

基于 ASRPCA 和五帧差分融合的无人机检测研究

李娜^{1,2}, 樊宽刚^{1,2*}, 刘亚辉^{1,2}, 欧阳清华^{1,2}

¹江西理工大学电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000;

²江西省磁悬浮技术重点实验室, 江西 赣州 341000

摘要 无人机(UAV)的普及,给人们带来了极大的安全隐患。针对该问题,设计了一种基于主动子空间鲁棒主成分分析(ASRPCA)和五帧差分相融合的 UAV 视频检测算法。首先,采用交替迭代法结合增广拉格朗日乘子法对 ASRPCA 模型进行优化求解,获取视频序列当前帧的背景图像;其次,用背景图像替代五帧差分的中间帧;最后,中间帧分别与前两帧和后两帧进行差分二值化运算,使得 UAV 有较好的检测结果和去噪能力。实验结果表明,与全变分正则化 RPCA(TVRPCA)算法相比,所提算法在不同背景下的召回率、准确率和综合性能的平均值分别提高了 5 个百分点、4.8 个百分点和 5 个百分点,而且每帧运行时间约为 0.51 s,基本上符合目标算法的线下实时性要求。

关键词 机器视觉; ASRPCA; 五帧差分; 视频去噪; 无人机检测

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2015007

Unmanned Aerial Vehicle Detection Based on ASRPCA Fused with Five-Frame Difference

Li Na^{1,2}, Fan Kuangang^{1,2*}, Liu Yahui^{1,2}, Ouyang Qinghua^{1,2}

¹ School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, Jiangxi 341000, China;

² Key Laboratory of Magnetic Levitation Technology in Jiangxi Province, Ganzhou, Jiangxi 341000, China

Abstract The popularization of unmanned aerial vehicle (UAV) has brought great security risks to people. A UAV video detection algorithm based on the active subspace robust principal component analysis (ASRPCA) fused with the five-frame difference is designed to solve this problem. First, an alternating iteration method combined with the augmented Lagrange multiplier method is used to optimize and solve the ASRPCA model, thereby obtaining the background image of the current frame of the video sequence. Second, the background image replaces the intermediate frame of the five-frame difference. Finally, differential binarization operation is performed simultaneously on the intermediate frames, previous two frames, and subsequent two frames. This makes UAV have a better detection result and a denoising ability. The experimental results show that under different backgrounds, compared with the algorithm of total variation regularized RPCA (TVRPCA), the average of recall rate, precision rate, and comprehensive performance of the proposed algorithm is increased by 5 percent, 4.8 percent, and 5 percent, respectively. The running time is approximately 0.51 s per frame, which meets the offline real-time requirements of the target algorithms.

Key words machine vision; ASRPCA; five-frame difference; video denoising; UAV detection

OCIS codes 150.0150; 150.1135

收稿日期: 2020-12-03; 修回日期: 2020-12-29; 录用日期: 2021-01-21

基金项目: 国家自然科学基金(61763018)、赣州市科技创新人才计划(201960)、江西理工大学“清江青年拔尖人才支持计划”(JXUSTQJBJ2019004)

通信作者: *kuangangfriend@163.com

1 引言

随着无人机(UAV)技术的快速发展,低成本的小型无人机在各个领域逐渐普及,在农业、林业、摄影、测绘等方面发挥着越来越重要的作用,但是也给社会生活带来一系列的严重问题,当无人机进入禁飞区、私人区时,会给国家和群众带来极大的安全隐患。因此,需要对无人机进行有效的监管。在自然环境下,采集的视频会受光照变化、天气变化、遮挡等影响,这些复杂的背景噪声影响给无人机检测带来了巨大的挑战。

常见的运动目标检测算法^[1]包括帧间差分法^[2]、光流法^[3]和背景减除法^[4]。帧间差分法是一种将视频序列中相邻两帧或相隔几帧图像的两幅图像像素值相减,并对相减后的图像设定阈值后进行二值化处理来提取图像中的运动区域的方法。帧间差分法运算简单,不易受环境变化的影响,但是不能有效地检测运动速度缓慢的目标,运动目标内部容易出现较大的“空洞”现象。郭春风^[5]提出了一种改进的五帧差分的目标检测方法,一定程度上减少了“空洞”现象,但是目标仍不连续。光流法利用运动目标随时间变化的光流特性,可以有效地将运动目标从背景中分离,但是该算法计算复杂,难以实现实时检测。周彤等^[6]提出了改进的 Lucas-Kanada(L-K)光流法,通过高斯金字塔得到多层图像,然后分层结合 L-K 光流法。背景减除法是一种先建立一个合适的背景模型,然后对视频当前帧和背景模型进行差分的方法。背景模型建立方法有混合高斯模型(GMM)^[7]、ViBe 算法^[8]等,该类算法能有效地检测出运动目标,但是对背景模型的依赖性较高,容易受环境的影响。许益成等^[9]提出了改进混合高斯模型,通过增大更新率来适应环境的变化。为了消除 ViBe 算法在运动目标检测中产生的“鬼影”现象,文献^[10-11]对 ViBe 算法进行了改进。陈宁等^[12-13]通过将帧间差分法和 ViBe 算法融合去除了“鬼影”现象。低秩稀疏矩阵分解算法^[14]也应用在运动目标检测中。Wright 等^[15]提出鲁棒主成分分析(RPCA)模型,该模型将视频序列的观测矩阵分为低秩背景部分和稀疏前景部分,广泛应用在视频处理领域并取得较多成果。但是在实际应用中,由于受到天气的影响,稀疏前景部分包含大量噪声,检测性能急剧下降。随着监控视频数量越来越多,计算复杂性也随之提高,Liu 等^[16]提出主动子空间鲁棒主成分分析(ASRPCA)算法,该算法将视频序列的

观测矩阵分解为小正交矩阵(活动子空间)和另一个小矩阵的乘积,降低了计算复杂度,极大地提高检测速度,但是目标的检测效果没能得到提升。为了克服 RPCA 算法的不足,国内外学者进行了大量的研究,并提出一些改进算法^[17-20]。Cao 等^[21]提出全变分正则化 RPCA(TVRPCA)算法,该算法利用全变分正则化对前景目标的空间连续性进行约束,在增强了空间平滑度的同时保存了边缘信息。

本文提出了一种基于 ASRPCA 和五帧差分融合的视频检测算法。通过 ASRPCA 算法,将视频序列的背景图像提取出来,然后将背景图像加入五帧差分中。五帧差分算法首先对连续的五帧图像进行灰度变化,再进行中值滤波处理,然后对当前帧提取的背景图像分别与前两帧图像和后两帧图像进行差分二值化运算,接着对 4 个帧差分结果进行先“或”再“与”运算,最后对得到的目标进行腐蚀、膨胀、填充等形态学处理,可以检测出完整的目标。利用所提算法,对多种环境下拍摄的无人机视频数据集进行了实验研究和分析。实验结果表明,所提算法有较好的去噪能力,在真实环境下可以完整地检测出无人机,并且检测速度较快。

2 相关知识

2.1 五帧差分

帧间差分法利用视频序列中相邻两帧图像的差异进行运动目标检测。三帧差分检测出的目标容易出现很多“空洞”现象,五帧差分是在三帧差分的基础上提出来的,可以在一定程度上减少“空洞”现象。选取相邻的五帧图像 $f_{t-2}(x, y)$ 、 $f_{t-1}(x, y)$ 、 $f_t(x, y)$ 、 $f_{t+1}(x, y)$ 和 $f_{t+2}(x, y)$, $f_t(x, y)$ 为 t 时刻图像, x, y 分别为图像像素值的横坐标、纵坐标。对视频序列 t 时刻图像分别与前两帧和后两帧进行差分,计算公式为

$$\begin{cases} d_1(x, y) = |f_t(x, y) - f_{t-2}(x, y)| \\ d_2(x, y) = |f_t(x, y) - f_{t-1}(x, y)| \\ d_3(x, y) = |f_t(x, y) - f_{t+1}(x, y)| \\ d_4(x, y) = |f_t(x, y) - f_{t+2}(x, y)| \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $d_1(x, y)$ 表示 $t-2$ 时刻图像与 t 时刻图像的差分结果; $d_2(x, y)$ 表示 $t-1$ 时刻图像与 t 时刻图像的差分结果; $d_3(x, y)$ 表示 t 时刻图像与 $t+1$ 时刻图像的差分结果; $d_4(x, y)$ 表示 t 时刻图像与 $t+2$ 时刻图像的差分结果。然后对差分后的结果 $d_1(x, y)$ 和 $d_4(x, y)$ 、 $d_2(x, y)$ 和 $d_3(x, y)$ 分别进行“或”运算,计算公式为

$$\begin{cases} g_1(x, y) = d_1(x, y) \oplus d_4(x, y) \\ g_2(x, y) = d_2(x, y) \oplus d_3(x, y) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $g_1(x, y)$ 表示第 1 张差分结果图像和第 4 张差分结果图像的“或”运算结果; $g_2(x, y)$ 表示第 2 张差分结果图像和第 3 张差分结果图像的“或”运算结果。再对两次“或”运算的结果进行二值化处理, 处理后的结果分别记为 $g'_1(x, y)$ 和 $g'_2(x, y)$, 然后对 $g'_1(x, y)$ 和 $g'_2(x, y)$ 进行“与”运算, 计算公式为

$$b_i(x, y) = g'_1(x, y) \otimes g'_2(x, y), \quad (3)$$

式中: $b_i(x, y)$ 表示图像的“与”运算结果。最后对得到的目标进行腐蚀、膨胀、填充等形态学处理。

2.2 主动子空间鲁棒主成分分析

RPCA 算法可以将图像矩阵分解为两部分, 即低秩背景矩阵和稀疏前景矩阵, 然后再根据对应的应用需要对分解后的矩阵进行处理。假设输入视频流为 $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{m \times n \times p}$, 其中 m 和 n 分别为视频图像的高度和宽度, p 为视频帧数。为了把三维视频转化到二维空间上, 将视频序列中每一帧作为矩阵的列向量, 所有的视频帧组成的矩阵对应的二维观测数据矩阵为 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{m \times p}$ 。可以将观测数据矩阵 \mathbf{D} 分为两部分, 即表示背景的低秩矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times p}$ 和表示运动前景的稀疏矩阵 $\mathbf{E} \in \mathbf{R}^{m \times p}$, 表示为

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \text{rank}(\mathbf{A}) + \lambda \|\mathbf{E}\|_0, \quad \text{s. t. } \mathbf{D} = \mathbf{A} + \mathbf{E}, \quad (4)$$

式中: λ 表示缩放因子, 用来平衡背景和运动目标之间的比重; $\text{rank}(\mathbf{A})$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的秩; $\|\mathbf{E}\|_0$ 表示矩阵 \mathbf{E} 的 l_0 范数。因为 $\text{rank}(\mathbf{A})$ 和 $\|\mathbf{E}\|_0$ 都是非凸的, 因此用矩阵的核范数来逼近矩阵 \mathbf{A} 的秩, 用矩阵的 l_1 范数来逼近矩阵的 l_0 范数。通过凸松弛, 可将(4)式转换为

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \|\mathbf{A}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_1, \quad \text{s. t. } \mathbf{D} = \mathbf{A} + \mathbf{E}, \quad (5)$$

式中: $\|\mathbf{A}\|_*$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的核范数, 即矩阵的奇异值之和; $\|\mathbf{E}\|_1$ 表示矩阵 \mathbf{E} 的 l_1 范数。通过此模型, 可以得到低秩背景矩阵和稀疏前景矩阵。为了提高目标的检测速度, ASRPCA 算法在 RPCA 的基础上进行改进。ASRPCA 算法将低秩背景矩阵 \mathbf{A} 分解为最优子空间 \mathbf{Q} 和相应的系数矩阵 \mathbf{J} 。为了降低优化难度, 将矩阵 \mathbf{Q} 强制为正交矩阵, 因此 $\|\mathbf{Q}\mathbf{J}\|_* = \|\mathbf{J}\|_*$ ($\mathbf{Q}^T \mathbf{Q} = \mathbf{I}$), ASRPCA 算法表示为

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \|\mathbf{J}\|_* + \alpha \|\mathbf{E}\|_1, \quad \text{s. t. } \mathbf{D} = \mathbf{Q}\mathbf{J} + \mathbf{E}, \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} = \mathbf{I}, \quad (6)$$

式中: \mathbf{Q} 表示 $m \times r$ ($r \ll m$) 的正交矩阵, 其中 r 为矩阵 \mathbf{Q} 的列; \mathbf{J} 表示 $r \times n$ ($r \ll n$) 的一般矩阵; \mathbf{I} 表示

单位矩阵; α 为正则化参数, $\alpha = 1/\sqrt{\max(m, n) \times p}$ 。使用增广拉格朗日乘法和交替方向乘法求解(6)式。

2.3 自适应阈值法

对图像进行二值化处理时, 阈值选择过高, 运动区域会严重碎化; 阈值选择过低会引入大量噪声。自适应阈值按照图像的灰度特性, 可以将图像分成背景和前景两部分。自适应阈值的最佳值为

$$T = \max [P_1 \times (u_1 - u_T)^2 + P_2 \times (u_2 - u_T)^2], \quad (7)$$

式中: P_1 和 P_2 分别为前景和背景的像素数占图像像素总数的比例; u_1 和 u_2 分别为前景和背景图像的灰度均值; u_T 为图像的总平均灰度。

3 ASRPCA 和五帧差分融合的算法

传统的五帧差分对视频序列当前帧分别与前两帧和后两帧进行差分, 在雨雪天气、光照变化等背景较为复杂或者背景和前景像素相似情况下, 存在误检、漏检现象。所提算法将背景图像引入五帧差分中, 通过前景和背景的差分来消除背景像素对前景检测的影响。

低秩稀疏矩阵分解广泛应用于运动目标检测中, 这类算法可以将视频序列矩阵分解为低秩背景部分和稀疏前景部分。假设某矩阵为 m 行 n 列, 如果该矩阵的秩远远小于 m 和 n , 则该矩阵为低秩矩阵。低秩矩阵包含大量的冗余信息, 每行或每列都可以用其他行或列进行线性表示。利用这种冗余信息, 可以对缺失数据进行恢复和特征提取。随着无人机视频采集视频的数量越来越多, 计算复杂性也随之提高, 为了提高无人机的检测速度, 将低秩矩阵分解为小正交矩阵和另一个小矩阵。无人机采集视频的背景大多数是静止的, 将视频序列图像的宽和高的乘积作为矩阵的行, 视频的每一帧作为矩阵的列, 通过主动子空间低秩稀疏分解方法提取视频的背景, 为后续的运动目标检测提供条件。

在无人机采集视频中, 连续几帧的背景图像一般不会发生变化, 利用连续五帧之间运动物体的相似性得到目标前景。所提算法首先用 ASRPCA 算法对视频序列的当前帧进行背景提取, 提取背景的图片为灰度图像; 对当前帧的前两帧及后两帧图像进行灰度值转换, 将彩色的图像转换为灰色图像; 然后对这五帧图像进行中值滤波处理, 中值滤波对斑点噪声和椒盐噪声的减小有很大的作用; 再对当前帧背景图像分别与其前两帧和后两帧图像进行差分处理, 背景图像和包含前景运动目标的图像进行差

分后可以检测出运动目标;接着对得到的 4 张差分处理的图像进行二值化处理,原始的帧差法阈值是一个固定值,固定的阈值对环境的适应能力较差,阈值选择过高时,运动区域会严重碎化,阈值选择过低会引入大量噪声。本实验组采用自适应阈值法对二值化阈值进行取值,可以有效地减小一些噪声;为避免空洞现象,分别对第 1 张和第 3 张、第 2 张和第 4 张二值化后的图像进行“或”运算,为避免目标重叠现象,对得到的两张图像进行“与”运算。最后对得到的目标进行膨胀、腐蚀、填充等形态学后处理,以剔除噪声,减少“空洞”现象,使目标区域更加显著。

对于视频流 $V \in \mathbf{R}^{m \times n \times p}$, 将视频序列的每一帧作为列向量,因此视频流组成的矩阵对应二维观测数据矩阵 $D \in \mathbf{R}^{m \times p}$ 。对于第 t 帧图像 $f_t(x, y)$ 中的无人机检测,所提算法选取连续相邻的五帧图像 $f_{t-2}(x, y)$ 、 $f_{t-1}(x, y)$ 、 $f_t(x, y)$ 、 $f_{t+1}(x, y)$ 和 $f_{t+2}(x, y)$, 算法的步骤如下。

1) 通过 ASRPCA 方法,得到图像 $f_t(x, y)$ 的背景数值,记为 $G_3(x, y)$ 。

2) 对 $f_{t-2}(x, y)$ 、 $f_{t-1}(x, y)$ 、 $f_{t+1}(x, y)$ 和 $f_{t+2}(x, y)$ 进行灰度化处理,把彩色图像转换为灰度图像,分别记为 $G_1(x, y)$ 、 $G_2(x, y)$ 、 $G_4(x, y)$ 和 $G_5(x, y)$ 。

3) 对得到的 5 张灰度图像分别进行中值滤波处理,得到 $I_1(x, y)$ 、 $I_2(x, y)$ 、 $I_3(x, y)$ 、 $I_4(x, y)$ 、 $I_5(x, y)$ 。

4) 对中间帧图像分别与前两帧和后两帧图像进行差分,计算公式为

$$\begin{cases} d_1(x, y) = |I_1(x, y) - I_3(x, y)| \\ d_2(x, y) = |I_2(x, y) - I_3(x, y)| \\ d_3(x, y) = |I_4(x, y) - I_3(x, y)| \\ d_4(x, y) = |I_5(x, y) - I_3(x, y)| \end{cases} \quad (8)$$

5) 对所得的差分结果图像 $d_i(x, y)$ ($i=1, 2, 3, 4$) 进行二值化处理,二值化的阈值 T 采用自适应阈值法决定,二值化处理公式为

$$h_i(x, y) = \begin{cases} 1, & d_i(x, y) \geq T \\ 0, & d_i(x, y) < T \end{cases} \quad (9)$$

6) 对得到的二值化图像分别进行两次“或”运算,计算公式为

$$\begin{cases} g_1(x, y) = h_1(x, y) \oplus h_3(x, y) \\ g_2(x, y) = h_2(x, y) \oplus h_4(x, y) \end{cases} \quad (10)$$

7) 对步骤 6) 的结果进行“与”运算,计算公式为

$$b_i(x, y) = g_1(x, y) \otimes g_2(x, y) \quad (11)$$

8) 最后对得到的目标进行膨胀、腐蚀、填充等形态学后处理,以剔除噪声,减少空洞现象,使目标区域更加显著。所提算法的原理如图 1 所示。

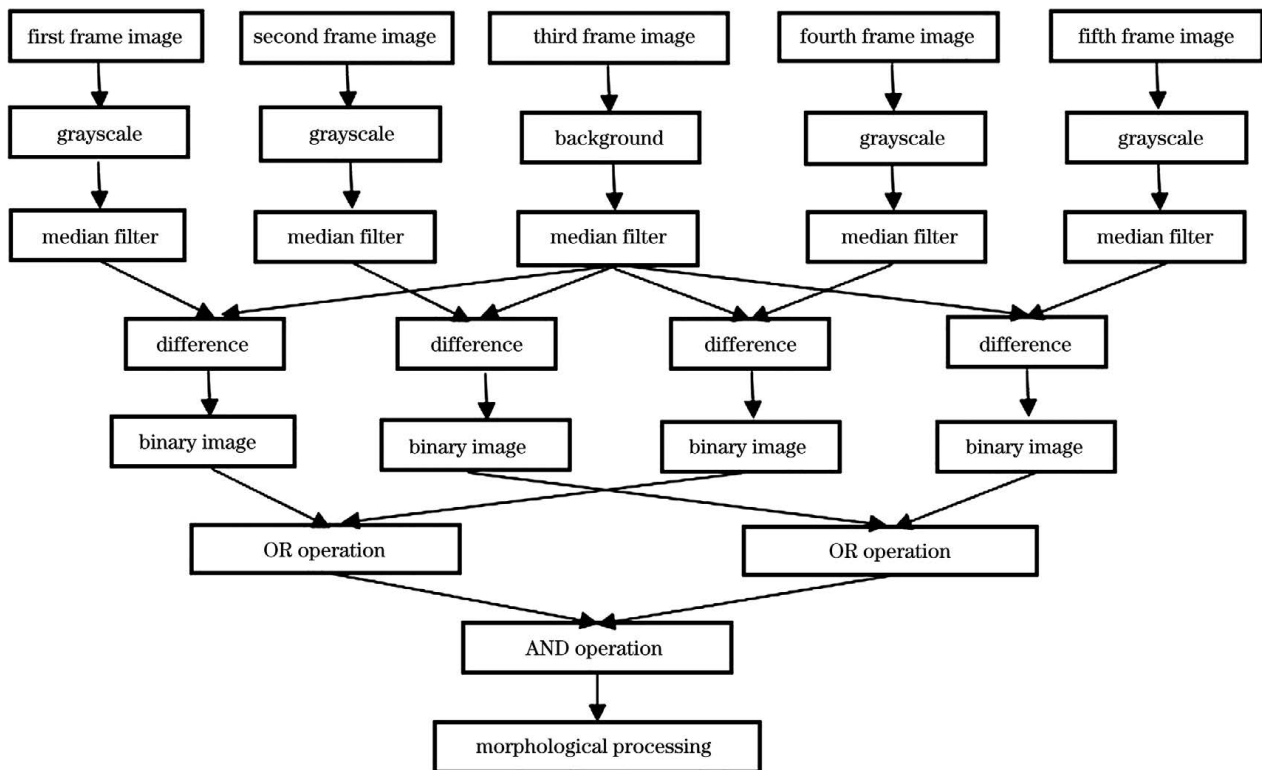


图 1 改进的算法流程图

Fig. 1 Flow chart of improved algorithm

4 实验结果及分析

在相同条件下,用 MATLAB 对所提算法和其他 5 种算法(文献[5]改进的五帧差分法、文献[12]改进的 ViBe、文献[6]改进的光流法、文献[9]改进的混合高斯算法、TVRPCA)进行仿真实验比较,每个视频选用连续的 20~80 帧图像进行检测,仿真对比结果如图 2 所示。第 1 行为白云飘动的动态背景序列(a),第 2 行为有光照且树木摇曳的动态背景序

列(b),第 3 行为墙壁的静态背景序列(c),第 4 行为目标物远、拍摄画质不清楚且白云飘动的动态背景序列(d),第 5 行为目标物远的静态背景序列(e),第 6 行为夜间小目标背景序列(f),第七行为夜间大目标背景序列(g)。第 1 列为真实视频,其余列从左到右依次为文献[5]改进的五帧差分法、文献[12]改进的 ViBe、文献[6]改进的光流法、文献[9]改进的 GMM、TVRPCA 和所提算法的检测结果。

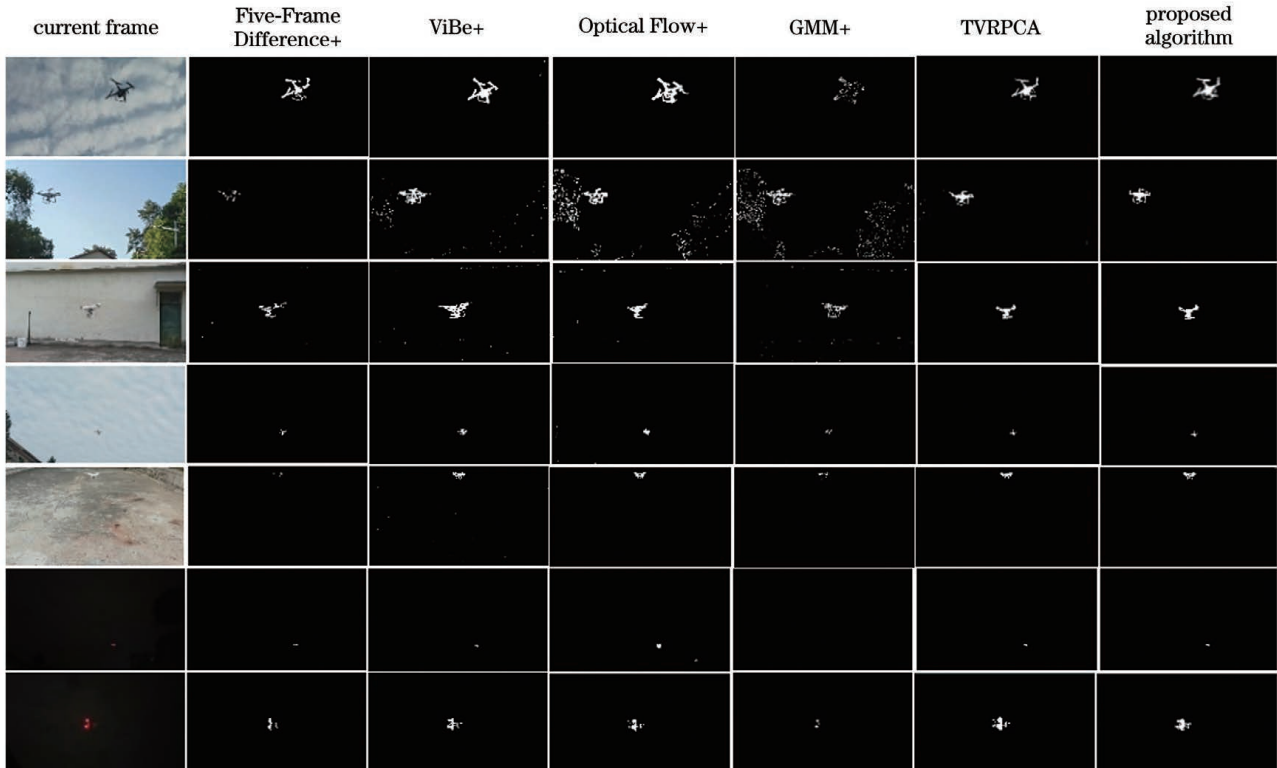


图 2 不同背景序列不同算法无人机检测对比结果

Fig. 2 Comparison results of UAV detection using different algorithms under different background sequences

从图 2 可以看出:在背景不同、无人机远近不同的情况下,所提算法检测效果良好,目标清晰且比较完整,与真实无人机更为接近;文献[5]改进的五帧差分法和文献[9]改进的混合高斯算法可以检测出大面积无人机,但是会出现一些“空洞”现象,对于小无人机序列,容易出现漏检情况;文献[5]改进的五帧差分法对动态噪声的抑制效果较好,当背景为树木摇曳的动态背景时,文献[9]改进的混合高斯算法检测结果含有一些噪声;文献[12]改进的 ViBe 的整体检测效果不错,但是去噪效果稍弱,边缘检测不够完整;文献[6]改进的光流法对小目标物体检测效果较好,但有少量误检情况,把背景误检为前景;TVRPCA 和所提算法的检测效果都较好,没有误检情况,可以完整地检

测出无人机,但是所提算法检测结果更加完整,更接近真实的无人机。

为了定量地分析仿真结果,采用召回率 R 、准确率 P 和综合性能 F 三个指标对无人机视频检测结果进行评估,这三项指标计算公式分别为

$$\begin{cases} R = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN}) \\ P = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FP}) \\ F = 2RP / (R + P) \end{cases}, \quad (12)$$

式中: N_{TP} 为检测中被正确分类的前景像素点数; N_{FP} 为检测中背景像素被错误分为前景的像素点数; N_{FN} 为检测中前景被错误分为背景的像素点数; $N_{TP} + N_{FN}$ 为被检测出的所有前景像素的数目。定量对比结果如表 1 所示, P 、 R 、 F 值越大,表示目标提取效果越好。

表 1 各种算法的 P, R, F 测量值
Table 1 Measured value P, R, F of various algorithms

Video	Five-Frame Difference+			ViBe+			Optical Flow+			GMM+			TVRPCA			Proposed algorithm		
	R	P	F	R	P	F	R	P	F	R	P	F	R	P	F	R	P	F
(a)	0.85	0.91	0.89	0.92	0.75	0.83	0.89	0.83	0.86	0.62	0.90	0.73	0.87	0.94	0.90	0.91	0.93	0.92
(b)	0.46	0.83	0.59	0.88	0.74	0.80	0.81	0.63	0.71	0.82	0.66	0.73	0.86	0.84	0.85	0.92	0.91	0.91
(c)	0.58	0.79	0.67	0.86	0.70	0.77	0.87	0.71	0.78	0.63	0.77	0.70	0.85	0.86	0.85	0.89	0.85	0.87
(d)	0.53	0.87	0.66	0.84	0.73	0.78	0.92	0.72	0.81	0.63	0.81	0.71	0.86	0.81	0.83	0.91	0.92	0.91
(e)	0.37	0.88	0.52	0.89	0.62	0.73	0.90	0.89	0.89	0.59	0.80	0.68	0.89	0.90	0.89	0.94	0.93	0.93
(f)	0.79	0.85	0.82	0.71	0.80	0.75	0.92	0.49	0.64	0.11	0.57	0.18	0.84	0.83	0.83	0.87	0.85	0.86
(g)	0.51	0.86	0.64	0.81	0.79	0.80	0.79	0.80	0.79	0.21	0.87	0.33	0.86	0.89	0.87	0.93	0.88	0.90

当背景为白云飘动的动态背景序列(a)时,文献[9]改进的混合高斯算法检测结果有大量的“空洞”;文献[5]改进的五帧差分算法的结果有少量的“空洞”;其他算法检测出的无人机都比较完整,文献[6]改进的光流法有一些误检情况;文献[12]改进的 ViBe 召回率最高,比所提算法高 1 个百分点,但是准确率和综合性能比所提算法分别低 18 个百分点和 9 个百分点;TVRPCA 的准确率最高,比所提算法高 1 个百分点,但是召回率和综合性能比所提算法分别低 4 个百分点和 2 个百分点。

当背景为有光照且树木摇曳的动态背景序列(b)时,文献[5]改进的五帧差分算法由于大量的“空洞”的出现极大降低了召回率;文献[12]改进的 ViBe、文献[6]改进的光流法和文献[9]改进的混合高斯算法都受到树木摇曳动态背景的影响,检测结果含有大量的噪声,导致准确率降低。TVRPCA 算法在 5 个对比算法中检测效果最好,但有少量漏检情况,所提算法相对于 TVRPCA 算法,召回率、准确率和综合性能分别提高了 6 个百分点、7 个百分点和 6 个百分点。

当背景为墙壁的静态背景序列(c)时,文献[5]改进的五帧差分算法检测结果有大量的“空洞”且一些前景部分没检测到;文献[12]改进的 ViBe 和文献[6]改进的光流法的结果含有少量的噪声且边缘不连续;文献[9]改进的混合高斯算法有一些误检情况;对比算法中,TVRPCA 的准确率最高,但是召回率和综合性能比所提算法分别低 4 个百分点和 2 个百分点。

当背景为目标物远、拍摄画质不清楚且白云飘动的动态背景序列(d)时,白云飘动比较慢,6 种算

法均有较好的检测结果。文献[6]改进的光流法召回率最高,比所提算法高 1 个百分点,但是误检情况导致准确率降低,比所提算法的准确率和综合性能分别低 20 个百分点和 10 个百分点。

当背景为目标物远的静态背景序列(e)时,文献[5]改进的五帧差分算法几乎检测不到无人机,容易出现漏检情况;文献[9]改进的混合高斯算法检测结果有大量的“空洞”;文献[12]改进的 ViBe 结果有少量的噪声;文献[6]改进的光流法和 TVRPCA 基本上可以完整地检测出无人机,但是召回率、准确率和综合性能稍微落后所提算法。

当背景为夜间小目标背景序列(f)时,文献[9]改进的混合高斯算法出现漏检情况;文献[6]改进的光流法召回率最高,比所提算法高 5 个百分点,但是准确率和综合性能比所提算法分别低 36 个百分点和 22 个百分点。

当背景为夜间小目标背景序列(g)时,文献[9]改进的混合高斯算法检测结果较差,大部分前景没检测出来;文献[5]改进的五帧差分算法没有完整检测出无人机;文献[12]改进的 ViBe 和文献[6]改进的光流法检测结果较好;TVRPCA 的准确率最高,比所提算法高 1 个百分点,但是召回率和综合性能分别比所提算法低 7 个百分点和 3 个百分点。

为了验证所提算法可以消除噪声的干扰,分别将方差为 0.001, 0.005, 0.01, 0.02 的 4 种不同高斯噪声加入有光照且树木摇曳的动态背景视频中进行测试,所提算法和其他 5 种算法检测结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出,随着高斯噪声的增大,所提算法检测出的前景包含少量的残留噪声,但是不管噪

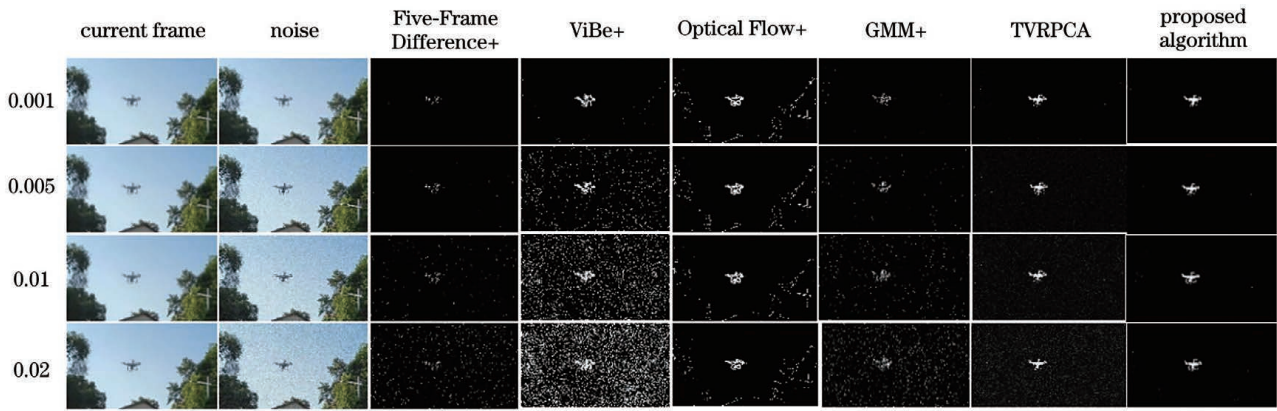


图 3 不同方差的高斯噪声检测结果图

Fig. 3 Gaussian noise detection results with different variances

声强弱,都可以清楚地检测出完整的无人机。文献[5]改进的五帧差分法、文献[12]改进的 ViBe、文献[9]改进的 GMM 和 TVRPCA,随着噪声的增大,检测出的前景包含的残留噪声逐渐增多,文献[12]改进的 ViBe 算法去噪能力最差,当方差为 0.02 时,检测出的前景残留大量的噪声;文献[6]改进的光流法,随着噪声的增大,检测出的前景包含的残留噪声几乎不变,但是该算法受光照的影响较大。

不同算法在不同方差情况下的检测量对比结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,所提算法各项指标在不同的噪声中均为最佳。文献[5]改进的五帧差分法、文献[12]改进的 ViBe、文献[9]改进的 GMM 和 TVRPCA,随着噪声的增大,召回率、准确率和综合性能 3 个指标逐渐减小,所提算法和文献[6]改进的光流法的 3 项指标几乎不变,但是光流法由于光照的影响,准确率较低。

为了验证所提算法的运行速度,在不同环境下采用不同的算法,在相同的运行环境下进行实验。表 3 为不同算法的运行速度对比,可以看出,文献[5]改进的五帧差分法速度最快,所提算法排名第二。虽然所提算法比改进的五帧差分算法速度慢,但所提算法的检测效果更佳。所提算法处理 60 帧视频所花的时间为 30.71 s,单帧耗时约为 0.51 s,在线下基本符合目标算法的实时性要求。

表 2 不同方差的高斯噪声的 P 、 R 、 F 测量值

Table 2 Measured value P , R , F of Gaussian noise with different variances

Algorithm	Variance	R	P	F
Five-Frame Difference+	0.001	0.46	0.81	0.59
	0.005	0.46	0.78	0.58
	0.01	0.46	0.54	0.50
	0.02	0.47	0.36	0.41
GMM+	0.001	0.82	0.66	0.73
	0.005	0.82	0.62	0.71
	0.01	0.81	0.53	0.64
	0.02	0.81	0.50	0.62
ViBe+	0.001	0.88	0.74	0.80
	0.005	0.88	0.63	0.73
	0.01	0.87	0.55	0.67
	0.02	0.85	0.43	0.57
TVRPCA	0.001	0.91	0.88	0.89
	0.005	0.90	0.85	0.87
	0.01	0.90	0.82	0.85
	0.02	0.89	0.78	0.83
Optical Flow+	0.001	0.86	0.63	0.71
	0.005	0.86	0.63	0.71
	0.01	0.86	0.63	0.71
	0.02	0.86	0.63	0.71
Proposed algorithm	0.001	0.92	0.90	0.91
	0.005	0.92	0.89	0.90
	0.01	0.91	0.88	0.89
	0.02	0.91	0.87	0.89

表 3 不同算法的运行时间对比

Table 3 Comparison of running time of different algorithms

Algorithm	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	Average
Five-Frame Difference+	24.80	25.23	27.02	24.24	26.28	26.30
ViBe+	98.78	93.43	95.87	96.13	96.41	95.12
Optical Flow+	101.14	102.62	101.98	104.34	102.82	103.27
GMM+	76.59	75.31	76.59	76.23	73.72	75.69
TVRPCA	256.30	236.45	255.23	232.27	246.46	226.37
Proposed algorithm	31.16	30.79	30.27	31.30	30.03	30.71

5 结 论

提出了一种基于 ASRPCA 和五帧差分融合的无人机视频检测算法,该算法通过 ASRPCA 方法将当前帧图像背景提取出来作为五帧差分的中间帧,再与视频当前帧的前两帧、后两帧分别进行差分,使得在无人机检测过程,消除了传统五帧差分因背景像素点带来的“空洞”现象和复杂环境下噪声影响。与其他算法相比,所提算法的召回率、准确率和综合性均有一定的优越性。所提算法在含有不同大小噪声干扰的视频序列中对无人机仍有较好的检测效果,并且检测速度较快,单帧耗时约为 0.51 s,基本可以满足线下实时监测的需求。但在实际环境中,除了光照、动态背景等情况外,无人机的目标小、运动速度快等特点也会对算法性能造成影响,因此进一步研究出一个更具普适性的运动目标检测算法是接下来的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Zhu W J, Wang G L, Tian J, et al. Detection of moving objects in complex scenes based on multiple features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38 (6): 0612004.
朱文杰, 王广龙, 田杰, 等. 基于多特征的复杂场景运动目标检测 [J]. *光学学报*, 2018, 38 (6): 0612004.
- [2] Zhao J. The research of moving target detection method based on three-frame difference [D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 2-4.
赵建. 基于三帧差法的运动目标检测方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 2-4.
- [3] Hu R Q, Tian J R. The research of moving target detection algorithm based on optical flow method [J]. *Electronics World*, 2019(5): 58-61.
胡瑞卿, 田杰荣. 基于光流法的运动目标检测算法研究 [J]. *电子世界*, 2019(5): 58-61.
- [4] Liu Z M, He S J, Hu W J, et al. Moving object detection based on background subtraction for video sequence [J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(6): 1777-1781.
刘仲民, 何胜皎, 胡文瑾, 等. 基于背景减除法的视频序列运动目标检测 [J]. *计算机应用*, 2017, 37 (6): 1777-1781.
- [5] Guo C F. An improved algorithm based on the five frame difference method for dynamic target detection [J]. *Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Sciences Edition)*, 2015, 17 (5): 87-89, 98.
郭春风. 基于五帧差分法的动态目标检测新算法 [J]. *重庆科技学院学报(自然科学版)*, 2015, 17 (5): 87-89, 98.
- [6] Zhou T, Song Y Y, Qin J, et al. Improved L-K optical flow method for moving target detection [J]. *Journal of Fujian Computer*, 2020, 36(8): 10-13.
周彤, 宋燕燕, 秦军, 等. 改进 L-K 光流法检测运动目标 [J]. *福建电脑*, 2020, 36(8): 10-13.
- [7] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [C]//*Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004. ICPR 2004, August 26, 2004, Cambridge, UK. New York: IEEE Press, 2004: 28-31.
- [8] Barnich O, van Droogenbroeck M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [9] Xu Y C, Tan W A, Chen L T. Moving object detection algorithm based on improved mixture Gaussian model [J]. *Control Engineering of China*, 2018, 25(4): 630-635.
许益成, 谭文安, 陈丽婷. 基于改进混合高斯模型的运动目标检测算法 [J]. *控制工程*, 2018, 25(4): 630-635.
- [10] Wang X, Liu Y, Li G Y. Moving object detection algorithm based on improved visual background extractor algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(1): 011007.
王旭, 刘毅, 李国燕. 基于改进视觉背景提取算法的运动目标检测方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(1): 011007.
- [11] Cui P X, Yu F Q. Improved ViBe moving object detection algorithm to eliminate ghost and shadow [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57 (16): 161006.
崔鹏翔, 于凤芹. 消除鬼影及阴影的改进 ViBe 运动目标检测算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57 (16): 161006.
- [12] Chen N, Fan Y H, Bai B. Moving object detection algorithm integrating ViBe with frame difference method [J]. *Journal of Zhejiang University of Science and Technology*, 2020, 32(1): 32-37.
陈宁, 范英豪, 白冰. 融合帧间差分法和 ViBe 的运动目标检测算法 [J]. *浙江科技学院学报*, 2020, 32 (1): 32-37.
- [13] Zhu S F, Yang F, Ma W. Target detection algorithm based on ViBe model and five-frame difference method [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2020, 48(3): 667-670, 701.
朱帅飞, 杨芳, 马伟. 基于 ViBe 模型和五帧差分法

- 的目标检测算法[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(3): 667-670, 701.
- [14] Zhang X H, Hao R F, Li T Y. Hyperspectral abnormal target detection based on low rank and sparse matrix decomposition-sparse representation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(4): 042801.
- 张晓慧, 郝润芳, 李廷鱼. 基于低秩稀疏矩阵分解和稀疏字典表达的高光谱异常目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(4): 234-240.
- [15] Wright J, Ganesh A, Rao S, et al. Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization[C]// Proceedings of Neural Information Processing Systems, April 15, 2009, Urbana. Whistler: MIT Press, 2009: 2080-2088.
- [16] Liu G C, Yan S C. Active subspace: toward scalable low-rank learning[J]. Neural Computation, 2012, 24(12): 3371-3394.
- [17] Li Y, Liu G C, Liu Q S, et al. Moving object detection via segmentation and saliency constrained RPCA[J]. Neurocomputing, 2019, 323: 352-362.
- [18] Xue J Z, Zhao Y Q, Liao W Z, et al. Total variation and rank-1 constraint RPCA for background subtraction [J]. IEEE Access, 2018, 6: 49955-49966.
- [19] Wang S M, Lu Y J. Moving object detection combining PCA and adaptive threshold [J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, 42(10): 1-6.
- 王思明, 鲁永杰. PCA 与自适应阈值相结合的运动目标检测[J]. 光电工程, 2015, 42(10): 1-6.
- [20] Ma M Y, Wang D J, Sun H, et al. Infrared dim-small target detection based on robust principal component analysis and multi-point constant false alarm [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0810001.
- 马铭阳, 王德江, 孙嵩, 等. 基于稳健主成分分析和多点恒虚警的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0810001.
- [21] Cao X C, Yang L, Guo X J. Total variation regularized RPCA for irregularly moving object detection under dynamic background [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(4): 1014-1027.