

基于结构支持向量机的目标检测跟踪同步算法

李飞, 王从庆

(南京航空航天大学, 南京 210016)

摘要: 目标检测跟踪同步算法通过对视频帧的目标实时检测来达到跟踪的目的, 该算法主要是为了维持一个能够在线训练的 classifier, 把从背景采样的样本作为负样本, 从目标区域采样的样本作为正样本, 然后通过 classifier 把二者区分开, 以达到跟踪效果。然而当目标产生形变以及目标区域发生遮挡的时候, 如何对样本采样和精确标记成为跟踪成败的关键。在结构支持向量机的框架下, 提出一种基于结构支持向量机的目标检测跟踪同步算法。由于结构支持向量机的输出可以是复杂的数据结构, 因此采用结构支持向量机, 把目标位置估计作为结构支持向量机的输出, 避免了对样本标记精确估计的需要, 克服了当目标发生遮挡和大范围变形时导致的跟踪失败。仿真实验表明, 该算法有良好的稳定的跟踪效果。

关键词: 目标跟踪; 目标检测; 结构学习; 支持向量机

中图分类号: V271.4; TP181 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)12-0049-04

Tracking by Detection Algorithm Based on Structured Support Vector Machine

LI Fei, WANG Cong-qing

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The tracking by detection algorithm implements target tracking by detecting the target in each frames in real time. This algorithm aims to maintain an online training classifier, which intends to separate the target from the background for tracking by taking the samples from the background area as negative samples and from the target area as positive samples. But when the target was sheltered, or the shape of target changed in a large scale, how to sample and mark the samples accurately was critical for success tracking. A tracking by detection algorithm was proposed based on structured Support Vector Machine (SVM). Since the output of structured SVM can be very complex data structure, the position of the target was taken as the output of the structured SVM, which can overcome tracking drift problem when the target was sheltered or the shape of target changed greatly. Experimental results show that the proposed algorithm has a good and stable tracking performance.

Key words: target tracking; target detection; structured learning; support vector machine

0 引言

在计算机视觉领域中, 目标跟踪技术有着广泛的应用, 同时也是当前人工智能领域的研究热点之一。如今, 把目标跟踪问题转换为包含目标信息的正样本和包含背景信息的负样本分类问题, 取得了显著的成果^[1-5], 引起了学者们的广泛关注。此类方法主要是为了维持一个能够在线训练的 classifier, 此 classifier 的目

的是把目标从背景中区分开来。在跟踪的过程中, 用一个滑动的窗口在估计的前一帧目标位置附近提取局部的感兴趣区域, 然后提取特征向量, 并送到 classifier 中, 根据 classifier 的结果能估计当前帧中目标的位置。得到估计的目标位置之后, 生成标记的正负样本, 用正负样本去在线更新 classifier。这种方法与传统的模板匹配、估计滤波等算法相比有很显著的改进。

虽然此类算法已经得到广泛应用, 但是依然存在很多问题, 主要表现在以下两个方面: 1) 如何对样本的提取和标记设计一个明确策略; 2) 如何把样本分类转化为对目标位置精确估计。为此, 各国学者从不同方

面对这种方法进行了改进。例如,文献[5]提出了检测跟踪同步算法,选择支持向量机(SVM)作为分类器,并且使用 Adaboost 算法联合多支持向量机,提高分类结果准确度,进而提高对目标位置估计的精确度。文献[5]还指出检测跟踪同步算法的流行得益于大量目标检测算法的提出,而这些目标检测算法很多都可以转换为目标跟踪算法。同时还有一个更重要的因素就是,利用这些目标检测算法可以在线训练分类器,这样就为目标跟踪提供了一种有效的解决方案。文献[2-3]引入了半监督学习,从未标记的样本中提取信息,克服了标记样本引起的跟踪漂移问题;文献[6-7]引入了多示例学习,把多个样本作为一个包,然后用包来训练分类器,克服了跟踪过程中目标遮挡变形等问题;文献[8]提出了更有创新性的方法,把结构学习(Structured Learning)引入到计算机视觉中;文献[9]把结构学习应用在图像分割领域;文献[10]利用结构学习来处理多目标跟踪问题;本文也以结构学习为基础,把结构学习引入到检测跟踪同步算法中,结合支持向量机,引入切平面最优算法求解支持向量机,结合文献[10]提出的样本采样算法,克服了因样本标记误差引起的跟踪漂移问题,改善了由于遮挡和目标变形带来的误差。在与传统的半监督跟踪算法比较中,通过本文的仿真实验表明,基于结构支持向量机的目标检测跟踪同步算法的性能显著。

1 结构支持向量机

在利用机器学习方法解决问题时,往往是为了学习一个映射函数 $f: \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}$, \mathbf{x} 是输入的特征向量,可以是多种多样的,而输出 \mathbf{y} 是一个数值, \mathbf{y} 代表 \mathbf{x} 的分类标记,使这个映射函数对于新输入的 \mathbf{x} ,能够估计出它对应的 \mathbf{y} 。而在结构学习中,输出的 \mathbf{y} 不再局限于一个数值,可以是多种复杂的结构,可以是一副图片,一个标记序列,或者是一个树结构。

结构学习能够更加直观地解决问题,结构学习与传统的机器学习一样,包含两个过程,首先根据训练样本学习一个分类器模型,其次是根据此模型对新输入的样本推断出它对应的输出。支持向量机是经典的分类器,文献[11]提出的结构支持向量机(Structured Support Vector Machine)能够很好地解决结构学习问题,因此本文选择结构支持向量机,并以此为框架,构建跟踪算法。

结构支持向量机的目标是寻找一个判决函数 $F(\mathbf{x}, \mathbf{y}; \boldsymbol{\omega})$,它可以理解为度量 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) 兼容程度的函数,对于一个输入 \mathbf{x}_i ,选择最大化 $F(\mathbf{x}, \mathbf{y}; \boldsymbol{\omega})$ 的值 \mathbf{y}_i 作为输出,即

$$\mathbf{y}_i = \arg \max_{\mathbf{y} \in \mathcal{Y}} F(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}; \boldsymbol{\omega})。 \quad (1)$$

在具体的目标跟踪问题中,假设在 t 时刻的视频帧 \mathbf{f}_t 中,用一个矩形框圈出目标位置,用 \mathbf{p}_t 表示这个矩形框, $t=1, \dots, T$, $\mathbf{x}_t^p \in \mathcal{X}$ 代表 t 时刻目标位置矩形框的图像特征,实际上跟踪的本质就是要根据 $\mathbf{x}_t^{p_{t-1}}$,即 t 时刻位置 \mathbf{p}_{t-1} 处的图像特征,在搜索空间 \mathcal{Y} 找到一个能使判决函数最大的 $\mathbf{y}_t \in \mathcal{Y}$ 作为输出, t 时刻视频帧中目标位置为

$$\mathbf{p}_t = \mathbf{p}_{t-1} \circ \mathbf{y}_t。 \quad (2)$$

此处 $\mathcal{Y} = \{(a, b) | a^2 + b^2 < r^2\}$,是用像素作为距离单位来定义的搜索空间,可以把 \mathbf{y}_t^i 理解为一个固定大小的矩形框的几何中心,每一个 \mathbf{y}_t^i 都表示对 \mathbf{p}_{t-1} 的一个转移, $i=1, \dots, n$,就是要在 n 转移中找到对应于输入的 $\mathbf{x}_t^{p_{t-1}}$,使判决函数 $F(\mathbf{x}, \mathbf{y}; \boldsymbol{\omega})$ 最大的值 \mathbf{y}_t^i 作为输出。

估计出当前帧的目标位置 \mathbf{p}_t 之后,需要对支持向量机进行更新,需要重新采样,更新训练样本,然后在线更新分类器。为了能够确定哪些样本代表目标信息,哪些样本代表背景信息,需要定义样本之间的相似性度量函数: $s_{\mathbf{p}_t}(\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j) \in \mathbf{R}$,在这个函数给出一个参考位置 \mathbf{p}_t 和两个转移 $\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j$,相似性度量函数有很多种不同的形式,最常用的是重叠函数和距离函数,其中重叠函数为

$$s_{\mathbf{p}_t}(\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j) = \frac{(\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^i) \cap (\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^j)}{(\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^i) \cup (\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^j)}。 \quad (3)$$

用此函数可以衡量 $\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^i$ 和 $\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^j$ 之间的重叠程度;距离函数 $s_{\mathbf{p}_t}^d(\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j) = -d(\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j)$,用此函数可以衡量 $\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^i$ 和 $\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^j$ 之间的距离。同时还需要定义一个空转移 \mathbf{y}^0 ,它的性质: $\mathbf{p} = \mathbf{p} \circ \mathbf{y}^0$ 。

定义相似性度量函数是为了确定 $\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^i$ 是属于包含目标信息的样本,还是属于包含背景信息的样本,此时,定义一个标记函数 $z_t^i = l(s_{\mathbf{p}_t}(\mathbf{y}^0, \mathbf{y}_t^i))$,此函数记录 $\mathbf{p}_t \circ \mathbf{y}_t^i$ 的正负标记,“+1”表示目标样本,“-1”则表示背景样本,即

$$z_t^i = l(s_{\mathbf{p}_t}(\mathbf{y}^0, \mathbf{y}_t^i)) = \begin{cases} +1 & s_{\mathbf{p}_t}(\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j) > \theta_u \\ -1 & s_{\mathbf{p}_t}(\mathbf{y}_t^i, \mathbf{y}_t^j) < \theta_d \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, θ_d 和 θ_u 分别代表相似性度量的上下界,根据文献[12]提出的参数选取方法,本文取 $\theta_u = 0.75, \theta_d = 0.25$ 。

得到式(4)之后,在当前目标位置 \mathbf{p}_t 附近进行采样,借鉴文献[12]的采样策略,在当前目标位置处以固定步长采样,本文把此固定步长设置为 5 个像素点,也就是要在一定范围内选择 \mathbf{y}_t^i ,具体参数设置在实验部分给出。在采样的过程中,采用式(4)的测量标准,对样本采样进行控制,采样的样本与基准样本之间的重叠程度如果超过一定阈值,此样本就是包含目标信息的样本,同样,如果低于一定的阈值,此样本就是包含背

景信息的样本,至于在这二者中间的样本,由于难以判定可以舍去,这样做一方面减少了样本数量和计算时间,另一方面采集的样本差异性比较明显,有益于分类器训练。由于支持向量在分类过程中的特殊性,在线更新分类器的时候,只需要保留以前的支持向量和当前的采样样本,根据这个原则可以大大简化运算时间。

2 基于切平面的结构支持向量机求解

面向不同的支持向量机最优算法也有很多种类,例如序贯最小化方法、切平面算法^[11,13]等等,本文主要采用切平面算法。

根据式(1)得到一个目标函数 $y_i = \arg \max_{y \in Y} F(x_i, y; \omega)$, ω 是参数向量,在跟踪过程中改写成

$$y_i = \arg \max_{y \in Y} F(x_i^{p-1}, y; \omega) \quad (5)$$

假设 $\Phi(x, y)$ 是输入 x 和输出 y 的联合特征表示, $F(x, y; \omega)$ 如式(6)所示,它是一个兼容性度量函数,用来测量输出 y 是否匹配输入 x 。

$$F(x, y; \omega) = \langle \omega, \Phi(x, y) \rangle. \quad (6)$$

根据支持向量机最大间隔分类原则,对于给出的训练样本集 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$,可以把求解式(5)转化为最优化问题^[14]

$$\min_{w, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (7)$$

s. t. $\forall i, \xi_i \geq 0; \forall i, \forall y \in Y, y \neq y_i: \langle \omega, \delta \Phi_i(y) \rangle \geq \Delta(y_i, y) - \xi_i$ 。
式中: ξ_i 为对应样本的松弛变量; C 为惩罚因子; $\delta \Phi_i(y) = \Phi(x_i, y_i) - \Phi(x_i, y)$; $\Delta(y_i, y)$ 为定义的损失函数,定量地测量预测输出 y 和正确输出 y_i 之间的损失。当损失函数满足 $y \neq y_i$ 时, $\Delta(y_i, y) > 0$, 而且 $\Delta(y_i, y)$ 的值越趋近于 0, 表明 y 和 y_i 越接近; 当 $y = y_i$ 时, $\Delta(y_i, y) = 0$, 本文中定义 $\Delta(y_i, y) = 1 - s_{p_i}^o(y_i, y)$, $s_{p_i}^o(y_i, y)$ 为重叠函数。对式(7)求解即确保当 $y \neq y_i$ 时, $F(x_i, y_i) > F(x_i, y)$ 。

从式(7)的不等式约束条件可得,如果训练样本有 n 个, y 的可能状态有 m 个,那么不等式约束条件就有 $n * (m - 1)$ 个,如果 y 是连续的,约束条件的个数就是无穷多个,因此必须采用有效的求解方法。利用切平面算法最优化结构支持向量机最早由康奈尔大学的 Thorsten Joachims 提出^[15]。

利用切平面算法最优结构支持向量机首先需要 对偶化,本文采用的是拉格朗日对偶,即对式(7)对偶化得

$$\max_{\alpha} \sum_{i, y \neq y_i} \alpha_{iy} \Delta(y_i, y) - \frac{1}{2} \sum_{i, y \neq y_i} \sum_{j, y \neq y_j} \alpha_{iy} \alpha_{jy} \langle \delta \Phi_i(y), \delta \Phi_j(\bar{y}) \rangle \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \forall y \neq Y \setminus y_i: \alpha_{iy} \geq 0; \forall i: n \sum_{y \neq y_i} \alpha_{iy} \leq C.$$

对偶之后, $\langle \delta \Phi_i(y), \delta \Phi_j(\bar{y}) \rangle$ 是关于 $\Phi(y)$ 的内积,因此可以用核函数来代替这个内积,即 $k(x, y, \bar{x}, \bar{y}) = \langle \Phi(x, y), \Phi(\bar{x}, \bar{y}) \rangle$, 本文采用文献[10]提出的联合核函数方法,定义 $k(x, y, \bar{x}, \bar{y}) = k(x^{p \cdot y}, \bar{x}^{\bar{p} \cdot \bar{y}})$ 。

切平面算法的核心是在一定精度条件下,寻找一个约束条件的子集,使满足这个约束子集的解也能在一定精度下满足所有的约束条件,约束子集元素的选取是一个迭代过程,对于每一个输入输出对 (x_i, y_i) , 通过迭代选择违反最严重的约束条件加入到约束子集中,直到约束子集不再改变为止,根据这个约束子集求解就可以方便地得到原始问题的解,详细证明参见文献[11,13]。用 ε 来代表这个精度,切平面算法的伪码如下所述。

算法 1 切平面算法求解结构支持向量机。

- 1) 输入 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), C, \varepsilon$;
- 2) 初始化 $S_i \leftarrow \emptyset, i = 1, \dots, n$;
- 3) for $i = 1, \dots, n$, do
 $H(y) \equiv \Delta(y_i, y) - \langle \delta \Phi_i(y), \omega \rangle$
 $\omega \equiv \sum_j \sum_{y' \in S_j} \alpha_j' \delta \Phi_j(y')$;
 4) 计算 $\hat{y} = \arg \max_{y \in Y} H(y)$;
 5) 计算 $\xi_i = \max\{0, \max_{y \in S_i} H(y)\}$;
 6) if $H(\hat{y}) > \xi_i + \varepsilon$ then
 $S_i \leftarrow S_i \cup \{\hat{y}\}$
 $S = \cup_i S_i$
 end if
 7) end for
 8) 直到 S_i 没有变化停止迭代。

在算法 1 过程中,对于一个训练样本 (x_i, y_i) , 与其对应的松弛变量为 ξ_i , 为其维持一个约束条件集合 S_i , 迭代选择约束条件加入到集合 S_i , S_i 初始化为空集,通过迭代运算,找到一个违反约束条件最严重的 \hat{y} (算法 1 步骤 4)), 如果它违反约束条件的间隔大于 $\xi_i + \varepsilon$, 把它加入到集合 S_i 中。对偶问题中 \hat{y} 的选择过程相当于连续地使用切平面切割可行域,最终得到原始问题的解,选择切平面的过程就相当于确定 ξ_i 的过程(算法 1 步骤 6))。结构支持向量机求解之后,对于新输入的样本,可以预测出输出,进而估计出目标当前位置,然后采样更新,如此循环往复直到视频帧结束。

3 仿真实验

在仿真实验中,首先要确定图像特征,本文采用的是 Haar-like 特征,文献[1-4]采用的都是 Haar-like 特征,为了与文献[2]的半监督在线 boosting 算法做比较,本文也采用 Haar-like 特征。本文选择 6 种不同形式的 Haar-like 特征和 2 个 4×4 的矩形框,一共有 192 个特征,借助于积分图的方法,Haar-like 特征的计算式更省时简便,同时采用高斯核函数, $k(x, \bar{x}) = \exp(-\sigma \|x -$

$\bar{x} \|^2$),其参数为 $\sigma = 0.2, C = 100, \varepsilon = 0.1, r = 60$ 。

仿真实验1 选取一段来自文献[14]提供的视频,此文献的视频库在跟踪算法评价领域有广泛的应用,实验1的仿真结果如图1和图2所示。



图1 半监督在线 boosting 算法

Fig.1 Semi-supervised online boosting algorithm



图2 基于结构支持向量机的目标检测跟踪同步算法

Fig.2 Target tracking by the detection algorithm based on structured SVM

在图1中,由于道路两旁树木的阴影,还有来往车辆的干扰,在第163帧的时候,矩形框逐渐偏离了目标区域,而到了第200帧的时候,完全跟踪不到目标。图2中,可以很明显的看到不管是来往车辆的影响,还是树木阴影的遮挡,跟踪矩形框始终很稳定。图1中跟踪失败是由于样本被阴影遮挡,导致样本标记错误,分类器不能识别出目标样本。图2中,引入了结构支持向量机,能够精确估计目标位置,克服了样本采样和标记带来的跟踪漂移。

仿真实验2 依然采取上面的参数设置,选取一段来源于互联网的军用直升机飞行视频,由于直升机在飞行过程中姿态经常调整,相当于目标发生形变,用来比较半监督在线 boosting 算法和本文算法,实验2的仿真结果如图3和图4所示。



图3 半监督在线 boosting 算法

Fig.3 Semi-supervised online boosting algorithm



图4 基于结构支持向量机的目标检测跟踪同步算法

Fig.4 Target tracking by the detection algorithm based on structured SVM

由图3可以看到,当直升机由侧面转到正面时,半监督在线 boosting 算法完全跟踪不到,这是目标样本差别太大所导致的跟踪失败。由图4看到,跟踪效果始终很明显,这是由于结构支持向量机能够更好地预测目标位置。

4 结束语

本文在结构支持向量机的基础上,提出一种基于结构支持向量机的目标检测跟踪同步算法,仿真实验结果表明,相比半监督在线 boosting 算法,跟踪效果有显著提高,但是由于结构支持向量机求解依然比较繁琐,导致跟踪效率比较低,所以如何高效求解支持向量机是进一步研究的重点,同时,由于日益增加的图像特征表示,也可以考虑选取不同的图像特征,这能否给跟踪结果带来改善,可以作为进一步研究的方向。

参考文献

- [1] GRABNER H, BISCHOF H. On-line boosting and vision [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 1:260-267.
- [2] GRABNER H, LEISTNER C, BISCHOF H. Semi-supervised on-line boosting for robust tracking[C]//Computer Vision-ECCV, Springer Berlin Heidelberg, 2008:234-247.
- [3] STALDER S, GRABNER H, VAN GOOL L. Beyond semi-supervised tracking: Tracking should be as simple as detection, but not simpler than recognition[C]//IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2009:1409-1416.
- [4] GRABNER H, GRABNER M, BISCHOF H. Real-time tracking via on-line boosting[C]//British Machine Vision Conference, 2006:1-10.
- [5] AVIDAN S. Support vector tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8):1064-1072.
- [6] BABENKO B, YANG M H, BELONGIE S. Visual tracking with online multiple instance learning[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009:983-990.
- [7] ZEISL B, LEISTNER C, SAFFARI A, et al. On-line semi-supervised multiple-instance boosting [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010:1879.
- [8] NOWOZIN S, LAMPERT C H. Structured learning and prediction in computer vision[M]. Boston:Now publishers Inc, 2011.

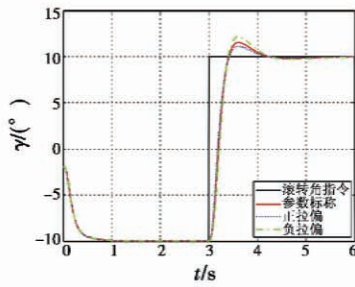


图4 飞行器滚转角响应曲线

Fig.4 Response curves of vehicle roll angle

从图2~4可以看出,它们均能够在有限时间实现对指令的跟踪。其中,攻角与滚转角的误差均可以保持在稳态误差小于20%,上升时间均在0.3s以内;飞行器侧滑角在姿态控制器的作用下可以从初始角度收敛稳定在 0.5° 之内。

数字仿真结果说明:1)本文提出的一种新的积分形式Terminal滑模实现了有限时间稳定;2)通过引入一阶滤波器,设计出的控制器有效克服了最终奇异问题;3)此控制器具有良好的鲁棒性。

4 结束语

针对高超声速飞行器的控制问题,本文提出了一种基于干扰观测器的高超声速飞行器Terminal滑模控制器,引入一阶滤波器,消除由Terminal滑模所导致的奇异问题,应用于干扰观测器实时观测外界未知干扰来进行补偿控制,保证飞行品质。将控制器应用于高超声速飞行器的控制中,仿真结果表明,无论是在标称还是拉偏情况下,飞行器的姿态角均可以实现稳定控制,控制器对于气动参数的摄动也具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] LANE S H, STENGEL R F. Flight control design using non-linear inverse dynamics[J]. Automatica, 1988, 24(4): 471-483.
- [2] VAN OORT E R, SONNEVELDT L, CHU Q P, et al. Full-envelope modular adaptive control of a fighter aircraft using orthogonal least squares[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2010, 33(5): 1461-1472.
- [3] SHARMA M, RICHARDS N D. Adaptive integrated guidance and control for missile interceptors [R]. AIAA-2004-4880, 2004.
- [4] 蒲明, 吴庆亮, 姜长生, 等. 新型快速Terminal滑模及其在近空间飞行器上的应用[J]. 航空学报, 2011, 32(7): 1283-1291.
PU M, WU Q X, JIANG C S, et al. New fast terminal sliding mode and its application to near space vehicles[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(7): 1283-1291.
- [5] ZONG Q, WANG J, TIAN B L, et al. Quasi-continuous high-order sliding mode controller and observer design for flexible hypersonic vehicle [J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 27: 127-137.
- [6] 张天翼, 周军, 郭建国. 基于干扰观测器的高速飞行器预测控制律设计[J]. 航空学报, 2014, 35(1): 215-222.
ZHANG T Y, ZHOU J, GUO J G. Design of predictive controller for hypersonic vehicles based on disturbance observer[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(1): 215-222.
- [7] KESHMINI S, COLGREN R, MIRMIRANI M. Six DOF nonlinear equations of motion for a generic hypersonic vehicle [R]. AIAA-2007-6626, Reston: AIAA, 2007.
- [8] ZHANG X H, LU M, TIAN M. Study of object tracking based on support vector machine [J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(12): 4210-4212.
- [9] BERTELLI L, YU T, VU D, et al. Kernelized structural SVM learning for supervised object segmentation [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011: 2153-2160.
- [10] HARE S, SAFFARI A, TORR P H S. Structured output tracking with kernels [C]// IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011: 263-270.
- [11] TSOCHANTARIDIS I, JOACHIMS T, HOFMANN T, et al. Large margin methods for structured and interdependent output variables [J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6: 1453-1484.
- [12] 张谢华, 路梅, 田敏. 基于支持向量机的目标跟踪研究 [J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(12): 4210-4212.
- [13] JOACHIMS T, FINLEY T, YU C N J. Cutting-plane training of structural SVMs [J]. Machine Learning, 2009, 77(1): 27-59.
- [14] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: A benchmark [C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013: 2411-2418.
- [15] BORDES A, BOTTOU L, GALLINARI P, et al. Solving multiclass support vector machines with LaRank [C]// Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning, ACM, 2007: 89-96.

(上接第52页)