

# 在线多示例学习目标跟踪方法研究

戴经成, 汪荣贵, 游生福, 李 想

DAI Jingcheng, WANG Ronggui, YOU Shengfu, LI Xiang

合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009

School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

DAI Jingcheng, WANG Ronggui, YOU Shengfu, et al. Research on object tracking method based on online multiple instance learning. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(15): 129-135.

**Abstract:** Multiple instance learning is a new mode of learning, which is different from the traditional machine learning. It has been used in the field of image retrieval, text classification in recent years. This paper proposes an online multi-instance learning algorithm, and applies it to the object tracking. The algorithm by constructing an online learning multi-instance classifier as the detector, without making a large number of samples for off-line training, and only needs to manually select the object in the first frame. It can automatically generate the positive samples and negative samples, and in the subsequent sequence of frames, automatically update the classifier based on tracking target. If the tracker misses the target or the target disappears from the scene, it can re-detect target and update the tracker, so it can effectively support the tracker to track the object. Experiments show that the proposed approach can track the target well in the complex background, the light change, camera jitter and some other complex conditions, and it has a better robustness for the occlusion.

**Key words:** multiple instance learning; online learning; object tracking; random forest

**摘 要:** 多示例学习是不同于传统机器学习的一种新的学习模式, 近年来被应用于图像检索、文本分类等领域。提出一种基于在线学习的多示例学习算法, 将其应用于目标跟踪。该算法通过构造一个在线学习的多示例分类器作为检测器, 无需制作大量的样本进行离线的训练, 只需在第一帧手动选中目标, 便可以自动生成正样本和负样本, 并在随后的帧序列中, 根据跟踪到的目标自动更新分类器, 在跟踪器丢失目标或者目标从场景中消失后, 它能够重新检测到目标并更新跟踪器, 从而有效地支持了跟踪器跟踪目标。实验证明该方法在背景复杂, 光线变化, 摄像机抖动等复杂条件下, 可以很好地跟踪到目标, 且对遮挡具有较好的鲁棒性。

**关键词:** 多示例学习; 在线学习; 目标跟踪; 随机森林

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391.41 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1208-0360

## 1 引言

多示例学习由 T. G. Dietterich<sup>[1]</sup>等人在 1997 年首次提出。该方法一经提出就成为国内外学者研究热点, 成为继监督学习、无监督学习和强化学习之后的第四类机器学习方法。关于多示例学习方法的研究, 主要有两个方面; 一是专门研究新的算法解决多示例学习问题<sup>[2-3]</sup>; 另一方面是将常用机器学习算法作一定修改, 使之适应多示例学习问题, 关于这个方面的研究, 近年来涌现出

一些重要的成果。

S. Andrews<sup>[4]</sup>等人将修改后支持向量机(SVM)算法融入到多示例学习算法框架中, 并将其成功应用在文本分类上。Zhang G<sup>[5]</sup>等人在包的结构上引入半监督学习, 使其通过学习未标记的包, 而提高自己分类能力。Gondra<sup>[6]</sup>等人应用多示例学习来改善图像分割的效果。Z.-H. Zhou<sup>[7]</sup>等人结合改进的 KNN 算法将多示例学习技术应用于 Web 目录页面推荐。XiaoJun Qi<sup>[8]</sup>等人通过使用多示例

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61075032, No.60575023)。

**作者简介:** 戴经成(1986—), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为智能视频处理与分析、车载视觉增强系统、多媒体技术; 汪荣贵(1966—), 男, 博士, 教授, 主要研究领域为智能视频处理与分析、车载视觉增强系统、多媒体技术; 游生福, 男, 硕士研究生; 李想, 女, 硕士研究生。E-mail: 709131181@qq.com

**收稿日期:** 2012-08-29 **修回日期:** 2012-12-11 **文章编号:** 1002-8331(2014)15-0129-07

**CNKI网络优先出版:** 2012-12-24, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20121224.1515.002.html>

学习思想采样再使用 SVMs 方法,将包中示例作为学习样本,在图像检索方向取得良好的效果。Paul Viola<sup>[9]</sup>等人提出将多示例学习嵌入到 AnyBoost<sup>[10]</sup>算法框架中,构造 MILBoost 分类器用于目标检测。

多示例学习方法最初应用于制药领域中麝香分子的分类。经过多年的发展,多示例学习被应用于文本分类、图像处理等多个领域。目标跟踪是视频图像处理的重要研究内容,近年来,基于检测的跟踪方法<sup>[11-13]</sup>成为研究热点。这种跟踪方法将检测器与跟踪器结合起来,利用跟踪器来跟踪目标并不断进行自身的更新,同时利用跟踪结果不断更新检测器。当出现跟踪丢失时,利用检测器检测到的目标重新初始化跟踪器。这种方法较好地解决了传统目标跟踪方法在目标消失或跟丢后不能重新寻找到目标的缺陷。基于检测的跟踪方法其关键在于建立一个有识别目标功能的检测器。目前已有许多针对特定目标的检测器,例如人脸检测<sup>[14-15]</sup>,行人检测<sup>[16]</sup>等。这些检测器虽然已经具有较高的检测效果,但是它们却不适合用在目标跟踪的领域中。因为在跟踪前目标的先验信息很少,所以无法获得大量的样本进行离线的训练。另外这种通过离线训练而获得的检测器对同一类型的目标往往无法区分,这给针对某一特定目标进行跟踪带来困难。例如在跟踪人脸的过程中,不同人脸之间的区别,往往比同一人脸在不同角度或者不同表情下的区别还要小,这样就容易跟错目标。因此,必须建立一种针对所跟踪目标的在线学习的检测器。

在线学习的学习器一般是将跟踪到的目标作为新的样本进行学习,但是在跟踪过程中,很难获得目标的准确位置,这样随着时间的推移,由于获得的样本并不准确,造成分类器的分类性能大大减弱,最终导致跟踪漂移。但是如果从当前目标附近选取若干图像子块都作为正样本,这样又会增大学习样本的歧义性,导致传统机器学习方法学习困难。在多示例学习模式中,训练样本是由多个示例组成的包。如果一个包中至少包含一个正示例,则该包是一个正包,否则即为负包。学习的目的就是预测新包的正负类别。从目标检测的角度来看,可以将每个位置模板对应于一个示例。如果将目标的正确位置模板以及与正确位置模板有效小误差的若干位置模板组成的模板集合作为正包,其余包作为负包,学习的目的是预测新包的类别,那么由此构成的样本标记应该具有很好的容错性。

因此,本文结合多示例学习算法,提出一种在线多示例学习的分类器作为检测器。这种检测器与跟踪器并行运行,在跟踪前,不知道目标的任何信息,因此不能通过制作大量的目标样本进行离线学习的方式,获取检测器来检测目标,而必须在第一帧手动选中目标,获取目标的位置和外观信息,来初始化跟踪器和检测器。本文的跟踪模型采用二阶自回归模型。在随后的帧序列

中,通过跟踪得到的目标外观信息,并在目标附近选取若干图像子块作为训练样本,更新检测器。由于多示例学习算法可以学习歧义性较大的样本,所以使用此方法对跟踪漂移具有较好的抑制作用,并且对目标的遮挡具有较好的鲁棒性。本文使用四矩形特征原型,提取目标在梯度方向上的信息,对光线的变化有较强的适应能力,同时结合积分图,加快了特征提取的速度。本文重点研究对单目标的跟踪,对本文方法稍加改进后,可以应用在多目标跟踪系统上。

## 2 多示例学习

多示例学习(MIL)的学习样本由包组成,包中包含多个示例。令  $B_i$  表示某个多示例学习的包,则  $B_i$  中包含多个示例,  $b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ij}$ , 其中  $b_{ij}$  为包  $B_i$  的第  $j$  个示例。但是并不知道包中每个示例各自所对应的概念标记,假设  $y_{ik} \in \{0, 1\}$  是其中示例的二值标记,  $y_{ik} = 0$  代表为负示例,反之为正示例,包的标记由示例决定,当包中至少有一个示例标记为正时,则该包为正包,反之为负包。

令  $Y_i \in \{0, 1\}$  为包  $B_i$  的标记。则

$$Y_i = \max_k (y_{ik}) \quad (1)$$

多示例学习的结果是预测新包的类型  $P(Y|B)$ 。在文献[9]中,Paul Viola等人构造 MILBoost 分类器用于目标检测,该分类器可以学习大量不精确的目标样本,并采用 Noisy-OR 模型表示  $p(Y_i|B_i)$ :

$$p(Y_i|B_i) = 1 - \prod_j (1 - p(y_{ij}|b_{ij})) \quad (2)$$

即如果一个包中存在某个被预测为正的示例,则该包为正包,否则为负包。实验证明 MILBoost 相对于传统 AdaBoost 具有更高的检测率。但是 MILBoost 采用的是离线学习方式,因此并不适用于目标跟踪领域。

## 3 本文方法

### 3.1 在线多示例学习分类器

为了应对目标外观的变化,H.Grabner<sup>[11]</sup>等人提出在线 AdaBoost 算法来更新检测器,但此方法并不适合多示例学习问题。随机森林分类算法运行速度快,分类精度高以及可以进行在线学习,更重要的是,对随机森林进行改进后可以很好适合多示例学习问题。为此,本文将多示例学习与随机森林分类算法相结合,提出一种新的基于随机森林的多示例学习算法,构造在线多示例随机森林(Online MIRT)分类器。

如图1所示,Online MIRT 分类器以一种半监督学习的方式,利用大量的未标记的数据不断进行自身的学习。跟踪开始时,将手动获得的正包  $X_0$  和其标记  $Y_0$  一并放入训练库,  $(X_0, Y_0)$  初始化训练器得到分类器。随

机森林分类器是以包中的示例作为样本进行训练,但是示例全部存在包中,因此必须获得示例的标记。尽管示例的标记是无法获得的,但是本文使用包的标记作为示例的标记。跟踪开始后,分类器对图像上的子块进行分类,并将分类结果为正的样本传递给验证器,验证器重新对样本进行标记,并将标记后的样本以包的形式放入训练库,然后重新训练得到新的分类器,如此迭代进行下去。

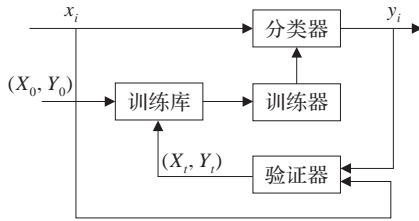


图1 在线随机森林分类器

随机森林中包含若干棵决策树,将全体特征随机分为若干组,每棵决策树随机选择一组特征作为训练集,每棵决策树独立进行生长。在分类器对样本进行分类阶段,每棵决策树  $f_m$  会独立对样本进行分类,并给出分类结果,若分类结果为正,则  $w_m = 1$ , 否则  $w_m = 0$ 。再综合所有决策树的分类结果,将得票率超过 50% 的样本标记为正。即

$$p(1/x) = \begin{cases} 1, & \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M w_m > 0.5 \\ 0, & \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M w_m \leq 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

为适应多示例学习问题,本文为随机森林采用两种在线更新策略,称之为生长 G 策略和修剪 C 策略。

生长 G 策略使用跟踪器提供的正包中的示例增加了训练库中正样本的数量,扩大了随机森林的规模,从而提高了分类器的泛化性能。修剪 C 策略使用跟踪器提供的负包中的示例,增加了训练库中负样本的数量,对随机森林中分类错误的决策树进行修剪,从而提高了分类器的分类精度。分类器包含两个影响分类速度和精度的参数,一个是随机森林中决策树的数目,决策树数目越多,分类正确率越高,但是运行速度会随着数目的增多而线性下降。另一个是单棵决策树训练集包含特征的个数,决策树的每层代表了一个分割特征。本文使用的特征原型为四矩形特征,如图 2 所示,它可以提取目标在局部梯度方向上的信息。与 LBP 特征相比,它仅包含四种输出状态,增加了对过度拟合的抵抗。对光线的变化也有较强的适应能力,可以结合积分图,加快特征提取的速度。

令随机森林中决策树的数量为  $M$ , 每棵决策树的训练集包含特征的数量为  $d$ , 则树的深度为  $d$ , 则每棵决策树的最大叶子节点数  $N$  为  $4^d$  个。生长 G 策略与修

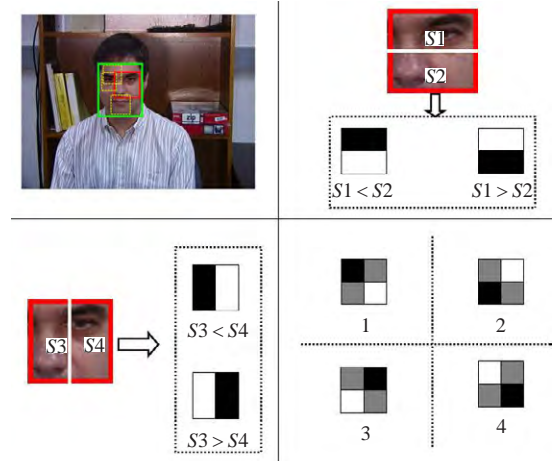


图2 四矩形特征原型

剪 C 策略具体描述如下,系统初始化时,随机森林随机从特征库中选取  $M$  组特征,每组随机选取  $d$  个特征,作为每棵决策树的决策分裂节点,使用  $(X_0, Y_0)$  初始化随机森林中的决策树,由于开始时,正包  $X_0$  中仅有一个示例  $x_0$ ,使用 G 策略生长后,每棵树  $f_m$  ( $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ ) 都仅有一个叶子节点,如图 3 中白色圆形所代表的叶子节点所示。为反应单棵决策树的分类性能,本文为随机森林引入错误估计。令

$$e_m = \frac{\lambda_m^{\text{wrong}}}{\lambda_m^{\text{right}} + \lambda_m^{\text{wrong}}} \quad (4)$$

$e_m$  为第  $m$  棵决策树的分类错误率,它使用当前第  $m$  棵决策树分类正确的样本数量  $\lambda_m^{\text{right}}$  和分类错误的样本数量  $\lambda_m^{\text{wrong}}$  来估计,初始化时  $\lambda_m^{\text{right}} = 1$ ,  $\lambda_m^{\text{wrong}} = 0$ 。

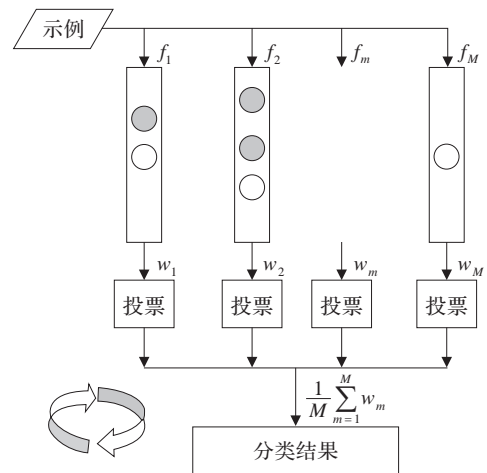


图3 Online MIRT 学习原理

跟踪开始后,跟踪器在每帧图像过后,都会产生一个正包和一个负包。本文使用包中示例更新随机森林中的决策树。若示例在正包中,尽管示例的标记无法获得,但是本文将包的标记作为示例的标记,若决策树  $f_m$  分类错误,则使用 G 策略对该树进行生长,产生一个新的叶子节点,如图 3 中灰色圆形所代表的节点所示。本



文采用 Noisy-OR 模型(3)表示单棵决策树对正包的分类结果。若对该正包中的所有示例学习结束,  $p(Y_i|B_i)=1$ , 则  $\lambda_m^{\text{right}}$  自增 1, 否则  $\lambda_m^{\text{wrong}}$  自增 1。若示例在负包中, 则认为该示例肯定代表图像的背景区域, 若该示例分类正确, 即不能到达叶子节点, 则  $\lambda_m^{\text{right}}$  自增 1。否则使用 C 策略对该树进行修剪, 去除分类错误的叶子节点, 同时  $\lambda_m^{\text{wrong}}$  自增 1。更新该树错误率  $e_m$ , 若此时  $e_m > \frac{1}{2}$ , 则使用 C 策略, 将此树去除, 重新选择一组特征, 生长一棵新树, 并初始化各个变量。树与叶子节点始终是一个动态生长和去除的过程, 通过这种在线学习的方式, 随机森林中的大多数决策树将含有能够真实反应目标区别于背景所特有的特征集, Online MIRT 分类性能得到提高。

### 3.2 跟踪算法框架

基于检测的跟踪方法将跟踪问题转化为分类问题, 现在已有很多学者通过改变已有分类算法并将它们应用在目标跟踪领域<sup>[9, 17-20]</sup>。尤其是在文献[19]中, Collins 等人更加强调了背景的作用, 通过选取能够有效区分目标和背景的特征提高了跟踪效果。本文将 MIL 算法应用于目标跟踪, 同样也利用了背景信息, 并将疑似目标的运动区域同样作为背景信息处理。每一帧图片都会经过跟踪器与检测器处理, 最后将二者整合, 确定目标确切位置, 同时依据当前所确定的目标和目标位置更新检测器和跟踪器。

假设  $F_t$  表示  $t$  时刻视频中的当前帧,  $x_t$  和  $L_t$  表示该时刻目标及其中心位置。一系列的目标位置  $\{L_0, L_2, \dots, L_{t-1}\}$ , 描述了目标的运动轨迹, 通过目标的运动轨迹, 跟踪器依据运动模型预测  $t$  时刻目标可能的位置  $L_t'$ , 并将  $L_t'$  传递给验证器。同时检测器将在全幅图像内以多尺度方式进行扫描, 定义  $p(y=1|x)$  (下文简称为  $p(y|x)$ ) 为图像子块  $x$  被认为是目标的置信度, 验证器接收被分类器判定为目标子块  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots\}$ 。最后由验证器对这两部分得出的结果进行整合, 得到目标子块  $x_t$ , 本文使用贪婪策略在预测区域内搜索目标:

$$x_t = \arg \max_{x_i \in T_t^f} p(y|x_i) \quad (5)$$

其中  $T_t^f$  是由  $L_t'$  和预测半径  $\xi$  产生的预测区域。

验证器可以使用任意一种方法对分类器判定为目标样本作进一步标注, 本文使用基于与运动目标预测位置  $L_t'$  的距离, 来判断分类结果的正确性, 并使用更正后的结果更新在线多示例学习分类器和跟踪器。

$$p(L(x_i)|L_t') \propto \begin{cases} 1, \|L(x_i) - L_t'\| < \xi, x_i \in X \\ 0, \|L(x_i) - L_t'\| \geq \xi, x_i \in X \end{cases} \quad (6)$$

在上式中  $L(x_i)$  表示图像子块  $x_i$  的位置, 依据此式对分类器判定为目标子块重新标记。在标记为正的子块

中选取置信度最大的子块  $x_t$  作为目标。并使用该子块的位置  $L_t$  更新跟踪器中目标的轨迹  $T=\{L_0, L_2, \dots, L_t\}$ 。若  $p(y|x_t) < \theta$  ( $\theta$  为设定的阈值), 则从当前图像  $F_t$  中选取若干子块  $X^r=\{x: \|L(x) - L_t'\| < r\}$  连同标记为正的子块, 一起作为多示例学习的正包中的示例。若  $p(y|x_t) \geq \theta$ , 则只需将标记为正的子块放入正包中。负包中示例是由  $x_t$  周围选取的若干图像子块  $X^{r,s}=\{x: r < \|L(x) - L_t'\| < s\}$  连同标记为负的样本  $x_i \in X$  构成。使用正包和负包更新多示例学习分类器。

MILtrack 算法:

输入 选择图像中的目标区域  $x_0$ , 并放入正包  $X_0$  中, 初始化在线 MIL 分类器, 记录  $x_0$  的位置  $T=\{L_0\}$ 。

for  $t=1: \infty$  do

1.跟踪器依据目标历史运动轨迹  $T$ , 计算  $t$  时刻目标位置  $L_t'$

2.MIL 分类器找到  $F_t$  中被认为是目标的图像子块  $\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots\}$

3.验证器重新标记图像子块  $\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots\}$ 。

4.更新跟踪器与分类器

end for

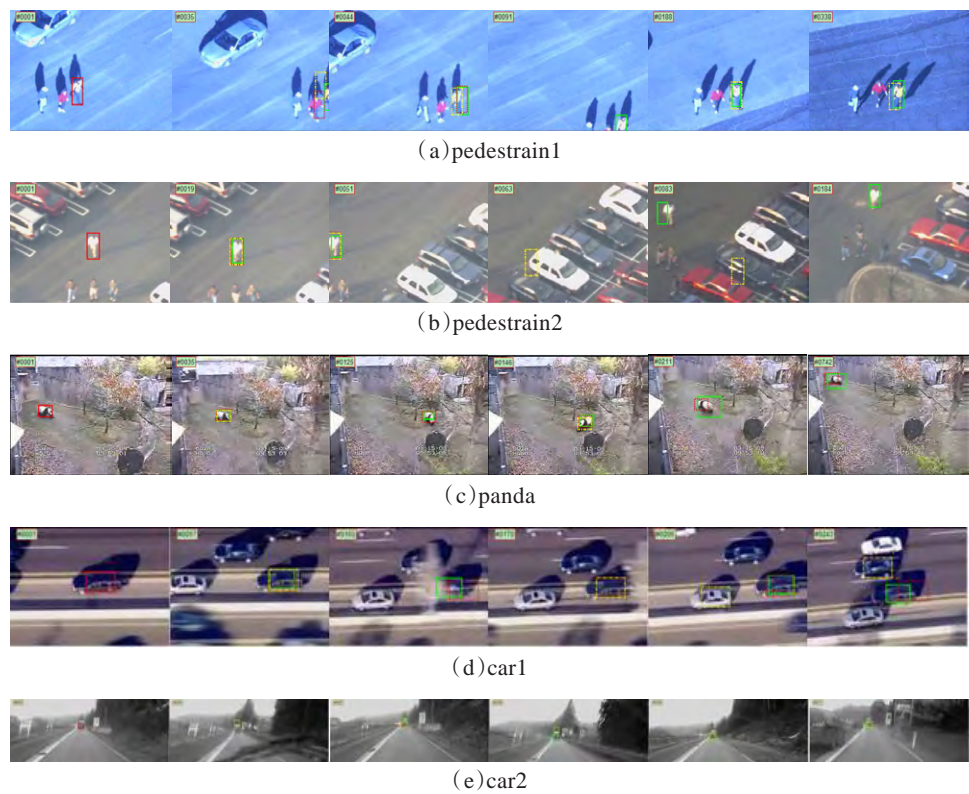
### 4 实验结果与分析

为验证本文提出的多示例跟踪方法的有效性, 本文选取了一组具有挑战性的视频作为实验视频, 这组视频中包含镜头移动和抖动, 运动目标状态迅速变化, 目标外观变化, 目标部分和全部遮挡, 光线变化等复杂情况。并选取 OnlineBoost 和 SemiBoost 方法与本文方法做对比实验。所有实验中, 多示例跟踪系统的参数设置不变。搜索半径  $\xi$  设置为 40 像素, 在搜索半径内未发现目标, 下一帧将扩大搜索半径, 扩大倍率  $\alpha=1.2$ 。置信度阈值  $\theta$  设置为 0.8, 当目标子块置信度小于  $\theta$  时, 在距离目标中心半径  $r=4$  个像素范围内, 抓取 30 个与此时目标大小相同的子块, 作为多示例学习负包中的示例。半径  $s$  设置为 45 像素, 并在  $r$  和  $s$  构成的圆环范围内, 随机提取 30 个与此时目标大小相同的图像子块, 作为多示例学习负包中的示例。随机森林中决策树的个数  $M=200$  个, 每棵树的训练集包含的特征个数  $d$  为 3 个。

OnlineBoost、SemiBoost 和本文算法跟踪结果对比如图 4 所示。

评价一个跟踪算法效果的优劣本身就是一项具有挑战性的问题, 因为目标确切位置的标定往往主观因素太强。但尽管如此, 通常的做法还是基于中心像素误差。本文选定与真实目标中心误差在 20 像素以内, 认为有效跟踪到目标, 跟踪结果如表 1 所示。从表中可以看出, 本文算法较另外两种算法可以更长时间跟踪到目标。

国内外也有很多学者<sup>[21-22]</sup>使用这种方法来分析跟踪

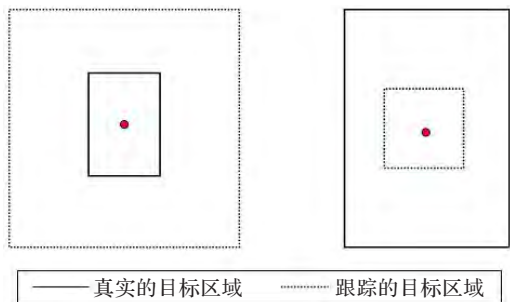


注:红色线框为 OnlineBoost,黄色线框为 SemiBoost,绿色线框为本文算法。全部视频仅在第一帧手动选取目标,如图中第一帧红色方框所示

图4 OnlineBoost、SemiBoost 和本文算法跟踪结果对比

表1 跟踪结果比较				
视频序列	总帧数	SemiBoost	OnlineBoost	Online MIRT
图4(a)pedestrian1	338	288	38	287
图4(b)pedestrian2	184	64	52	184
图4(c)panda	937	308	937	937
图4(d)car1	945	659	485	859
图4(e)car2	1 200	884	281	1 196

算法的效果。但是这种方法并不能很好地分析跟踪算法准确性,例如图5所示,可以看到,尽管它们的中心点重合,但是大小和形状相差很大,单独考虑中心像素误差,会认为跟踪精确度达到100%,但事实情况并非如此。



注:红色小点为目标中心

图5 跟踪结果样例

本文认为跟踪目标的准确度不仅和目标的中心位置有关,还和目标的大小有关,为此本文提出一种新的更加严格的评价标准。

如图6所示, $S_1$ 代表真实目标像素区域面积, $S_2$ 代表跟踪到的目标像素区域面积, $S_3$ 为 $S_1$ 和 $S_2$ 面积的重合部分。则本文提出的精确度评价标准为:

$$p = \frac{1}{2}(\frac{S_3}{S_1} + \frac{S_3}{S_2})$$

(7)

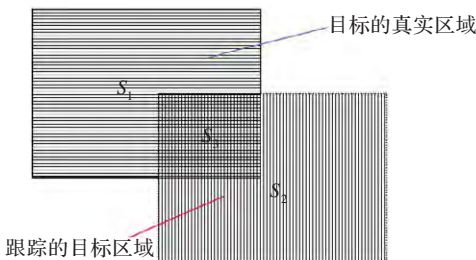


图6 基于重合面积的精确度计算方法

在目标离开场景的情况下,如果跟踪算法也没有给出目标位置,则认为跟踪精确度 $p=1$ ,否则 $p=0$ 。由图7可以看出本文提出的方法能够更加稳健地跟踪到目标,并且在背景复杂,光线变化,摄像机抖动等复杂条

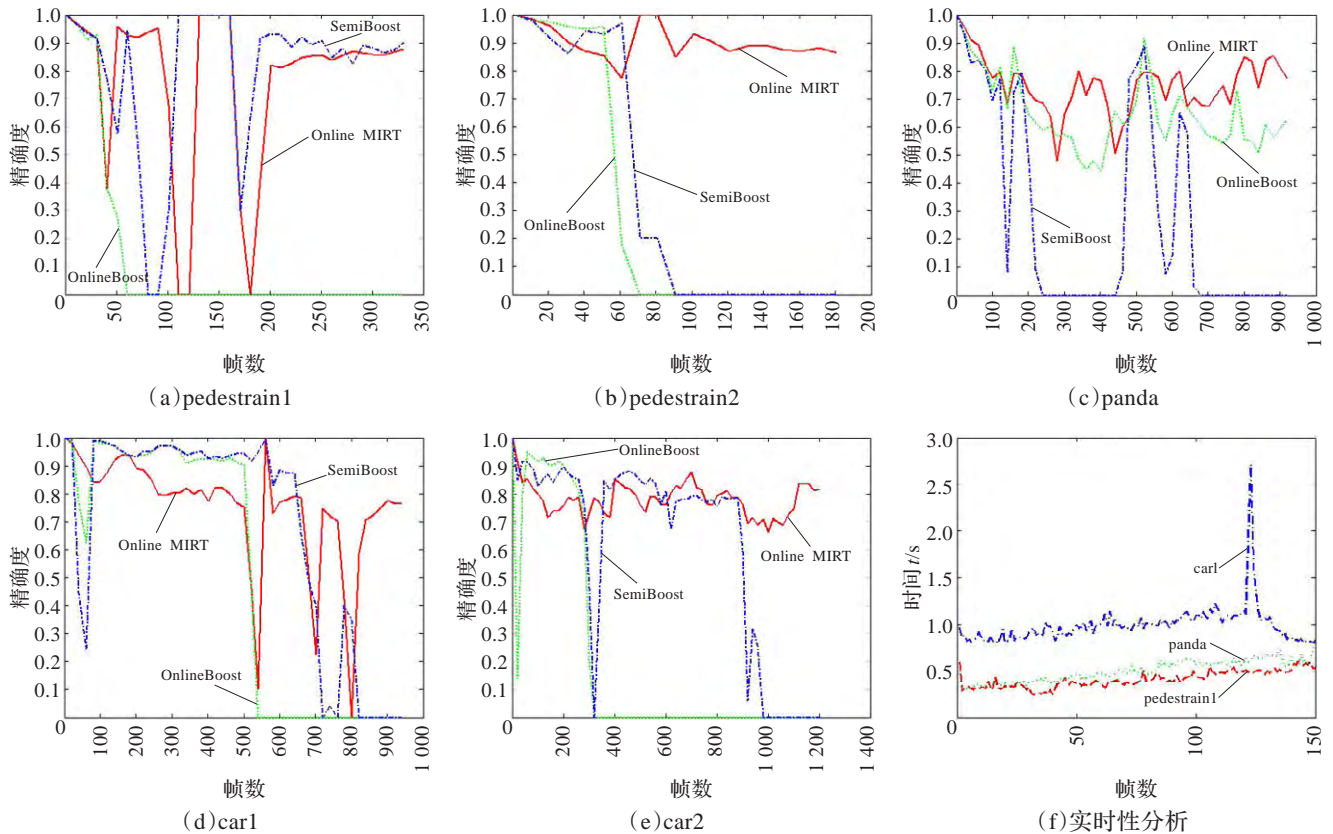


图7 跟踪算法的精确度和实时性分析

件下,都具有较高的准确率。

本文的实验运行环境为 matlab2009a, CPU 主频 2.78 Hz。图 7(f)所示为跟踪目标 pedestrain1, panda, car1 的实时性分析。

## 5 结束语

针对复杂环境下目标跟踪过程中,容易出现目标漂移的问题,提出一种新的基于在线多示例学习跟踪算法。该算法为跟踪框架提供一个在线学习的检测器,它以半监督学习的方式,有效选取目标区别于背景的特征。只需在第一帧手动选取目标,就能够在随后的帧序列中进行自我学习。通过在跟踪到的目标周围选取正负样本,能够有效抑制由于目标遮挡和外观变化而导致的跟踪漂移,通过选取局部四矩形特征,降低了光照变化对跟踪的影响。实验证明,本文方法在跟踪起始阶段,精确度略低于其他两种方法,但是可以应对目标和场景各种情况变化,能够长时期跟踪到目标。

## 参考文献:

- [1] Dietterich T G, Lathrop R H, Lozano-Pérez T. Solving the multiple-instance problem with axis-parallel rectangles[J]. Artificial Intelligence, 1997, 89(1/2): 31-71.
- [2] Maron O, Lozano-Pérez T. A framework for multiple-instance learning[C]//Jordan M I, Kearns M J, Solla S A. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 1998: 570-576.
- [3] Zhang Q, Goldman S A. EM-DD: an improved multiple-instance learning technique[C]//Dietterich T G, Becker S, Ghahramani Z. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, CA: MIT Press, 2002: 1073-1080.
- [4] Andrews S, Tsochantaridis I, Hofmann T. Support vector machines for multiple-instance learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2002: 561-568.
- [5] Zhang G, Yin J, Cheng L L, et al. Semi-supervised multi-instance kernel[J]. Computer Science, 2011, 38(9).
- [6] Gondra I, Xu T. A multiple instance learning based framework for semantic image segmentation[J]. Multimed Tools Appl, 2010, 48(2): 339-365.
- [7] Zhou Z H, Jiang K, Li M. Multi-instance learning based web mining[J]. Applied Intelligence, 2005, 22(2): 135-147.
- [8] Qi X, Han Y. Incorporating multiple SVMs for automatic image annotation[J]. Pattern Recognit, 2007, 40(2): 728-741.
- [9] Zhang C, Platt J C, Viola P A. Multiple instance boosting for object detection[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2005: 1417-1424.
- [10] Mason L, Baxter J, Bartlett P, et al. Boosting algorithms as gradient descent in function space[C]//Proc NIPS, 1999: 512-528.
- [11] Grabner H, Grabner M, Bischof H. Real-time tracking via online Boosting[C]//Proc Conf British Machine Vision, 2006: 47-56.



- [12] Lepetit V, Laguerre P, Fua P. Randomized trees for real-time keypoint recognition[C]//IEEE Computer Society Conference on CVPR, 2005: 775-781.
- [13] Andriluka M, Roth S, Schiele B. People-tracking-by-detection and people-detection-by-tracking[C]//CVPR, 2008.
- [14] 杨武夷, 曾智, 张树武, 等. 基于人脸检测与SIFT的播音员镜头检测[J]. 软件学报, 2009, 20(9): 2417-2425.
- [15] 钟翔, 王元庆. 基于红外照明的Adaboost实时人脸检测[J]. 计算机工程, 2009, 35(8): 222-224.
- [16] 陈锐, 彭启民. 基于稳定区域梯度方向直方图的行人检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(3): 372-377.
- [17] Avidan S. Support vector tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1064-1072.
- [18] Avidan S. Ensemble tracking[C]//Proc CVPR, 2005: 494-501.
- [19] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [20] Nguyen H T, Smeulders A. Tracking aspects of the foreground against the background[C]//Computer Vision-ECCV 2004. Berlin Heidelberg: Springer, 2004: 446-456.
- [21] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram[C]//Proc IEEE Conf Computer Vision and Pattern Recognition, 2006: 798-805.
- [22] Wang Fanglin, Yu Shengyang, Yang Jie. Robust and efficient fragments-based tracking using mean shift[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2010, 64(7): 614-623.

(上接 116 页)

容分析和建立索引三个过程同时进行, 实现 Heritrix 与 Lucene 的紧耦合, 降低了系统运行的 IO 开销和磁盘空间的占用率, 并且针对我国现存的教育资源利用率较低的问题, 设计并实现了面向教育视频资源的垂直搜索引擎, 达到了预期的效果。下一步工作将研究网络爬虫的通用性问题。

## 参考文献:

- [1] 刘大龙. 2012Q1 中国搜索引擎市场规模 54.9 亿市场集中度进一步提高[EB/OL]. (2012-04-26) [2012-06-20]. <http://search.iresearch.cn/14/20120426/170800.shtml>.
- [2] 中华人民共和国教育部. 教育信息化十年发展规划(2011—2020 年)[EB/OL]. (2012-03-29). <http://www.moe.edu.cn/ewebeditor/uploadfile/2012/03/29/20120329140800968.doc>.
- [3] 李开灿, 程平, 张祖伟. 关于精品课程网络资源利用率的统计分析[J]. 湖北师范学院学报: 自然科学版, 2010, 30(3): 11-14.
- [4] 林伟. 垂直搜索引擎关键技术的研究与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
- [5] 邵蕾. 基于 Lucene 的教学资源垂直搜索引擎的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.
- [6] 郭艳芬. 利用 Heritrix 构建特定站点爬虫[EB/OL]. (2010-11-29) [2012-03-10]. <http://www.ibm.com/devel operworks/cn/open-source/os-cn-heritrix/#major2>.
- [7] 邱哲, 符涛涛, 王学松. 开发自己的搜索引擎-Lucene+Heritrix[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2010.
- [8] 李亮. 基于 Lucene 和 Heritrix 的职位垂直搜索引擎的设计与实现[D]. 北京: 中国地质大学, 2010.
- [9] Heritrix 源码分析[EB/OL]. (2011-03-16) [2012-03-01]. [http://www.docin.com/p-15016\\_7879.html](http://www.docin.com/p-15016_7879.html).

(上接 128 页)

- [5] Steger C. Similarity measures for occlusion, clutter, and illumination invariant object recognition[C]//Radig B, Florczyk S. Proc of Pattern Recognition, 23rd DAGM-Symposium, 2001: 148-154.
- [6] 倪健, 白瑞林, 李英, 等. 采用轮廓向量特征的嵌入式图像匹配方法[EB/OL]. (2012-10-11). <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20121011.1019.023.html>.
- [7] Borgefors G. Hierarchical chamfer matching: a parametric edge matching algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(6): 849-865.
- [8] Chen J M, Ventura J A. Segmentation of planar curves into circular arcs and line segments[J]. Image and Vision Computing, 1996, 14(1): 71-83.
- [9] 张文景, 许晓鸣, 苏键锋, 等. 基于 Hausdorff 距离的 2D 形状匹配改进算法[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(2): 106-109.
- [10] 王红涛, 傅卫平, 康业娜, 等. 工件图像识别的边缘匹配方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(5): 986-991.
- [11] 王民钢, 王超, 樊英平, 等. 基于 LOG 算子的小信息量图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(29): 191-195.
- [12] 吴文欢, 李骞, 江泽涛, 等. 基于局部不变特征的图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(14): 168-170.
- [13] Liu X, Jiang W, Xie J, et al. An image template matching method using particle swarm optimization[C]//PACIA'09, 2009: 83-86.
- [14] 刘相滨, 邹北冀, 孙家广. 基于边界跟踪的快速欧式距离变换算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(2): 317-323.
- [15] Ramer U. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1972, 1(3): 244-256.