

# 基于 SVM 和 AdaBoost 的红外目标跟踪

王震宇<sup>1,2)</sup> 张可黛<sup>1)</sup> 吴毅<sup>1)</sup> 卢汉清<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室, 北京 100080) <sup>2)</sup>(北京理工大学信息科学技术学院, 北京 100081)

**摘要** 为了提高目标跟踪的鲁棒性,提出了一种新的用于红外目标跟踪的 DABSVM 算法。该算法首先把目标跟踪转化为目标和背景的两类分类问题,然后将根据每一帧的正负样本训练的支持向量机(SVM)作为分量分类器,并通过恰当的参数调整策略,利用 AdaBoost 算法把这些分量分类器组合成一个总体分类器;接着利用该总体分类器来区分下一帧中的目标和背景,并得到置信图;最后通过均值漂移算法找到置信图的峰值,得到目标的新位置。该新位置不仅与目标和背景的变化相适应,而且分量分类器可以随时加入或丢掉。实验结果显示,该方法是鲁棒的。

**关键词** 目标跟踪 AdaBoost 支持向量机 参数调整策略 均值漂移

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)11-2052-06

## Target Tracking in Infrared Image Sequences by Combining SVM and AdaBoost

WANG Zhen-yu<sup>1,2)</sup>, ZHANG Ke-dai<sup>1)</sup>, WU Yi<sup>1)</sup>, LU Han-qing<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

<sup>2)</sup>(School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

**Abstract** To improve the robustness of the tracker, a novel algorithm, the Diverse AdaBoostSVM Tracking (DABSVM) method, is proposed for target tracking in infrared imagery. The tracker trains one Support Vector Machine (SVM) classifier per frame. All of the classifiers are combined into an ensemble classifier using AdaBoost. By proper parameter adjusting strategies, a set of effective SVM classifiers with moderate accuracy are obtained. The ensemble classifier is used to distinguish the target from the background in the next frame and produce a confidence map. The peak of the map, which is given by mean shift, is thought as the new position of the target. To cope with the changes in features of both foreground and background, the component classifier can be discarded or added at any time. The experiments performed on several sequences showed the robustness of the proposed method.

**Keywords** target tracking, AdaBoost, SVM, parameter adjusting strategy, mean shift

## 1 引言

红外目标检测和跟踪是模式识别和计算机视觉领域的一个颇具挑战性的问题。由于红外图像是依靠物体发射或反射的红外光谱成像的,所以很多在可见光条件下无法得到的信息,可以从红外图像中获得。但是与可见光图像相比,红外图像也有很多缺点,比如红外图像信噪比非常低、摄像机的全局运

动剧烈、各种目标特征具有变化等等。

从检索到的文献情况来看,只有少量的针对上述问题的研究成果被报道。在最近的研究中, Dawoud 提出了一种基于加权组合参考函数的决策融合算法<sup>[1]</sup>; Bal 和 Alam 采用了灰度方差函数和模板模型组合的方法<sup>[2]</sup>; Yilmaz 等利用连续帧中的 Gabor 滤波器响应来补偿多尺度的全局运动<sup>[3,4]</sup>。在文献[5]的方法中,则采用了主成分分析和人工神经网络来降低训练时间。

基金项目:国家自然科学基金重点项目(60135020)

收稿日期:2006-04-29;改回日期:2006-08-01

第一作者简介:王震宇(1975-),男,博士。主要从事计算机视觉、模式识别和图像处理方面的研究。E-mail:zywang@nlpr.ia.ac.cn

本文提出了一种称为 DABSVT (diverse AdaBoostSVM tracking) 的新算法。实践表明,这种方法对于解决具有形状和灰度特征变化以及快速全局运动的红外目标的跟踪非常有效。本文把目标跟踪看作是一个两类的分类问题,并通地在线地训练分量分类器来区分目标和背景。所有分量分类器可以先利用 boosting 方法组合成一个总体分类器,同时利用这个总体分类器来区分下一帧中的样本点是属于目标,还是属于背景,并且产生一个置信图;然后利用 mean shift 算法<sup>[6]</sup>来计算这个置信图的中心,该中心就是所要寻找的目标位置。

本文的工作与文献[7]的方法比较类似,文献[7]是用总体跟踪的方法来解决可见光图像中的跟踪问题。本文改进了文献[7]的方法,并且将其应用到红外目标的跟踪中。在本文的方法中,每帧都采用支持向量机 (support vector machine, SVM)<sup>[8]</sup>作为分量分类器,由于各个 SVM 分量分类器的参数是不同的,而且是未知的,所以如何自适应地调整这些参数是一个需要解决的问题。本文采用合适的参数调整策略<sup>[9]</sup>得到了一系列具有合适精度的 SVM 分量分类器,并且将它们组合成一个总体分类器。这种方法不但解决了 AdaBoost 方法中的精度和多样性的两难问题,而且对于处理正、负样本数目不平衡的分类问题也非常有效。

## 2 DABSVT 算法

所有的跟踪方法可以大致分为以下两类:一类是前景匹配;另一类是背景建模。在 DABSVT 算法中,不是简单地采用前景匹配或者背景建模,而是把目标跟踪问题转化为目标和背景的两类分类问题,这样就可地图像序列的每一帧训练一个 SVM 分类器,用于对目标和背景进行分类。由于样本数目是有限的,因此为了提高算法的鲁棒性,在训练分类器时,不但要考虑当前帧中目标和背景的信息,而且同时参考了前几帧的信息。具体做法为先利用每一帧的正、负样本训练一个 SVM 分类器,并将其作为分量分类器 (component classifier);然后通过 AdaBoost 算法<sup>[10]</sup>将它们组合成一个总体分类器 (ensemble classifier)。问题是,一方面,由于所有这些 SVM 分量分类器的参数是事先未知的,因此如何根据需求来自适应地调整这些参数呢?另一方面,由于随着目标和背景的变化,前几帧中有的正负样本信息对

于指导最新的一帧图像的分类已经不再有积极的作用,反而可能还有反作用,因此,如何评价、判断并抛弃这些样本信息呢?或者说,如何选择根据不同帧图像训练而得来的分量分类器呢?第三,如何确保这些 SVM 分量分类器既具有合适的精度,同时使它们的误分样本又不具有高度的相关性呢?也就是,如何解决总体分类中的精确性和多样性两难的问题<sup>[11]</sup>。本文采用合适的参数调整策略<sup>[9]</sup>来解决这些问题。

### 2.1 分类器和特征选择

在 AdaBoost 总体学习框架中,每一帧通过训练一个 SVM<sup>[8]</sup>分类器来作为分量分类器。对于两类分类问题,SVM 的决策函数为

$$f(x) = \langle w, \varphi(x) \rangle + b \quad (1)$$

其中, $\varphi(x)$ 用于将样本  $x$  从输入空间映射到高维特征空间, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 定义了特征空间中的点积运算。 $w$  和  $b$  的值通过求解下列优化问题得到:

$$\min: g(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (2)$$

$$\text{subject to: } \gamma_i (\langle w, \varphi(x) \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (3)$$

其中, $\xi_i$ 是松弛变量, $C$ 是正则化参数。

本文选用径向基函数 (radial basis function, RBF)作为核函数来将样本映射到高维特征空间,并在此空间,用支持向量构造一个优化分类超平面。RBF 核函数为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

正则化参数  $C$  与 RBF 核的高斯带宽  $\sigma$  影响着 RBF 支持向量机 (RBF SVM) 的性能,但是  $C$  和  $\sigma$  的最优值是事先未知的,而且多个 RBF SVM 分类器的参数也不应该是完全相同的。当然可以利用交叉验证等模型选择方法来寻找合适的参数,但是这些方法往往比较费时,在跟踪中并不实用。文献[12]说明,如果给定一个大致合适的  $C$  值,则 RBF SVM 分类器的性能主要取决于  $\sigma$  的选取。在文献[9]中, $\sigma$  最初取一个较大的值,可多次采用这个  $\sigma$  值,以训练得到多个 RBF SVM 分类器,直到分类误差大于 0.5;然后将  $\sigma$  的值减去  $\sigma_{sep}$ ,以确保得到的分量分类器的精度比随机猜测要高。这样就可以训练出一组具有合适精度的 RBF SVM 分类器;最后用 AdaBoost 算法将它们组合成一个总体分类器。

本文把每一个像素点集合  $\{x_i\}$  表示成一个特征

向量。采用的特征包括方向直方图<sup>[13]</sup>、Gabor 滤波响应<sup>[14]</sup>和灰度值,分类时,先把属于目标的样本点标记为正样本,把属于背景的样本点标记为负样本,这样,样本点集合 $\{x_i\}$ 的标记 $\{y_i\}$ 就为+1或-1;然后就可根据最新的一帧图像训练一个新的 RBFSVM 分类器,同时将最老的分类器丢掉。这样,总体分类器就可以随着目标和背景的变化而得以更新。

## 2.2 分类器更新

在 AdaBoost 算法中,有一个精确性和多样性的两难问题<sup>[11]</sup>,即两个分类器的精度越高,它们的误分样本就越可能一致,或者说这两个分类器的相关性越强。所以为了得到好的总体分类性能,所有的 RBFSVM 分类器不但应该具有一定的精度,而且它们也应该呈现出一定的多样性,为此可采用合适的参数调整策略<sup>[9]</sup>来平衡分类器的精确性和多样性,使其具有更高的泛化能力。在这里,第  $t$  个分量分类器的多样性值定义为

$$d_t(x_i) = \begin{cases} 0 & h_t(x_i) = f(x_i) \\ 1 & h_t(x_i) \neq f(x_i) \end{cases} \quad (5)$$

$h_t(x_i)$ 是用第  $t$  个分量分类器对样本  $x_i$  进行分类的结果, $f(x_i)$ 是用除了第  $t$  个分量分类器以外的其他所有分类器对样本  $x_i$  进行分类的结果。 $T$  个 RBFSVM 分类器对  $N$  个样本进行分类的多样性可以表示为

$$D = \frac{1}{TN} \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^N d_t(x_i) \quad (6)$$

当训练一个新的 RBFSVM 分类器时,其对应的多样性值也可以同时计算得到。如果这个多样性值大于事先设定的阈值,那么就采用这个 RBFSVM 分类器;反之,如果这个多样性值小于事先设定的阈值,那么就认为该分量分类器的值不符合要求,所以就抛弃它。

在分类器更新阶段,需要丢掉最老的 RBFSVM 分类器,同时加入最新训练得到的分类器。在加入新的分量分类器之前,还需要先对剩余的旧的各个分量分类器进行重新加权。无论在重新加权时,还是在训练新的 RBFSVM 分类器时,如果该分量分类器对应的误差大于 0.5,或者其多样性值  $D_t$  小于阈值  $D_{\min}$ ,那么就丢掉该分量分类器,如此一直循环下去,直到  $\sigma$  小于  $\sigma_{\min}$  为止。

DABSVM 算法流程如下:

输入:  $n$  帧图像序列  $I_1, \dots, I_n$ ;

第 1 帧中的目标区域矩形  $r_1$ ;

$\sigma$  的初始值  $\sigma_{\min}$ ;  $\sigma$  的最小值  $\sigma_{\min}$ ;

$\sigma$  的步长  $\sigma_{\text{step}}$ ; 多样性阈值  $D_{\min}$ ;

输出: 图像序列  $I_j, j = 2, \dots, n$  中的目标位置  $r_j$ 。

对第 1 帧初始化:

(1) 提取样本和它们的标记  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ ;

(2) 设定样本的权值:  $w_i = 1/N, i = 1, \dots, N$ ;

(3) For  $t = 1, \dots, T$  (while  $\sigma > \sigma_{\min}$ ):

① 将  $\{w_i\}_{i=1}^N$  归一化,

② 训练 RBFSVM 分类器  $h_t$ ,

③ 计算误差:  $e = \sum_{i=1}^N w_i y_i \neq h_t(x_i)$ ,

④ 计算多样性值:  $D_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_t(x_i)$ ,

⑤ If  $e > 0.5$  or  $D_t < D_{\min}$ , then  $\sigma = \sigma - \sigma_{\text{step}}$ ; go to ①,

⑥ 设定分量分类器的权值:  $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1-e}{e}$ ,

⑦ 更新样本权值:  $w_i = w_i \exp\{-\alpha_t y_i h_t(x_i)\}$ ;

(4) 总体分类器为  $H(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x)\right)$ 。

对于每一帧新的图像  $I_j (j = 2, \dots, n)$ :

(1) 将矩形区域  $r_{j-1}$  作为目标, 提取正负样本;

(2) 用总体分类器  $H(x)$  对提取的样本进行分类, 得到置信图  $L_j$ ;

(3) 将  $r_{j-1}$  看作目标的初始位置, 在置信图  $L_j$  上运行均值漂移, 得到的矩形区域  $r_j$  即为目标的新位置;

(4) 将矩形区域  $r_j$  作为目标, 提取新的正负样本和它们的标记  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ ;

(5) 丢掉最老的分量分类器;

(6) 按照误差从小到大的顺序, 对剩余的  $T-1$  个分量分类器重新排序;

(7) 令样本权值为  $w_i = 1/N, i = 1, \dots, N$ , 令  $\sigma = \sigma_{\min}$ ;

(8) For  $t = 2, \dots, T$  (更新权值, while  $\sigma > \sigma_{\min}$ ):

① 将  $\{w_i\}_{i=1}^N$  归一化,

② 计算  $h_t$  的误差:  $e$ ,

③ 计算  $h_t$  的多样性值:  $D_t$ ;

④ If  $e > 0.5$  or  $D_t < D_{\min}$ , then  $\sigma = \sigma - \sigma_{\text{step}}$ ; go to ①,

- ⑤ 更新分量分类器权值和样本权值;
  - (9) 加入新的分量分类器, while  $\sigma > \sigma_{\min}$
  - ① 将  $|w_i|_{i=1}^N$  归一化, 令  $\sigma = \sigma_{\min}$ ,
  - ② 训练 RBFSVM 分量分类器  $h_i$ ,
  - ③ 计算  $h_i$  的误差:  $e$ ,
  - ④ 计算  $h_i$  的多样性值:  $D_i$ ,
  - ⑤ If  $e > 0.5$  or  $D_i < D_{\min}$ , then  $\sigma = \sigma - \sigma_{step}$ ,
- go to (a),
- ⑥ 计算新的分量分类器的权值;
- (10) 更新的总体分类器为  $H(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^r \alpha_i h_i(x)\right)$ 。

### 3 实验

为了检验本文算法的性能,在几个红外图像序列上进行了测试实验。实验时,在第 1 帧,训练了 5 个 RBFSVM 分类器,并通过 AdaBoost 算法将它们合成一个总体分类器。在以后的每一帧,训练一个新的 RBFSVM 分类器。所有实验都不要求摄像机静止,允许其有剧烈的全局运动。

第 1 个实验是跟踪一架在空中飞行的飞机。图 1 给出了红外图像序列中的部分帧的跟踪结果。图中的小矩形框表示目标的位置,大矩形框表示背

景。从图中可以看出,目标非常模糊,信噪比很低。不但目标是变化的,而且背景也是变化的。实验表明,利用本文的算法可以在整个序列中跟踪飞机的飞行。即使当噪声十分强烈,用肉眼几乎分辨不出目标时,由于分类器仍然能够区分目标和背景,所以本文算法还是可以成功地跟踪目标。

第 2 个实验是跟踪天空并排飞行的两架飞机中的一架。这两架飞机非常相似,可能会很容易丢掉要跟踪的目标,而错误地跟到另一架飞机上。本文算法能很好地避免另一架飞机的干扰。图 2 给出了该红外图像序列中的部分帧的跟踪结果。

第 3 个实验是跟踪一辆在地面上行驶的卡车,图 3 给出了部分帧的跟踪结果。为了显示该方法的有效性,同时给出了在同一序列上采用其他两种方法的实验结果。因为 RBFSVM 加 AdaBoost 的分类器的分类性能要优于基于最小二乘分类器加 AdaBoost 的方法,所以图 3(a) 的跟踪结果要比图 3(b) 的跟踪效果好。由于在跟踪的过程中,目标和背景都是变化的,所以需要动态地对特征和分类器进行更新,因此也就不难理解图 3(a) 的跟踪结果为何比图 3(c) 的跟踪结果好。由实验结果比较可见,本文算法对于红外目标跟踪具有很强的鲁棒性。

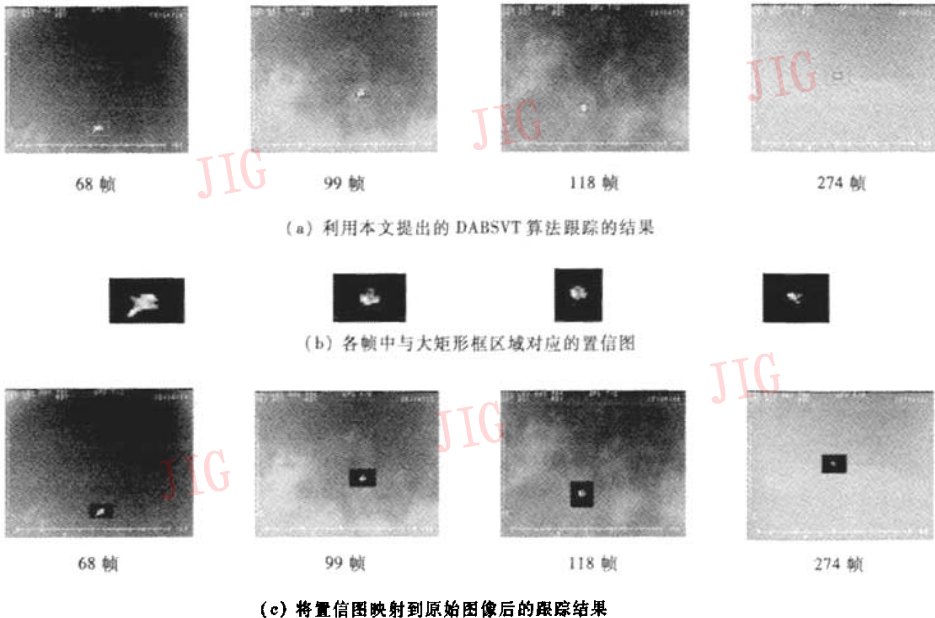


图 1 跟踪一架在空中飞行的飞机

Fig. 1 Tracking a plane flying in sky

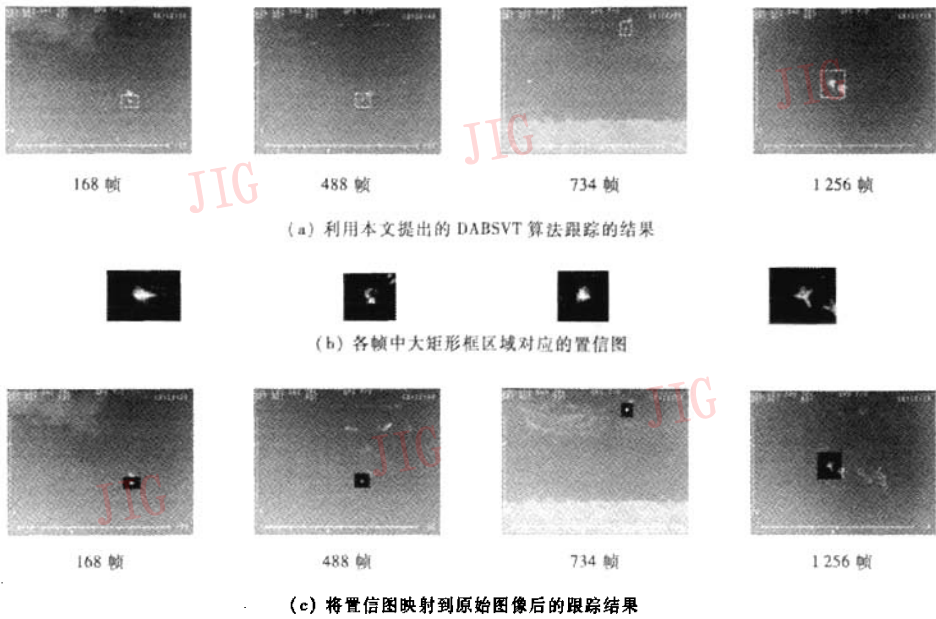


图 2 跟踪天空并行飞行的两架飞机中的一架  
 Fig. 2 Tracking one of the two planes which fly in sky

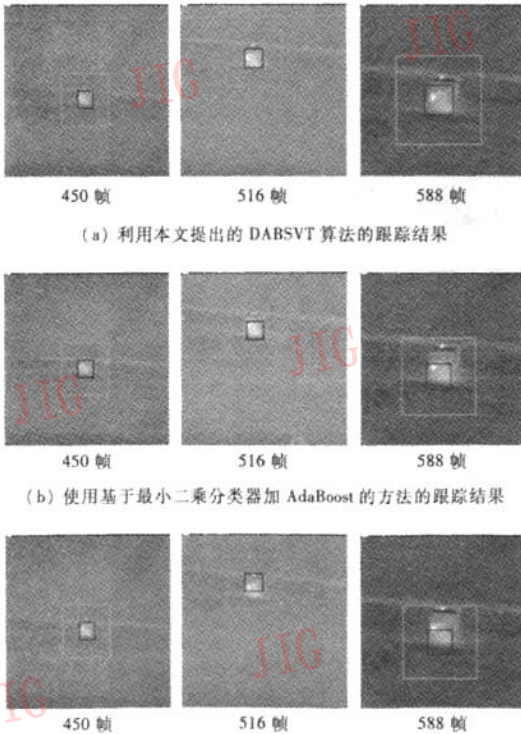


图 3 跟踪一辆在地面上行驶的卡车  
 Fig. 3 Tracking a truck running on the ground

#### 4 结 论

本文提出了一种适用于红外目标跟踪的 DABSVT 鲁棒算法。这种方法先把跟踪问题转化为一个两类分类问题;然后采用 RBFSVM 作为分量分类器,并利用 AdaBoost 将它们组合成一个总体分类器;接着通过自适应地调整参数值,训练得到一组具有合适精度的 RBFSVM 分类器,并且平衡了它们的精确性和多样性;最后利用这个总体分类器来对下一帧中的样本进行分类,得到一个置信图,同时通过均值漂移找到这个置信图的峰值,也就是目标的新位置。为了与目标和背景的变化相适应,可在每一帧训练一个新的分类器,并将它加入到整体框架中。在几个具有剧烈的全局运动和极低的信噪比的红外图像序列上进行的实验结果显示,该方法是鲁棒的。

#### 参考文献 (References)

- 1 Dawoud Amer, Alam M S. Target tracking in infrared imagery using weighted composite reference function-based decision fusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 404 ~ 410.
- 2 Bal A, Alam M S. Automatic target tracking in FLIR image sequences using intensity variation function and template modeling [J]. IEEE Transactions on Instrument and Measurement, 2005,

- 54(5): 1846 ~ 1852.
- 3 Yilmaz A, Shafique K, Shah M. Target tracking in airborne forward looking infrared imagery [J]. *Image Vision Computing Journal*, 2003, 21(7): 623 ~ 635.
  - 4 Yilmaz A, Shafique K, Lobo Niels, *et al.* Target-tracking in FLIR imagery using mean-shift and global motion compensation[A]. In: *Proceedings of IEEE Workshop Computer Vision Beyond Visible Spectrum[C]*, Kauai, HI, USA, 2001: 445 ~ 451.
  - 5 Patra J C, Widjaja F, Das A, *et al.* A fast neural network-based detection and tracking of dim moving targets in FLIR imagery[A]. In: *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks [C]*, Montreal, Canada, 2005: 3144 ~ 3148.
  - 6 Comanciu D, Visvanathan R, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564 ~ 575.
  - 7 Shai Avidan. Ensemble tracking [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, San Diego, CA, USA, 2005, 2: 494 ~ 501.
  - 8 Vapnik Vladimir N. *The Nature of Statistical Learning Theory (2nd ed.)*[M]. Berlin Heidelberg, New York: Springer-Verlag, 2000.
  - 9 Li Xu-chun, Wang Lei, Sung Eric. A study of AdaBoost with SVM based weak learners [A]. In: *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks [C]*, Montreal, Canada, 2005: 196 ~ 201.
  - 10 Schapire Robert E, Singer Yoram. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions [J]. *Machine Learning*, 1999, 37(3): 297 ~ 336.
  - 11 Dietterich Thomas G. An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: Bagging, boosting, and randomization[J]. *Machine Learning*, 2000, 40(2): 139 ~ 157.
  - 12 Valentini Giorgio, Dietterich Thomas G. Bias-variance analysis of support vector machines for the development of svm-based ensemble methods[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2004, 5(7): 725 ~ 775.
  - 13 Kobi Levi, Yair Weiss. Learning object detection from a small number of examples: the importance of good features [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Washington, DC, USA, 2004, 2: 53 ~ 60.
  - 14 Braithwaite R N, Bhanu B. Hierarchical gabor filters for object detection in infrared images [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Seattle, Washington, USA, 1994: 628 ~ 631.