

文章编号 1004-924X(2019)05-1158-09

## 特征融合和自适应权重更新相结合的运动模糊目标跟踪

王广龙\*, 田 杰, 朱文杰, 方 丹

(陆军工程大学石家庄校区 纳米技术与微系统实验室, 河北 石家庄 050003)

**摘要:**针对目标跟踪任务中由于摄像机或目标运动而产生的目标模糊问题,基于 ECO\_HC 算法提出了方向梯度-色度饱和度和直方图(Histogram of Oriented Gradient and Hue Saturation, HOGHS)和 Zernike 矩特征相结合的运动模糊目标跟踪算法。首先,结合 fHOG 和颜色构造了 HOGHS 特征,介绍了 Zernike 矩性质,并结合 HOGHS 和 Zernike 矩实现了目标的特征表达;然后,提出了一种兼顾定位精度与鲁棒性的响应图质量评估方法,并基于该方法实现了 HOGHS 和 Zernike 矩特征权重的自适应融合。将本文算法与其他四种先进跟踪算法在 OTB-100 测评集运动模糊图像序列中进行验证,本文算法的精确度与成功率分别为 0.849 与 0.827,帧率达 38.4 frame/s,同等条件下,本文算法较在 VOT-2016 上表现优秀的 ECO\_HC 于 Pre-20 和 AUC 指标上分别提升了 2.3%与 2.4%。实验结果表明本文算法能够有效地完成运动模糊目标跟踪任务。

**关键词:**运动模糊;目标跟踪;Zernike 矩;ECO\_HC

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192705.1158

## Feature fusion and weight adaptive updating based motion blur object tracking

WANG Guang-long\*, TIAN Jie, ZHU Wen-jie, FANG Dan

(Laboratory of Nanotechnology and Microsystems, Shijiazhuang Campus,  
Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China)

\* Corresponding author, E-mail: ysdmhj@163.com

**Abstract:** This study presents a motion blur object tracking method which combines the histogram of oriented gradient and hue saturation (HOGHS) with the Zernike moments features based on ECO\_HC. This method was proposed to address object blur caused by the motion of the camera or the object itself. HOGHS was constructed by integrating fHOG with color features, and the properties of Zernike moments were introduced. The object was represented by combining HOGHS and Zernike moments. Furthermore, a novel quality evaluation method of response map was proposed that considers both positioning accuracy and robustness. Based on this method, an adaptive fusion strategy that leverages the complementary properties of HOGHS and Zernike moments was implemented. Experiments were performed on the motion blur sequences from the OTB-100 datasheet. Our method was

收稿日期:2018-10-16;修订日期:2018-12-14.

基金项目:国防预研基金资助项目(No. 51327030104)

compared to four existing state-of-the-art methods. Results show that the precision and success rate are 0.849 and 0.827, respectively, and the frame rate is 38.4 frame/s. The proposed method outperformed the top performing tracker from VOT-2016, namely, ECO\_HC, with a relative gain of 2.3% in Pre-20 and 2.4% in area under the curve. The results show that the proposed method can effectively achieve the goal of motion blur object tracking.

**Key words:** motion blur; object tracking; Zernike moments; ECO\_HC

## 1 引言

运动模糊<sup>[1]</sup>是目标跟踪领域面临的难点问题之一,是由于摄像机或目标的运动产生的,会导致目标角点、边缘等特征消失,给跟踪工作带来极大地挑战。针对运动模糊问题的解决方法可分为两大类:一类是建立模糊退化函数,基于逆滤波、最小二乘滤波及深度学习等方法<sup>[2-4]</sup>进行模糊图像复原;另一类是提取模糊不变量,如仿射不变矩、平移不变矩等<sup>[5]</sup>,其中,Zernike矩是一种常见的图像不变矩特征。相比较而言,第一类方法由于需要估计大量参数导致效率较低,实时性不如第二类。

目前,基于相关滤波的方法是目标跟踪领域的主要研究方向<sup>[6]</sup>,牛津大学的Henriques和Luca Bertinetto以及林雪平大学的Martin Danelljan在该方向做出了巨大贡献,先后提出了性能优异的CSK<sup>[7]</sup>,KCF/DCF<sup>[8]</sup>,Staple<sup>[9]</sup>,CF-Net<sup>[10]</sup>,CN<sup>[11]</sup>,DSST<sup>[12]</sup>,SRDCF<sup>[13-14]</sup>,C-COT<sup>[15]</sup>和ECO<sup>[16]</sup>等算法,分别从特征表达、尺度更新、降低边界效应、模型更新策略、精简训练集等角度不断进行算法优化。其中,特征的选择对跟踪效果具有重要影响<sup>[17-18]</sup>,HOG和颜色特征组合的目标表达方式性能优异<sup>[9]</sup>,基于fHOG+CN的ECO\_HC算法<sup>[16]</sup>的实验结果超过了大部分深度学习方法,且速度达到60 frame/s。

本文针对运动模糊的特殊应用场合,以ECO\_HC算法为基础,提出了一种基于方向梯度-色度饱和度直方图(Histogram of Oriented Gradient and Hue Saturation, HOGHS)和Zernike矩特征的运动模糊目标跟踪算法。首先,构造一种融合fHOG和颜色的HOGHS特征;在此基础上,提取目标的Zernike矩,采用Zernike矩+HOGHS作为目标的表达方式,其中,HOGHS属于相关滤波模板类特征,具有边界效应,而Zernike矩弥补了这一缺陷;为充分发挥Zernike矩的

鲁棒性以及HOGHS特征的准确性,分别独立求取两者的响应图,然后提出了同时反映准确性和鲁棒性的响应图质量评估方法,并基于该方法自适应融合特征权重,准确获取跟踪目标的位置;最后,基于OTB-100测评集中运动模糊图像序列验证了本文算法的跟踪精度和鲁棒性。

## 2 基于HOGHS和Zernike矩特征的目标跟踪算法

ECO是当前基于相关滤波进行目标跟踪效果最好的方法之一,究其原因,特征的全面选择(CNN+HOG+CN)占据了重要地位。其中CNN属于深度特征,HOG与CN属于手工特征,深度特征较手工特征而言对目标旋转、形变等变化具有不变性,即鲁棒性强,但空间分辨率低,定位精度差;而手工特征包含空间纹理、颜色等信息,空间分辨率高,但鲁棒性较差。

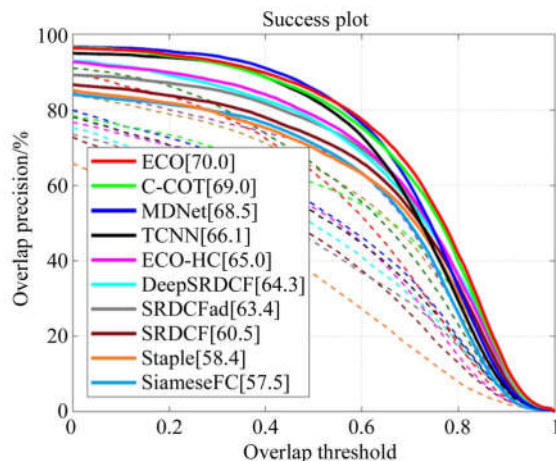


图1 ECO和ECO\_HC在OTB-100上的测评结果  
Fig. 1 Evaluation results of ECO and ECO\_HC on OTB-100

图1是ECO和ECO\_HC算法在OTB-100上的测评结果,分析该图,ECO相较于ECO\_HC

而言 AUC 提升了 5%，但帧率却下降了 86.7% (ECO 为 8 frame/s, ECO\_HC 为 60 frame/s), 研究人员在 VOT2017 中采用性能更优秀的 GoogLeNet 和 ResNet 替代原本的 VGGNet, 性能提升幅度仍旧较小, 受益较低。

综合上述成果分析, 从实际应用角度出发, 本文基于 ECO\_HC 算法进行优化, 联合 HOGHS 和 Zernike 矩特征对目标进行表达, 其中 Zernike 矩具有良好的平移、旋转、尺度不变性, 抗噪性好, 鲁棒性强, 可以一定程度上弥补 HOGHS 特征的不足。受 Staple 算法启发, Staple 将模板类特征

fHOG 和统计类特征颜色直方图相结合, 本文基于 HOGHS 特征进行相关滤波模型的训练, 获得 HOGHS 特征的输出响应, 然后基于 Zernike 矩进行贝叶斯分类模型的训练, 获得 Zernike 矩特征的输出响应, 最后对两个模型的输出响应进行线性融合。

### 2.1 方向梯度-色度饱和度直方图

鉴于单独采用 HOG 和颜色特征的相关滤波算法性能均优于灰度特征, 本文提出了一种融合 fHOG 和颜色特征的方向梯度-色度饱和度直方图特征。

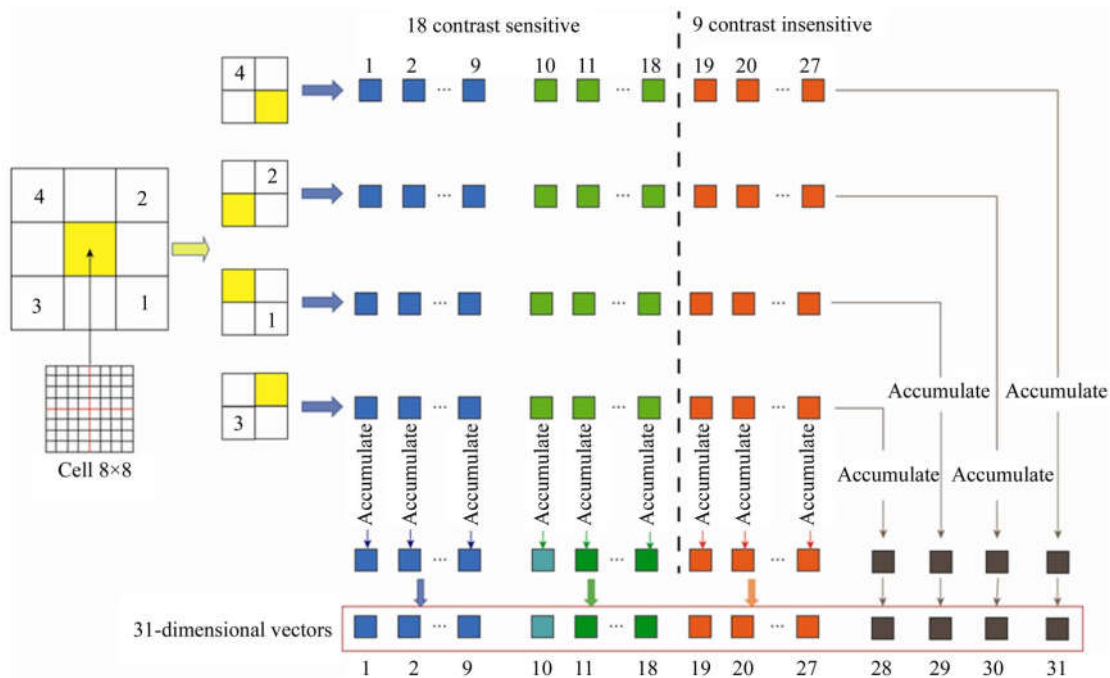


图 2 fHOG 31 维特征组成示意图

Fig. 2 Diagram of fHOG 31-dimensional feature composition

相关滤波中一般采用文献<sup>[19]</sup>提出的优化 HOG, 即 fHOG 特征。该特征提取并统计每个胞元 (cell) 的梯度信息作为图像特征, 维数为 31, 其中包括 18 维方向敏感特征, 9 维方向不敏感特征, 4 维纹理特征, 具体如图 2 所示。

RGB 是常用的颜色空间, 不过其将颜色与亮度信息相混杂, 相比较而言, 基于 HSI 空间的特征表达更有利用提高目标跟踪效果<sup>[11]</sup>。HSI 颜色空间示意图如图 3 所示, 包含色度 (Hue)、饱和度 (Saturation)、亮度 (Intensity) 信息, 由于 HOG 特征的提取是基于亮度信息的, 为避免冗余, 只对色度与饱和度信息进行分析。

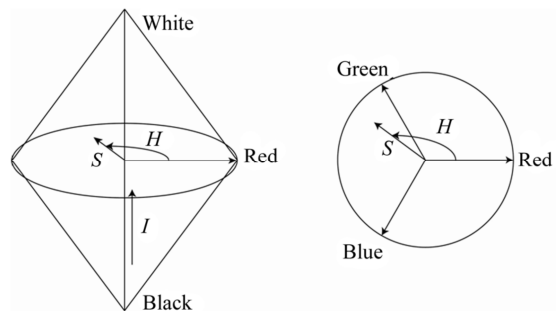


图 3 HSI 颜色空间和色度-饱和度通道

Fig. 3 HSI color space and Hue-Saturation channel

类比于图像梯度特征,将图像的色彩度、饱和度分别视为梯度的方向角与幅值,依照 fHOG 特征提取步骤得到 31 维色彩度-饱和度直方图(Histogram of Hue and Saturation, HHS)。进一步实验验证发现,移除 HHS 特征中 18 维方向敏感特征能够进一步提升算法的速度与判别力,因此,最终采用 13 维 HHS 特征。鉴于 HHS 特征与 fHOG 特征都是基于胞元计算的,因此可将 HHS 特征与 fHOG 特征串联起来,构成 44 维图像特征向量——HOGHS 特征。

HOGHS 属于相关滤波模板类特征,其标签函数一般选择高斯函数,越靠近中心标签值越接近 1(正样本),越靠近边缘标签值越接近 0(负样本),正负样本比例由高斯函数标准差  $\sigma$  控制, $\sigma$  越大正样本越多。由文献[20]可知,当采用深度特征时,标签函数的标准差取较大值时效果最好;当采用浅层特征时,取较小值时效果更佳。这是由于深度特征的鲁棒性强,更易从数据增强(Data Augmentation)中受益,而通过标签函数增加的正样本等价于平移数据增强;而浅层特征恰好相反,精度更高,因此  $\sigma$  较小时效果更佳。HOGHS 属于浅层特征,所以推测  $\sigma$  取值较小。选择不同大小的  $\sigma$  进行实验, $\sigma$  取值分别为 1/4, 1/8, 1/16, 1/32, 1/64, 获取的成功率如图 4 所示,由图 4 可知, $\sigma=1/32$  时成功率最高,此时跟踪效果最好。

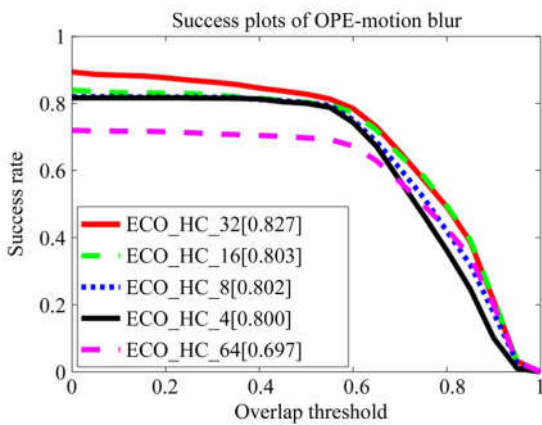


图 4 不同  $\sigma$  值的测评结果

Fig. 4 Evaluation results of different  $\sigma$

## 2.2 Zernike 矩特征

图像不变矩(Invariant Moments)是一种图像特征,具有平移、旋转、尺度不变性、抗噪等性

质,常用的不变矩包括 Hu 矩和 Zernike 矩。相比于 Hu 矩,Zernike 矩在图像旋转和图像抗噪方面鲁棒性更强。Zernike 矩为定义在单位圆盘上的复数矩,一般采用 Zernike 矩的模作为特征,低阶矩特征向量用于描述目标的整体形状,高阶矩特征向量用于描述目标的细节。Zernike 矩是基于 Zernike 多项式的正交化函数,利用的正交多项式集是单位圆内的完备正交集。计算输入图像的 Zernike 矩需要三步:计算径向多项式、计算 Zernike 多项式、计算 Zernike 矩<sup>[21-22]</sup>。

$\mathbf{R}_n^m$  为径向多项式,有:

$$\mathbf{R}_n^m(\rho) = \sum_{s=0}^{\frac{n-m}{2}} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left[ \frac{n+|m|}{2} - s \right]! \left[ \frac{n-|m|}{2} - s \right]!} \rho^{n-2s}, \quad (1)$$

其中: $n$  为非负整数,代表径向多项式的阶数; $m$  为整数,代表重复次数; $n-|m|$  为偶数且  $0 \leq |m| \leq n$ ;  $\rho$  代表原点到  $(x, y)$  的矢量长度且  $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$ 。

此时,定义在单位圆内的 Zernike 多项式可表达为:

$$\mathbf{V}_n^m(\rho, \theta) = \mathbf{R}_n^m(\rho) e^{jm\theta}, \quad |\rho| \leq 1, \quad (2)$$

其中  $\theta$  为矢量与  $x$  轴逆时针方向的夹角。Zernike 多项式正交且满足:

$$\int_0^{2\pi} \int_0^1 [\mathbf{V}_n^m(\rho, \theta)]^* \mathbf{V}_p^q(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta = \begin{cases} \frac{\pi}{n+1}, & n = p, m = q \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $[\mathbf{V}_n^m(\rho, \theta)]^*$  代表  $\mathbf{V}_n^m(\rho, \theta)$  的复共轭。

由于 Zernike 多项式具有正交完备性,因此单位圆内的任意图像  $f(\rho, \theta)$  均可以通过式(4)唯一展开:

$$f(\rho, \theta) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^{\infty} \mathbf{Z}_n^m \mathbf{V}_n^m(\rho, \theta), \quad (4)$$

其中  $\mathbf{Z}_n^m$  即是 Zernike 矩, $n$  阶 Zernike 矩定义如式(5):

$$\mathbf{Z}_n^m = \frac{n+1}{\pi} \iint_0^{2\pi} f(\rho, \theta) [\mathbf{V}_n^m(\rho, \theta)]^* \rho d\rho d\theta. \quad (5)$$

此时得到的 Zernike 矩的幅值具有旋转不变性,但不具有平移和尺度不变性,因此需要进行归一化。图 5 所示为一种常用的映射转换方法,需

要注意的是:计算 Zernike 矩时不包括映射到圆外的像素。对于数字图像而言此时式(5)转换为:

$$\mathbf{Z}_n^m = \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{c=0}^{N-1} \sum_{r=0}^{N-1} f(c,r) [\mathbf{V}_n^m(c,r)]^* = \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{c=0}^{N-1} \sum_{r=0}^{N-1} f(c,r) \mathbf{R}_n^m(\rho_{cr}) e^{jm\theta_{cr}}, \quad (6)$$

其中:图像大小为  $N \times N$ ,  $N$  为偶数,  $0 \leq \rho_{cr} \leq 1$ ,  $\lambda_N$  代表归一化因子,  $\rho_{cr}$  与  $\theta_{cr}$  表达式分别为:

$$\rho_{cr} = \frac{\sqrt{(2c-N+1)^2 + (2r-N+1)^2}}{N}, \quad (7)$$

$$\theta_{cr} = \tan^{-1} \left[ \frac{N-1-2r}{2c-N+1} \right]. \quad (8)$$

综合式(6)~式(8),即可求得  $n$  阶 Zernike 矩  $Z_n^m$ 。

依据参考文献[23]中的特征参数选取方法,选择和提取 7 个 Zernike 矩,分别为:  $Z_1^1, Z_2^0, Z_2^2, Z_3^0, Z_3^1, Z_4^1, Z_5^0$ , 表 1 列出图 6 中图像所对应的特征参数值。

表 1 Zernike 矩特征参数值

Tab. 1 Values of Zernike moments

	$\log  Z_1^1 $	$\log  Z_2^0 $	$\log  Z_2^2 $	$\log  Z_3^0 $	$\log  Z_3^1 $	$\log  Z_4^1 $	$\log  Z_5^0 $
Lena	5.941 6	6.514 1	5.686 8	6.079 7	5.745 9	5.484 0	5.925 5
Lena-noise	5.938 7	6.516 0	5.676 7	6.075 0	5.743 3	5.480 8	5.926 5
Lena-blur	5.936 2	6.514 2	5.685 2	6.081 0	5.745 0	5.480 4	5.923 5

### 2.3 基于响应图质量评估方法的自适应权重融合策略

响应图能够反映目标定位的准确性和鲁棒性,准确性与预测目标周围的响应锐利程度有关,主峰越尖表示准确性越高;鲁棒性与主峰到干扰峰(次峰)的间隔(margin)有关,主峰与次峰的差距越大,表示鲁棒性越强。本文提出了同时反映准确性和鲁棒性的响应图质量评估方法:

$$\xi_i^* \{y\} = \min_t \frac{y(t^*) - y(t)}{\Delta(t-t^*)}, \quad (9)$$

$$\Delta(\tau) = 1 - e^{-\frac{\kappa}{2} \tau^2}, \quad (10)$$

其中:  $t^*$  代表主峰位置,  $t$  代表次峰位置,  $y(t)$  表示响应值。当  $|t-t^*| \gg 0$  时,  $\Delta(t-t^*) \approx 1$ , 此时

$$\xi_i^* \{y\} \leq \frac{y(t^*) - y(t)}{\Delta(t-t^*)} \approx y(t^*) - y(t)。 \xi_i^* \{y\} 越$$

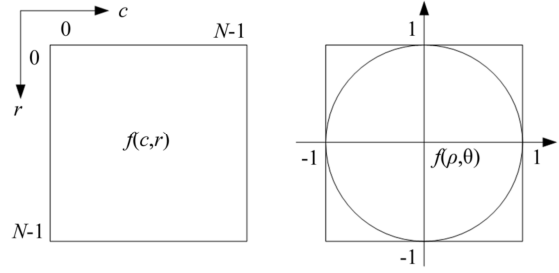


图 5 常用映射方法示意图

Fig. 5 Traditional mapping approach

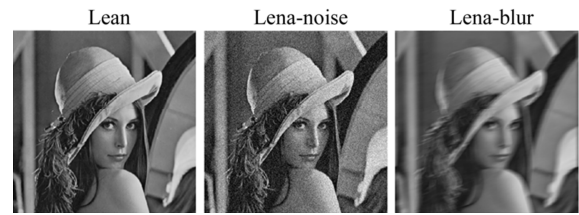


图 6 Lena 及其变形

Fig. 6 Lena and transformations

高,说明主峰与次峰间的响应值差距越大,反之,若  $y(t) \approx y(t^*)$ , 则  $\xi_i^* \{y\}$  越小,  $\xi_i^* \{y\} \approx 0$ 。经过上述分析,说明公式(9)可以用于衡量目标定位的鲁棒性。

当  $t \rightarrow t^*$  时,  $\Delta(t-t^*) \approx 0$ , 假设  $\lambda_1^*, \lambda_2^*$  为  $\mathbf{H}_y(t^*)$  ( $\mathbf{H}_y(t)$  代表  $y(t)$  的 Hessian 矩阵) 的特征值,  $0 \geq \lambda_1^* \geq \lambda_2^*$ , 基于公式(10), 有:

$$\xi_i^* \{y\} \leq \frac{|\lambda_1^*|}{\kappa}, \quad (11)$$

其中:  $|\lambda_1^*|$  代表  $y(t^*)$  的最小曲率, 曲率越大, 曲线的弯曲程度越大。因此可以用  $|\lambda_1^*|$  来衡量主峰  $t^*$  的尖锐程度,  $\xi_i^* \{y\}$  越高, 主峰越尖锐, 目标定位的准确性越高, 反之, 主峰越平坦, 准确性越低。参数  $\kappa$  控制着跟踪准确性与鲁棒性之间的平衡。

令:

$$y_{\beta}(t) = \beta_z y_z(t) + \beta_s y_s(t), \quad (12)$$

其中  $y_z(t), y_s(t)$  分别代表 Zernike 矩和 HOGHS 特征的响应值,  $\beta_z, \beta_s$  分别代表特征权重, 为方便描述, 令  $\beta = (\beta_z, \beta_s)$ 。基于前面的质量评估方法, 以最大化  $\xi_{t^*} \{y\}$  为目标, 从而获取响应值权重  $\beta$  与目标位置  $t^*$ 。上述目标可通过最小化损失函数实现:

$$L_{t^*}(\beta) = -\xi_{t^*} \{y_{\beta}\} + \mu(\beta_z^2 + \beta_s^2), \quad (13)$$

其中:

$$\beta_z + \beta_s = 1, \beta_z \geq 0, \beta_s \geq 0. \quad (14)$$

式(13)中后一项为正则项, 通过参数  $\mu$  控制。

为优化公式(13), 引入松弛变量  $\xi = \xi_{t^*} \{y_{\beta}\}$ , 将公式(13)等价转化为标准的二次优化 (Quadratic Programming, QP) 问题, 并基于 QP 工具包求解:

$$L_{t^*}(\xi, \beta) = -\xi + \mu(\beta_z^2 + \beta_s^2), \quad (15)$$

其中:

$$\beta_z + \beta_s = 1, \beta_z \geq 0, \beta_s \geq 0, \quad (16)$$

$$y_{\beta}(t^*) - \xi \Delta(t^* - t) \geq y_{\beta}(t), \forall t \in \Omega. \quad (17)$$

### 3 实验结果与分析

在 i5-7300HQ 处理器、8 GB 内存条件下, 基于 Matlab 2017b 处理运动模糊图像序列 ball, 抽取差异较大的两帧图像分别获取其权重系数  $\beta = (\beta_z, \beta_s)$ , 图 7(a) 中 ball 轮廓清晰, 表观未发生明显变化, HOGHS 特征占据主导地位, 此时  $\beta_z = 0.27, \beta_s = 0.73$ , 对应 Zernike 矩、HOGHS 和融合后响应图如图 8 所示, 此时合成响应图受 HOGHS 特征影响更大; 图 7(b) 中 ball 由于运动产生模糊现象, 因为 Zernike 矩强调鲁棒性, 此时权重更高,  $\beta_z = 0.82, \beta_s = 0.18$ , 对应 Zernike 矩、

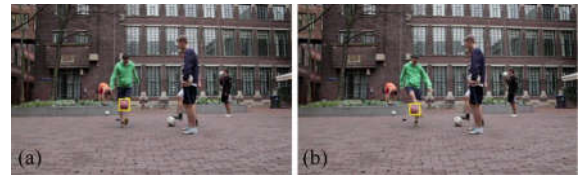


图 7 评测视频 Ball 的帧序列

Fig. 7 Sequences of Ball

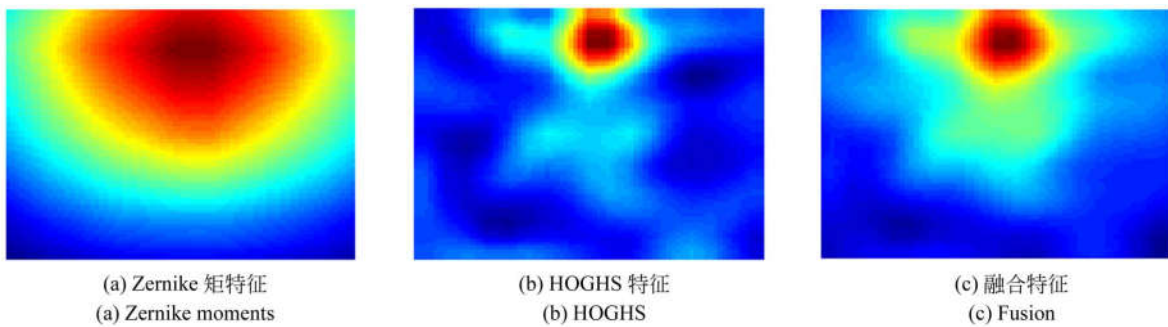


图 8 ball 轮廓清晰时对应的响应图

Fig. 8 Response map when contour of the ball is clear

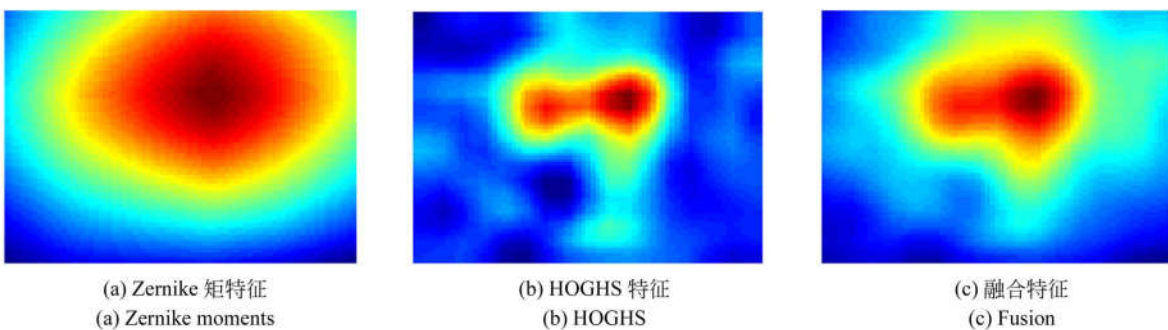


图 9 Ball 运动模糊时的响应图

Fig. 9 Response map of Ball motion blurred

HOGHS 和融合后响应图如图 9 所示,此时合成响应图受 Zernike 矩特征影响更大。

图 10 为本文(Zer\_HOGHS\_ECO)、ECO\_HC、Staple、CXT、KCF 5 种算法对测评集中典型运动模糊图像序列 Soccer 的跟踪结果。其中,绿色、红色、蓝色、黑色、紫色分别代表本文算法、Staple、ECO\_HC、KCF 和 CXT 跟踪框(彩图见期刊电子版)。在 Soccer 序列中,56 帧时目标轮廓清

晰,此时除 CXT 在尺度变化方面失败外,其余各算法表现良好,而在 73 帧和 169 帧中,本文算法在遮挡和运动模糊等情况下仍能够准确地进行目标跟踪,而其余算法受这些因素干扰很大,导致跟踪失败。由 169 帧中 Staple 算法的跟踪结果发现:由于目标模型更新速度较快,一旦跟踪发生错误,原目标特征被背景特征淹没,算法在接下来的序列中很难再次捕捉到原目标,导致跟踪任务失败。

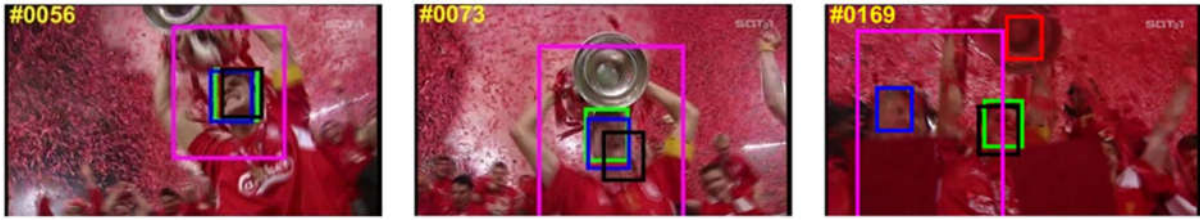


图 10 5 种先进算法在 Soccer 序列中的跟踪结果

Fig. 10 Tracking results of five state-of-the-art methods in Soccer sequences

图 11、图 12 列出了 5 种算法在运动模糊图像序列中的测评结果,分别为精度图与成功率图,用来衡量跟踪算法的准确性和鲁棒性,图像序列选自 OTB-100 测评集。相较于性能优异的 ECO\_HC,本文算法的 Pre-20 和 AUC 指标分别提升了 2.3% 与 2.4%,说明本文算法具有更全面的特征表达,较其余算法具有较大优势,此时本文算法的平均处理速度为 38.4 frame/s,达到实时性要求。

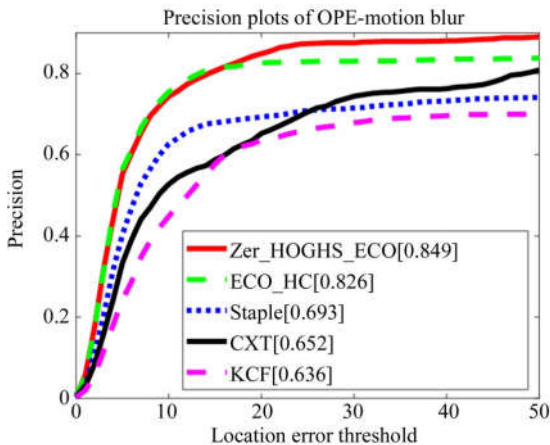


图 11 5 种先进方法在模糊图像序列中的精度图

Fig. 11 Precision plot of five state-of-the-art methods in motion blur sequences

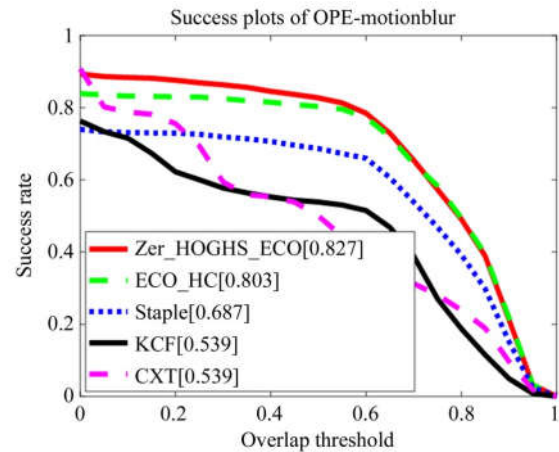


图 12 5 种先进方法在模糊图像序列中的成功率图

Fig. 12 Success plot of five state-of-the-art methods in motion blur sequences

## 4 结 论

(1) 本文提出了一种融合 fHOG 和颜色的 HOGHS 特征,进一步通过系统分析与验证,得到 HOGHS 特征标签函数的最佳标准差  $\sigma=1/32$ ;

(2) 分析图像不变矩特征性质,选择 7 个 Zernike 矩用于目标描述,并通过 Lena 图像及其变形形式验证了特征选择的有效性;

(3) 提出了一种兼顾目标定位准确性与鲁棒

性的响应图质量评估方法,并基于该方法实现权重的自适应融合,通过运动模糊图像序列 ball 验证其有效性;

(4)基于 OTB-100 测评集中运动模糊图像序列对算法进行验证,本文算法的平均处理速度为 38.4 frame/s,相较于性能优异的 ECO\_HC 算法,

Pre-20 和 AUC 指标分别提升了 2.3%与 2.4%。

本文算法主要解决运动模糊目标跟踪问题,但在实际应用中,除运动模糊外,遮挡、快速运动、形变、光照变化等等其他难题都有可能同时出现在一个任务中,因此,还需要进一步研究更具普适性的目标跟踪算法。

## 参考文献:

- [1] WU Y, LIM J, YANG M. Online object tracking: a benchmark [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013: 2411-2418.
- [2] 李勇,杨德东,毛宁,等.基于卷积神经网络的响应自适应跟踪[J].*液晶与显示*,2018,33(7):596-605.  
LI Y, YANG D D, MAO N, *et al.*. Response adaptive tracking based on convolution neural network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(7): 596-605. (in Chinese)
- [3] NAH S, KIM T H, LEE K M. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 257-265.
- [4] SHI W, CABALLERO J, HUSZAR F, *et al.*. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 1874-1883.
- [5] ZITA A, FLUSSER J, SUK T, *et al.*. Feature selection on affine moment invariants in relation to known dependencies [J]. *International Conference on Computer Analysis of Images & Patterns*, 2017: 285-295.
- [6] 刘教民,郭剑威,师硕.自适应模板更新和目标重定位的相关滤波器跟踪[J].*光学精密工程*,2018,26(8):2100-2111.  
LIU J M, GUO J W, SHI SH. Correlation filter tracking based on adaptive learning rate and location refiner [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(8): 2100-2111. (in Chinese)
- [7] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, *et al.*. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2012, 7575(1): 702-715.
- [8] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, *et al.*. High-Speed tracking with kernelized correlation filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [9] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETS S, *et al.*. Staple: complementary learners for real-time tracking [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 1401-1409.
- [10] VALMADRE J, BERTINETTO L, HENRIQUES J F, *et al.*. End-to-end representation learning for correlation filter based tracking [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 5000-5008.
- [11] MARTIN D, FAHAD S K, MICHAEL F, *et al.*. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 1090-1097.
- [12] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, *et al.*. Discriminative scale space tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(8):1561-1575.
- [13] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, *et al.*. Adaptive decontamination of the training set: a unified formulation for discriminative visual tracking [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 1430-1438.
- [14] 杨德东,毛宁,杨福才,等.利用最佳伙伴相似性的改进空间正则化判别相关滤波目标跟踪[J].*光学精密工程*,2018,26(2):492-502.  
YANG D D, MAO N, YANG F C, *et al.*. Improved SRDCF object tracking via the Best-Buddies similarity [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(2): 492-502. (in Chinese)
- [15] DANELLJAN M, ROBINSON A, KHAN F S, *et al.*. Beyond correlation filters: learning continuous convolution operators for visual tracking [C]. *European Conference on Computer Vision*, 2016: 472-488.
- [16] DANELLJAN M, BHAT G, KHAN F S, *et al.*. ECO: Efficient convolution operators for tracking [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 6931-6939.

- [17] WANG N, SHI J, YEUNG D Y, *et al.*. Understanding and diagnosing visual tracking systems [C]. ICCV, 2015: 3101-3109.
- [18] 王暉,王春平,李军,等.特征融合和模型自适应更新相结合的相关滤波目标跟踪[J].光学精密工程,2016,24(8):2059-2066.  
WANG W, WANG CH P, LI J, *et al.*. Correlation filter tracking based on feature fusing and model adaptive updating [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(8): 2059-2066. (in Chinese)
- [19] FORSYTH D. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *Computer*, 2014, 47(2): 6-7.
- [20] BHAT G, JOHNANDER J, DANELLJAN M, *et al.*. Unveiling the power of deep tracking [J]. *arXiv preprint arXiv:1804.06833*, 2018.
- [21] TAHMASBI F, SAKI S, SHOKOUHI B. Classification of benign and malignant masses based on zernike moments [J]. *Computers in biology and medicine*, 2011, 41(8): 726-735.
- [22] SAKI F, TAHMASBI A, SOLTANIAN-ZADEH H, *et al.*. Fast opposite weight learning rules with application in breast cancer diagnosis [J]. *Computers in biology and medicine*, 2013, 43(1): 32-41.
- [23] 郝敏,麻硕士,郝小冬.基于 Zernike 矩的马铃薯薯形检测[J].农业工程学报,2010,26(2):347-350.  
HAO M, MA SH SH, HAO X D. Potato shape detection based on Zernike moments [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(2): 347-350. (in Chinese)

#### 作者简介:



王广龙(1964—),男,山东泗水人,教授,博士生导师,1986年于军械工程学院获得学士学位,1989年于华北工学院获得硕士学位,1999年于北京理工大学获得博士学位,主要从事嵌入式系统和机器视觉等方面的研究。E-mail: ysdmhj@163.com



田杰(1990—),女,黑龙江肇东人,博士研究生,2013年于哈尔滨工业大学获得学士学位,2015年于军械工程学院获得硕士学位,主要从事计算机视觉、目标检测与跟踪方面的研究。E-mail: 985459288@qq.com