

基于运动分组的空间密集群目标跟踪

张磊¹, 朱帅², 刘天宇², 王岳环²

(1. 北京测量通信研究所, 北京 100089;
2. 华中科技大学人工智能与自动化学院, 湖北武汉 430074)

摘要: 针对空间目标检测跟踪中可能存在大量伴飞干扰的问题, 提出了一种基于密集多目标运动分组的空间目标快速检测跟踪方法。首先, 在传感器分辨率允许的范围内, 通过稀疏光流提取目标群体内个体的运动信息, 然后利用母函数正则化来整合运动路径之间的相似性, 以“集体合并”的思路, 从密集随机运动中检测有序群集运动, 在空间上将群目标划分为若干个具有相似运动模式的稀疏群组, 并以稀疏群组间的拓扑关系构建图模型, 筛选出目标群中的疑似目标, 最后利用帧间相关性抑制虚警。仿真实验结果表明: 对于空间中不同群目标分布场景, 该方法具有良好的鲁棒性和实时性。

关键词: 群目标; 集体合并; 拓扑关系; 图模型

中图分类号: TP751 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA20200284

Tracking of dense group targets based on motion grouping

Zhang Lei¹, Zhu Shuai², Liu Tianyu², Wang Yuehuan²

(1. Beijing Institute of Surveying and Communication, Beijing 100089, China;
2. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: To cope with the problem of numerous accompanied interference in the field of target detection and tracking in space, a fast detection and tracking method for targets in space based on dense multi-target motion grouping was proposed. Firstly, within the range allowed by the sensor resolution, the sparse optical flow was adopted to extract the motion information of the individual in the group, and then the generating function regularization was used to integrate the similarity between the motion paths. With the idea of “collective merging”, collective motions were detected from dense random motion, so that the group targets can be divided into several sparse groups with similar motion patterns in space. Finally, a graph model based on the topological relationship among sparse groups was constructed to filter out potential targets for which the false alarm was suppressed by inter-frame correlation. Simulation and experiment results show that the proposed method has good robustness and real-time performance for different group targets distribution in space.

Key words: group targets; collective merging; topological relationship; graph model

收稿日期: 2020-07-14; 修订日期: 2020-08-20

作者简介: 张磊 (1982-), 女, 助理研究员, 硕士, 主要从事航天光学遥感和信息处理方面的研究工作。Email: rosa1982@163.com

0 引言

群目标是指在满足给定的目标间距约束条件下,在足够长的时间内目标保持空间位置相对固定的多目标集合。近年来,群目标跟踪技术在中段反导,抵抗红外诱饵等领域发挥着重要作用。与此同时,群目标跟踪也往往伴随着包含真假多目标的复杂光电对抗环境,比如弹道导弹在飞行中段经常会投放干扰箔条和模拟弹头的假目标,或将末级火箭炸成碎片形成干扰碎片云,从而形成了一个扩散范围可达几千千米的目标群。因此,群目标跟踪面临着目标群数量规模大,分布密集,形态特征相似,交叉重叠等难点,这也对跟踪识别提出了更高的要求。

目前,国内外已有众多较为成熟的对目标群跟踪方案,根据研究对象差异,可划分多目标跟踪与群目标跟踪两类方法。多目标跟踪方法以目标个体为研究对象,旨在解决量测与航迹关联不确定性问题,其中主要方法有全局最近邻法(GNN, Global Nearest Neighbor)^[1]、联合概率数据关联法(JPDA, Joint Probabilistic Data Association)^[2]、多假设跟踪法(MHT, Multiple Hypothesis Tracking)^[3]等。然而对于已损失大量特征信息的空间密集目标群而言,传感器获得的量测与目标不再是简单的对应关系,若继续使用关联类多目标跟踪方法,易产生大量错误和冗余的关联假设,维持由这些关联假设产生的轨迹会过度占用系统资源,即使产生了有效轨迹,对目标个体估计精度往往也很低。

群目标跟踪方法旨在研究群结构和演化特性,在一定程度上保留群成员信息,群模型建立在群成员之上,国内外主要成熟方案有鸟群(Flock)模型^[4]、虚拟追踪(virtual leader-follower)模型^[5]和进化图/网络(evolution graph/network)模型^[6]等,这些方法多用于群成员数量少,且成员之间关联弱的场景,对于系统稳定性具有重要意义。但是此类方法当目标群分裂数量增大时,计算量将急剧增加,难以满足实时需求,群模型也无法适应群的分离、再生与合并所带来的整体变化。

基于上述研究背景,文中从群组相干性^[7-11]出发,提出一种将密集群目标跟踪转化为稀疏群组跟踪的新思路,通过运动路径合并,快速对稠密目标进行分组,并以分组结果构建图模型得到群集拓扑结构,最后利用帧间信息有效筛选出疑似目标,实现满足实时性要求的密集群目标跟踪。文中提出算法的流程框架如图 1 所示。

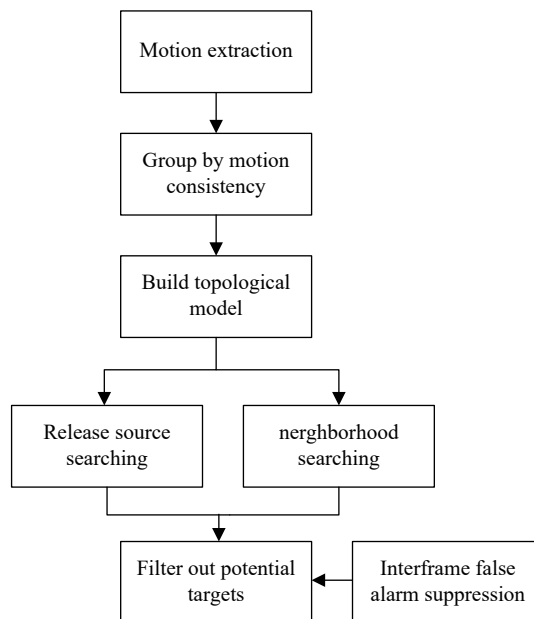


图 1 算法流程框架图

Fig.1 Flowchart of the proposed algorithm

1 密集群目标跟踪

在真假多目标场景中,密集群目标常具有目标数目众多,以真实目标为起始源,伴飞干扰物具有一定整体运动规律的特点。由于传感器分辨率与资源有限,不可能对群中每一个目标从形体特征上进行一一分辨。在跟踪密集群目标时,对群目标成员进行一一跟踪困难且无必要,群目标中真正有跟踪意义的目标只有一个或几个,并且从传感器资源分配的角度上考虑,希望能对真实目标可能性高的个体进行重点跟踪,对于可能性小或者没有可能性的个体降低跟踪等级或者不跟踪。为了降低复杂度并有效提取疑似目标信息,该方法旨在通过运动集群合并来进行稀疏化处理,并分析稀疏群组的拓扑关系来快速筛选可能性高的疑似目标。其分组过程示意图如图 2 所示。

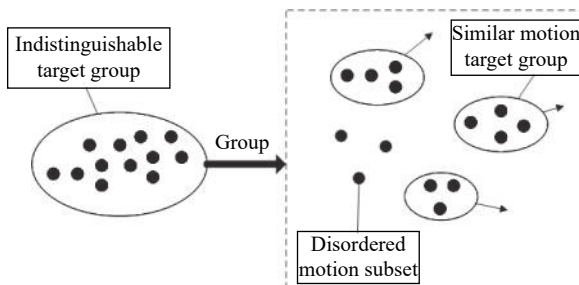


图 2 密集群目标分组稀疏化示意图

Fig.2 Dividing dense target into sparse groups

1.1 运动信息提取

为了将密集群目标划分为若干个子集,需要获取群内个体的运动速度和方向。在空间群目标场景中释放的干扰物相对速度较小,释放后长时间处于相互邻近状态,因此,该方法采用 LK 光流法提取所有个体的稀疏光流,并以光流作为个体的运动矢量。LK 光流法是一种基于梯度的局部参数化光流估计方法,该算法假定在一个空间尺寸的邻域 E 中光流矢量是恒定的,然后使用加权最小二乘法估计光流。它计算两帧在时间 t 到 $t + \delta t$ 之间每个像素点位置的移动。LK 算法基于以下三个假设: (1) 亮度恒定; (2) 时间连续或者是运动是“小运动”; (3) 空间一致,临近点有相似运动,保持相邻。图像约束方程可以写为:

$$F(x, y, t) = F(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (1)$$

式中: $F(x, y, t)$ 为图像 F 在时刻 t 坐标 (x, y) 的像素灰度值,根据小运动假设,将公式 (1) 右侧用泰勒级数展开。

$$F(x + dx, y + dy, t + dt) = F(x, y, t) + \frac{\partial F}{\partial x} dx + \frac{\partial F}{\partial y} dy + \frac{\partial F}{\partial t} dt \quad (2)$$

公式 (2) 可以化为:

$$F_x V_x + F_y V_y = -F_t \quad (3)$$

式中: F_x, F_y, F_t 为图像像素点灰度沿 x, y, t 方向偏导; V_x, V_y 为所求光流矢量。现在有两个未知数,只有一个方程,因此,用到第三个假设:即空间一致性假设, LK 算法是利用 3×3 窗口内的 9 个像素点建立 9 个方程。简写为下面的形式:

$$\begin{bmatrix} F_{x1} & F_{y1} \\ F_{x2} & F_{y2} \\ \vdots & \vdots \\ F_{x9} & F_{y9} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -F_{t1} \\ -F_{t2} \\ -F_{t3} \\ \vdots \\ -F_{t9} \end{bmatrix} \quad (4)$$

采用最小二乘法求解公式 (4) 得到:

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum F_{xi}^2 & \sum F_{xi}F_{yi} \\ \sum F_{xi}F_{yi} & \sum F_{yi}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum F_{xi}F_{ti} \\ -\sum F_{yi}F_{ti} \end{bmatrix} \quad (5)$$

通过累加邻域像素点在三个维度的偏导数并做矩阵运算,即可算出该点的光流 (V_x, V_y) 。

1.2 运动一致性合并

获得群目标中每个个体的运动速度和方向后,可

以计算出个体在邻域内的运动相似度。设个体 i 是个体 j 的 K 近邻邻域内个体,其速度矢量分别为 V_i 和 V_j ,定义运动相似度为:

$$\varphi(i, j) = \frac{V_i \cdot V_j}{|V_i| |V_j|} \quad (6)$$

群集运动中个体与邻域个体保持着局部交互,并且在拓扑距离上维持着相对固定的邻近目标数量和相似的运动方向。运动相似度描述了个体在一定邻域内的运动一致性,但是这种成对相似性当两个个体不在邻域内将不再可靠,如图 3 所示。

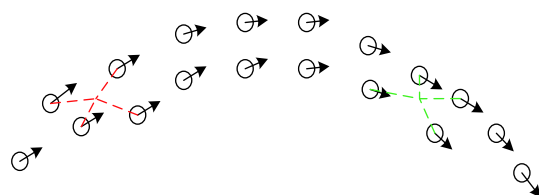


图 3 群集运动中的非邻域个体示意图

Fig.3 Non-neighbor individuals in cluster motion

图 3 展现了群集运动在空间上连贯的结构,即路径。在群集系统中,路径表达着组成个体之间的方向传递以及与图关联的结构连通性。由于群集系统中的个体仅协同其邻域中的运动,因此,即使处于同一路径(例如,红色个体和绿色个体,彩色虚线表示邻域),距离较远的个体也可能具有较低的速度相关性。为了准确估计相似性,笔者基于一种重要的拓扑结构:路径,引入更好表征个体间的运动一致性的相似性度量。

设 W 为群集 C 所对应图结构的邻接矩阵,个体 $p_i \in C, i = 0, 1, \dots, N-1$ 为对应图结构的节点, N 为群集 C 个体总数,边 $\varphi(i, j)$ 为个体 i 与个体 j 在邻域内的速度相关性。定义路径:

$$R(i, j) = \{p_0 \rightarrow p_1 \rightarrow \dots \rightarrow p_l\}, (p_0 = i, p_l = j) \quad (7)$$

公式 (7) 表达了个体 i 与个体 j 之间经过一系列节点 p_0, p_1, \dots, p_l 的完整路径,根据该定义计算路径相似性为

$$v(i, j) = \prod_{k=0}^l \varphi(p_k, p_{k+1}) \quad (8)$$

由于个体 i 与个体 j 之间长度 l 的路径不止一条,设 $P(i, j)$ 为个体 i 与个体 j 之间长度 l 的所有路径集合,则定义 l 路径相似度为:

$$v_l(i, j) = \sum_{R(i, j) \in P(i, j)} v(i, j) \quad (9)$$

由于 $v_l(i, j)$ 描述的是个体 i 与个体 j 在长度 l 规模上的路径相似性, 对于单个个体来说, 定义个体 i 在长度为 l 的路径上其聚集度为:

$$\phi_l(i) = \sum_{j \in C} v_l(i, j) = \sum_{j=0}^{j=N} W^l(i, j) \quad (10)$$

为了将聚集度 ϕ_l 扩展并进一步描述个体在所有路径上的聚集度, 我们需要在所有路径规模上合并聚集度作为个体在群集中的聚集度, 即合并 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_l, \dots, \phi_\infty\}$ 。

1.3 聚集度正则化

合并聚集度最直观的方法是对所有路径的 ϕ_l 进行求和。由于 ϕ_l 与路径长度 l 呈指数关系, 如图 4 所示, ϕ_l 对应的无穷级数发散, 不能简单地相加来合并不同路径规模的个体聚集度, 为此引入母函数进行正则化。

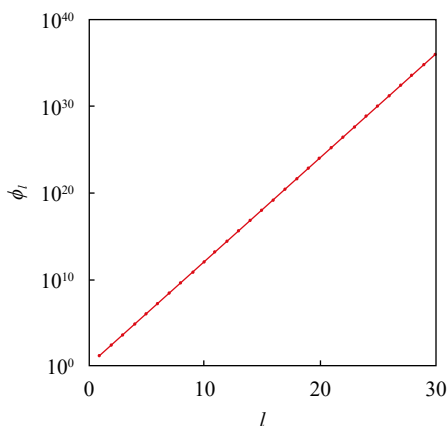


图 4 ϕ_l 与路径长度规模 l 关系图

Fig.4 Relationship between ϕ_l and l

母函数的思想是把离散数列间的相互结合关系对应成为幂级数间的运算关系, 从而赋予一个发散的序列有意义的值。构造母函数的方法有很多种, 在这里定义路径序列的母函数为:

$$\omega_{ij} = \sum_{l=1}^{\infty} z^l v_l(i, j) \quad (11)$$

式中: z 为实数正则化因子; z^l 为长度规模 l 的聚集度权重, 可以抵消 ϕ_l 随路径长度规模 l 指数递增的影响, 聚集度合并后的 ω_{ij} 表示着节点 i, j 之间在所有路径上的相关性。设 ω_{ij} 为聚集度矩阵 Z 的 i 行 j 列元素; I 为单

矩阵, 则其对应的聚集度矩阵 Z 为:

$$Z = (I - zW)^{-1} - I \quad (12)$$

正则化因子 z 需要满足以下几个条件: (1) 路径序列对应无穷级数能够收敛; (2) 对应不同规模的路径对应的权重; (3) 对于不同近邻的节点具有不同的分辨力, 控制节点间的连通性灵敏度。为此, 定义正则化因子为:

$$z = \frac{\mu K}{N\rho(W)} \quad (13)$$

式中: $\rho(W)$ 为邻接矩阵 W 的谱半径; μ 为灵敏度因子, 其值越大节点间的连通性越低, 分组群组数越多, 其值越小节点间的连通性越高, 分组群组数越少。

1.4 图模型构建与筛选

为了有效获得群集中可能性高的疑似目标, 需要搜索起始源及邻域的所有个体。首先以个体聚集度对应聚集度矩阵 Z 构建连通图, 设连通图对应的邻接矩阵为 G , 则有:

$$G(i, j) = \begin{cases} 1 & Z(i, j) > \theta_l \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

θ_l 为连通阈值, 节点间路径相关性大于该阈值则节点连通, 邻接矩阵对应元素置 1, 反之置 0。根据图模型的连通结构, 可以采用聚类方法获得每个节点所属群组, 对所有个体进行分组, 并获得每组目标的群运动方向。由于连通图并不包含节点之间的位置信息和速度信息, 无法确定不同稀疏子集的相互关系, 因此我们需要将连通图转化为有向图。其有向图对应的邻接矩阵 D 为:

$$D(i, j) = \begin{cases} 1 & Z(i, j) = 1 \vee Cr(i, j) > \theta_a \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

式中: θ_a 为相关性阈值; $Cr(i, j)$ 为节点 i 与节点 j 之间速度方向与位置方向的相关性, 若大于相关性阈值 θ_a , 则节点 i 到节点 j 方向上单向相关。设节点 i 与节点 j 之间的位移矢量为 $P(i, j)$, 则相关性定义为:

$$Cr(i, j) = \frac{V_i \cdot P(i, j)}{|V_i| |P(i, j)|} \quad (16)$$

根据目标群对应的有向图, 可以回溯得到稀疏子集的端点集合 $\varphi_a = \{d_1, d_2, \dots, d_k\}$, 其端点满足条件

$$In(d_i) = 0 \vee Out(d_i) > 0, i = 1, \dots, k \quad (17)$$

式中: $In(d_i), Out(d_i)$ 分别为图节点 d_i 的入度和出度, 端点集合包含了每个稀疏子集的起点, 描述了起始源的

所有可能位置。设已划分的稀疏子集中孤立点集合 $\varphi_s = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$, 其邻域孤立目标集合 $\varphi_u = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 满足

$$u_i = \begin{cases} s_i & \sum_{j=1}^k dis(s_i, d_j) < \theta_d \\ \emptyset & else \end{cases} \quad (18)$$

式中: dis 为节点间距离; θ_d 为距离阈值, 邻域孤立目标集合描述了独立于有序运动群集之外并靠近起始源的孤立目标集合。结合邻域孤立目标集合与稀疏子集端点集合, 可以得到当前帧的疑似目标集合 $\varphi_n = \{\varphi_d, \varphi_u\}$ 。

1.5 帧间虚警抑制

通过图模型的筛选过程由于只用到该帧的拓扑结构信息, 缺少帧间信息的传递, 准确度易受到多种因素影响, 如个体的运动信息提取不准确, 运动方向的漂移, 相对位置的变化, 都有可能对群集对应拓扑结构产生较大变化, 使提取的结果发生突变, 虚警率增高。

基于运动的连续性, 即相邻帧个体运动位移较小, 运动方向近似相同, 笔者采用保留历史信息的方式进行帧间虚警抑制。首先计算对偶抑制矩阵:

$$\begin{aligned} Z_{c1} &= \alpha Z_t + (1 - \alpha) Z_{t-1} \\ Z_{c2} &= \alpha Z_{t-1} + (1 - \alpha) Z_t \end{aligned} \quad (19)$$

式中: Z_t 与 Z_{t-1} 为当前帧与上一帧聚集度矩阵; α 为更新率, 表示着抑制矩阵中当前帧结果所占权重。利用对偶抑制矩阵进行 1.4 节图模型构建与筛选, 获得抑制集合 $\varphi_{c1}, \varphi_{c2}$, 则最终的疑似目标集合为:

$$\varphi_{fin} = \varphi_{c1} \cap \varphi_{c2} \quad (20)$$

利用帧间虚警抑制可以均衡相邻两帧的结果, 通过采用对偶抑制矩阵保留历史信息来检测相邻帧中稳定运动的群集信息, 防止如相机抖动造成图模型结构突变引发的虚警率剧增, 对于跟踪准确性和系统的稳定性具有重要意义。

2 仿真实验

2.1 仿真数据与参数选择

通过相关工业部门提供的真实数据, 分析了真实数据中的目标特性, 根据得到的特性生成该仿真数据集, 该数据集经过真实数据的混合校验, 具有一定的代表性。生成数据集基于真假多目标场景的特点, 遵

循以真实目标为起始源以多批次伴飞干扰物为集群的群运动规律。在已标注真实目标的仿真数据中, 包含空间中不同群目标分布的多组场景, 并且所有场景具有伴飞干扰物从聚集到散开的完整过程。

该方法计算分组主要有 3 个参数, 近邻数 K , 灵敏度因子 μ , 更新率 α 。近邻数 K 影响邻域的相似性度量, K 过大会使邻域估计精确度下降, K 过小容易对噪声敏感, 该实验选取近邻数 $K = 10$ 。灵敏度因子 μ 控制着分组的灵敏度, 其值过高容易造成分组过分割, 过低分组失去区分度, 该实验选取灵敏度因子 $\mu = 0.6$, 并绘制 ϕ_l 与路径长度规模 l 的关系图如图 5 所示, 引入 μ 控制的正则化因子后个体聚集度可以在所有尺度规模的路径上收敛。

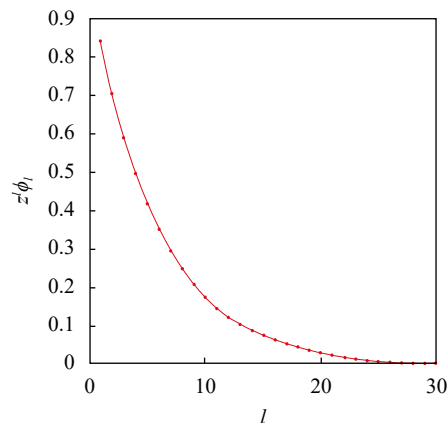


图 5 引入正则化因子后 ϕ_l 与路径长度规模 l 关系图

Fig.5 Relationship between ϕ_l and l with regularization factor

更新率 α 控制着当前帧信息保留量, 综合历史信息抑制虚警, 经验上一般选择在 0.20~0.45, 该实验设定更新率 $\alpha = 0.25$ 。其他参数选择上, 设置连通阈值 $\theta_l = 0.05$, 相关性阈值 $\theta_a = 0.65$, 距离阈值 $\theta_d = 20$ 。

2.2 实验结果

(1) 图 6 为干扰物聚集和散开时期的群目标分布以及提取的稀疏光流。在干扰物聚集时期, 目标混杂在一起, 目标群呈现以真实目标为中心的密集分布, 各目标运动相对紊乱; 在干扰物散开时期, 目标逐渐分离, 分布相对稀疏, 群集间隔增大, 目标群运动逐渐有序。

(2) 表 1 为提取运动信息后, 对目标群进行运动模式分组的部分聚集度矩阵, 图 7 为通过聚集度矩阵进行分类后得到的分组结果。黄色十字代表未被分

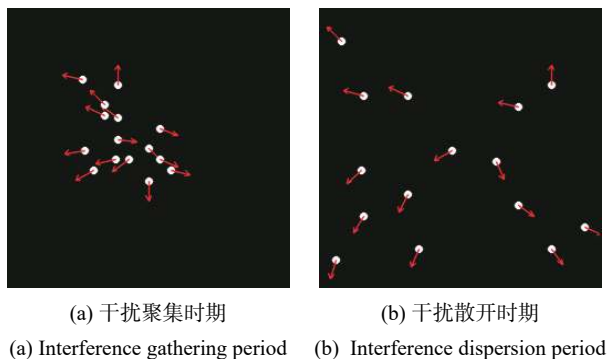


图 6 群目标分布和提取的稀疏光流

Fig.6 Distribution of group target and extracted optical flow

表 1 聚集度矩阵结果

Tab.1 Result of collectiveness matrix

Node	1	2	3	4	...	15
1	0.004	0.026	0.039	-0.27	...	-0.06
2	0.024	0.012	0.057	0.087	...	-0.05
3	0.036	0.058	0.011	0.004	...	-0.03
4	-0.01	0.090	0.004	-0.03	...	-0.05
...
15	-0.03	-0.06	-0.08	-0.03	...	0.011

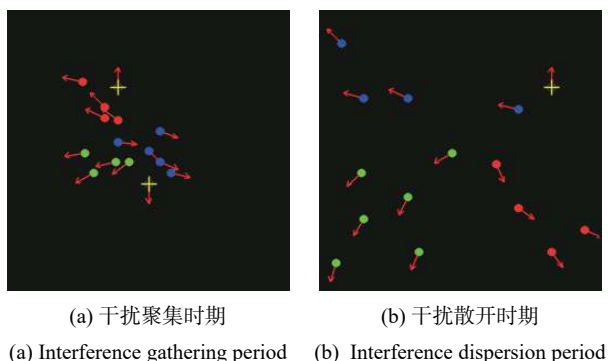


图 7 目标群根据运动模式分组图

Fig.7 Divided group result according to motion patten

类进任何群集的孤立点,其他颜色点表示分组的不同集群,被归类为相同集群的个体采用相同的颜色标识。由于采用 K 近邻作为拓扑结构距离度量,对于干扰物聚集和散开两种分布模式均具有较好的分组结果。

(3) 表 2 为利用分组后的目标群构建的部分有向图邻接矩阵,未连通用 0 表示,连通用 1 表示,图 8 为邻接矩阵对应的有向图模型。图节点用黑色圆点表示,不同颜色的边表示目标群分组产生的不同的稀疏子集。边的箭头显示了每个稀疏子集内部的有向

表 2 有向图邻接矩阵结果

Tab.2 Result of adjacency matrix for directed graph

Node	1	2	3	4	...	15
1	0	0	0	0	...	0
2	0	0	1	0	...	0
3	0	0	0	0	...	0
4	0	1	0	0	...	0
...
15	0	0	0	0	...	0

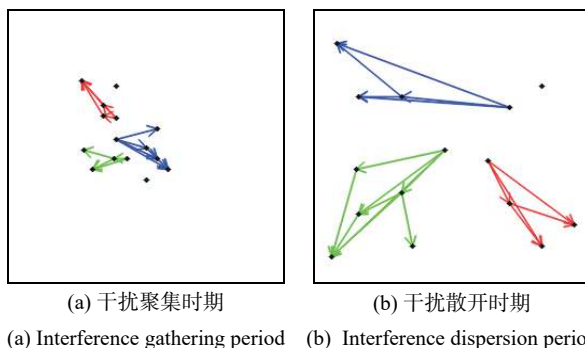


图 8 目标群有向图模型

Fig.8 Directed graph model for target group

连通结构。未有连接的黑点为孤立节点。该拓扑结构清晰地展现群组内部的运动关系和路径结构,同时也描述了目标群组间的相对分布关系。

(4) 图 9 为通过对有向图结构进行拓扑分析,获得的最终疑似目标结果。疑似目标采用粉色框标记,真实目标采用蓝色虚线框标记。在 $N = 15$ 的仿真数据集上,干扰聚集和散开时期均能提取 3 个疑似目标,对于完整目标群规模而言具有小占比,并且提取的疑似目标中包含真实目标,因此,该方法针对密集群目标场景具有一定的有效性和准确性。图 10 为

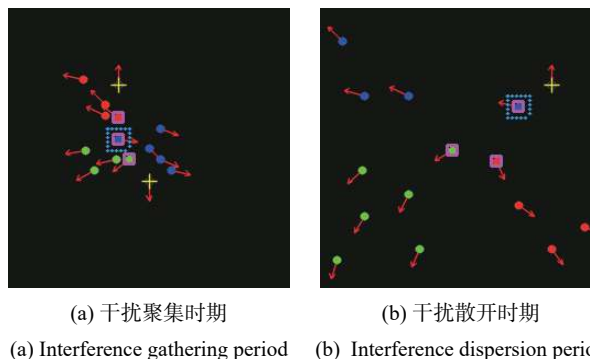


图 9 目标群疑似目标标记

Fig.9 Result of marked potential target in target group

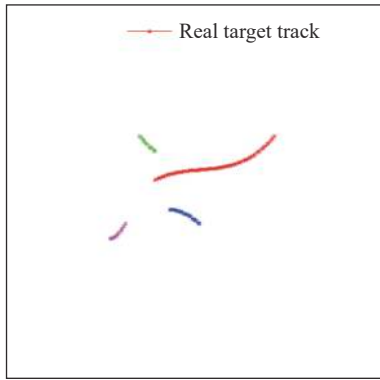


图 10 疑似目标运动轨迹

Fig.10 Track of potential target in target group

图 9 完整序列上疑似目标的跟踪轨迹,其中红色轨迹为真实目标轨迹。

(5) 对于跟踪成功判决条件分为两项,跟踪成功条件 1: $card(\varphi_n)/N < 0.4$, 其中 $card$ 表示集合元素数;跟踪成功条件 2: $n_t \in \varphi_n$, 其中 n_t 表示真实目标,只有同

时满足两个条件,即只有筛选出少量的疑似目标并且疑似目标中包含真实目标才记为跟踪成功,否则记为跟踪失败。在不同群目标分布的多组仿真数据上进行实验,表 3~6 为其中 5 组实验结果,总帧数为 65 帧,其未采用帧间虚警抑制和采用帧间虚警抑制的结果分别如表 3 和表 4 所示,采用帧间虚警抑制时部分对偶抑制矩阵如表 5 和表 6 所示。

从表 1 可以看出,对于跟踪失败主要来自于条件 1 未满足,发生时集中在干扰初始聚集时期,此时各目标聚集较近且运动较为混杂,分组易造成过分割导致群组过多,使得筛选的疑似目标多于条件 1 阈值,虚警率较高。条件 2 未满足主要发生在干扰散开后,此时各目标距离较远,有向图构建易产生偏差。在伴飞干扰物逐渐扩散开中,群集运动逐渐成型,此时跟踪具有较高的成功率。

从表 2 可以看出,采用帧间虚警抑制后,跟踪成

表 3 未采用帧间虚警抑制跟踪结果

Tab.3 Tracking result without interframe suppression false alarm

Data	Frame that does not meet condition 1	Frame that does not meet condition 2	Accuracy
12	1,4,6,8,12,14,177,9,12,16,20,23,27	57,61,6255,59,60,61	0.8460.831
3	4,8,12,13,16,17,18	52,59,60	0.846
4	5,9,18,22,31	31,40,45,55	0.861
5	9,10,11,20,20,26	44,49,63	0.877

表 4 采用帧间虚警抑制跟踪结果

Tab.4 Tracking result with interframe suppression false alarm

Data	Frame that does not meet condition 1	Frame that does not meet condition 2	Accuracy
12	1,4,6,8,147,9,12,16,23	61,6259,60,61	0.8920.877
3	12,13,16,17,18	59,60	0.892
4	5,31	31, 45,55	0.923
5	9,10,11	36,49,63	0.907

表 5 对偶抑制矩阵 Z_{c1}

Tab.5 Dual suppression matrix Z_{c1}

Node	1	2	3	4	...	15
1	0.002	0.039	0.049	-0.01	...	-0.05
2	0.036	0.010	0.057	0.022	...	-0.05
3	0.044	0.052	0.010	0.002	...	-0.02
4	-0.01	0.020	0.004	-0.02	...	-0.04
...
15	-0.03	-0.03	-0.06	-0.03	...	0.013

表 6 对偶抑制矩阵 Z_{c2}

Tab.6 Dual suppression matrix Z_{c2}

Node	1	2	3	4	...	15
1	0.004	0.052	0.049	-0.02	...	-0.06
2	0.050	0.012	0.057	0.033	...	-0.07
3	0.046	0.058	0.016	0.002	...	-0.03
4	-0.01	0.030	0.004	-0.03	...	-0.05
...
15	-0.03	-0.04	-0.07	-0.04	...	0.019

功率有了明显的提升,平均达到约 90% 成功率。跟踪准确性的提升主要来自于抑制了前向序列能稳定跟踪的突变帧,这种突变帧伴随着虚警率急剧增高,并且在连续若干帧内无失败帧的出现。因此,帧间虚警抑制可以保留稳定的群集运动信息,当突变出现时可以根据历史信息对错误结果进行校正,提升跟踪性能。

(6) 定义分组准确率 $Ac = \sum cmp(T_i, L_i)/N$, cmp 为比较函数,相等为 1, 否则为 0。 T_i, L_i 分别为分组类别和标签类别, 图 10 为该算法与其他常见群目标跟踪方法 (Coherent Filtering^[12], Collective Transition^[13]) 在不同群目标分布仿真数据下的分组性能对比, 图 11 为上述算法在不同个体数下的时间开销, 实验平台为 Intel i5-8265u CPU, 8 Gb RAM。

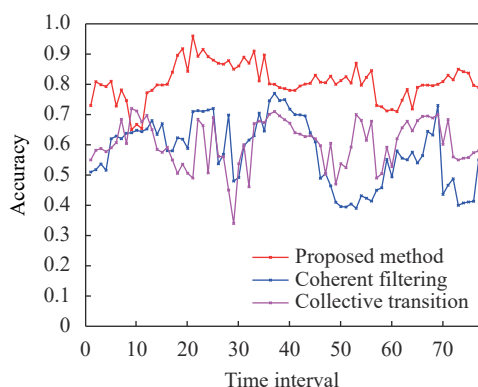


图 11 分组性能对比

Fig.11 Grouping performance comparison

从图 11 可以看出, 与其他群目标方法相比, 该算法具有更高的分组准确性, 在时间序列上维持着相对稳定的正确率, 波动幅度较小。从图 12 可以看出, 在

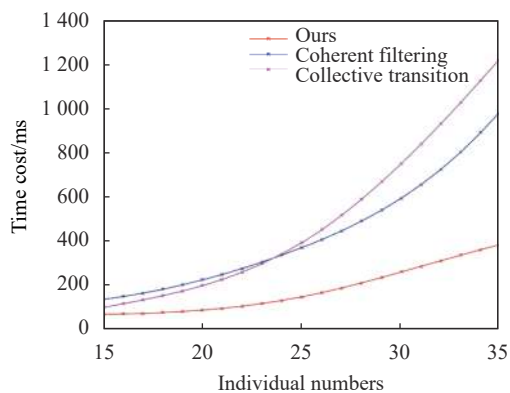


图 12 实时性能对比

Fig.12 Real-time performance comparison

实时性能上, 随着节点数增多, 对应图模型逐渐增大, 时间复杂度近似线性增加, 与其他方法相比, 在多节点的情况下, 时间开销仍然控制在较小的范围内, 具有良好的实时性。

3 结 论

该研究以真假多目标为背景设计了一种基于运动分组的空间密集群目标检测跟踪方法。该方法通过运动相似路径整合, 快速对目标群进行分组, 进一步构建图模型进行拓扑分析, 从空间密集目标群中筛选出包含真实目标的疑似目标, 并对结果加以虚警抑制提升跟踪性能。仿真实验结果表明, 文中方法对于群目标分布稠密和稀疏等不同情况均具有一定的准确性, 在帧间虚警抑制后准确性得以进一步提高, 可以适应干扰物伴飞的不同场景, 在群目标数量较多的情况下也具有较好的实时性。因此, 该方法在适应复杂密集群目标场景的基础上, 避免所有个体进行关联的时间开销和空间开销, 对于群目标跟踪算法降低时间复杂度和空间复杂度具有重要的学术意义和应用价值。

参考文献:

- [1] Konstantinova P, Udvarov A, Semerdjiev T. A study of a target tracking algorithm using global nearest neighbor approach[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Systems and Technologies, 2003.
- [2] Ekman M, Sviestins E, Sjoberg L. Particle filters for tracking closely spaced targets[C]//IEEE International Conference on Information Fusion, 2007: 1-8.
- [3] Koch W. Experimental results on Bayesian MHT for maneuvering closely-spaced objects in a densely cluttered environment[C]// Radar 97, 1997: 729-733.
- [4] Cucker F, Smale S. Emergent behavior in flocks [J]. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 2007, 52(5): 852-862.
- [5] Swain A, Clark D. The single-group PHD filter: an analytic solution[C]//Information Fusion (FUSION), 2011 Proceedings of the 14th International Conference on. IEEE, 2011: 1-8.
- [6] Gning A, Mihaylova L, Maskell S, et al. Group object structure and state estimation with evolving networks and Monte Carlo methods [J]. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 2011, 59(4): 1383-1396.
- [7] Aroor A, Epstein S, Korpan R. Mengeros: A crowd simulation

- tool for autonomous robot navigation[C]//Proc AAAI Fall Symp, 2017: 123–125.
- [8] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2020.
- [9] Wang Q, Chen M, Nie F, et al. Detecting coherent groups in crowd scenes by multiview clustering [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2020, 42(1): 46-58.
- [10] Zhang Y, Qin L, Ji R, et al. Exploring coherent motion patterns via structured trajectory learning for crowd mood modeling [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(3): 635-648.
- [11] Nie F, Wang X, Jordan M, et al. The constrained laplacian rank algorithm for graph-based clustering[C]//AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016: 1969–1976.
- [12] Zhou B, Tang X, Wang X. Coherent filtering: Detecting coherent motions from crowd clutters[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012: 857-871.
- [13] Shao J, Change Loy C, Wang X. Scene-independent group profiling in crowd[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 2219-2226.