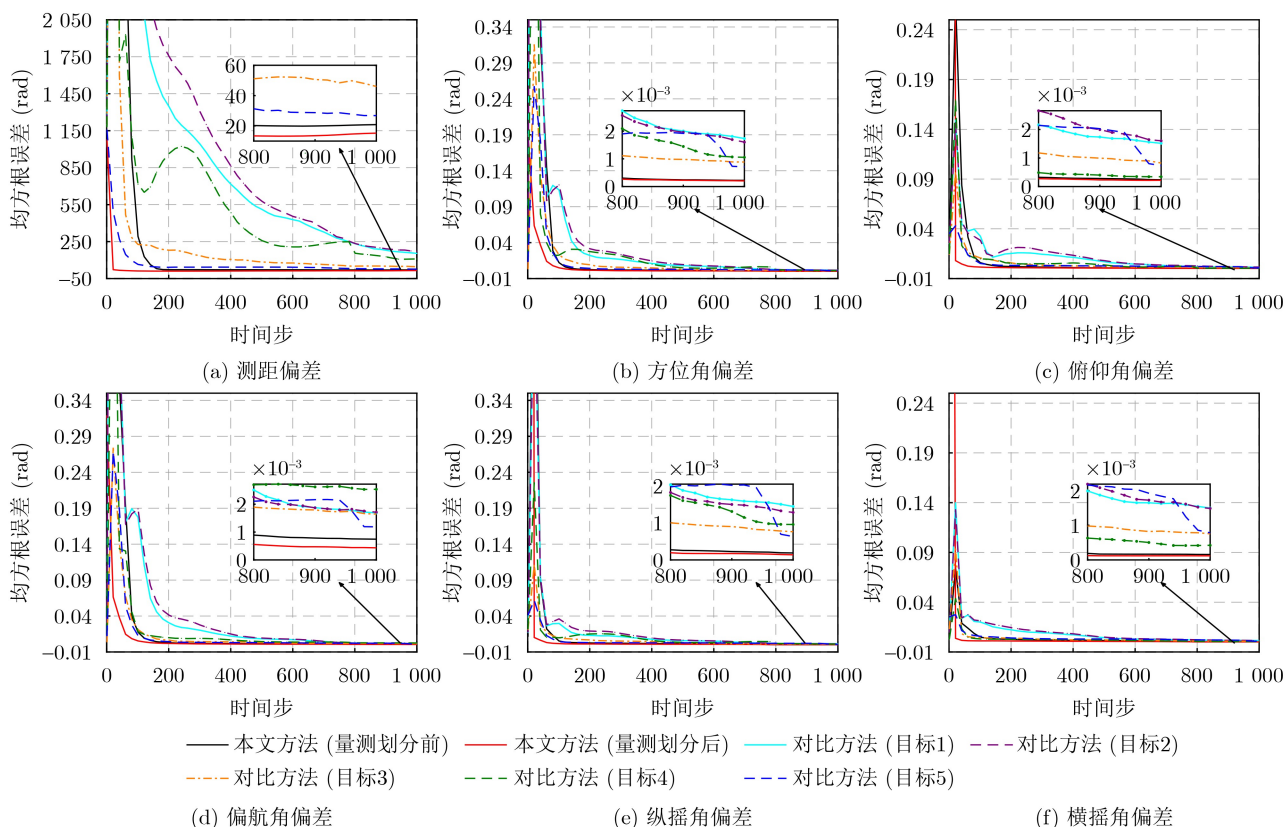


图2 场景2中偏差估计均方根误差图

表1 场景3中偏差收敛步数比较

量测划分 前/后	偏差估计收敛步数					
	雷达测量偏差			平台姿态角偏差		
	径向距离	方位角	俯仰角	偏航角	纵摇角	横摇角
前	161	330	288	362	317	305
后	18	281	194	310	260	242

表2 场景3中偏差估计精度比较(%)

量测划分 前/后	偏差估计精度					
	雷达测量偏差			平台姿态角偏差		
	径向距离	方位角	俯仰角	偏航角	纵摇角	横摇角
前	98.43	96.52	90.33	93.25	93.34	92.14
后	98.66	98.18	95.04	97.31	96.71	96.53

根误差达到30 m时, 视为收敛。在实际场景中, 杂波干扰通常不可避免, 因此本文方法具有一定的工程应用价值。

通过上述3个场景证明所提方法的优越性, 场景1证明算法能够直接应用于多目标空间误差配准场景, 且具有较高的估计精度和收敛速度; 场景2证明算法对平台姿态角变化率低的场景具有较强的适应性; 场景3证明算法能够直接处理多目标多杂波场景下的空间误差配准问题, 且保持较好的性能。

5 结束语

提出一种基于伯努利滤波的多目标机动雷达空间误差配准方法, 该方法在基于RFS的误差配准理论体系中考虑了平台姿态角偏差, 可在数据关联未知的情况下直接应用于多目标多杂波场景, 实现平台机动时对平台姿态角偏差和雷达测量偏差的联合估计。同时, 利用修正的贪婪量测划分方法将系统偏差的单状态滤波估计问题转化为集中式融合估计问题, 进一步提升了算法的收敛速度和估计精度。通过仿真实验得出以下结论: (1) 在数据关联未知的多目标场景下, 所提方法在量测划分前、后的偏差估计性能均要优于假设数据关联精确已知的基于卡尔曼滤波的方法, 主要体现在偏差估计精度和滤波收敛速度两方面, 且在平台姿态角变化率较低时具有较强的适应性; 通过量测划分, 该方法的偏差估计性能将得到进一步提升, 存在杂波干扰的情况下, 依然能保持良好的性能, 具有较好的工程应用性; (2) 该方法暂时无法应用于目标新生、死亡以及传感器漏检^[21]等更为复杂的场景, 因此未来的工作可以在这方面进行拓展。

参考文献

[1] 何友, 修建娟, 关欣, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 3版. 北京:

电子工业出版社, 2013: 335-340.

HE You, XIU Jianjuan, GUAN Xin, *et al.* Radar Data Processing with Applications[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 335-340.

[2] 曾雅俊, 王俊, 魏少明, 等. 分布式多传感器多目标跟踪方法综述[J]. 雷达学报, 2023, 12(1): 197-213. doi: 10.12000/JR22111.

ZENG Yajun, WANG Jun, WEI Shaoming, *et al.* Review of the method for distributed multi-sensor multi-target tracking[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(1): 197-213. doi: 10.12000/JR22111.

[3] 吴怡. 雷达组网误差配准与目标跟踪算法研究[D]. [硕士学位论文], 上海交通大学, 2020. doi: 10.27307/d.cnki.gsjtu.2020.001046.

WU Yi. Research on radar network error registration and target tracking algorithm[D]. [Master dissertation], Shanghai Jiao Tong University, 2020. doi: 10.27307/d.cnki.gsjtu.2020.001046.

[4] ZHOU Yifeng, LEUNG H, and 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. doi: 10.1109/7.766925.

[5] 董云龙, 何友, 王国宏, 等. 基于ECEF的广义最小二乘误差配准技术[J]. 航空学报, 2006, 27(3): 463-467. doi: 10.3321/j.issn:1000-6893.2006.03.023.

DONG Yunlong, HE You, WANG Guohong, *et al.* Generalized least squares registration algorithm with Earth-Centered Earth-Fixed (ECEF) coordinate system[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2006, 27(3): 463-467. doi: 10.3321/j.issn:1000-6893.2006.03.023.

[6] 董云龙, 张焱. 基于渐消因子的ECEF-GLS估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(1): 137-142. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2024.01.16.

DONG Yunlong and ZHANG Yan. ECEF-GLS estimation algorithm based on fading factor[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2024, 46(1): 137-142. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2024.01.16.

[7] 熊伟, 邢凤勇, 潘旭东, 等. 基于合作目标的动平台传感器偏差估计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(3): 544-547. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.03.15.

XIONG Wei, XING Fengyong, PAN Xudong, *et al.* Bias estimation for moving sensors network using cooperation targets[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(3): 544-547. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.03.15.

[8] LU Chenyang, WANG Xiaorui, and KOUTSOUKOS X. Feedback utilization control in distributed real-time systems with end-to-end tasks[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2005, 16(6): 550-561. doi: 10.1109/TPDS.2005.73.

- [9] OKELLO N and RISTIC B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(3): 1074–1083. doi: [10.1109/TAES.2003.1238759](https://doi.org/10.1109/TAES.2003.1238759).
- [10] 崔亚奇, 熊伟, 何友. 基于MLR的机动平台传感器误差配准算法[J]. *航空学报*, 2012, 33(1): 118–128.
CUI Yaqi, XIONG Wei, and HE You. Mobile platform sensor registration algorithm based on MLR[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2012, 33(1): 118–128.
- [11] WANG Jun, MA Shuheng, ZHANG Yuxi, *et al.* EMLR for multiple radars on a mobile platform[J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(20): 6494–6498. doi: [10.1049/joe.2019.0190](https://doi.org/10.1049/joe.2019.0190).
- [12] WANG Jun, ZENG Yajun, WEI Shaoming, *et al.* Multi-sensor track-to-track association and spatial registration algorithm under incomplete measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 3337–3350. doi: [10.1109/TSP.2021.3084533](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3084533).
- [13] LIN Xiangdong, BAR-SHALOM Y, and KIRUBARAJAN T. Exact multisensor dynamic bias estimation with local tracks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(2): 576–590. doi: [10.1109/TAES.2004.1310006](https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1310006).
- [14] LI W, LEUNG H, and ZHOU Yifeng. Space-time registration of radar and ESM using unscented Kalman filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 824–836. doi: [10.1109/TAES.2004.1337457](https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1337457).
- [15] CHEN Lei, WANG Guohong, HE You, *et al.* Analysis of mobile 3-D radar error registration when radar sways with platform[J]. *Journal of Navigation*, 2014, 67(3): 451–472. doi: [10.1017/s0373463313000799](https://doi.org/10.1017/s0373463313000799).
- [16] XIU Jianjuan, DONG Kai, and WANG Meng. System error real-time estimation of radar network based on iterative generalized least squares[C]. *The 5th International Conference on Information Communication and Signal Processing*, Shenzhen, China, 2022: 1–5. doi: [10.1109/ICICSP55539.2022.10050601](https://doi.org/10.1109/ICICSP55539.2022.10050601).
- [17] LIAN Feng, HAN Cuiming, LIU Weifeng, *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. doi: [10.1049/iet-rsn.2010.0057](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2010.0057).
- [18] LI Minzhe, JING Zhongliang, PAN Han, *et al.* Joint registration and multi-target tracking based on labelled random finite set and expectation maximisation[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2018, 12(3): 312–322. doi: [10.1049/iet-rsn.2017.0137](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2017.0137).
- [19] 章涛, 李海, 吴仁彪. 基于概率假设密度滤波的多目标雷达空间误差配准算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(8): 1429–1435. doi: [10.13195/j.kzyjc.2017.0506](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0506).
ZHANG Tao, LI Hai, and WU Renbiao. Radar spatial registration with multiple targets based on probability hypothesis density filter[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(8): 1429–1435. doi: [10.13195/j.kzyjc.2017.0506](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0506).
- [20] RISTIC B, VO B T, VO B N, *et al.* A tutorial on Bernoulli filters: Theory, implementation and applications[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(13): 3406–3430. doi: [10.1109/TSP.2013.2257765](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2257765).
- [21] SAUCAN A A, COATES M J, and RABBAT M. A. A multisensor multi-Bernoulli filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(20): 5495–5509. doi: [10.1109/TSP.2017.2723348](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2723348).
- [22] 蔡如华, 樊向婷, 吴孙勇, 等. 基于交互式CPHD的多传感器多机动目标跟踪[J]. *控制与决策*, 2022, 37(1): 47–57. doi: [10.13195/j.kzyjc.2020.0983](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0983).
CAI Ruhua, FAN Xiangting, WU Sunyong, *et al.* Multi-sensor and multi-maneuver target tracking based on interactive CPHD[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(1): 47–57. doi: [10.13195/j.kzyjc.2020.0983](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0983).

邓洪高: 男, 研究员, 研究方向为雷达信号处理和卫星导航.

余润华: 男, 硕士生, 研究方向为雷达多目标跟踪、空间误差配准和多源信息融合.

纪元法: 男, 教授, 研究方向为卫星导航和信号处理.

吴孙勇: 男, 教授, 研究方向为雷达信号处理、多目标检测与跟踪和多源信息融合.

孙希延: 女, 研究员, 研究方向为卫星导航和遥感.

责任编辑: 陈倩