

文章编号 1004-924X(2014)06-1661-07

## 在线加权多示例学习实时目标跟踪

陈东成<sup>1,2,3</sup>, 朱 明<sup>1,2\*</sup>, 高 文<sup>2</sup>, 孙宏海<sup>2</sup>, 杨文波<sup>1,2,3</sup>

1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 中国科学院航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
3. 中国科学院大学, 北京 100039)

**摘要:** 由于原始多示例学习(MIL)跟踪的分类效果和实时性较差, 提出了一种加权在线多示例学习跟踪算法。首先, 根据所选定目标位置分别采集目标和背景样本集, 通过对所采集样本集特征的在线学习生成弱分类器集; 然后, 用计算样本集对数似然函数的最大值的方法从弱分类器集中选择  $K$  个最优的弱分类器, 给每个弱分类器赋不同的权值, 生成一个强分类器; 最后, 在新的一帧中抽取目标和背景样本, 用生成的强分类器对待分类的目标和背景进行分类; 分类结果映射成概率值, 概率最大样本的位置就是所要跟踪目标的位置。对不同视频序列的测试结果表明, 该跟踪算法的跟踪正确率达 93%, 目标大小为  $43 \text{ pixel} \times 36 \text{ pixel}$  时处理帧率约为 25 frame/s。与原始多示例学习跟踪算法相比, 本算法的实时性提高了 67%。

**关键词:** 多示例学习; 目标跟踪; 分类器; 权值

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142206.1661

## Real-time object tracking via online weighted multiple instance learning

CHEN Dong-cheng<sup>1,2,3</sup>, ZHU Ming<sup>1,2\*</sup>, GAO Wen<sup>2</sup>, SUN Hong-hai<sup>2</sup>, YANG Wen-bo<sup>1,2,3</sup>

1. Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
  2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
  3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)
- \* Corresponding author, E-mail: zhu\_mingca@163.com

**Abstract:** A weighted Multiple Instance Learning(MIL) tracking method was proposed to improve the precision and real-time quality of online MIL tracking algorithm. First, target samples and background samples around a selected target were collected. Weak classifiers were generated by online learning the features of collected samples. In order to get  $K$  best weak classifiers, the maximum of samples' log-likelihood was calculated. Every weak classifier was weighted differently and  $K$  weak

收稿日期: 2013-04-22; 修订日期: 2013-06-05.

基金项目: 中国科学院航空光学成像与测量重点实验室开放基金面上项目(No. Y2HC1SR121)

classifiers were combined into a strong classifier. Finally, new unclassified samples were picked from the newly formed frame. The obtained strong classifier was used to separate the target and background. The classifying results were mapped into probabilities and the location of the sample with the largest probability was the target location wanted. Experiments on variant videos show that the accurate rate of the proposed algorithm is 93% and the average frame rate is 25 frame/s when the object size is 43 pixel×36 pixel. Compared with the original MILtracking algorithm, the real-time quality of proposed method increases by 67%.

**Key words:** Multiple Instance Learning(MIL); target tracking; classifier; weighted value

## 1 引 言

视频序列中的目标跟踪在计算机视觉领域有着非常重要的地位<sup>[1-2]</sup>。近年来,将机器学习理论应用于目标跟踪、目标识别是计算机视觉领域的研究热点。与传统跟踪方法的目标匹配不同,运用机器学习理论进行目标跟踪是将目标跟踪问题转换成目标分类问题,即用算法将视场中的目标和背景进行分类,分类结果最大的目标所在的位置就是目标位置。

机器学习的一大特点就是学习,即让计算机有人一样的“学习”能力,可以学习被跟踪目标的不同变化,如位置变化、姿态变化和遮挡等,并及时调整跟踪器的状态,以适应各种复杂的目标跟踪问题<sup>[3-6]</sup>。

DIETTERICH 等人首次提出了多示例学习方法<sup>[7]</sup>。该方法成为继监督学习、无监督学习和强化学习之后的第 4 类机器学习方法。该方法一经提出就成为国内外学者的研究热点。VIOLA 等人提出将多示例学习嵌入到 AnyBoost 算法框架中,构造出 MILBoost 分类器用于目标检测<sup>[8]</sup>; BABENKO 等首次将多示例学习应用在目标跟踪上,得到了较好的跟踪效果,引起了众多学者的关注<sup>[9]</sup>。该算法的关键是获得强分类器,其计算过程中首先要分别生成正、负样本包。其中:正样本包中至少要含有一个正样本,负样本包中则不含正样本。然后,根据正负样本的分布计算各样本是正负样本包的概率,通过学习使一个对数似然函数的值最大,从而获得一个弱分类器,重复多次可获得多个弱分类器,再将所得弱分类器组成一个强分类器。当新的一帧到来时,用所得到的强分类器对采集的新样本进行分类,分类结果最大的样本位置就是要跟踪的目标位置。该方法能

较好地解决目标和背景的分类问题,但由于其对不同正样本不加区分,会使跟踪过程产生漂移,而且该算法计算量很大,不能对视频进行实时处理。为了解决这一问题,ZEISL 等人提出用半监督多示例学习方法进行目标跟踪,将第一帧中的目标和背景作为标记样本,将后续帧中的样本作为未标记样本。当新一帧到来时,将已标记样本和已正确跟踪的未标记样本作为先验知识对新一帧中的目标进行跟踪,从而提高了跟踪的稳定性<sup>[10]</sup>。

根据以上基于多示例学习跟踪算法的基本原理,针对原始多示例学习跟踪的分类效果和实时性较差的问题,本文采用了一种新的弱分类器计算方法,对所采集的不同正样本赋予不同权值,并对不同弱分类器也赋予不同的权值,运用了一种新的强分类器函数来提升目标跟踪的准确度和实时性。

## 2 在线多示例学习目标跟踪算法

### 2.1 正负样本选取

在传统的目标跟踪过程中,通常是选取单个候选跟踪目标,当目标出现较大形变或者有部分遮挡时,跟踪框很容易漂移。考虑到单个候选目标的局限,本文采用多候选目标。这里将目标称为正样本,背景称为负样本,二者统称为样本,用  $X$  表示。设  $t$  时刻样本的位置为  $l_t$ ; 样本类别为  $y \in \{0, 1\}$ , 当  $y=1$  时,  $X$  为目标, 否则  $X$  为背景。设  $t-1$  时刻目标位置是  $l_{t-1}^*$ , 则  $t$  时刻待分类样本集  $X^s$  如式(1)所示:

$$X^s = \{X \mid \|l(X) - l_{t-1}^*\| \leq s\}, \quad (1)$$

其中:  $l(X)$  为待分类样本  $X$  在  $t$  时刻的位置,  $s$  为搜索半径,如图 1 所示。

为确定  $t$  时刻的目标位置  $l_t^*$ , 计算所有满足条件的样本  $X$  为正样本的概率  $p(y=1 \mid X)$ 。设

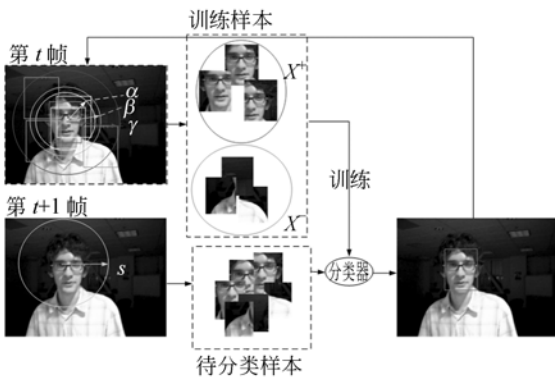


图 1 跟踪系统的基本工作流程

Fig. 1 Basic flowchart of tracking system

目标在半径为  $s$  的圆形搜索区域内出现的几率是相等的,即:

$$p(l_t^* | l_{t-1}^*) \propto \begin{cases} 1 & \text{if } \|l(X) - l_{t-1}^*\| < s \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

则目标的新位置为:

$$l_t^* = l(\arg \max_{X \in X^+} p(y=1 | X)). \quad (3)$$

当目标位置确定以后,根据  $l_t^*$  选取新的正负样本对分类器进行更新。首先要采集正负样本集,如图 1 所示,正样本集  $X^+$  由以  $l_t^*$  为圆心,  $\alpha$  为半径的圆内的  $N$  个样本组成:

$$X^+ = \{X_{1i} | \|l(X) - l_t^*\| < \alpha\}. \quad (4)$$

负样本集  $X^-$  由半径为  $\beta$  到  $\gamma$  的圆环内的  $L$  个样本组成。

$$X^- = \{X_{0i} | \beta < \|l(X) - l_t^*\| < \gamma\}. \quad (5)$$

### 2.2 训练分类器

利用选取的正负样本集  $X^+$ 、 $X^-$  训练分类器,样本为正样本的概率如式(6)所示<sup>[9]</sup>:

$$p(y=1 | X) = \frac{e^{H(X)}}{e^{H(X)} + e^{-H(X)}} = \frac{1}{2} \tanh(H(X)) + \frac{1}{2}, \quad (6)$$

其中:  $\tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$ ;  $H(X)$  为判断样本类别的强分类器,由  $K$  个弱分类器组成,如(7)式所示:

$$H(X) = \sum_{k=1}^K \lambda_k h_k(X), \quad (7)$$

其中:  $\lambda_k$  为弱分类器的权,因为弱分类器是根据其分类能力从强到弱选择的,对分类能力最强的赋予较大的权值,反之赋予较小的权值。这里设  $\lambda_k = e^{-\frac{1}{K}}$ ,弱分类器  $h$  从弱分类器集  $\Phi$  中选取,其

中  $\Phi = \{h_1, \dots, h_M\}$ ,  $M > K$ ,弱分类器集按下面的方法生成。这里设弱分类器  $h_k = \log(\frac{p(y=1 | f_k(X))}{p(y=0 | f_k(X))})$ ,  $f_k(X)$  是样本的 Haar-like 特征<sup>[11]</sup>。设  $p(y=0) = p(y=1)$ ,则由 Bayes 公式可得  $h_k = \log(\frac{p(f_k(X) | y=1)}{p(f_k(X) | y=0)})$ ,式中的  $p(f_k(X) | y=1)$  和  $p(f_k(X) | y=0)$  符合 Gaussian 分布,即  $p(f_k(X) | y=1) \sim N(\mu_1, \sigma_1)$ ,  $p(f_k(X) | y=0) \sim N(\mu_0, \sigma_0)$ ,参数  $\mu_i$  和  $\sigma_i$  按照式(8)、式(9)更新,式中  $i$  取值为 0 或 1 时,分别代表负、正样本,  $X_j$  是第  $j$  个样本。

$$\mu_i \leftarrow \eta \mu_i + (1 - \eta) \frac{1}{N} \sum_{j|y=1} f(X_j), \quad (8)$$

$$\sigma_i \leftarrow \eta \sigma_i + (1 - \eta) \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j|y=1} (f(X_j) - \mu_i)^2}. \quad (9)$$

### 2.3 弱分类器的选择

如式(7)所示,最终目标跟踪要用到弱分类器集  $\Phi$  中的  $K$  个弱分类器,选择弱分类器的原则就是所选择的弱分类器要使强分类器具有最好的分类效果<sup>[12]</sup>。BABENKO 等提出使用正负样本集对数似然函数值最大化法来确定弱分类器  $h^{[8]}$ ,如式(10)所示:

$$h_k = \arg \max_{h \in \Phi} L(H_{k-1} + \lambda_k h), \quad (10)$$

其中:  $L(H)$  表达式如式(11)所示:

$$L(H) = \sum_{s=0}^1 (y_s \log(p(y=1 | X^+)) + (1 - y_s) \log(p(y=0 | X^-))), \quad (11)$$

其中:  $p(y=1 | X^+) = \sum_{j=0}^{N-1} \omega_j p(y=1 | X_{1j})$ ,由于正样本间存在较大的相似性,并且样本间距离越近相似度越高,因此这里定义其相似系数  $\omega_j = \frac{1}{c} e^{-|l(X_{1j}) - l(X_{10})|}$ ,  $c$  是归一化常数;同理,  $p(y=0$

$|X^-) = \sum_{j=N}^{N+L-1} \omega'_j p(y=0 | X_{0j}) = \omega \sum_{j=N}^{N+L-1} (1 - p(y=1 | X_{1j}))$ ,这里因为负样本间的相似性较小,因此权值  $\omega$  取常数。通过计算式(10)确定  $h$  所需的计算量很大,这里采用一种效率更高的方法<sup>[13]</sup>。即将  $L(H_{k-1} + \lambda_k h)$  用一阶 Taylor 公式展开,则:

$$L(H_{k-1} + \lambda_k h) \approx L(H_{k-1}) + \langle \lambda_k h, \nabla L(H) \rangle |_{H=H_{k-1}}. \quad (12)$$

表 1 本文提出算法的步骤

Tab. 1 Steps of the proposed method

根据输入视频第一帧选取待跟踪目标,自动生成正负样本集  $\{X^+, X^-\}$ , 这里  $X^+ = \{X_{1j}, y_1 = 1, j = 0, \dots, N-1\}$ ,  $X^- = \{X_{0j}, y_0 = 1, j = N, \dots, N+L-1\}$ ; 用生成的样本集根据式(8),(9)分别计算出  $p(f(X_{1j}) | y=1)$  和  $p(f(X_{0j}) | y=0)$ , 从而计算出  $h_k, k=1, \dots, M$ , 生成弱分类器集  $\Phi = \{h_1, \dots, h_M\}$ ;

初始化强分类器  $H_0(X_{ij}) = 0$ ;

For  $k=1, \dots, K$

由式(13)计算  $\nabla L(H)(X_{ij})$ , 设  $L_m = 0, m=1, \dots, M$

For  $m=1, \dots, M$

For  $i=0, 1$

For  $j=0, \dots, N+L-1$

$L_m = L_m + h_m(X_{ij}) \nabla L(H)(X_{ij}) |_{H=H_{K-1}}$

End for

End for

End for

$h_k(x_{ij}) = \arg \max_{h \in \Phi} (L_m)$

End for

输出:  $H(X) = \sum_{k=1}^K \lambda_k h_k(X)$ , 由(6)式计算  $p(y=1 | X)$

式中:  $\langle \lambda_k h, \nabla L(H) \rangle = \frac{\lambda_k}{N+L} \sum_{j=0}^{N+L-1} h(X_{ij}) \nabla L(H)(X_{ij})$ , 下面求解  $\nabla L(H)(X_{ij})$ 。将式(6)代入式(11):

$$\nabla L(H)(X_{ij}) = \frac{\partial L(H + \theta 1_{X_{ij}})}{\partial \theta} \Big|_{\theta=0}$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{s=0}^1 y_s \log \left( \sum_{j=0}^{N-1} w_j \left( \frac{1}{2} \tanh(H(X_{1m}) + \theta 1_{X_{ij}}) + \frac{1}{2} \right) \right) + (1-y_s) \log \left( \sum_{j=N}^{N+L-1} \left( 1 - \left( \frac{1}{2} \tanh(H(X_{0m}) + \theta 1_{X_{ij}}) + \frac{1}{2} \right) \right) + \log(e^{-y_s} w^{1-y_s}) \right) \Big|_{\theta=0}$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{s=0}^1 y_s \log \left( \sum_{j=0}^{N-1} w_j \left( \frac{1}{2} \tanh(H(X_{1m}) + \theta 1_{X_{ij}}) + \frac{1}{2} \right) \right) + (1-y_s) \log \left( \sum_{j=N}^{N+L-1} \left( 1 - \left( \frac{1}{2} \tanh(H(X_{0m}) + \theta 1_{X_{ij}}) + \frac{1}{2} \right) \right) \right) \Big|_{\theta=0} =$$

$$y_i \frac{w_j (1 - \tanh^2(H(X_{1m})))}{\sum_{m=0}^{N-1} w_j (\tanh(H(X_{1m})) + 1)} -$$

$$(1-y_i) \frac{(1 - \tanh^2(H(X_{0m})))}{\sum_{m=N}^{N+L-1} (1 - \tanh(H(X_{0m})))}, \quad (13)$$

其中:  $y_i = i, i=0, 1$ 。

由于  $L(H_{k-1})$  为已知, 因此要得到  $L(H_{k-1} + \lambda_k h)$  的最大值, 只需求  $\langle \lambda_k h, \nabla L(H) \rangle |_{H=H_{k-1}}$  的最大值, 从而式(10)可简化为式(14):

$$h_k = \arg \max_{h \in \Phi} \langle \lambda_k h, \nabla L(H) \rangle. \quad (14)$$

在 BABENKO 等提出的 MIL 跟踪算法中, 选择弱分类器需要求式(11)的最大值, 这样对每个样本都要额外计算  $M$  次正负样本集的概率, 从而增加了算法的复杂度, 使计算时间大幅增加<sup>[9]</sup>。另外, 由于该算法对所采集的正样本和选择的弱分类器均不赋权值, 从而使目标分类的正确率降低。该算法若要获得和本文相当的跟踪效果, 就要从  $M=250$  个特征中选择出  $K=50$  个, 因此, 其处理时间是本文算法的 5.5 倍。表 1 给出了本文算法的执行过程。

### 3 实验结果与分析

为了验证本文跟踪算法的有效性, 采用卡内基梅隆大学数据库中用于测试目标跟踪的视频作为实验数据, 计算机 CPU 为 Intel Core™ i3 处理器, 主频为 3.3 GHz, 内存为 2 G, 实验平台为 MATLAB2010b。

所有实验中, 跟踪系统的所有参数均设置不变, 正样本半径  $\alpha=4$ , 可以产生 45 个正样本, 这样对于大多数视频而言, 都具有较高的跟踪鲁棒性。当视频中目标变化比较剧烈时, 可以选择较大的  $\alpha$ 。搜索半径  $s=25$ ; 负样本集圆环内径  $\beta=2\alpha=8$ ; 外径  $\gamma=1.5\beta$ , 从圆环内的负样本中随机选取 45 个负样本组成负样本集; 每个样本特征数  $M=150$  个, 从中选取使  $H$  值最大的  $K=15$  个特征计算  $H$ ; 学习因子  $\eta$  可根据目标的变化率选择, 若目标变化较快, 则选择较小值, 否则选较大值, 这里取  $\eta=0.85$ 。

本文实验采用原始 MIL 和 TLD<sup>[14-15]</sup> 跟踪算法进行对比实验, 3 个跟踪视频序列分别为 Running Car, David in door 和 Occluded face, 跟踪效果如图 2 所示(彩图见期刊电子版)。本文实验的跟踪误差用实验所得的目标位置和真实位置的欧氏距离表示, 定义如下:

$$LocationError = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}, \quad (15)$$

其中:  $(x_i, y_i)$  为算法输出的目标位置,  $(x_c, y_c)$  为目标真实位置。本文规定目标的位置误差超过 20 pixel 时即产生较大误差。

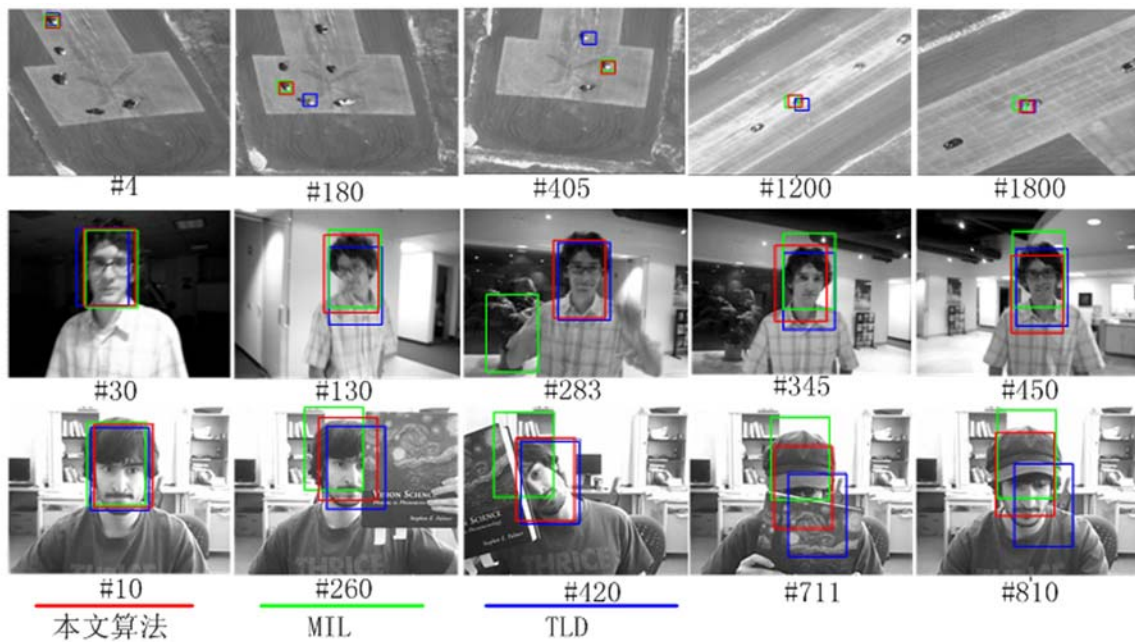
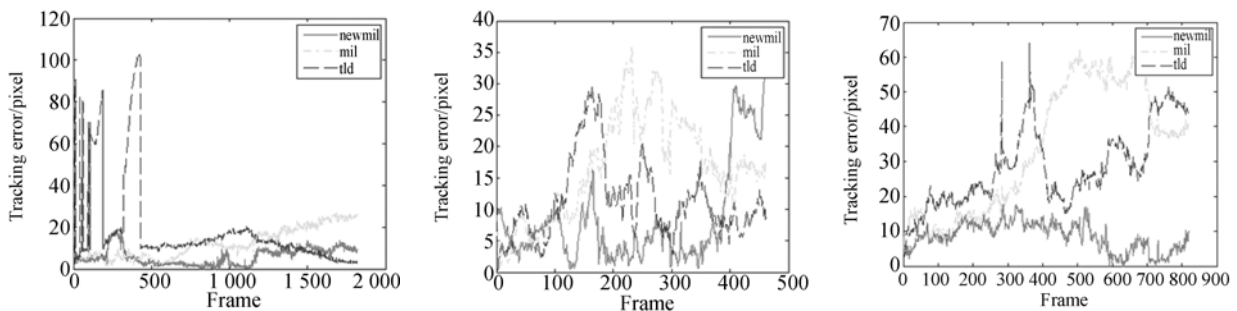


图 2 3 种视频序列的跟踪结果(上排:Running car,中排:David in door,下排:Occluded face)

Fig. 2 Tracking results of three video sequences(Up: Running car, Middle: David in door, Low: Occluded face)



(a) Running car 跟踪误差

(b) David in door 跟踪误差

(c)Occluded face 跟踪误差

(a) Tracking error of Running car

(b) Tracking error of David indoor

(c)Tracking error of Occluded face

图 3 视频序列跟踪误差

Fig. 3 Tracking errors of three video sequences

图 3(a)表示 Running Car 的目标跟踪结果,该实验中目标尺寸为  $43 \text{ pixel} \times 36 \text{ pixel}$ ,从图中可以看出,在第 4 frame,第 180 frame 和第 405 frame 中,由于视场中有相似的目标,TLD 出现了目标跟踪错误现象,并且前几帧中的跟踪框跳变很快,在第 1 200 frame 和第 1 800 frame 中,车辆姿态变化不大,TLD 跟踪较稳定;原始 MIL 算法的跟踪漂移越来越严重,并且实时性较差,平均处理速度约为  $15 \text{ frame/s}$ ;而本文算法能够很稳定

地跟踪目标,在出现相似目标以及发生车辆拐弯超车等较强干扰的情况下都能进行稳定跟踪,平均处理速度约为  $25 \text{ frame/s}$ ,实时性提高了  $67\%$ ,全部 1 821 frame 图像跟踪误差均小于  $20 \text{ pixel}$ ,正确率达  $100\%$ 。图 3(b)给出了 David in door 的跟踪结果,实验中目标尺寸为  $77 \text{ pixel} \times 112 \text{ pixel}$ ,从跟踪误差图中可以看出,在第  $100 \sim 350 \text{ frame}$  中,目标转身,尺度变化较大,TLD 和原始 MIL 跟踪均出现较大漂移,而本文算法在人

转身以及尺度发生变化时都未跟丢,且跟踪误差小于 TLD 和原始 MIL,但是由于目标在最后一短段时间内存在摘掉眼镜又戴上的变化过程,使分类器误差在变化过程中累加。因此本文算法跟踪误差较大。原始 MIL 的平均处理速度约为 13 frame/s,本文算法的平均处理速度约为 22 frame/s,实时性提高了 69%,在全部 462 frame 图像中,有 33 frame 的跟踪位置误差超过 20 pixel,正确率达到了 93%。图 3(c)给出了 Occluded face 的跟踪结果,该实验中目标尺寸为 86 pixel $\times$ 120 pixel。由图中可以看出,在目标存在旋转、遮挡等情况下,本文算法的跟踪误差小于 TLD 和原始 MIL,在第 711 frame 图像中,目标出现了严重遮挡,这时,TLD 和原始 MIL 算法均出现较大漂移,而本文算法依然能非常稳定地跟踪到目标。原始 MIL 的平均处理速度约为 12 frame/s,本文算法的平均处理速度约为 21 frame/s,其实时性提高了 75%。本文算法对全部 819 frame 图像的跟踪位置误差均小于 20 pixel,正确率达 100%。通过几组实验可见,本文算法的跟踪正确率 93%

#### 参考文献:

- [1] 颜佳,吴敏渊. 遮挡环境下采用在线 Boosting 的目标跟踪[J]. 光学精密工程,2012,20(2):439-446.  
YAN J, WU M Y. On-line boosting based target tracking under occlusion [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012,20(2):439-446. (in Chinese)
- [2] ZHOU Q H, LU H CH, YANG M H. Online multiple support instance tracking [J]. *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops*, 2011, 545-552.
- [3] 王田,刘伟宁,韩广良,等. 基于改进 MeanShift 的目标跟踪算法[J]. 液晶与显示,2012,27(3):396-400.  
WANG T, LIU W N, HAN G L. Target tracking algorithm based on improved Meanshift [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(3):396-400. (in Chinese)

以上,实时性提高了 67%以上。

## 4 结 论

针对原始多示例跟踪算法跟踪精度不高而且实时性较差这一现象,本文提出了一种在线加权多示例学习跟踪算法。该算法在训练弱分类器和选择弱分类器时,通过对所选取的正样本和生成的弱分类器分别加权,使得目标跟踪的正确率达到 93%以上。其次,本文提出了一种高效选取弱分类器的快速算法,将跟踪算法的实时性提高了 67%以上。实验结果表明,本文算法在目标发生形变、遮挡时仍能对目标进行稳定跟踪,当目标大小为 43 pixel $\times$ 36 pixel 时,处理帧率为 25 frame/s。然而,当目标的尺度变化时,本文算法还不能自适应地变化跟踪窗,需要采用 KALAL 等提出的方法将跟踪窗进行放大和缩小,然后选取置信度最大的窗口作为最后目标<sup>[14]</sup>,但该方法会使计算量增加。如何解决目标大小变化的实时跟踪问题是本文后续的研究重点。

- [4] 李英,李静宇,徐正平. 结合 SURF 与聚类分析方法实现运动目标的快速跟踪[J]. 液晶与显示,2011,26(4):544-550.  
LI Y, LI J Y, XU ZH P. Moving target fast tracking using SURF and cluster analysis method [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(4):544-550. (in Chinese)
- [5] 龚俊亮,何昕,魏仲慧,等. 采用改进辅助粒子滤波的红外多目标跟踪[J]. 光学精密工程,2012,20(2):413-421.  
GONG J L, HE X, WEI ZH H, et al.. Multiple infrared target tracking using improved auxiliary particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2):413-421. (in Chinese)
- [6] 沈凌云,郎百和,朱明. 一种基于神经网络的人脸识别方法[J]. 液晶与显示,2011,26(6):836-840.  
SHEN L Y, LANG B H, ZHU M. Face recognition method based on artificial neural network [J].

- Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(6):836-840. (in Chinese)
- [7] 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.
- [8] VIOLA P, PLATT J C, ZHANG C. Multiple instance boosting for object detection[J]. *Proc. Neural Information Processing systems*, 2005, 1417-1426.
- [9] BABENKO B, YANG M, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33:1619-1632.
- [10] ZEISL B, LEISTNER C, SAFFARI A, *et al.*. On-line semi-supervised multiple-instance learning boosting[C]. 2010 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010:1879.
- [11] PAPAGEORGIOU C P, OREN M, POGGIO T. A general framework for object detection [C]. *Sixth International Conference on Computer Vision*, 1998:555-562.
- [12] OZA N. *Online Ensemble Learning* [D]. Berkeley: University of California, 2001.
- [13] MASON L, BAXTER J, BARTLETT P, *et al.*. *Functional Gradient Techniques for Combining Hypotheses* [M]. Cambridge: MIT Press, 2000, 221-247.
- [14] KALAL Z, MATAS J, MILKOLAJCZYK K. Online learning of robust object detectors during unstable tracking[C]. *OLCV*, 2009.
- [15] KALAL Z, MILKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 1409-1422.

## 作者简介:



陈东成(1987—),男,江苏赣榆人,博士研究生,2010年于吉林大学获得工学学士学位,主要从事数字图像处理、目标跟踪等方面的研究。E-mail: chendongcheng8710@163.com

## 导师简介:



朱明(1964—),男,江西南昌人,研究员,博士生导师,主要从事数字图像处理、电视跟踪、自动目标识别等方面的研究。E-mail: zhu\_mingca@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)