

基于级联特征的随机森林运动目标跟踪算法

陆 兵¹, 顾苏杭^{1,2}

(1. 常州轻工职业技术学院 信息工程学院, 江苏 常州 213164;

2. 江南大学 数字媒体学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要:在运动目标检测与跟踪的过程中,实际环境下的目标旋转、目标遮挡以及光照变化等因素时常出现,而目标检测与跟踪的性能对这些复杂环境因素极为敏感,甚至易导致目标跟踪丢失。为了提高复杂环境下运动目标跟踪的鲁棒性和稳定性,提出一种基于级联特征的随机森林运动目标跟踪算法。该算法首先在保留目标关键信息的 ASIFT 特征中级联目标轮廓信息作为正样本,训练正样本生成随机森林分类后续序列图像特征;在此基础上将 CamShift 算法确定的目标搜索窗口中的非目标特征作为负样本,训练负样本并更新随机森林以改善特征分类性能;最后通过对正负样本特征加权计算目标搜索窗口质心以改善跟踪性能。实验结果表明,该算法能够在光照突变、遮挡以及目标旋转等复杂环境下有效地实现运动目标跟踪。

关键词:复杂环境;级联特征;轮廓;随机森林;正负样本

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2019)05-0086-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2019.05.019

A Moving Object Tracking Algorithm of Random Forest Based on Features Cascade

LU Bing¹, GU Su-hang^{1,2}

(1. School of Information Engineering, Changzhou Vocational Institute of Light Industry, Changzhou 213164, China;

2. School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract:In the process of moving object detection and tracking, in actual scenarios where there usually exists complex environmental factors including object rotation, occlusion and illumination and so on, the performance of the object detection and tracking is easily affected by these complicated environmental factors, even they lead to the occurrence of the losses of object tracking. In order to improve the robustness and stability of moving object tracking under complex environment, we propose a random forest for moving object tracking algorithm based on features cascade. The ASIFT features of the moving object with retaining key information are cascaded with object contour information as positive sample set. Random forest which can be used to classify the features of the subsequent sequence images is realized through training the positive sample set. On the basis of cascading features, the features of non-object in the object search window determined by CamShift algorithm are taken as negative sample set, and the performance of feature classification is improved by training negative sample set which is used to update random forest. The centroid of the object search window is calculated by weight-based positive and negative sample sets to improve the tracking performance. The experiment indicates that the algorithm can effectively realize moving object tracking under complex environment such as illumination fluctuation, occlusion and object rotation.

Key words:complex environment; cascading features; contour; random forest; positive and negative sample

0 引 言

复杂环境下由于存在与目标颜色相似的物体^[1],且在跟踪过程中易发生目标形变、目标旋转以及目标部分被遮挡^[2-5]等,这些因素都会增加目标检测与跟

踪的难度。徐天阳等^[6]针对粒子滤波方法在状态处理方面的实际效果并不理想的问题,提出级联多种特征滤除无效粒子以增强目标跟踪的有效性;刘海燕等^[7]研究了复杂环境下的运动目标跟踪,将梯度特征与颜

收稿日期:2018-05-09

修回日期:2018-09-12

网络出版时间:2018-12-21

基金项目:江苏省自然科学基金(20140625);常州市科技计划项目(CJ20160010)

作者简介:陆 兵(1967-),男,副教授,研究方向为计算机测量与控制;顾苏杭(1989-),男,博士研究生,助教,研究方向为机器学习、模式识别与人工智能。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20181221.1445.016.html>

色特征进行融合,解决了利用单一特征进行跟踪目标易丢失的问题;李艳荻等^[8]利用目标的轮廓及位置信息提取目标特征块,解决了复杂环境下的运动目标检测问题,继而通过特征块匹配结合依据颜色特征序列自适应更新背景实现动态背景下的运动目标跟踪;黄奇等^[9]在关联相邻帧目标的基础上融合颜色直方图、HOG 特征等多个目标信息,鲁棒地对目标进行全面表达,通过多次迭代关联实现遮挡、目标自身变形以及背景干扰等复杂环境下的多目标跟踪。

融合多种特征信息能够从整体角度全方位地表达目标,目标检测精确度可得到大幅提高,十分有利于实际场景中的目标跟踪。因此,根据上述几种运动目标检测与跟踪策略,提出一种基于级联特征的随机森林运动目标跟踪算法。将经主成分分析法降维后保留关键信息的目标 ASIFT 特征与目标轮廓信息进行级联,并将级联特征作为正样本经训练生成随机森林以分类后续序列图像中的目标和背景特征,能够从复杂背景中精确地检测出目标,为后续实现稳定跟踪目标提供前提;利用 CamShift 算法对检测出的目标进行跟踪,将目标搜索窗口中的少量背景特征作为负样本并进行训练更新随机森林,下一帧序列图像完成特征分类后删除当前帧负样本对应的决策树可降低整体算法的运算量;对目标搜索窗口中的正负样本特征进行加权确定目标质心位置,不仅能够有效地解决 CamShift 跟踪算法目标搜索窗口易发散的问题,而且能够有效地提高目标跟踪的稳定性。

1 目标检测

1.1 PCA-ASIFT 特征

ASIFT 算法^[10]是一种完全放射不变特征提取算法,与 SIFT 算法^[11]相比,ASIFT 算法中主要增加了对纬度、经度方向的合理模拟,能够在各种变换情况下提取数量相当可观的 ASIFT 特征。ASIFT 特征是 128 维的向量,大量的特征计算势必会影响目标跟踪的实时性。因此,文中在保证目标检测精度的基础上利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对目标 ASIFT 特征进行降维^[12],生成目标 PCA-ASIFT 特征。PCA 在保留原有特征关键信息的前提下,旨在通过空间变换,将原有的样本特征进行线性变换投影到某一低维度、相互正交的空间中。

1.2 级联特征

为了能够利用更多的目标信息以进一步区分目标和背景,更好地适应复杂环境下的目标跟踪,在提取目标 PCA-ASIFT 特征后级联目标轮廓中每个像素包含的位置信息以及每个像素到目标质心的距离。在目标跟踪过程中加入目标质心作为跟踪信息,可提高

CamShift 跟踪算法复杂环境下的抗干扰能力。为了能够提取较为完整的目标轮廓,混合使用活动轮廓线模型(Snake 模型)和 Canny 边缘检测算法。

最基本的 Snake 模型由 Kass 等提出^[13],典型的模型主要包括参数 Snake 模型和几何 Snake 模型两种^[14]。Snake 模型已成功用于计算机视觉图像处理,可解决遮挡、光照变化以及目标旋转等多种复杂情况下的运动目标轮廓提取,得到近似于目标真实边缘的连续且封闭的轮廓。Snake 模型的主要思想是通过最小化轮廓曲线能量函数使得初定的目标轮廓逐渐逼近目标真实边缘。

为了提取比较完整的目标轮廓,得到丰富的目标边缘信息,混合使用 Snake 模型与 Canny 边缘检测算法^[15],将 Canny 算法检测出的目标边缘作为 Snake 模型的初始轮廓,通过最小化轮廓曲线能量函数^[14-15]生成较为完整的目标轮廓。记录当前序列图像中的目标轮廓每个像素 i 的位置 (x_i, y_i) 以及与目标质心 (x_c, y_c) 之间的距离 d_i ,将这些信息与目标 PCA-ASIFT 特征进行级联用于分类目标与背景特征,以提高目标检测的精确度。

1.3 随机森林分类器构建

随机森林(random forests, RF)分类器由 Leo Breiman 提出^[16],是一种由一系列弱分类器—决策树(decision tree)组合而成的强分类器算法^[17],相比于经典的机器学习模型—神经网络算法,随机森林在不增加运算量的前提下显著提高了分类精度。在应用随机森林分类器进行目标与背景特征分类前需要先对样本特征进行训练,具体训练过程可参照文献[17],训练过程中应注意到:目标 PCA-ASIFT 特征维度为 128,因此级联后的特征维度为 131;基于级联特征的方法只需判断目标与背景两类特征,因此随机森林中的每棵决策树只需这两类特征的归属进行投票。

2 目标跟踪

2.1 加权质心

CamShift 算法主要适用于目标颜色较为单一或者目标与背景颜色相差较大情况下的目标跟踪,因此在复杂环境下,由于时常存在目标相似物、光照变化以及目标遮挡等因素,目标搜索窗口易发散而导致跟踪失败, CamShift 算法并不能取得较好的运动目标跟踪效果^[18]。针对该问题,将采用加权的方式来计算每一帧序列图像中目标搜索窗口的质心。

由于相邻两帧序列图像时间间隔较小,背景变化较为缓慢,因此将当前帧中确定的目标搜索窗口包含的少量非目标特征,作为负样本进行特征训练生成决策树并更新随机森林,待下一帧序列图像检测出运动

目标后,删除这些决策树以减少算法运算量,提高跟踪的实时性。为了能够实现稳定跟踪运动目标,需计算当前序列图像目标搜索窗口的加权质心 (x_e, y_e) ,并将该质心作为下一帧序列图像初始值,即下一帧序列图像目标搜索窗口的中心 (x_0, y_0) 。其中,目标搜索窗口的加权质心计算过程如下:

(1) 在颜色概率分布(反向投影)图中确定当前序列图像目标搜索窗口 W_s ,根据目标搜索窗口内的正负样本,其中正样本由目标级联特征构成,负样本由目标搜索窗口内非目标特征构成,分别赋予正负样本权重 W_p 、 W_B ,有:

$$\begin{cases} W_p > W_B \\ W_p + W_B = 1 \end{cases} \quad (1)$$

为了使计算出的当前序列图像目标搜索窗口的质心更贴近于实际值,提高运动目标跟踪的鲁棒性,设置正样本权重大于负样本权重,即 $W_p > W_B$ 。

(2) 在目标搜索窗口 W_s 中计算零阶矩。

$$M_{00} = \sum_x \sum_y W_{\text{weigh}} I(x, y) \quad (2)$$

式 2 计算了目标搜索窗口 W_s 中的所有像素值之和,可用来度量目标搜索窗口的大小,其中, $I(x, y)$ 表示某个具体像素, W_{weigh} 表示像素对应的权重,其取值为 W_p 或 W_B 。

(3) 在零阶矩 M_{00} 基础上计算得出目标搜索窗口的一阶矩。

$$\begin{cases} M_{10} = \sum_x \sum_y x W_{\text{weigh}} I(x, y) \\ M_{01} = \sum_x \sum_y y W_{\text{weigh}} I(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

由一阶矩可确定目标搜索窗口的质心在 x 轴、 y 轴的分布位置。

$$\begin{cases} x_e = M_{10}/M_{00} \\ y_e = M_{01}/M_{00} \end{cases} \quad (4)$$

文中方法的加权质心在不增加算法运算量的前提下可有效地克服复杂环境下 CamShift 算法单纯利用目标颜色直方图致目标搜索窗口易发散的问题,能够使得每一帧序列图像目标搜索窗口质心稳定地朝着目标搜索窗口中心收敛,从而实现运动目标的稳定跟踪。图 1 所示为不同情况下几种方法计算得到的目标质心,其中黑色方框为运动目标跟踪过程中的目标搜索窗口,“*”为文中方法目标加权质心,“x”为文献[18]方法计算得出的目标质心,“★”为文献[19]方法计算得出的目标质心,“o”为目标实际质心,“+”为一般 CamShift 算法计算得出的目标质心。

由图 1 可知,文中算法与文献[19]的方法都能将目标搜索窗口中心与质心收敛于一定阈值范围内,从而解决了因目标搜索窗口发散而导致跟踪失败的问题;

文献[18]方法计算得出的目标质心与实际目标质心存在较小误差;另外,与文献[18]、文献[19]方法相比,文中方法计算得出的目标质心由目标搜索窗口内的加权正负样本确定,而正样本由目标级联特征组成,不仅能够将更多的目标信息用于目标检测,提高目标检测精确度,而且能够有效地实现遮挡、光照变化等复杂环境下的目标跟踪。

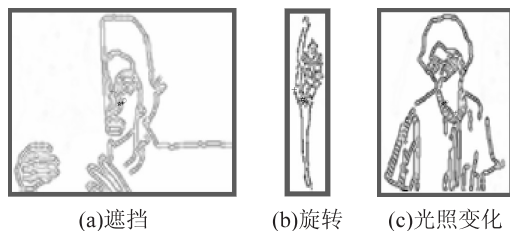


图 1 不同情况下几种方法的质心比较

2.2 算法流程

基于级联特征的随机森林运动目标跟踪算法的具体流程如图 2 所示。

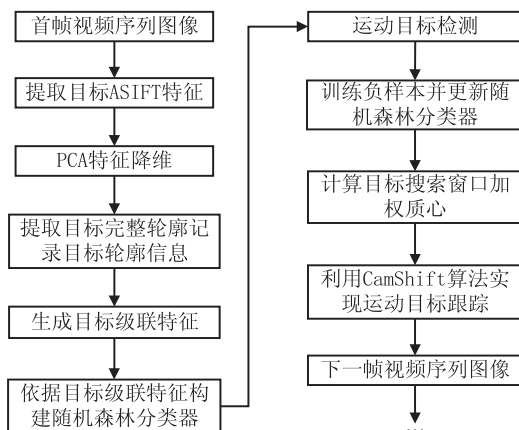


图 2 运动目标跟踪算法流程

针对图 2 目标跟踪流程中的“训练负样本并更新随机森林分类器”,待下一帧目标检测完成后应删除由当前序列图像目标搜索窗口中负样本训练生成的决策树。一方面,增加负样本训练生成的决策树可扩大复杂环境下目标检测的范围,有利于提高目标检测的精度;另一方面,删除负样本训练生成的决策树可降低目标检测耗时,有利于提高目标跟踪的实时性。

3 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性和可靠性,选取文献[20]建立的图像库作为标准实验测试数据库。该图像库包括动态背景、光照变化、目标旋转以及目标遮挡等多种复杂环境因素下的检测与跟踪测试图像。实验环境:操作系统为 64 位的 Microsoft Windows 7 专业版,处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-4690,主频为 3.50 GHz,内存为 3.2 GB,所有程序均在 Matlab R2010b 软件平台上编写实现。

实验采用对比的形式,将文中方法取得的运动目标检测与跟踪效果分别与文献[18-19]以及一般的 CamShift 算法进行对比。其中,文献[18]通过卡尔曼滤波算法预测目标位置进行二次搜索确定目标搜索窗口,从而实现目标相似物、遮挡等复杂情况下的实时目标跟踪;文献[19]采用 OTSU 法对图像进行分割并结合 Snake 模型提取目标轮廓,由轮廓最小外接矩形包含的所有像素信息计算目标质心与 CamShift 算法中的目标搜索窗口质心建立阈值判断策略,以此提高复杂环境下目标跟踪的稳定性。实验结果如下。

实验一:遮挡情况下序列图像背景比较单一,目标

为被书不断遮挡的人。由图 3 可知,文中算法在跟踪目标过程中能精确锁定目标,即使目标不同部分被遮挡,如图 3(c)、3(e)所示。另外,由于将部分背景特征作为负样本训练决策树并更新随机森林分类器,针对连续序列图像间变化缓慢,文中算法可识别出目标被遮挡的部分,如图 3(d)、3(e)。虽然文献[18]、文献[19]中的算法也可实现目标跟踪,但不能识别出目标被遮挡的部分,如图 3(i)、(j)、(n)、(o)。一般 CamShift 算法只以目标颜色为跟踪信息,当目标被遮挡时,目标搜索窗口开始发散,如图 3(q),直至目标完全跟丢,如图 3(t)所示。

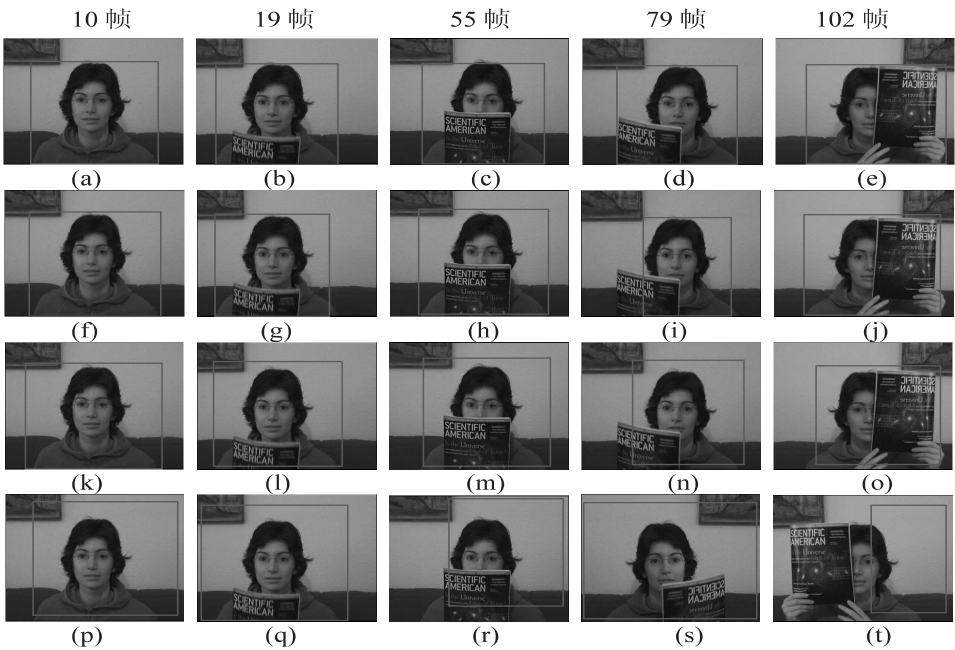


图 3 遮挡(第一至四排分别是:文中算法、文献[18]算法、文献[19]算法和一般 CamShift 算法,下图同)

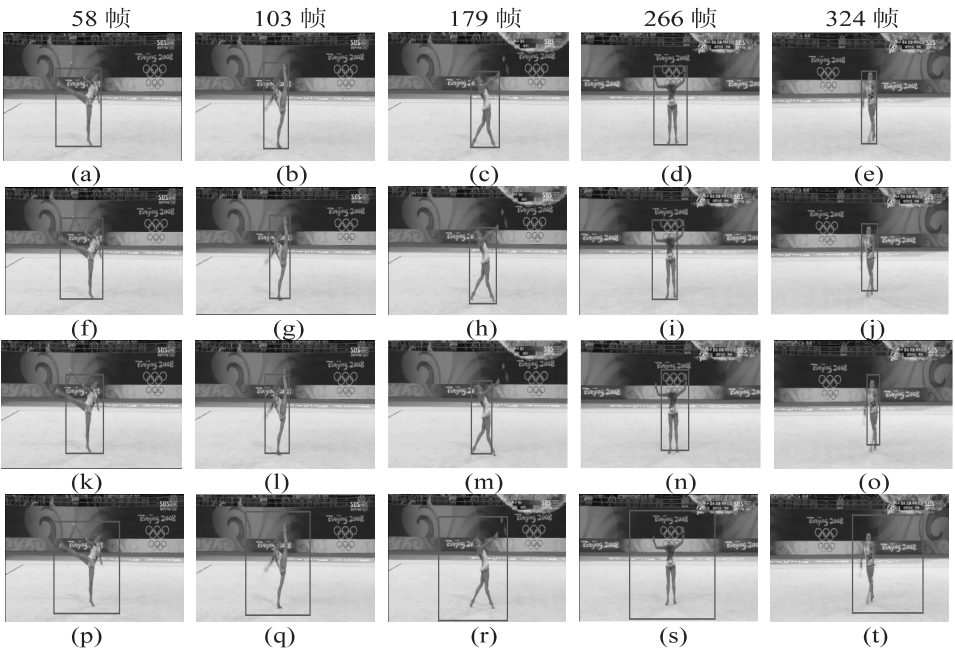


图 4 旋转

实验二:旋转情况下的序列图像背景比较单一,目标为跳舞的人。由图 4 可知,与文献[18]、文献[19]算法相比,文中算法能够稳定地实现目标跟踪,能够从目标不断变化的过程中很好地收敛于目标。一般 CamShift 算法虽能实现目标跟踪,但目标搜索窗口不能很好地锁定目标,窗口内包含较大面积的背景,如图 4(s)、4(t)所示。

实验三:光照变化情况下的序列图像背景环境较为复杂,目标为行走的人。目标在运动过程中,背景不断变化,且光照强度也不断变化。如图 5 可知,由于文中算法级联特征包含目标特征及目标轮廓信息,由目标级联特征训练生成强分类器随机森林,以及通过目

标加权质心的方式改进 CamShift 算法,即使复杂环境下光照发生明显变化,所该算法依然能够稳定地跟踪目标,如图 5(a)、(c)、(e)所示;在存在大量噪声及图像背景发生明显变化时,传统的卡尔曼滤波器并不能很好地预测目标状态^[21],因此,文献[18]并不能完整地确定目标,如图 5(h)、(i)、(j)所示;文献[19]采用阈值判断法来确定目标搜索窗口,在光照变化情况下基本能够完整地识别出目标;一般 CamShift 算法在光照发生明显变化的情况下跟踪效果较差,目标搜索窗口容易发散,如图 5(p)、(q)所示,在第 181 帧时,目标已跟踪丢失,跟踪失败,如图 5(r)所示。

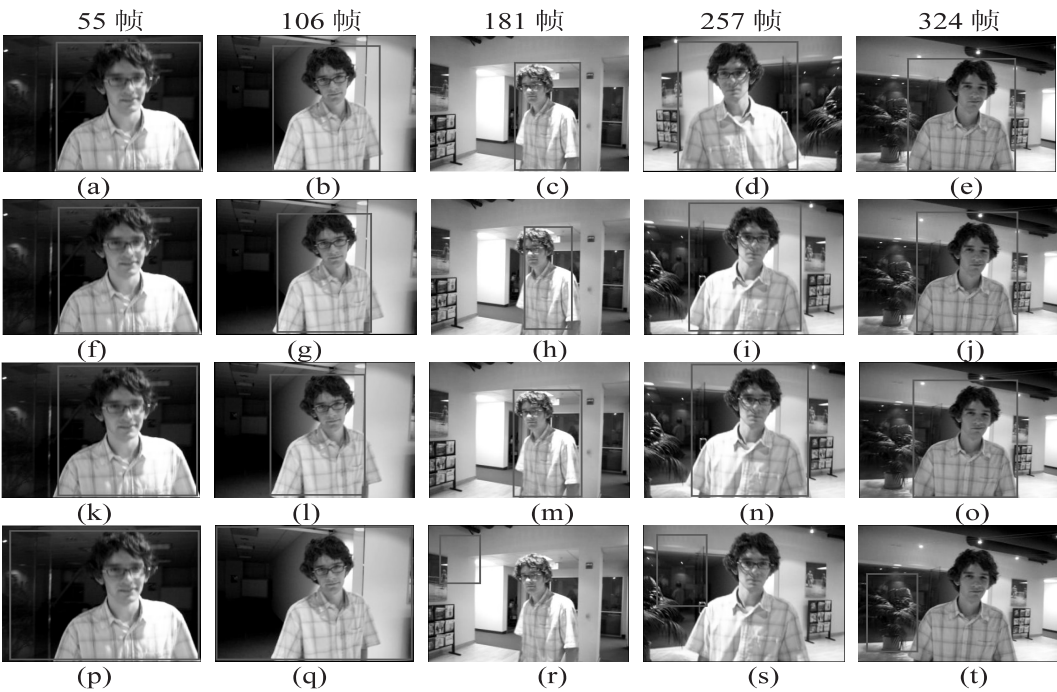


图 5 光照变化

表 1 从两个角度来比较不同情况下的分类性能。当将随机森林作为特征分类器时,通过训练级联特征生成的特征分类器性能明显优于单一的 ASIFT 特征;当使用不同分类方法时,文中采用的随机森林在遮挡、目标旋转以及光照变化等复杂情况下的目标检测率优

于神经网络以及支持向量机(SVM)两种分类方法;另外,训练目标搜索窗口内少量非目标特征生成决策树并更新随机森林在一定程度上提高了背景与目标特征分类的精度。表 1 中的结果进一步验证了文中算法的有效性。

表 1 不同组合/不同情况下的分类性能比较 %

不同组合	随机森林		级联特征		
	ASIFT 特征	级联特征 (无负样本)	文中算法	神经网络 (无负样本)	SVM (无负样本)
不同情况					
遮挡	86.18	92.35	94.57	91.42	92.17
旋转	85.52	92.76	95.26	92.58	91.23
光照变化	84.67	91.34	93.18	90.64	90.86

4 结束语

实际运动目标跟踪过程中一般 CamShift 算法跟踪效果并不理想,由于背景环境十分复杂,常发生目标

遮挡、目标旋转以及光照变化等,且背景不断变化,一般 CamShift 算法易因目标搜索窗口发散而导致目标跟踪失败,实际的运动目标跟踪效果在很大程度上取决于特征包含的目标信息量以及有效的特征分类器。

文中级联特征在目标整体状态的基础上融入目标轮廓信息,以增加可利用的目标跟踪信息;由级联特征训练生成的弱分类器—决策树组成强分类器,按最终的得票数对背景与目标特征进行分类;为了进一步提高特征分类精度,将目标搜索窗口中少量背景特征作为负样本进行训练生成决策树并更新随机森林,在下一帧序列图像中特征分类完成后予以删除以提高目标检测实时性;目标加权质心的方法可很好地收敛于实际目标质心,使得目标搜索窗口能够精确锁定目标。实验结果表明,该算法在目标遮挡、目标旋转以及光照变化等情况下可有效地实现目标的检测与跟踪。

参考文献:

[1] 戴渊明,韦巍,林亦宁. 基于颜色纹理特征的均值漂移目标跟踪算法[J]. 浙江大学学报:工学版,2012,46(2):212-217.

[2] 张立朝,毕笃彦,查宇飞,等. 动态特征和静态特征自适应融合的目标跟踪算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2015,42(6):164-172.

[3] 杨欣,刘加,周鹏宇,等. 基于多特征融合的粒子滤波自适应目标跟踪算法[J]. 吉林大学学报:工学版,2015,45(2):533-539.

[4] 何伟,齐琦,张国云,等. 多信息动态融合的运动目标检测方法[J]. 计算机应用,2016,36(8):2306-2310.

[5] 陈晓书,胡则熙,高月芳,等. 融合颜色与时空上下文信息的实时目标跟踪算法[J]. 小型微型计算机系统,2017,38(3):630-634.

[6] 徐天阳,吴小俊. 基于多特征级联的目标跟踪算法研究[J]. 南京理工大学学报:自然科学版,2015,39(3):286-292.

[7] 刘海燕,杨昌玉,刘春玲,等. 基于梯度特征和颜色特征的运动目标跟踪算法[J]. 计算机应用,2012,32(5):1265-1268.

[8] 李艳获,徐熙平,陈江,等. 动态特征块匹配的背景更新在运动检测的应用[J]. 仪器仪表学报,2017,38(2):445-453.

[9] 黄奇,项俊,侯建华,等. 联合特征融合和判别性外观模型的多目标跟踪[J]. 中国图象图形学报,2015,20(9):1188-1198.

[10] OJI R. An automatic algorithm for object recognition and detection based on ASIFT[J]. Signal and Image Processing, 2012,3(5):29-39.

[11] LU Ying, GUO Chengjiao, IKENAGA T. Estimation-correction scheme based articulated object tracking using SIFT features and mean shift algorithm[C]//International conference on new trends in information science and service science. Gyeongju, South Korea: IEEE, 2010:275-280.

[12] 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.

[13] 陈立潮,牛玉梅,潘理虎,等. Snake模型的研究进展[J]. 计算机应用研究,2014,31(7):1931-1936.

[14] XU Chengyang, YEZZI A, PRINCE J. On the relationship between parametric and geometric active contours[C]//Conference record of the thirty-fourth Asilomar conference on signals, systems and computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2000:483-489.

[15] 段红燕,邵豪,张淑珍,等. 一种基于Canny算子的图像边缘检测改进算法[J]. 上海交通大学学报,2016,50(12):1861-1865.

[16] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45:5-32.

[17] 王鑫,汪晋宽,刘志刚,等. 基于随机森林的认知网络频谱感知算法[J]. 仪器仪表学报,2013,34(11):2471-2477.

[18] 翟卫欣,程承旗. 基于Kalman滤波的Camshift运动跟踪算法[J]. 北京大学学报:自然科学版,2015,51(5):799-804.

[19] 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.

[20] 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.

[21] 常国宾,许江宁,李安,等. 迭代无味卡尔曼滤波的目标跟踪算法[J]. 西安交通大学学报,2011,45(12):70-74.