

DOI:10.11992/tis.201603050

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20160824.0929.016.html>

# 一种鲁棒的 Multi-Egocentric 视频中的 多目标检测及匹配算法

李龙<sup>1</sup>, 尹辉<sup>1,2</sup>, 许宏丽<sup>1</sup>, 欧伟奇<sup>1</sup>

(1. 北京交通大学 计算机与信息技术学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 交通数据分析与挖掘北京市重点实验室, 北京 100044)

**摘要:**针对视频中的背景变化剧烈、目标尺度差异明显和视角时变性强的特点,提出一种鲁棒的针对 multi-egocentric 视频的多目标检测及匹配算法。首先,构建基于 boosting 方法的多目标检测模型对各视频序列中的显著目标进行粗检测,并提出一种基于局部相似度的区域优化算法对粗检测显著目标的轮廓进行优化,提高 Egocentric 视频中显著目标轮廓检测和定位的准确性。在显著目标检测基础上,对不同视角中的显著目标构建基于 HOG 特征的 SVM 分类器,实现多视角的多目标匹配。在 Party Scene 数据集上的实验验证了本文算法的有效性。

**关键词:** Multi-Egocentric 视频; 多目标检测; 多目标匹配

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2016)05-0619-08

中文引用格式: 李龙, 尹辉, 许宏丽, 等. 一种鲁棒的 Multi-Egocentric 视频中的多目标检测及匹配算法[J]. 智能系统学报, 2016, 11(5): 619-626.

英文引用格式: LI Long, YIN Hui, XU Hongli, et al. A robust multi-object detection and matching algorithm for multi-egocentric videos[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2016, 11(5): 619-626.

## A robust multi-object detection and matching algorithm for multi-egocentric videos

LI Long<sup>1</sup>, Yin Hui<sup>1,2</sup>, XU Hongli<sup>1</sup>, OU Weiqi<sup>1</sup>

(1. Department of Computer Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Beijing Key Lab of Transportation Data Analysis and Mining, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** In this paper, a robust multi-object detection and matching algorithm for a multi-egocentric video is proposed by considering the characteristics of multi-egocentric videos, for example, sudden changes in background, and variable target scales and viewpoints. First, a multi-target detection model based on a boosting method is constructed, to roughly detect any salient objects in the video frames. Then an optimization algorithm based on local similarity is proposed for optimizing the salient-object area and improving the accuracy of salient-object detection and localization. Finally, a SVM classifier based on HOG features is trained to realize multi-target matching in multi-egocentric videos. Experiments using Scene Party datasets show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** multi-egocentric video; multi-object detection; multi-object matching

Egocentric 视频是通过固定在拍摄者头、肩、手等部位或由拍摄者手持的穿戴式摄像机,在拍摄者自由运动过程中所拍摄的。Egocentric 视频具有背景变化剧烈、目标尺度差异明显和视角时变性强的

特点,同时存在拍摄视频不平顺、运动模糊、噪声大等问题,为基于此的计算机视觉任务带来极大的挑战。Multi-Egocentric 视频是由处于同一场景中的多个个体所拍摄的不同视角、不同运动轨迹的视频,研究基于 multi-egocentric 视频的目标检测和匹配对于后续的场景理解等高级视觉任务具有重要的意义。

由于场景的复杂性和运动的多样性,基于视频

收稿日期: 2016-03-20. 网络出版日期: 2016-08-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61472029, 61473031).

通信作者: 李龙. E-mail: hyin@djpu.edu.cn.

的显著目标检测一直都是计算机视觉研究领域的难点问题之一。基于单视角视频的目标检测主要有基于单帧图像通过特征提取训练目标检测器的方法,如 Pedro Felzenszwalb 等<sup>[1]</sup>提出的可变形组件模型 (deformable part model, DPM), 基于目标成员的可变形部位, 结合边界敏感的方法挖掘负样本, 训练隐性支持向量机 (latent, SVM) 分类器检测目标, 但对于视频中距离镜头较远的目标有漏检的情况; Lubomir Bourdev 等<sup>[2]</sup>提出 Poselet 模型用带标注的三维人体动作作节点数据集训练 SVM 分类器, 以检测人的头、躯干、背部等部位, 该算法在清晰图像上取得较好的效果, 但对于低质图像漏检率较高; 利用时空特征和表面特征相结合的训练方法, 如 Philippe Weinzaepfel<sup>[3]</sup>提出运动边模型 (motion boundary, MB) 将图像局部区域的颜色、光流以包的形式训练随机森林模型, 得到的支持向量机 (SVM) 分类器可检测精确的目标边缘, 但当目标无明显运动时, 边缘检测结果不佳; 基于多视角视频的目标检测利用多个不同视角的监控视频跟踪目标, 检测目标行为, 如 KSusheel Kumar 等<sup>[4]</sup>提出的实时多视角视频跟踪算法, 应用在安全系统中。

Egocentric 视频的分析 and 处理是近年来的研究热点之一, 目前的研究主要集中于估计拍摄者所关注的显著区域, 例如 Hyun Soo Park<sup>[5]</sup>提出利用群体模式的几何关系得到成员交互关系, 经训练后得到

分类器预测显著区域, 但此类方法无法获得显著区域中成员的精确位置; Lin 等<sup>[6]</sup>在多个视频中利用不同运动模式对成员做匹配, 然后利用条件随机场寻找时空一致性最高的成员, 即为当前最显著成员, 但此类方法需要每个成员同一时刻的动作具有差异性; 通过多个视频寻找匹配点利用透视图原理计算出多个成员的位置和姿态, 如 Hyun Soo Park 等<sup>[5]</sup>通过 SfM<sup>[7]</sup>方法, 恢复三维场景及成员位置和姿态, 实现场景理解; 利用多个视频间的相互运动关系进行成员检测, 如 Ryo Yonetani 等<sup>[8]</sup>利用一对成员互相拍摄的视频, 根据超像素分割单位区域的局部相对运动和全局运动信息搜索其中一个成员, 但此方法一次只能检测一个拍摄视频的成员面部。上述传统的基于视频的显著目标检测方法大多基于固定视角或视角微变的视频, 而 multi-egocentric 视频中场景变化剧烈, 目标运动稳定性低, 如 DPM<sup>[1]</sup>在视角变换剧烈时的检测效果下降; Poselets<sup>[2]</sup>算法在图像有轻微运动模糊时的性能受到较大影响; Motion Boundaries<sup>[3]</sup>算法在目标尺寸较小时出现漏检。基于此, 本文提出了一种两步层进目标检测算法, 将目标检测分为粗检测阶段和细检测两阶段, 从而提高了基于 Egocentric 视频的目标检测的鲁棒性, 并提出了 multi-egocentric 视频中的目标匹配算法, 实现了多视角多目标的匹配。算法流程图如图 1。

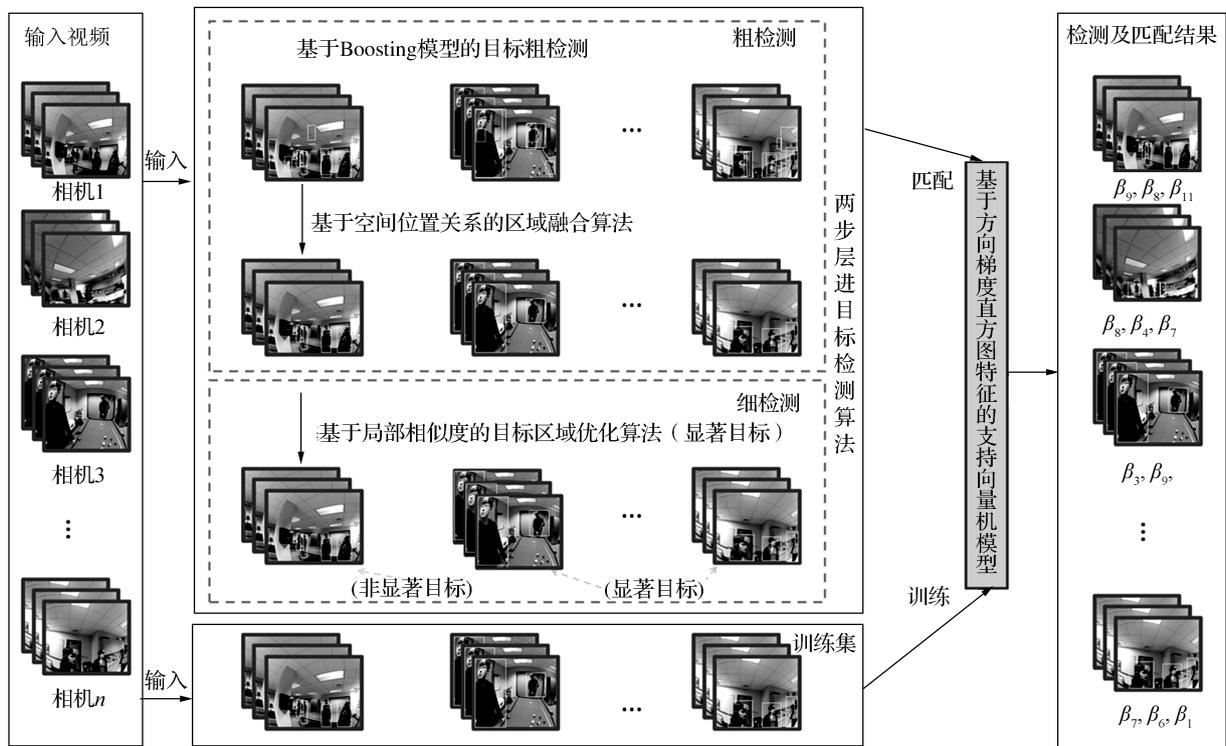


图 1 本文算法流程 ( $n$  为相机个数, 即视角数,  $\beta_i, i=1, 2, \dots, 11$  为目标编号)

Fig.1 The framework of our method ( $n$  represents the number of camera,  $\beta_i, i=1, 2, \dots, 11$  is target number)

### 1 两步层进目标检测算法

两步层进目标检测算法的主要思想是首先粗略定位目标位置,其次优化目标区域。算法分为两步:第1步是基于 Boosting<sup>[9]</sup>模型的目标粗定位方法,融合多个检测器结果,最大限度覆盖目标区域,此种方法在一定程度上克服了 Egocentric 视频背景变化剧烈、目标尺度差异明显和视角时变性强等特点导致的检测结果不完整、漏检、错检等问题,提高了算法的鲁棒性;第2步采用基于局部相似度的区域优化方法对目标轮廓进行优化,得到更精确的目标区域。

#### 1.1 基于 Boosting 模型的目标粗检测算法

设输入的 Egocentric 视频集合为  $\psi = \{c_l | l = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $n$  为视频个数,  $c_l$  表示第  $l$  个相机拍摄的视频, 则第  $l$  个视频的第  $j$  帧图像表示为  $f_l^j$ 。假设有一系列目标检测器  $\xi = \{\kappa_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ , 其中

$m$  为检测器个数,  $\kappa_i$  表示第  $i$  个检测器, 则第  $i$  个检测器针对图像  $f_l^j$  的检测结果用集合  $B_{li}^j$  来表示, 且  $B_{li}^j = \{b_{li}^k | k = 1, 2, \dots, z_{li}^j\}$ , 其中  $z_{li}^j$  为检测器  $\kappa_i$  在图像  $f_l^j$  上检测出的目标个数,  $b_{li}^k = [x_{li}^k \ y_{li}^k \ \tilde{x}_{li}^k \ \tilde{y}_{li}^k \ s_{li}^k]$ ,  $x_{li}^k$ 、 $y_{li}^k$ 、 $\tilde{x}_{li}^k$ 、 $\tilde{y}_{li}^k$  分别表示  $b_{li}^k$  的左上角  $x$  坐标、左上角  $y$  坐标、右下角  $x$  坐标、右下角  $y$  坐标、 $s_{li}^k$  表示  $b_{li}^k$  为显著目标的概率, 且  $s_{li}^k \in (0, 1)$ , 则所有检测器对图像  $f_l^j$  的检测结果为  $B_l^j = \bigcup_{i=1}^m B_{li}^j$ 。本文取  $m = 4$ , 分别为 Motion Boundaries<sup>[3]</sup> (MB) 算法、DPM<sup>[1]</sup> 算法、Poselets<sup>[2]</sup> 算法和空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP Net)<sup>[10]</sup> 算法。算法流程如图 2 所示, 图中 Color 表示仅用颜色特征; ColorFlow 采用颜色和光流特征; Color Flow Warping 采用颜色、光流以及形变特征, 而 Color Flow Warping Backward 增加了反向特征。

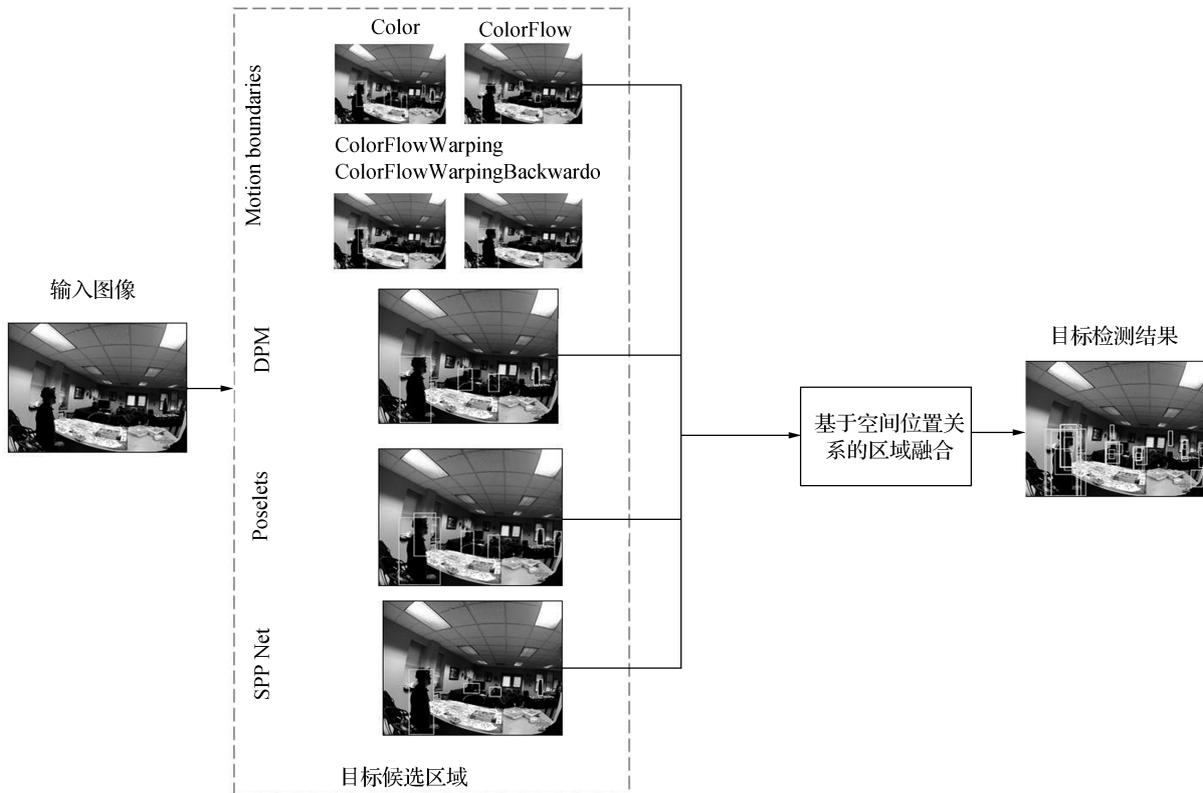


图 2 基于 boosting 模型的目标粗检测算法流程

Fig.2 Object detection based on boosting model

在以上的检测算法中设置较低检测阈值, 可获得较多的目标候选区域, 当然其中包含大量的冗余结果。根据目标候选区的空间位置关系进行区域融合得到目标粗检测结果。具体算法如下:

#### 算法 1 基于空间位置关系的区域融合算法

1) 由基于 boosting 模型的目标粗检测算法得到

的显著目标候选区域集合  $B_l^j, b = [x \ y \ \tilde{x} \ \tilde{y} \ s]$ ,  $b \in B_l^j$  作为算法输入。

2) 计算每个显著目标候选区域  $b_i$  的面积  $S_i = |y_i - \tilde{y}_i| \times |x_i - \tilde{x}_i|$ , 保留  $B_l^j$  中满足  $S_i > \theta_1$  的显著目标候选区域, 其中  $\theta_1$  为阈值。

3) 搜索  $B_l^j$  中有重叠的任意 2 个显著目标候选

区域  $b_i, b_j$ ; 计算其重叠面积  $S_{b_i \cap b_j}$ 。如果  $S_{b_i \cap b_j} > \theta_2$ , 其中  $\theta_2$  为阈值, 则根据式(1)更新显著目标区域并删除  $B'_e$  中面积较小的那个显著目标候选区域

$$\begin{cases} b_i = [\min(x_i, x_j) \min(y_i, y_j) \max(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j) \max(\tilde{y}_i, \tilde{y}_j) s_i + s_j], S_i > S_j \\ b_j = [\min(x_i, x_j) \min(y_i, y_j) \max(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j) \max(\tilde{y}_i, \tilde{y}_j) s_i + s_j], S_j > S_i \end{cases} \quad (1)$$

4) 重复执行 3), 直至无重叠的显著目标候选区域, 算法结束。

### 1.2 基于局部相似度的目标区域优化算法

由基于空间位置关系的区域融合算法得到融合后的显著目标区域中包含了较多的非目标区域, 为了更精确地检测目标区域, 本文提出基于局部相似度的区域优化算法对目标区域进行进一步的优化。首先对显著目标区域  $b \in B'_i$  进行超像素分割, 得超像素集合  $P = \{p_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 由超像素空间位置设置超像素的边界属性:

$$\begin{cases} H(p_i) = 1, p_i \in \text{边界超像素} \\ H(p_i) = 0, p_i \in \text{非边界超像素} \end{cases} \quad (2)$$

对任意超像素  $p_i$ , 计算其属于显著目标可能性为

$$D(p_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n (\omega_a \psi_a(p_i, p_j) + \omega_o \psi_o(p_i, p_j)) \cdot H(p_i) \quad (3)$$

式中:  $\psi_a(p_i, p_j)$  表示超像素  $p_i$  和  $p_j$  的颜色相似度, 由颜色直方图特征向量的  $\kappa^2$  距离确定,  $\psi_o(p_i, p_j)$  表示超像素  $p_i$  和  $p_j$  之间的运动相似度, 由光流模直方图特征向量的  $\kappa^2$  距离确定,  $\omega_a$  和  $\omega_o$  为权值。

计算所有超像素的显著目标可能性后, 保留超像素集合  $P$  中  $D(p_i) \geq \theta_3$  ( $\theta_3$  为阈值) 的超像素  $p_i$ , 从而得到优化后的显著目标区域, 基于局部相似度的  $D$  计算式(3)的区域优化算法示意图如图 3。

由于, 经过两步层进目标检测后, 得到了各个视角的 Egocentric 视频每帧中的显著目标检测结果, 下面将对各个视角中的显著目标进行匹配。

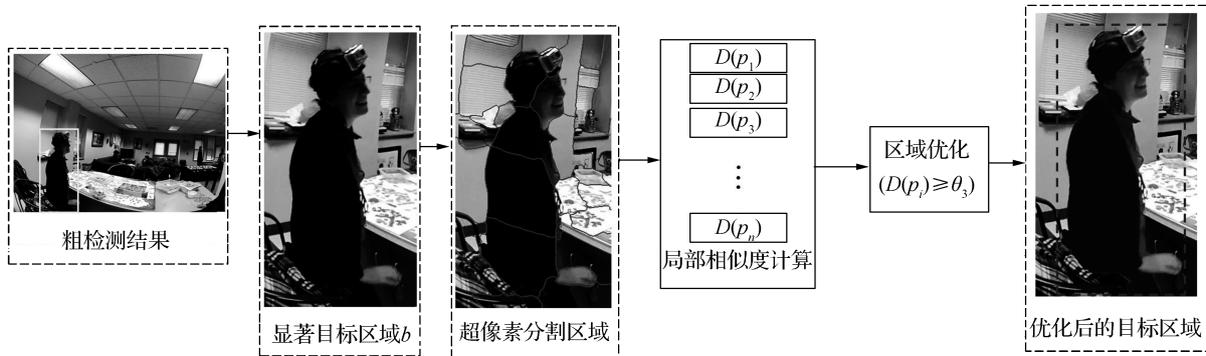


图 3 基于局部相似度的区域优化算法

Fig.3 Bounding box area optimization based on local similarity

## 2 基于 HOG 特征的目标匹配算法

为了实现 multi-egocentric 中的多目标匹配, 首先对数据集中关键帧的显著目标进行人工标注得到显著目标区域  $h_\eta$  以及对应目标编号  $\beta_\eta$  构建训练集  $H = \{(h_\eta, \beta_\eta) | \eta = 1, 2, \dots, Q; \beta_\eta \in \{0, 1, \dots, \tilde{Q}\}\}$ , 其中  $Q$  为标注的目标个数,  $\tilde{Q}$  为目标分类数。基于 HOG 特征的目标匹配算法如下:

**算法 2** 基于 HOG 特征的目标匹配算法

- 1) 输入  $H = \{(h_\eta, \beta_\eta) | \eta = 1, 2, \dots, Q, \beta_\eta \in \{0, 1, \dots, \tilde{Q}\}\}$  作为输入;
- 2) 初始化 SVM 分类器参数, bins 以及 level;
- 3) 将  $h_\eta$  按不同 level 划分为固定大小的矩形块; 在每一个矩形块上统计梯度向量直方图

(HOG), 并将不同 level 的直方图特征连接起来组成特征向量  $v_\eta$ ;

- 4) 最后将  $v_\eta$  和  $\beta_\eta$  输入 SVM 分类器中进行训练;

5) 重复执行 3)、4) 直到所有显著目标区域训练完毕, 输出 SVM 目标匹配模型。

基于 HOG 特征的目标匹配分类器训练流程如图 4 所示。

由两步层进法检测得到多视角的显著目标后, 基于 HOG 特征的目标匹配分类器实现多视角中多目标的匹配流程如图 5 所示。

## 3 实验结果

为了验证本文算法的有效性, 采用 Hyun Soo Park<sup>[3]</sup> 的 Party Scene 数据集进行目标检测和目标

匹配实验。该 multi-egocentric 数据集进行目标检测和匹配实验。该数据集包括来自 11 个相机的第一视角视频数据,并且是同时拍摄同一场景得到的。每个视频共 8 640 帧,经同步后每个视频共 8 566 帧,本文取前 914 帧中的目标样本做手工标注,作为训练集;另选取 50 帧作为测试集,其包含没有任何目标个体的帧。本文的目标检测算法与 MB、DPM、SPP Net、Poselets 算法结果对比如图 6 所示。SPP Net、DPM 算法在随机窗口中搜索窗口包含目标概率最高的框,因此搜索结果可能不会完全覆盖目标区域,但相对准确,这也使得检测的显著目标轮廓不完整,如图 6 中第 1 行、第 2 行所示;MB 算法主要通过目标的运动信息检测目标边缘,但 Egocentric 视频中的运动相对复杂,尤其是当目标运动不显著或目标只有局部运动时,MB 算法无法检测

到或只能部分检测到目标,如图 6 中第 1 行、第 3 列,检测结果中漏检了目标的手部;而 Poselets 算法首先检测目标部位,再根据目标种类的不同合并符合模式的部位检测结果,因此检测结果中会产生一些孤立的部位检测结果,降低了检测结果的精度,如图 6 中 Poselets 列所示;由 Egocentric 视频视角时变性导致的像第 3 行这样的拍摄角度不正的图像非常常见,而 SPPNet、DPM 算法对此种图像会有显著目标漏检的情况。本文算法在粗检测过程中综合了以上算法优势,并基于空间位置进行了区域融合,从而有效地避免了 egocentric 视频中目标尺度、运动差异较大而引起的漏检问题,而基于局部相似度的区域优化能很好地排除复杂背景的影响,因而具有较强的鲁棒性。本文算法的显著目标检测结果如图 6 中第 1 列所示。

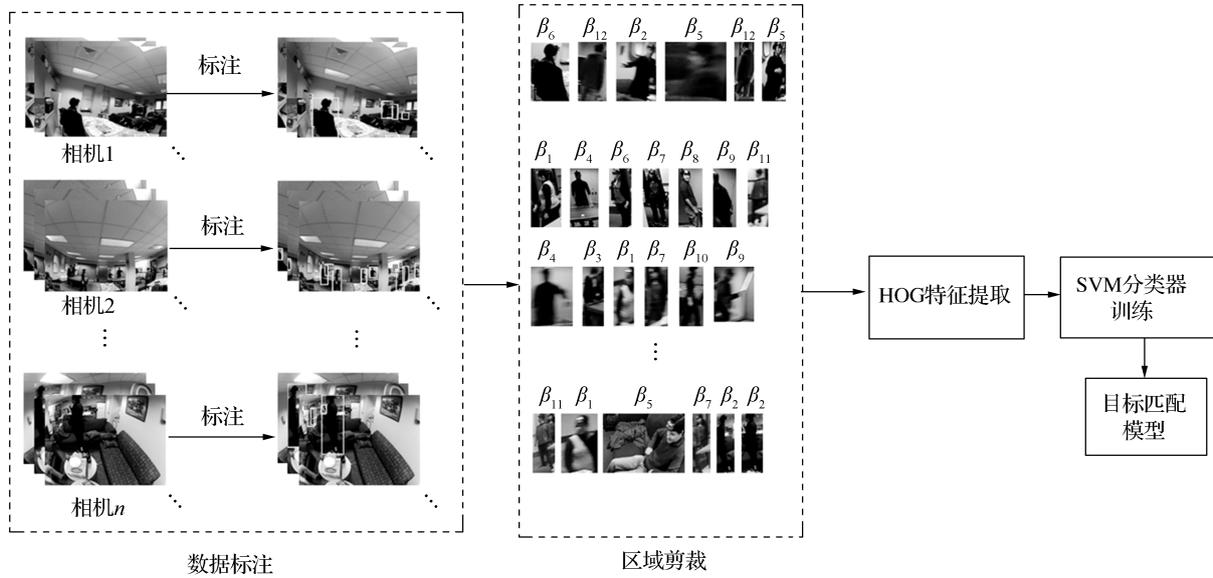


图 4 基于 HOG 特征的目标匹配分类器训练流程 ( $\beta_i, i=1, 2, \dots, \eta$  表示目标编号)

Fig.4 Object classification model training based on HOG feature ( $\beta_i, i=1, 2, \dots, \eta$  represents match number of target region)

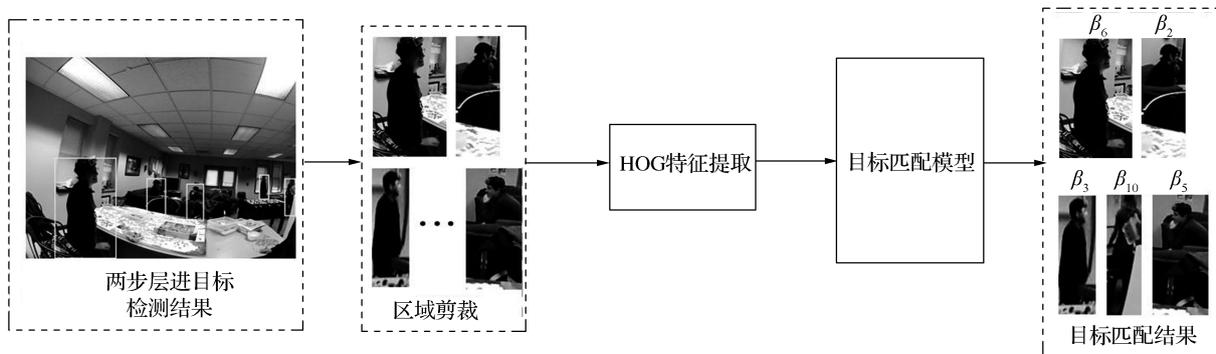


图 5 多视角多目标匹配算法流程 ( $\beta_i, i=1, 2, \dots, \eta$  表示显著目标区域匹配编号)

Fig.5 Multi-view and multi-object matching algorithm ( $\beta_i, i=1, 2, \dots, \eta$  represents match number of match target region)



图 6 本文方法与 DPM、SPP Net、Poselets 算法结果对比图(Ours 列为本文方法的检测结果,图中椭圆框中为算法漏检或错检的区域)  
 Fig.6 Comparison of our method with DPM、SPP Net and Poselets(missing or wrong detection areas are in ellipse boxes)

本文提出的基于 HOG 特征的多目标匹配算法实验结果如图 7 所示,可以看出,在大多数情况下,本文提出的算法能够有效地匹配多视角中的多个目标。但是当视频视角变化较大时,目标姿态不正,从而导致目标匹配失败,究其原因,因为训练是通过人工标注的包含目标的矩形框来完成的,从而导致训练样例包含更多的非目标区域给匹配结果的正确性带来影响,造成匹配结果不准确,如图 7 中第 3 列的目标 1 和第 4 列的目标 7;另外,由于提取特征时是通过将显著目标区域分成固定尺寸的 bins(子块),因此当显著目标区域较小时,所划分的 bins(子块)也就很少,提取的特征也就不显著,因此会出现结果错误,如图 7 中第 1 列的目标 2、5、3。

最后,本文采用 F-measure 方法评价目标检测算法。查准率和查全率的计算为

$$P = \sum_{i=1}^n \frac{S_i \cap G_i}{S_i}$$

$$R = \sum_{i=1}^n \frac{S_i \cap G_i}{G_i} \tag{4}$$

式中: $S_i$  为目标检测算法检测的目标区域像素数, $G_i$  为人工标注的目标区域像素数, $n$  为目标数。

则 F-measure 为

$$F = \frac{2PR}{P + R} \tag{5}$$

目标匹配正确率的计算为

$$A = \frac{\text{匹配正确的目标数}}{\text{目标总数}} \tag{6}$$

本文提出的鲁棒的 multi-egocentric 视频中的目标检测和目标匹配算法在整个数据集上的检测结果如表 1 所示。

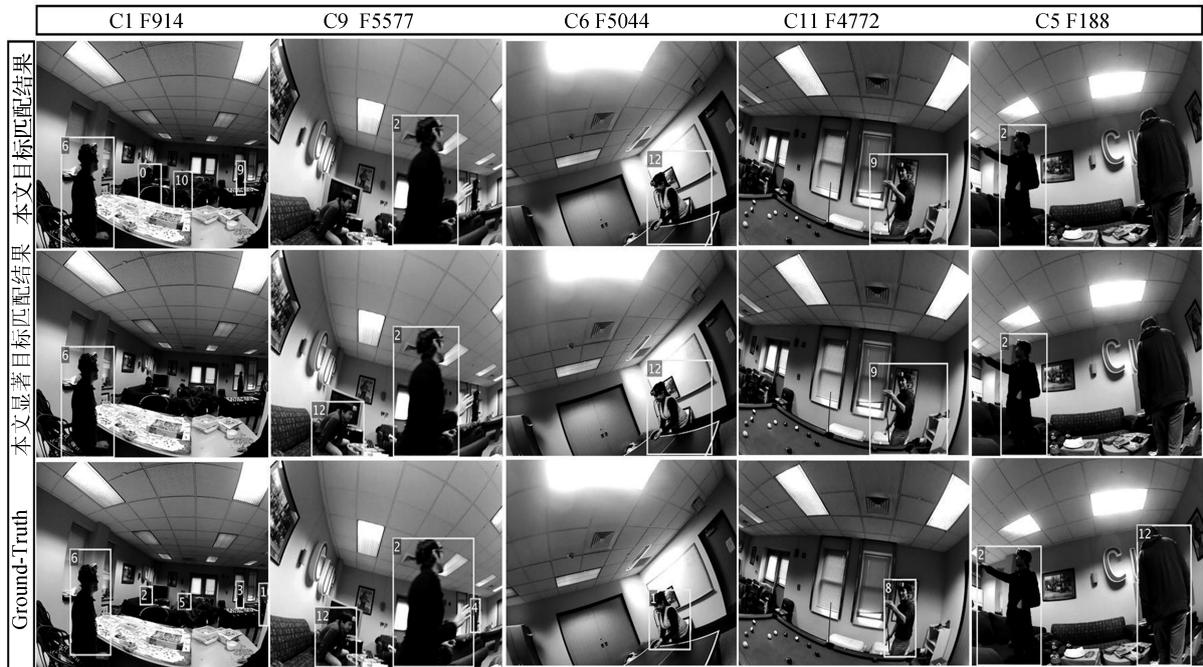


图 7 本文基于 HOG 特征的显著目标匹配算法结果和 Ground-Truth 对比图

Fig.7 Comparison of Ground-Truth and object matching results of our method

表 1 在 Party Scene 数据集上的实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results on Scene Party data sets

目标	P	R	F	A
显著目标	0.77	0.61	0.68	0.61
所有目标	0.28	0.39	0.33	0.21

#### 4 结束语

本文对 multi-egocentric 视频中的多目标检测和匹配进行了研究,提出了基于 boosting 和局部相似度的两步层进目标检测算法,综合多种检测模型的优势以克服 Egocentric 视频中目标尺度差异明显和视角时变性给检测带来的干扰。在显著目标检测基础上,对不同视角中的显著目标构建基于 HOG 特征的 SVM 分类器,实现多视角的多目标匹配,为后期的群体分析、场景理解等高级视觉任务提供了前期基础。multi-egocentric 视频的处理和分析是一个极具挑战的研究课题,在后续的研究工作中,将进一步考虑融合局部相似度和全局相似度的显著目标区域检测方法,同时多视角之间的运动关联和目标自运动轨迹也是多视角视频分析中的重要线索。

#### 参考文献:

[1] FELZENSZWALB P, MCALLESTER D, RAMANAN D. A

discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK; IEEE, 2008: 1-8.

[2] BOURDEV L, MALIK J. Poselets: body part detectors trained using 3d human pose annotations[C]//Proceedings of the 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto; IEEE, 2009: 1365-1372.

[3] WEINZAEPFEL P, REVAUD J, HARCHAOUI Z, et al. Learning to detect motion boundaries [C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA; IEEE, 2015: 2578-2586.

[4] KUMAR K S, PRASAD S, SAROJ P K, et al. Multiple cameras using real time object tracking for surveillance and security system [C]//Proceedings of the 2010 3rd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology. Goa; IEEE, 2010: 213-218.

[5] SOO PARK H, SHI Jianbo. Social saliency prediction [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA; IEEE, 2015: 4777-4785.

[6] LIN Yuewei, ABDELFAH K, ZHOU Youjie, et al. Co-interest person detection from multiple wearable camera videos [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago; IEEE, 2015: 4426-4434.

[7] SNAVELY N, SEITZ S M, SZELISKI R. Photo tourism: exploring photo collections in 3D [J]. ACM transactions on

- graphics (TOG), 2006, 25(3): 835-846.
- [8] YONETANI R, KITANI K M, SATO Y. Ego-surfing first person videos [C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA: IEEE, 2015: 5445-5454.
- [9] FREUND Y, SCHAPIRE R. A short introduction to boosting [J]. Journal of Japanese society for artificial intelligence, 1999, 14(5): 771-780.
- [10] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [M]//FLEET D, PAJDLA T, SCHIELE B, et al. Computer Vision-ECCV 2014. Switzerland: Springer International Publishing, 2014: 346-361.
- [11] LAZEBNIK S, SCHMID C, PONCE J. Beyond bags of features: spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories [C]//Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, NY, USA: IEEE, 2006, 2: 2169-2178.
- [12] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data mining and knowledge discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [13] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005, 1: 886-893.
- [14] ZHU Wangjiang, LIANG Shuang, WEI Yichen, et al. Sparsity optimization from robust background detection [C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH: IEEE, 2014: 2814-2821.

作者简介:



李龙,男,1982年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与计算机视觉。



尹辉,女,1972年生,副教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、模式识别以及神经计算。



许宏丽,女,1963年生,教授,主要研究方向为计算机技术、机器学习以及认知计算。