

## 基于自适应分块表观模型的视觉目标跟踪

鲍 华, 赵宇宙, 张陈斌, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

**摘 要:** 针对表观发生剧烈变化时的目标跟踪问题, 提出一种新的基于自适应分块表观模型的视觉目标跟踪算法. 将目标表观描述为一组具有内在空间上几何结构关系约束的局部图像块, 在跟踪过程中通过自动添加和删除局部图像块适应目标表观变化, 同时利用全局颜色属性值确定新的图像块的位置, 克服了传统分块算法不能及时更新表观模型的局限性. 实验结果表明, 所提出算法对表观变化具有较高的自适应性, 在表观发生剧烈变化时可实现准确的目标跟踪.

**关键词:** 视觉跟踪; 局部图像块; 表观变化

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Visual tracking based on adaptive patches appearance model

BAO Hua, ZHAO Yu-zhou, ZHANG Chen-bin, CHEN Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China. Correspondent: CHEN Zong-hai, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn)

**Abstract:** For the tracking problem when the target undergoes rapid and significant appearance changes, a novel tracking algorithm is presented. The object's appearance is represented by a set of local patches with inherent spatial geometric constraints relationship. It probabilistically adapts to the object's appearance changes by removing and adding the local patches. The locations of new patches are determined by the global color property, which can improve the limitations of the traditional patch-based algorithms that the appearance model can't be updated in time during tracking. Experimental results show that the proposed algorithm performs in many cases with high adaptivity to appearance changes, which has high accuracy to objects with drastically changes.

**Keywords:** visual tracking; local patches; appearance changes

### 0 引 言

目标跟踪是计算机视觉领域非常重要的研究课题, 在视觉监控、医学图像和人机交互等方面均有广泛的应用<sup>[1]</sup>. 通常, 视觉目标及其周边环境比较复杂, 给目标跟踪带来诸多不确定因素. 如何在复杂情况下特别是目标发生剧烈表观变化时实现鲁棒的跟踪, 是视觉目标跟踪面临的挑战性难题. 在众多方法中, 基于表观模型的方法呈现了良好的跟踪效果<sup>[2]</sup>. Comanicu等<sup>[3]</sup>利用加权的颜色直方图表征对象, 可以较好地处理局部遮挡和背景混乱等带来的影响. Fieguth等<sup>[4]</sup>采用模板方法, 对姿态变化较小的目标跟踪效果较好. 这些方法采用全局表观模型, 表征方式简单、计算效率高, 但不能适应较大表观变化. 为此, 人们从不同角度提出很多改进方法, 并取得了显

著的效果. Collins等<sup>[5]</sup>通过自适应地选择颜色特征, 能够在背景中有效检测出目标. Ross等<sup>[6]</sup>利用增量学习的方式, 能更好适应姿态、尺度和光照的变化. Han等<sup>[7]</sup>利用估计颜色密度方法, 对姿态、尺度和视点的变化表现出较高的鲁棒性. 文献[8]利用协方差描述子融合多种特征表征目标, 增强了目标特征模型的可靠性. 文献[9]将特征学习和特征记忆机制融入表观模型, 提升了跟踪匹配的准确性.

为解决表观变化较大的目标跟踪问题, 研究人员提出了局部分块的表征方式. Adam等<sup>[10]</sup>将目标模板均匀划分为网格化的子块, 以适应部分遮挡的目标跟踪. Kwon等<sup>[11]</sup>将目标划分为多个子块, 通过添加、删除和移动图像块方式, 能较好地适应背景单一的目标表观的剧烈变化. Cehovin等<sup>[12]</sup>利用双层模型

收稿日期: 2015-01-09; 修回日期: 2015-04-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61375079).

作者简介: 鲍华(1978-), 男, 博士生, 从事计算机视觉与模式识别的研究; 陈宗海(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的建模仿真与控制、机器人与智能系统、汽车新能源技术等研究.

表征目标,可以有效应对表现发生剧烈变化的影响.文献[13-14]通过模拟人视觉的智能特性选择注意视觉显著的目标特征和子区域,以提高跟踪的鲁棒性.Zhong等<sup>[15]</sup>利用稀疏编码表征局部图像块组成的目标模板,对发生部分遮挡目标有较好的跟踪效果.

传统分块模型结构固定,难以表征较大形变的目标,且难以在复杂背景下适应较快的表现变化.针对该问题,本文采用更为灵活有效的自适应分块模型,将目标表征为一组具有内在空间上几何结构关系约束的局部图像块.当目标变化时,通过在线添加、删除局部分块方式适应目标形状和表现的变化.提出了一种自适应分块模型,通过自适应添加和删除分块维持模型的有效性,对目标形变和表现变化具有更好的适应性.同时,将所提出的自适应分块模型在贝叶斯概率估计框架下实现,使跟踪能够应对目标的非线性复杂运动.

## 1 基于分块模型的贝叶斯目标跟踪方法

### 1.1 贝叶斯目标跟踪方法

本文将目标表征为多个局部图像块的集<sup>[16]</sup>,模型包括 $m$ 个块节点,  $V_t = (v_t^1, \dots, v_t^i, \dots, v_t^m)$ , 目标的位置由各个块组成的空间结构确定,具体模型如图1所示.图1中:  $X_t^i$ 为节点  $v_t^i$ 的中心,  $X_t^c$ 为目标中心,各块的位置由  $X_t^c$ 与  $X_t^i$ 之间的距离  $R_t^i$ 确定,并以目标中心为参考节点构成星形结构.

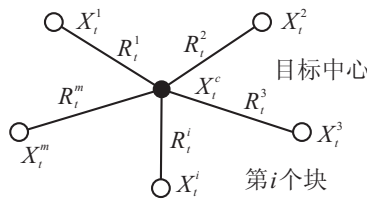


图1 基于分块的视觉表现模型<sup>[16]</sup>

跟踪问题可视为贝叶斯滤波问题,通过后验概率  $p(X_t|Y_{1:t})$  估计目标的状态.给定  $t$ 时刻目标状态  $X_t = (X_t^1, \dots, X_t^i, \dots, X_t^m)$  和  $t$ 时刻的观测  $Y_{1:t}$ ,有

$$p(X_t|Y_{1:t}) \approx p(Y_t|X_t) \int p(X_t|X_{t-1})p(X_{t-1}|Y_{1:t-1})dX_{t-1}. \quad (1)$$

其中:  $p(Y_t|X_t)$ 为观测模型,用于计算观测和给定模型之间的相似度;  $p(X_t|X_{t-1})$ 为转移模型,用于预测当前时刻状态  $X_t$ ;  $p(X_t|Y_{1:t})$ 为后验概率.  $t$ 时刻的状态估计  $\hat{X}_t$ 可通过最大后验概率(MAP)得到

$$\hat{X}_t = \arg \max_{X_t^{(l)}} p(X_t^{(l)}|Y_{1:t}), \quad l = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

其中:  $\hat{X}_t = (\hat{X}_t^1, \dots, \hat{X}_t^i, \dots, \hat{X}_t^m)$ 为最佳样本估计;  $X_t^{(l)} = (X_t^{1(l)}, \dots, X_t^{i(l)}, \dots, X_t^{m(l)})$ 为第  $l$ 个状态样本;  $N$ 为样本个数.

### 1.2 模型的建议函数

跟踪过程中,随着样本和局部图像块的增多,贝叶斯积分公式的计算量会越来越大,也不易实现.为此,本文采用 Metroplis-Hasting(MH)<sup>[17]</sup>采样方法,主要包括建议步骤和接受步骤.

建议步骤:基于高斯分布从前一状态建议当前的状态,建议函数定义为<sup>[17,11]</sup>

$$Q(X_t^{(l+1)}; X_t^{(l)}) = N(X_t^{(l+1)}; X_t^{(l)}, \sigma). \quad (3)$$

其中:  $X_t^{(l)}$ 为  $t$ 时刻第  $l$ 个样本的状态,  $X_t^{(l+1)}$ 为新的状态,  $N$ 为高斯分布,  $\sigma$ 为方差.

接受步骤:确定新的状态是否被接受,定义为前一状态和当前状态的似然比<sup>[17,11]</sup>,有

$$\alpha = \min \left[ 1, \frac{p(Y_t|X_t^{(l+1)})Q(X_t^{(l)}; X_t^{(l+1)})}{p(Y_t|X_t^{(l)})Q(X_t^{(l+1)}; X_t^{(l)})} \right]. \quad (4)$$

其中:  $p(Y_t|X_t^{(l)})$ 为  $Y_t$ 的似然概率,  $Q(X_t^{(l+1)}; X_t^{(l)})$ 为建议密度函数.

### 1.3 状态转移和状态采样

转移阶段通过高斯扰动产生每一时刻的第1个样本<sup>[17,11]</sup>,有

$$Q_1(X_t^{c(l+1)}; \hat{X}_{t-1}^c) = N(X_t^{c(l+1)}; \hat{X}_{t-1}^c, \sigma), \quad (5)$$

其中  $\hat{X}_{t-1}^c$ 为前一帧图像的MAP估计.采样阶段在每一时刻第1个样本的基础上采样,产生方法如下<sup>[17,11]</sup>:

$$Q_2(X_t^{c(l+1)}; X_t^{c(l)}) = N(X_t^{c(l+1)}; X_t^{c(l)}, \sigma), \quad (6)$$

其中  $X_t^{c(l)}$ 为  $t$ 时刻第  $l$ 个样本目标中心的位置.经采样后,新样本的第  $i$ 个分块中心位置被确定为<sup>[16,11]</sup>

$$X_t^{i(l+1)} = X_t^{c(l+1)} + R_t^i, \quad i = 1, 2, \dots, m,$$

其中  $R_t = (R_t^1, \dots, R_t^i, \dots, R_t^m)$ 为目标中心  $X_t^c$ 与分块中心  $X_t^i$ 之间的距离.

## 2 自适应分块模型

### 2.1 模型定义

$t$ 时刻对象目标的局部表现模型表征为局部图像块的集,有

$$X_t = (X_t^1, \dots, X_t^i, \dots, X_t^m). \quad (7)$$

其中:  $X_t^i = (x_t^i, y_t^i)$ 为第  $i$ 个分块的中心位置坐标,  $m$ 为分块个数.  $t$ 时刻目标中心的位置  $X_t^c$ 定义为局部块的带权均值,有

$$X_t^c = \frac{1}{W_t} \sum_{i=1}^{N_t} \omega_t^i X_t^i.$$

其中:  $\omega_t^i$ 为第  $i$ 个分块的权值,  $W_t = \sum_{i=1}^{N_t} \omega_t^i X_t^i$ 为归一化系数.跟踪过程中,分块之间以目标中心为参考节点采用星型结构,各个分块位置通过关系  $R_t^i$ 确定.

## 2.2 模型的相似性度量

假设观测与模型的相似性由局部块的颜色相似性和空间位置的相似性确定, 对于第  $l$  个样本  $X_t^{(l)}$  的观测  $Y_t$ , 其与目标模型的相似概率定义<sup>[11]</sup>为

$$p(Y_t|f(X_t^{(l)})) \propto e^{-\lambda_s D_s} \prod_{i=1}^m [e^{-\lambda_p D_p} \cdot e^{-\lambda_g D_g}]. \quad (8)$$

其中:  $D_p = F_1(I[f(X_t^{i(l)})], M_t^i)$  反映分块  $i$  的第  $l$  个样本与模型  $M_t^i$  之间颜色属性的偏离程度,  $F_1(\cdot)$  计算分块与模型之间平方差最小值,  $f(X_t^{i(l)})$  为通过 Lucas-Kanade 配准技术<sup>[18]</sup>获取的与分块  $i$  相匹配的局部区域,  $I[f(X_t^{i(l)})]$  为对应的局部图像;  $D_g = \|\tilde{R}_t^i - R_t^i\|$  反映第  $i$  个分块的中心位置偏离度,  $\tilde{R}_t^i$ 、 $R_t^i$  分别为第  $i$  个局部区域和第  $i$  个分块相对于目标中心的距离;  $D_s = F_2(I[S(X_t^{(l)})], M_t)$  为基于 Grubcut 粗分割后的图像  $I[S(X_t^{(l)})]$  与全局模型  $M_t$  之间的 HSV 颜色直方图相似度;  $\lambda_s$ 、 $\lambda_p$  和  $\lambda_g$  为权重系数.

## 2.3 局部图像块的添加及删除

局部图像块的添加和删除依据权值设定, 权值低于设定阈值  $T_r$  的块被认为是不稳定块并予以删除; 高于阈值的块被认为是稳定块并予以保留. 本文借鉴文献 [12] 应用全局颜色模型在不为 0 的概率分布离散值中按值从大到小依次序提取新的图像块位置, 初始权值被赋予阈值的 2 倍 ( $\omega_t^i = 2T_r$ ).

全局颜色模型采用 HSV 颜色直方图表示, 目标和背景直方图分别用  $h_t^o$  和  $h_t^b$  表示, 背景是包含对象目标的一个环形区域. 像素  $x$  属于目标和背景的概率分别为

$$p(x|o) = h_t^o(I(x)), \quad p(x|b) = h_t^b(I(x)),$$

其中  $I(x)$  表示图像  $I$  中位置  $x$  的像素值. 设目标的先验信息为  $\text{prior}_{\text{obj}}$ , 值为目标像素个数和图像像素个数的比值. 由贝叶斯概率公式知位置  $x$  属于目标的似然函数为<sup>[12]</sup>

$$p(o|x) = \frac{p(x|o)\text{prior}_{\text{obj}}}{p(x|o)\text{prior}_{\text{obj}} + p(x|b)(1 - \text{prior}_{\text{obj}})}. \quad (9)$$

通过计算  $p(o|x)$ , 可以获得像素  $x$  的属于目标的相似度值.

## 2.4 模型更新

模型更新采用简单的一级自回归策略. 第  $i$  个分块的模板图像  $M_t^i$  的更新公式<sup>[11]</sup>为

$$M_{t+1}^i = (1 - \alpha)M_t^{i(\text{ref})} + \alpha M_t^{i(\text{dyn})}. \quad (10)$$

其中:  $M_t^{i(\text{ref})}$  为第  $i$  个分块的参考模板图像, 在初始化时建立并保持不变;  $M_t^{i(\text{dyn})}$  为从区域  $f(\hat{X}_t^i)$  获取的动态模板图像. 第  $i$  个分块  $R_t^i$  更新公式定义<sup>[11]</sup>为

$$R_{t+1}^i = (1 - \alpha)R_t^i + \alpha(f(\hat{X}_t^i) - \hat{X}_t^i), \quad (11)$$

其中  $\hat{X}_t^i$ 、 $\hat{X}_t^c$  分别为  $X_t^i$ 、 $X_t^c$  的 MAP 估计. 全局颜色模型的更新公式定义<sup>[12]</sup>为

$$\begin{aligned} h_{t+1}^o &= \alpha_o h_t^o + (1 - \alpha_o) \hat{h}_t^o, \\ h_{t+1}^b &= \alpha_b h_t^b + (1 - \alpha_b) \hat{h}_t^b. \end{aligned} \quad (12)$$

其中:  $\alpha_o$  和  $\alpha_b$  分别为目标和背景模型的自适应率,  $\hat{h}_t^o$  为表观拟合对象后从提取的目标颜色直方图,  $\hat{h}_t^b$  为提取的背景颜色直方图.

## 3 基于自适应分块的目标跟踪

### 3.1 跟踪算法

Step 1: 初始化.

Step 2: 转移阶段. 基于  $Q_1$  预测当前时刻  $t$  第 1 个样本  $X_t^{(1)}$ .

Step 3: 采样阶段. 从  $l = 1 \sim l = N$  基于  $Q_2$  建议  $X_t^{(l+1)}$ ; 对于每个  $X_t^{(l+1)}$ , 基于  $X_t^{(l)}$  确定各样本内部分块的中心位置  $X_t^{i(l+1)}$ ; 基于式 (8) 计算似然函数; 由式 (4) 以概率  $\alpha$  接受  $X_t^{(l+1)}$ .

Step 4: 估计 MAP( $\hat{X}_t$ ).

Step 5: 由第 2.3 节描述的方法更新局部分块.

Step 6: 由第 2.4 节描述的方法更新表观模型.

Step 7: 判断是否为最后一帧, 若是则结束, 否则返回 Step 2.

### 3.2 目标跟踪过程

目标跟踪流程如图 2 所示. 首先, 依据上一时刻跟踪结果预测当前时刻的目标位置; 然后, 依据建议分布采样, 估计目标位置, 通过在线更新局部分块适应表观变化. 初始目标框从第 1 帧图像中人工选定, 在目标框内随机确定互相不重叠的局部分块.

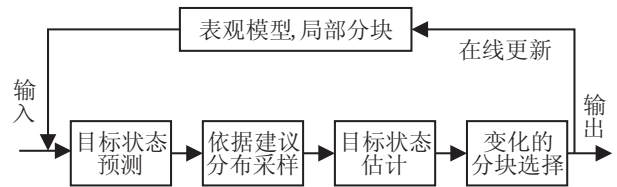


图 2 目标跟踪流程

图 3 为 Diving 图像序列局部图像块的在线更新过程: (1) 为目标初始化; (2) 为第 43 帧图像的状态估计; (3) 依据权值选择被删除的块; (4) 依据全局概率模型确定新的块; (5) 预测下一帧 (第 44 帧) 的第 1 个样本, 并开始新一轮跟踪.



图 3 Diving 序列在线更新实例

### 4 仿真实验和结果分析

为验证本文算法的跟踪效果和性能, 选取4个具有针对性的视频序列进行测试, 重点考察算法对表观发生剧烈变化的目标跟踪结果, 并将其与PF<sup>[1]</sup>、FT<sup>[10]</sup>、BHMC<sup>[11]</sup>、LGT<sup>[12]</sup>和SCM<sup>[15]</sup>进行对比实验.

#### 4.1 实验设置

算法利用C++实现, 运行于Intel Core 2 Duo 6600机器上. 为使 $D_p$ 、 $D_g$ 和 $D_s$ 比重均衡, 式(8)中 $\lambda_p$ 、 $\lambda_g$ 和 $\lambda_s$ 分别设为30、5和1. 为均衡考虑动、静态模板的作用, 式(10)和(11)的 $\alpha$ 设为0.5. 为避免更新过快, 阈值 $T_r$ 设为0.1. 跟踪中相邻帧之间的目标状态变化不大, 式(14)  $\alpha_o$  设为0.95, 背景变化比较剧烈,  $\alpha_b$  设为0.5. HSV的bin值依据经验设为 $16 \times 16 \times 16$ .

#### 4.2 结果分析

实验结果如图4所示, 实验中各比较算法采用原有的参数设置或提供的跟结果数据.

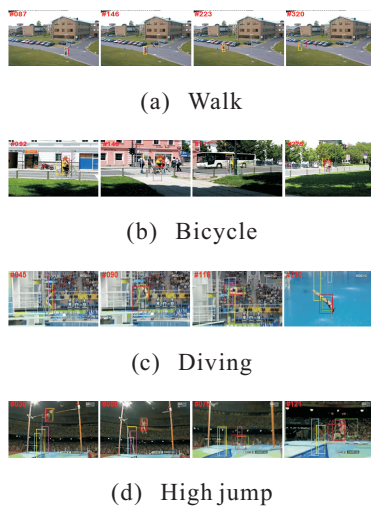


图4 各跟踪算法的跟踪结果

**实验1** 对尺度、背景发生变化的目标跟踪.

Walk<sup>[2]</sup>图像序列包含刚体目标尺度上的逐步变化和背景的持续变化, 各算法均能够实现实时跟踪. 其中: SCM采用全局/分块模型相协同方法, 效果最好; LGT的局部块之间采用松散的连接方式, 易受背景干扰, 在目标较小时, 出现了将背景作为目标的现象(第223、320帧); BHMC随着跟踪的持续, 出现将背景当作目标的现象(第320帧); 本文算法通过粗分割减少了背景干扰, 实现了稳定的跟踪.

**实验2** 对发生局部遮挡的目标跟踪.

Bicycle<sup>[12]</sup>图像序列包含目标的快速移动、局部遮挡和尺度变化, PF、BHMC和本文算法均实现了有效跟踪. 其中: PF易受背景扰动而偏离目标(第140帧); FT因采用静态表观模型, 在目标尺度变化较大时会发生跟踪失败(第92帧); BHMC在发生遮挡时会出现短暂目标丢失现象(第171帧); SCM和LGT

在目标发生遮挡时因提取不到足够信息发生跟踪失败(第171帧).

**实验3** 对表观发生剧烈变化的目标跟踪.

Diving、High jump<sup>[11]</sup>图像序列包含了非刚体目标表观的剧烈变化, BHMC、LGT和本文算法均能够稳定地跟踪目标. 其中: 本文算法因综合考虑了局部光度、几何结构信息和全局颜色信息, 跟踪效果更好; PF、FT和SCM不能适应目标的剧烈形变, 在表观发生剧烈变化时发生偏离或丢失目标(Diving第210帧, High jump第36帧), 致使跟踪失败.

图5为各算法的中心位置误差. 由图5可见, 本文算法的误差曲线最为平稳, 误差范围相对较小, 体现了算法的稳定性. 表1是各算法的平均中心位置误差, 表2是各算法的平均重叠率. 由表1和表2可见, 本文算法对表观发生剧烈变化的Diving、High jump序列和局部遮挡的Bicycle序列跟踪性能为最优, Walk序列跟踪性能为次优.

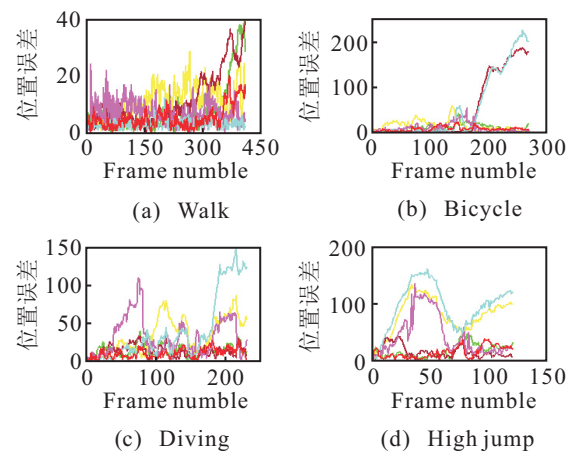


图5 各跟踪算法的中心位置误差

表1 平均中心位置误差 像素

	BHMC	FT	LGT	PF	SCM	Ours
High jump	17.2	78.9	15.3	42.7	94.8	14.2
Diving	14.2	32.8	13.5	32.5	39.1	10.4
Bicycle	12.5	16.4	52.4	12.2	56.9	9.2
Walk	8.1	11.0	11.4	7.4	3.3	5.4

表2 平均重叠率 %

	BHMC	FT	LGT	PF	SCM	Ours
High jump	0.43	0.07	0.42	0.20	0.06	0.46
Diving	0.44	0.34	0.45	0.26	0.29	0.49
Bicycle	0.36	0.30	0.36	0.43	0.35	0.44
Walk	0.52	0.46	0.42	0.40	0.67	0.61

从实验结果可以看出, 本文算法对不同的视频序列均表现出了良好的跟踪性能. 其中: Diving、High jump序列因表观剧烈变化具有较高的跟踪难度, 本文算法仍然显示了较高的跟踪准确性. 这主要得益于: 1) 通过局部分块表征方式精确地捕捉了目标内部几何结构信息和空间颜色信息; 2) 利用全局模型为局部分块的更新提供了有效的位置信息.

## 5 结 论

本文将对象目标建模为一个分块的表现模型,能够有效地表征不同形变下的目标.模型的更新灵活有效,当目标变化时,通过在线更新局部图像块,能够适应目标表现的较快变化.实验结果显示,算法能够有效处理跟踪中的飘移问题,对非刚体目标和表现发生剧烈变化的目标跟踪效果比较好,可适应跟踪过程的局部遮挡,实现较长时间的目标实时跟踪.本文方法对目标处于较长时间完全遮挡的跟踪准确性仍存在不足,下一步拟从特征的自适应选择等方面进行进一步的改善.

### 参考文献(References)

- [1] Pérez P, Hue C, Vermaak J, et al. Color-based probabilistic tracking[C]. Proc of the 7th European Conf on Computer Vision. Berlin: Springer-Heidelberg, 2002: 661-675.
- [2] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: A benchmark[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: IEEE, 2013: 2411-2418.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [4] Fieguth P, Terzopoulos D. Color-based tracking of heads and other mobile objects at video frame rates[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan: IEEE, 1997: 21-27.
- [5] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [6] Ross D A, Lim J, Lin R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. Int J of Computer Vision. 2008, 77(1/2/3): 125-141.
- [7] Han B, Davis L. On-line density-based appearance modeling for object tracking[C]. Proc of IEEE Int Conf on Computer Vision. Beijing: IEEE, 2005: 1492-1499.
- [8] 朱明清, 王智灵, 陈宗海. 基于人类视觉智能和粒子滤波的鲁棒目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(11): 1720-1724.  
(Zhu M Q, Wang Z L, Chen Z H. Human visual intelligence and particle filter based robust object tracking algorithm[J]. Control and Decision, 2012, 27(11): 1720-1724.)
- [9] 李维维, 张陈斌, 陈宗海, 等. 基于特征学习与特征记忆模板更新机制的粒子滤波跟踪[J]. 中国科学技术大学学报, 2014, 44(4): 292-302.  
(Li W W, Zhang C B, Chen Z H, et al. Particle filter tracking based on feature-learning and feature-memory template update mechanism[J]. J of University of Science and Technology of China, 2014, 44(4): 292-302.)
- [10] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2006: 798-805.
- [11] Kwon J, Lee K M. Tracking of a non-rigid object via patch-based dynamic appearance modeling and adaptive basin hopping monte carlo sampling[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Kyoto: IEEE, 2009: 1208-1215.
- [12] Cehovin L, Kristan M, Leonardis A. An adaptive coupled-layer visual model for robust visual tracking[C]. Proc of IEEE Int Conf on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 1363-1370.
- [13] 赵宇宙, 陈宗海. 显著子区域在线选择的目标鲁棒跟踪[J]. 控制与决策, 2014, 29(10): 1788-1792.  
(Zhao Y Z, Chen Z H. Robust object tracking by selecting local salient subregions[J]. Control and Decision, 2014, 29(10): 1788-1792.)
- [14] 朱明清, 陈宗海. 基于椭圆区域协方差描述子和卡尔曼粒子滤波的鲁棒视觉跟踪方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(5): 721-726.  
(Zhu M Q, Chen Z H. Robust visual tracking method based on elliptical region covariance descriptor and Kalman particle filter[J]. Control and Decision, 2011, 26(5): 721-726.)
- [15] Zhong W, Lu H, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]. Proc of CVPR. Providence: IEEE, 2012: 1838-1845.
- [16] Crandall D, Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Spatial priors for part-based recognition using statistical models[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Beijing: IEEE, 2005: 10-17.
- [17] Khan Z, Balch T, Dellaert F. MCMC-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(11): 1805-1819.
- [18] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]. Int Joint Conf on Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1981: 674-679.

(责任编辑: 郑晓蕾)