

基于隐马尔可夫模型和分块特征匹配的目标跟踪算法

陆 兵, 顾苏杭*

常州轻工职业技术学院信息工程系, 江苏 常州 213164

摘要 为解决运动目标跟踪过程中由于遮挡、光照变化、尺度变化等因素导致的目标易丢失以及传统 Camshift 跟踪算法中跟踪窗口易发散等问题,提出一种融合优化的隐马尔可夫模型(HMM)和分块特征匹配的运动目标跟踪算法。首先,利用主成分分析(PCA)结合特征位置对目标仿射尺度不变特征变换(ASIFT)特征进行降维生成 PCA-ASIFT 特征,保留目标关键信息;其次,采用粒子滤波最优特征位置优化目标 PCA-ASIFT 特征的 HMM 参数;最后,通过 HSV 直方图模型建立目标分块,赋予不同目标分块相应权重并结合分块特征匹配以改善 Camshift 算法实现运动目标跟踪。实验结果表明,在自然场景下,本文算法能够取得较好的运动目标跟踪效果,对遮挡、尺度变化等具有较好的稳健性。

关键词 图像处理; 目标跟踪; 主成分分析; 尺度变化; Camshift 算法; 隐马尔可夫模型

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.091006

Object Tracking Algorithm Based on Hidden Markov Model and Block Feature Matching

Lu Bing, Gu Suhang

*Department of Information Engineering, Changzhou Vocational Institute of Light Industry,
Changzhou, Jiangsu 213164, China*

Abstract In the process of moving object tracking, in order to solve the problems that the object is easy to loss because of the occlusion, illumination fluctuation, scale variation and other factors, and the tracking window of the traditional Camshift algorithm is easy to diverge, a moving object tracking algorithm is proposed based on the fusion of optimized hidden Markov model (HMM) and the block feature matching. Firstly, the principal component analysis (PCA) combined with the feature position is used to reduce the dimension of the affine scale invariant feature transformation (ASIFT) features to generate PCA-ASIFT features which can retain the key information of the object. Then, the of the PCA-ASIFT features can be optimized by using the optimal feature positions of the particle filter. Finally, the object blocks are established by HSV histogram model and the different weights are assigned to different blocks and the integration block features matching, which can improve the Camshift algorithm to accomplish the moving object tracking. The experimental results show that the proposed algorithm can achieve better tracking effect of moving object in natural scenes, and it has better robustness to occlusion, scale variation and so on.

Key words image processing; object tracking; principal component analysis; scale variation; Camshift algorithm; hidden Markov model

OCIS codes 100.4999; 100.5010; 100.2960

1 引言

自然场景下的运动目标跟踪一直是计算机视觉领域的研究热点。由于在运动目标跟踪的过程中,极易发生目标遮挡、尺度变化以及光照突变等,导致从视频序列图像中难以提取完整的运动目标,可用的目标信

收稿日期: 2017-04-26; **收到修改稿日期:** 2017-05-08

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20140265)、常州市科技计划项目(CJ20160010)

作者简介: 陆 兵(1967—),男,本科,副教授,主要从事计算机测量与控制方面的研究。E-mail: lub@czili.edu.cn

* **通信联系人.** E-mail: gususuhang09@163.com

息量较少,目标跟踪稳定性差;还会导致目标检测与跟踪算法的运算量较大,运动目标跟踪的实时性较差。

王晶等^[1]研究了复杂背景下形态剧烈变化、前景和背景颜色过于相似的运动目标跟踪,提出以粒子滤波为基础构建跟踪框架、融合多方向的 Grabcut 图像分割技术的跟踪方法,有效提高了跟踪的稳健性与跟踪精度。修春波等^[2]利用加权方式建立显著性目标直方图,通过加权直方图模型的反向投影实现复杂背景下的运动目标跟踪。李艳萍等^[3]利用图像间的特征块区域匹配结合卡尔曼滤波建立特征点光流,通过二次聚类实现运动目标跟踪,该方法可有效地降低算法量和噪声的影响。江山等^[4]引入图像纹理信息,与图像灰度信息融合成新的特征,有效地解决了目标形状变化较大情况下的运动目标跟踪问题。

对于复杂场景中的运动目标跟踪,上述方法能够取得一定的跟踪效果,但是有些仅适用于尺度变化较小的目标跟踪。有些算法运算量大,目标跟踪实时性能较差。另外,随着场景的不断变化,由于误差的累积使得目标跟踪窗口发散,易导致跟踪失败。为了提高复杂场景下目标跟踪的实时性和稳定性,在保留目标特征关键信息的基础上利用主成分分析(PCA)对目标特征进行降维,根据粒子滤波后验概率密度函数确定的最优目标特征位置优化目标特征的隐马尔可夫模型(HMM)参数,从而在后续视频序列图像中精准地分类出目标特征,提高目标检测的精确度。利用颜色直方图模型的分布信息建立目标分块,根据每个分块包好的主成分分析的仿射尺度不变特征变换(PCA-ASIFT)特征数赋予分块不同的权重,并根据每一个目标分块视频序列图像间的 PCA-ASIFT 特征匹配结果计算其质心,联合每个分块计算目标搜索窗口质心,从而将前后两帧视频序列图像的目标搜索窗口中心和质心稳定在一定范围内,实现运动目标跟踪,提高跟踪稳定性和稳健性。

2 特征降维

手动标定首帧视频序列图像目标区域后,利用 ASIFT 算法提取目标 ASIFT 特征。如果分类前对大量特征进行降维,保留特征关键信息,可有效降低运算量。

2.1 ASIFT 特征

ASIFT 算法^[5-6]以尺度不变特征变换(SIFT)算法^[7-8]为基础,其 ASIFT 特征除了包含 SIFT 特征中的尺度、方向和位置等信息外,主要增加了对特征向量的描述。因此,与 SIFT 算法相比,ASIFT 算法不仅对尺度变化、遮挡以及光照突变等复杂场景具有更好的不变性,而且能够从复杂场景的视频序列图像中提取更多的特征。图 1 所示为不同复杂因素下的 100 帧视频序列图像提取的平均特征数对比。由图可知,对于同一帧视频序列图像,ASIFT 算法提取的特征数要远多于 SIFT 算法提取的特征数,可用于目标检测的目标信息大为增加,有利于提高目标的检测精确度^[9]。

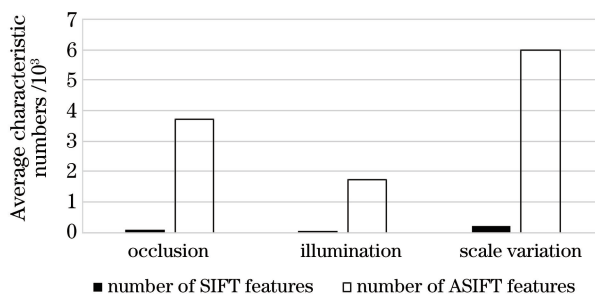


图 1 不同因素下的平均特征数对比

Fig. 1 Comparison of average characteristic numbers under different factors

距离目标中心越远,特征所包含的目标信息越少。当背景特征与目标特征具有较大差别时,背景特征不包含目标信息,每一个目标特征包含的信息也不尽相同。为了降低运算量,提高跟踪的实时性,需对提取的视频序列图像 ASIFT 特征进行降维。

2.2 PCA-ASIFT 特征

Karhunen-Loeve(K-L)变换是 PCA 的基础。它以图像统计特性为基础,生成的协方差矩阵除了对角线元素外其他都为零,可消除数据间的相关性,起到信息压缩的作用,从而降低数据维度,得到目标的关键特征^[10-11]。为了去除 ASIFT 特征中包含的大量冗余信息,保留特征的关键信息,根据特征位置即特征距离目

标中心的远近,采用 PCA 对大量的 AISFT 特征进行降维生成目标 PCA-ASIFT 特征^[12]。与文献[5-6]中的 ASIFT 特征相比,PCA-ASIFT 特征的维数明显低于 ASIFT 特征,而且低维度的 PCA-ASIFT 特征有利于降低运动目标检测中的运算量,如图 2(a)所示。与线性判别分析等数据降维方法相比,PCA 能够在保留数据关键特征的基础上尽可能地降低数据维度,十分有利于图像识别问题的解决,如图 2(b)所示。

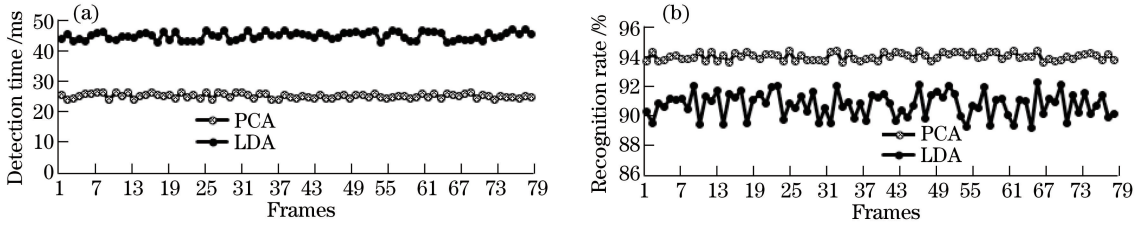


图 2 不同降维方法的特征对比。(a)检测耗时对比;(b)识别率对比

Fig. 2 Comparison of features using different dimension reduction methods.

(a) Comparison of detection time; (b) comparison of recognition rate

将计算出的上一帧视频序列图像目标搜索窗口的质心作为当前帧目标搜索窗口的中心,根据每个目标 ASIFT 特征与目标搜索窗口中心的距离,采用 PCA 对目标 ASIFT 特征进行降维,即该距离越远,特征降维数越高,弱化背景 ASIFT 特征对特征分类带来的影响,从而减少计算开销。由于图像欧氏距离能够很好地表征空间关系中的远近,因此以欧式距离来表征每个特征与目标搜索窗口中心间的距离^[13]。图 3 所示为尺度空间中的欧氏距离。图中 $O(x_{mi})$ 、 $O(x_{ni})$ 分别代表目标的第 m 和第 n 个 PCA-ASIFT 特征的第 i 个分量,特征间的欧氏距离定义为

$$d [O(x_m), O(x_n)] = \sqrt{\sum_{i=1}^{128} [O(x_{mi}) - O(x_{ni})]^2} \quad (1)$$

如果目标的 PCA-ASIFT 特征不足 128 维,可补 0,在计算过程中分量 0 不会增加额外的算法运算量。

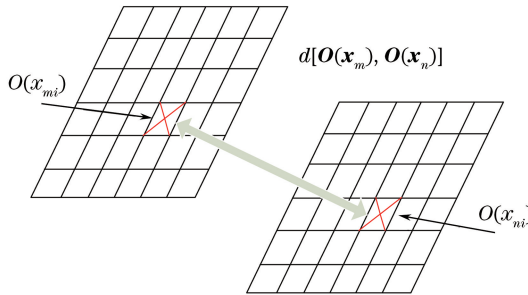


图 3 尺度空间中的欧氏距离

Fig. 3 Euclidean distance in scale space

图 4 所示为图像不同部分的 PCA-ASIFT 特征相似性度量结果。图中利用两条线的吻合度来衡量不同特征的相似性。由图 4 可知,目标内部特征间的吻合度较高,目标与背景的特征吻合度较低;特征距离目标中心越远,两条线分叉越大,不同特征的区别越明显。

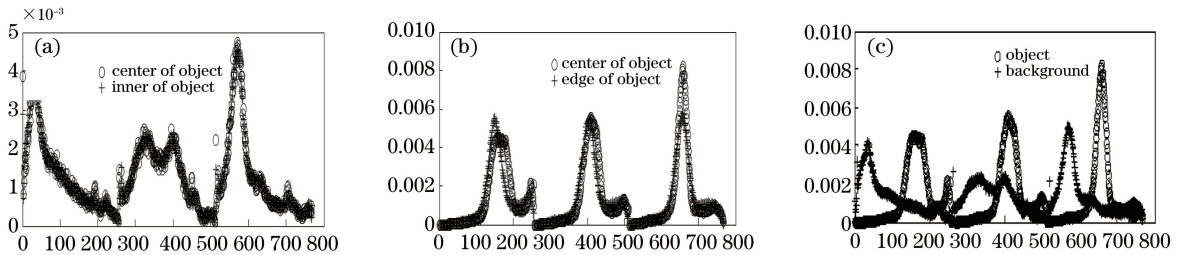


图 4 图像不同部分的 PCA-ASIFT 特征相似性度量。(a)目标中心与目标内部;(b)目标中心与目标边缘;(c)目标与背景

Fig. 4 PCA-ASIFT features similarity measurement for different parts of image.

(a) Target center and target interior; (b) target center and target edge; (c) targets and backgrounds

3 目标检测

由于复杂场景下存在遮挡、尺度变化等不确定因素,随着目标跟踪的持续进行,HMM 中的 Baum-Welch(B-W)算法不能很好地估计出每个特征模型最优参数,因此利用粒子滤波算法来引导复杂场景下的运动目标跟踪。将当前帧中经目标 PCA-ASIFT 特征 HMM 模型输出的最大概率作为粒子滤波算法的先验概率,利用所得的后验概率不断修正 HMM 分类出的目标特征并更新 HMM 输出的概率范围,即目标特征分类库,使后续视频序列图像目标检测的结果更加精确。

3.1 HMM 建立

HMM 与神经网络算法^[14]、支持向量机^[15]等分类方法相比,在图像识别率方面有着明显的优势,在人脸识别、步态识别等领域应用广泛^[16-17]。HMM 用一组参数 λ 描述,即 $\lambda = (S, V, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ 。特征分类是运动目标跟踪过程中的一个重要环节。分类的目标特征越多,目标检测的精确度越高。采用 HMM 训练经降维得到的目标 PCA-ASIFT 特征,将模型输出的最大概率范围作为后续视频序列图像的特征分类库,依据此概率范围实现每一帧视频序列图像的特征分类。目标 PCA-ASIFT 特征模型训练过程描述如下:在首帧视频序列图像中标定目标后,利用 ASIFT 算法提取目标 ASIFT 特征并进行 PCA 降维生成目标 PCA-ASIFT 特征,由这些目标特征(包含位置、方向及尺度信息)确定初始时刻的 HMM 模型参数 $\lambda = (S, V, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$,即根据复杂场景中的遮挡、尺度变化等情况下的目标 PCA-ASIFT 特征来训练 HMM,根据每个特征的信息建立特征 HMM 模型。HMM 训练结束后,计算出的 $\lambda = (S, V, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ 即为每个特征 HMM 模型,由每个特征 HMM 模型输出的最大概率组成概率范围,由此建立特征分类库。

3.2 粒子滤波算法

根据复杂场景下的目标跟踪性质,选用非线性滤波算法粒子滤波器来描述并引导目标跟踪^[18-20]。目标跟踪过程中,定义 t 时刻的状态为 $S_t = (x, y, \sigma, \theta)$,其中 (x, y) 为目标特征的位置, σ 为特征的尺度, θ 为尺度变化。定义视频序列图像观测序列 $\mathbf{Y}_t = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_t)$, t 时刻的先验概率为 $p(S_t)$, t 时刻的后验概率为 $p(S_t | \mathbf{Y}_t)$,那么可将目标跟踪问题转换为用后验概率来估计 t 时刻的先验概率,即

$$p(S_t | \mathbf{Y}_t) \propto p(\mathbf{Y}_t | S_t) \times \int p(S_t | S_{t-1}) p(S_{t-1} | \mathbf{Y}_{t-1}) dS_{t-1}, \quad (2)$$

式中 $p(S_t | S_{t-1})$ 为状态转移概率,即运动模型; $p(\mathbf{Y}_t | S_t)$ 为观测似然函数,即观测模型。为了有效检测视频序列图像中的运动目标,提高目标检测精度,将目标 PCA-ASIFT 特征 HMM 输出的最大概率作为粒子滤波的先验概率,根据后验概率函数 $p(S_t | \mathbf{Y}_t)$ 的计算结果确定目标 PCA-ASIFT 特征的最佳位置,据此来优化目标 PCA-ASIFT 特征 HMM,即对当前视频序列图像已分类的目标特征进行修正,修正内容包括特征的位置、方向以及尺度等信息。被修正的目标 PCA-ASIFT 特征需重新经 HMM 训练得到新的 HMM 参数 $\lambda = (S, V, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$,并输出相应的特征 HMM 最大概率,由此更新特征分类概率范围,从而为下一帧视频序列图像特征分类提供更为标准的特征分类库。

4 目标跟踪

利用优化的 HMM 分类出每一帧视频序列图像目标 PCA-ASIFT 特征后,利用直方图模型表达目标区域,依据颜色空间对目标进行分块,并根据分块包含的目标 PCA-ASIFT 特征数赋予分块不同的权重。对每一个分块建立视频序列图像间的目标 PCA-ASIFT 特征匹配,由匹配特征包含的目标信息计算每一个分块的质心,联合分块权重计算当前视频序列图像的目标搜索窗口质心,利用 Camshift 算法实现运动目标跟踪。算法具体流程图如图 5 所示。

4.1 建立目标分块

Camshift 算法在 HSV 颜色空间中通过色调 H 分量建立直方图模型。因此,根据直方图模型将目标划分为 n 个色调等级,依据色调等级划分目标。划分目标分块策略可描述为:定义颜色直方图对比度阈值,结合优化的 HMM 分类的目标 PCA-ASIFT 特征,当目标颜色直方图对应的分块的对比度低于阈值时,可将这些分块归为一个块,如图 6(a)所示;当目标被遮挡时,目标分块不包含被遮挡的部分,如图 6(b)所示;当目标颜色直方图分布无规律时,为了简化跟踪流程,可将某些目标分块相结合,如图 6(c)所示。

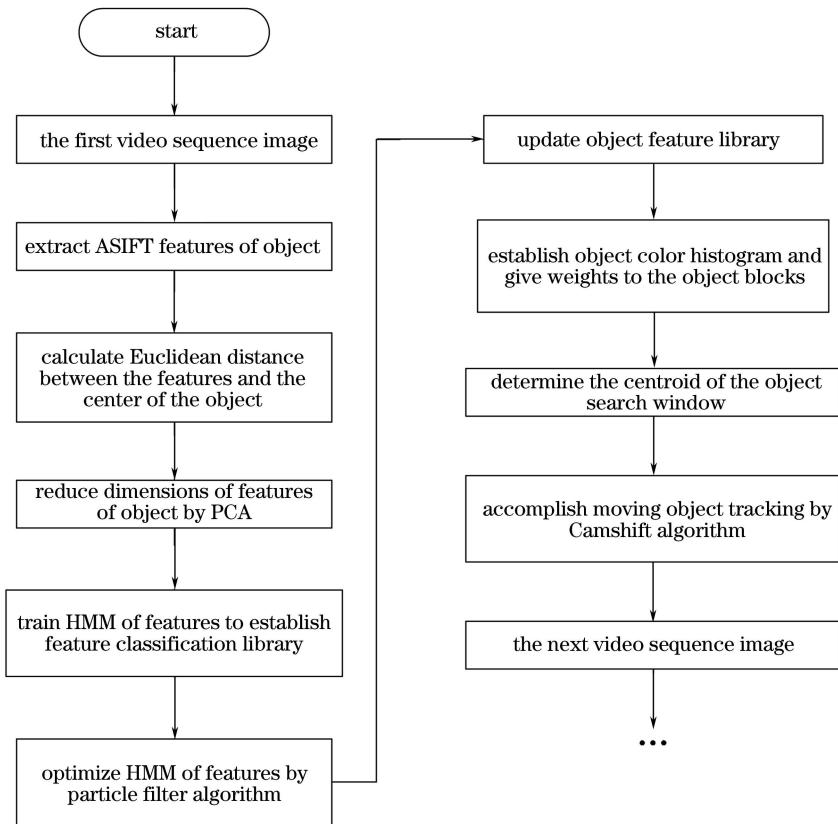


图5 本文算法流程图

Fig. 5 Flow chart of the proposed algorithm

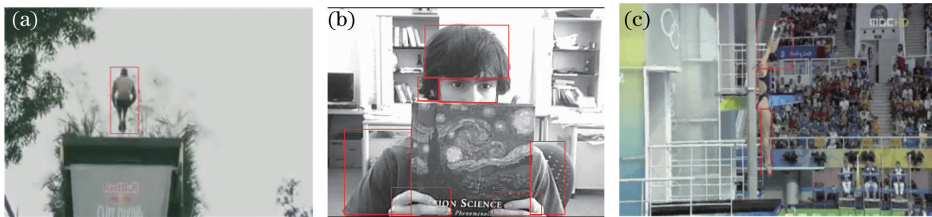


图6 几种建立目标分块的示意图。(a)对比度较低;(b)遮挡;(c)分布无规律

Fig. 6 Several sketch maps of building object blocks. (a) Low contrast; (b) occlusion; (c) irregular distribution

在运动目标跟踪前,利用目标分块的 PCA-ASIFT 特征匹配为当前视频序列图像中的每一个目标分块计算质心。针对 n 个色调等级,结合每个目标分块内包含的 PCA-ASIFT 特征数,赋予每个目标分块不同的权重,即含有特征数越多的目标分块其权重越大。假设权重 q_{ij} 代表第 i 帧视频序列图像中的第 j 个目标分块的权重, m 代表目标分块数量,则

$$\sum_{i=1}^m q_{ij} = 1. \quad (3)$$

4.2 目标跟踪

复杂场景中经常存在目标遮挡、尺度变化以及目标相似物等情况,而利用一般的 Camshif 算法对运动目标进行跟踪时,上一帧视频序列图像目标搜索窗口中心向当前帧目标搜索窗口质心移动的过程中易发散而导致跟踪失败,难以取得较好的目标跟踪效果。因此,在对每一帧视频序列图像中的目标分块并取得分块权重后,进行目标分块的 PCA-ASIFT 特征匹配,由匹配成功的特征包含的位置信息计算出该分块的质心。 F_{ij} 代表第 i 帧视频序列图像中的第 j 个目标分块,有

$$\begin{cases} x_c = \sum q_{ij} \cdot \frac{1}{n_{ij}} \sum_{m=1}^{n_{ij}} x_{ma} \\ y_c = \sum q_{ij} \cdot \frac{1}{n_{ij}} \sum_{m=1}^{n_{ij}} y_{mb} \end{cases}, \quad (4)$$

式中 (x_c, y_c) 为当前视频序列图像目标搜索窗口的质心, n_{ij} 为第 i 帧视频序列图像中第 j 个目标分块成功匹配的 PCA-ASIFT 特征数, x_{ma}, y_{mb} 为成功匹配的 PCA-ASIFT 特征中的第 m 个特征包含的位置的横纵坐标。利用 Camshift 算法, 根据计算出的 (x_c, y_c) , 在上一帧视频序列图像目标搜索窗口中心向当前帧目标搜索窗口质心移动的过程中, 可将两心间的距离稳定在一定范围内, 从而改善 Camshift 算法, 提高运动目标跟踪的稳定性和稳健性。

4.3 运动目标跟踪算法

本文算法基于 Camshift 算法, 融合优化的 HMM 模型建立目标特征分类库和分块特征匹配计算当前帧视频序列图像目标搜索窗口的质心, 具体算法如下:

1) 初始化。在首帧视频序列图像中以矩形框的方式手动标定运动目标, 利用 ASIFT 算法提取目标 ASIFT 特征, 根据目标 ASIFT 特征的位置信息, 利用(1)式计算特征与目标中心的欧氏距离, 并由此利用 PCA 对每个特征进行降维生成目标 PCA-ASFIT 特征, 保留目标特征的关键信息。

2) 建立初步特征 HMM。采用 HMM 对所有的目标 PCA-ASIFT 特征进行参数训练, 得到特征 HMM, 并根据特征 HMM 输出的最大概率组成一概率范围, 建立目标特征分类库, 对下一帧视频序列图像的 PCA-ASIFT 特征进行分类。

3) 优化特征 HMM。将初步建立的特征 HMM 输出的最大概率作为当前时刻 t 粒子滤波算法的先验概率 $p(S_t)$, 利用(2)式计算后验概率 $p(S_t | Y_t)$, 确定当前时刻 t 的目标 PCA-ASIFT 特征的最佳状态 S_t 。依据此修正经初步训练的所有目标 PCA-ASIFT 特征并重新进行特征 HMM 训练, 计算特征 HMM 输出的最大概率, 更新目标分类库, 作为下一帧视频序列图像特征分类的依据。

4) 确定目标搜索窗口质心。根据当前帧分类出的目标 PCA-ASIFT 特征, 在 HSV 颜色空间建立目标颜色直方图, 依据色调等级建立目标分块; 根据每个目标分块包含的目标 PCA-ASIFT 特征数为分块赋予相应权重 q_{ij} ; 上一帧与当前帧进行目标 PCA-ASIFT 特征匹配, 从成功匹配的特征中利用(4)式计算当前帧目标搜索质心 (x_c, y_c) 。

5) 目标跟踪。利用 Camshift 算法将上一帧视频序列图像目标搜索窗口中心向当前帧目标搜索窗口质心移动, 实现运动目标跟踪。返回步骤 2) 进行下一帧跟踪。

5 结果与分析

为了验证本文算法的有效性和可靠性, 分别针对遮挡、光照变化以及尺度变化等复杂场景因素进行实验。实验中, 采用文献[21]建立的视频序列图像数据库为标准的测试数据库。该数据库涵盖了各种复杂场景因素的视频序列图像, 内容丰富且帧数较长, 适合用于运动目标跟踪实验。实验电脑的操作系统为 64 位 Microsoft Windows 7 Professional, CPU 为 Intel (R) Core (TM) i5、2.60 GHz, 内存为 4G, 使用 Matlab 2010b 编程实现。采用对比的形式, 分别采用本文算法、融合未经优化的 HMM 与特征匹配的 Camshift 算法(以下称算法 2)、一般的 Camshift 算法以及文献[22]算法对不同复杂场景因素下的运动目标进行跟踪。其中算法 2 即利用 HMM 对目标 PCA-ASIFT 特征进行训练并建立特征分类库, 分类出的目标特征直接进行前后视频序列图像特征匹配, 依据成功匹配的特征计算目标搜索窗口质心。与本文算法相比, 算法 2 不包含优化特征 HMM 和通过分块匹配及分块权重计算目标搜索窗口质心。文献[22]算法主要针对复杂环境下 Camshift 跟踪算法目标搜索窗口易发散的问题, 根据 Snake 模型收敛得到的目标轮廓最小外接矩形质心与 Camshift 算法中目标搜索窗口质心之间的欧氏距离, 来稳定跟踪运动目标。

实验结果中, 粗线窗口表示当前帧视频序列图像的目标跟踪结果, 本文算法跟踪结果图中除了粗线窗口外还有较细窗口, 代表当前帧视频序列图像的目标分块, 实验结果如下。

实验 1:图 7 所示为遮挡因素下的目标跟踪,跟踪目标为坐在摄像头前的人,跟踪过程中人逐渐被手中的书遮挡。由图 7 可知,本文算法能够精确地锁定目标。算法 2 在 81 帧时逐渐偏离目标,如图 7(j)所示,但基本能锁定目标。一般的 Camshift 算法在 81 帧时目标搜索窗口已发生明显发散,如图 7(l)所示;随着目标被大部分遮挡,目标跟踪丢失,如图 7(m)所示。文献[22]算法同样能够精确地锁定目标,但当目标大部分区域被遮挡时,如图 7(r)所示,由于目标轮廓最小外接矩形内可利用的像素信息较少,计算出的最小外接矩形质心与实际的目标搜索窗口质心偏差较大,目标搜索窗口呈现发散趋势,在 277 帧时有较大区域偏离目标搜索窗口。



图 7 遮挡下的目标跟踪。(a)~(e)本文算法;(f)~(j)算法 2;(k)~(o) Camshift 算法;(p)~(t)文献[22] 算法

Fig. 7 Object tracking under occlusion. (a)-(e) Proposed algorithm; (f)-(j) algorithm 2; (k)-(o) Camshift algorithm; (p)-(t) algorithm of Ref. [22]

实验 2:图 8 所示为光照变化因素下的目标跟踪,跟踪目标为跳水的人,背景变化较大。目标跟踪过程中,当光照未发生明显变化时,一般的 Camshift 算法目标搜索窗口有所发散,但仍能够锁定目标,如图 8(l)所示。当光照发生明显变化时,一般的 Camshift 算法目标搜索窗口已偏离目标,跟踪失败,如图 8(m)所示。算法 2 在 57 帧时目标搜索窗口发生偏离,如图 8(j)所示。文献[22]算法基本能够实现目标跟踪,但目标搜索窗口有所发散,如图 8(s)和 8(t)所示。与文献[22]算法相比,即使光照发生明显变化,本文算法也能够稳定地跟踪下落的人,目标搜索窗口基本包含目标实际区域范围。

实验 3:图 9 所示为尺度变化因素下的目标跟踪,跟踪目标仍为跳水的人,但跟踪背景更为复杂。算法 2 在第 88 帧时目标搜索窗口发生明显偏离,如图 9(h)所示;在第 218 帧时目标搜索窗口基本偏离目标,如图 9(j)所示。在第 43 帧时,一般的 Camshift 算法目标搜索窗口已基本偏离目标,如图 9(l)所示;在第 88 帧时目标已跟踪丢失,跟踪失败。如图 9(q)所示,由于目标分割不完整、目标轮廓提取不够精确,文献[22]算法的目标搜索窗口不能很好地跟踪完整的目标,在 218 帧时,目标搜索窗口有所发散。尽管下落的人发生明显的尺度变化,本文算法在跟踪目标过程中依然能够准确地锁定目标,始终稳定跟踪目标。

图 10 所示为本文算法与其他三种算法的跟踪曲线。曲线由每一帧视频序列图像的目标搜索窗口质心组成,其中,红色实线为实际质心,蓝色“—”线为本文算法输出的质心,黑色“*”线为算法 2 输出的质心,绿色“o”线为一般 Camshift 算法输出的质心,紫色“+”线为文献[22]算法输出的质心。定义每一帧视频序

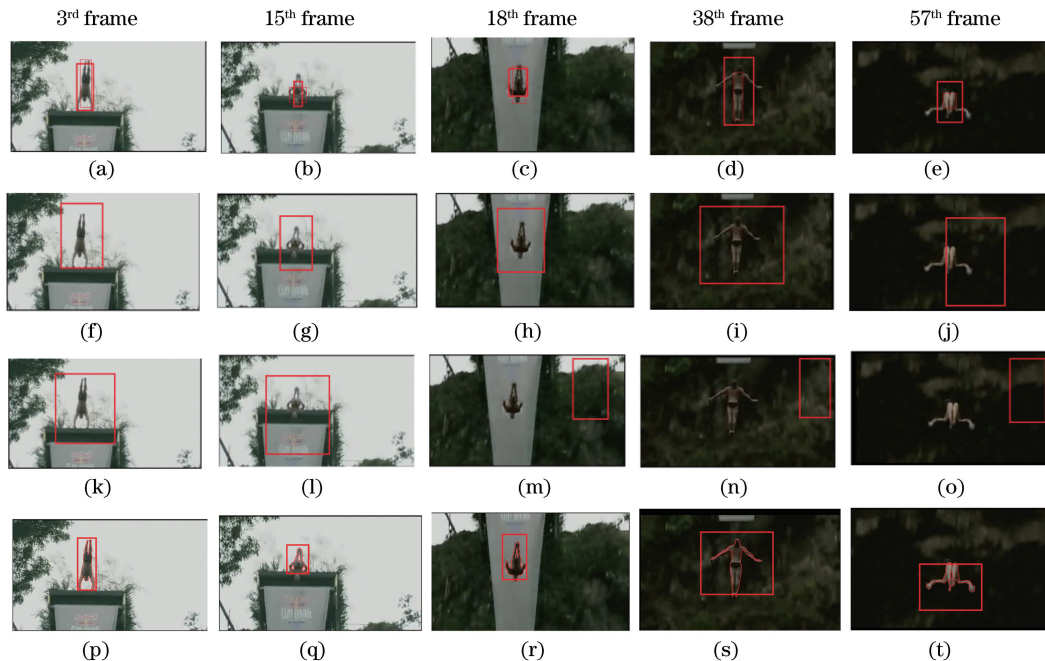


图 8 光照变化下的目标跟踪。(a)~(e)本文算法;(f)~(j)算法 2;(k)~(o) Camshift 算法;(p)~(t)文献[22] 算法
 Fig. 8 Object tracking under illumination variation. (a)-(e) Proposed algorithm; (f)-(j) algorithm 2;
 (k)-(o) Camshift algorithm; (p)-(t) algorithm of Ref. [22]

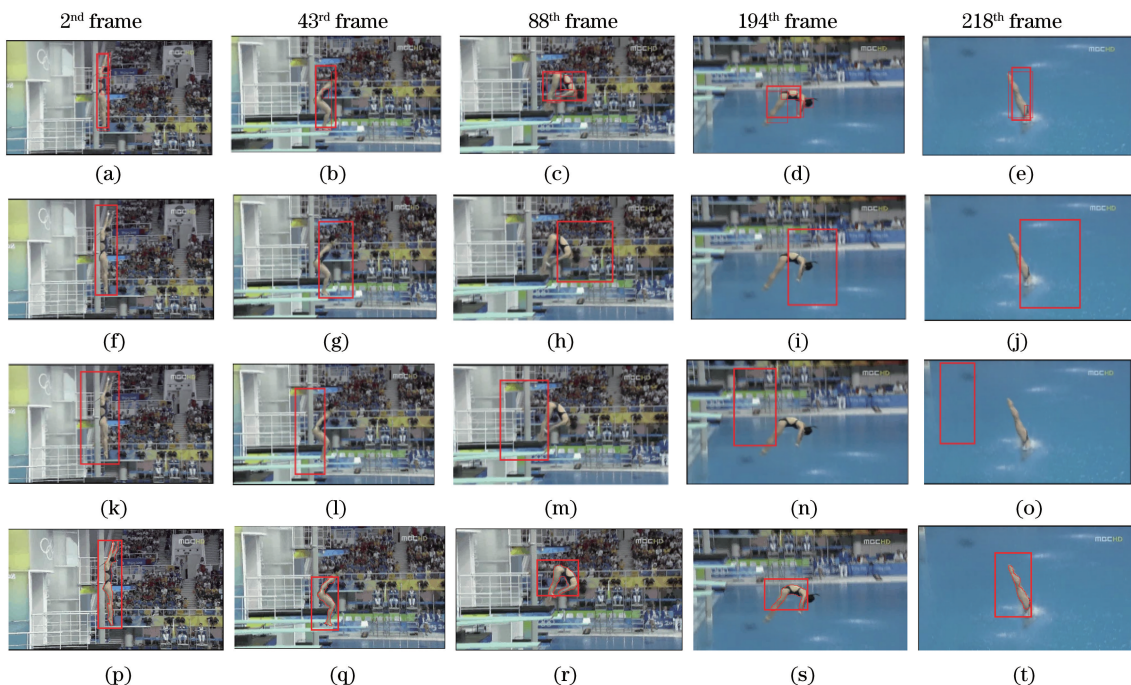


图 9 尺度变化下的目标跟踪。(a)~(e)本文算法;(f)~(j)算法 2;(k)~(o) Camshift 算法;(p)~(t)文献[22]算法
 Fig. 9 Object tracking under scale variation. (a)-(e) Proposed algorithm; (f)-(j) algorithm 2;
 (k)-(o) Camshift algorithm; (p)-(t) algorithm of Ref. [22]

列图像跟踪误差为

$$E_{RROR} = \sqrt{(x_c - x_k)^2 + (y_c - y_k)^2}, \tag{5}$$

式中 (x_c, y_c) 为每种算法输出的当前帧目标搜索窗口质心, (x_k, y_k) 为当前帧目标搜索窗口的实际质心,误差单位为 pixel。根据(5)式计算每种算法的跟踪误差结果如表 1 所示。



图 10 (a)首帧标定目标;(b)跟踪误差曲线

Fig. 10 (a) Calibration target of the first frame; (b) tracking error curves

表 1 每 50 帧图像 4 种算法的平均跟踪结果

Table 1 Average tracking results of four algorithms for every 50 frames

Algorithm	Proposed algorithm	Algorithm 2	Camshift algorithm	Algorithm of Ref. [22]
Tracking time /ms	80.33	73.47	61.26	78.35
Tracking error /pixel	5.19	19.75	96.73	17.46

表 1 给出了 4 种算法的平均跟踪耗时和跟踪误差,由于本文算法在一般 Camshift 算法的基础上增加了优化的 HMM 和分块特征匹配,因此跟踪耗时有所增加,但跟踪结果位置能较好地接近实际目标搜索窗口的质心位置,跟踪性能稳定。另外,虽然本文算法跟踪耗时多于文献[22]算法,但从实际的目标跟踪效果(图 6~8)可知,本文算法能够锁定较为完整的目标且目标搜索窗口能够接近实际的目标区域。

6 结 论

针对复杂场景下运动目标跟踪过程中出现的问题,提出了一种基于优化的隐马尔可夫模型和分块特征匹配的运动目标跟踪算法,创新点在于利用粒子滤波算法确定特征的最佳位置,以此修改目标特征信息,优化特征 HMM 参数,更新后的特征分类库可有效提高目标检测精确度;采用目标分块特征匹配及分块权重计算出的目标搜索窗口质心可将前后视频序列图像目标搜索窗口中心与质心稳定在一定范围内,提高跟踪的稳定性。实验结果表明,该算法能够实现复杂场景下的运动目标跟踪,对遮挡、尺度变化以及光照变化等因素具有较好的稳健性,算法复杂度较低,跟踪性能稳定。

参 考 文 献

- [1] Wang Jing, Song Ce, Yang Libao. Grabcut combined particle filter algorithm for tracking target[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(12): 20-27.
王 晶, 宋 策, 杨立保. 融合 GrabCut 的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 20-27.
- [2] Xiu Chunbo, Wei Shian. Camshift tracking with saliency histogram[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(6): 1749-1757.
修春波, 魏世安. 显著性直方图模型的 Camshift 跟踪方法[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(6): 1749-1757.
- [3] Li Yanping, Lin Jianhui, Yang Ningxue. Algorithm of moving target tracking based on SIFT feature optical flow[J]. Computer Science, 2015, 42(11): 305-309.
李艳萍, 林建辉, 杨宁学. 一种基于 SIFT 特征光流的运动目标跟踪算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(11): 305-309.
- [4] Jiang Shan, Zhang Rui, Han Guangliang, *et al.* Moving object tracking based on multi-feature fusion in the complex background gray image[J]. Chinese Optics, 2016, 9(3): 320-328.
江 山, 张 锐, 韩广良, 等. 复杂背景灰度图像下的多特征融合运动目标跟踪[J]. 中国光学, 2016, 9(3): 320-328.
- [5] He Tingting, Rui Jianwu, Wen La. Accelerating ASIFT based on CPU/GPU synergetic parallel computing [J]. Computer Science, 2014, 41(5): 14-19.
何婷婷, 芮建武, 温 腊. CPU-GPU 协同计算加速 ASIFT 算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(5): 14-19.
- [6] Zhu Bo, Dai Xianzhong, Li Xinde, *et al.* An ASIFT algorithm with masks for feature extraction[J]. Chinese Journal of

- Computers, 2015, 38(6): 1202-1211.
- 朱博, 戴先中, 李新德, 等. 一种带有“遮罩”的 ASIFT 特征提取算法[J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1202-1211.
- [7] Dong Wenhui, Chang Faliang, Li Tianping. Adaptive fragments-based target tracking method fusing color histogram and SIFT features[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(4): 770-776.
- 董文会, 常发亮, 李天平. 融合颜色直方图及 SIFT 特征的自适应分块目标跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 770-776.
- [8] Hou Zhiqiang, Huang Anqi, Yu Wangsheng, *et al.* Non-rigid object tracking based on joint matching of SIFT features[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(6): 1417-1423.
- 侯志强, 黄安奇, 余旺盛, 等. 利用 SIFT 特征联合匹配的非刚体目标跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(6): 1417-1423.
- [9] Codreanu V, Dong F, Liu B Q, *et al.* GPU-ASIFT: a fast fully affine-invariant feature extraction algorithm[C]. 2013 International Conference on High Performance Computing and Simulation(HPCS), 2013: 474-481.
- [10] Gan Ling, Zou Kuanzhong, Liu Xiao. Pedestrian detection based on PCA dimension reduction of multi-feature cascade[J]. Computer Science, 2016, 43(6): 308-311.
- 甘玲, 邹宽中, 刘肖. 基于 PCA 降维的多特征级联的行人检测[J]. 计算机科学, 2016, 43(6): 308-311.
- [11] Zhang Zhiyu, Meng Linghui, Lei Tao. Adaptive gradient reconstruction for watershed based image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(10): 1430-1437.
- 张志禹, 孟令辉, 雷涛. 自适应梯度重建分水岭分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(10): 1430-1437.
- [12] Qi W, Hou Y X, Wu L F, *et al.* A pose robust face recognition approach by combining PCA-ASIFT and SSIM[C]. Proceedings of 9th Chinese Conference on Biometric Recognition, 2014, 8833: 163-172.
- [13] Chen Hongda, Pu Hanye, Wang Bin, *et al.* Image euclidean distance-based manifold dimensionality reduction algorithm for hyperspectral imagery[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2013, 32(5): 450-455.
- 陈宏达, 普晗晔, 王斌, 等. 基于图像欧式距离的高光谱图像流形降维算法[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5): 450-455.
- [14] Zhang Wenda, Xu Yuelei, Ni Jiacheng, *et al.* Image target recognition method based on multi-scale block convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(4): 1033-1038.
- 张文达, 许悦雷, 倪嘉成, 等. 基于多尺度分块卷积神经网络的图像目标识别算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(4): 1033-1038.
- [15] Xue Mengxia, Peng Hui, Liu Shirong, *et al.* Scene object recognition based on visual saliency[J]. Control Engineering of China, 2016, 23(5): 687-692.
- 薛梦霞, 彭晖, 刘士荣, 等. 基于视觉显著性的场景目标识别[J]. 控制工程, 2016, 23(5): 687-692.
- [16] Zhang Ruyun, Xu Mingyan, Jiang Tao. Partial CSI based affinity propagation dynamic clustering algorithm[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(5): 1455-1457.
- 张汝云, 许明艳, 江涛. 一种基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(5): 1455-1457.
- [17] Wang Xiuhui, Yan Ke. Human gait recognition using continuous density hidden Markov models[J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2016, 29(8): 709-716.
- 王修晖, 严珂. 基于连续密度隐马尔可夫模型的人体步态识别[J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(8): 709-716.
- [18] Zhou Zhiping, Zhou Mingzhu, Li Wenhui. Object tracking algorithm based on hybrid particle filter and sparse representation[J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2016, 29(1): 22-30.
- 周治平, 周明珠, 李文慧. 基于混合粒子滤波和稀疏表示的目标跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(1): 22-30.
- [19] Xu Weicun, Zhao Qingjie, Wang Yuxia, *et al.* Object tracking arithmetic based on importance ordering Monte Carlo particle filtering[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(1): 105-110.
- 许伟村, 赵清杰, 王宇霞, 等. 基于重要性排序蒙特卡洛粒子滤波的物体跟踪算法[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(1): 105-110.
- [20] Huang Bin. Motion tracking algorithm based on adaptive observing particle filter[J]. Bulletin of Science and Technology, 2016, 32(3): 145-148.

黄 斌. 基于自适应观测粒子滤波的运动跟踪算法[J]. 科技通报, 2016, 32(3): 145-148.

[21] Godec M, Roth P M, Bischof H. Hough-based tracking of non-rigid objects [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(10): 1245-1256.

[22] Gu Suhang, Lu Bing, Rong Hailong. Moving target detection and tracking algorithm based on contour and ASIFT feature matching[J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(8): 267-271.

顾苏杭, 陆 兵, 戎海龙. 基于阈值判断的 Camshift 目标跟踪算法[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(8): 267-271.