

基于特征辅助的滑窗式全局最优关联算法

陈 姝^{1,2,3}, 关 欣^{1,2}, 胡玉新^{1,2,3}

- (1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
2. 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190;
3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对卫星电子信息的数据特点与传统关联算法中存在的误关联、杂波干扰大等现象, 提出一种基于特征参数辅助的滑窗式全局最优辐射源关联算法。该算法利用运动与特征参数信息综合计算观测与目标间的关联度, 构建关联模型, 求解全局最优的航迹关联关系, 并采用滑窗处理技术对航迹进行连续监测与维持, 对错漏航迹进行修正。仿真实验表明, 算法可满足多源卫星电子对近距离交叉目标、存在非共同观测目标和杂波密集环境下多目标的有效跟踪, 且性能优于传统关联算法。

关键词: 多源卫星电子; 特征参数; 航迹关联; 全局最优; 滑窗检测

中图分类号: TN957.51 文献标志码: A 文章编号: 1672-2337(2021)01-0048-07

Feature-Aided Global Optimal Data Association Algorithm Based on Sliding Window

CHEN Shu^{1,2,3}, GUAN Xin^{1,2}, HU Yuxin^{1,2,3}

- (1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. Key Laboratory of Technology in Geo-Spatial Information Processing and Application System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the data characteristics of satellite electronic information and the erroneous correlation and clutter interference existing in traditional correlation algorithms, a feature-aided global optimal data association algorithm based on sliding window is proposed. The algorithm uses motion and feature parameter information to comprehensively calculate the correlation between observations and targets. A correlation model is built and the global optimal relationship between tracks is solved. The sliding window processing technology is used to continuously monitor and maintain the track and correct the wrong and missed tracks. Simulation experiments show that the proposed algorithm can satisfy the effective tracking of multi-source satellite electronics in close-range crossing targets and the presence of non-common observation targets and clutter dense environments. Its performance is better than the traditional correlation algorithms.

Key words: multi-source satellite electronics; feature parameter; track correlation; global optimum; sliding window detection

0 引言

近年来, 随着星载无源探测技术的发展, 电子信号探测正由单星探测向多星组网发展, 多星协同电子目标探测与跟踪成为可能。多星协同较单星探测可实现对同一地区的长时间连续观测, 其应用与工程需求日渐迫切。多星协同数据处理的一项核心问题是判断多星获取的同一电子目标关联关系。因此, 精准高效的多源电子目标关联是

多星无源探测的关键技术之一。

无源探测系统主要获取雷达等辐射源设备的运动与电磁特征参数信息。根据数据关联算法对不同类型信息的利用情况, 算法可大致分为两类: 基于运动信息、综合运动与特征参数的关联算法。常见的基于运动信息的关联算法包括 NN 算法^[1-2]、JPDA 算法^[3-5]与 GNN 算法^[6-9]等。在综合信息关联算法中, 现有算法多是利用特征参数的相似性对位置关联结果进行修正, 利用目标运动状态和特征参数之间的互补性, 构造综合关联矩

阵^[10-19]。文献[12-17]重点探讨了结合目标特征的最邻近关联滤波算法与联合概率数据关联算法,目标特征参数的选择包括载频、脉宽、幅值以及目标的尺寸等,为辐射源特征参数用于提升算法性能提供了思路。文献[18]将综合性线段Hausdorff距离灰色关联理论应用于航迹关联,提出基于特征辅助的灰色航迹关联方法,充分利用了量测的有用信息。文献[19]提出了一种基于辐射源综合参数的多维可变跟踪门,运用模糊多门限思想的无源关联算法,解决关联时复杂度高,计算量大的问题。

无源定位系统探测过程中噪声干扰强、定位精度不高且多星间数据精度有差异、重访问隔不一、信息不连续、目标缺失概率大^[20-21]。针对其数据特点及综合信息关联算法中存在的重关联、误关联、杂波干扰大及特征参数改变带来的权重影响等问题,本文基于综合信息,提出一种滑窗式全局最优航迹关联算法,简称SGDA(Sliding Window Global Optimal Data Association)。算法通过计算综合相似度构建关联模型,采用全局最优思想求解得到最优航迹关联对,同时利用滑窗处理技术修正错漏航迹,维持与监测已确认航迹,从而降低系统误差、噪声干扰与特征参数改变对关联的影响,提高算法性能。

1 数据关联基本原理

常用的数据关联方法主要包括最邻近法与联合概率数据关联法等。最邻近算法运算量小,模型简单有效,易于实现,但在密集多目标环境中,容易跟错目标。JPDA的基本思想是利用贝叶斯推理计算观测数据与每一个目标之间的关联概率,适用于杂波环境下的密集机动目标跟踪,但当目标和量测数目增多时,算法计算量将出现组合爆炸现象,导致计算复杂。

在最邻近算法中,通过计算各测量值的加权统计距离 d_{ij} ,即

$$d_{ij}^2 = e_{ij}(k) \mathbf{S}_{ij}^{-1}(k) e_{ij}^T(k) \quad (1)$$

$$e_{ij}(k) = Z_j(k) - \mathbf{H} \hat{X}_i \left(\frac{k}{k-1} \right) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{S}(k)$ 为 $e_{ij}(k)$ 的协方差矩阵, \mathbf{H} 为观测矩阵, $Z(k)$ 为量测值, $\hat{X}(k)$ 为 k 时刻的目标状态估

计。NN 算法中选取加权距离最小的一个测量用于滤波器对目标状态的更新。

JPDA 的基本思想是利用贝叶斯推理计算观测数据与每一个目标之间的互联概率。根据互联概率决定测量值在目标状态更新中的权重。令 θ_{it} 表示量测 i 源于目标 t 事件, Z^k 表示量测值, 假设在时刻 k 接收到 m_k 个量测, 则第 i 个量测与目标 t 的关联概率 β_{it} 可定义为

$$\beta_{it} = P\{\theta_{it}(k) | Z^k\}, \\ i=0, 1, \dots, m_k; t=0, 1, \dots, T \quad (3)$$

则 k 时刻目标 t 的状态估计如下:

$$\hat{x}^t(k|k) = \hat{x}^t(k|k-1) \beta_{it}(k) + \\ \sum_{i=1}^{m_k} \beta_{it}(k) \hat{x}_i^t(k|k) \quad (4)$$

由此得到综合观测值为

$$Z_k^t = \sum_{i=0}^{m_k^t} \beta_{k,i}^t Z_{k,i}^t \quad (5)$$

式中, $\beta_{k,i}^t$ 表示各有效量测点迹 i 与目标 t 的关联概率, $Z_{k,i}^t$ 表示目标 t 的有效量测点迹 i 的量测值。

2 SGDA 算法描述

2.1 综合关联度

假设不同卫星电子信息的两次观测, 在观测 1 中探测到多个目标的集合群 S_1 , 其中含有 n_1 个目标 $(a_1, a_2, \dots, a_{n_1})$, 在观测 2 中探测到群目标 S_2 , 其中含有 n_2 个目标 $(b_1, b_2, \dots, b_{n_2})$ 。由于存在非共同观测目标、虚警点以及观测缺失, n_1 和 n_2 不一定相等。对于群目标 S_1 中的任意目标 k , 用 $A_{sk} = (a_{kf}, a_{kr}, a_{kw})$, $k=1, 2, 3, \dots, n_1$ 描述第 k 个目标的电磁特征参数向量, 其中 a_{kf} 为载频均值, a_{kr} 为脉冲重复间隔均值, a_{kw} 为脉宽均值; 用 $A_{dk} = (a_{kLAT}, a_{kLON})$, $k=1, 2, 3, \dots, n_1$ 描述第 k 个目标的经纬度信息。同理, 用 B_{sk} 与 B_{dk} 描述群目标 S_2 的电磁特征参数矢量与位置信息。

对目标的经纬度进行标准化处理, 得到 S_1 内的目标 a_m 和 S_2 内的目标 b_n 之间的统计距离为

$$d_l(m,n) = \sqrt{\alpha_1 (\bar{a}_{mLAT} - \bar{b}_{nLAT})^2 + \alpha_2 (\bar{a}_{mLON} - \bar{b}_{nLON})^2} \quad (6)$$

式中 α_1, α_2 为权重, 且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

对于目标特征参数信息, 采用欧式距离对其进行相似度评价, 其距离越小则目标的相似程度

越高,由于特征参数的量纲不一,为了进行综合评价,需要进行归一化处理,且对每一个参量根据其重要性赋予一个权重 β_i ,且 $\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 1$ 。设归一化处理后的特征参数矢量 $\bar{A}_{sn} = (\bar{a}_{mf}, \bar{a}_{mr}, \bar{a}_{mw})$, $\bar{B}_{sn} = (\bar{b}_{nf}, \bar{b}_{nr}, \bar{b}_{nw})$,则其特征参数距离为

$$d_p(m, n) = \sqrt{\beta_1(\bar{a}_{mf} - \bar{b}_{nf})^2 + \beta_2(\bar{a}_{mr} - \bar{b}_{nr})^2 + \beta_3(\bar{a}_{mw} - \bar{b}_{nw})^2} \quad (7)$$

基于位置与特征参数的航迹关联就是判断两目标间的综合相似度大小,而目标相似是一个模糊的概念,通过模糊数学中的加权平均来计算其相似度大小,这是一种定量的处理方法,公式如下:

$$D(m, n) = \lambda * d_p(m, n) + (1 - \lambda) * d_t(m, n) \quad (8)$$

$$\gamma_{mn} = \frac{1}{1 + D(m, n)} \quad (9)$$

式中, λ 为位置统计距离所占权重, $D(m, n)$ 为综合统计距离, γ_{mn} 为综合相似度。

由此可建立观测 1、2 间的关联矩阵:

$$\mathbf{C}_{n_1 \times n_2} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \cdots & \gamma_{1n_2} \\ \vdots & \gamma_{mn} & \vdots \\ \gamma_{1n_2} & \cdots & \gamma_{n_1 n_2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中 γ_{mn} 值越大, S_1 内的目标 a_m 和 S_2 内的目标 b_n 之间的关联程度则越高。

2.2 全局最优关联判决

由于对关联矩阵直接求最大值时^[8,22],没有考虑到不同目标的估计结果的影响,因此会发生重复关联、误关联的情况,所以其结果是次优的。针对这个问题,本文在根据关联矩阵求目标关联对时,采用全局最优的思想,将各观测值与所有目标辐射源关联度作为信息源进行全局最优估计,从而得到最佳航迹关联对。根据式(10)建立的关联矩阵 $\mathbf{C}_{n_1 \times n_2}$,建立以 γ_{mn} 为关联度, $L(i)$ 为目标函数的关联模型,求解全局最优的航迹关联关系:

$$L(i) = \operatorname{argmax} \mathbf{C}_{n_1 \times n_2}, i = 1, \dots, n_1 \quad (11)$$

求解模型关键在于获取最大可能的关联事件,确定量测与目标的对应关系,可转化为典型的二维指派问题,二维指派问题的求解方法很多,在这里采用性能更高的 JVC 算法^[9]。

这里将 m 个量测值分配给 n 个目标,其中 $m \leq n_2, n \leq n_1$,分配原则如下:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \eta_{ij} \leq 1, \text{ 每个目标最多分配一个测量值} \\ \sum_{j=1}^m \eta_{ij} \leq 1, \text{ 每个测量值最多分配一个目标} \end{cases} \quad (12)$$

其中: 观测点 j 分配给航迹 i 时, $\eta_{ij} = 1$; 否则, $\eta_{ij} = 0$ 。

由于不同时刻观测数据间存在非共同观测目标,因此其关联度还需要经过关联门限 ϵ 的检验,即关联度满足门限要求的关联对才被确认为航迹关联对, ϵ 的取值可由仿真确定。

2.3 滑窗式全局最优关联

在密集杂波环境下,当雷达工作模式发生变化时,关联算法容易发生误跟、漏跟的现象,因此本文采用时间滑窗式思想,在全局最优航迹关联的基础上,确定航迹关联对,修正连续判决结果,改善辐射源工作模式变化时关联误差大的问题。

假设某一确认航迹 i 的辐射源参数 a_{if}, a_{ir}, a_{iw} 在下一节点发生改变,根据式(6)~式(9)求得的 γ_{mn} 发生突变,且 $\gamma_{mn} > \epsilon$,此时,确认航迹容易与杂波误关联。下一时刻,误关联航迹可能继续跟错目标,导致航迹连续失真,从而被判断成虚假航迹或航迹终止,也可能关联回正确航迹。其关联结果受杂波影响较大。为减少这种误差现象,引入滑窗关联质量参数来修正错漏关联结果,提高算法的稳健性,其示意图如图 1 所示。定义 $m_{ij}(k)$ 为 k 时刻航迹 i 与观测点 j 的滑窗关联质量,即

$$m_{ij}(k) = \sum_{n=k-M+1}^k \eta_{ij}(n), m_{ij}(0) = 0 \quad (13)$$

式中, M 为滑窗长度。如果满足 $m_{ij}(k) \geq N$, N 为质量门限,则确认航迹 i 与观测点 j 为航迹关联对。 M, N 取值可由仿真确定,一般可取 $M = 5$, $N = 3$,此时对误差关联的容忍度为 40%。

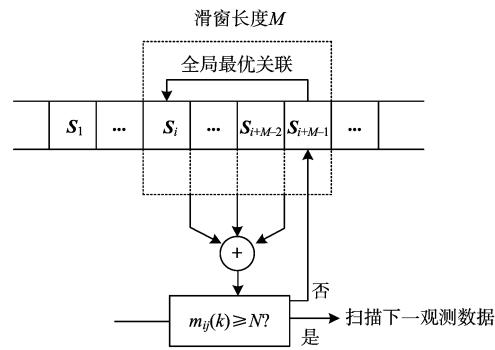


图 1 滑窗式全局最优关联

2.4 算法流程

系统 k 时刻状态方程和量测方程用矩阵形式可表示为

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{W}(k) \quad (14)$$

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (15)$$

式中, $\mathbf{F}(k)$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{H}(k)$ 为量测矩阵, $\mathbf{W}(k)$ 与 $\mathbf{V}(k)$ 分别为具有协方差矩阵 $\mathbf{Q}(k)$ 和 $\mathbf{R}(k)$ 的过程噪声与量测噪声。

本文算法流程的主要步骤如下:

步骤 1 目标状态输入及模型预测。模型 i 在 $k+1$ 时刻的输入为 k 时刻滤波器输出的估计值结果。目标状态与量测的一步预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\hat{\mathbf{X}}_i(k|k) \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_i(k+1|k) = \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) \quad (17)$$

预测协方差:

$$\begin{aligned} P_i(k+1|k) &= \mathbf{F}(k)P_i(k|k)[\mathbf{F}(k)]^T + \\ &\quad \mathbf{Q}(k-1) \end{aligned} \quad (18)$$

步骤 2 建立椭圆跟踪波门, 确定量测是否有效, 其波门规则如下:

$$\begin{aligned} (\mathbf{Z}(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k))^T \cdot \\ \mathbf{S}_{k+1}^{-1}(\mathbf{Z}(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k)) \leqslant \gamma \end{aligned} \quad (19)$$

式中, $\hat{\mathbf{Z}}(k+1|k)$ 为量测预测值, $\mathbf{Z}(k+1)$ 为量测值, \mathbf{S}_k 为新息协方差矩阵, 参数 γ 由 χ^2 分布表获得。

步骤 3 滑窗式全局最优航迹关联判决, 根据式(6)~式(13), 计算第 j 个量测对目标 i 的关联概率 $\mu_{ji}(k)$, 求得最优量测与目标配对关系:

$$\mu_{ji}(k) = \frac{m_{ij}(k)}{M} \quad (20)$$

步骤 4 根据观测匹配点 Z_j 更新模型。对应模型 j ($j=1, \dots, n_2$) 状态估计与估计误差协方差更新:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1) = \\ \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \mathbf{K}_k^i(Z_j(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}_i(k+1|k)) \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} P_i(k+1|k+1) = \\ P_i(k+1|k) - (1 - \mu_{0i}(k)) \mathbf{K}_k^i \mathbf{S}_k^i \mathbf{K}_k^{i^T} + \\ \sum_{j=0}^{n_2} \mu_{ji}(k) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1)(\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1))^T - \\ \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1)(\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1))^T] \end{aligned} \quad (22)$$

式中, \mathbf{K}_k^i 为目标增益矩阵, \mathbf{S}_k^i 为新息协方差矩阵, $\hat{\mathbf{X}}_i^j$ 为根据第 j 个量测对目标 i 的状态估计。

3 仿真与分析

3.1 仿真条件

模拟仿真场景为 $294 \text{ km} \times 335 \text{ km}$ 范围的海域, 该区域中存在 26 艘船只, 每艘船搭载的雷达辐射源种类、数量不尽相同, 总共包括 39 部雷达, 17 种雷达类型。观测过程中, 雷达的工作模式不变或发生改变, 其运动状态包括运动与静止状态。多星进行观测的时间间隔为 30 min。部分辐射源参数信息如表 1 所示, 其中变化次数表示任务时间内工作模式变化的次数。

假设卫星随机截获目标辐射的雷达信号, 卫星对该区域持续观测时间为 5 min。取 30 次卫星观测任务的观测数据进行实验分析。卫星观测数据的参数测量精度以叠加均值为 0, 标准差取各特征值 4% 的高斯噪声来模拟, 卫星定位精度为 2 km。观测数据中存在 1 000 个杂波点, 杂波点的位置在 $294 \text{ km} \times 335 \text{ km}$ 范围内服从均匀分布, 其特征参数同样服从均匀分布, 其参数信息如表 2 所示。

表 1 部分辐射源参数信息

船只	雷达型号	运动状态	工作模式	载频/MHz	重频/Hz	脉宽/ μs	变化次数
1	01	静止	1	5 590	315	56.68	不变
			1	2 940	390	70	5 次
		匀速	2	2 961	600	10	
	02	匀速	3	2 940	3 250	30	
			4	2 940	412.5	0.1	
2	13	匀速	1	3 160	1 100	31.67	不变

表 2 杂波数据的参数信息

特征参数	分布区间	
	最小值	最大值
载频/MHz	905	5 590
脉冲重复频率/Hz	200	5 300
脉冲宽度/ μs	0.1	150

3.2 仿真结果及分析

取连续观测任务 1、2 的观测数据进行实验分析, 采用 SGDA 算法进行目标关联, 实验结果如图 2 所示。图 2 中, 黑色点迹为杂波点, 红色点迹为

目标点迹,蓝色点迹为目标下一步的观测点迹,连续任务间的多目标关联结果如连线情况所示。由图 2 可知,SGDA 算法可实现多源电子目标关联的基本要求,确定目标的下一量测更新,同时有效抑制杂波影响。

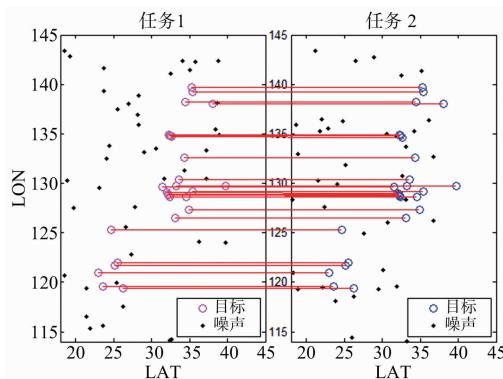
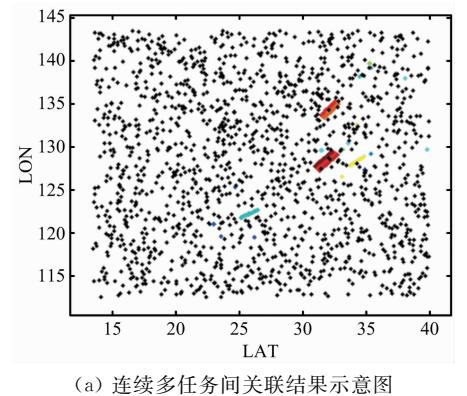
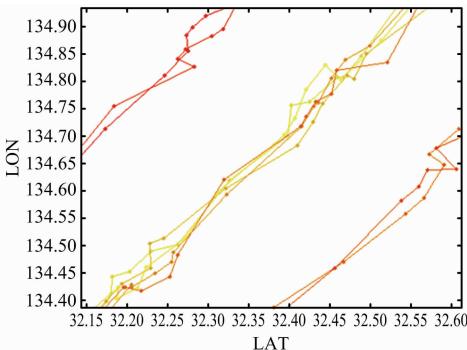


图 2 连续两任务间目标关联结果示意图

对上述所有观测任务进行关联分析,得到的目标关联结果如图 3 所示。其中图 3(a)中,黑色点迹为杂波点,彩色航迹为观测目标关联结果;图 3(b)为图 3(a)中某一编队上辐射源关联结果细节放大图。由图 3(a)可知,在抗杂波干扰的同时,SGDA 算法可对不同型号雷达进行区分,有效判断有效航迹的条数。从图 3(b)可知,对于同



(a) 连续多任务间关联结果示意图



(b) 同一编队上辐射源关联结果示意图

图 3 多源电子目标关联结果示意图

一编队里不同舰船上搭载的同类型雷达,在距离相近且特征参数类似的情况下,该算法避免了目标误关联的现象,同时有效地区分了同平台的多部雷达,改善了多目标情况下关联误差大的问题。

针对特征参数改变带来的权重影响问题,取观测过程中某一只船上特征参数发生改变的雷达观测数据进行实验分析,观察当辐射源特征参数发生变化时,SGDA 算法、基于特征参数的 NN 算法、基于特征参数的 JPDA 算法、传统的 NN 算法与 JPDA 算法的性能情况。表 3 给出了 100 次蒙特卡罗实验下各关联算法的关联正确率与程序运行时间。

表 3 辐射源特征参数改变时各算法性能比较

关联算法	关联正确率/%	运行时间/s
SGDA 算法	95.7	2.65
NN 算法	38.7	2.64
基于特征参数的 NN 算法	33.3	2.56
JPDA 算法	81.3	6.94
基于特征参数的 JPDA 算法	91.87	7.03

从表 3 可知,当雷达辐射源特征参数发生变化时,基于特征参数的 NN 算法关联正确率较低,甚至低于 NN 算法,说明雷达辐射源特征参数改变对原本利用特征参数修正 NN 算法的结果带来了较大的干扰,其关联误差增大;而基于特征参数的 JPDA 算法的正确率高于 JPDA 算法,但低于 SGDA 算法,说明相较于某节点特征参数改变带来的关联误差,特征参数用于修正 JPDA 算法结果的作用更大,但仍会带来关联误差,因此其正确率低于 SGDA 算法。本文提出的 SGDA 算法的关联精度均高于其他算法,且计算量低,说明其在辐射源特征参数改变时,仍能有效关联跟踪,保证了算法的稳健性与准确性。

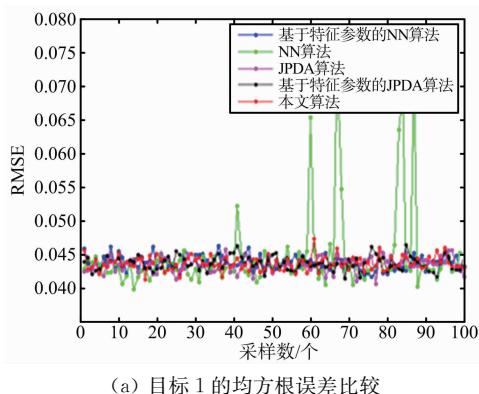
针对上面给出的仿真条件,分别运用上述算法对一定范围的所有观测目标进行关联跟踪,表 4 为 100 次蒙特卡罗实验下各关联算法跟踪失败次数、目标关联正确率与程序运行时间比较情况。图 4 为不同目标在各关联算法下的均方根误差比较情况。

从表 4 和图 4 的分析可知,NN 算法的关联正确率最低,且得到的估计均方根误差最大,但其计

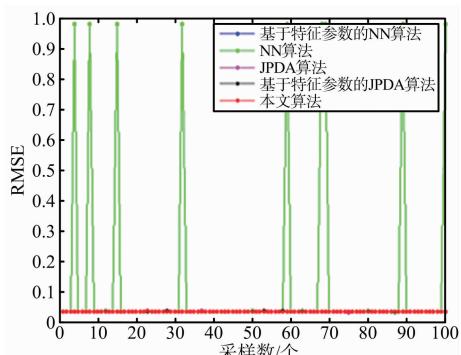
算量低。基于特征参数的 NN 算法无论在关联误差还是均方根误差上对比 NN 算法均有较大幅度的改进。传统 JPDA 算法在密集目标环境下的性能明显优于 NN 算法。基于特征参数的 NN 算法相较于 JPDA 算法的均方根误差较大,但其关联正确率高,且计算量低。基于特征参数的 JPDA 算法相较于 JPDA 算法大幅提升了关联精度,计算量与估计均方根误差两者差异不大。SGDA 算法相较于基于特征参数的 NN 算法,计算量差异不大,但其关联精度得到了大幅度提升,且其估计均方根误差较小;相较于基于特征参数的 JPDA 算法,关联精度略高,计算量大幅度降低,两者均方根误差差异不大,但 SGDA 算法中少数目标的误差估计存在突变现象。

表 4 各关联算法性能比较

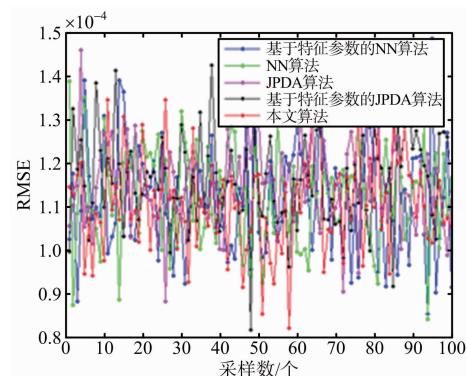
关联算法	目标跟踪 失败次数	目标关联 正确率/%	程序运行 时间/s
SGDA 算法	370	99.68	115.738
NN 算法	39 599	66.15	118.679
基于特征参数的 NN 算法	10 592	90.94	112.846
JPDA 算法	16 871	85.58	311.897
基于特征参数的 JPDA 算法	2 067	98.23	299.329



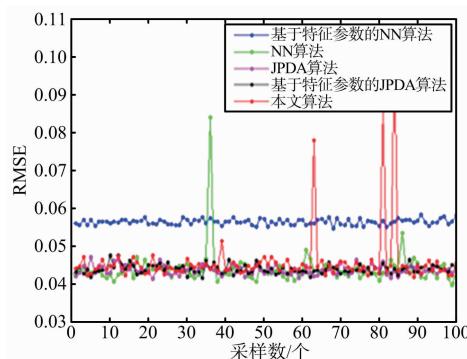
(a) 目标 1 的均方根误差比较



(b) 目标 2 的均方根误差比较



(c) 目标 3 的均方根误差比较



(d) 目标 4 的均方根误差比较

图 4 不同关联算法下的距离估计均方根误差

综上所述,SGDA 算法相较于其他算法,在降低计算复杂度,提高信息利用率的同时,提升了目标关联的精度,虽然均方根误差在雷达特征参数改变时容易发生突变,但算法综合性能得到了提升,可满足对近距离交叉目标、存在非共同观测目标和杂波密集环境下多目标的有效跟踪。

4 结束语

本文在传统的关联算法基础上,提出了一种基于特征参数辅助的滑窗式全局最优多源数据关联算法(SGDA)。算法以量测与目标的综合相似度替代可行联合事件概率的计算,更加充分地利用目标的量测信息,对关联模型进行全局最优求解,改善多目标在密集杂波环境下的重关联、误关联以及杂波干扰大的问题,同时针对特征参数带来的权重影响,采用滑窗处理技术对航迹进行错漏修正与维持。仿真验证了算法的有效性,算法适用于多源卫星电子在密集杂波环境下的关联跟踪,可确保目标跟踪的准确性与稳定性,具有实用意义。

参考文献:

- [1] LI X R, BAR-SHALOM Y. Tracking in Clutter with Nearest Neighbor Filters: Analysis and Performance [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(3):995-1010.
- [2] ZHANG Kaijie, LIN Haoshen, LIU Gang, et al. Improved Interacting Multiple Model-New Nearest Neighbor Data Association Algorithm [C]//2018 IEEE 4th International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), Wuhan, China: IEEE, 2019: 499-504.
- [3] VIVONE G, BRACA P. Joint Probabilistic Data Association Tracker for Extended Target Tracking Applied to X-Band Marine Radar Data [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(4):1007-1019.
- [4] 党阿琳,张德育,邵龙闯.基于 JPDA 算法在杂波环境多目标跟踪中的研究 [J].中国新通信,2019, 21(16):134.
- [5] ZHENG Le, ZHANG Yu, WANG Xiaodong, et al. Feature-Aided NN-JPDAF Algorithm for Multiple Target Tracking [C] // 2019 IEEE Radar Conference, Boston, MA, USA: IEEE, 2019:1-5.
- [6] RADOSAVLJEVIĆ Z. A Study of a Target Tracking Method Using Global Nearest Neighbor Algorithm [J]. Vojnotehnicki Glasnik, 2006,54(2):160-167.
- [7] SMITH J, PARTICKE F, HILLER M, et al. Systematic Analysis of the PMBM, PHD, JPDA and GNN Multi-Target Tracking Filters [C] // 2019 22th International Conference on Information Fusion, Ottawa, ON, Canada: IEEE, 2020:1-8.
- [8] 董凯,关欣,王海鹏,等.基于序贯修正灰关联度的全局最优航迹关联算法[J].电子与信息学报,2014,36(8):1939-1945.
- [9] 盛卫东,林两魁,安玮,等.基于全局最优的被动多传感器多目标轨迹关联算法[J].电子与信息学报,2010,32(7):1621-1625.
- [10] 赵峰.特征辅助的多目标数据关联算法研究[D].长沙:国防科学技术大学, 2010.
- [11] 汤亚波,徐守时.基于 D-S 证据理论的多源遥感图像目标数据联合关联算法[J].中国科学技术大学学报, 2006,36(5):466-471. (in Chinese)
- TANG Yabo, XU Shoushi. A United Target Data Association Algorithm Based on D-S Theory and Multiple Remote Sensing Images [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2006,36(5):466-471. (in Chinese)
- [12] SONG T L, LEE D G. A Probabilistic Nearest Neighbor Filter Algorithm for Validated Measurements [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(7) : 2797-2802.
- [13] 王杰贵,罗景青.多目标无源跟踪中的多特征模糊综合数据关联算法[J].航空学报,2004,25(2):172-175. WANG Jiegui, LUO Jingqing. Data Association Algorithm Based on Fuzzy Synthetic Evaluation of Multiple Features in Multi-Target Passive Tracking [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004,25(2): 172-175. (in Chinese)
- [14] MA Lu, ZHAN Ronghui, ZHANG Jun. Feature Aided Tracking Algorithm Based on Generalized Probability Data Association [C]// 2009 IET International Radar Conference, Guilin, China: IET, 2009:1-6.
- [15] 郭磊,唐斌,刘刚.基于辐射源信号特征信息的 JPDA 无源跟踪算法[J].电子科技大学学报,2007,36(1): 27-29.
- [16] 章飞,周杏鹏,陈小惠.基于幅值信息的联合概率数据关联粒子滤波算法[J].系统工程与电子技术,2011, 33(2):453-457.
- [17] KIM D, HWANG I. Dynamic Model-Based Feature Aided Data Association Filter in Target Tracking [J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2020, 14(2): 279-289.
- [18] 李爽爽,王志诚,肖金国,等.基于特征辅助的灰色航迹关联方法[J].太赫兹科学与电子信息学报,2018, 16(6):1022-1026.
- [19] 丁锋,黄建冲,颜坤玉.基于辐射源参数信息的无源数据关联问题研究[J].宇航学报,2013,34(5):721-727.
- [20] 钟雄庆.多源电子信息舰船目标关联技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2015.
- [21] 李文超.卫星电子信息目标关联技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2013.
- [22] 郭思.大规模全局优化问题的算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2019.

作者简介:



陈 姝 女,1996 年出生于湖北,硕士研究生,主要研究方向为多源电子信息融合。

E-mail:347989768@qq.com