

显著子区域在线选择的目标鲁棒跟踪

赵宇宙, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

摘要: 针对复杂环境下的视觉目标鲁棒跟踪问题, 模拟人视觉选择注意显著区域的智能特性, 提出一种在线选择目标显著子区域的跟踪方法. 根据中心-周围差异和相对背景的差异提取具有区分性的子区域, 通过跟踪误差分析子区域时序一致性, 选择稳定的显著子区域, 利用子区域局部与目标整体的空间关系估计目标位置. 实验结果表明, 通过动态选择显著的目标子区域, 能够提高对部分遮挡和背景相似干扰影响的适应性.

关键词: 目标鲁棒跟踪; 局部模型; 显著区域; 粒子滤波

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Robust object tracking by selecting local salient subregions

ZHAO Yu-zhou, 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: A method of online selecting local salient subregions for object tracking in the complex environment is proposed by imitating human vision characteristic of selective attention on salient regions. Subregions are randomly sampled and selected according to center-surrounding discrimination and discrimination to background, and the temporal coherence of each subregion is evaluated by the tracking confidence. Then, stable subregions with low tracking errors are selected as the support cues to estimate object state by consistence of positions. Experimental result shows the ability to handle partial occlusion and background distractions by selecting salient subregions dynamically, which leads to more robust tracking.

Key words: robust object tracking; local model; salient region; particle filter

0 引言

鲁棒性为视觉目标跟踪研究的核心问题之一, 表示跟踪算法对复杂场景中不确定变化的适应性. 在众多目标跟踪研究^[1]中, 提高目标特征表达的有效性和自适应性是提升跟踪鲁棒性的重要方式. 通常, 对要跟踪的目标进行整体性特征表示和跟踪, 结合最大后验概率估计目标整体的位置. 文献[2]使用混合高斯模型表示目标的外观模板, 利用最大期望算法在线更新模型参数, 通过学习目标外观的稳定成分提高跟踪鲁棒性. 文献[3]使用偏最小二乘统计分析目标前景和背景图像, 学习目标外观模板的差异成分, 抑制与背景相似干扰影响, 提高模型的区分性. 文献[4]使用目标模板的特征子空间模型, 通过在线更新模型, 提高模型的自适应性. 文献[5]通过对目标外观模板稀疏表示进行跟踪, 引入平凡模板应对不确定性因素.

然而, 整体性模型对目标局部变化敏感, 难以适

应部分遮挡、姿态变化等情况, 使得跟踪出现漂移甚至丢失目标. 对此, 常结合局部特征模型进行跟踪, 通过目标局部化表征应对观测数据中的部分变化影响, 提高遮挡等多变条件下的模型适应性, 其中基于分块的跟踪广为研究. 将目标整体表征为一组空间结构化的局部子块的集合, 根据子块的匹配结果选择匹配度高的有效子块进行跟踪, 降低部分变化子块对整体的影响. 文献[6]将目标模板均匀划分为网格化的子块, 根据分块的空间分布, 对直方图相似度较高的分块进行加权投票, 适应部分遮挡. 文献[7]在目标模板图像内提取局部 Haar-like 特征, 使用压缩感知方法对特征降维, 构建目标判别模型. 文献[8-9]将目标模板划分为部分重叠的局部图像块, 使用稀疏编码表征局部图像块, 通过局部特征响应的对齐应对部分遮挡. 文献[10]将局部特征与整体模型结合, 协同进行概率跟踪. 文献[11]使用整体和局部双层模型进行跟踪, 从目

收稿日期: 2013-07-29; 修回日期: 2013-11-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075073, 61005091).

作者简介: 赵宇宙(1986—), 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、模式识别与智能工程研究.

标网格化子块中提取相似的子块估计运动参数, 应对多变因素影响。

此外, 一些研究通过综合前景与相邻背景之间的局部关联性信息辅助跟踪来提高跟踪鲁棒性。文献 [12] 使用自上而下视觉注意计算模型提取与背景差异较高的目标颜色区域进行跟踪。文献 [13] 对彩色图像进行分割, 利用背景中频繁出现的区域颜色信息, 辅助目标跟踪。文献 [14] 根据前景和背景图像中特征点关联线索进行跟踪。文献 [15] 使用姿态关联的特征联想模型适应目标姿态变化。文献 [16] 针对粒子滤波跟踪观测概率降低的情况, 使用视觉注意模型全局搜索目标, 以解决目标遮挡后的再跟踪问题。

现有基于分块局部模型的跟踪通常要求模型事先定义, 结构固定, 且很少利用局部区域的时间相关性信息。人视觉系统对场景中运动目标的感知具有选择注意性, 关注目标相对于背景突出的显著特征区域, 并由观测到的部分显著区域特征联想估计目标整体位置, 对局部变化具有适应性。本文旨在建立模拟人视觉智能特性的跟踪方法, 选择目标的显著区域进行跟踪。将具有短时一致性的目标时空显著子区域作为跟踪的重要线索, 估计目标位置。通过在线选择显著子区域, 适应局部变化, 提高部分遮挡等变化下的跟踪鲁棒性。

1 问题描述

对于基于显著子区域的目标跟踪问题, 设时刻 t 输入图像为 I_t , 目标的 M 个子区域为 $\mathbf{Y}_t = \{Y_t^1, Y_t^2, \dots, Y_t^M\}$, 子区域的中心位置为 $\{\mathbf{y}_t^{(i)}\}_{i=1}^M$ 。从中选择时空显著的可靠子区域进行跟踪, 设 $\mathbf{r}_t = \{r_t^{(1)}, r_t^{(2)}, \dots, r_t^{(M)}\}$ 为子区域的显著度, $0 \leq r_t^{(i)} < 1$, $\sum_i r_t^{(i)} = 1$, 值越大子区域越可靠, 过低则不用于跟踪。

由目标的可靠子区域估计目标状态 \mathbf{x}_t , 有

$$P(\mathbf{x}_t | I_t) \propto \sum_{i=1}^M P(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_t^{(i)}) P(\mathbf{y}_t^{(i)} | I_t) = \sum_{i=1}^M r_i^{(i)} P(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_t^{(i)}). \quad (1)$$

对于每个子区域, 根据子区域特征模型、运动模型 $P(\mathbf{y}_t | \mathbf{y}_{t-1})$ 和当前观测图像估计其中心位置

$$\hat{\mathbf{y}}_t^i = \arg \max_{\mathbf{y}_t^i} p(I_t, \mathbf{y}_t^i | \hat{\mathbf{y}}_{t-1}^i). \quad (2)$$

根据子区域的时序稳定性分析其可靠性, 计算观测值与子区域模型之间的一致性。一致性越高, 子区域线索越可靠, 即

$$r_t^i = C_r \exp(-\|T(\hat{\mathbf{y}}_t^i) - T_{\text{ref}}(\mathbf{y}^i)\|). \quad (3)$$

其中: $C_r = 1 / \sum_i r^i$ 为归一化常数, $T_{\text{ref}}(\cdot)$ 为子区域特征模型。

根据子区域与目标之间的中心位置关系, 假定子区域与目标的相对位置在短时间内固定, 则对目标当前位置的估计为

$$\mathbf{x}_t^* = \mathbf{x}_{t-1}^* + \Delta \mathbf{x} = \mathbf{x}_{t-1}^* + \sum_i r_t^{(i)} (\hat{\mathbf{y}}_t^{(i)} - \mathbf{y}_{\text{ref}}^{(i)}), \quad (4)$$

其中 $\mathbf{y}_{\text{ref}}^{(i)}$ 为子区域 i 相对目标中心的初始相对位置。

2 显著子区域选择的跟踪

跟踪的关键在于在线挖掘实时显著的目标子区域, 整体流程如图 2 所示。首先利用目标-背景判别模型检测目标图像中差异较大的子区域, 然后对子区域进行跟踪, 选择时序稳定的可靠子区域, 估计目标位置。若当前可靠子区域减少, 则在线选择目标的其他显著子区域。同时, 在跟踪过程中对目标和背景模型进行在线更新, 以实现长时间动态跟踪。

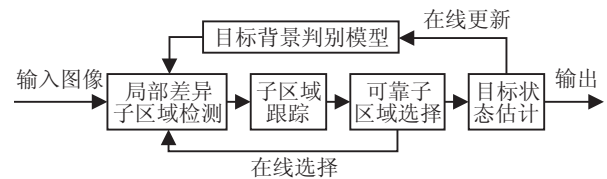


图 1 显著子区域选择的目标跟踪流程

2.1 子区域选择

目标的相对背景明显、未受变化影响仍可观测的子区域为理想的显著子区域。现有研究大多关注提取目标的结构性子区域, 如文献 [17] 对子块进行梯度下降搜索, 根据收敛结果选择结构稳定的子区域进行注意性跟踪。然而, 现有方法往往忽略一些显著的均匀性区域, 且选择的子块位于边界等强度变化较大的位置, 可能包含背景像素。本文使用简单灵活的方式, 利用图像块表示目标子区域, 随机采样目标的图像块, 根据图像块的局部差异性和相对背景的差异性选择与背景差别较大且受四周影响较小的稳定子区域, 更接近人视觉感知的效果。

与 Collins 等^[18]利用中心-周围差异进行特征选择的思路类似, 局部差异性定义为图像块与其周围图像之间的特征差别程度。差异性越高, 受周围图像影响越小, 图像块的时序匹配和跟踪越稳定。相对于使用图像分割提取目标均匀性子区域的方式, 局部差异性高的子区域分布于目标局部特征较为突出的位置。

对于子区域图像 Y_F 及其周围图像 Y_B , 使用 Kullback-Leibler 相对熵度量子区域局部差异性, 有

$$S_L = KL(h_{Y_F}, h_{Y_B}) = \sum_i h_{Y_F}(i) \log \frac{h_{Y_F}(i)}{h_{Y_B}(i)}, \quad (5)$$

其中 h_{Y_F}, h_{Y_B} 为区域块直方图和周围区域直方图。

相对背景差异性为子区域图像块与背景图像块之间的差异, 差异较高的图像块为目标的视觉显

著子区域. 通过随机采样提取目标和背景图像样本, 前景区域为目标椭圆区域 $\{(x, y) | (x - x^*)/(w/2)^2 + (y - y^*)/(h/2)^2 < 1\}$, 背景采样范围为目标外环形区域 $\{\mathbf{x} | l_2 < \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\| < l_3\}$. 由前景和背景样本, 使用 K 均值聚类构建目标-背景判别模型 $\{\bar{\mathbf{F}}, \bar{\mathbf{B}}\}$, 其中 $\bar{\mathbf{F}} = \{\mathbf{F}^{(i)}\}_{i=1}^K$ 和 $\bar{\mathbf{B}} = \{\mathbf{B}^{(i)}\}_{i=1}^K$ 分别为前景图像和背景图像样本的聚类中心.

对于子区域块 Y , 使用其模型灰度特征 T_Y 相对前景和背景的距离表示区域块的差异性, 距离越大则差异性越高, 有

$$S_B = \exp(-\lambda_B \text{dist}(T_Y, \bar{\mathbf{B}})) |_{\text{dist}(T_Y, \bar{\mathbf{B}}) > \text{dist}(T_Y, \bar{\mathbf{F}})}, \quad (6)$$

其中 $\text{dist}(T_Y, \bar{\mathbf{B}}) = \min_i \|T_Y - \mathbf{B}^i\|_2$ ($i = 1, 2, \dots, K$) 为子区域块与背景模型的距离.

综合局部差异性和相对背景差异性, 有

$$S = [w_L \ w_B][S_L \ S_B]^T, \quad (7)$$

其中 w_L 和 w_B 为设定权重参数. 根据差异值 S 的大小从子区域样本中选择最高的 M 个局部稳定子区域作为候选子区域, 以分析其时空一致性.

2.2 子区域时序显著性测量

子区域的显著性为连续帧上子区域模板的一致性. 对每个子区域构建跟踪器, 定位子区域并根据跟踪结果分析子区域时序显著性.

模板特征直观表示目标子区域外观分布, 对变化敏感, 为了更准确地分析子区域的时序一致性, 使用模板子空间模型^[4]表征子区域. 通过将模板图像投影到低维子空间, 适应光线变化和噪声的影响. 利用粒子滤波算法采集子区域候选样本, 结合最大后验准则进行估计.

1) 子区域特征子空间模型.

对于子区域 Y 的短时观测序列 $\{T_Y^{t-b+1}, \dots, T_Y^t\}$, b 为观测样本数, 子区域模型由均值 μ 和子空间基 U 表示为

$$[T_Y^{t-b+1} - \mu, \dots, T_Y^t - \mu] \stackrel{\text{SVD}}{=} U \Sigma V. \quad (8)$$

跟踪误差为模板重建误差

$$e_Y = \|(T_Y - \mu) - UU^T(T_Y - \mu)\|. \quad (9)$$

跟踪结果置信度表示为

$$c_Y \propto \exp(-\lambda e_Y). \quad (10)$$

2) 子区域跟踪.

对于子区域状态 $\mathbf{x} = \{x, y, w, h\}$, 粒子滤波跟踪的主要步骤如下.

Step 1: 根据子区域初始位置, 初始化粒子 $\{\mathbf{x}_i^{(0)}, 1/N\}_{i=1}^N$, 初始化子空间模型 $\mu^{(0)}$ 和 $U^{(0)}$.

Step 2: 根据运动模型和高斯噪声模型传播粒子, $\mathbf{x}_i^{(t)} = A\mathbf{x}_i^{(t-1)} + N(0, \sigma^2)$, 提取候选样本.

Step 3: 由式 (9) 计算候选样本模板重建误差 $e_i^{(t)}$, 由跟踪误差计算候选样本与目标模型的相似性 $c_i^{(t)}$, $c_i^{(t)} = e_i^{(t)} / \sum_i e_i^{(t)}$. 选择相似度最高的粒子作为跟踪结果, $\hat{\mathbf{y}}_t = \arg \max_i \mathbf{x}_i^{(t)} c_i^{(t)}$.

Step 4: 更新粒子权重 $\{x_i^{(t)}, c_i^{(t)}\}_{i=1}^N$, 由式 (8) 更新模型 $\{\mu^{(t)}, U^{(t)}\}$, 重采样粒子, 返回 Step 1.

3) 子区域时序显著性.

跟踪误差反映子区域的时序相似性, 由此度量子区域的时序显著性. 设 t 时刻, 第 i 个子区域的跟踪置信度为 c_i^t , 定义子区域的时序显著性 w_i^t 为 c_i^t .

2.3 目标状态估计

选择时序显著性较高的子区域为可靠子区域, 估计目标状态. 设 t 时刻, 第 i 个子区域的显著度为 w_i^t , 其可靠度定义为

$$r_t^i = \begin{cases} 1, & w_t^i \geq \theta_{\text{reliable}}; \\ 0, & w_t^i < \theta_{\text{reliable}}. \end{cases} \quad (11)$$

其中 θ_{reliable} 为可靠度阈值. 通过引入阈值抑制部分时序稳定性较低子区域的影响.

根据子区域与目标中心之间的位置关系约束, 将子区域显著度作为子区域的权重, 由上一时刻跟踪结果序贯估计目标当前位置, 有

$$\mathbf{x}_t^* = \sum_i r_t^i \bar{w}_t^i (\mathbf{y}_t^i - \mathbf{y}_{\text{ref}}^i) + \mathbf{x}_{t-1}^*, \quad (12)$$

其中 \bar{w}_t^i 为归一化后的显著度.

2.4 在线选择

在线选择旨在通过分析子区域时序和空间分布, 动态选择当前最显著的有效子区域, 适应动态变化.

1) 时序可靠性分析.

在跟踪过程中, 不确定变化可能影响部分当前可靠子区域, 使其不再显著, 而此时目标其他位置子区域的显著性升高, 同时, 新出现的目标局部稳定特征成为重要跟踪线索. 通过在线动态选择更显著的可靠子区域, 能够提高模型的可观测性和适应性.

在跟踪过程中, 维持一定数目的可靠子区域, 舍弃当前不再显著的子区域, 按照前述检测方法从图像中重新提取目标的其他差异性子区域添加到目标子区域模型, 以此方式在线动态选择可靠子区域.

2) 空间有效性分析.

根据子区域与目标中心的空间位置关系约束, 分析子区域的空间位置有效性, 过滤掉位置偏离较大的子区域, 以降低部分存在较高跟踪误差的子区域对整体的影响.

文献 [11,17] 对子块加权平均估计目标整体的运动, 通过约束子块的运动范围抑制较差子块的影响.

本文采用类似的思路, 设 t 时刻目标状态估计为 (x_t^c, y_t^c, w_t, h_t) , 分别为目标中心坐标和宽、高. 定义子区域有效范围为 $\{(x, y) \mid |x - x_t^c| \leq w/2, |y - y_t^c| \leq h/2\}$, 若子区域相对目标中心仍位于有效区域内, 则认为有效, 否则舍弃该子区域. 如图 2 所示, 子区域 Y_3 偏离有效区域范围, 舍弃.

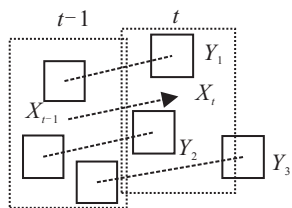


图 2 子区域空间有效性分析

整个跟踪过程的主要步骤如下.

Step 1: 跟踪初始化. 根据输入图像和目标初始位置 x_0^* , 提取目标初始候选子区域 $\{y_0^i\}$, 初始化子区域外观模板 $\{T_{ref}^i\}$, 构建子区域跟踪器.

Step 2: 时刻 t , 跟踪循环.

Step 2.1: 预测. 由第 2.2 节计算子区域时序显著性 $\{w_t^i\}$, 由式 (11) 选择满足设定阈值的可靠子区域, 保存其相对位置 $\{y_{ref}^i\}$, 根据式 (12) 由可靠子区域预测目标位置.

Step 2.2: 更新. 由第 2.4 节分析当前可靠子区域的有效性, 丢弃位于目标边界之外的子区域. 若可靠子区域数目低于设定参数, 则在线选择其他显著子区域. 返回 Step 2.1.

3 实验分析

为分析本文提出的基于显著区域选择的跟踪方法的有效性, 通过实验与基于网格化分块的跟踪算法 FragTrack^[6] 进行比较.

3.1 实验设置

实验环境如下: Matlab R2013a, Windows 7, i5-2450M 2.5 GHz CPU, 2.0 GB 内存. 测试数据 woman-sequence 图像序列, 为拍摄的一段行人行走视频, 要跟踪的目标为运动的行人, 存在目标姿态变化、部分遮挡、相似背景干扰和短时图像抖动等影响因素.

实验参数设置为: 目标可靠子区域数目为 5, 子区域块大小为 18×18 , 粒子数目为 100, 前景-背景模型聚类中心数为 10, 子区域块的大小和数目根据具体跟踪对象的图像尺寸进行选取.

3.2 结果分析

显著区域选择的跟踪结果如图 3 所示. 左上为跟踪初始化界面, 事先确定目标初始位置, 后续为跟踪结果图像. 其中: 白色框为估计的目标整体位置, 内部的小框分别为可靠子区域和实时选择的局部显著子

区域; 中间行为动态选择的目标可靠子区域; 尾行柱状图为子区域对应的归一化显著度高低.

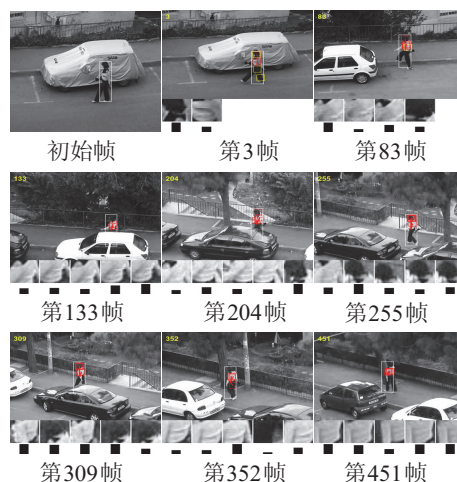


图 3 显著子区域选择的跟踪结果

开始阶段, 行人目标的黑色头部和腿部, 相对于背景明显, 跟踪算法从头部和腿部区域选择显著子区域块进行跟踪, 而行人的白色上衣区域与背景白色车辆亮度较为接近, 显著性较低. 同时, 由于腿部关节性区域运动较大, 时空稳定性低于头部区域, 选择的可靠子区域位于目标头部. 在 83 帧时, 目标头部与背景相似, 此时白色上衣区域相对背景更为突出, 跟踪算法在更加显著的白色区域内选择提取子区域进行跟踪. 133 帧左右, 目标被部分遮挡, 由于算法关注的子区域仍可观测, 跟踪受遮挡影响较小. 204 帧 ~ 255 帧, 背景中的小路与目标上衣亮度接近, 此时跟踪算法通过选择更加显著的黑色头部区域, 以降低背景的干扰影响. 309 帧后, 目标的白色上衣区域的显著性上升, 算法在线选择的显著子区域集中在目标白色区域. 总体跟踪过程中, 跟踪算法通过在线选择更显著的子区域来适应部分遮挡和背景相似干扰的影响, 从而提高了跟踪鲁棒性.

基于网格化分块模型的跟踪实验结果如图 4 所示, 图 4 使用与图 3 相同的目标初始位置. 开始阶段, 跟踪结果较好, 目标被正确跟踪. 107 帧时目标被部分遮挡, 跟踪出现漂移, 虽然能够跟踪上目标, 但跟踪结果部分偏离目标. 174 帧时, 跟踪偏差已累积较大.

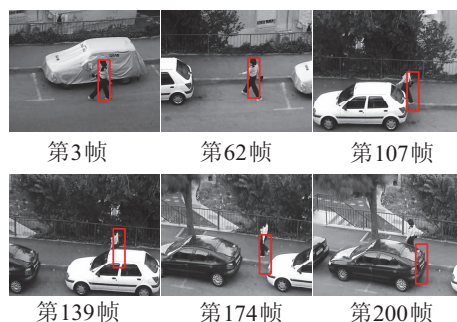


图 4 FragTrack 跟踪结果

198 帧以后,跟踪框与目标区域无交叠,跟踪失败. 200 帧后错误跟踪到背景,完全丢失目标.

显著区域选择的跟踪和 FragTrack 的跟踪误差如图 5 所示,两种方法跟踪结果比较如表 1 所示,使用中心位置的均方根 (RMS) 误差表示跟踪的准确性. 可以看出,相对于网格化分块的跟踪,显著区域选择的跟踪成功率更高,位置偏差更小,跟踪精确性更高.

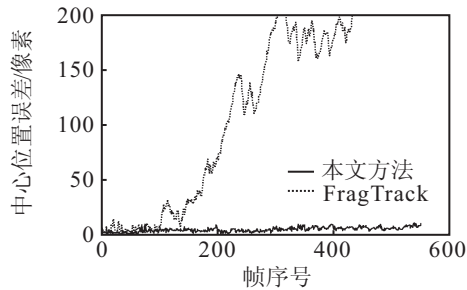


图 5 跟踪位置误差曲线

表 1 跟踪结果比较

	跟踪成功 帧数/总帧数	跟踪 成功率/%	RMS 误差/像素
本文方法	550/550	100	5.25
FragTrack	198/550	36	26.38 (前 198 帧) 5.65 (前 100 帧)

4 结 论

本文提出了一种模拟人视觉感知过程中选择注意显著区域智能特性的跟踪方法,并通过实验对比分析验证了所提出方法的有效性. 与传统基于分块的跟踪相比,通过在线选择具有差异性且时序稳定的子区域进行跟踪,能够持续关注目标显著的位置,降低部分遮挡、背景相似干扰等局部变化的影响,具有更高的鲁棒性.

参考文献(References)

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [2] Jepson A D, Fleet D J, El-Maraghi T F. Robust online appearance models for visual tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1296-1311.
- [3] Wang Q, Chen F, Xu W L, et al. Object tracking via partial least squares analysis[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2012, 21(10): 4454-4465.
- [4] 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.
- [5] Mei X, Ling H B. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2259-2272.
- [6] 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, 2006: 798-805.
- [7] Zhang K, Zhang L, Yang M H. Real-time compressive tracking[C]. Proc of 12th Eur Conf on Computer Vision. Florence, 2012: 864-877.
- [8] Liu B Y, Huang J Z, Yang L, et al. Robust tracking using local sparse appearance model and K -selection[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado: Springs, 2011: 1313-1320.
- [9] Jia X, Lu H C, Yang M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, 2012: 1822-1829.
- [10] Zhong W, Lu H C, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, 2012: 1838-1845.
- [11] Cehovin L, Kristan M, Leonardis A. Robust visual tracking using an adaptive coupled-layer visual model[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 941-953.
- [12] Frintrop S, Kessel M. Most salient region tracking[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Kobe, 2009: 758-763.
- [13] Yang M, Wu Y, Hua G. Context-aware visual tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(7): 1195-1209.
- [14] Grabner H, Matas J, Van Gool L, et al. Tracking the invisible: Learning where the object might be[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, 2010: 1285-1292.
- [15] Xu X X, Wang Z L, Chen Z H. Visual tracking model based on Feature-Imagination and its application[C]. Proc of Int Conf on Multimedia Information Networking and Security. Nanjing, 2010: 370-374.
- [16] 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.)
- [17] Yang M, Yuan J S, Wu Y. Spatial selection for attentional visual tracking[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, 2007: 1590-1597.
- [18] Collins R T, Liu Y X. On-line selection of discriminative tracking features[C]. Proc of IEEE Int Conf on Computer Vision. Nice, 2003: 346-352.

(责任编辑: 郑晓蕾)