

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1826-06
论文索引信息: 赵晓林,武晖,孙立国,张利. 基于活动基模型的非刚体目标跟踪算法研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1826-1831

基于活动基模型的非刚体目标跟踪算法研究

赵晓林,武晖,孙立国,张利

(清华大学电子工程系,北京 100084)

摘要:近年来,非刚体目标跟踪技术作为视频目标跟踪中的一个难点受到了广泛关注。为了精确跟踪非刚体目标,克服跟踪过程中目标形状变化和遮挡带来的困难,提出一种基于活动基模型的非刚体目标跟踪算法。首先采用共享草图算法从目标训练样本集中学习得到目标的活动基模型,然后把活动基模型嵌入粒子滤波观测模型中。在对金鱼与企鹅序列跟踪的实验结果表明,与现有算法相比,该算法在非刚体目标形状变化以及存在遮挡的情况下,具有更好的跟踪性能。

关键词: 目标跟踪; 活动基模型; 粒子滤波

Non-rigid object tracking based on active basis model

Zhao Xiaolin, Wu Hui, Sun Ligu, Zhang Li

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084 China)

Abstract: Recently, as a difficult problem in video object tracking non-rigid object tracking has received much more attention. To track non-rigid objects exactly and solve the problem caused by shape deformation, this paper proposes a non-rigid object tracking algorithm based on active basis model. Firstly, the object active basis model was learned from the training set using a shared sketch algorithm. Secondly, the learned active model is embedded in a particle filter. The experimental results show that our algorithm is more robust than other methods when non-rigid object has shape deformation and occlusion happens.

Keywords: non-rigid object tracking; active basis model; particle filter

0 引言

非刚体目标的精确跟踪仍然是计算机视觉领域一个具有挑战性的课题。以往的跟踪算法往往选择用矩形或椭圆包围区域作为跟踪结果^[1-3],在跟踪形状变化不大的目标时,取得了很好的效果。但对非刚体目标,在目标形状发生变化或者发生遮挡的情况下,大部分传统的目标跟踪算法会因为目标模板或其他特征模型的更新过程中,引入背景干扰,

导致跟踪失败。

科学研究发现人类神经系统采用一种类似层级模型的方式检测目标,并且神经系统可以把简单的、低层次的特征组合成更复杂、更高级的特征^[4]。Hubel 和 Daugman 等人^[5-6]通过对脑神经科学的研究,发现 Gabor 小波对图像的处理可以近似表示视觉初级皮层细胞的感知功能。另外,Olshausen 和 Field 等人提出的稀疏编码理论^[7]指出,Gabor 小波可作为重构图像的主要基元,即可以用 Gabor 变换系数重构图像的主要信息。在前人研究工作的基础

收稿日期:2010-11-23; 修回日期:2010-12-03

基金项目:国家自然科学基金项目(60972022)。

第一作者简介:赵晓林(1982—)男,清华大学电子工程系博士研究生,主要研究方向为视频目标跟踪。

E-mail: zhaoxiaolin00@mails.tsinghua.edu.cn。

上 2007 年 Wu 等人^[8] 提出一种采用共享草图算法 (shared sketch algorithm) 学习训练样本所共有的 Gabor 小波特征的方法。该方法不但具有生物视觉基础, 在应用中还有着很大的灵活性。由于该方法学习到的目标模型中的 Gabor 小波能够在一定范围内(位置和角度) 扰动, 以适应目标的局部变化, 所以该方法称为活动基模型(ABM)。活动基模型是一种优秀的目标表达模型, 它具有以下两个特点:

- 1) 只需要少量大致对齐、姿态一致的训练样本;
- 2) 组成活动基模型的 Gabor 小波可以针对不同的样本在一定范围内做自适应变化, 以更好的匹配目标局部边缘。这样一个目标表达模型, 非常适于对局部形状经常变化的目标进行跟踪。

本文提出一种基于局部边缘特征的非刚体目标跟踪算法。把由训练样本学习到的目标局部边缘特征模型(活动基模型) 嵌入粒子滤波框架下, 提高了非刚体目标跟踪算法的鲁棒性。

1 活动基模型

1.1 活动基模型的定义

根据稀疏编码理论^[7], 图像 I 可以表示为

$$I = \sum_{i=1}^N \alpha_i B_i + \gamma \quad (1)$$

式中, B_i 表示 Gabor 小波基, α_i 为对应的 Gabor 小波基系数, γ 为分解残差。

在 Wu 等人^[8] 提出的活动基模型中, 同一类样本图像用式(1) 表示时, 可以共享一组小波基集合 $B_i, i = 1, \dots, N, N$ 为共享小波基个数。在同一类样本图像中, 第 j 个样本可以用共享的 Gabor 小波基表示为

$$I_j = \sum_{i=1}^N \alpha_{j,i} B_{j,i} + \gamma_j \quad (2)$$

式中, $\alpha_{j,i}, \gamma_j$ 分别为对应的 Gabor 小波基重构系数和重构残差。

定义一组活动 Gabor 小波集合 $B_{j,i} \approx B_j$, 设 $B_{j,i} \approx B_i, i = 1, \dots, N, B_i = B_{x_j, y_j, \theta_j}, B_{j,i} = B_{x_{j,i}, y_{j,i}, \theta_{j,i}}$ 当且仅当存在满足如下条件的 $(d_{i,j}, \delta_{i,j})$, 才能有 $B_{j,i} \approx B_i$ 。

$$\begin{aligned} x_{j,i} &= x_i + d_{i,j} \sin \theta_i \\ y_{j,i} &= y_i + d_{i,j} \sin \theta_i \\ \theta_{j,i} &= \theta_i + \delta_{i,j} \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $d_{i,j} \in [-D_1, D_1], \delta_{i,j} \in [-D_2, D_2], B_i$ 可以沿着其法向方向移动位置, 并可以以其中心为原点旋

转。 D_1, D_2 分别为 B_i 位置移动范围的上界和角度旋转范围的上界(在本文提出的跟踪算法中, D_1, D_2 的大小直接影响到跟踪算法的计算复杂度)。

1.2 活动基模型学习算法

组成活动基模型的 Gabor 小波的位置和参数可以通过共享草图使算法学习得到活动基模型 $T = \{B_i, \chi_i\}, i = 1, \dots, N$, 其中 B_i 为第 i 个活动基(Gabor 小波基), χ_i 为 B_i 的对应参数。共享草图详细算法见文献[8] 其核心思想是: 选取 Gabor 小波集中在位置和方向上所“共享”的 Gabor 小波。图 1 为 30 张金鱼训练样本学习得到的由 50 个 Gabor 小波组成的活动基模板。



图 1 学习到的金鱼活动基模板

Fig. 1 The learned fish active basis model

对样本图像 I_i , 活动基模型 T 与样本匹配的情况可以用下面两式计算^[8]

$$p(I_i | T) = \log \frac{p(I_i | T)}{q(I_i)} \quad (4)$$

$$\log \frac{p(I_i | T)}{q(I_i)} = \sum_{j=1}^N [\chi_j h(|\langle I_i, B_{j,i} \rangle|^2) - \log \varphi(\chi_j)] \quad (5)$$

式中, $T = \{B_i, \chi_i\}, i, j = 1, \dots, N, N$ 为目标活动基模型 T 中的 Gabor 小波基个数, T 由大致对齐、姿态基本一致的一组训练样本得到, $h(\cdot)$ 为 Sigmoid 变换。

2 粒子滤波

粒子滤波是一种基于贝叶斯序贯分析的有效跟踪方法^[9]。定义 t 时刻目标状态为隐变量 x_t , 其相应观测量为 z_t 。从初始时刻到 t 时刻, 所有的观测记为 $Z_{0:t} = (z_0, \dots, z_t)$, 目标分布 $p(x_t | z_{0:t})$ 可由下面两步递归推导得到。

1) 预测

$$\begin{aligned} p(x_t | Z_{0:t-1}) &= \int p(x_t | x_{t-1}) \times \\ & p(x_{t-1} | Z_{0:t-1}) dx_{t-1} \end{aligned} \quad (6)$$

2) 更新

$$p(x_t | z_t) \propto \int p(z_t | x_t) p(x_{t-1} | Z_{0:t-1}) dx_{t-1} \quad (7)$$

式中, $p(x_t | x_{t-1})$ 为状态转换模型, 观测模型为 $p(z_t | x_t)$ 。如图 2 所示。

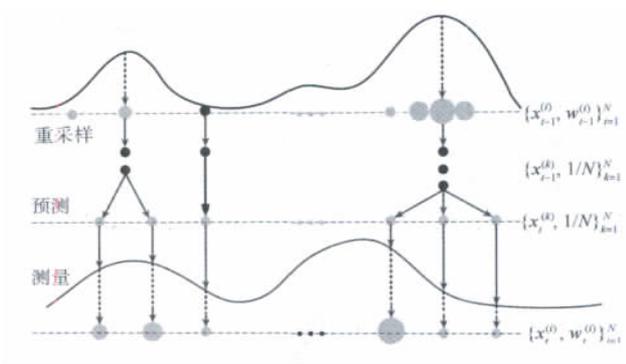


图 2 粒子滤波示意图
Fig. 2 Particle filter

3 基于活动基模型的非刚体目标跟踪

为了精确跟踪目标, 本文把活动基模型作为粒子滤波器的观测模型。在跟踪过程中, 对任意一个候选区域 x 其观测似然由式 (8) 计算

$$p(z | x) \propto \frac{1}{1 + \log \frac{p(x | T)}{q(x)}} \quad (8)$$

式中, $T = \{B_i \chi_i\} \quad i, j = 1, \dots, N$, N 为目标活动基模型 T 中 Gabor 小波基个数。

算法的主要过程如下:

1) 初始化

初始化粒子集合 $\{x_0^{(k)}, \pi_0^{(k)}\} \quad k = 1, 2, \dots, M$, 其中粒子个数为 M ;

根据文献 [8], 从手工标注的训练样本集合中学习得到目标的活动基模板 T 。

2) 跟踪

在 t 时刻输入 I_t , $\{x_{t-1}^k, \pi_{t-1}^k\}_{k=1}^M$ 粒子更新如下:

(1) 重采样, 从 $\{x_{t-1}^k, \pi_{t-1}^k\}_{k=1}^M$ 生成 $\left\{x_{t-1}^k, \frac{1}{M}\right\}_{k=1}^M$

计算累积分布 $\{F_{t-1}^i\} : F_{t-1}^1 = \pi_{t-1}^1, F_{t-1}^i = \pi_{t-1}^i + F_{t-1}^{i-1}, F_{t-1}^M = F_{t-1}^M / F_{t-1}^M$ 。

For $k = 1, \dots, M$

产生一个 $[0, 1]$ 之间的随机变量 y , 并找到满足 $F_{t-1}^i > a$ 的最小整数 i ;

得到新的粒子集合 $\left\{x_{t-1}^k, \frac{1}{M}\right\}_{k=1}^M$ 。

End For

(2) For $k = 1, \dots, M$

根据动力学模型重采样: $x_t^k \sim p(x_t | x_{t-1}^k)$;

根据 $p(z_t | x_t^k) \propto \frac{1}{1 + \log \frac{p(x_t^k | T)}{q(x_t^k)}}$ 计算 x_t^k 的观

测量 $p(z_t | x_t^k)$ 并令粒子权重 $\pi_t^k = p(z_t | x_t^k)$ 。

End For

(3) 重新归一化粒子权重, 得到 $\{x_t^k, \pi_t^k\}_{k=1}^M$ 。

(4) 估计 \hat{x}_t : 最大后验概率估计: $\hat{x}_t \approx \arg \max_{x_t^k} \pi_t^k$ 。

(5) 输出 t 时刻跟踪结果 \hat{x}_t 。

4 实验结果与讨论

为了证明本文算法的有效性, 本文算法在我们拍摄的金鱼序列与从电影《March of the Penguins》中截取的企鹅序列上分别与其他 3 个经典的跟踪算法做了对比。用做对比实验的算法分别为基于颜色直方图特征的标准粒子滤波跟踪算法^[10] (简称 HPF, 根据文献 [10] 实现)、核跟踪算法 (简称 KT, 根据文献 [1] 实现)、集成式跟踪算法^[3] (简称 ET, 实验程序由作者提供)。

4.1 金鱼序列跟踪

金鱼是一个典型的非刚体目标, 在运动中形状常常变化, 并且运动比较剧烈如图 3。实验数据是一个我们拍摄的金鱼游动的视频, 视频中一条金鱼在有水草和石块的池子中运动。在运动过程中, 金鱼形状和运动方向都发生了变化。该实验视频一共有 100 帧分辨率为 538×477 像素的图像。

图 4—6 给出了在我们拍摄的金鱼序列上的几种跟踪算法的跟踪结果。金鱼在运动过程中, 被水草短时局部遮挡, 给跟踪带来了很大的难度。由于采用直方图特征的标准粒子滤波跟踪算法、核跟踪算法、集成式跟踪算法均采用矩形框表达目标, 在更新目标的颜色特征时, 目标模型会发生漂移, 导致目标被水草遮挡后 3 种经典跟踪算法均以失败告终。然而本文提出的跟踪算法利用到了目标的轮廓信息 (组合了局部边缘特征), 跟踪效果良好。采用本文算法跟踪金鱼, 用 900 个粒子很好的跟踪到了目标。从实验中可以看出, 本文算法能够适应跟踪过程中目标形状的变化, 及部分遮挡和短暂的完全遮挡。

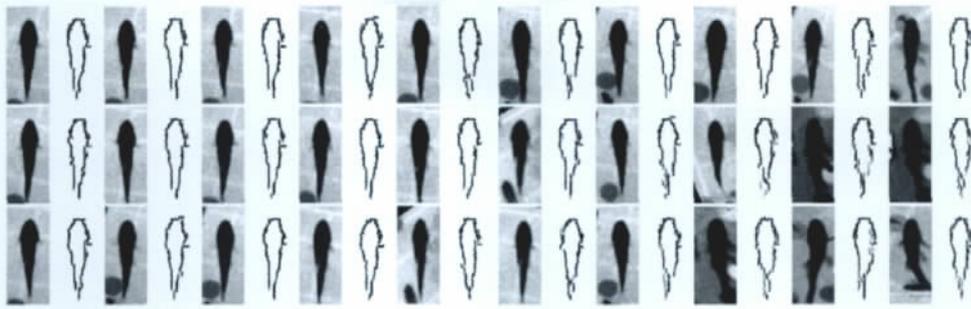


图 3 30 张尺寸为 144×64 (高 \times 宽) 鱼的样本及其学习得到的对应活动基模型

Fig. 3 The 30 training images are 144×64 (height \times width) and the right part of the training image is the corresponding learned active basis models

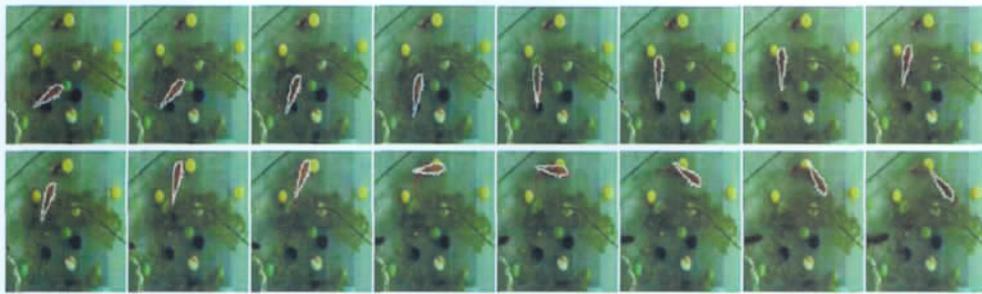


图 4 本文算法在金鱼序列上第 1, 5, 10, 15, 58, 64, 67, 75, 25, 33, 41, 46, 80, 85, 92, 95 帧跟踪结果

Fig. 4 The fish tracking results using our method

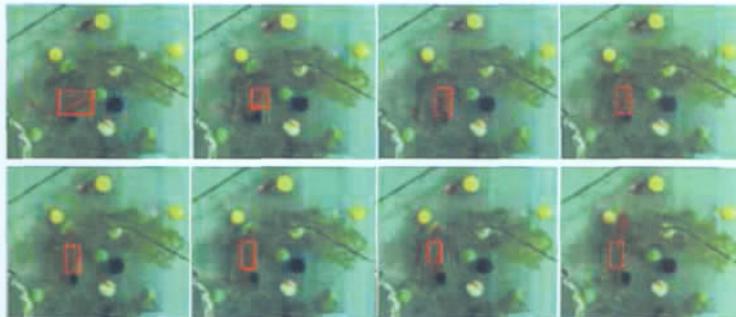


图 5 基于颜色直方图特征的粒子滤波跟踪器在第 1, 10, 15, 20, 25, 27, 30, 38 帧跟踪结果^[10]

Fig. 5 The fish tracking results using HPF^[10] algorithm

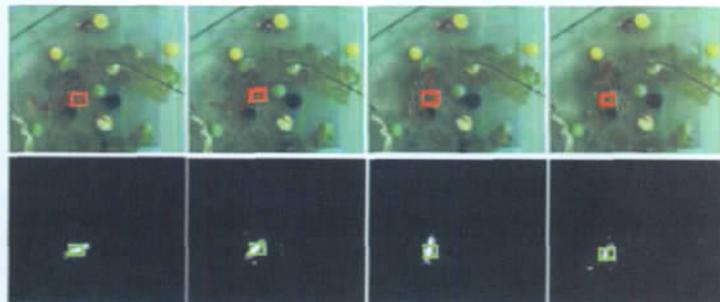


图 6 集成式跟踪算法^[3]在鱼序列上第 1, 5, 10, 32 帧跟踪结果

Fig. 6 The fish tracking results using ET^[3]

4.2 企鹅序列跟踪

第 2 组实验是一段企鹅视频,该段视频分辨率为 505×436 像素,在该视频中,3 只企鹅在白色冰原上运动,待跟踪目标位为第 1 帧图像中最左面的那只企鹅。企鹅之间非常相似,如果跟踪精度不高,

很容易导致跟踪结果漂移到背景中与目标相似的区域(在本实验中,视频中除目标外的另外两只企鹅为背景中与目标相似区域)。企鹅运动不剧烈,故采用 300 个粒子。

图 7—9 给出了在企鹅序列上的跟踪结果。

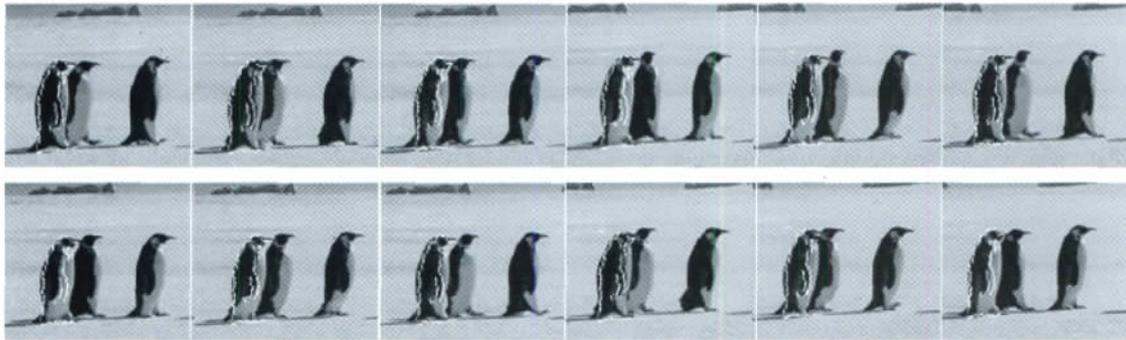


图 7 本文算法在企鹅序列上第 1,5,10,15,20,25,30,35 帧跟踪结果
Fig. 7 The penguin tracking results using our algorithm

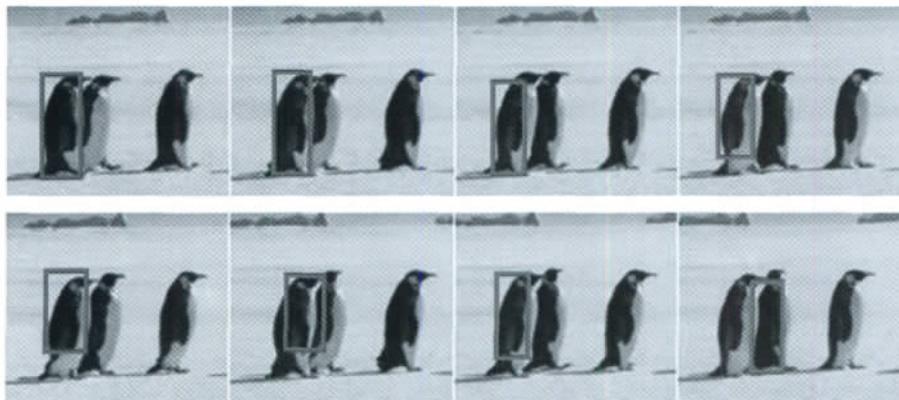


图 8 采用颜色直方图特征的标准粒子滤波跟踪算法^[10]在企鹅序列上第 1,5,10,15,20,25,35,40 帧跟踪结果
Fig. 8 The penguin tracking results using HPP^[10]

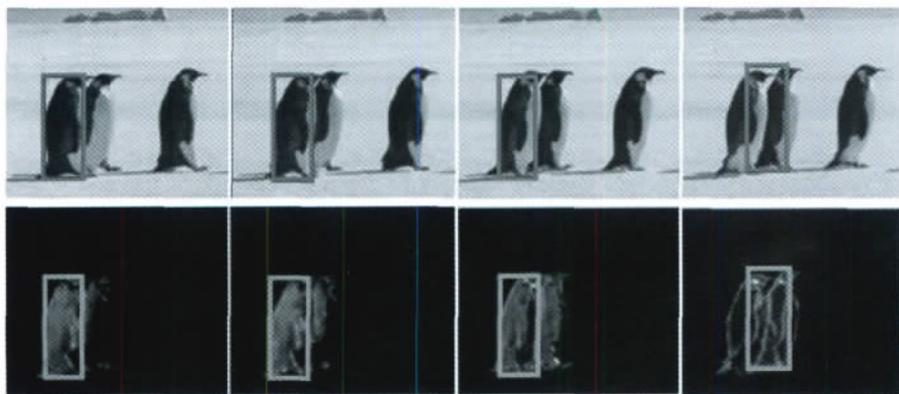


图 9 集成式跟踪算法^[3]在企鹅序列上第 1,5,10,20 帧跟踪结果
Fig. 9 The penguin tracking results using ET^[3]

为了验证本文算法的有效性,把本文算法与其他 3 种经典的跟踪算法在金鱼序列与企鹅序列上做了主观评价比较(见表 1)。主观评价是由人判断跟踪成败,有以下 3 个原则^[11]:

1) 若在整个跟踪过程中,算法能有效地跟踪目标,则认为跟踪成功;

2) 若跟踪中,偶尔有几帧误差较大,但随后迅速重新跟踪到目标,也认为跟踪成功;

3) 若跟踪结果在较长时间跟踪目标某一小块局部区域或非目标区域,认为跟踪失败。

从表 1 可以看到,本文算法较其他 3 种经典跟踪算法的正确率有显著提高。

表 1 鱼与企鹅序列本文算法与其他算法跟踪结果比较

Tab.1 Tracking results in fish and penguin sequences

算法	跟踪正确率%
KT ^[1]	30.2
ET ^[2]	44.8
HPF ^[10]	48.2
本文算法	81

5 结 论

针对非刚体目标的精确跟踪问题,本文提出一种嵌入粒子滤波框架的活动基模型跟踪方法。该方法利用了目标的局部边缘信息,通过采用活动基模型实现了对目标的精确跟踪,增强了系统的鲁棒性。精确的目标跟踪结果能很好地抵抗背景相似区域的干扰,所以跟踪过程中可以处理更复杂的情况。本文把活动基模型嵌入粒子滤波框架下,可抵抗目标部分遮挡与短暂的完全遮挡,实验结果证明了本文算法对于非刚体目标精确跟踪的有效性。

参考文献(References)

- [1] Comaniciu D , Ramesh V , Meer P. Kernel based object tracking [J]. IEEE Trans. on PAMI , 2003 , 25(5) : 564-577.
- [2] Collins R , Liu Y , Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features [J]. IEEE Trans. on PAMI , 2005 , 27(10) : 1631-1643.
- [3] Avidan S. Ensemble tracking[J]. IEEE Trans. on PAMI , 2007 , 29(2) : 261-271.
- [4] Serre T , Wolf L , Poggio T. Object recognition with features inspired by visual cortex [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , San Diego , USA: IEEE , 2005 , 2: 994-1000.
- [5] Hubel D H , Wiesel T N. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex [J]. Phys-London , 1968 , 195(1) : 215-220.
- [6] Daugman J G. An information-theoretic view of analog representation in striate cortex [J]. Computational Neuroscience , 1990 , 2: 403-423.
- [7] Olshausen B A , Field D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images [J]. Nature , 1996 , 381(2) : 607-609.
- [8] Wu Y , Zhang Z S , Chang C , et al. Active basis and shared sketched algorithm [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision , Minnesota , USA: IEEE , 2007 , 2: 556-604.
- [9] Isard M ,Blake A Condensation: conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal on Computer Vision , 1998 , 29(1) : 5-28.
- [10] Arulampalam M S ,Maskell S ,Gordon N ,et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing , 2002 , 50(2) : 174-188.
- [11] Jiang Fan. Human Tracking via Combining Observation Models [D]. Beijing: Tsinghua University , 2009. [江帆. 视频序列中基于模型融合的行人跟踪算法研究[D]. 北京: 清华大学 , 2009.]