

# 基于局部特征的无人机集群目标检测跟踪方法<sup>\*</sup>

赵 瑜<sup>1,2</sup> 孙宏海<sup>1</sup> 高 文<sup>1</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033; 2. 中国科学院大学 北京 100049)

**摘要:** 无人机集群协同工作成为当下无人机技术的发展趋势, 为了实现对天空中无人机集群目标进行检测和跟踪, 提出了一种基于局部特征的无人机集群目标的检测跟踪方法。首先, 根据目标在图像中的局部特征, 利用改进的多级梯度检测方法, 筛选出候选目标点, 在候选目标点上进行局部对比度检测得到目标区域, 再通过连通域检测得到无人机集群目标在图像中的位置; 然后, 综合考虑空间距离和目标区域框交并比等因素, 结合卡尔曼滤波器和匈牙利算法, 实现检测目标与目标轨迹之间的数据关联; 最后, 利用轨迹建立、轨迹保持和轨迹删除的策略管理无人机目标的运动轨迹。实验仿真结果表明, 该方法能对复杂天空背景中的无人机集群目标进行检测, 准确率可达 97%, 并在出现虚警、漏检和目标交叠的情况时也能有效跟踪。

**关键词:** 局部特征检测; 无人机集群; 轨迹匹配; 多目标跟踪

**中图分类号:** TP391.4   **文献标识码:** A   **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Detecting and tracking method of UAV swarm based on local features

Zhao Yu<sup>1,2</sup> Sun Honghai<sup>1</sup> Gao Wen<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Collaborative work of UAV swarm has become the popular trend in UAV technology filed. In order to detect and track UAV swarm in the sky, a detecting and tracking method of UAV swarm based on Local features are proposed. First, according to the Local feature of the targets in the image, the candidate target points are screened by an improved multistage gradient detection method, and local contrast detection is carried out on the candidate target points to get the target region. Then, use connected component analysis to get the location of the UAV swarm in the image. Further, considering the spatial distance and the intersection over union of the targets, combining Kalman filter and Hungarian algorithm to realize the association of the data between the detection targets and the trajectories. Finally, use the strategy of trajectory to manage the establishment, retention and deletion of the trajectories of UAV swarm. Results of experimental simulation show that the proposed method can detect UAV swarm in the complex sky background with an accuracy of 97%, and it can also track UAV swarm effectively when there are false alarms, missed detections and targets overlapping.

**Keywords:** local feature; UAV swarm; trajectory matching; multi-target tracking

### 0 引言

近年来, 无人机技术发展迅速, 在航拍、农业、电力巡航领域得到大量的应用, 但单无人机由于载重小、功能单一, 逐渐满足不了应用需求, 无人机技术向着集群协同方向发展, 无人机集群具备网络化沟通、自适应协同、成本

低、效率高等特点, 其应用场景也逐渐丰富起来<sup>[1]</sup>。但技术的发展存在两面性, 无人机也越来越多地被用于从事非法活动, 如走私毒品、进入军事禁地政府机关区域抵近侦察, 还能携带炸药用于军事行动甚至恐怖袭击, 对空域安全造成严重威胁<sup>[2-4]</sup>。因此, 对无人机集群目标进行跟踪成为一个重要的研究方向。

收稿日期: 2023-02-16

<sup>\*</sup> 基金项目: 吉林省科技发展计划重点研发项目(2022021146GX)资助

无人机属于空中小目标,天空背景变化缓慢,像素间的相关度高,无人机这类小目标被视作破坏这种相关性的高频信号,所以常采用抑制背景来凸显小目标的方法,比如利用滤波的方法,过滤低频信号,保留目标的高频信号。Kang等<sup>[5]</sup>通过形态学 Top-Hat 算子进行滤波,可以有效抑制背景的杂波和噪声,并采用分块自适应阈值对单帧图像中的小目标进行检测。但对于不同种类的目标需要选择合适的结构元素尺寸,所以存在一定的局限性。Wang等<sup>[6]</sup>通过计算信息熵来对形态学滤波结果进行分割,综合考虑了像素点灰度和其领域特征等空间信息,有更好的精度和鲁棒性。Chen等<sup>[7]</sup>提出一种局部对比度(local contrast method, LCM)的度量方法,获取输入图像的局部对比度图,再利用自适应阈值分割目标。局部对比度是度量当前位置与其领域之间的不相似性,这样可以同时实现目标信号的增强和背景杂波的抑制,显著调高图像的信噪比。该方法在多个不同尺度下进行检测,虽然提高了信噪比,但极大的增加了检测所需的时间。

本文充分利用无人机目标在图像局部对比度特征的基础上,加入方向梯度特征用于目标快速筛选,采用先检测后跟踪的框架,提出一种基于局部特征的无人机集群检测跟踪方法。首先利用方向梯度特征,对图像快速筛选出候选目标,然后通过 LCM 算法对候选目标检测获取最终的无人机目标,最后结合卡尔曼滤波器和匈牙利算法,利用目标交并比(intersection over union, IoU)和空间距离作为判据进行轨迹匹配,实现目标跟踪。

## 1 基于局部特征的目标检测方法

### 1.1 多级方向梯度检测

在天空背景下的无人机集群图像中,背景占图像的绝大部分,且灰度分布较为稳定,当无人机目标出现在背景中时,无人机成像像素灰度值呈现出局部极小值<sup>[8]</sup>,目标成像区域像素点与周围背景像素点之间的灰度值呈现明显的梯度关系<sup>[9]</sup>,如图1所示。

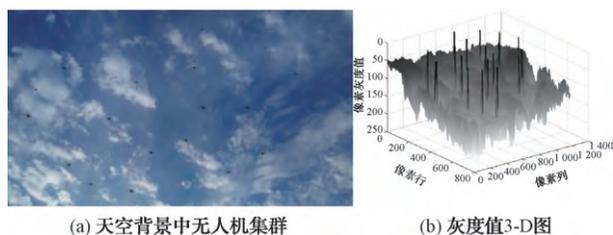


图1 无人机集群图像

分析目标像素点在局部各个方向的梯度特征。如果各个方向都具有较大的梯度,则该处为局部极小值,可能为目标区域<sup>[10]</sup>。根据梯度特性,对图像中的像素点都做局部梯度处理,可以提取出可能存在目标的区域。

以图像中 $(x, y)$ 坐标处像素点为中心点,选取如图2所示的8个方向梯度向量。

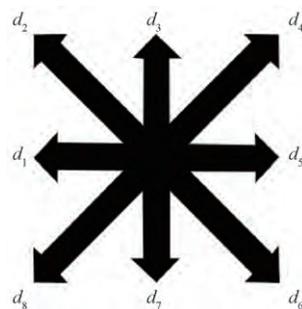


图2 8方向梯度计算示意图

定义8个方向梯度为:

$$\begin{aligned} d_1 &= f(x, y) - f(x - l, y) \\ d_2 &= f(x, y) - f(x - l, y + l) \\ d_3 &= f(x, y) - f(x, y + l) \\ d_4 &= f(x, y) - f(x + l, y + l) \\ d_5 &= f(x, y) - f(x + l, y) \\ d_6 &= f(x, y) - f(x + l, y - l) \\ d_7 &= f(x, y) - f(x, y - l) \\ d_8 &= f(x, y) - f(x - l, y - l) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $f(x, y)$ 为 $(x, y)$ 处像素灰度值; $l$ 为梯度计算步长。人眼的亮度感知特性可由韦伯定律表述,当处于低亮度时,可感知的最小亮度差减小,人眼对亮度变化越敏感<sup>[11]</sup>,模仿人类视觉系统,当目标灰度越小时,需要更小的梯度阈值以区分目标与背景,因此设定一个阈值:

$$th = A \times f(x, y) \quad (2)$$

式中: $A$ 为阈值自适应系数。当中心点像素值 $f(x, y)$ 为0时,阈值为0,会导致该点8个方向的梯度都满足阈值条件,从而造成检测不准确的问题,因此设置一个阈值下限为5以避免该情况的发生。当 $d_i < -th$ 时,认定 $d_i$ 方向满足梯度特性,如果一个中心像素8个方向梯度中,有6个及以上的方向满足梯度特性,则可以认为当前像素点可能属于目标区域,将该点视为候选目标点。

步长 $l$ 的值决定了检测的性能, $l$ 过大,会使中心像素与邻域像素之间的相关性降低,增大了误检的概率; $l$ 过小,中心像素与邻域间的相关性过高,虽然可以一定程度上抑制背景,但可能会产生漏检。如图3所示, $l=3$ 时,梯度检测得到的目标区域不完整,但没有云层造成的误检; $l=5$ 时,目标区域较为完整,但出现一些误检; $l=7$ 时,目标区域检测完整,但云层造成的误检明显增多。因此,本文提出一种多级方向梯度检测,计算大中小3个步长的方向梯度,当中心像素在两个或以上的步长的梯度特性中满足条件,则将该点视为候选目标,结果如图3(d)所示,检测出的目标完整,且误检较少。

### 1.2 局部对比度检测

局部对比度依据目标区域与背景区域的差异性,利用每个像素点与其周围区域像素点的局部对比度值来描述

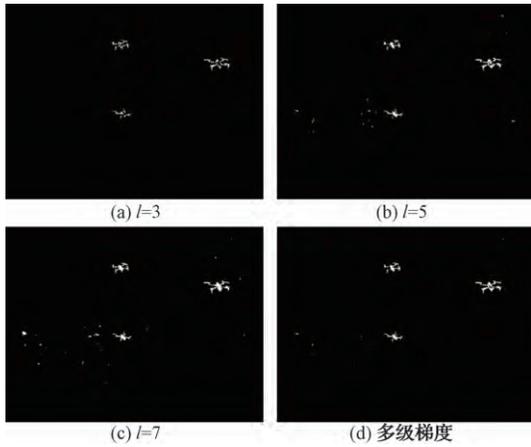


图3 多级方向梯度检测

该点<sup>[12]</sup>。

局部对比度算法利用滑动窗口(图4)对整幅图像从左到右、从上至下进行遍历。

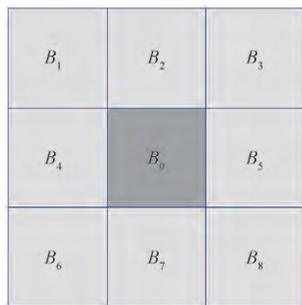


图4 局部对比度滑动窗口

滑动窗口共有 $3 \times 3$ 个子窗口,其中 $B_0$ 块代表目标可能出现区域子窗口, $B_1 \sim B_8$ 块代表背景区域子窗口,子窗口的大小根据检测目标大小设定,对于只包含十几个像素的小目标,通常设置每个子窗口包含 $3 \times 3$ 个像素,依次计算每个子窗口的平均值:

$$m_i = \frac{1}{n^2} \sum f_i(x, y) \quad i = 0, 1, \dots, 8 \quad (3)$$

式中, $m_i$ 为子窗口 $B_i$ 的像素平均值; $f_i(x, y)$ 为子窗口中像素点的像素值; $n$ 为子窗口的大小。中心像素点的像素值可以由局部对比度 $C_n$ 来替换:

$$C_n = \max_i \left( L_0 \times \frac{L_0}{m_i} \right) = \max_i \left( \frac{L_0^2}{m_i} \right) \quad (4)$$

其中, $L_0$ 为滑动窗口中心块中所有像素的最大值,由于空中目标在可见光图像中,受到光照的影响,其通常表现为暗目标,灰度值小于背景灰度值,因此,当滑动窗口中心块处在目标所在位置时, $L_0/m_i$ 的值会明显小于1, $C_n$ 值将小于原本的中心像素的灰度值;当滑动窗口中心块处于背景, $B_1 \sim B_8$ 中有任意一子窗口包含目标区域时, $L_0/m_i$ 的明显大于1, $C_n$ 值与大于原本中心像素的灰度值。用该方法遍历整幅图像后,目标区域的像素值会明显低于

原图像,目标周围的背景区域像素值将增大,以此来做到增强目标和抑制背景。

### 1.3 多级梯度和局部对比度目标检测

由于目标点像素数在整个图像中面积占比较小,如一个 $15 \times 15$ 大小的目标,在 $1280 \times 720$ 分辨率的图像中的面积占比仅0.24%。如果对图像中的所有像素逐一进行LCM检测,则绝大多数计算量都用于背景像素,其计算耗时较长且运算效率不高<sup>[13]</sup>。因此,本文采用多级方向梯度的检测方法用于快速筛选出目标可能存在的区域。经过多级方向梯度处理后,得到梯度显著性图像 $SR(x, y)$ ,其中大部分背景都被消除,剩下少量云层边缘往往只有不到10 pixels,基于SR图像对显著性像素点进行LCM计算,可以进一步减少云层边缘带来的干扰,同时能大幅度减少计算量。

用局部对比度滑动窗口对SR图像进行遍历,当滑动窗口中心点落在 $(x, y)$ 处,且 $SR(x, y)$ 值不为0时,计算当前各个子窗口的均值 $m_i$ 。设定一个阈值 $T_c$ ,当 $\max_i \left( \frac{L_0}{m_i} \right) < T_c$ 时,表示当前中心窗口与背景窗口对比度较大,认定当前像素点显著性高,为目标点,保留当前 $SR(x, y)$ 值;当 $\max_i \left( \frac{L_0}{m_i} \right) > T_c$ 时,当前中心窗口与背景窗口对比度较小,认为当前像素点显著性不足,将中心点所处位置的 $SR(x, y)$ 值置为0。遍历结束后,SR图像中不为0的像素点则为目标像素点,检测效果如图5所示。检测完成后采用种子生长法的连通域检测<sup>[14]</sup>,获取目标位置、大小信息。

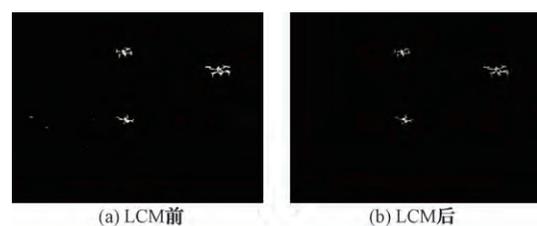


图5 多级梯度和局部对比度检测

## 2 基于轨迹匹配的多目标跟踪

目标跟踪是通过数据关联,将当前帧的目标与已跟踪到的目标轨迹之间进行匹配,更新目标轨迹信息<sup>[15]</sup>。SORT<sup>[16]</sup>(simple online and realtime track)是一种常用的多目标跟踪算法,该算法先对轨迹状态进行预测,再利用匈牙利算法对预测的轨迹与当前帧检测的目标进行数据关联。本文采用IoU和空间距离作为匹配的依据,利用匈牙利算法对检测目标和运动轨迹进行关联,并用卡尔曼滤波器对目标的运动轨迹进行预测,再使用轨迹建立、保持和删除的策略,尽可能地在遮挡、漏检和虚警的情况下保持对目标的跟踪。

### 2.1 卡尔曼滤波器

卡尔曼滤波器是一种最有估计的算法,是通过输入信号检测数据并利用现行方程观察系统状态额一种算法<sup>[17]</sup>。在目标跟踪系统中,根据当前帧的目标运行状态,通过预测和更新两个步骤,实现对目标位置的预测估计。卡尔曼滤波器运行过程主要由如下5个方程表示。

1)状态方程:

$$\hat{x}_k = F\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (5)$$

式中: $\hat{x}_{k-1}$  为目标上一时刻状态; $F$  状态转移矩阵; $Bu_{k-1}$  项通常为0; $\omega_{k-1}$  是均值为0的高斯噪声。

2)误差预测:

$$\hat{p}_k = F\hat{p}_{k-1}A^T + Q_{k-1} \quad (6)$$

式中: $\hat{p}_{k-1}$  为目标上一时刻协方差矩阵; $Q_{k-1}$  为预测误差矩阵。

3)更新卡尔曼增益:

$$K_k = \hat{p}_k H^T (H\hat{p}_k H^T + R)^{-1} \quad (7)$$

式中: $R$  为测量噪声协方差; $H$  为测量矩阵。

4)状态更新:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k(z_k - H\hat{x}_k) \quad (8)$$

式中: $z_k$  为目标检测获取的目标位置信息向量; $H\hat{x}_k$  为测量方程。将预测状态向量装换为和 $z_k$  同一尺度。

5)误差更新:

$$\hat{p}_k = \hat{p}_k - K_k H \hat{p}_k \quad (9)$$

### 2.2 匈牙利算法

匈牙利算法可以用于求解多种形式的指派问题、二分图最有对集和最大对集等问题<sup>[18]</sup>。在多目标跟踪问题中,可以根据匹配度量矩阵求解前后两帧中检测目标的最佳匹配。匹配度量矩阵由前一帧中检测目标的预测与当前帧中检测到的目标两两之间的IoU值构成:

$$\begin{bmatrix} I_{1,1} & I_{1,2} & \cdots & I_{m,1} \\ I_{2,1} & I_{2,2} & \cdots & I_{m,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{m,1} & I_{m,2} & \cdots & I_{m,n} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中 $I(m, n)$ 表示前一帧中第 $m$ 个目标外接框和当前帧中第 $n$ 个目标外接框之间的IoU值,矩阵经过匈牙利算法求出前一帧与当前帧目标之间的最佳匹配。在此基础上,再计算匹配上的两个目标之间的距离:

$$D(m, n) = \sqrt{(x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2} \quad (11)$$

当两个匹配目标之间的距离大于一定值时,将两个目标都标记为未匹配。

### 2.3 轨迹匹配

由于无人机成像面积小,信噪比很低,在单帧图像检测中容易出现虚警和漏检,噪声产生的虚警和漏检具有随机性,无法形成有规律的运动轨迹<sup>[19]</sup>,因此,本文采用轨迹匹配的方法对目标和噪声干扰进行区分,如图6所示。

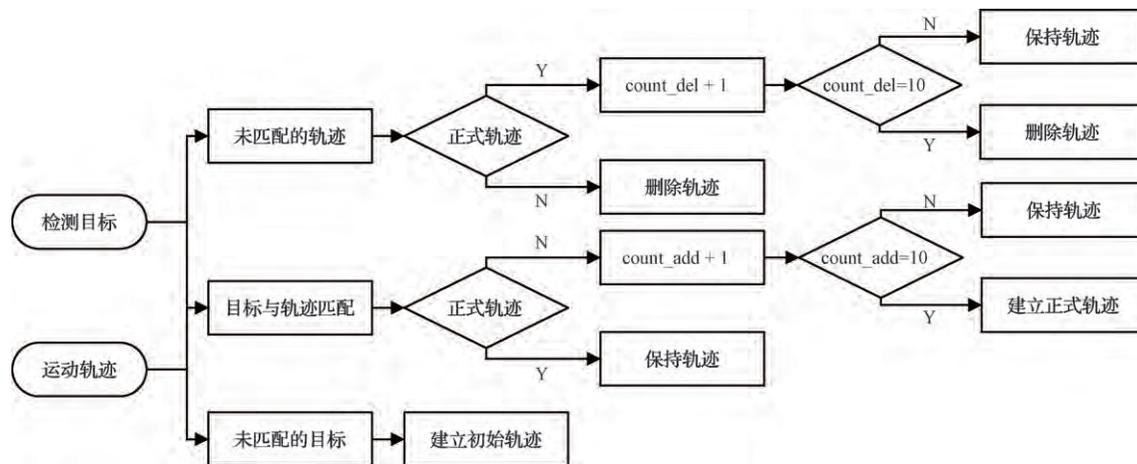


图6 轨迹匹配流程

首先将目标轨迹分为初始轨迹和正式轨迹,当一个目标没有与任意轨迹关联,则对该目标建立起初始轨迹。

当一个目标匹配上现有轨迹,判断该轨迹是正式轨迹还是初始轨迹,如果是初始轨迹判断,需要再判断该轨迹是否连续10帧都匹配上检测目标,如果连续匹配上10帧,则认为跟踪器捕捉到新的目标,给该目标赋予编号,并将该轨迹转换成正式轨迹,否则对该初始轨迹进行删除。如果是正式轨迹,则保持该轨迹。

当一个轨迹没有与检测目标相匹配时,判断该轨迹是正式轨迹还是初始轨迹,如果是初始轨迹,认为当前轨迹是有虚警目标所产生的轨迹,删除当前轨迹。如果是正式轨迹,认为当前轨迹上的目标由于漏检或遮挡,暂时从视野中丢失,判断该轨迹是否连续10帧未匹配到目标,如果是,则认为该目标从视场中消失,删除该正式轨迹,如果没有连续10帧未匹配到目标,则采用卡尔曼滤波器预测值作为目标检测值,保持该正式轨迹。

### 3 实验结果及分析

为验证本文所提出的无人机集群目标检测算法的有效性,采用视频制作软件合成无人机集群在复杂天空背景下飞行的视频用于算法的验证,视频分辨率为  $1\ 280 \times 720$ ,各个无人机目标的成像面积均小于  $25 \times 15$ 。算法在PC平台实现,操作系统为 Windows 7,处理器为 Inter(R) Core(TM) i5-2320@3.00 GHz。



图7 3种检测算法对比

使用方向梯度、LCM、和本文局部特征检测3种方法对同一无人机集群目标视频进行处理作为对比,视频为云层背景下的19架无人机集群飞行运动,共125帧。在单个序列检测中,保证其他参数相同的前提下,计算各个算法在不同阈值下的检测率(true positive rate, TPR)和虚警率(false positive rate, FPR),得到受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)曲线,如图8所示。

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$FPR = \frac{FP}{TP + FP} \quad (13)$$

式中:  $TP$  为检测出的正确目标个数;  $FN$  为漏检目标个数;  $FP$  为虚警个数。

从图8可知,本文提出的基于局部特征的无人机检测算法能很好地检测出天空背景下无人机目标,检测率相对于方向梯度检测和 LCM 算法有所提升,可达到 97%。各个算法单帧检测平均耗时如表1所示,本文算法处理速度较方向梯度略有增加,但相较于 LCM 算法有明显的提升。

利用本文局部对比度检测方法对图像进行处理,并与方向梯度检测和 LCM 检测进行对比,如图7所示。方向梯度检测能有效检测出无人机目标,检测结果对无人机旋翼保留较为完整,但在云层边缘处会出现少量虚警。LCM 检测和本文提出的局部特征检测方法能有效抑制云层对检测造成的干扰,但在成像像素较少时,容易将无人机的旋翼漏检,最终检测得到的目标区域主要为无人机机身部分。

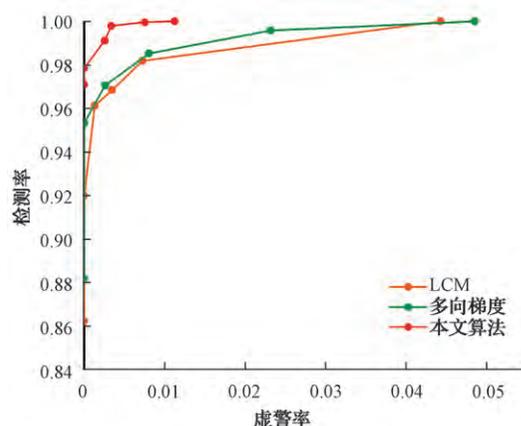


图8 各检测算法 ROC 曲线

表1 各算法单帧平均耗时

算法类型	方向梯度	LCM	本文算法
耗时/s	0.414	6.245	0.422

为了演示跟踪算法的效果,利用本文算法对制作的无人机集群视频进行处理,截取了算法处理后视频的第

27 帧、第 34 帧、第 37 帧、第 39 帧、第 77 帧、第 82 帧图像，绿色框表示检测到但未跟踪的目标最小外接框，红色框表

示检测并跟踪目标的最小外接框，红色框右方的数字表示目标的编号，如图 9 所示。

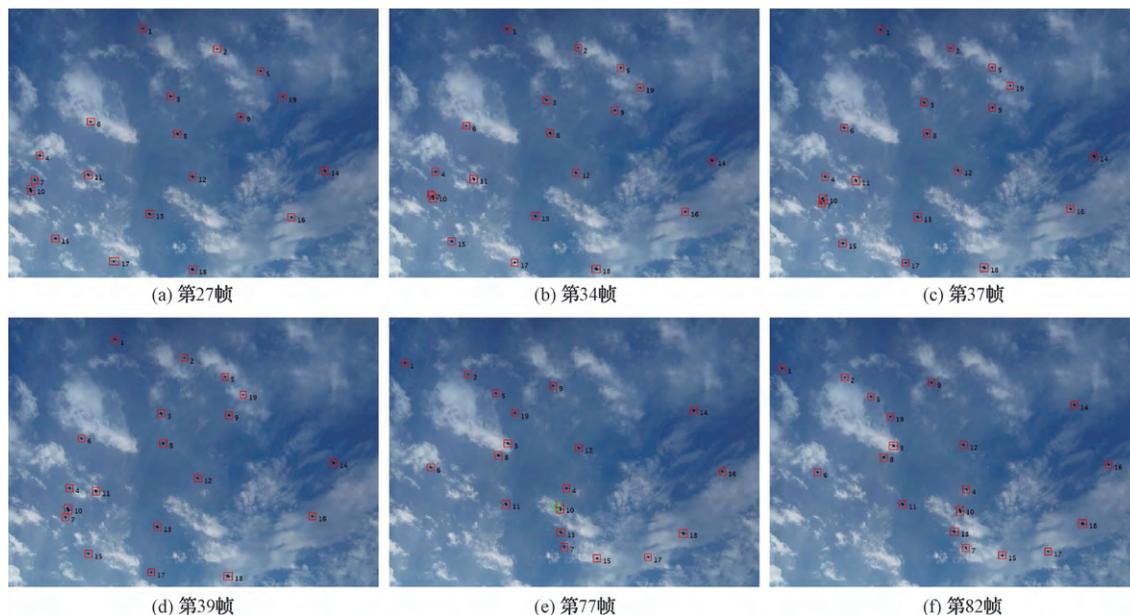


图 9 视频图像序列

在第 27 帧时，7 号目标往右下方运动，10 号目标往右方向运动，在第 34 帧，7 号目标与 10 号目标开始交汇，第 37 帧，7 号目标与 10 号目标开始分离，第 39 帧时，7 号目标与 10 号目标完成分离，可以看出 7 号目标和 10 号目标的编号没有发生改变，证明算法在多目标相互遮挡时对目标跟踪的有效性。在第 77 帧，10 号目标左上方出现虚警，在第 82 帧，10 号目标左上方的虚警消失，并且没有影响对 10 号目标的跟踪。

#### 4 结 论

为了实现对无人机集群目标的监测，本文提出了一种，该方法结合多级方向梯度和局部对比度的局部特征无人机集群目标检测和跟踪方法，将原始 LCM 检测需遍历整幅图像的操作，调整为在多级方向梯度筛选出的候选区域进行计算，提高了计算处理的效率。再利用卡尔曼滤波器、匈牙利算法和轨迹匹配的方法，结合目标框交并比和中心距离等因素实现检测目标与目标轨迹之间的数据关联，解决了多目标之间的相互干扰问题。仿真结果表明，该方法可以在复杂云层下检测准确度可达 97%，能有效提取出图像中的无人机集群目标，且计算效率较 LCM 有很大提升。同时，在存在漏检、虚警和目标相互遮挡的情况下能很好的建立、保持和删除轨迹，由此证明该算法的有效性。

#### 参 考 文 献

- [1] 罗俊海, 王芝燕. 无人机探测与对抗技术发展及应用综述 [J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 530-544.
- [2] 董凯, 修建娟, 丁自然. 无人机集群目标智能化跟踪技术 [J]. 指挥信息系统与技术, 2022, 13(1): 45-50.
- [3] 方鑫, 朱婧, 黄大荣, 等. 低 SNR 场景下微型无人机跟踪—检测融合方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 79-88.
- [4] 史雨馨, 朱继杰, 凌志刚. 基于特征增强 YOLOv4 的无人机检测算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 16-23.
- [5] KANG L, CHEN F, WANG D, et al. Detection method for infrared small target based on mathematical morphology [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(11): 26-31.
- [6] WANG G, CHEN Y, YANG S, et al. Robust visual saliency detection method for infrared small target [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(12): 2309-2318.
- [7] CHEN C L P, LI H, WEI Y T, et al. A local contrast method for small infrared target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 574-581.
- [8] 李庶中, 李越强, 闵志方, 等. 一种基于目标梯度特征和轨迹预测的复杂云背景目标检测算法 [J]. 光学与光电技术, 2016, 14(5): 57-61.
- [9] 王田, 刘伟宁, 孙海江, 等. 基于复杂度和方向梯度的红外弱小目标检测方法 [J]. 液晶与显示, 2012, 27(5): 692-696.
- [10] 沈友官. 复杂背景下的空中弱小目标检测 [D]. 南

- 京:东南大学, 2019.
- [11] 石雅婷, 顾晓娟. 人眼亮度感知特性在高动态范围影像中的应用 [J]. 现代电影技术, 2021(9): 9-16.
- [12] 王晓阳, 彭真明, 张萍, 等. 局部对比度结合区域显著性红外弱小目标检测 [J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(9): 38-44.
- [13] 张祥越, 丁庆海, 罗海波, 等. 基于改进 LCM 的红外小目标检测算法 [J]. 红外与激光工程, 2017, 46(7): 270-276.
- [14] 肖明尧, 李雄飞, 张小利, 等. 基于多尺度的区域生长的图像分割算法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47(5): 1591-1597.
- [15] 余仁伟, 朱浩, 蔡昌恺. 基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪算法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 168-176.
- [16] BEWLEY A, GE Z Y, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking [C]. 23rd IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016.
- [17] 张勇, 姜鑫蕾, 杨文武, 等. 基于卡尔曼滤波的 GNSS 系统联合定位技术研究 [J]. 电子测量技术, 2021, 44(3): 109-113.
- [18] 李雁东, 董昱. 基于雷达的铁路直轨环境检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8): 126-134.
- [19] 姜鑫, 陈武雄, 朱明, 等. 基于实时递推最小二乘的多目标编批研究 [J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 59-64.

#### 作者简介

赵瑜, 硕士研究生, 主要研究方向为目标识别、目标跟踪。

E-mail: zhaoyu971104@163.com

孙宏海(通信作者), 副研究员, 主要研究方向为先进光电成像技术及高速数字图像实时处理系统。

E-mail: sunhh@ciomp.ac.cn

高文, 副研究员, 主要研究方向为视频图像跟踪、目标识别等。

E-mail: gaowen@ciomp.ac.cn