

# 基于多特征和局部联合稀疏表示的目标跟踪

李敬轩, 宗群

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

**摘要** 针对目标跟踪容易受到遮挡、形变和光照变化影响的问题,在粒子滤波框架下提出一种基于多特征和局部联合稀疏表示的目标跟踪算法。利用 HSV 空间建立目标的颜色表观模型;利用增强的中心对称局部二值模式建立目标的纹理表观模型,并用局部联合稀疏编码表示。综合颜色和纹理特征计算候选区域与目标的相似性,并利用最大后验概率估计目标当前状态。每 2 帧判断一次目标表观模型是否需要更新,减少了因频繁更新目标造成的累积误差。利用 visual tracker benchmark 数据集与其他 4 种跟踪算法进行了对比实验,结果表明,本文算法的整体精确度和成功率分别为 83.5% 和 79.6%。本文算法在存在遮挡、形变和光照变化的情况下,能够准确稳定地跟踪目标。

**关键词** 机器视觉; 目标跟踪; 局部稀疏编码; LBP 纹理特征

**中图分类号** TP391.4      **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.101502

## Object Tracking Based on Multi-Feature and Local Joint Sparse Representation

Li Jingxuan, Zong Qun

*School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China*

**Abstract** Aimed at the problem of occlusion, deformation and illumination in the object tracking, an object tracking method based on multi-feature and local joint sparse representation is proposed within particle filter framework. The color model of the object is established by using HSV space. The texture apparent model of the object is established by using the enhanced center symmetric local binary patterns and represented by the local joint sparse coding. Integrating the color and texture features, the similarities of the object and candidate regions are computed. The object state is estimated by the maximum posterior probability. Whether the object model need to be updated is judged every two frames, which reduces the accumulative errors caused by frequent updates. The proposed method is compared with the other four methods by using visual tracker benchmark data set. Experimental results show that the overall accuracy and success rate of the proposed method is 83.5% and 79.6% respectively. In the case of occlusion, deformation and illumination, the proposed method can track the object accurately and steadily.

**Key words** machine vision; object tracking; local sparse coding; LBP texture feature

**OCIS codes** 150.0155; 150.1135; 150.1488

## 1 引言

目标跟踪是自动驾驶、智能监控、人机交互等领域的关键技术之一。虽然目前已经有很多优秀的目标跟踪算法,但是由于遮挡、形变和光照变化等因素的影响,目标跟踪仍然面临巨大的挑战。目标跟踪算法分为状态初始化、表观建模、运动估计及目标定位,其中表观建模和运动估计是关键部分。表观建模主要包括目

**收稿日期:** 2017-03-20; **收到修改稿日期:** 2017-05-11

**基金项目:** 国家自然科学基金(61573060,61673294)

**作者简介:** 李敬轩(1992—),男,硕士研究生,主要从事图像处理与自动驾驶方面的研究。

E-mail: lijingxuan92@126.com

**导师简介:** 宗群(1961—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事飞行器制导控制与仿真及多智能体的编队协调控制方面的研究。E-mail: zqtjuzdh@126.com

标视觉特征的描述,以及候选状态与目标之间的相似性度量,是决定跟踪算法是否稳健的关键。运动估计是通过一些方法来估计目标可能出现的位置,如线性回归<sup>[1]</sup>、均值漂移<sup>[2]</sup>、隐马尔科夫模型<sup>[3]</sup>、卡尔曼滤波<sup>[4]</sup>以及粒子滤波<sup>[5]</sup>等。

为了使跟踪算法有更好的稳健性和准确性,现有文献大多数重点研究目标表观模型的构建方法。文献[6]和文献[7]基于单一颜色特征构建目标表观模型,忽略了纹理等其他重要特征,在光照变化等情况下易出现跟踪漂移问题。文献[8]基于时空上下文模型并依据目标状态自适应更新目标模型,避免了跟踪漂移现象,但目标表观变化较大时,跟踪性能降低。文献[9]融合目标的颜色特征和局部二值模式(LBP)纹理特征,虽然在一定程度上减弱了光照变化对跟踪结果的影响,但是无法消除目标局部遮挡和严重形变时对跟踪结果的影响。文献[10]利用卷积神经网络提取分层卷积特征,能够有效克服局部遮挡的问题,但由于卷积特征维数较大,因此实时性很差;文献[11]提出一种局部稀疏表示的目标跟踪算法,在目标被部分遮挡和严重形变情况下具有良好的跟踪性能。文献[12]在粒子滤波框架下,利用基于LBP纹理特征的全局稀疏表示,对目标进行表观建模,但全局稀疏表示在抗遮挡性能上没有局部稀疏有效。文献[13]综合利用全局和局部模板,提高了跟踪算法抗遮挡的性能。文献[14]采用全局联合稀疏表示,在跟踪过程中同时对多个候选区域进行求解,降低了计算成本。然而上述基于稀疏表示的方法都是基于单一的表观特征对目标进行表观建模,忽略了多特征融合的重要性。

针对上述问题,本文在粒子滤波框架下,综合色度、饱和度、亮度(HSV)颜色特征与增强的中心对称局部二值模式(ECS-LBP)纹理特征进行表观建模,其中ECS-LBP纹理特征由局部联合稀疏编码表示。为了准确衡量候选区域与目标的相似度,综合考虑了颜色特征和纹理的相似度,并利用重构残差和稀疏系数计算了纹理特征的相似度。此外,本文还提出了一种新的目标表观模型在线更新策略,以适应目标表观的变化。

## 2 表观建模

### 2.1 HSV 空间的 颜色特征

HSV 颜色空间用色度  $H$ 、饱和度  $S$  和亮度  $V$  描述颜色,相对于 RGB 颜色空间,能有效减少光照影响,并且其对目标的姿态和尺寸变化不敏感,因此广泛应用于目标跟踪算法中。利用  $H$ 、 $S$  分量构建颜色表观模型,将  $H$  分量量化成  $L$  个等级,将  $S$  分量量化成  $L/2$  个等级。设目标区域有  $n$  个像素,像素坐标为  $\{x_i\}$ , 式中  $i = 0, 1, \dots, n-1$ ,  $x_0$  表示目标区域的中心坐标。目标模型在  $H$  分量上的特征值为  $\{u=0, 1, \dots, L-1\}$ , 在  $S$  分量上的特征值为  $\{u=0, 1, \dots, L/2-1\}$ , 则目标区域在某一分量上的颜色概率分布直方图定义为

$$p(u) = C \sum_{i=1}^n K \left( \left\| \frac{x_0 - x_i}{w} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i) - u], \quad \delta(x) = \begin{cases} 1, & b(x_i) = u \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (1)$$

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n K(\|x_0 - x_i/w\|^2)}, \quad (2)$$

$$K(r) = \begin{cases} 1 - \|r\|^2, & \|r\| \leq 1 \\ 0, & \|r\| > 1 \end{cases}, \quad (3)$$

式中  $w$  为跟踪窗口带宽;  $C$  为归一化系数,使得  $\sum_{u=1}^L p(u) = 1$ ;  $b(x_i)$  为  $x_i$  处像素的特征值;  $\delta(x)$  用来判断坐标为  $x_i$  的像素是否属于特征值  $u$ ;  $K(r)$  是 Epanechnikov 核函数<sup>[15]</sup>, 使靠近目标中心的像素有较高权重,减少外围环境对目标区域的影响。

### 2.2 ECS-LBP 纹理特征

LBP 是 Ojala 等<sup>[16]</sup>提出的一种纹理描述算子,具有光照不变性等特点,常被应用于提取图像的局部纹理信息。但 LBP 算子没有关注中心像素邻域的梯度变化,且对图像中的噪声敏感,因此不适用于目标跟踪。中心对称局部二值模式(CS-LBP)算子对上述不足进行了改进,但因采用 4 位二进制数对像素的灰度进行编码,导致纹理特征间的对比较弱。针对以上不足,提出一种 ECS-LBP 算子,将中心对称的像素对进行比较,不仅具有 LBP 算子和梯度计算方法的优点,而且通过 8 位二进制编码,提高了 CS-LBP 算子提取纹理特征

的能力,对应的十进制作为中心像素的灰度值。ECS-LBP 算子的计算公式为

$$E_{CS-LBP}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^3 2^{2 \times p+1} \cdot S(g_p - g_{p+4}), S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (4)$$

式中  $x_c$  和  $y_c$  为中心像素的纵横坐标。如图 1 所示,  $g_0=2, g_4=2$ , 满足  $g_0 \geq g_4$ , 则  $g_0$  处的编码值为 1, 对应二进制编码的最低位;  $g_1=1, g_5=9$ , 满足  $g_1 < g_5$ , 则  $g_1$  处的编码值为 0, 对应二进制编码的第二位;  $g_2$  和  $g_3$  同理。初步编码后, 得到二进制编码 00001101, 如图 1(c) 所示; 然后每一位编码乘以对应权重  $2^{2 \times p+1}$ , 相当于把初步得到的二进制编码顺时针扩展, 如图 1(d) 所示, 得到 ECS-LBP 二进制编码 10100010, 对应十进制为 162。

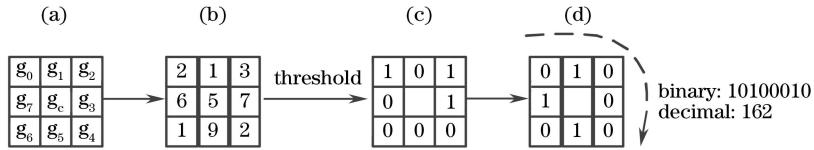


图 1 ECS-LBP 编码示意图

Fig. 1 Schematic of ECS-LBP coding

如图 2(a) 所示, 4 个图像依次为 David 序列中第 100, 200, 300, 400 帧的跟踪目标。显然, 受光照影响, 跟踪目标的表现受到了很大的影响。比较图 2(b)~(d) 可知, ECS-LBP 图像中的纹理特征更丰富明显, 更适合作为目标跟踪中的表现特征。

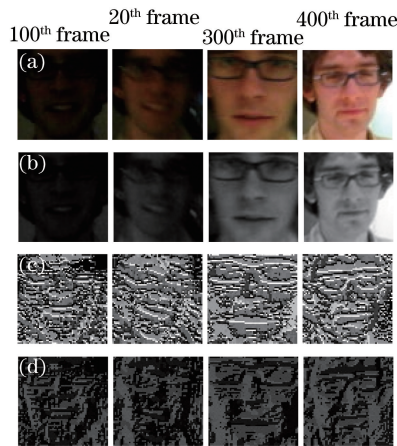


图 2 纹理特征对比。(a) 原始图像; (b) 灰度图; (c) LBP 图像; (d) ECS-LBP 图像

Fig. 2 Texture feature comparison. (a) Original images; (b) gray images; (c) LBP images; (d) ECS-LBP images

### 2.3 局部联合字典

将目标纹理表现模型用局部图像块的联合稀疏编码进行表示, 其中用于联合稀疏编码的字典构造方法如下:

1) 目标模板和背景模板选取。初始的目标模板由目标区域和从目标区域向各个方向平移  $n$  个像素得到的图像构成; 而背景模板在远离目标的区域选取。图 3(a) 中的红色矩形区域代表目标模板, 蓝色矩形区域代表背景模板, 分别选取  $M$  个目标模板和背景模板, 为了使示意图更加清晰, 图 3(a) 中只给出了部分模板。

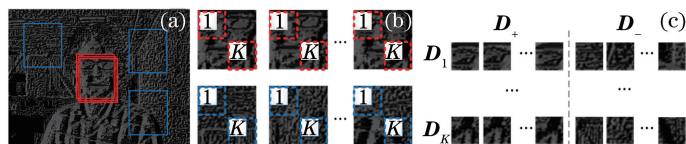


图 3 局部联合字典的构造。(a) 模板选取; (b) 模板分割; (c) 局部联合字典

Fig. 3 Construction of local joint dictionary. (a) Template selection; (b) template segmentation; (c) local union dictionary

2) 模板归一化及局部模板分割。对所有模板进行归一化处理,把每个模板划分成  $K$  个尺寸为  $m \times m$  的局部图像块。为了更好地保留整体模板的结构信息,相邻局部图像块间的重叠率为  $\rho$ ,最后按照从左到右从上到下的顺序对局部图像块进行标记,如图 3(b)所示。

3) 构造局部联合字典。把具有相同标号的局部图像块组成一个局部字典,即  $\mathbf{D}_k = [d_{k,1}, \dots, d_{k,i}, \dots, d_{k,2 \times M}] \in \mathbf{R}^{m^2 \times (2 \times M)}$ , 式中  $d_{k,i} \in \mathbf{R}^{m^2 \times 1}$  是第  $i$  个模板中第  $k$  个局部图像块经过列向量化构成的基向量,再把  $K$  个局部字典组成联合字典  $\mathbf{D} = \{\mathbf{D}_1, \dots, \mathbf{D}_k, \dots, \mathbf{D}_K\}$ , 如图 3(c)所示,  $\mathbf{D}_+$  是目标模板构成的字典,  $\mathbf{D}_-$  是背景模板构成的字典。

## 2.4 表观模型与相似性函数

联合 HSV 颜色特征和 ECS-LBP 纹理特征建立目标表观模型。为了更好地解决遮挡和形变问题,采用局部联合稀疏编码矩阵表示 ECS-LBP 纹理特征。

1) 颜色表观模型。根据 2.1 节的内容,分别计算目标区域在  $H$ 、 $S$  分量上的颜色概率分布直方图  $\mathbf{p}_H \in \mathbf{R}^{L \times 1}$  和  $\mathbf{p}_S \in \mathbf{R}^{(L/2) \times 1}$ , 然后令整体颜色概率分布直方图为  $\mathbf{p} = 1/2 [\mathbf{p}_H^T, \mathbf{p}_S^T]^T \in \mathbf{R}^{(3/2 \times L) \times 1}$ ,  $\mathbf{p}$  即为目标颜色表观模型。

2) 纹理表观模型。根据 2.2 和 2.3 节的内容,首先将目标区域进行 ECS-LBP 处理并归一化,然后分割成  $K$  个局部图像块,如图 4(a)所示。令  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k, \dots, \mathbf{x}_K] \in \mathbf{R}^{m^2 \times K}$ , 表示由  $K$  个局部图像块构成的目标区域矩阵。 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k, \dots, \mathbf{a}_K] \in \mathbf{R}^{(2 \times M) \times K}$ , 表示  $\mathbf{X}$  的局部联合稀疏编码矩阵,式中  $\mathbf{a}_k$  为局部图像模块  $\mathbf{x}_k$  在对应字典  $\mathbf{D}_k$  上的稀疏编码,  $\mathbf{A}$  通过下式求解

$$\mathbf{A} = \arg \min_{\mathbf{A}} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{x}_k - \mathbf{D}_k \mathbf{a}_k\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}\|_{2,1}, \quad (5)$$

式中  $\lambda$  为平衡系数;  $\|\mathbf{A}\|_{2,1}$  为  $\mathbf{A}$  的混合范数,对  $\mathbf{A}$  进行结构稀疏性约束,定义为  $\|\mathbf{A}\|_{2,1} = \sum_{i=1}^M \|\mathbf{A}_i\|_2$ ;  $\mathbf{A}_i$  为  $\mathbf{A}$  的第  $i$  行。结构稀疏约束包括稀疏约束和位置分布约束,其中稀疏约束保证每个局部图像模块都能被对应字典稀疏表示,位置分布约束保证稀疏编码中的非零元素分布在相同的行上。通过结构稀疏约束,稀疏编码矩阵能更准确地描述图像区域<sup>[17]</sup>。如图 4(c)所示,  $\mathbf{A}_+$  和  $\mathbf{A}_-$  分别对应  $\mathbf{D}_+$  和  $\mathbf{D}_-$  的稀疏编码矩阵,  $\mathbf{A}_+$  即为目标的纹理表观模型。

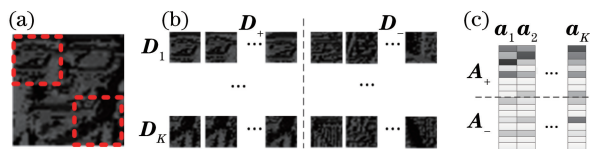


图 4 纹理表观模型构建过程。(a)局部图像模块;(b)局部联合字典;(c)联合稀疏编码

Fig. 4 Construction of texture apparent model. (a) Local image; (b) local union dictionary; (c) joint sparse coding

3) 相似性函数。定义  $\mathbf{q}_j$  为第  $j$  个候选区域的颜色表观模型,采用直方图相交法计算基于颜色特征的相似性函数为

$$f_{\text{col}}(\mathbf{p}, \mathbf{q}_j) = \frac{\sum_{i=1}^{3/2 \times L} \min(p_i, q_{j,i})}{\sum_{i=1}^{3/2 \times L} p_i}, \quad (6)$$

式中  $p_i$  为  $\mathbf{p}$  的第  $i$  个元素,  $q_{j,i}$  为  $\mathbf{q}_j$  的第  $i$  个元素。  $f_{\text{col}}$  越大,候选区域与目标的颜色特征越相似。定义  $\mathbf{C}_{j+} = [c_{j,1}, \dots, c_{j,k}, \dots, c_{j,K}] \in \mathbf{R}^{M \times K}$  为第  $j$  个候选区域的纹理表观模型,则  $\mathbf{A}_+$  与  $\mathbf{C}_{j+}$  的相似性函数为

$$f_{\text{tex}}(\mathbf{A}_+, \mathbf{C}_{j+}) = \frac{1}{K} \exp(-E_j) \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i=1}^M \min(c_{j,k,i}, a_{k,i})}{\sum_{i=1}^M a_{k,i}}, \quad (7)$$

式中  $E_j$  是第  $j$  个候选区域的整体重建残差,即  $E_j = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{y}_{j,k} - \mathbf{D}_{k+} \mathbf{c}_{j,k}\|_2^2$ 。  $\mathbf{y}_{j,k}$  为当前第  $j$  个候选区域的第  $k$  个局部图像块,  $\mathbf{D}_{k+}$  为第  $k$  个局部字典中目标模板对应的部分。利用重建残差和稀疏系数,综合衡量候选区域与目标纹理表观模型的相似性,提高了算法的准确性。基于上述颜色和纹理特征的相似性函数,提出整体相似性函数为



$$f = \mu_1 \times f_{\text{col}} + \mu_2 \times f_{\text{tex}}, \quad (8)$$

式中  $\mu_1$  和  $\mu_2$  是平衡系数,且  $\mu_1 + \mu_2 = 1$ 。 $f$  综合考虑了颜色和纹理特征,能够更加准确地衡量候选区域与目标的相似性,有利于对目标的准确跟踪。

## 2.5 目标表现模型的在线更新方法

在跟踪过程中,为了适应目标表现的变化,需要对目标的表现模型进行在线更新。提出一种主动的在线更新方法,该方法根据目标与跟踪结果的相似程度自动更新目标表现模型。基于视频中目标表现变化的连续性,在奇数帧时根据下式判断目标模型是否需要更新,如果满足更新的条件,则执行更新步骤,否则进入下一帧。判断公式为

$$\begin{cases} \mathbf{p} \text{ update,} & \varphi_1 \leq f_{\text{col}} \leq \varphi_2 \\ \mathbf{A}_+ \text{ update,} & \theta_1 \leq f_{\text{tex}} \leq \theta_2 \end{cases}, \quad (9)$$

式中  $\varphi_1$  和  $\theta_1$  为更新下限阈值,用于避免因引入不准确的目标模板而导致的跟踪漂移问题; $\varphi_2$  和  $\theta_2$  为更新上限阈值,用于减少不必要的更新。目标颜色表现模型需要更新时,直接用跟踪结果的颜色表现模型代替。目标纹理表现模型则根据如下过程进行更新:

- 1) 计算当前跟踪结果与  $M$  个目标模板间的纹理特征相似程度。
- 2) 采用当前跟踪结果替换步骤 1 中相似度最小的目标模板,在远离跟踪结果的区域选取  $M$  个背景模板。
- 3) 重新构造局部联合字典,并重新计算当前跟踪结果的局部联合稀疏编码矩阵,作为新的目标纹理表现模型。

## 3 算法实现步骤

本文算法基于粒子滤波框架,并根据最大后验概率估计目标状态。粒子滤波算法能够解决复杂环境中非线性、非高斯等问题,广泛应用于目标跟踪中<sup>[5]</sup>。粒子滤波算法包括预测和更新两个步骤。定义  $s_t = (c_t^x, c_t^y, \omega_t, h_t, r_t)$  为第  $t$  帧的目标状态,  $c_t^x$  和  $c_t^y$  为目标中心坐标,  $\omega_t$  和  $h_t$  分别为目标区域的宽和高,  $r_t$  为缩放比例,  $z_t$  为第  $t$  帧的观测值,则预测公式为

$$P(s_t | z_{1:t-1}) = \int P(s_t | s_{t-1}) P(s_{t-1} | z_{1:t-1}) ds_{t-1}, \quad (10)$$

更新公式为

$$P(s_t | z_{1:t}) \propto P(z_t | s_t) P(s_t | z_{1:t-1}), \quad (11)$$

式中  $P(s_t | s_{t-1}) = N(s_t; s_{t-1}, \Sigma)$  表示状态转移概率,  $N$  为高斯分布函数,  $\Sigma$  为对角协方差矩阵,其对角元素为目标状态参数的方差。根据  $P(s_t | s_{t-1})$  在第  $t$  帧进行目标状态采样,每个状态为一个候选区域。 $P(z_t | s_t)$  表示状态变量  $s_t$  的似然函数,  $P(z_t | s_t) \propto f$ ; 后验概率  $P(s_t | z_{1:t})$  表示跟踪目标的状态。当前目标状态  $s_t^*$  通过最大后验概率估计,公式为

$$s_t^* = \arg \max P(s_t | z_{1:t}). \quad (12)$$

本文目标跟踪算法的流程如图 5 所示,具体步骤如下:

- 1) 在初始帧手动选择目标区域,计算跟踪目标的颜色表现模型  $\mathbf{p}$ ; 根据 2.3 节中的内容,构造基于 ECS-LBP 纹理特征的局部联合字典,并计算跟踪目标的纹理表现模型  $\mathbf{A}_+$ 。
- 2) 根据粒子滤波算法初始化  $N$  个粒子,并且将权重全部设置为  $1/N$ 。
- 3) 在目标区域附近按照高斯分布播撒  $N$  个粒子,并计算出每个粒子的颜色表现模型  $\mathbf{q}_j$  和纹理表现模型  $\mathbf{C}_{j+}$ ,  $j = 1, 2, \dots, N$ 。
- 4) 计算每个粒子与跟踪目标的相似性,利用最大后验概率估计当前目标状态。
- 5) 根据相似性更新粒子权重,并进行重采样。
- 6) 若当前为奇数帧,判断目标模版是否需要更新,结束后进入步骤 3)。

## 4 实验分析

为了验证本文算法的性能,在 benchmark 数据集上对算法进行了实验,测试序列涵盖了遮挡、形变和光

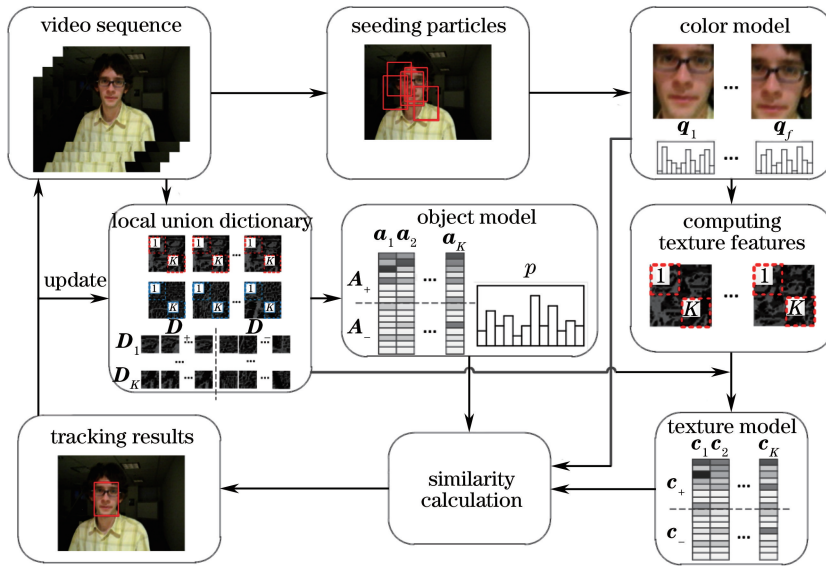


图5 本文算法流程图

Fig. 5 Flowchart of the proposed algorithm

照变化三个目标跟踪中的难题。此外,把本文算法与多个当前流行的目标跟踪算法进行对比,包括基于颜色特征的局部无序跟踪(LOT)<sup>[6]</sup>和方差比(VR-V)<sup>[7]</sup>、基于全局稀疏表示的多任务跟踪(MTT)<sup>[14]</sup>和基于局部稀疏表示的自适应的结构化局部稀疏表观模型(ASLA)<sup>[11]</sup>,从而评估本文算法的综合性能。测试环境为Win7 Intel(R) Core(TM) i5-2430 M, 2.40 GHz, 4 GB 内存, 仿真软件为 Matlab 2015a。实验参数设置如下:HSV 颜色空间分量的量化等级  $L=16$ ;在构造局部联合字典时,目标和背景模板数量  $M=10$ 。归一化时,若目标模板的宽高比大于2,则归一化的目标模板尺寸为  $48 \times 24$ ;若宽高比小于0.5,则归一化的目标模板尺寸为  $24 \times 48$ ;其他情况时,归一化的目标模板尺寸为  $32 \times 32$ 。局部图像块的尺寸  $m \times m = 8 \times 8$ ,相邻局部图像块的重叠率  $\rho=0.5$ 。平衡系数  $\mu_1=0.7$  和  $\mu_2=0.3$ 。在定性和定量分析时,粒子个数为200。

#### 4.1 定性分析

实验1:跟踪目标被遮挡时本文算法的跟踪效果。如图6(a)所示,在第500帧,目标右半部分被遮挡,此时本文算法、MTT和ASLA能够跟踪到目标;在第590帧,目标下半部分被遮挡,此时本文算法、MTT和VR-V能够跟踪到目标,但MTT的偏差相对较大;在第745帧,目标左半部分被遮挡,此时只有本文算法和VR-V能够跟踪到目标。如图6(b)所示,在第160帧,车辆被树木遮挡,此时本文算法、MTT和ASLA能够跟踪到目标;在第170和180帧,本文算法和ASLA仍然能够跟踪到目标,MTT已经无法跟踪到目标,虽然VR-V此时也跟踪到目标,但是矩形框过小。

实验2:跟踪目标严重形变时本文算法的跟踪效果。如图6(c)所示,在第445,679和700帧,目标区域发生严重形变,虽然5种算法均能够跟踪到目标,但只有本文算法和ASLA能准确地跟踪到目标,其他3种算法均有不同程度的漂移。如图6(d)所示,在第90帧,目标处于侧脸状态,虽然此时5种算法能够跟踪到目标,但是在第117和122帧,只有本文算法能够准确地跟踪到目标,而ASLA和LOT发生漂移,VR-V和MTT的矩形框过大。

实验3:场景中存在光照变化时本文算法的跟踪效果。如图6(e)所示,在第135帧,场景的光照发生严重变化,此时本文算法、MTT和ASLA能够跟踪到目标,但MTT的矩形框过大;在第320帧,虽然VR-V重新跟踪到目标,但是其矩形框过大,此时也只有本文算法和ASLA能够准确跟踪到目标。如图6(f)所示,此序列不仅存在光照变化,而且存在跟踪目标被遮挡和形变,在第91帧和150帧,只有本文算法和ASLA能够准确跟踪到目标,并且本文算法的矩形框更优于ASLA。

上述实验的结果表明,本文算法在目标被部分遮挡、形变和光照变化情况下,能够长时间准确地跟踪目标,并且与其他算法相比,有较好的稳定性。

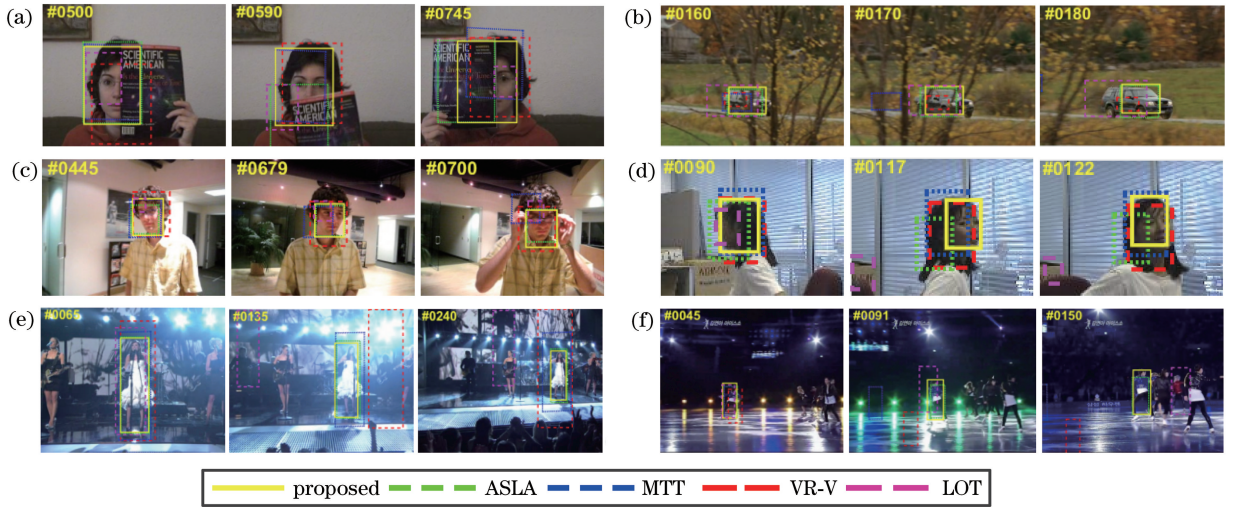


图 6 不同算法的定性测试结果。(a) FaceOcc 1; (b) CarScale; (c) David; (d) Girl; (e) Singer 1; (f) Skating 1

Fig. 6 Qualitative test results of different algorithms. (a) FaceOcc 1; (b) CarScale;

(c) David; (d) Girl; (e) Singer 1; (f) Skating 1

## 4.2 定量分析

使用精确度图和成功率图对跟踪算法进行定量分析。中心位置误差为跟踪结果中心坐标与真实值的欧氏距离,在跟踪过程中丢失目标时,跟踪位置是随机的,此时用中心位置误差的平均值无法正确评估跟踪算法的性能<sup>[19]</sup>。精确度图能够显示出跟踪结果的中心位置误差在给定阈值之内的帧数占总帧数的百分比,从而能够正确评估跟踪算法的性能。本文算法的精确度如图 7(a)所示,在阈值大于 10 pixel 时,本文算法明显优于其他算法。当误差阈值设为 20 pixel 时,本文算法的跟踪精确度达到 83.5%。

定义重叠率  $S = \gamma_t \cap \gamma_a / \gamma_t \cup \gamma_a$ ,式中  $\gamma_t$  和  $\gamma_a$  分别代表跟踪区域和真实目标区域。当重叠率  $S$  大于给定的阈值时,说明跟踪算法在此帧跟踪成功。使用某一特定阈值下的成功率来评估跟踪算法的性能不具有代表性,而成功率图给出了阈值从 0 到 1 变化时成功帧占总帧数的比例,能够全面评估算法的性能。本文算法的成功率如图 7(b)所示。在重叠率大于 20% 时,本文算法要优于其他算法,当重叠率设置为 0.5 时,成功率为 79.6%。

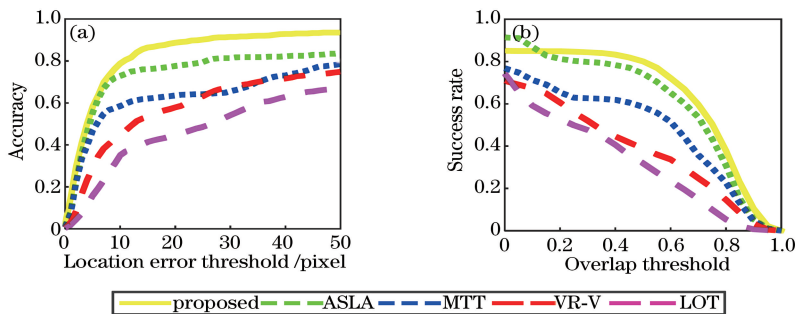


图 7 不同算法的定量分析曲线图。(a)精确度;(b)成功率

Fig. 7 Quantitative analysis curve of different algorithms. (a) Accuracy; (b) success rate

## 4.3 算法复杂度分析

结合上述 6 个测试序列,对本文算法进行复杂度分析,并与 ASLA、MTT、LOT 和 VR-V 算法进行比较。由表 1 可知,本文算法的平均处理速度为 14.9 frame/s。由于其融合颜色和纹理特征,且耗时主要在求解纹理特征的稀疏表达上,因此本文算法复杂度高于基于单一颜色特征的 VR-V 算法;但在计算纹理特征的稀疏表达时,本文算法采用文献[18]提出的多任务模型进行优化加速求解,因此处理速度优于同样基于稀疏表达的 ASLA 和 MTT 算法;LOT 算法虽然基于单一颜色特征,但是采用了复杂的概率模型,因此复杂度

较高。表 2 所示为粒子数量对本文算法跟踪性能的影响,其中精确度是在误差阈值设为 20 pixel 时对应的值,成功率是重叠率设置为 0.5 时对应的值。在粒子数增大时,虽然精确度和成功率均有所提高,但是平均处理速度会随之下降,实时性变差。

表 1 算法复杂度对比

Table 1 Comparison of algorithm complexity

Sequence	Algorithm	Average speed /(frame/s)
Including FaceOcc 1, CarScale, David, Girl, Singer 1 and Skating 1	Proposed	14.9
	ASLA	10.5
	MTT	4.3
	VR-V	34.5
	LOT	2.7

表 2 粒子数量对跟踪算法性能的影响

Table 2 Effect of particle quantity on tracking algorithm performance

Sequence	Size of image	Number of particles	Average speed /(frame/s)	Accuracy /%	Success rate /%
David	320×240	100	23.9	81.7	79.3
		200	18.4	85.1	81.0
		300	11.5	87.8	83.4

## 5 结 论

利用 HSV 颜色特征和 ECS-LBP 纹理特征对跟踪目标进行表观建模,减少了光照变化对跟踪结果的影响;同时,利用局部联合稀疏编码对纹理特征进行表示,减少了部分遮挡和形变对跟踪结果的影响;相似性函数综合考虑了候选区域与目标在颜色特征和纹理特征上的相似性,并且采用重建残差和稀疏系数计算纹理特征的相似性,能更准确地估计当前帧中目标的状态;此外,分别更新目标的颜色和纹理表观模型,有效地捕捉目标的表现变化,提高了算法的稳健性。最后,通过与其他跟踪算法的对比实验,验证了本文算法在存在遮挡、形变和光照变化情况下能够准确稳定地跟踪目标,并且整体性能优于其他算法。

## 参 考 文 献

- [1] Seber G A F, Lee A J. Linear regression analysis[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2012.
- [2] Hwang J P, Baek J, Choi B, *et al.* A novel part-based approach to mean-shift algorithm for visual tracking [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2015, 13(2): 443-453.
- [3] Vojir T, Matas J, Neskova J. Online adaptive hidden Markov model for multi-tracker fusion[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2016, 153: 109-119.
- [4] Nasser H A, Ghassan M H. Kalman filter tracking[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 89(9): 15-18.
- [5] Qiu Chunchun, Li Qingwu, Wang Tian, *et al.* An improved IVT algorithm for object tracking [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(1): 011002.  
仇春春, 李庆武, 王恬, 等. 一种改进的 IVT 目标跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(1): 011002.
- [6] Oron S, Bar-Hillel A, Levi D, *et al.* Locally orderless tracking[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1940-1947.
- [7] Collins R T, Liu Y X. Online selection of discriminative tracking features [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2003: 346-352.
- [8] Liu Wei, Zhao Wenjie, Li Cheng. Long-term visual tracking based on spatio-temporal context[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(1): 0115001.  
刘威, 赵文杰, 李成. 时空上下文学习长时目标跟踪[J]. 光学学报, 2016, 36(1): 0115001.
- [9] Gao Xiubin, Ding Panpan, Jiang Changshuai, *et al.* A particle filter object tracking algorithm based on multi-feature fusion[J]. Journal of Yangzhou University (Natural Science Edition), 2013, 16(1): 57-60.



- 高秀斌, 丁盼盼, 蒋长帅. 等. 一种基于多特征融合的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2013, 16(1): 57-60.
- [10] Mao Ning, Yang Dedong, Yang Fucui, *et al.* Adaptive object tracking based on hierarchical convolution feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(12): 121502.  
毛宁, 杨德东, 杨福才, 等. 基于分层卷积特征的自适应目标跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(12): 121502.
- [11] Jia X, Lu H C, Yang M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1822-1829.
- [12] Yang Dawei, Cong Yang, Tang Yandong. Object tracking method based on particle filter and sparse representation[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(7): 680-687.  
杨大为, 丛杨, 唐延东. 基于粒子滤波与稀疏表达的目标跟踪方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(7): 680-687.
- [13] Zhong W, Lu H C, Yang M H. Robust object tracking via sparse collaborative appearance model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(5): 2356-2368.
- [14] Zhang T Z, Ghanem B, Liu S, *et al.* Robust visual tracking via multi-task sparse learning[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 2042-2049.
- [15] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000: 2142.
- [16] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [17] Huang Dandan, Sun Yi. Tracking via multitask discriminative local joint sparse appearance model[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(3): 402-415.  
黄丹丹, 孙怡. 基于判别性局部联合稀疏模型的多任务跟踪[J]. 自动化学报, 2016, 42(3): 402-415.
- [18] Yuan X T, Liu X B, Yan S C. Visual classification with multitask joint sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(10): 4349-4360.
- [19] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.