



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
05
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像自动聚类 P574



第21卷第5期（总第241期）
2016年5月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

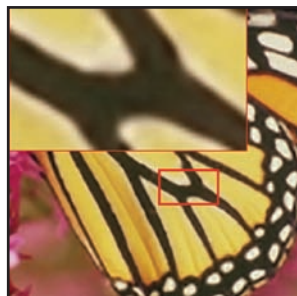
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

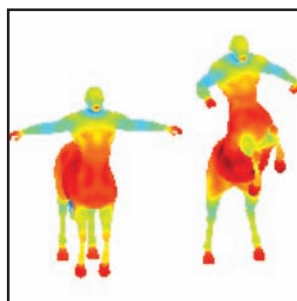
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

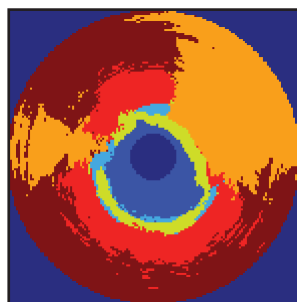
CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



利用双通道卷积神经网络的
图像超分辨率算法(第556页)



融合特征描述约束的3维
等距模型对应关系计算(第
628页)



结合先验形状信息和序贯学
习的心血管内超声外弹力膜
检测(第646页)

综述

中国图像工程: 2015

章毓晋 533

图像处理和编码

基于代价敏感Adaboost目标跟踪

薛一哲, 王拓 544

利用双通道卷积神经网络的图像超分辨率算法

徐冉, 张俊格, 黄凯奇 556

图像分析和识别

局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别

任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华 565

K步稳定的鞋印花纹图像自动聚类

王新年, 舒莹莹 574

空间约束混合高斯运动目标检测

董俊宁, 杨词慧 588

图像理解和计算机视觉

分层信息融合的物体级显著性检测

李波, 金连宝, 曹俊杰, 冷成财, 卢春园, 苏志勋 595

结合区域协方差分析的图像显著性检测

张旭东, 吕言言, 缪永伟, 郝鹏翼, 陈佳舟 605

前景判别的局部模型匹配目标跟踪

刘大千, 刘万军, 费博雯 616

计算机图形学

融合特征描述约束的3维等距模型对应关系计算

杨军, 闫寒, 王茂正 628

一类加权有理插值样条曲面及局部约束控制

刘植, 肖凯, 陈晓彦, 江平, 谢进 636

医学图像处理

结合先验形状信息和序贯学习的心血管内超声外弹力膜检测

林慕丹, 杨丰, 梁淑君, 赵海升, 黄铮, 崔凯 646

遥感图像处理

局部显著特征下的光学遥感图像舷靠舰船检测

李轩, 刘云清, 卞春江, 毛博年 657

长时序高光谱图像清晰度影响因素分析

尚任, 黑保琴, 李盛阳, 覃帮勇, 张九星 665

基于变差函数的中高分辨率SAR影像农村建筑区提取

林晨曦, 周艺, 王世新, 刘文亮, 田野, 张燕楠 674

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

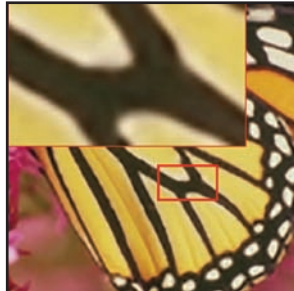
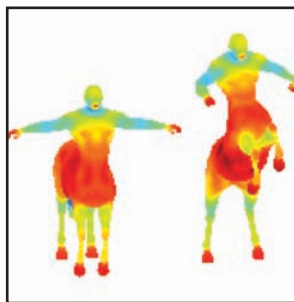
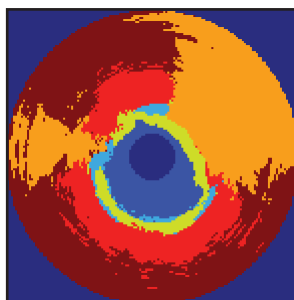


Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks(P556)



Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor (P628)



External elastic membrane border detection based on for intravascular ultrasound images(P646)

Review

Image engineering in China: 2015	
Zhang Yujin	533

Image Processing and Coding

Object-tracking method based on improved cost-sensitive Adaboost	
Xue Yizhe, Wang Tuo	544
Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks	
Xu Ran, Zhang Junge, Huang Kaiqi	556

Image Analysis and Recognition

Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification	
Ren Fuji, Li Yanqiu, Xu Liangfeng, Hu Min, Wang Xiaohua	565
K-steps stabilization based on automatic clustering of shoeprint images	
Wang Xinnian, Shu Yingying	574
Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint	
Dong Junning, Yang Cihui	588

Image Understanding and Computer Vision

Object level saliency detection by hierarchical information fusion	
Li Bo, Jin Lianbao, Cao Junjie, Leng Chengcai, Lu Chunyuan, Su Zhixun	595
Image saliency detection using regional covariance analysis	
Zhang Xudong, Lyu Yanyan, Miao Yongwei, Hao Pengyi, Chen Jiazhou	605
Foreground discrimination in local model-matching tracking	
Liu Daqian, Liu Wanjun, Fei Bowen	616

Computer Graphics

Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor	
Yang Jun, Yan Han, Wang Maozheng	628
Weighted rational interpolation spline surfaces and local constraint control	
Liu Zhi, Xiao Kai, Chen Xiaoyan, Jiang Ping, Xie Jin	636

Medical Image Processing

External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images	
Lin Mudan, Yang Feng, Liang Shujun, Zhao Haisheng, Huang Zheng, Cui Kai	646

Remote Sensing Image Processing

Inshore ship detection method in optical remote sensing images using local salient characteristics	
Li Xuan, Liu Yunqing, Bian Chunjiang, Mao Bonian	657
Analysis of factors influencing clarity of hyper spectral images in long time series	
Shang Ren, Hei Baoqin, Li Shengyang, Qin Bangyong, Zhang Jiuxing	665
Variogram-based rural build-up area extraction from middle and high resolution SAR images	
Lin Chenxi, Zhou Yi, Wang Shixin, Liu Wenliang, Tian Ye, Zhang Yannan	674

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)05-616-12

论文引用格式: Liu D Q, Liu W J, Fei B W. Foreground discrimination in local model-matching tracking[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(5): 616-627. [刘大千, 刘万军, 费博雯. 前景判别的局部模型匹配目标跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(5): 616-627.] [DOI: 10.11834/jig.20160509]

前景判别的局部模型匹配目标跟踪

刘大千, 刘万军, 费博雯

辽宁工程技术大学软件学院, 葫芦岛 125105

摘要: **目的** 在复杂背景下, 传统模型匹配的跟踪方法只考虑了目标自身特征, 没有充分考虑与其所处图像的关系, 尤其是目标发生遮挡时, 易发生跟踪漂移, 甚至丢失目标。针对上述问题, 提出一种前景判别的局部模型匹配(FDLM)跟踪算法。**方法** 首先选取图像帧序列前 m 帧进行跟踪训练, 将每帧图像分割成若干超像素块。然后, 将所有的超像素块组建向量簇, 利用判别外观模型建立包含超像素块的目标模型。最后, 将建立的目标模型作为匹配模板, 采用期望最大化(EM)估计图像的前景信息, 通过前景判别进行局部模型匹配, 确定跟踪目标。**结果** 本文算法在前景判别和模型匹配等方面能准确有效地适应视频场景中目标状态的复杂变化, 较好地解决各种不确定因素干扰下的跟踪漂移问题, 和一些优秀的跟踪算法相比, 可以达到相同甚至更高的跟踪精度, 在 Girl、Lemming、Liquor、Shop、Woman、Bolt、CarDark、David 以及 Basketball 视频序列下的平均中心误差分别为 9.76、28.65、19.41、5.22、8.26、7.69、8.13、11.36、7.66, 跟踪重叠率分别为 0.69、0.61、0.77、0.74、0.80、0.79、0.79、0.75、0.69。**结论** 实验结果表明, 本文算法能够自适应地实时更新噪声模型参数并较准确估计图像的前景信息, 排除背景信息干扰, 在部分遮挡、目标形变、光照变化、复杂背景等条件下具有跟踪准确、适应性强的特点。

关键词: 前景判别; 超像素; 局部模型; 期望最大化(EM); 目标跟踪

Foreground discrimination in local model-matching tracking

Liu Daqian, Liu Wanjun, Fei Bowen

School of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China

Abstract: **Objective** Under a complex background, a majority of the traditional model-matching tracking methods only consider the characteristics of the moving target without fully utilizing the relationship between the moving target and the image for object tracking, especially when the target was occluded during the process of object tracking. Consequently, these methods allow the moving target to drift easily; as a result, the moving target is sometimes lost. To solve these problems, a novel object-tracking approach based on foreground discrimination of local model matching is proposed. **Method** First, the algorithm selects previous m frames of the image frame sequences for tracking training, and each image frame is divided into superpixel blocks. Second, the vector cluster is composed of all superpixel blocks, and the object model that contains superpixel blocks is established by the discrimination appearance model. Finally, the algorithm takes the object model as a matching model, adopts expectation maximization to estimate the foreground information, and utilizes foreground discrimination to match the local model. Hence, the tracking object is determined. **Result** Compared with other excellent tracking al-

收稿日期: 2015-10-30; 修回日期: 2016-01-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(61172144); 辽宁省科技攻关计划项目(2012216026)

第一作者简介: 刘大千(1992—), 男, 辽宁工程技术大学软件学院计算机技术专业在读硕士研究生, 主要研究方向为运动目标检测与跟踪。E-mail: liudaqianlntu@163.com

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61172144)

gorithms, the proposed target-tracking algorithm can accurately and effectively adapt to the complex changes in the target states of a video scene through foreground discrimination and local model matching and can adequately solve the problems of tracking drift under various uncertain factors. This algorithm can also achieve the same or even higher tracking accuracy compared with existing model-matching tracking methods. For the video sequences of Girl, Lemming, Liquor, Shop, Woman, Bolt, CarDark, David, and Basketball, the average center errors are 9.76, 28.65, 19.41, 5.22, 8.26, 7.69, 8.13, 11.36, and 7.66, respectively, and the tracking overlap ratios are 0.69, 0.61, 0.77, 0.74, 0.80, 0.79, 0.79, 0.75, and 0.69, respectively. **Conclusion** Experiment results indicate that the proposed target-tracking algorithm can adaptively update noise model parameters in real time, accurately estimate the foreground information of images according to different image sequences, eliminate background information interference, and achieve tracking accuracy and adaptability under the conditions of partial occlusion, target deformation, illumination changes, and complex background.

Key words: foreground discrimination; super-pixel; local model; expectation maximization; object tracking

0 引言

视频目标跟踪是利用计算机在视频图像序列中对目标进行实时准确的跟踪技术,在智能交通^[1]、人机交互^[2]、机器人视觉^[3]、医学诊断^[4]等领域发挥着重大作用。早期的跟踪算法一般采用视觉特征(图像的色彩、边缘、形状、纹理)对目标进行跟踪,效果不甚理想。近年来,基于模型匹配(MM)^[5]的目标跟踪算法受到了国内外学者的广泛关注,已成为目标跟踪技术研究的热点问题之一。该方法在跟踪当前帧时,通过对运动目标建立先验模型,根据上一帧跟踪预测结果与先验模型进行匹配,确定模型的参数,从而精确地分析出目标运动轨迹。

随着研究的不断深入,基于匹配模型的目标跟踪算法相继出现。经典的LK光流法(LKOF)(简称LK)^[6]利用观测目标与模型的结构相关性,采用梯度法在邻域内求解最佳匹配,但当相邻图像之间灰度变化大或匹配模板包含背景信息时,容易陷入局部极小值,从而发生跟踪漂移,甚至丢失目标。Xu等人将稀疏表示(SR)^[7]技术应用于LK图像配准框架对LK算法进行改进,通过最小化校准误差的 L_1 范数来求解目标的状态参数,从而实现对目标的跟踪。Avidan等人提出一种支持向量机跟踪(SVT)算法^[8],将支持向量机与LK算法结合,进而改进了LK算法,应用于车辆跟踪中具有较高的准确性,特别是当车辆发生一定视角转动时,由于引入支持向量机,使得算法仍能够准确跟踪车辆。Wang等人提出一种超像素跟踪算法(SPT)^[9],将目标从背景中分割出来,组成一个有区分度的外观模型,通过使用最大后验估计和以超像素为单位的置信图计

算在下一帧图像中目标出现的最可能位置,外观模型会在一定帧数内进行实时更新。但是上述几种方法在模型匹配过程中,当目标被遮挡较多或背景复杂,特别是当背景中包含有非目标的运动物体与目标物体交叉遮挡时,往往会发生跟踪漂移现象。

针对上述问题,提出了一种前景判别的局部模型匹配(FDLM)目标跟踪算法。首先,在首帧图像中手动圈出目标的轮廓信息,从前 m 帧图像序列中使用贝叶斯估计目标的位置信息,得到前 m 帧图像的训练样本集。利用超像素技术将训练样本集中每帧图像中圈定的目标分割成多个超像素块,通过基于超像素的判别外观模型,建立包含特征超像素块的目标模型。然后,在跟踪时本文采用LK算法进行局部模型匹配,同时利用期望最大化(EM)^[10]模型估计判定图像的前景信息,约束模型匹配过程,同时根据前帧的匹配结果实时更新目标模型。在目标跟踪过程中即使发生目标形变、局部遮挡甚至全局遮挡、复杂背景下,算法都会较准确地跟踪目标。

本文的主要创新与贡献如下:

1) 将图像的前 m 帧做训练样本集,通过聚类构建的目标模型滤除不必要背景信息的干扰,使得目标模型更准确。

2) 建立包含特征超像素块的目标模型,并采用LK光流法进行模型匹配。提高算法的实时性,增强算法的实用性。

3) 利用了EM模型对图像帧中的前景信息进行判别,约束局部模型匹配过程。如果与目标模型中的超像素块最佳匹配不在所估计的前景区域中,则自动丢弃最佳匹配超像素块,重新寻找最佳匹配块,达到局部特征匹配。特别在复杂背景中,体现的尤为明显。

1 相关工作

1.1 超像素技术

超像素技术是将像素邻域内若干特征相似的像素点作为一个结构块。其特点是不损坏目标区域边界,不是将目标分割成固定形状的块而是获得自适应的超像素块。

利用图像的灰度特征将相似的像素点归为一类,形成超像素块。灰度差反映了图像中灰度存在差异的部分。局部灰度差和像素点的坐标作为像素点的一个3维特征矢量。当灰度特征信息相似时,适当的位置差异可化为一类,这样可以提高局部模型的生成、匹配效率。

1.2 贝叶斯方程

在第1帧中手动圈定目标,确定目标的位置。 X_i 表示第*i*帧的目标状态,由目标的中心位置 X_i^c 和目标在*x*轴、*y*轴的尺度大小 X_i^x, X_i^y 组成,即 $X_i = (X_i^c, X_i^x, X_i^y)$ 。在训练帧中依照式(1)贝叶斯方程跟踪,通过式(2)进行最大后验估计进行预测^[11]。

$$p(X_i | Y_{1:i}) = \eta p(Y_i | X_i) \times \int p(X_i | X_{i-1}) p(X_{i-1} | Y_{1:i-1}) dX_{i-1} \quad (1)$$

式中, η 为归一化常数, $p(X_i | Y_{1:i})$ 为最大后验估计值, $p(Y_i | X_i)$ 表示第*t*帧目标与观测值的差别, $p(X_i | X_{i-1})$ 表示用于预测下一帧目标状态的目标运动特征。

$$\hat{X}_i = \arg \max_{X_i^{(l)}} p(X_i^{(l)} | Y_{1:i}), l = 1, \dots, n \quad (2)$$

式中, $X_i^{(l)}$ 表示第*l*个估计的目标状态, $\hat{X}_i$ 表示最大

后验估计的目标状态。

1.3 LK 算法

LK 算法就是将目标跟踪问题视为在每一帧中某一已知邻域内寻找最佳匹配问题。给定跟踪目标的模型,算法通过求解最优化问题来定位跟踪目标。

设 T 为目标模型,模型中的像素点集表示为 $P = \{p\}_{i=1}^n$,其中 $p = (x, y)$ 表示像素点的横纵坐标。 I 为第*t*帧图像,图像像素 $I(W(p, w))$ 由模型像素 $T(p)$ 通过 $W(p, w)$ 函数相似转化得到, w 为转化位置参数。假设在第*t*-1帧图像的估计位置已知,即给出 w^{t-1} 。在第*t*帧图像中寻找更新参数 Δw ,使得 $w = w^{t-1} + \Delta w$ 取最小值, Δw 应满足

$$\Delta w = \arg \min_{p \in P} \sum (I(W(p, w^{t-1} + \Delta w)) - T(p))^2 \quad (3)$$

因无法一次计算出最优参数 w ,则估计一组参数 Δw 用于在每次叠代中更新前一次的参数 w ,设参数 Δw 有收敛的情况发生时,则设定阈值 ε 作为终止条件,即

$$w = w^{t-1} + \Delta w, \|\Delta w\| \leq \varepsilon \quad (4)$$

2 算法概述

FDLM 算法的流程如图1所示。算法分为建立目标模型和局部模型匹配两个过程:

1) 建立目标模型。在首帧图像中手动圈出目标区域信息,前*m*帧图像序列中使用贝叶斯估计,根据前一帧的目标位置预测当前帧中目标的位置信息,反复此过程,得到前*m*帧图像的训练样本集。然后将训练样本集中每帧图像分割成若干个超像素

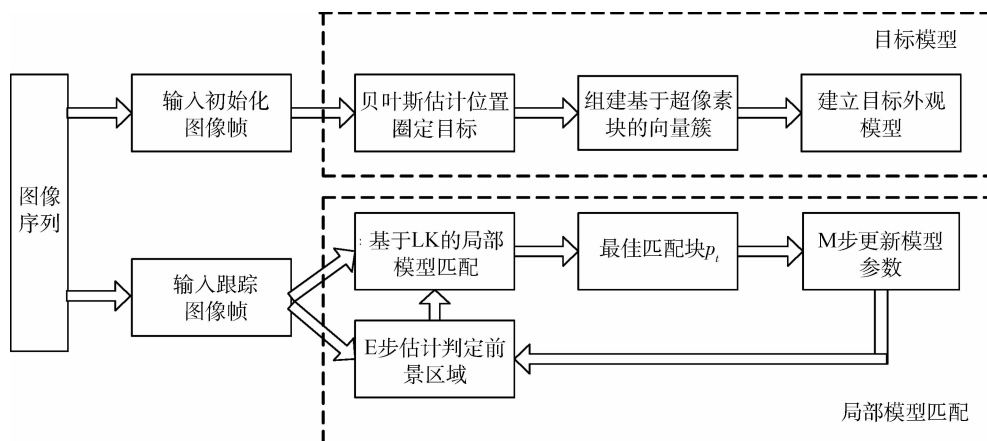


图1 FDLM 算法流程示例图

Fig. 1 The flow diagram of FDLM algorithm

块,将所有的超像素块组建向量簇,通过本文定义的基于超像素的判别外观模型,建立包含特征超像素块的目标模型。

2)局部模型匹配。利用基于LK光流法进行局部模型匹配,寻找最佳匹配块。并利用EM模型估计判别图像的前景信息。E步估计超像素块是否属于前景,M步进行参数优化。计算每个超像素块的匹配概率,寻找最佳块匹配,如果寻找到的最佳块匹配在背景区域,则自动舍弃,继续寻找,直到寻找的最佳块匹配在前景像素中。反复此过程,达到目标模型的匹配,进而实现目标精确跟踪。

3 FDLM跟踪算法

3.1 建立目标模型

首先,利用贝叶斯方程确定每帧图像中的目标的位置信息。然后,通过超像素分割技术分割每个训练帧图像中的目标区域轮廓,得到 N 个超像素块 p_i 。通过一个特征向量 f_i^x 表示每个超像素块,其中 $x \in \{1, \dots, N\}$ 。应用均值漂移(MS)算法^[12]对特征池 $F = \{f_i^x | t = 1, \dots, m; x = 1, \dots, N\}$ 聚类(实验中 $m = 4$),获得 n 个簇,每个簇 $clst(i) (i = 1, \dots, n)$ 包括簇中心 $f_c(i)$ 、簇半径 $r_c(i)$ 及簇成员 $\{f_i^x | f_i^x \in clst(i)\}$ 。

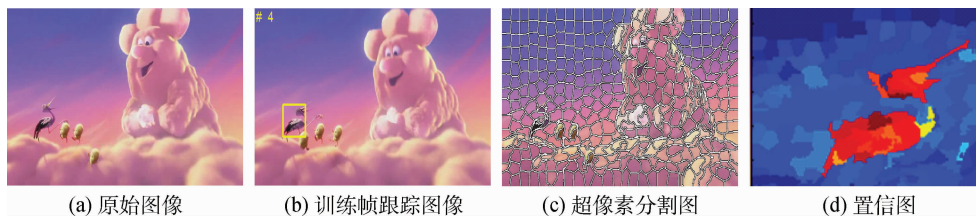


图2 建立目标模型效果图

Fig. 2 Effect of establish target model ((a) original image; (b) training frame tracking image; (c) super-pixel segmentation; (d) confidence map)

算法1 建立目标模型算法

初始化算法参数:确定初始帧目标位置信息,计算目标颜色直方图,设定超像素分割数目 $N_t = 400$ 。

for $t = 1, \dots, m$ (在所有的实验中取 $m = 4$)

进行超像素分割,得到目标区域 X_t 中的超像素个数 N_t 。

if $t = m$,

$N = \sum_{t=1}^m N_t$, 并提取其特征向量 $\{f_i^x\}_{x=1}^N$ 做训练。

else $t = t + 1$,

end if

将 n 个簇对应到 m 个训练帧图像中的某个区域。

定义1 在建立目标模型时,通过聚类获得 n 个簇,记每个簇区域为 $S(i)$,对应到帧图像中的某个区域,与目标区域相对应的区域记为 $Y(i)$,对应到目标区域外的区域记为 $E(i)$,即 $S(i) = Y(i) + E(i)$ 。则可为每个簇 $clst(i) (i = 1, \dots, n)$ 分配一个权值,记为置信度 $C_i^c (C_i^c \in [-1, 1])$,即

$$C_i^c = \frac{Y(i) - E(i)}{S(i)}, i = 1, \dots, n \quad (5)$$

C_i^c 用来表示簇 $clst(i) (i = 1, \dots, n)$ 是否属于目标区域。当 $C_i^c > 0$ 时, $clst(i)$ 属于目标区域,值越大表明越偏向于目标区域。即

$$p_i = \begin{cases} \text{目标区域} & C_i^c > 0 \\ \text{背景区域} & C_i^c < 0 \end{cases} \quad (6)$$

利用式(5)(6)判断簇 $clst(i) (i = 1, \dots, n)$ 是否属于目标区域,从而判断训练图像中的超像素块是否属于目标区域,建立目标模型 $T(p_i)$ 。目标模型效果如图2所示。需要指出的是在图2(d)中,超像素块的置信度 C_i^c 越高,则显示的灰度越深,表示该超像素块越偏向目标。超像素块的置信度低,显示灰度越浅,表示该超像素块越偏向背景。因此确定目标位置区域。

贝叶斯方程估计下一帧图像中的目标位置信息。

end for t ;

得到特征池 $F = \{f_i^x | t = 1, \dots, m; x = 1, \dots, N\}$,应用MS聚类,得到 n 个簇 $clst(i) (i = 1, \dots, n)$ 。利用式(5)得到基于超像素的判别外观模型,从而可通过式(6)建立目标模型 $T(p_i)$ 。

3.2 局部模型匹配

3.2.1 前景判别

定义2 在局部模型匹配时,定义一个二进制变量 h_p^l 表示图像像素是否属于前景,即前景判别

$$h_p^I = \begin{cases} 1 & p \in \text{前景区域} \\ 0 & p \in \text{背景区域} \end{cases} \quad (7)$$

利用带参数的伯努利分布表示图像像素是否属于前景,即

$$\begin{cases} p(h_p^I = 1) = v \\ p(h_p^I = 0) = 1 - v \end{cases} \quad (8)$$

引入的二进制变量 h_p^I 有以下两个特点:

1) 由于利用目标模型进行匹配,有时背景超像素块也可能与目标模型匹配,导致目标圈定漂移,甚至会丢失目标。Oron 等人^[13]虽然利用了目标局部信息,但当跟踪环境相对复杂时,会发生跟踪漂移。本文将要匹配的图像帧分为前景和背景,并进行判定,如果匹配的是背景像素,则自动舍弃,不做目标圈定,达到局部特征自适应匹配,从而避免跟踪过程中的漂移现象。

2) 在跟踪的过程中难免会发生目标遮挡问题,利用 h_p^I 建立前景判定,如果发生局部目标遮挡,由于前景信息区域寻找最佳匹配块,算法在圈定目标时不受遮挡影响。如果发生全局遮挡,跟踪会发生漂移,一旦遮挡消失或局部遮挡,算法还会准确跟踪目标,不会发生目标丢失现象。

3.2.2 高斯噪声模型

与传统 LK 算法中的模型匹配不同,为了使算法在光照变化较大时,仍能维持准确的局部模型匹配,引入高斯噪声模型。

定义3 加噪后的模板称为噪声模板,定义为 $\tilde{T}$, 加噪后的图像称为噪声图像,定义为 $\tilde{I}$ 。由此可以构建高斯模型为

$$\begin{cases} p(\tilde{T}_p | T_p) = G(\tilde{T}_p | T_p, \sigma) \\ p(\tilde{I}_p | I_p) = G(\tilde{I}_p | I_p, \sigma) \end{cases} \quad (9)$$

加入噪声模型与不加入噪声模型的跟踪结果对比如图3所示。

3.2.3 局部匹配概率

局部匹配子空间(超像素块)用 Ω 表示,局部匹配概率为

$$\begin{aligned} p_{\Omega}(h_p^I, I_p, T_p, \tilde{I}_p, \tilde{T}_p) = \\ p(h_p^I, I_p, T_p, \tilde{I}_p, \tilde{T}_p) I_{\Omega} \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $I_{\Omega} = \delta(\tilde{T}_p - \tilde{I}_p)^{h_p^I}$ 是狄克拉函数。由于像素的位置、颜色特征都是独立的,式(10)可表示为

— 加高斯噪声 — 不加高斯噪声



(a) 原始图像



(b) 噪声模型对比

图3 加入噪声模型对比结果

Fig. 3 Comparison results of noise model ((a) original image; (b) comparison of noise model)

$$\begin{aligned} p_{\Omega}(h_p^I, I_p, T_p, \tilde{I}_p, \tilde{T}_p) = \\ p(h_p^I) p(I_p | h_p^I) p(T_p) \times \\ p(\tilde{I}_p | I_p) p(\tilde{T}_p | T_p) I_{\Omega} \end{aligned} \quad (11)$$

为了进一步简化,即对 $\tilde{I}_p, \tilde{T}_p$ 进行积分。推导过程为

$$\begin{aligned} p_{\Omega}(h_p^I, I_p, T_p) = \iint p_{\Omega}(h_p^I, I_p, T_p, \tilde{I}_p, \tilde{T}_p) d\tilde{I}_p d\tilde{T}_p = \\ p(h_p^I) p(I_p | h_p^I) p(T_p) \times \\ \iint G(\tilde{T}_p | T_p, \sigma) G(\tilde{I}_p | I_p, \sigma) \delta(\tilde{T}_p - \tilde{I}_p)^{h_p^I} d\tilde{I}_p d\tilde{T}_p \end{aligned} \quad (12)$$

如果 $h_p^I = 0$, 则式(12)的二重积分可分解为2个独立的高斯 CDF 积分。如果 $h_p^I = 1$, 二重积分可以合写为一个高斯分布,即 $G(T_p - I_p | 0, \sqrt{2}\sigma)$ 。则

$$\begin{aligned} \iint G(\tilde{T}_p | T_p, \sigma) G(\tilde{I}_p | I_p, \sigma) \delta(\tilde{T}_p - \tilde{I}_p)^{h_p^I} d\tilde{I}_p d\tilde{T}_p = \\ p(h_p^I) p(I_p | h_p^I) p(T_p) \times \\ G(T_p - I_p | I_p, \sqrt{2}\sigma)^{h_p^I} \end{aligned} \quad (13)$$

3.2.4 LK 最优化匹配

利用牛顿高斯模型寻找与目标模型 T 最大似然匹配像素集 $I(W(P, w^{t-1} + \Delta w))$ 。

$$\max_{\Delta w} \log p(I(W(P, w^{t-1} + \Delta w)) | T) \quad (14)$$

将式(14)代入到牛顿高斯模型中,表示为

$$\max_{\Delta w} \sum_{p \in P} \log G(I(W(p, w^{t-1} + \Delta w)) - T | 0, \sigma) \quad (15)$$

对上述结果做进一步推导,利用高斯表达式

$$G(x | \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp(-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2) \text{ 展开,即}$$

$$\begin{aligned} \max_{\Delta w} \sum_{p \in P} \log G(I(W(p, w^{t-1} + \Delta w)) - T | 0, \sigma) = \\ \max_{\Delta w} \sum_{p \in P} \log \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \times \right. \right. \\ \left. \left. (I(W(p, w^{t-1} + \Delta w)) - T)^2 \right\} \right) = \\ \max_{\Delta w} \sum_{p \in P} \log \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \right) + \max_{\Delta w} \sum_{p \in P} \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \times \right. \\ \left. (I(W(p, w^{t-1} + \Delta w)) - T)^2 \right\} \quad (16) \end{aligned}$$

式中, $\max_{\Delta w} \sum_{p \in P} \log \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \right)$ 为与 w 无关的常数,将其化简后的最大似然匹配表达式为

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2} |P| \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \times \\ \min_{\Delta w} \sum_{p \in P} (I(W(p, w^{t-1} + \Delta w)) - T(p))^2 \quad (17) \end{aligned}$$

这样 LK 最优化匹配问题等价于搜索最大似然像素集问题。采用以下公式计算最大似然匹配像素集,即

$$\begin{aligned} \max_{\theta} \log p(T, I_w | \theta) = \\ \max_{\theta} \log p(T, I_{w^{t-1} + \Delta w} | \theta) \quad (18) \end{aligned}$$

式中, $\theta = \{v, \sigma, w\}$ 由于像素之间的独立性,可得

$$\begin{aligned} \log p(T, I_w) = \sum_{p \in P} (T_p, I_p) = \\ \sum_{p \in P} \sum_{h_p^l \in \{0,1\}} \log p(h_p^l, I_p, T_p) \quad (19) \end{aligned}$$

式中, $p(h_p^l, I_p, T_p)$ 已在式(12)给出。通过局部匹配概率计算最大似然匹配概率,即目标模型匹配过程。

3.2.5 EM 模型

利用文献[13]解决存在隐含变量优化问题的 EM 算法估计本文提出的隐含变量 h_p^l 。EM 算法利用优化参数 θ 估计隐含变量 h_p^l ,其过程如下:

E 步: 已知前一帧参数 θ_{old} , 当前帧图像 I 和匹配模型 T 。利用 θ_{old} 可求出前一帧中像素点的隐藏变量 h_p^l 的概率分布 $\sum_{p \in P} p(h_p^l | I_p, T_p; \theta_{old})$ 。 h_p^l 是二进制变量,则像素集的条件概率可以写为

$$p(H^l | I, T) = \sum_{p \in P} p(h_p^l | I_p, T_p) \quad (20)$$

由此可以估计前景隐藏变量 h_p^l 和变量集 H^l 。(目标覆盖概率 $p(h_p^l = 1 | I_p, T_p)$ 即表示前景区域中的匹配过程。

M 步: 对参数 θ 进行优化。利用前一帧参数 θ_{old} 可求出前一帧中的隐藏变量 h_p^l 的概率分布 $\sum_{p \in P} p(h_p^l | I_p, T_p; \theta_{old})$ 。将 θ_{old} 代入式(21)中,计算下一步期望最大化估计

$$\theta_{new} = \arg \max \ln(T, I | \theta_{old}) \quad (21)$$

由式(19)可以进一步推导

$$\theta_{new} = \arg \max \sum_{p \in P} \sum_{h_p^l \in \{0,1\}} \ln p(h_p^l, I_p, T_p | \theta_{old}) \quad (22)$$

将已知 $\sum_{p \in P} p(h_p^l | I_p, T_p; \theta_{old})$ 代入式(23),则可得

$$\theta_{new} = \arg \max \sum_{p \in P} \sum_{h_p^l \in \{0,1\}} E_{p_{old}} \times \ln p(h_p^l, I_p, T_p) \quad (23)$$

式中, $p_{old} = p(h_p^l | I_p, T_p; \theta_{old})$ 。

3.2.6 前景判别约束

在文中引入了前景约束,使得跟踪准确性有了很大的提高,在 Train 图像序列中,对引入前景约束与未引入前景约束的局部模型匹配算法进行比较。由于 Train 图像序列涵盖了局部遮挡、全局遮挡、目标形变过程,所以作比较具有代表性。对比效果如图4所示。



图4 加入前景约束对比结果

Fig. 4 Comparison results of foreground discrimination

Train 序列的跟踪对比结果如图 4 所示。对比中心误差图如图 5 所示。图像序列的特点为频繁局部遮挡(甚至全局遮挡),背景相对复杂。未引入前景约束的跟踪发生在发生全局遮挡后,在相对复杂背景下发生跟踪漂移,跟踪效果不甚理想。而引入前景约束其匹配过程,使得跟踪误差较小,跟踪效果理想。引入前景约束,使得匹配到的局部超像素块在前景区域中,即使发生遮挡,不会因为遮挡物与目标特征相似而发生漂移、跟丢现象。在图像序列的 300 帧前后,当目标的位移方向发生改变,导致前景估计出现偏差,但在匹配的过程中,匹配的是最佳像素块,并会实时更新 EM 模型参数,所以跟踪出现小范围漂移,并不会丢失目标。

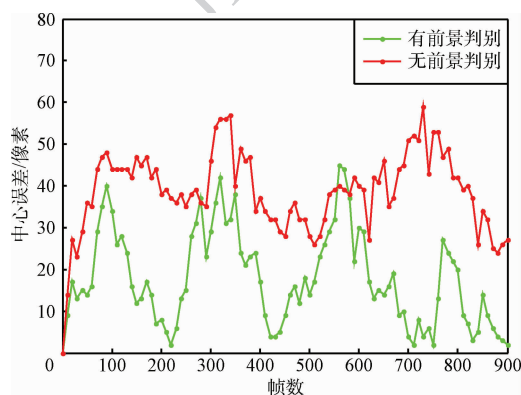


图 5 加入前景约束的中心误差图

Fig. 5 Center error of foreground discrimination

3.2.7 算法实现

算法 2 对于每一帧图像 I_n , 局部模型匹配算法如下:

1) 对当前帧图像 I 进行超像素分割, 分割为 n 个超像素块, 用集合 $P = \{p\}_{i=1}^n$ 表示。同样, 匹配模型 T 中的超像素块用集合 $Q = \{q\}_{j=1}^m$ 表示。

2) 预测: 根据 EM 算法中的 E 步估计超像素块是否属于前景, 即 $h_{p_i}^I = 1$ 表示前景, $h_{p_i}^I = 0$ 表示背景。

3) 更新: 根据 EM 算法中的 M 步, 利用式 (22) (23) 进行参数优化。

4) 利用式 (12) 计算每个超像素块的匹配概率 $p(h_{p_i}^I, I_{p_i}, T_{q_j})$ 。

5) $j = j + 1$ 重复步骤 3), 寻找最佳块匹配 $\max \log p(h_{p_i}^I, I_{p_i}, T_{q_j})$, 如果寻找到的最佳块匹配在背景区域, 即 $h_{p_i}^I = 0$, 则自动舍弃, 继续寻找, 直到寻找的最佳块匹配在前景像素中。

6) $i = i + 1, j = 1$ 。如果 i 小于等于 n , 转步骤

3)。否则, 利用式 (18) (19) 进行目标模型的匹配。

4 实验与结果分析

计算机环境为 CPU 为 Intel Core i7, 内存为 16 GB。算法对每一个图像序列都在第 1 帧做人工标出目标区域。为了验证本文算法的性能, 在目前较为流行的 benchmark^[14] 上选取 9 个具有挑战性的图像序列 (http://cvlab.hanyang.ac.kr/tracker_benchmark/datasets.html) 以及 5 种跟踪算法 (http://cvlab.hanyang.ac.kr/tracker_benchmark) 进行对比实验。9 个图像序列分别是 Girl、Lemming、Liquor、Shop、Woman、Bolt、CarDark、David 以及 Basketball, 这些视频序列基本涵盖了光照变化、部分遮挡、目标形变、复杂背景等在跟踪过程中具有挑战性的因素。5 个跟踪算法分别为 ASLA (adaptive structural local sparse appearance)^[15], FARG (fragments-based tracking)^[16], SCM (sparsity-based collaborative model)^[17], VTD (visual tracking decomposition)^[18], L1 (visual tracking using l1 minimization)^[19]。采用 3 种评估标准来评价本文 FDLM 跟踪算法, 分别为中心误差、跟踪重叠率以及运行效率。中心误差^[20]是指真实目标中心与算法跟踪的目标中心之间欧氏距离的误差, 以像素为测量单位, 从而评价算法精度的指标。跟踪重叠率^[21]是指人工标注 6 段图像帧序列中目标的位置, 应用重叠指数 s 评估跟踪性能, 即

$$s = \frac{a(R_T \cap R_G)}{a(R_T \cup R_G)} \quad (24)$$

式中, a 表示区域面积, R_T 表示标记实际面积, R_G 表示跟踪输出面积。 s 值越大意味着算法具有良好的跟踪定位精度, 即跟踪的成功率越高。实验中用到的图像帧序列信息见表 1。

4.1 算法准确性分析

为了更加直观地分析 6 种跟踪算法的准确性, 表 2 和表 3 分别给出了 6 种跟踪算法在 9 个图像序列上平均中心误差及跟踪重叠率。从表 2 和表 3 中可以看出, 本文 FDLM 算法在多数图像序列中均取得了理想的跟踪结果。

Girl 图像序列主要测试当目标(人脸)发生旋转、局部遮挡时算法的跟踪效果。由于在这组图像序列中, 跟踪的目标是人脸, 人脸的外部信息经过了全脸—局部—全脸的过程, 当人背对镜头时, 人脸跟

表 1 实验图像序列信息
Table 1 The information of the test image sequence

图像序列	光照变化	遮挡	形变	快速运动	背景复杂	运动模糊	旋转
Girl		√					√
Lemming		√		√	√		
Liquor		√		√	√	√	
Shop		√			√		
Woman		√	√	√		√	
Bolt		√	√	√	√		
CarDark	√						
David	√		√				√
Basketball		√	√	√	√		√

表 2 不同跟踪算法的平均中心误差
Table 2 Average center error of different tracking algorithms

图像序列	ASLA	FRAG	SCM	VTD	L1	FDLM
Girl	36.76	24.27	3.47	8.64	25.51	9.76
Lemming	73.25	77.51	79.16	73.57	142.76	28.65
Liquor	59.32	25.80	57.42	139.85	63.10	19.41
Shop	7.22	12.73	13.74	10.73	12.28	5.22
Woman	76.57	118.28	22.24	107.69	115.57	8.26
Bolt	62.42	73.62	9.64	49.17	132.48	7.69
CarDark	5.30	64.23	6.32	28.72	3.44	8.13
David	3.57	84.41	4.38	48.95	5.76	11.36
Basketball	106.62	18.42	116.24	9.48	84.47	7.66
总体	48.56	53.25	34.73	52.98	65.04	11.79

注:加粗显示的为最优结果。

表 3 不同跟踪算法的跟踪重叠率
Table 3 Tracking overlap ratio of different tracking algorithms

图像序列	ASLA	FRAG	SCM	VTD	L1	FDLM
Girl	0.31	0.41	0.74	0.69	0.39	0.69
Lemming	0.37	0.33	0.38	0.34	0.18	0.61
Liquor	0.53	0.63	0.53	0.15	0.51	0.77
Shop	0.73	0.69	0.43	0.72	0.69	0.74
Woman	0.27	0.14	0.37	0.15	0.15	0.80
Bolt	0.53	0.47	0.76	0.55	0.23	0.79
CarDark	0.82	0.29	0.81	0.43	0.82	0.79
David	0.83	0.23	0.82	0.53	0.80	0.75
Basketball	0.19	0.63	0.17	0.68	0.25	0.69
总体	0.51	0.41	0.56	0.47	0.45	0.73

注:加粗显示的为最优结果。

踪变得复杂,在计算跟踪的成功率上比人正面镜头时要低。Girl 图像序列中, VTD、SCM 和 FDLM 方法的能够准确地跟踪目标, ASLA、FRAG 和 L1 算法在目标发生旋转且存在相似目标遮挡时均出现不同程度漂移。FDLM 算法利用图像的外观信息构建先验局部模型,利用前景信息进行目标匹配,从而进行跟踪。当人脸出现时,前景信息需要不断地更新才能准确判别、跟踪目标,而且能识别的人脸区域由小变大,导致目标匹配的准确率有所降低。

Lemming 图像序列主要测试当目标(旅鼠)发生局部遮挡且背景信息较为复杂时算法的跟踪效果。在这组图像序列中,跟踪的旅鼠不断移动,背景信息不断更新而且伴随着局部遮挡,使得跟踪变得复杂。ASLA、FRAG、SCM、VTD 及 L1 算法均出现了较大程度的漂移,甚至丢失目标,而 FDLM 算法取得了较好的跟踪结果。因为 FDLM 算法利用先验局部模型,当前景区域中,目标与遮挡物的特征信息相近时,跟踪会出现小范围漂移现象,当前景区域中目标与遮挡物的特征信息有差别时,局部匹配模型促使算法重新跟踪目标。

Liquor 图像序列主要测试当目标(酒瓶)发生局部遮挡甚至全局遮挡时算法的跟踪效果。在这组图像序列中,跟踪的酒瓶不断进行遮挡后的估计,特别是目标发生全局遮挡后,算法是否能够继续跟踪目标成为一项具有挑战性问题。ASLA、SCM、VTD 及 L1 算法在目标被严重遮挡时无法准确跟踪目标,而 FRAG 和 FDLM 方法的取得了较好的跟踪结果。本文算法在前景区域判别时,总是寻找最佳块匹配,虽然发生全局遮挡时会出现局部漂移,但随着遮挡的减弱,算法会快速回跟到目标,避免了跟踪丢失现象。

Shop 图像序列、Woman 图像序列、Bolt 图像序列主要测试当目标(人)发生局部遮挡、快速运动、背景信息复杂时算法的跟踪效果。在这 3 组图像序列中,均存在与目标相似物体的交叉遮挡,跟踪背景较为复杂,对算法的跟踪准确性提出挑战。在 Shop 图像序列中,FRAG、SCM、VTD 及 L1 算法跟踪效果一般,存在不同程的漂移,ASLA 和 FDLM 算法表现出了较为理想的跟踪效果。而在 Woman 图像序列及 Bolt 图像序列中,一旦目标的移动速度变快,且发生局部形变时,FRAG、ASLA、VTD 及 L1 算法均出现严重的漂移现象,而 FDLM 算法依然能够较准确

的跟踪。原因在于本文采用基于前景判别的局部模型匹配方法,利用图像的外观信息构建先验局部模型,局部模型匹配出的目标比较精确。利用 EM 模型预测下一帧目标的前景信息作判别,即使目标与背景像素相近且运动较快时,算法依然能够较好地估计目标位置,并准确匹配目标的局部信息,使得跟踪成功率较高。

CarDark 图像序列及 David 图像序列主要测试当发生光照变化时,算法的跟踪效果。CarDark 序列的跟踪结果,David 序列的跟踪结果如图 6 所示。为了测试本文算法的全面性,加入了两组图像帧序列,由于只测试光照变化,ASLA、FRAG、SCM、VTD、L1 及 FDLM 算法跟踪效果均较为理想。而 FDLM 的重叠率略低,这是因为本文算法虽加入了高斯噪声模型,增强了特征模型的自适应性,在进行局部模型匹配时具有较高的准确性。但光照变化明显,在局部模型匹配时还是受到光照变化的影响,会发生轻度漂移现象。毕竟算法是利用目标的灰度特征,这样的局部模型匹配效果较其他两种方法较低。如果将本文算法的噪声模型系数上调,跟踪效果优于其他跟踪算法,但为了保持实验的公平性,并没有将此结果作为参考。

Basketball 图像序列主要测试目标处于局部遮挡,甚至全局遮挡、复杂的环境下,算法的跟踪效果。在这组图像序列中,目标存在严重的形变、相似目标干扰以及复杂背景,对算法的准确性有较高的要求。ASLA、SCM 及 L1 算法在大部分时间里都跟丢目标,所以在这组测试中,算法的跟踪重叠率较小、平均中心误差较大。与 FRAG、VTD 算法相比,FDLM 的跟踪效率较高。因为本文采用了基于图像外观特征的超像素方法构建先验局部模型,在局部遮挡时(甚至全局遮挡)、复杂背景下,进行局部模型匹配较为准确,又因为本文利用了图像序列中的前景区域判别,由此进行局部模型匹配避免了目标漂移、丢失等问题,所以跟踪的准确性较高。

4.2 算法跟踪效率分析

为了说明本文算法的实时性,下面通过测试本文算法和其他跟踪算法在处理相同图像帧序列时,每帧所需要的平均时间,即不同算法运行的平均速度的结果见表 4。

通过与近几年目标跟踪算法对相同视频处理的结果不难看出,6 种算法的运算速度都不高,但本文

算法的运算速度时最快的。在测试的6组实验图像帧中,平均速度基本都在5帧左右。而且就算法跟踪的平均中心误差及跟踪重叠率在测试的实验总体来也是最好的。综合说来,在保证一定跟踪实时性

前提下,本文算法获得了较高的跟踪鲁棒性。从平均运行速度比较,本文的算法在保证较高的跟踪效率的同时,实时性与近几年的算法相当,甚至超过这些算法,兼顾性强。



图6 6种跟踪算法对9组图像序列的跟踪结果

Fig. 6 Tracking results of the six algorithms in the nine image sequences

表4 不同跟踪算法的平均运行速度

Table 4 Average running speeds of different tracking algorithms

图像序列	方法						/(帧/s)
	ASLA	FRAG	SCM	VTD	L1	FDLM	
Girl	5.31	4.52	0.55	4.46	0.36	4.39	
Lemming	5.92	4.73	0.36	3.98	0.21	4.89	
Liquor	6.43	5.61	0.37	3.44	0.31	5.14	
Shop	6.32	5.89	0.41	4.27	0.53	5.49	
Woman	6.75	6.41	0.38	3.82	0.63	5.33	
Bolt	5.13	3.97	0.32	3.31	0.27	4.26	
CarDark	5.67	4.23	0.36	3.37	0.32	3.95	
David	6.27	4.48	0.41	4.24	0.28	4.36	
Basketball	6.41	4.82	0.39	3.71	0.43	4.77	

5 结 论

提出了一种前景判别的局部模型匹配目标跟踪算法。该算法利用图像的前景判别,突出了目标的重要区域,抑制了背景区域信息,为特定目标的识别跟踪提供了新的思路。通过 EM 模型对前景信息的估计,解决了在模板匹配时的误识问题。同时对目标旋转、光照强度变化及发生局部遮挡、全局遮挡的目标跟踪都既有良好的鲁棒性。在背景信息与目标信息极为相近时,能有效地利用图像的前景信息的估计,提取目标的超像素块,即使目标发生全局遮挡也能较准确的跟踪,提高了复杂背景下目标跟踪的可靠性。

通过对目标实例测试表明,用超像素分割,并用 MS 聚类目标匹配模型保持了较好的稳定性,在环境变化、目标变化的条件下,该算法显示了稳定的跟踪成功率。

通过对图像帧序列进行实验对比分析,实验结果表明,本文算法在目标形变、目标旋转移、光照变化、部分遮挡、复杂环境等干扰因素的影响下,均可以得到较高的跟踪准确性和较好的鲁棒性。

本文提出的目标跟踪算法虽引入了图像特征的前景信息,突出了目标的重要区域,抑制了背景区域信息,但是由于目标做不规则运动,或目标体态特征发生改变,难免会丢失目标。在未来的工作中,将针对目标所特有特征的利用作进一步分析,利用目标自身特征的跟踪做进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Vatavu A, Danescu R, Nedevschi S. Stereovision based multiple object tracking in traffic scenarios using free-form obstacle delimiters and particle filters [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(1): 498-511. [DOI: 10.1109/TITS.2014.2366248]
- [2] Khan Z H, Gu I Y H. Nonlinear Dynamic model for visual object tracking on Grassmann Manifolds with partial occlusion handling [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(6): 2005-2019. [DOI: 10.1109/TSMCB.2013.2237900]
- [3] Khatoonabadi S H, Bajic I V. Video object tracking in the compressed domain using spatio-temporal Markov random fields [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 300-313. [DOI: 10.1109/TIP.2012.2214049]
- [4] Wang Q, Chen F, Xu W L, et al. Object tracking via partial least squares analysis [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(10): 4454-4465. [DOI: 10.1109/TIP.2012.2205700]
- [5] Cavallaro A, Steiger O, Ebrahimi T. Tracking video objects in cluttered background [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems for Video Technology, 2005, 15(4): 575-584. [DOI: 10.1109/TCSVT.2005.844447]
- [6] Baker S, Matthews I. Lucas-kanade 20 years on: a unifying framework [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3): 221-255. [DOI: 10.1023/B:VISI.0000011205.11775.f0]
- [7] Xu R Y, Chen L Y. Lucas-Kanade tracking based on sparse representation [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(3): 283-289. [徐如意, 陈靓影. 稀疏表示的 Lucas-Kanade 目标跟踪 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(3): 283-289]. [DOI: 10.11834/jig.20130306]

- [8] Avidan S. Support vector tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1064-1072. [DOI: 10.1109/TPAMI.2004.53]
- [9] Wang S, Lu H C, Yang F, et al. Superpixel tracking[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain; IEEE, 2011: 1323-1330. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126385]
- [10] Lian F, Han C Z, Liu W F, et al. Tracking partly-resolvable group targets using SMC-PHDF[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(5): 731-741. [连峰, 韩崇昭, 刘伟峰, 等. 基于SMC-PHDF的部分可分辨的群目标跟踪算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(5): 731-741.] [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2010.00731]
- [11] Luo H L, Zhong R, Kong F S. Method of point tracking based on superpixel[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(3): 428-438. [罗会兰, 钟睿, 孔繁胜. 基于超像素的点追踪方法[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(3): 428-438.] [DOI: 10.11834/jig.20140213]
- [12] An X W, Kim J, Han Y. Optimal colour-based mean shift algorithm for tracking objects[J]. IET Computer Vision, 2014, 8(3): 235-244. [DOI: 10.1049/iet-cvi.2013.0004]
- [13] Oron S, Hillel A, Levi D, et al. Locally orderless tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI; IEEE, 2012: 1940-1947. [DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247895]
- [14] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR; IEEE, 2013: 2411-2418. [DOI: 10.1109/CVPR.2013.312]
- [15] Jia X, Lu H C, Yang M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI; IEEE, 2012: 1822-1829. [DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247880]
- [16] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, NY, USA; IEEE, 2006: 798-805. [DOI: 10.1109/CVPR.2006.256]
- [17] Zhong W, Lu H C, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI; IEEE, 2012: 1838-1845. [DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247882]
- [18] Kwon J, Lee K M. Visual tracking decomposition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA; IEEE, 2010: 1269-1276. [DOI: 10.1109/CVPR.2010.5539821]
- [19] Mei X, Ling H B. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2259-2272. [DOI: 10.1109/TPAMI.2011.66]
- [20] Wang F, Fang S. Visual tracking based on the discriminative dictionary and weighted local features[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(9): 1316-1323. [王飞, 房胜. 加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1316-1323.] [DOI: 10.11834/jig.20140908]
- [21] Hu Z H, Yuan X T, Li J, et al. Robust fragments-based tracking with multi-feature joint kernel sparse representation[J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(7): 1692-1704. [胡昭华, 袁晓彤, 李俊, 等. 基于目标分块多特征核稀疏表示的视觉跟踪[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(7): 1692-1704.] [DOI: 10.7544/issn1000-1239.2015.20140152]