

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105676

基于遗传算法的多传感器误差配准研究*

唐思源 凌翔

(中国电子科技集团公司第三十八研究所 合肥 230088)

摘要: 多传感器信息融合技术可以有效提高雷达对目标的发现和探测能力,而多传感器信息融合成功的先决条件在于系统误差配准。过大的雷达系统误差会给航迹相关和融合带来模糊和困难,使得融合系统监视性能严重下降。针对多传感器误差配准问题,给出了时间误差配准和空间误差配准的解决方法,并通过将空间误差配准问题转换为非线性优化问题,利用遗传算法搜索获得问题的近似最优解。通过真实采集的雷达观测数据和 MATLAB 仿真实验,验证了遗传算法在解决多传感器误差配准问题中的有效性。

关键词: 多传感器信息融合;误差配准;遗传算法

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Multi-sensor error registration based on genetic algorithm

Tang Siyuan Ling Xiang

(China Electronics Technology Group Corporation 38th Institute, Hefei 230088, China)

Abstract: Multi-sensor information fusion technology can effectively improve the ability of radar to find and detect targets, and the prerequisite of successful multi-sensor information fusion is system error registration. Too large system error of radar will bring fuzziness and difficulty to track correlation and fusion, which makes the performance of fusion system degrade seriously. Aiming at the problem of multi-sensor error registration, this paper presents the solutions of time error registration and spatial error registration. By transforming the spatial error registration problem into a nonlinear optimization problem, the genetic algorithm is used to search for the approximate optimal solution of the problem. Through the real radar observation data and MATLAB simulation experiments, the effectiveness of genetic algorithm in solving the problem of multi-sensor error registration is verified.

Keywords: multi-sensor information fusion; error registration; genetic algorithm

0 引言

从20世纪70年代起,多传感器信息融合(MSDF)技术^[1-2]迅速发展起来,通过多部传感器的协同配合和信息融合,可以有效提高雷达对低空目标和隐身目标的探测能力,提高目标航迹的连续性和稳定性,扩大目标探测范围。通过实际应用可以发现,多传感器系统在跟踪精度、跟踪范围、目标发现概率和跟踪可靠性等方面均优于单传感器系统^[3]。

多传感器信息是否能够融合成功,很大程度上取决于多传感器测量数据的系统误差去除^[4]。系统误差会使得不同传感器在对同一目标进行量测时存在较大偏差,增加航迹关联和综合的不确定性和难度,导致航迹跟踪误差和虚影目标的出现,严重恶化整个系统的性能,无法发挥出多传

感器信息融合的固有特点,因此有效的系统误差配准算法^[5-6]对多传感器数据处理是至关重要的。

多传感器系统误差配准包含两部分:时间配准^[7]和空间配准^[8]。时间配准是将不同传感器对运动目标的观测信息进行时间同步;而空间配准则是为了消除各传感器固有的偏差。目前国内外对多传感器误差配准算法研究较多,比较成熟的算法有基于排序的中值估计法^[9-10],归一化互相关法^[11],最小二乘法^[12-13],以及卡尔曼滤波法^[14-15]等。然而这些误差匹配算法同样存在一定的局限性,例如最小二乘法需要大量数据计算;归一化互相关法会引入坐标变换误差;而卡尔曼滤波算法则受限于系统误差来源。

本文将多传感器误差配准问题转换为非线性优化问题,并采用遗传算法计算该问题的最优解。

收稿日期:2021-01-08

*基金项目:安徽省重点研究与开发计划项目(S201804b06020052)资助

1 问题描述

已知存在 N 个传感器能够同时观测到目标 O , 且 N 个传感器对目标 O 的观测航迹为 $T = (T_1, T_2, \dots, T_N)$, 其中, T_i 为第 i 个传感器对目标 O 的观测航迹:

$$T_i = \{P_{ij}\}, i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M_i \quad (1)$$

M_i 是 T_i 包含的点迹数, P_{ij} 是 T_i 中的第 j 个点迹, T_i 中的所有点迹按照时间顺序进行排序。点迹 P_{ij} 是一个四元组, 如式(2)所示。

$$P_{ij} = (t_{ij}, r_{ij}, \theta_{ij}, \varphi_{ij}) \quad (2)$$

其中, $t_{ij}, r_{ij}, \theta_{ij}$ 和 φ_{ij} 分别是该点迹的时间、距离、方位和俯仰。

多传感器误差配准问题就是根据上述已知条件, 计算每个传感器的系统误差 Δ :

$$\Delta = (\Delta r_i, \Delta \theta_i, \Delta \varphi_i), i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

使得误差配准后 N 个传感器的观测航迹之间的误差最小。其中, $\Delta r_i, \Delta \theta_i$ 和 $\Delta \varphi_i$ 分别是雷达 i 的距离、方位、俯仰系统误差修正值。

2 算法设计

2.1 算法原理

这里只讨论二维平面内的误差修正原理。设空间中存在两个传感器 A 和 B, 且在观测时刻 t , 传感器 A 和 B 对真实目标的量测分别为 $(r_A, \theta_A), (r_B, \theta_B)$, 传感器 A 和 B 的系统误差分别为 $(\Delta r_A, \Delta \theta_A)$ 和 $(\Delta r_B, \Delta \theta_B)$ 。设传感器 A 和 B 在直角坐标系下的坐标分别为 (x_A, y_A) 和 (x_B, y_B) , 且目标在直角坐标系中的真实位置为 (x, y) , 误差配准的原理如图 1 所示。

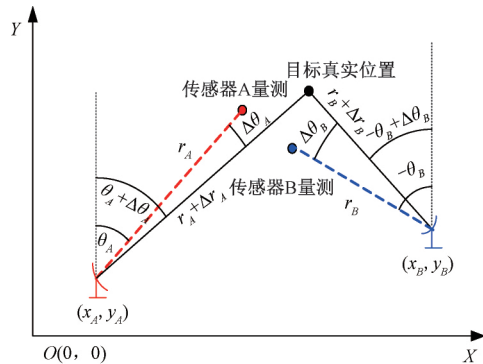


图 1 误差配准的算法原理

由于系统误差在传感器观测过程中是恒定的, 由几何关系可以得到式(4)和(5):

$$\begin{cases} x = (r_A + \Delta r_A) \times \sin(\theta_A + \Delta \theta_A) \\ y = (r_A + \Delta r_A) \times \cos(\theta_A + \Delta \theta_A) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} x = (r_B + \Delta r_B) \times \sin(\theta_B + \Delta \theta_B) \\ y = (r_B + \Delta r_B) \times \cos(\theta_B + \Delta \theta_B) \end{cases} \quad (5)$$

经过配准后在同一时刻传感器 A 和 B 对同一个目标

的量测应该是重合的, 满足如下等式:

$$\begin{cases} (r_A + \Delta r_A) \times \sin(\theta_A + \Delta \theta_A) = \\ (r_B + \Delta r_B) \times \sin(\theta_B + \Delta \theta_B) \\ (r_A + \Delta r_A) \times \cos(\theta_A + \Delta \theta_A) = \\ (r_B + \Delta r_B) \times \cos(\theta_B + \Delta \theta_B) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)是一个非线性方程组, 求解比较困难, 本文通过将该问题转换为非线性优化问题, 并采用遗传算法寻求该问题的解。

2.2 时间误差配准

不同传感器观测到目标的时间并不相同, 为了保证误差配准的精确性, 只取 N 个传感器同时观测到目标的时间段内的数据进行计算。

由于误差配准计算时要求的数据必须是在同一时刻的数据, 而不同传感器之间的数据在时间上并不是完全对齐的, 因此, 需要通过插值的方法得到同一时刻 N 个传感器的观测数据。

为了不降低观测数据的数据率, 每个传感器都保留自己的时间节点, 并通过插值法得到其他传感器在该时间节点上的值。为了提高数据精度, 插值方法采用三次样条插值。插值后 N 个传感器的航迹为:

$$T_i^{(1)} = \{P_{ij}\}, i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M$$

$$M = \sum_{k=1}^N M_i \quad (7)$$

所有航迹时间配准后包含的点迹数都是 M 。

2.3 空间误差配准

多传感器的空间误差配准采用遗传算法^[16]。遗传算法(genetic algorithm, GA)计算模型来源于达尔文的生物进化论, 通过模拟自然界的生物进化过程从而找到问题的最优解。遗传算法中的遗传操作包括选择、交叉和变异, 它以集群中的所有个体为对象, 在被编码的参数空间内利用随机化技术进行高效搜索。

遗传算法处理流程如图 2 所示。一定数量的个体经过基因编码组成初代种群, 该种群包含问题可能潜在的解集。按照优胜劣汰和适者生存的原则, 根据个体的适应度来选择下一代个体, 通过交叉和变异产生新个体, 进而产生下一代种群, 空间误差配准的问题的解可由末代种群中的最优个体获得。

1) 编码设计

根据上述问题分析, 需要求解的值为 N 个传感器的系统误差 Δ :

$$\Delta = (\Delta r_i, \Delta \theta_i, \Delta \varphi_i), i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

该变量的维度为 $3 \times N$, 设 Δr_i 的取值范围为 $(-v_{r_i}, v_{r_i})$, $\Delta \theta_i$ 的取值范围为 $(-v_{\theta_i}, v_{\theta_i})$, $\Delta \varphi_i$ 的取值范围为 $(-v_{\varphi_i}, v_{\varphi_i})$ 。

根据变量的取值范围及精度要求设计遗传算法的编码长度, 设遗传算法采用十进制编码, 即编码的每一位取值范围为 $[0, 9]$ 。设 Δr_i 的编码长度为 L_{r_i} , $\Delta \theta_i$ 的编码长度为

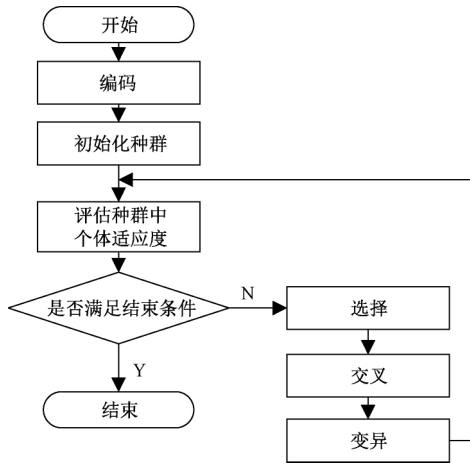
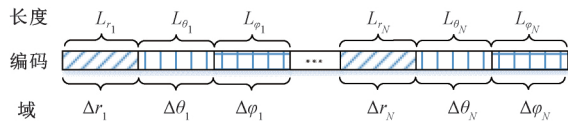


图2 遗传算法处理流程

$L_{\theta_i}, \Delta\varphi_i$ 的编码长度为 L_{φ_i} , 将 $\Delta r_i, \Delta\theta_i, \Delta\varphi_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的编码拼接起来, 即得到系统误差 Δ 在遗传算法中的编码 $\mathbf{X} = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, L$, 其中 L 是编码 \mathbf{X} 的长度。

$$L = \sum_{i=1}^N L_{r_i} + \sum_{i=1}^N L_{\theta_i} + \sum_{i=1}^N L_{\varphi_i} \quad (9)$$

编码 \mathbf{X} 与 Δ 中每一个变量的对应关系如图3所示。

图3 系统误差 Δ 的编码方案

2) 解码设计

根据编码设计方案, 给定一个编码 $\mathbf{X} = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, L$, 其对应的解 Δ 的解码计算方法为:

$$\Delta r_i = \left(\sum_{k=1}^{L_{r_i}} x_{k+i} \times 10^{L_{r_i}-k} \right) \div (10^{L_{r_i}} - 1) \times 2 \times v_{r_i} - v_{r_i}$$

$$k_r = \begin{cases} 0, & i = 1 \\ \sum_{j=1}^{i-1} (L_{r_j} + L_{\theta_j} + L_{\varphi_j}), & i > 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\Delta\theta_i = \left(\sum_{k=1}^{L_{\theta_i}} x_{k+i} \times 10^{L_{\theta_i}-k} \right) \div (10^{L_{\theta_i}} - 1) \times 2 \times v_{\theta_i} - v_{\theta_i}$$

$$k_\theta = \begin{cases} 0, & i = 1 \\ L_{r_i} + \sum_{j=1}^{i-1} (L_{r_j} + L_{\theta_j} + L_{\varphi_j}), & i > 1 \end{cases} \quad (11)$$

$$\Delta\varphi_i = \left(\sum_{k=1}^{L_{\varphi_i}} x_{k+i} \times 10^{L_{\varphi_i}-k} \right) \div (10^{L_{\varphi_i}} - 1) \times 2 \times v_{\varphi_i} - v_{\varphi_i}$$

$$k_\varphi = \begin{cases} 0, & i = 1 \\ L_{r_i} + L_{\theta_i} + \sum_{j=1}^{i-1} (L_{r_j} + L_{\theta_j} + L_{\varphi_j}), & i > 1 \end{cases} \quad (12)$$

3) 适应度函数

适应度函数表示种群中个体的优劣, 适应度越高, 则表示估计的系统误差值越接近误差真值。在多传感器误差校准这个问题中, 将适应度函数设计为误差修正后的 N 个传感器观测数据之间的欧式距离平均值的倒数。适应度函数设计如下:

$$fitness = \frac{1}{\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N \Delta D_i} \quad (13)$$

$$\Delta D_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \sum_{k=1}^M \sqrt{(x_{ik} - x_{jk})^2 + (y_{ik} - y_{jk})^2 + (z_{ik} - z_{jk})^2}}{(N-1) \times M} \quad (14)$$

$$x_{ik} = r_{ik} \times \sin\theta_{ik} \times \cos\varphi_{ik}$$

$$y_{ik} = r_{ik} \times \cos\theta_{ik} \times \cos\varphi_{ik} \quad (15)$$

$$z_{ik} = r_{ik} \times \sin\varphi_{ik}$$

4) 遗传算子设计

遗传算法的遗传算子包括选择、交叉、变异3种。其中, 选择是从种群中选择适应度高的个体直接遗传到下一代; 交叉是把两个父代个体的部分结构替换重组从而产生新个体; 变异是对种群中的某些个体的某些基因的值进行变动从而产生新个体。遗传算子具体设计如下:

(1) 选择: 选择采用排序法, 将每个个体按照适应度的大小进行排序, 排序越靠前的个体越不容易被淘汰, 排序法具有较低的计算复杂度。种群中第 i 个个体的选择计算方法为:

$$P_i = (R_i - 1) \div N \quad (16)$$

其中, P_i 为第 i 个个体的淘汰率, R_i 为第 i 个个体的适应度排名。

(2) 交叉: 目前几种比较典型的基本交叉方法有单点交叉、两点交叉、多点交叉和均匀交叉等。本文中采用单点交叉法, 即在个体编码中随机设定一个交叉点, 该点前或后的两个个体的部分结构进行互换, 生成两个新个体。

(3) 变异: 按变异概率选中种群中的某些个体, 进行变异。变异时, 随机选择某个个体基因中的 n 个基因, 并随机用其他编码值代替, 从而生成新个体。

将以上设计代入遗传算法进行求解, 即可求得多传感器系统误差的近似最优解。

3 实验及结果

本文中通过 MATLAB 仿真软件实现了多传感器误差校准问题的遗传算法, 并通过采集真实雷达观测数据, 验证遗传算法的有效性。实验中只讨论二维平面内的系统误差修正问题。

3.1 MATLAB 仿真实验

实验中, 共采集了两部雷达 (雷达 A 和 B) 在同一时间段内对同一个目标的观测数据, 如图4所示, 分别给出了两

部雷达的原始观测数据在时间误差配准后的距离-方位图、X-Y图、时间-距离图和时间-方位图。从图4中可以看出,两部雷达之间的观测数据存在明显误差。

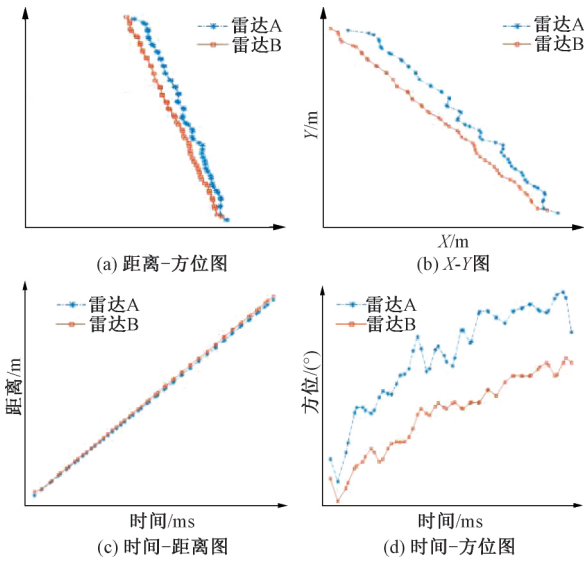


图 4 时间误差配准后的结果

根据第 2 节中的算法设计,设两部雷达的距离误差取值范围为 $[-500\text{ m}, 500\text{ m}]$,方位误差取值范围为 $[-2^\circ, 2^\circ]$;设距离误差的编码长度为 5,方位误差的编码长度为 3,则距离误差和方位误差的计算精度分别为:

$$\text{距离误差计算精度} = \frac{1\ 000}{10^5 - 1} = 0.01\text{ m} \quad (17)$$

$$\text{方位误差计算精度} = \frac{4}{10^3 - 1} = 0.004^\circ \quad (18)$$

将遗传算法的种群大小设置为 50,且最大迭代次数设置为 200 次。通过遗传算法误差配准计算后的雷达观测数据修正结果如图 5 所示,分别给出了两部雷达空间误差配准后的距离-方位图、X-Y图、时间-距离图和时间-方位图。

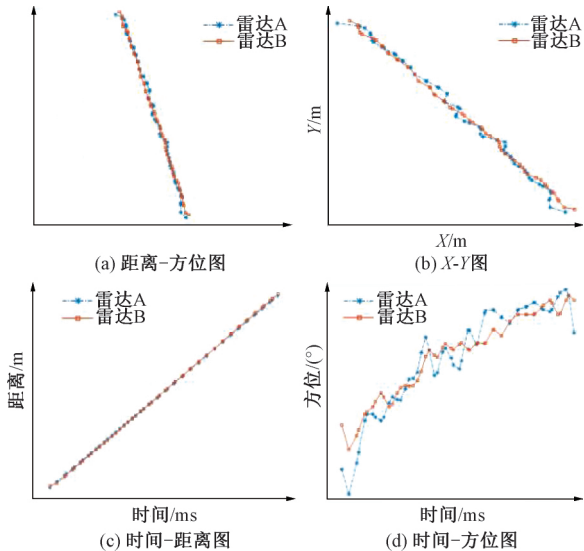


图 5 空间误差配准后的结果

从图 5 中可以看出,修正后两部雷达之间的数据误差明显减小了,且方位误差的修正效果大于距离误差的修正效果,这是由于雷达的测距精确度高于测角精确度导致的。

3.2 误差分析

设雷达 A 和 B 对同一个目标相同时间段内的观测航迹中的点迹为 $(r_{ij}, \theta_{ij}), i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, M$,则雷达 A 和 B 的航迹距离误差和方位误差分别为:

$$\Delta r_{error} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (r_{1j} - r_{2j})^2} \quad (19)$$

$$\Delta \theta_{error} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (\theta_{1j} - \theta_{2j})^2} \quad (20)$$

为了计算的准确性,要求雷达 A 和 B 航迹中相同序号的点迹 (r_{1j}, θ_{1j}) 和 (r_{2j}, θ_{2j}) 时间对齐,因此,使用时间配准后雷达 A 和 B 的航迹计算航迹误差。通过计算可得,时间误差配准后雷达 A 和 B 之间的航迹距离误差为 -715.12 m 、航迹方位误差为 0.8159° ,而空间误差配准后雷达 A 和 B 之间的航迹距离误差为 -16.38 m 、航迹方位误差为 0.0130° ,远小于空间误差配准前结果,如表 1 所示。

表 1 雷达 A 和 B 误差计算结果

	时间误差修正后	空间误差修正后
距离误差/m	-715.12	-16.38
方位误差/ $^\circ$	0.8159	0.0130

通过以上实验结果对比可以发现,遗传算法可以有效地解决多传感器误差配准问题。

4 结 论

本文针对多传感器信息融合中的系统误差配准问题,给出了空间误差和时间误差的配准方法。通过将空间误差配准问题转换为非线性优化问题,降低了问题描述难度。利用遗传算法在解空间进行快速搜索,可以高效的获得该问题的近似最优解。文中通过真实采集的雷达观测数据以及 MATLAB 仿真软件验证了遗传算法在实际应用中的有效性和实用性。

参考文献

- [1] 简小刚,贾鸿盛,石来德.多传感器信息融合技术的研究进展[J].中国工程机械学报,2009,7(2):227-232.
- [2] 李硕,王国涛,李超然,等.多传感器数据融合的航天装置多余物检测技术[J].电子测量与仪器学报,2020,34(11):124-131.
- [3] 樊国根,蒙芳.多传感器阵列的近场源联合参量估计优化[J].国外电子测量技术,2019,38(6):145-149.
- [4] PAN J H, HE J Z. On-line absolute sensor registration in 3-D radars networking[C]. IEEE Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference, 2011: 1085-1089.

- [5] 董云龙,黄高东.一种基于 SSR-TSEKF 的多雷达误差配准算法[J].电光与控制,2020(6):27-31.
- [6] 刘德浩,王国宏,陈中华.基于 EM-EKF 的异类传感器系统误差配准算法[J].雷达科学与技术,2011,9(5):453-456.
- [7] FORTUNATI S, GINI F, GRECO M S. Least squares estimation and hybrid Cramér-Rao lower bound for absolute sensor registration [C]. Tyrrhenian Workshop on Advances in Radar and Remote Sensing: From Earth Observation To Homeland Security, 2012: 30-35.
- [8] 刘建丰.雷达组网空间误差配准算法研究[D].杭州:杭州电子科技大学,2013.
- [9] 张旭,王春明,刘洪,等.基于双向链表排序的系统误差稳健配准方法[J].电子技术应用,2015,41(9):74-74.
- [10] 张旭,王春明,王建功,等.基于实时中值估计的系统误差稳健配准方法[C].第三届中国指挥控制大会,2015:418-424.
- [11] 王学敏,王国宏,陈垒.基于归一化互相关的系统误差配准算法[J].海军航空工程学院学报,2010,25(6):606-610.
- [12] 李军辉.基于递推最小二乘的系统误差配准算法[J].科技信息,2012(21):103-104.
- [13] 蔡方凯.一种改进的系统误差配准算法[J].四川大学学报(自然科学版),2009,46(5):1337-1337.
- [14] 金翩.基于 Kalman 滤波的目标跟踪与传感器配准问题研究[D].武汉:华中科技大学,2015.
- [15] 程然,何科峰.基于 CKF 的联合扩维误差配准算法[J].航空科学技术,2018,29(5):66-73.
- [16] 程淑红,程彦龙,杨镇豪.基于手势多特征融合及优化 Multiclass-SVC 的手势识别[J].仪器仪表学报,2020,41(6):225-232.

作者简介

唐思圆,博士,工程师,主要研究方向为雷达数据处理和软件化雷达等。

E-mail:siyuan@mail.ustc.edu.cn