

多目标雷达组网实时系统偏差稳健估计研究

张宇, 王国宏, 陈垒, 张磊

(海军航空工程学院信息融合技术研究所, 山东烟台 264001)

摘要: 针对多目标情况下雷达组网的误差配准问题, 提出了一种基于 Kalman 滤波和数据融合的系统偏差实时稳健估计方法。首先, 利用 Kalman 滤波的实时配准算法得到各个目标对雷达系统偏差的估计结果; 然后, 通过估计结果的实时融合进一步减小估计误差; 最终得到较高精度的实时系统偏差估计。仿真结果表明, 该算法可以有效地实现多目标情况下的实时误差配准。

关键词: 雷达组网; 误差配准; 卡尔曼滤波; 实时类算法; 数据融合

中图分类号: V271.4; TN957 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)02-0005-03

Real-Time Robust Estimation of Sensor Bias for Radar Network under Multi-Target Circumstance

ZHANG Yu, WANG Guohong, CHEN Lei, ZHANG Lei

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: A novel real-time robust estimation method based on Kalman filter and data fusion was proposed for error estimation of radar network under multi-target circumstance. Firstly, the real-time registration algorithm of Kalman filter was utilized to get the estimated system bias by each target. Then, the results were processed by real-time data fusion to make the estimated bias more precise. Simulation results show that real-time error registration under multi-target circumstance can be realized more effectively.

Key words: radar network; error registration; Kalman filter; real-time algorithm; data fusion

0 引言

误差配准技术是雷达组网数据处理系统中必不可少的基础和关键,其目的是准确估计并消除组网雷达系统偏差。早在1966年Burke就提出把各传感器的测量数据进行平均处理的误差配准思想,1999年Nabaa^[1]将Kalman滤波技术应用到误差配准中,之后各种基于KF和EKF的实时类误差配准算法相继出现。

为解决组网雷达误差配准问题,出现了几种常用的配准算法。文献[2-3]提出了最小二乘类算法(LS),LS忽略了传感器噪声的影响,并且当传感器距离较远时估计效果较差;文献[4]提出了极大似然类配准方法(EML),EML依赖量测噪声的特性,假设合

理与否直接影响算法的性能;文献[5]对实时质量控制(RTQC)算法的性能进行了分析,得知RTQC性能受目标分布的影响非常严重,而且由于随机量测误差分布的不确定性,使得误差估计的稳健性变差;扩维配准算法^[6]只适用于单目标情况,且系统误差估计与目标的状态估计相互耦合,当目标机动时,估计结果可信度降低。文献[7-8]将实时质量控制算法(RTQC)、广义最小二乘算法(GLS)、最小二乘算法(LS)、扩维配准算法和基于KF的实时误差配准算法进行比较,结果表明,基于KF的实时误差配准算法优于前几种算法,并且具有较好的收敛性,但是估计结果受目标和雷达相对位置的影响较大。然而以上几种配准算法的适用范围有限,并且在实际应用中总会出现不稳定的估计结果。

由于以上算法都有一定的局限性,实际中不能够得到稳健的估计结果,并且上述文献大多是针对单目标情况下的误差配准研究,而对于多目标情况下,组网雷达如何得到较高精度的误差稳健估计结果并没有进行讨论。因此,针对这一问题,提出了一种基于Kalman滤

收稿日期:2011-12-13

修回日期:2012-02-16

基金项目:国家自然科学基金项目(61032001,60972159,61002006);航空科学基金(20085184003);“泰山学者”建设工程专项经费资助项目

作者简介:张宇(1987—),男,黑龙江齐齐哈尔人,硕士生,研究方向为误差配准、雷达组网。

波和数据融合的多目标情况下的系统偏差实时稳健估计方法。仿真结果表明,该算法可以在多目标的情况下得到雷达系统偏差实时稳健的估计结果。

1 误差估计算法模型

1.1 地理坐标变换^[9]

地球上每一点都可以用地理坐标 (L, λ, H) 来表示,其中: L 表示纬度; λ 表示经度; H 表示基于参考椭球体的高度,即海拔高度。设雷达的地理坐标为 (L_s, λ_s, H_s) , ECEF 笛卡尔坐标为 (x_s, y_s, z_s) 则

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

C 定义为

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

其中: e 为地球偏心率; E_q 为赤道半径。

假设雷达量测为 (r_i, θ_i, η_i) ,其中: r_i 为斜距; θ_i 为方位角; η_i 为俯仰角。将雷达量测转换到局部笛卡尔坐标系为

$$\begin{cases} x_l = r_i \sin \theta_i \cos \eta_i \\ y_l = r_i \cos \theta_i \cos \eta_i \\ z_l = r_i \sin \eta_i \end{cases} \quad (3)$$

可以使用式(4)将目标的局部笛卡尔坐标转换到以地心为原点的 ECEF 坐标系,即

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{bmatrix} + T \times \begin{bmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: (x_t, y_t, z_t) 为 ECEF 坐标; (x_l, y_l, z_l) 为局部坐标; T 为旋转矩阵,即

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

1.2 算法描述

实时配准算法是通过建立系统偏差的状态方程和等效量测方程,采用泰勒级数展开并线性化量测方程后,使用 Kalman 滤波算法对系统偏差进行迭代估计的。

设异地配置两部雷达 A 和 B , 令 (L_A, λ_A, H_A) 和 (L_B, λ_B, H_B) 分别为雷达的地理坐标, $(x_{A_s}, y_{A_s}, z_{A_s})$ 和 $(x_{B_s}, y_{B_s}, z_{B_s})$ 分别为雷达的 ECEF 坐标, $(r_A(k), \theta_A(k), \eta_A(k))$ 和 $(r_B(k), \theta_B(k), \eta_B(k))$ 分别为 k 时刻雷达的测量值, $\beta = [\Delta r_A, \Delta \theta_A, \Delta \eta_A, \Delta r_B, \Delta \theta_B, \Delta \eta_B]'$ 为雷达的系统偏差, $(R_{r_A}(k), \theta_{r_A}(k), \eta_{r_A}(k))$ 和 $(R_{r_B}(k), \theta_{r_B}(k), \eta_{r_B}(k))$

$\eta_{r_B}(k)$ 为雷达随机量测误差。同一目标在雷达 $i(i = A, B)$ 局部坐标系中的真实坐标为

$$\begin{bmatrix} x'_{ii}(k) \\ y'_{ii}(k) \\ z'_{ii}(k) \end{bmatrix} = (r_i(k) - \Delta r_i - R_{r_i}(k)) \cdot \begin{bmatrix} \sin[\theta_i(k) - \Delta \theta_i - \theta_{r_i}(k)] \cos[\eta_i(k) - \Delta \eta_i - \eta_{r_i}(k)] \\ \cos[\theta_i(k) - \Delta \theta_i - \theta_{r_i}(k)] \cos[\eta_i(k) - \Delta \eta_i - \eta_{r_i}(k)] \\ \sin[\eta_i(k) - \Delta \eta_i - \eta_{r_i}(k)] \end{bmatrix} \quad (6)$$

将式(6)右端展开,并忽略高阶项,再根据式(4)将局部传感器坐标转换到 ECEF 坐标系中可得

$$\begin{bmatrix} x_i(k) \\ y_i(k) \\ z_i(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{is} \\ y_{is} \\ z_{is} \end{bmatrix} + T_i Z_i + T_i H_i \begin{bmatrix} \Delta r_i \\ \Delta \theta_i \\ \Delta \eta_i \end{bmatrix} + T_i H_i \begin{bmatrix} R_{r_i}(k) \\ \theta_{r_i}(k) \\ \eta_{r_i}(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: T_i 为相对应两雷达的旋转矩阵;

$$Z_i = \begin{bmatrix} r_i(k) \sin \theta_i(k) \cos \eta_i(k) \\ r_i(k) \cos \theta_i(k) \cos \eta_i(k) \\ r_i(k) \sin \eta_i(k) \end{bmatrix};$$

$H_i =$

$$\begin{bmatrix} -\sin \theta_i(k) \cos \eta_i(k) & -r_i(k) \cos \theta_i(k) \cos \eta_i(k) & r_i(k) \sin \theta_i(k) \sin \eta_i(k) \\ -\cos \theta_i(k) \cos \eta_i(k) & r_i(k) \sin \theta_i(k) \cos \eta_i(k) & r_i(k) \cos \theta_i(k) \sin \eta_i(k) \\ -\sin \eta_i(k) & 0 & -r_i(k) \cos \eta_i(k) \end{bmatrix}.$$

由于式(7)是对应于同一目标的 ECEF 坐标系真实坐标,从而将雷达 A 和雷达 B 对应的式(7)联立得

$$Z'(k) = H'(k) \beta + I'(k) W(k) \quad (8)$$

式中: $Z'(k) = \begin{bmatrix} x_{B_s} \\ y_{B_s} \\ z_{B_s} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{A_s} \\ y_{A_s} \\ z_{A_s} \end{bmatrix}$; $H'(k) =$

$$[T_A H_A, -T_B H_B]; \beta = [\beta_A^T, \beta_B^T]^T; I'(k) = [T_A H_A, -T_B H_B]; W(k) = [W_A^T(k), W_B^T(k)]^T.$$

假设系统偏差为恒定值或在较长时间内为恒定值,则系统状态方程可以确定为

$$\beta(k+1) = I \beta(k) \quad (9)$$

其中, I 为单位阵,其维数与 β 相同。

从而,由式(8)、式(9)所构成的系统就可以利用卡尔曼滤波器进行滤波,实现对状态 β 的估计,即进行系统偏差的实时配准。

为了进一步提高多目标情况下系统偏差的估计精度,提出了线形凸组合^[10]的融合方法。假设组合雷达观测到 M 个目标,目标随机出现并且可观测。首先,通过 M 个目标的量测值利用实时误差配准算法对雷达进行系统偏差估计,则可以得到 M 个系统偏差估计序列: $\beta = \{\beta_i | i = 1, \dots, M\}$; $P = \{P_i | i = 1, \dots, M\}$ 。其中, β_i 和 P_i 分别是雷达通过目标 i 的量测配准后得到的估计值与估计误差协方差。

假设雷达通过不同目标配准的系统偏差彼此无关,利用线性凸组合法将估计序列进行实时融合。

$$\bar{\beta} = \bar{P} \left[\sum_{i=1}^M (P_i^{-1} \beta_i) \right] \quad (10)$$

$$\bar{P} = \left[\sum_{i=1}^M P_i^{-1} \right]^{-1} \quad (11)$$

线性凸组合是常用的数据融合方法,它以估计误差协方差作为加权因子,误差协方差大的估计值对融合结果贡献较小。通过式(11)可以看出,融合后估计值的误差协方差可以进一步缩小,从而提高了估计精度。

2 仿真分析

采用蒙特卡罗仿真,次数为100次,采样周期为1s。设异地配置两部3D雷达,其大地坐标分别为A(68.92°, -137.25°, 0.0275 n mile)和B(70.17°, -124.72°, 0.1182 n mile);雷达A和雷达B的测量精度为 $\sigma_{rA} = \sigma_{rB} = 400$ m, $\sigma_{\theta A} = \sigma_{\theta B} = 0.1^\circ$, $\sigma_{\eta A} = \sigma_{\eta B} = 0.1^\circ$;系统偏差为 $\Delta R_A = \Delta R_B = 1842$ m, $\Delta \theta_A = \Delta \theta_B = 0.0087$ rad, $\Delta \eta_A = \Delta \eta_B = 0.0175$ rad。以雷达A的局部坐标系为参考,生成4

条配准目标航迹:航迹1为 $\begin{cases} x'_A(k) = 10000 \\ y'_A(k) = 200k - 15000 \\ z'_A(k) = 10k + 3500 \end{cases}$;航迹2为 $\begin{cases} x'_A(k) = 100k + 3100 \\ y'_A(k) = 100k + 6000 \\ z'_A(k) = 60k + 3500 \end{cases}$;航迹3为 $\begin{cases} x'_A(k) = 700k + 2000 \\ y'_A(k) = -6000 \\ z'_A(k) = -10k - 3500 \end{cases}$;航迹4为 $\begin{cases} x'_A(k) = 1000k + 25000 \\ y'_A(k) = 100k + 8000 \\ z'_A(k) = -10k + 3500 \end{cases}$ 。分别使用基于Kalman

滤波的实时误差配准算法和本文提出的算法进行仿真。以雷达A为例,图1~图3为经过100次蒙特卡罗仿真后得到的雷达A系统偏差估计均方根误差图。

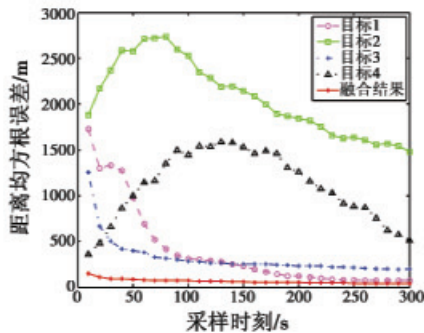


图1 距离偏差估计均方根误差
Fig.1 RMSE of range bias

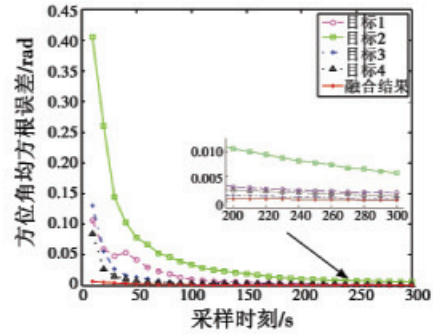


图2 方位角偏差估计均方根误差
Fig.2 RMSE of azimuth bias

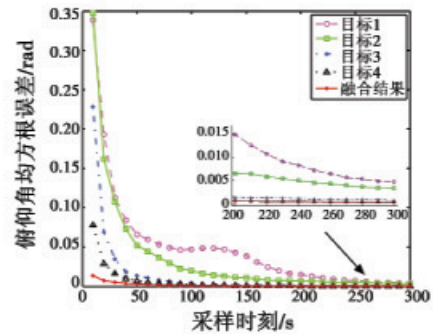


图3 俯仰角偏差估计均方根误差
Fig.3 RMSE of elevation bias

由于目标和雷达相对位置不同,各目标对雷达系统偏差的估计精度也是不同的,并且对距离偏差估计精度的影响要大于对角度偏差估计。由图1可知,目标3对距离偏差的估计精度要高于目标2和目标4,并且收敛速度要快于其他3个目标;由图2、图3可知,目标3和目标4对角度的估计精度要高于目标1和目标2,并且收敛速度较快。综合3幅图可知,融合算法的估计精度要优于单目标,而且收敛速度最快,即使在部分单目标估计效果很差时,融合结果依然最好,具有稳健的估计效果。因此,在多目标的情况下,使用本文算法对雷达系统偏差进行实时估计是有效的。

3 结论

基于Kalman滤波的实时误差配准算法是一种估计精度高、收敛速度快的误差配准算法,但是,多目标的情况下,目标和雷达相对位置对其估计效果影响很大,总会出现较差的估计结果。本文充分利用基于Kalman滤波的实时误差配准算法的优点,先采用此算法利用各个单目标对系统误差进行实时估计,然后在此基础上对估计结果进行实时融合,进一步提高了估计精度,提出了一种基于实时误差估计和数据融合的多目标情况下的配准算法。仿真结果表明,与基于Kalman滤波的实时

(下转第27页)

常用的红外图像滤波、分割和增强方法进行研究,提出了一种新的基于融合的红外图像增强方法。仿真结果表明,本算法有效可行,并且其所主要采用的空域处理方法易于硬件实现。红外增强是红外识别和决策的基础,因此本文方法具有一定的实际价值。

参考文献

- [1] 管志强. 红外搜索系统中目标探测与识别技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2009.
- [2] 白俊奇,陈钱,王娴雅. 红外图像噪声滤波对比度增强算法[J]. 红外与激光工程,2010,39(4):778-780.
- [3] 姚敏. 基于融合的红外图像预处理技术[J]. 电光与控制,2008,15(7):52-54.
- [4] 许新征,丁世飞,史忠植,等. 图像分割的新理论和新方法[J]. 电子学报,2010,38(2):76-82.
- [5] 刘刚,梁晓庚,张京国. 基于轮廓波变换和改进模糊c均值聚类的红外图像分割[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(2):443-448.
- [6] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. IEEE Trans,1979,62-66.
- [7] 蔡梅艳,吴庆宪,姜长生. 改进 Otsu 法的目标图像分割[J]. 电光与控制,2007,14(6):118-119,151.
- [8] 吴一全,吴加明,占必超. 一种可有效分割小目标图像的阈值选取方法[J]. 兵工学报,2011,32(4):469-475.
- [9] 史德琴,李俊山,杨威. 一种新的红外图像自适应增强算法[J]. 电光与控制,2008,15(9):18-20.
- [10] 王巍,赵俊鹏,杜治芸. 双阈值映射自适应红外图像处理算法[J]. 红外与激光工程,2010,39(6):1184-1187.
- [11] VICKERS V E. Plateau equalization algorithm for real-time display of high-quality infrared imagery[J]. Optical Engineering,1996,35(7):1921-1926.
- [12] 舒金龙,于振红,朱振福. 一种改进的红外图像模糊增强方法[J]. 系统工程与电子技术,2005,27(6):957-959.
- [13] 张铭钧,历妍,杨杰. 基于子区生长的移动机器人视觉分割[J]. 北京理工大学学报,2009,29(6):608-612.
- [14] 白瑞林,相恒伟,尚佳良. 嵌入式 CCD 图像数据采集系统设计[J]. 控制工程,2020,17(6):811-814,635.
- [15] 刘鑫,王涌天,刘越. 基于 DSP 的红外标志点跟踪方法研究[J]. 仪器仪表学报,2010,31(12):2654-2660.

(上接第7页)

误差配准算法相比,本文算法可以在部分单目标估计效果较差的情况下提高误差估计精度,并且收敛速度很快,具有稳健的估计效果,适合工程应用。

参考文献

- [1] NABAA N, BISHOP R H. Solution to a multisensor tracking problem with sensor registration errors [J]. IEEE T-AES,1999,35(1):354-363.
- [2] LEUNG H, BLANCHETTE M, HARRISON C. A least squares fusion of multiple radar data[C]//Proceedings of Radar 1994, Paris, 1994:364-369.
- [3] 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.
- [4] ZHOU Yifeng, LEUNG H, YIP P C. An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion[J]. IEEE T-SP,1997,45(6):1560-1573.
- [5] 王波,王灿林,董云龙. RTQC 误差配准算法性能分析[J]. 系统仿真学报,2006,18(11):3067-3069.
- [6] 廖海军,王卫星. 一种多传感器配准与目标跟踪算法研究[J]. 电光与控制,2008,15(7):12-16.
- [7] 董云龙,何友,王国宏. 一种新的雷达组网实时误差配准算法[J]. 南京航空航天大学学报,2005,37(5):330-334.
- [8] 陈垒,王国宏,王学敏. 基于 ECEF 坐标系的三种误差配准算法比较[C]//第二届信息融合学术年会,2010:180-186.
- [9] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2009:282.
- [10] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2004:116-117.