

融合 HOG 特征的相关滤波视频跟踪

李梅云¹, 欧丰林¹, 杨文元²

(1. 漳州职业技术学院, 漳州, 363000; 2. 闽南师范大学福建省粒计算及其应用重点实验室, 漳州, 363000)

摘要: 计算机视觉领域的目标跟踪已取得巨大进展,但在视频跟踪中,平面外旋转和形状变化的性能方面还有提升空间。本文提出一种基于方向梯度直方图 HOG 特征,结合图像灰度值把 HOG 特征加以融合和分解,以提升视频跟踪的变形和尺度变换的性能。首先提取目标区域的 HOG 的 31 维特征和灰度值;其次,将灰度值作为 1 维特征,与 HOG 特征融合成 32 维向量 HOG32;进而将 HOG32 分解成 2 部分特征,分别为 HOG1 和 HOG2;最后,通过对 HOG1、HOG2 和 HOG32 特征响应值的比较,选择最大值位置作为预测的下一帧的位置。实验在 OTB-2013 和 OTB-2015 这 2 个数据集上进行,与其他 5 个算法的比较结果表明,该方法在平面外旋转、变形、复杂背景等方面获得良好效果。

关键词: 计算机视觉;视频目标跟踪;相关滤波;HOG 特征;特征融合与分解

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

Correlation Filter Video Tracking Based on Fusion of HOG Feature

LI Meiyun¹, OU Fenglin¹, YANG Wenyuan²

(1. Zhangzhou Institute of Technology, Zhangzhou, 363000, China; 2. Fujian Key Laboratory of Granular Computing and Application, Minnan Normal University, Zhangzhou, 363000, China)

Abstract: Although great progress has been made in the field of computer vision target tracking, the performance of out-of-plane rotation and shape change in video tracking need to be improved. Here, HOG feature based on directional gradient histogram is proposed. Combined with the gray value of the image, the HOG feature is fused and decomposed to improve the performance of the deformation and scale transformation of the video tracking. Firstly, the 31-dimensional features of the HOG and the gray value of the image are extracted from the target region. Secondly, the gray value is regarded as one-dimensional feature, then the gray value is fused with HOG feature into 32-dimensional vector HOG32. Then the HOG32 is decomposed into two parts, namely, HOG1 and HOG2. Finally, compared the response values of HOG1, HOG2 and HOG32, the maximum position is selected as the position of the next frame predicted. The experiment is compared with the other five algorithms on OTB-2013 and OTB-2015 datasets. The results demonstrate that our method achieve better results in out-of-plane rotation, deformation and complex background.

Key words: computer vision; video object tracking; correlation filtering; HOG features; feature fusion and decomposition

引言

视频目标跟踪是计算机视觉中的一项基本任务,在视频监控^[1]、机器人感知,人机交互和无人机^[2]等领域有着广泛的应用。在只有目标的初始状态可用的情况下,因要考虑如遮挡、外观变化、运动模糊、快速运动、光照变化、尺度变化和规模变化等因素,故具有挑战性。尽管过去几十年取得了重大进展,但仍然有很多课题可以研究。视频单目标跟踪任务,即给定一张图像,用一个矩形框框出要跟踪的对象作为第1帧,然后跟踪算法在后续帧中跟踪这个框的内容。视觉跟踪^[3]方法一般被分成2个大类:生成模型和判别模型。生成模型方法是以当前帧中对目标区域为模型,在下一帧中找到与上一帧模型最为相似的区域认为是预测的目标位置,典型的有卡尔曼滤波器^[4]、朴素贝叶斯模型^[5]、Mean-shift算法^[6]、隐马尔可夫模型^[7]等。这种方法的优点是收敛快。判别模型方法是由跟踪目标和背景组成当前区域,在当前区域里以目标区域为正样本,背景为负样本,分别采集正负样本,以机器学习方法训练分类器,然后在下一帧中用训练好的分类器去寻找最优的区域。典型的有:逻辑斯蒂回归模型^[8]、最大熵模型^[9]等。这种方法的优点是简化学习,提高了准确率。

近年来,基于判别相关滤波(Discriminative correlation filter, DCF)的跟踪方法^[10-11]以其优异的性能和较高的速度获得了广泛关注。DCF是在训练滤波器中,跟踪目标的位置,提取特征,以得到一滤波器模板。对于新的目标区域,提取该区域的特征,与之前的滤波器模板互相关,重复上述步骤进行后面的跟踪与训练。在基于DCF的跟踪器中,通过最小化训练样本的所有循环移位的最小二乘损失来训练滤波器。由于相关运算可以在傅里叶域内进行计算,因此DCF具有计算效率高的优点。通过使用多维特征^[12-13],基于部分的策略^[14-15]等方法进一步提高了其性能。但遵循此融合策略方法^[16-17]的高级特征的初始权重通常较高,由于偶尔对信息的误导,在线更新的不足可能会放大一个短暂的漂移或错误的预测。因此,虽然特征级融合^[18-19]方法已被广泛使用或推广以提高性能,但仍有改进余地。

本文提出了一种有效的基于融合HOG特征相关滤波器的跟踪算法(Correlation filter video tracking based on fusion of HOG feature, CFFH)。算法先对目标区域构造出31维的方向梯度直方图HOG特征,并提取目标区域的灰度值,将灰度值作为1维特征和31维的HOG特征加于融合成为32维的特征HOG32;再将HOG32分成1维到16维和17维到32维2段,分别命名为HOG1和HOG2。建立特征池HOG1、HOG2和HOG32,再对这3个HOG特征进行滤波处理,使其可独立跟踪目标。分别检查3个HOG特征的鲁棒性分数,在每个帧中选择可靠的跟踪特征来细化跟踪结果。最后根据特征获得响应图,寻找最大响应值,就是预测出的下一帧的位置。如图1所示,在OTB-2013和OTB-2015基准上,将CFFH方法与DCFNET^[20],SRDCFdecon^[21],SRDCF^[22],MEEM^[23]和DLSSVM^[24]5种方法进行比较,取得了良好效果。

1 相关工作

相关滤波(Correlation filter, CF)描述的是2个信号之间的相关性,在信号处理的领域里最早引入了相关滤波,其定义为:假设 f 和 g 为输入的2个信号,那么两者的相关性可表示为

$$(f \otimes g)(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f^*(t)g(t + \tau) dt \quad (1)$$

$$(f \otimes g)(n) = \sum_{-\infty}^{\infty} f^*[m]g(m + n) \quad (2)$$

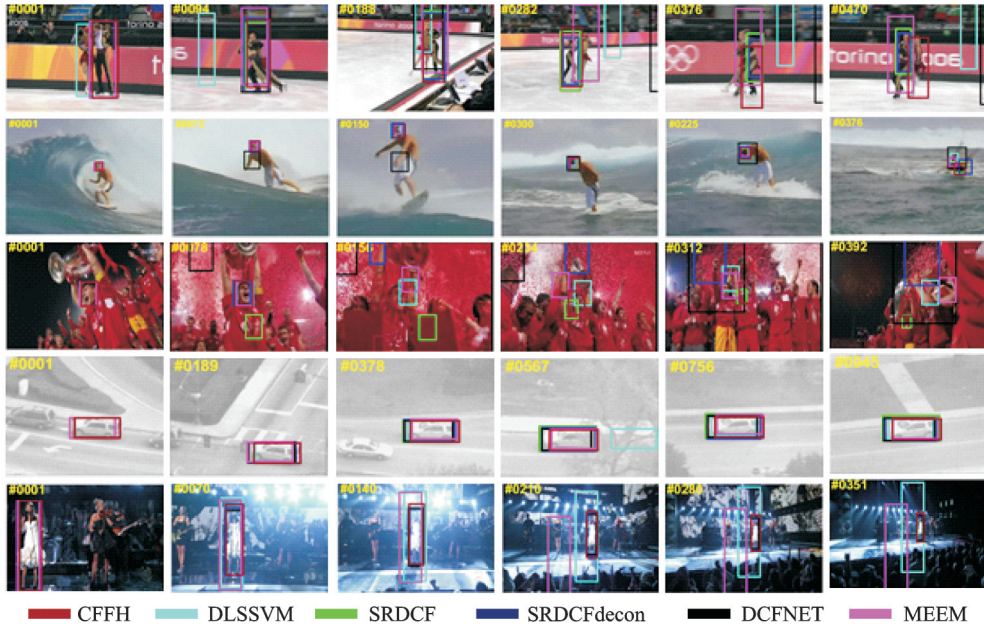


图1 CFFH与其他算法的比较

Fig.1 Comparison between CFFH and other algorithms

式中: \otimes 表示相关, f^* 为 f 的共轭复数。

最早将相关滤波用于目标跟踪的是MOSSE算法,将问题转化为找到一个滤波模版 h ,与输入图像 f 求相关性,得到目标跟踪的响应输出最大值 g

$$g = f \otimes h \quad (3)$$

根据卷积定理,函数互相关的傅里叶变换等于函数傅里叶变换的乘积

$$F(g) = F(f \otimes h) = F(f) \odot F(h)^* \quad (4)$$

将大写变量 F, G 和滤波器 H 定义为其小写对应的傅里叶变换,这样就可将式(3)中的复杂互相关计算转换成式(5)的点乘

$$G = F \odot H^* \quad (5)$$

$$H^* = \frac{G}{F} \quad (6)$$

MOSSE提出最小化平方和误差的方法,也就是针对 m 个样本求最小二乘,表示为

$$H = \min_H \sum_i |F_i \odot H^* - G_i|^2 \quad (7)$$

最后,对式(7)求偏导得0,从而得到MOSSE滤波器的一个封闭解

$$H = \frac{\sum_i F_i \odot G_i^*}{\sum_i F_i \odot F_i^*} \quad (8)$$

相关滤波器^[25]在视觉跟踪中得到了广泛研究。在此基础上的DCF之后得到了很多的扩展及应用,如Luca等^[26]提出了一种基于DCF和颜色直方图模型的跟踪器。CSR-DCF算法^[27]构造具有信道和空间可靠性的DCF。CCOT^[28]采用连续域的DCF获得优良的性能。

2 融合 HOG 特征的相关滤波视频跟踪

以目标为中心的大小为 $M \times N$ 的图像块 X , 通过循环矩阵 $X(m, n) \in \{0, 1, \dots, M-1\} \times \{0, 1, \dots, N-1\}$ 生成训练样本 $y(m, n)$ 。滤波器 w 通过最小化以下回归错误来训练

$$\min_w \|Xw - y\|_2^2 + \lambda \|w\|_2^2 \quad (9)$$

式中: λ 为正则化参数 ($\lambda \geq 0$), X 为通过连接所有循环移位而得到的数据矩阵。定义了第 d ($d \in \{1, \dots, D\}$) 信道上的滤波器解。

$$\hat{W}_d^* = \frac{\hat{y} \odot \hat{x}_d^*}{\sum_{i=1}^D \hat{x}_d^* \odot \hat{x}_i + \lambda} \quad (10)$$

式中: \odot 为元素的乘积, “ \wedge ” 表示向量, 在下一个框架中, 将裁剪出感兴趣区域。用于跟踪目标, 在式 (11) 中计算 Z 的响应图 R , 并通过搜索 R 的最大值来识别目标的位置

$$R = F^{-1} \left(\sum_{d=1}^D \hat{W}_d \odot \hat{Z}_d^* \right) \quad (11)$$

为了避免学习过程中的边界效应, 对信号应用 Hann 窗口^[29]。此外, 受 MUSTer^[30] 的启发, 颜色信息以一种简单的方式应用于训练样本, 以提高其空间可靠性: $X' = X \odot C$, 其中 X 表示数据矩阵, C 是通过计算 ROI 的基于直方图的每像素得分图而获得的颜色掩码。滤波器 \hat{W}_d^{*t} 的分子 \hat{A}_d^* 和分母 \hat{B}_d^* 的在线更新如式 (12) 所示。

$$\begin{aligned} \hat{A}_d^* &= (1 - \eta) \hat{A}_d^* + \eta \hat{y} \odot \hat{x}_d^{*t} \\ \hat{B}_d^* &= (1 - \eta) \hat{B}_d^{*t} + \eta \sum_{i=1}^D \hat{x}_d^{*t} \odot \hat{x}_i^* \\ \hat{W}_d^{*t} &= \frac{\hat{A}_d^*}{\hat{B}_d^* + \lambda} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: η 为学习率, DCF 中可以采用多种特征, 不同的特征有其自身优点。

在图像中, 梯度或者边缘的方向密度分布能够很好地描述局部目标的表象和形状, 而 HOG 特征就是通过统计和计算图像局部区域的梯度方向直方图来构造特征。它的提取方法是, 先将彩色图像转换为灰度图像, 采用伽马校正法对图像进行归一化处理。再计算每幅图像的梯度, 将图像划分多个相连的区域称为 Cell, 每个 Cell 是 6×6 , 每 $2 \text{ Cell} \times 2 \text{ Cell}$ 构成一个较大区域命名为 Block。然后对每个 Cell 中的每个像素的梯度按照方向统计直方图, 将 Block 中的 Cell 的所有特征串联起来, 构成该 Block 的特征, 为了消除光照的影响将其归一化, 最后将所有 Block 的特征向量串联起来就是最终的特征向量, 即 HOG 特征。

CFFH 的做法是将图像块中所有像素的平均灰度值作为 1 维特征, 将灰度值作为 1 维特征, 与方向梯度直方图特征融合成 32 维向量 HOG32; 然后进一步均匀地分解成 2 个 16 维特征, 分别表示为 HOG1 和 HOG2。用 HOG1, HOG2 和 HOG32 这 3 个特征线索并行跟踪目标, 在对特征的总体可靠性进行评估后, 选择响应值得分最高的专家, 并将其跟踪结果作为当前帧的跟踪结果。CFFH 的系统框架如图 2 所示。

首先, 计算来自 3 个特征的重叠率。特征 i 和 j 在帧 t 的重叠比 $O_{(E_i, E_j)}^t$ 计算如下

$$O_{(E_i, E_j)}^t = \frac{\text{Area}(B_{E_i}^t \cap B_{E_j}^t)}{\text{Area}(B_{E_i}^t \cup B_{E_j}^t)} \quad (13)$$

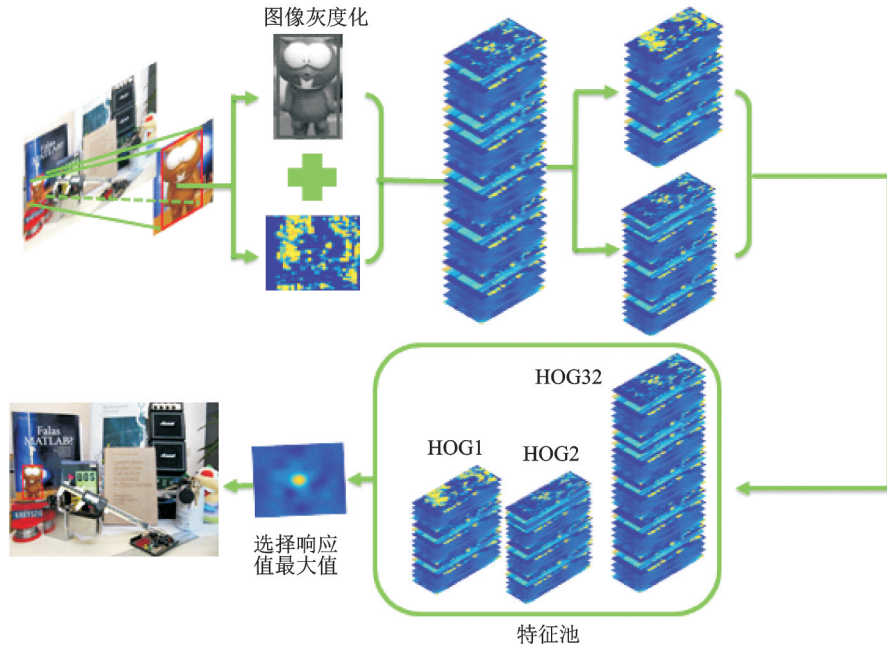


图2 基于融合HOG特征的相关滤波视频跟踪框架

Fig.2 Frame of correlation filter video tracking based on fusion HOG features

接着对 $O'_{(E_i, E_j)}$ 采用非线性高斯函数是为了缩小低重叠比与高重叠比之间的差距

$$\dot{O}_{(E_i, E_j)}^t = \exp(-(1 - O'_{(E_i, E_j)}^t)^2) \quad (14)$$

然后对重叠比求平均值

$$F_{E_i}^t = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \dot{O}_{(E_i, E_j)}^t \quad (15)$$

式(15)表明了特征 i 与其他特征之间的轨迹一致性。因此,重叠率在短周期 t 中的波动程度 Δt 揭示了 E_i 和其他特征之间重叠评估的稳定性,这是由式(16)给出的。

$$V_{E_i}^t = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 (\dot{O}_{(E_i, E_j)}^t - \overline{\dot{O}_{(E_i, E_j)}^{t-\Delta t+1t}})^2} \quad (16)$$

最后,定义了特征 i 在帧 t 上的鲁棒性评分

$$R_{\text{pair}}^t(E_i) = \frac{\dot{F}_{E_i}^t}{\dot{V}_{E_i}^t + \epsilon} \quad (17)$$

式中: ϵ 为一小常数,避免了零分母的无限重估分数。较大 $R_{\text{pair}}^t(E_i)$ 意味着与其他专家的一致性和目标状态预测的更高稳定性。为当前跟踪选择了得分最高的特征。在跟踪过程中,所有特征都使用相同的选择样本进行更新,并共享相同的搜索区域。CFFH的方法如下:

输入: 视频序列,第1帧的目标位置

输出: 视频序列的目标跟踪

- (1) 提取图像灰值化和HOG特征,并把他们连接成32维的特征HOG32;
- (2) 将特征分割成HOG1、HOG2;

- (3)建立特征池HOG1、HOG2和HOG32;
- (4)每个特征给出一个独立的预测线索,选出最可靠的特征用于当前的跟踪;
- (5)选择相同的样本更新所有的特征跟踪,作为下一帧的跟踪目标。

返回: 视频序列目标位置。

3 实验结果及分析

3.1 实验装置及参数设置

实验使用 Intel i7-3770 CPU,8 GB 内存,64 bit Windows 10 操作系统。算法在 MATLAB 2018b 中实现,数据集采用 OTB-2013 和 OTB-2015。将所提出的方法 CFFH 与 DCFNET、SRDCFdecon、SRDCF、MEEM 和 DLSSVM 这 5 种方法进行比较。正则化参数 λ 设置为 0.01,过滤器大小 $M \times N$ 设为初始目标大小的 2 倍,学习率 η 设为 0.025,对所有序列使用相同的参数值。

3.2 实验结果

图 3 是在 100 个视频运行后的精度和成功率比较图,从图中可以看出,CFFH 的跟踪精度是 0.786,而 SRDCFdecon、SRDCF、DLSSVM、MEEM 和 DCFNET 的跟踪精度分别是 0.769,0.756,0.733,0.731 和 0.713。在跟踪成功率方面,算法 CFFH 是 0.732,比 SRDCFdecon、SRDCF、DCFNET、DLSSVM 和 MEEM 的跟踪成功率分别多 0.013,0.034,0.068,0.137 和 0.142。实验结果显示 CFFH 方法的整体性能优于比较算法。这是由于融合了 HOG 特征,并充分考虑多个特征之间的关系,选择了适合于特定跟踪任务的特征,从而提高了算法的鲁棒性和可靠性。

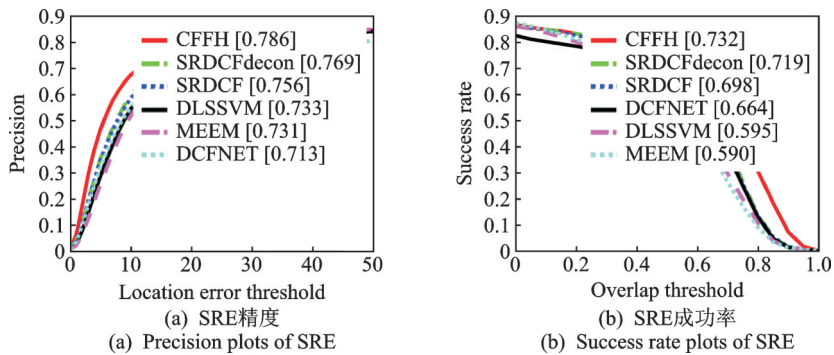


图 3 各算法精度和成功率比较图

Fig.3 Comparison of precision and success rate of each algorithm

图 4 为各算法定位误差分指标比较图,CFFH 算法的平面外旋转、变形、尺度变换、快速运动、超出跟踪视线这些跟踪指标分别是 74.1%,74%,75.1%,74% 和 68.1%,优于其他 5 个比较算法。因为本文 CFFH 算法在 DCF 和 DSST 的基础上加入 HOG 特征,不但保持 DCF 和 DSST 原来的特性和,还具有 HOG 特征旋转不变性的特性,所以在平面外旋转、变形、尺度变换、快速运动、超出跟踪视线这些指标上表现出良好的特性。在复杂背景、低分辨率、遮挡、平面旋转、动态模糊和光照变化这些指标上分别是 75.5%,83.7%,70.2%,73.4%,69.1% 和 73.9%。与第 1 名比较,分别低了 0.1%,0.4%,1.1%,1.4%,4.8% 和 3%。在复杂背景、低分辨率和遮挡这 3 方面,CFFH 算法略低于第 1 名的 SRDCFdecon 算法;在平面旋转这个指标中排名第 3,低于 SRDCFdecon 算法和 SRDCF 算法;在动态模糊方面比较不理想,排名第 5,只略高于 DCFNET 算法。

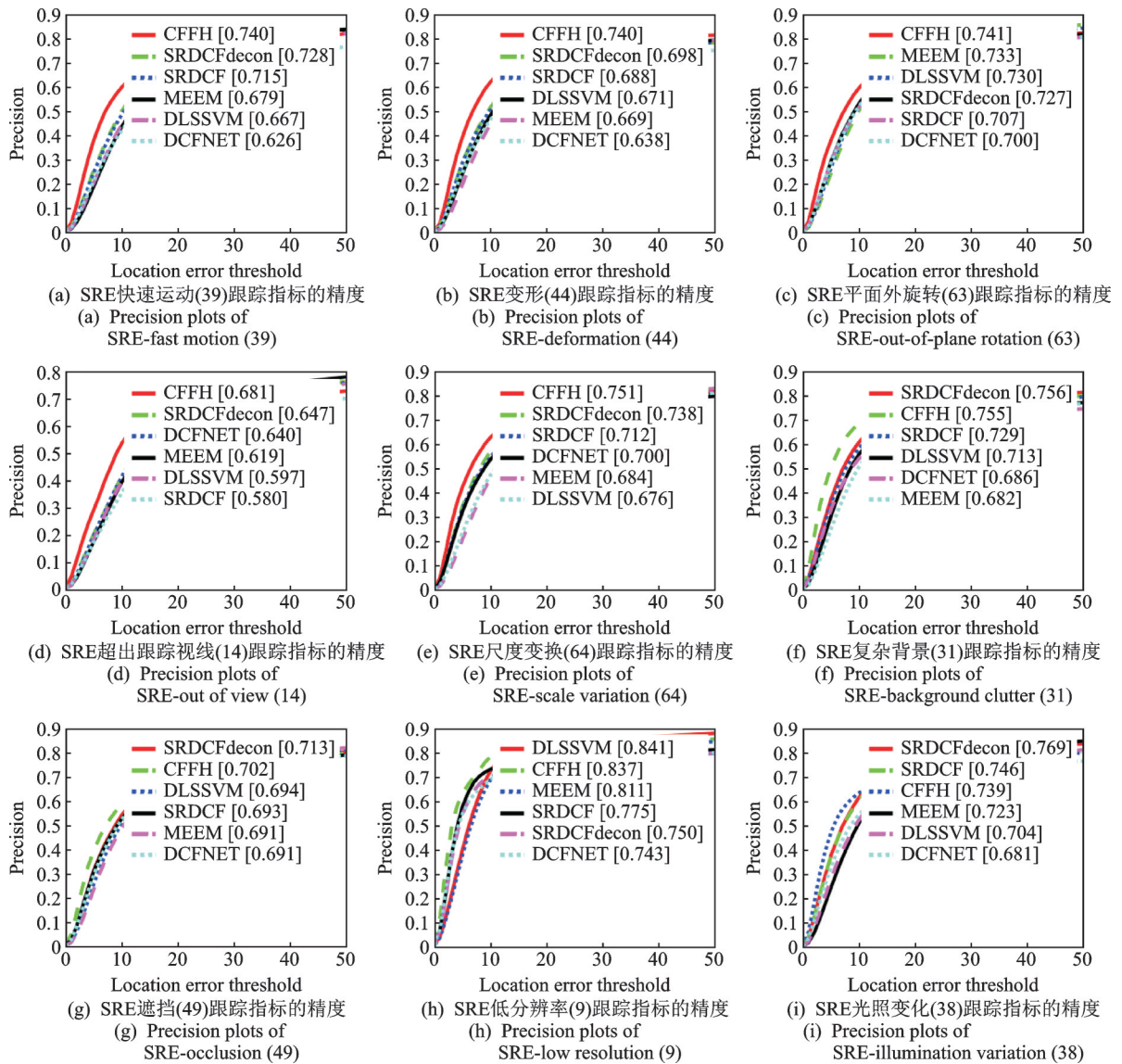


图4 各算法定位误差分指标比较图

Fig.4 Comparison diagram of sub-index of location error of each algorithm

图5为各算法重叠分指标比较图,从图中可以看出CFFH的算法在平面外旋转、变形、复杂背景、平面旋转和低分辨率这些跟踪指标上分别是67.3%,67.4%,73.1%,65.2%和66.3%,比第2名分别高了1.2%,4%,2.5%,0.9%和0.1%。这是由于CFFH算法融合HOG特征,在图像的局部方格单元上操作,所以对图像几何的和光学的形变都能保持很好的不变性。在快速运动、光照变化、遮挡、超出跟踪视线、动态模糊、尺度变换这几个指标上比第1名分别低1.6%,2.4%,1.3%,1.3%,8.4%和0.6%。算法在快速运动、光照变化、遮挡、超出跟踪视线、尺度变换这几个指标上的跟踪重叠率位于第2名,在动态模糊方面位于第3名,究其原因就是算法中的HOG特征对噪声较敏感,在遮挡和模糊情况下的跟踪较不理想。

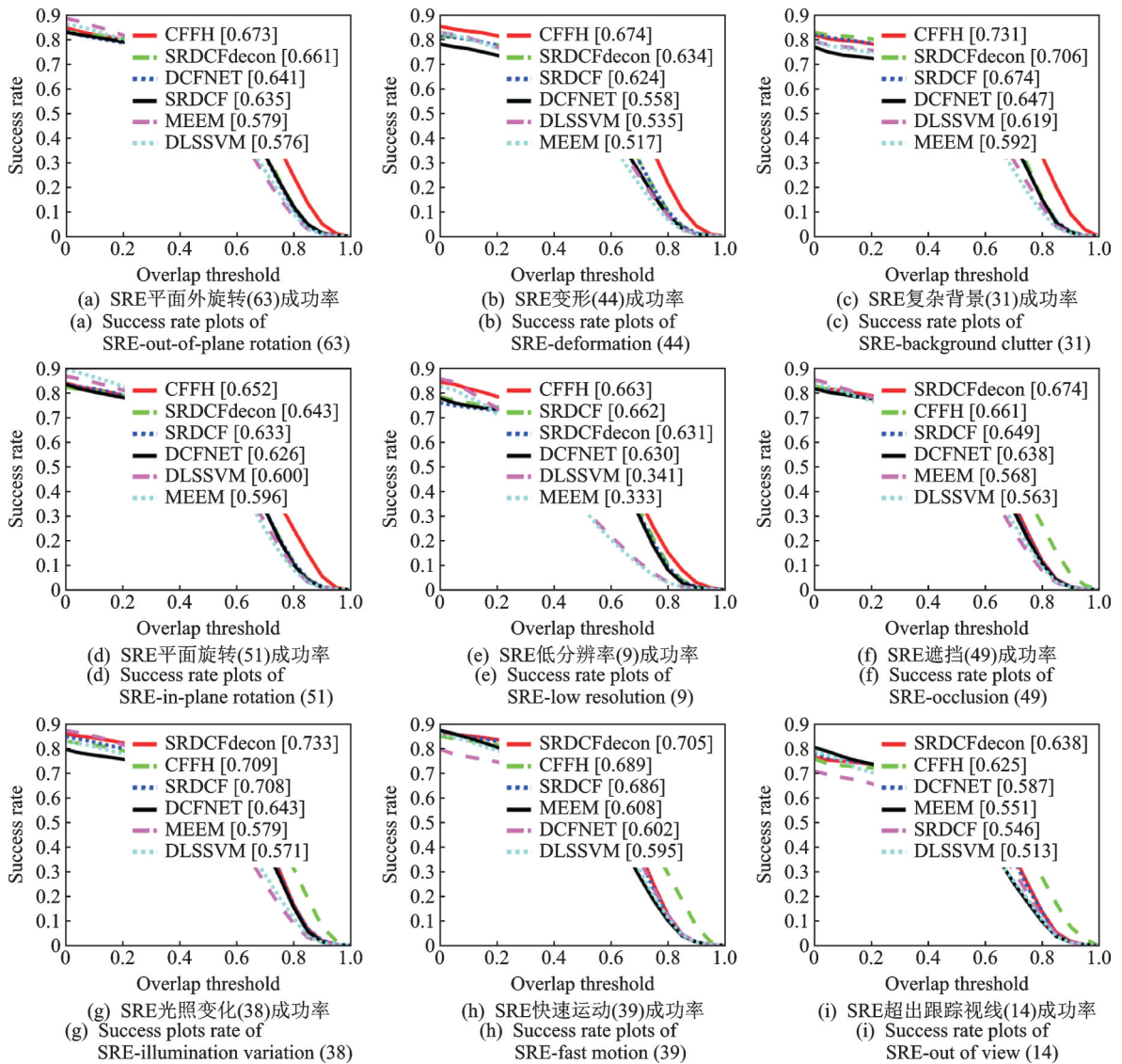


图5 各算法重叠分指标比较图

Fig.5 Overlapping sub-index comparison graph of each algorithm

4 结束语

本文提出融合 HOG 特征的相关滤波视频跟踪,充分挖掘多个特征的优势。在 SRE 标准上取得较好的成绩。实验结果表明 CFFH 的方法在复杂背景、变形、平面外旋转等方面优于其他跟踪方法。算法在场景变化方面的性能较弱,下一步将尝试利用 HOG 特征和重构颜色特征,针对动态模糊和光照变化做进一步研究。

参考文献:

[1] SUN Zhizhuo, ZHANG Quanxin, LI Yuanzhang, et al. DPPDL: A dynamic partial-parallel data layout for green video surveillance storage[J]. Transactions on Circuits Systems for Video Technology, 2018, 28(1): 193-205.

- [2] ALZENAD M, EL-KEYI A, LAGUM F, et al. 3D placement of an unmanned aerial vehicle base station (UAV-BS) for energy-efficient maximal coverage[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(1): 38-41.
- [3] 刘峰,宣士斌,刘香品.基于云自适应粒子群优化粒子滤波的目标跟踪[J].*数据采集与处理*,2015,30(2): 452-463.
LIU Feng, XUAN Shibin, LIU Xiangpin. Video target trackig based on new cloud adaptive particle swarm optimization particle filter[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(2): 452-463.
- [4] CUI Zhenping, QIN Yongxin, LI Hao. Prediction method of lithium battery's state of charge based on no trace of calman filter [J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 912/913/914: 1888-1891.
- [5] NG S S Y, XING Yinjiao, TSUI K L. A naive bayes model for robust remaining useful life prediction of lithium-ion battery[J]. *Applied Energy*, 2014, 118(4): 114-123.
- [6] COLLINS R T. Mean-shift blob tracking through scale space[C]//*Proceedings of 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Madison, WI, USA: IEEE, 2003: 234.
- [7] KROGH A, LARSSON B, HEIJNE G V, et al. Predicting transmembrane protein topology with a hidden Markov model: Application to complete genomes[J]. *Journal of Molecular Biology*, 2001, 305(3): 567-580.
- [8] FURLONG E J. A logistic regression model explaining recent state casino gaming adoptions[J]. *Policy Studies Journal*, 2010, 26(3): 371-383.
- [9] ZHANG Chunliang, FEI Xiaoxu, ZHU Jingbo. Negation disambiguation using the maximum entropy model[C]// *Proceedings of International Conference on Natural Language Processing and Knowledge Engineering*. Beijing, China: IEEE, 2010: 1-5.
- [10] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]// *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010 : 2544-2550.
- [11] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [12] YANG Li, ZHU Jianke. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]// *Proceedings of European Conference on Computer Vision*. [S.l.]: Springer, 2014: 254-265.
- [13] MA Chao, YANG Xiaokang, ZHANG Chongyang, et al. Long-term correlation tracking[C]// *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 5388-5396.
- [14] SI Liu, ZHANG Tianzhu, CAO Xiaochun, et al. Structural correlation filter for robust visual tracking[C]// *Proceedings of Computer Vision & Pattern Recognition*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 4312-4320.
- [15] LIU Ting, GANG Wang, YANG Qingxiong. Real-time part-based visual tracking via adaptive correlation filters[C]// *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 4902-4912.
- [16] ZHANG Tianzhu, XU Changsheng, YANG Ming Hsuan. Multi-task correlation particle filter for robust object tracking[C]// *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 4819-4827.
- [17] QI Yuankai, ZHANG Shengping, LEI Qin, et al. Hedged deep tracking[C]// *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 4303-4311.
- [18] 谢柳,尚振宏,刘辉.基于相关滤波融合多特征的运动目标跟踪方法[J].*数据采集与处理*,2019,34(1): 122-134.
XE Liu, SHANG Zhenhong, LIU Hui. Object trackig combining multiple features based on correlation filter[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2019, 34(1): 122-134.
- [19] MA Chao, HUANG Jiabin, YANG Xiaokang, et al. Hierarchical convolutional features for visual tracking[C]// *Proceedings of International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE, 2016: 3074-3082.
- [20] QIANG Wang, JIN Gao, XING Junliang, et al. DCFNET: Discriminant correlation filters network for visual tracking[J]. 2017.
- [21] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Adaptive decontamination of the training set: A unified formulation for discriminative visual tracking[C]//*Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 2-7.
- [22] DANELLJAN M, GUSTAV H, KHAN F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]// *Proceedings of International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE, 2016: 4310-4318.
- [23] ZHANG Jianming, MA Shugao, SCLAROFF S. MEEM: Robust tracking via multiple experts using entropy minimization[C]//*Proceedings of European Conference on Computer Vision*. [S.l.]: Springer, 2014: 188-203.

- [24] NING Jifeng, YANG Jimei, JIANG Shaojie, et al. Object tracking via dual linear structured svm and explicit feature map[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 4266-4274.
- [25] GALOOGAHI H K, SIM T, LUCEY S. Correlation filters with limited boundaries[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 4630-4638.
- [26] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[J]. International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017, 1:1144-1152.
- [27] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[M]. Computer Vision -ECCV 2012, Springer Berlin Heidelberg, 2012: 702-715.
- [28] DANELLJAN M, ROBINSON A, KHAN F S, et al. Beyond correlation filters: Learning continuous convolution operators for visual tracking[C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands: Springer International Publishing, 2016: 472-488.
- [29] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: Complementary learners for real-time tracking[C]// Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 1401-1409.
- [30] HONG Zhibin, ZHE CHEN, WANG Chaohui, et al. Multi-store tracker (muster): A cognitive psychology inspired approach to object tracking[C]// Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015: 749-758.

作者简介:



李梅云(1981-),女,硕士研究生,研究方向:计算机视觉、机器学习,E-mail: aul-frey@163.com。



欧丰林(1980-),男,高级工程师,研究方向:计算机视觉、机器学习,E-mail: aqqw5601@163.com。



杨文元(1967-),男,副教授,研究方向:计算机视觉、机器学习,E-mail: yangwycn@163.com。

(编辑:张彤)