

# 基于混合高斯模型优化的运动人体跟踪方法

沈世斌<sup>1</sup>, 谢 非<sup>1,2</sup>, 牛友臣<sup>3</sup>, 王天洋<sup>1,2</sup>, 钟港林<sup>1,2</sup>, 谷全琪<sup>1</sup>

(1.南京师范大学电气与自动化工程学院,江苏 南京 210042)

(2.南京师范大学江苏省三维打印装备与制造重点实验室,江苏 南京 210042)

(3.中国东方航空江苏有限公司,江苏 南京 211113)

**[摘要]** 复杂背景下运动人体目标的自动检测与跟踪效果常易受环境光线变化的干扰. 面向变光线环境下运动人体检测与跟踪,提出一种基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法,首先采用混合高斯模型进行前景建模,将外界扰动作为背景信息进行处理;然后进行色彩空间转换并计算反向投影值,进一步利用 Meanshift 迭代定位运动目标;最后,通过更新混合高斯模型及后续帧的处理保持人体目标的有效检测及跟踪. 实验结果表明,该方法相较于传统的光流方法及 Camshift 算法,可更好地适应环境光线变化及枝叶晃动影响,较好地获取运动目标前景信息,提高运动人体目标的检测及跟踪精度.

**[关键词]** 目标跟踪,混合高斯模型,光流法,Camshift 算法

**[中图分类号]** TP391.4 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2019)01-0051-07

## A Moving Human Body Tracking Method Based on Optimized Gaussian Mixture Model

Shen Shibin<sup>1</sup>, Xie Fei<sup>1,2</sup>, Niu Youchen<sup>3</sup>, Wang Tianyang<sup>1,2</sup>, Zhong Ganglin<sup>1,2</sup>, Gu Quanqi<sup>1</sup>

(1.School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

(2.Jiangsu Key Laboratory of 3D Printing Equipment and Manufacturing, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

(3.China Eastern Airlines Jiangsu Limited Company, Nanjing 211113, China)

**Abstract:** The automatic detection and tracking effects of moving human target are always susceptible to the change of ambient light under the complex backgrounds. Aiming at the moving human target detection and tracking in variable lighting environments, the paper proposes a detection and tracking algorithm based on Camshift optimized by Gaussian mixture model. Firstly, the Gaussian mixture model is used to build the foreground model, and the external interference is settled as background information. Secondly, the color space is converted and backprojection values are calculated, and Meanshift iterative method is further used to locate the moving targets. Finally, the update of Gaussian mixture model and processing of subsequent frames can keep an effective detection and tracking of the moving human body. The experiment results show that the proposed algorithm has a better adaptive ability to the changing light of the ambient environment and the shaking of the foliage compared with traditional optical flow and Camshift methods. Besides, this algorithm can improve the detection and tracking accuracy of moving human body, and can better extract the foreground information of moving target.

**Key words:** target tracking, Gaussian mixture model, optical flow method, Camshift algorithm

基于视觉信息的运动目标跟踪技术在军事制导、视觉导航、智能监控、智能交通等领域有着广泛的应用. 随着智能监控系统的急剧增加,越来越多的监控设备采集了海量的视频数据,传统的人力处理已难以满足主动检测与识别的安防需要. 不同场景下对运动人体目标的检测、跟踪与识别已成为安防监控的主要任务与需求<sup>[1-2]</sup>.

基于视觉的目标检测跟踪方法是根据目标的特征模型来区分目标和非目标的特征差别,从而在视频

收稿日期:2018-04-27.

基金项目:国家自然科学基金(61601228)、江苏省自然科学基金(BK20161021)、江苏省高校自然科学基金(17KJB510031)、江苏省三维打印装备与制造重点实验室项目(BM2013006)资助开放课题(3DL201607).

通讯联系人:谢非,博士,副教授,研究方向:机器视觉与图像处理、机器学习与模式识别. E-mail: xiefei@njjnu.edu.cn

序列图像中发现目标的位置. 早期的研究方法主要有帧间差分法<sup>[3-4]</sup>、背景建模法<sup>[5-6]</sup>及光流法<sup>[7-9]</sup>, 前两种方法一般要求限定目标存在明显运动或背景保持静止等条件; 而光流法则利用图像序列中像素强度数据的时域变化和相关性来确定各自像素位置的“运动”, 其优点是不需要预先知道场景的任何信息和目标的先验知识即可检测出运动目标及方向, 但计算耗时, 实时性和实用性都较弱. 近年来, 国内研究人员致力于使目标跟踪技术能够更好地适应实际应用的需求<sup>[10-12]</sup>, 香港大学提出一种基于变结构网格模型的多视角人体跟踪算法, 将人体图像的骨骼关节点进行变结构网格化建模, 可用于人体的运动跟踪及姿态识别<sup>[10]</sup>; 国防科技大学 Xu Y H 等提出一种颜色与相机深度信息融合的人体轮廓跟踪算法, 通过人体的轮廓跟踪及聚类优化完成人体运动捕捉功能<sup>[11]</sup>. 国外在人体跟踪方面也有着广泛研究<sup>[13-16]</sup>, Sanjay Saini 等研究了粒子滤波、退火粒子滤波、Kalman 滤波等不同滤波算法用于三维关节化人体的运动跟踪及对比分析<sup>[13]</sup>; Gupta 等面向移动机器人跟踪人体目标研究了基于 UKF 估计的运动人体检测与跟踪方法<sup>[14]</sup>; Lee 等将 V-SLAM 构建场景深度信息与多核函数结合提出城市环境下多人跟踪算法<sup>[15]</sup>; Apidet 等利用信号强度接收器研究了一种人体检测及跟踪系统<sup>[16]</sup>. 然而, 由于运动目标所处的环境背景复杂多变且光线变化有所干扰, 使得运动目标跟踪在实际应用中仍存在许多问题. 利用动态平台进行复杂环境变光线情况下运动人体目标的检测与跟踪研究仍然是一个具有挑战性的课题.

本文提出一种基于混合高斯模型的运动人体目标抗扰动检测及跟踪方法, 利用多个高斯模型对变光线环境中的背景场景进行分布建模, 从而排除摄像云台运动、复杂背景光线变化、枝叶晃动等外部因素干扰, 实现室外复杂环境变光线场景下的运动人体目标检测与跟踪功能.

## 1 运动人体目标检测跟踪方法研究

目前, 面向视频序列中运动目标的检测与跟踪方向有 3 种较为典型的方法, 即帧间差分检测法、背景建模法及光流检测法. 由于帧间差分法及背景建模法不太适用于动云台下的运动目标检测, 本文重点对光流检测算法进行分析, 并进一步提出基于混合高斯模型的 Camshift 优化跟踪算法.

### 1.1 基于光流法的目标检测跟踪分析

真实世界中物体的三维运动可以用运动场来描述, 而光流场则是运动场在二维图像平面上的投影, 即通过运动物体的三维速度矢量在二维成像平面的投影来表示物体在图像中位移的瞬时变化. 一般情况下, 光流由相机运动、场景中的目标运动或两者的共同运动产生的相对运动引起. 给图像中的每一个像素点赋予一个速度矢量, 即可形成一个图像运动场. 在运动的某一特定时刻, 图像上的点与三维物体上的点一一对应, 这种对应关系可由投影关系得到. 根据各个像素点的速度矢量特征, 可以对图像进行动态分析. 若图像中无运动物体, 则光流矢量在整个图像区域是连续变化的. 当图像中有运动物体时, 目标和图像背景存在相对运动, 运动物体所形成的速度矢量必然和邻域背景速度矢量不同, 从而检测出运动物体及其位置. 光流法的优点在于光流不仅携带了运动物体的运动信息, 还携带了有关景物三维结构的丰富信息, 能够在未知场景任何信息的情况下检测出运动对象.

利用光流法进行目标跟踪的算法步骤为:

假设图像上一个像素点  $f(x, y)$ , 在  $t$  时刻的成像亮度为  $E(x, y, t)$ , 同时用  $u(x, y)$  和  $v(x, y)$  来表示该点光流在水平和垂直方向上的移动分量:  $u = dx/dt$ ,  $v = dy/dt$ . 在经过一段时间间隔  $\Delta t$  后该点对应的亮度变为  $E(x+\Delta x, y+\Delta y, t+\Delta t)$ , 当该点的亮度有变化时, 将变动后点的亮度根据 Taylor 公式展开, 可得:

$$E(x+\Delta x, y+\Delta y, t+\Delta t) = E(x, y, t) + \frac{\partial E}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial E}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial E}{\partial t} \Delta t + \varepsilon, \quad (1)$$

式中,  $\varepsilon$  是关于  $\Delta x$ 、 $\Delta y$ 、 $\Delta t$  的高阶展开项. 由于光流基本方程是根据视频序列相邻两帧图像亮度恒定不变的假设建立的, 即有:

$$E(x+\Delta x, y+\Delta y, t+\Delta t) = E(x, y, t). \quad (2)$$

因此, 结合式(2)并将式(1)两边同时除以  $\Delta t$ , 可得:

$$\frac{\partial E}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0. \quad (3)$$

令  $E_x = \frac{\partial E}{\partial x}$ ,  $E_y = \frac{\partial E}{\partial y}$ ,  $E_t = \frac{\partial E}{\partial t}$ , 化简变形后即为光流基本约束方程:

$$E_x u + E_y v + E_t = 0. \quad (4)$$

式中,  $E_x, E_y, E_t$  分别表示图像中像素点灰度沿  $x, y, t$  方向的梯度, 可直接从图像中计算获得. 而光流值  $u, v$  两个未知量则要通过附加各种光流约束条件进行解算, 因此形成了不同的光流计算方法<sup>[7-9]</sup>. 其中, 较为典型的是使用光流全局平滑性假设的 Horn-Schunck 方法和使用局部平滑性假设的 Lucas-Kanade 方法 (LK 光流跟踪法)<sup>[17-18]</sup>. 本文使用第二种方法进行光流跟踪运动目标的实验对比分析.

## 1.2 基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法

Camshift (continuously adaptive Mean-SHIFT) 算法也即连续自适应的 Meanshift 算法, 其基本思想是对视频的每一帧做 Meanshift 运算, 并将上一帧的结果作为下一帧 Meanshift 算法搜索窗口的初始值, 如此迭代下去<sup>[19]</sup>. 传统的 Camshift 算法利用目标的颜色特征在视频图像中找到运动目标所在的位置和大小, 在下一帧序列图像中用运动目标当前的位置和大小更新搜索窗口的大小和质心位置, 重复此过程实现对目标的连续跟踪. Meanshift 算法与 Camshift 算法的区别在于, 前者针对单张图片寻找最优迭代结果, 而后者则是针对视频序列来处理, 并对每一帧图都寻找最优迭代结果, 从而保证其可以不断调整窗口的大小, 当目标发生变化时, 该算法可以自适应地调整目标区域继续跟踪.

但传统的 Camshift 算法仅排除了一定的色彩信息干扰, 且采用单一模型对目标特征进行描述, 对目标特征的描述并不完备. 因此, 在传统 Camshift 算法上引入多模型思想是提升复杂环境下运动目标跟踪鲁棒性的有效途径. 本文提出一种基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法, 算法流程如图 1 所示.

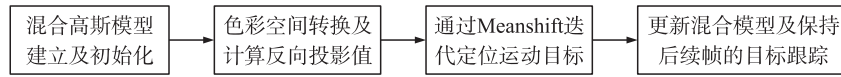


图 1 基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法流程

Fig. 1 The flow chart of Camshift detection and tracking algorithm based on optimized Gaussian mixture model

将视频序列帧图像的每个像素点采用多个高斯分布进行建模, 并将外界干扰 (如枝叶晃动、光线变化等) 作为背景进行处理, 从而对真正的运动人体目标进行检测及跟踪. 高斯模型是使用高斯概率密度函数精确地量化事物, 将一个事物分解为若干的基于高斯概率密度函数而形成的模型. 在背景变化较单一的室内或室外环境下, 环境颜色分布均匀且呈现单模态特性, 此时采用单个高斯模型即可模拟出背景环境, 此种模型称为单高斯模型. 若在背景变化复杂的室外环境下检测运动目标, 颜色分布及光线变化呈现多模态特性, 则需要多个高斯模型模拟实际的环境背景, 该模型称为混合高斯模型.

### 1.2.1 建立混合高斯模型及初始化模型参数

在建立混合高斯模型模拟复杂背景时, 对采集的视频序列图像中每个像素点都分别建立  $w$  个高斯分布. 假设  $t$  时刻像素点  $f(x, y)$  的概率密度函数为:

$$P(f_i(x, y)) = \sum_{n=1}^w Q_n(t) F(f_i(x, y), \mu_n(t), C_n(t)), \quad (5)$$

式中,  $w$  为混合模型中高斯模型的数目;  $Q_n(t)$  为  $t$  时刻第  $n$  个高斯分布的权值, 且每个像素点的权值之和为 1, 即有  $\sum_{n=1}^w Q_n(t) = 1$ ;  $\mu_n(t)$  为  $t$  时刻第  $n$  个高斯分布的均值向量;  $C_n(t)$  为  $t$  时刻第  $n$  个高斯分布的协方差矩阵;  $F(f_i(x, y), \mu_n(t), C_n(t))$  表示  $t$  时刻第  $n$  个高斯分布的概率密度, 具体计算方式为:

$$F(f_i(x, y), \mu_n(t), C_n(t)) = \frac{1}{2\pi^{0.5m} |C_n(t)|^{0.5}} e^{-\frac{1}{2}(f_i(x, y) - \mu_n(t))^T C_n^{-1}(t) (f_i(x, y) - \mu_n(t))}, \quad (6)$$

式中,  $m$  为  $t$  时刻像素点  $f(x, y)$  的维数, 对彩色图像进行高斯建模时  $m$  取 3, 对灰度图像进行高斯建模时  $m$  取 1. 对高斯模型进行初始化操作时, 取前 50 帧背景视频序列图像进行统计, 统计出均值和方差参量, 可通过利用所获得的不同数量的跟踪试验效果来确定有效的统计帧数. 为确保不误提取出其他前景目标, 在动态创建背景模型后, 需定期更新背景混合高斯模型. 若新背景特征不匹配当前背景模型, 则将创建新的高斯模型. 此外, 当某高斯模型的匹配频率不够频繁时, 会从混合模型中移除. 通过混合高斯模型的创建可实现动态变化的环境背景模型的自适应更新, 提高运动目标检测及跟踪算法的鲁棒性.

在生成混合高斯模型的过程中, 由于每个高斯模型对运动检测结果的影响不同, 因此算法通过优先级  $\beta_n(t)$  来进行高斯模型权值的区分, 按优先级的大小选取前  $S$  个满足条件的高斯模型作为混合高斯模型的



组成. 优先级  $\beta_n(t)$  及条件  $S$  的计算形式为:

$$\beta_n(t) = \frac{Q_n(t)}{\sigma_n(t)}, \quad (7)$$

$$S = \operatorname{argmin} \left( \sum_{n=1}^s Q_n(t) > T \right), \quad (8)$$

式中,  $T$  为经验阈值, 范围为 0~1. 仅有在  $S$  个模型的权值之和大于阈值的情况下生成混合高斯模型, 否则继续更新模型.

### 1.2.2 色彩空间转换及计算反向投影值

由于实际场景中所处理的背景环境具有光线变换的特点, 而 RGB 色彩对于光照亮度变化较为敏感, 为了减少其对跟踪效果的影响, 需要将序列图像从 RGB 空间转换到 HSV 空间, 然后对其中的  $H$  分量作直方图, 由直方图形成反向投影图, 统计不同  $H$  分量值出现的概率或像素个数, 最后将图像中每个像素的值用其颜色出现的概率进行替换, 即得到颜色概率分布图. 对已知图像块  $R$  和颜色分布直方图  $q$ ,  $R$  和同尺寸的概率分布图像  $I$  的对应像素之间存在如下关系:

$$I(x, y) = \sum_{k=1}^b q(k) \delta(\chi(R(x, y)) - k), \quad (9)$$

式中,  $b$  为直方图的栅格数目;  $k$  为栅格索引;  $\chi(\cdot): R^3 \rightarrow \{1, 2, \dots, b\}$  是颜色空间的量化函数;  $\delta(\cdot)$  为 Kronecker 函数. 此处的颜色分布直方图  $q$  经归一化处理, 满足

$$\sum_{k=1}^b q(k) = 1, \quad q = \{q(k)\}_{k=1,2,\dots,b}. \quad (10)$$

颜色直方图是对运动目标表面颜色分布的统计, 不受目标的形状、姿态等变化的影响, 具有稳定性好、抗部分遮挡、计算方法简单和计算量小的特点, 一般颜色直方图均在 HSV 色系下提取. 对输入图像进行反向投影计算后再利用 Meanshift 算法进行迭代搜索.

### 1.2.3 通过 Meanshift 迭代定位运动目标

Meanshift 算法通过迭代寻优找到概率分布的极值来定位运动目标, 其原理如图 2 所示, 即先确定出需要找的目标特征  $X_i$ , 再通过  $r$  次的迭代运算漂移找到整个图中目标特征最密集的地方, 即为所需要跟踪的人体目标.

Meanshift 迭代算法步骤为:

(1) 输入帧图像和概率分布图, 在概率分布图中确定或更新搜索窗口, 初次确定搜索窗位置时利用邻近图像差分计算结果及提取最大连通域目标作为初始搜索窗口位置;

(2) 搜索窗的质心位置通过计算零阶距和一阶距得到:

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \quad (11)$$

$$M_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y), \quad M_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y). \quad (12)$$

计算搜索窗口质心:

$$X_c = M_{10}/M_{00}, \quad Y_c = M_{01}/M_{00}. \quad (13)$$

(3) 调整搜索窗宽度  $W$  和长度  $L$  分别为:

$$W = \sqrt{\frac{M_{00}}{256}}, \quad L = 1.2W. \quad (14)$$

(4) 移动搜索窗的中心到质心, 若移动距离大于预设的固定阈值, 则重复执行(2)~(4), 直至搜索窗的中心与质心间的移动距离小于预设的固定阈值, 或循环运算的次数达到某一最大值, 停止计算.

### 1.2.4 更新混合高斯模型及保持后续帧的目标跟踪

通过每帧图像模型参数更新进行混合高斯模型更新, 并将视频后续序列帧图像做 Meanshift 运算, 将上一帧的结果(即搜索窗大小和中心)作为下一帧 Meanshift 算法搜索窗的初始值, 如此迭代下去, 最后采

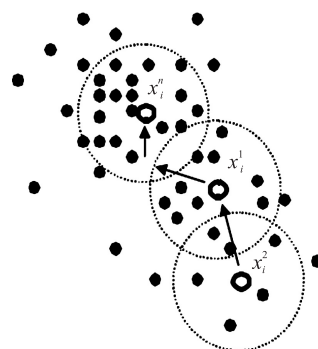


图 2 Meanshift 算法原理

Fig. 2 The Meanshift algorithm principle

用中值滤波与膨胀运算,将检测出来的前景区域块进行排序,提取出最大连通域,去除伪目标与非连续的小目标等,排除其他噪声干扰,即可获得较好的目标前景分离效果,实现对运动目标的检测与跟踪。

2 实验与分析

为了对所提出的基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法进行试验验证与分析,同时面向飞行器等运动平台对运动目标检测与跟踪的研究背景及应用需求,初期主要针对光线变化环境的跟踪问题展开研究,在变光线环境下利用微型飞行器采集运动人体的视频数据,并在 PC 机上进行算法的离线验证与分析。同时,为说明算法的性能与跟踪效果,利用 LK 光流跟踪法及传统 Camshift 算法进行试验对比分析。

图 3 所示为 LK 光流跟踪法对运动人体的检测结果。光流法原理是利用运动目标位移矢量场(光流场)的变化从图像中检测出运动目标,若图像中不存在运动目标,则整个图像的速度矢量变化是连续的;若运动目标和背景像素点的速度矢量变化有间断,说明检测区域存在运动目标。从图可知,利用光流法可粗略地检测出运动人体目标,但运动人体的完整目标区域却无法准确地分割与定位出来。此外,光流场算法计算量庞大,且对外界未知的扰动(例如枝叶晃动等)抵抗力较差,如图 3(a)、(b)运动目标右侧均出现了扰动的检测干扰,原因是计算光流场时这些未知的扰动运动也参与了计算,抗干扰能力低。

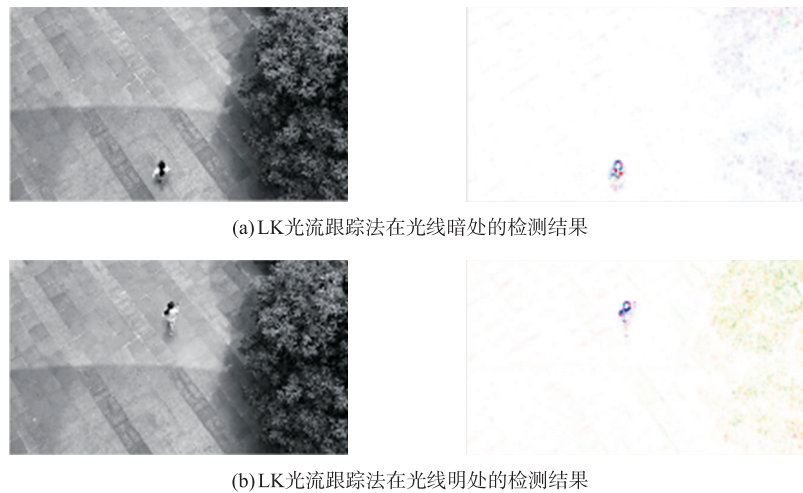


图 3 LK 光流跟踪法对运动人体的检测结果

Fig. 3 The moving human body detection result using the LK optical flow tracking method

基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法对外界未知的运动扰动处理较好,对图 3 中两幅原图的处理结果如图 4 所示。由图 4 可以看出,对于两种不同光线环境可得到两组完全不同的反向投影图,相应的分布概率也随光线变化而变化,说明此算法相比于其他算法能更好地适应环境光线变化和外部扰动。

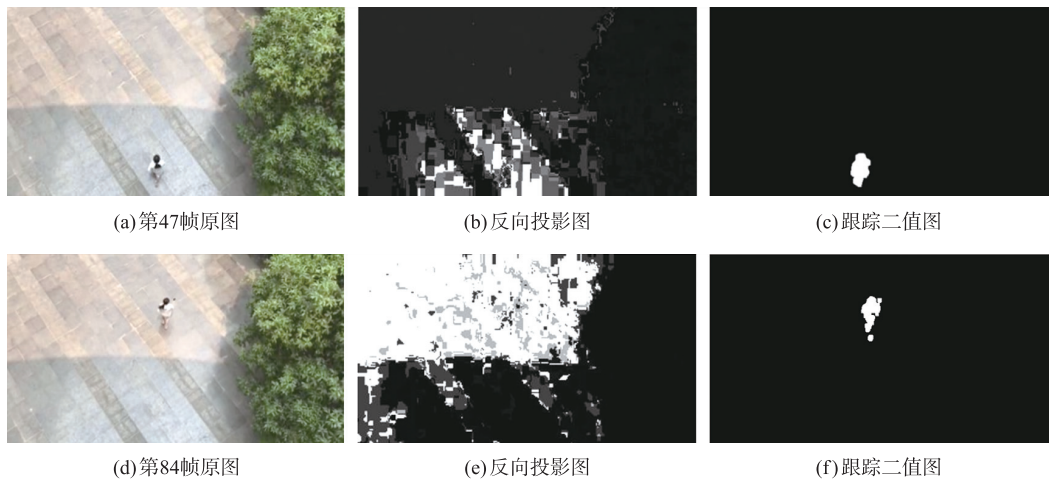


图 4 基于高斯混合模型优化跟踪算法的处理结果

Fig. 4 The test result using the tracking algorithm based on optimized Gaussian mixture model

图 5 对比了传统的 Camshift 算法与基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法的处理性能. 实验表明,即使光线发生突变,基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法依旧能够准确地定位运动目标并获取完整的运动人体目标,而传统 Camshift 算法对运动人体的检测及跟踪效果略差,尤其在昏暗区域(如第 47 帧)及光线变亮的临界区域(如第 74 帧)目标检测定位出现较大偏差.



图 5 传统 Camshift 算法与基于混合高斯模型优化算法效果对比图

Fig. 5 Test performance comparison between the tradition Camshift algorithm and the tracking algorithm based on optimized Gaussian mixture model

### 3 结论

针对实际应用中复杂环境下运动人体目标自动检测与跟踪效果常易受环境光线变化的干扰影响问题,提出了一种基于混合高斯模型优化的 Camshift 检测跟踪算法. 实验结果表明,研究方法可以更好地适应环境光线变化及抑制枝叶晃动等扰动干扰,从而精确地获取运动目标前景信息,提高跟踪精度,为复杂环境下运动人体目标检测跟踪提供了有效途径.

#### [参考文献] (References)

- [1] MOHANAD B, OTHMAN O K, KYAW K H, et al. Automated daily human activity recognition for video surveillance using neural network [C]//IEEE International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications. Putrajaya, Malaysia, 2017.
- [2] CHEN X, QING L B, HE X H, et al. From eyes to face synthesis: a new approach for human-centered smart surveillance [J]. IEEE access, 2018, 6(1): 14567-14575.
- [3] 陈娟, 应骏, 王健, 等. 一种基于帧间差与图像分割的运动目标分割方法 [J]. 上海师范大学学报(自然科学版), 2017, 46(2): 242-246.  
CHEN J, YING J, WANG J, et al. A method of moving object segmentation based on inter frame difference and graph cuts [J]. Journal of Shanghai normal university (natural sciences edition), 2017, 46(2): 242-246. (in Chinese)
- [4] 刘玉婷, 席庆彪, 刘慧霞. 一种基于帧间差的快速 UAV 运动目标检测方法 [J]. 计算机仿真, 2014, 31(7): 36-40.  
LIU Y T, XI Q B, LIU H X. A method for UAV moving target detection based on inter frame difference [J]. Computer simulation, 2014, 31(7): 36-40. (in Chinese)
- [5] 张水发, 张文生, 丁欢, 等. 融合光流速度与背景建模的目标检测方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 236-243.  
ZHANG S F, ZHANG W S, DING H, et al. Background modeling and object detecting based on optical flow velocity field [J].

- Journal of image and graphics,2011,16(2):236-243.(in Chinese)
- [6] 毕国玲,续志军,陈涛,等. 基于随机聚类的复杂背景建模与前景检测算法[J]. 物理学报,2015,64(15):701-712.  
BI G L,XU Z J,CHEN T,et al. Complex background model and foreground detection based on random aggregation[J]. Acta physica sinica,2015,64(15):701-712.(in Chinese)
  - [7] TOBIAS S,VOLKER E,THOMAS S.Robust local optical flow for feature tracking[J]. IEEE access,2018,6(1):1377-1387.
  - [8] GE Z D,CHANG F L,LIU H B.Multi-target tracking based on Kalman filtering and optical flow histogram[C]//Chinese Automation Congress. Jinan,China,2017.
  - [9] KEREM S,ANDREA R,RAFFAELE C,et al. FPGA-based hardware implementation of real-time optical flow calculation[J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology,2018,28(1):206-216.
  - [10] LIU Z,CHAN S C,WANG C,et al. Multi-view articulated human body tracking with textured deformable mesh model[C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Lisbon,Portugal,2015.
  - [11] XU Y H,YE M,TIAN Z H,et al. Locally adaptive combining colour and depth for human body contour tracking using level set method[J]. IET computer vision,2014,8(4):316-328.
  - [12] LIU Z,LIN Z C,WEI X,et al. A new model-based method for multi-view human body tracking and its application to view transfer in image-based rendering[J]. IEEE transactions on multimedia,2018,20(6):1321-1334.
  - [13] SANJAY S,DAYANG R B,SUZIAH B S,et al. A study of stochastic algorithms for 3D articulated human body tracking[C]//IEEE Second International Conference on Image Information Processing. Shimla,India,2013.
  - [14] GUPTA M,BEHERA L,VENKATESH K S,et al. A robust visual human detection approach with UKF-based motion tracking for a mobile robot[J]. IEEE systems journal,2015,9(4):1363-1375.
  - [15] LEE K H,HWANG J N,OKOPAL G,et al. Ground-moving-platform-based human tracking using visual SLAM and constrained multiple kernels[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems,2016,17(12):3602-3612.
  - [16] APIDET B,NATTHA J,HIROSHI S.A system for detection and tracking of human movements using RSSI signals[J]. IEEE sensors journal,2018,18(6):2531-2544.
  - [17] LI D,JIANG D H,BAO R,et al. Moving object tracking method based on improved Lucas-Kanade sparse optical flow algorithm[C]//International Smart Cities Conference. Wuxi,China,2017.
  - [18] SEONG H S,RHEE C E,LEE H J.A novel hardware architecture of the Lucas-Kanade optical flow for reduced frame memory access[J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology,2016,26(6):1187-1199.
  - [19] XIU C B,CHAI Z H,HE H Y,et al. Improved Camshift tracking method based on the edge suppression[C]//29th Chinese Control and Decision Conference. Chongqing,China,2017.

[责任编辑:严海琳]